


การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP  
ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่


สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์

ดุษฎีนิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต  
สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา  
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา  
กรกฎาคม 2561  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

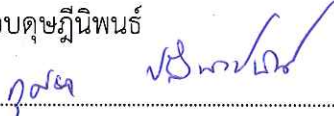
คณะกรรมการควบคุมคุณิพนธ์และคณะกรรมการสอบคุณิพนธ์ ได้พิจารณา  
คุณิพนธ์ของ สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์ ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา  
ตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา ของมหาวิทยาลัย  
บูรพาได้

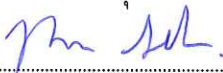
คณะกรรมการควบคุมคุณิพนธ์

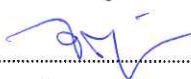
  
.....อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูนพงศ์ สุขสว่าง)


  
.....อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพ่ายัพ)

คณะกรรมการสอบคุณิพนธ์

  
.....ประธาน  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.กศยา ปลั่งพงษ์พันธ์)


  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูนพงศ์ สุขสว่าง)

  
.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพ่ายัพ)

  
.....กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.เสรี ชัดเข้ม)

  
.....กรรมการ  
(Dr.Poliny UNG)

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญาอนุมัติให้รับคุณิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง  
ของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา  
ของมหาวิทยาลัยบูรพา

  
.....คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัย  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุชาติา กรเพชรปานี) และวิทยาการปัญญา  
วันที่.....๗.....เดือน.....กุมภาพันธ์.....พ.ศ. 2561

## ประกาศคุณูปการ

ดุขุณีนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยวามกรุณาจากคณะกรรมการควบคุมดุขุณีนิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพ่าย อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ตลอดจนคณะกรรมการสอบดุขุณีนิพนธ์ทุกท่าน ที่กรุณาให้ คำปรึกษาแนะนำแนวทางที่ถูกต้อง ช่วยแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยวามละเอียดถี่ถ้วน และ เอาใจใส่ด้วยดีเสมอมา จนดุขุณีนิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์ ผู้วิจัยจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง ไว้ ณ โอกาสนี้

ผู้วิจัยขอขอบคุณ มหาวิทยาลัยราชภัฏรำปางที่สนับสนุนทุนการศึกษา ตลอดระยะเวลา การศึกษาในการศึกษาระดับปริญญาเอก ขอขอบคุณสำนักนโยบายและแผนกระทรวงพลังงาน การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และส่วนงานสถิติธนาการแห่งประเทศไทย ที่ให้ความอนุเคราะห์ ข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยและข้อมูลที่สำคัญและเป็นประโยชน์ต่อการวิจัยนี้

ผู้วิจัยขอขอบคุณ คุณสุเมธ อินคำเชื้อ วิศวกรโยธาชำนาญการ สำนักบริหารบำรุงทาง กรมทางหลวง ที่ได้กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำการเขียนโปรแกรม ด้วยวามห่วงใยใส่ใจเสมอมา ขอขอบคุณสาขาวิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏรำปาง ที่เอื้อเพื่อ สถานที่และอุปกรณ์ในการประมวลผลโปรแกรม รวมทั้งอาจารย์รุ่นพี่ รุ่นน้อง และเพื่อน ๆ ทุกคน ซึ่งผู้วิจัยไม่อาจกล่าวมาได้ครบในที่นี้ ที่คอยให้กำลังใจและให้ความช่วยเหลือกันด้วยดีเสมอมา

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณ คุณพ่อสมคิด คุณแม่เพียงใจ ที่เป็นกำลังใจสำคัญ ที่ทำให้ ดุขุณีนิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยดี และขอขอบคุณสมาชิกในครอบครัวทุกคน ที่คอยให้กำลังใจ ห่วงใย รวมทั้งยังให้การสนับสนุนแก่ผู้วิจัยด้วยดีตลอดมา ประโยชน์อันเกิดจากดุขุณีนิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัย ขอมอบเป็นเครื่องบูชาพระคุณพ่อ แม่ ครูบาอาจารย์ ตลอดจนผู้มีพระคุณทุกท่านที่ได้อบรมเลี้ยงดู ส่งเสริม ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ และปรารถนาดีต่อผู้วิจัยเสมอมา

สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์

57810201: สาขาวิชา: การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา;

ปร.ด. (การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา)

คำสำคัญ: การพยากรณ์/ กระบวนการแบบเกาส์เซียน/ ฟังก์ชันเคอร์เนล/ ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

สุนทรีย์ สุภจันทร์: การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบ

ผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ (FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION IN THAILAND USING THE SARIMA - GP HYBRID MODEL WITH NEW KERNEL FUNCTION)

คณะกรรมการควบคุมคุณภาพ: พูลพงศ์ สุขสว่าง, ค.ด., จตุภัทร เมฆพ่ายัพ, ปร.ด., 408 หน้า. ปี พ.ศ. 2561.

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) เพื่อพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ 2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ด้วยการจำลองข้อมูลโดยเทคนิคมอนติคาร์โล 3) เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ผลการวิจัยปรากฏดังนี้

1. เทคนิคออกแบบฟังก์ชันเคอร์เนลขึ้นมาใหม่สำหรับการพยากรณ์ภายใต้กระบวนการแบบเกาส์เซียน นำเสนอในรูปแบบผลบวก (Sum) และ ผลคูณ (Product) จากเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง (Squared exponential kernel) เคอร์เนลคาบ (Periodic kernel) เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ (Rational quadratic kernel) และเคอร์เนลเชิงเส้น (Linear kernel) ได้เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่คือ  $k_{SE*RQ*LIN} + k_{PER*LIN} + k_{LIN}$  และตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ ของการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าคือ

$$f(x_j) \sim m(x_j) = \mathbf{k}(X, x_j)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma^2 I_N)^{-1} \mathbf{y}$$

2. ประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงแบบไวท์บูลล์ 3 แบบ และลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลา 15 รูปแบบ รวมทั้งหมด 45 เงื่อนไข ดีกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ทุกเงื่อนไข

3. ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น มีค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2568 มีค่าประมาณ 269,328 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2559 เฉลี่ย ปีละ 9,290 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง หรือเพิ่มขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 4.23 ต่อปี โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ  $5.5083E-09$  และ  $5.6903E-05$  และค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE เท่ากับ  $4.7072E-09$  ซึ่งมีค่าน้อยกว่าร้อยละ 6

57810201: MAJOR: RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCE;  
Ph.D. (RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCES)

KEYWORDS: FORECASTING/ GAUSSIAN PROCESSES/KERNEL FUNCTION/ ELECTRICITY  
CONSUMPTION

SUKONTHIP SUPHACHAN: FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION IN  
THAILAND USING THE SARIMA-GP HYBRID MODEL WITH NEW KERNEL FUNCTION.

ADVISORY COMMITTEE: POONPONG SUKSAWANG, Ph.D., JATUPAT MEKPARYUP, Ph.D.,  
408 P. 2018.

The purposes of this research were to; 1) develop a mathematical model using SARIMA-GP with new kernel functions, 2) compare the performance of models developed with the SARIMA-ANN model by simulating data with Monte Carlo technique, and 3) estimate the monthly electricity consumption in Thailand using data from the Electricity Generating Authority of Thailand from the developed model. The results are as follows.

1. New Kernel Function design techniques for forecasting under Gaussian processes are presented in sum and product formats from Squared, Exponential Kernel, Periodic Kernel, Quadratic Rational Kernel, and Linear Kernel. The result is a new kernel function  $k_{SE*RQ*LIN} + k_{PER*LIN} + k_{LIN}$  to forecast electricity consumption in Thailand by using the SARIMA-GP Model with new kernel function, which is

$$f(x_j) \sim m(x_j) = \mathbf{k}(X, x_j)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma^2 I_N)^{-1} \mathbf{y}$$

2. The efficiency of the developed model are better than SARIMA-ANN model for all situations. The model was made with data under 45 conditions followed 15 patterns of time series data and distribution of qualitative characteristics under 3 measures for Weibull distribution.

3. The forecast results of monthly electricity consumption in Thailand, when using data from the Electricity Generating Authority of Thailand. The forecast value of electricity consumption by the end of 2025 is approximately 269,328 gigawatt-hours rising from the year 2016 averagely 9,290 gigawatt-hours per year or 4.23 percent per year. The forecast results have the Mean absolute deviation MAD and Mean Square Error MSE equal 5.5083E-09 and 5.6903E-05 and the Mean absolute percentage error MAPE is 4.7072E-09, which is less than 6%.

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ซ
สารบัญภาพ .....	ท
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา .....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย .....	6
กรอบแนวคิดของการวิจัย .....	6
สมมุติฐานของการวิจัย .....	9
ขอบเขตของการวิจัย .....	9
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย .....	14
นิยามศัพท์เฉพาะ .....	14
2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	17
ตอนที่ 1 กระบวนการเกาส์เซียน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	17
ตอนที่ 2 ตัวแบบ SARMA และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	33
ตอนที่ 3 ตัวแบบผสม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	63
ตอนที่ 4 การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล .....	71
ตอนที่ 5 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	73
3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	98
ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่.....	98
ระยะที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN จากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล .....	105
ระยะที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น .....	106
4 ผลการวิจัย.....	110
ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่.....	111
ตอนที่ 2 การจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN โดยเทคนิคมอนติ คาร์โล.....	179
ตอนที่ 3 ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น .....	264

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5 สรุป และอภิปรายผล .....	279
สรุปผลการวิจัย .....	279
อภิปรายผล .....	281
ข้อเสนอแนะ .....	283
บรรณานุกรม.....	285
ภาคผนวก.....	298
ภาคผนวก ก ฟังก์ชันเคอร์เนล 3,639 ฟังก์ชัน.....	299
ภาคผนวก ข ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล.....	343
ภาคผนวก ค ตัวแบบSARIMAที่เหมาะสมภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข.....	389
ภาคผนวก ง ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย..	405
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	408

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจำแนกตามสาขาตั้งแต่เดือนมกราคม-สิงหาคม พ.ศ. 2560.....	2
1-2 การตัดสินความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE.....	14
2-1 ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนล .....	20
2-2 การพิจารณาค่า ACF และค่า PACF .....	51
3-1 ขนาดของเคอร์เนลเมทริกซ์ในช่วงการเรียนรู้ .....	107
3-2 ขนาดของเคอร์เนลเมทริกซ์ในช่วงการตรวจสอบ .....	108
3-3 ขนาดของเคอร์เนลเมทริกซ์ในช่วงการพยากรณ์ .....	108
4-1 จำนวนฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่.....	118
4-2 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขของการแจกแจงไวบูล แบบต่าง ๆ และลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา .....	121
4-3 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบแนวโน้มอย่างเดียว.....	126
4-4 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบวัฏจักรอย่างเดียว.....	129
4-5 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว .....	132
4-6 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว .....	135
4-7 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร .....	138
4-8 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล .....	141
4-9 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ .....	144



## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-10 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล .....	147
4-11 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ .....	150
4-12 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ .....	153
4-13 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล .....	156
4-14 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ.....	159
4-15 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ.....	162
4-16 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ.....	165
4-17 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้ การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ..	168
4-18 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมดของข้อมูลข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดี่ยว และข้อมูลสมมาตร.....	173
4-19 คาบประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1) <sub>12</sub> และ SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1) <sub>12</sub> .....	173
4-20 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1) <sub>12</sub> และ SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1) <sub>12</sub> .....	173
4-21 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> ด้วยสถิติ ทดสอบ Q .....	174
4-22 สรุปตัวแบบที่เหมาะสมภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข .....	175

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-23 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูล สมมาตร.....	180
4-24 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา .	180
4-25 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย .	181
4-26 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร	181
4-27 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา ...	182
4-28 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย ...	182
4-29 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร	183
4-30 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา ...	183
4-31 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย ...	184
4-32 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูล สมมาตร.....	184
4-33 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูล เบ้ขวา.....	185
4-34 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูล เบ้ซ้าย.....	185
4-35 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูล สมมาตร.....	186
4-36 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูล เบ้ขวา.....	186
4-37 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูล เบ้ซ้าย.....	187
4-38 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูล สมมาตร.....	187
4-39 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูล เบ้ขวา.....	188
4-40 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูล เบ้ซ้าย.....	188
4-41 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และ ข้อมูลสมมาตร .....	189
4-42 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และ ข้อมูลเบ้ขวา.....	189

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-43 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	190
4-44 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร.....	190
4-45 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา..	191
4-46 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย .	191
4-47 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	192
4-48 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	192
4-49 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	193
4-50 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	193
4-51 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	194
4-52 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	194
4-53 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร.....	195
4-54 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา.....	195
4-55 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	196
4-56 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	196
4-57 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	197
4-58 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	197
4-59 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	198

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-60 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	198
4-61 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	199
4-62 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร .....	199
4-63 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	200
4-64 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	200
4-65 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร .....	201
4-66 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	201
4-67 คำพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย .....	202
4-68 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว .....	204
4-69 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว .....	208
4-70 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว .....	212
4-71 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว .....	216
4-72 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร .....	220
4-73 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล .....	224
4-74 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANNภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ .....	228
4-75 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล .....	232

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
4-76 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปกติ.....	236
4-77 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ.....	240
4-78 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล.....	244
4-79 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปกติ .....	248
4-80 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปกติ .....	252
4-81 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ .....	256
4-82 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ.....	260
4-83 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด .....	269
4-84 คาบประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA .....	269
4-85 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ .....	270
4-86 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> ด้วยสถิติ ทดสอบ Q .....	272
4-87 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> .....	274
4-88 ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง กันยายน พ.ศ. 2560 เปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น.....	275
4-89 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าโดยตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ .....	277
4-90 ค่าคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น .....	278

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยและความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดในประเทศ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2533-2557 .....	1
1-2 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2545-2557 .....	2
1-3 กรอบแนวคิดการวิจัยการพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่..	8
2-1 ตัวแบบเชิงรูปภาพของกระบวนการเกาส์เซียน .....	19
2-2 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง .....	26
2-3 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสองระยะยาว .....	26
2-4 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลคาบกำลังสอง .....	27
2-5 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลตรรกยะกำลังสอง .....	28
2-6 รูปแบบแนวโน้มเชิงเส้น.....	34
2-7 รูปแบบแนวโน้มไม่เชิงเส้น.....	35
2-8 รูปแบบการแปรผันตามวัฏจักร.....	35
2-9 รูปแบบการแปรผันตามฤดูกาล .....	36
2-10 รูปแบบความผันผวนจากเหตุการณ์ที่ไม่ปกติ.....	36
2-11 ขั้นตอนการทดสอบรากของหน่วยตามการทดสอบ DF และการทดสอบ ADF.....	57
2-12 กรอบแนวคิดพื้นฐานของวิธี Hybrid forecasting .....	65
2-13 ช่วงเวลาการทำ การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาว .....	86
2-14 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 .....	89
2-15 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในภาคครัวเรือน .....	90
2-16 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคธุรกิจ .....	90
2-17 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรม.....	91
2-18 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคอื่น ๆ .....	91
4-1 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และ ข้อมูลสมมาตร .....	128
4-2 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และ ข้อมูลเบ้ขวา.....	128
4-3 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และ ข้อมูลเบ้ซ้าย.....	129
4-4 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และ ข้อมูลสมมาตร .....	131
4-5 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และ ข้อมูลเบ้ขวา.....	131







## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-38 ค่าความค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	164
4-39 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	165
4-40 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	167
4-41 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	167
4-42 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	168
4-43 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร.....	170
4-44 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	170
4-45 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	171
4-46 กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	172
4-47 กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตรเมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1.....	172
4-48 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> ด้วยกราฟ ACF และ PACF.....	174
4-49 แบบจำลองรูปภาพของความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปริมาณการใช้ไฟฟ้า.....	178
4-50 ตัวแบบผสม SARIMA-ANN ที่จำลองจาก Matlab.....	203
4-51 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	205
4-52 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	205
4-53 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	206
4-54 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	206
4-55 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	207

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
4-56	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	207
4-57	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร .....	209
4-58	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	209
4-59	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	210
4-60	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา .....	210
4-61	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	211
4-62	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	211
4-63	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร .....	213
4-64	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	213
4-65	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	214
4-66	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา .....	214
4-67	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	215
4-68	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	215
4-69	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร.....	217
4-70	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร .....	217
4-71	ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	218

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่	หน้า
4-72 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปกติ อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา.....	218
4-73 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	219
4-74 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปกติ อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย .....	219
4-75 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร.....	221
4-76 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร.....	221
4-77 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา .....	222
4-78 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา .....	222
4-79 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	223
4-80 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	223
4-81 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร.....	225
4-82 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร.....	225
4-83 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา .....	226
4-84 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา .....	226
4-85 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	227
4-86 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	227
4-87 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและ ความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร.....	229







## สารบัญญภาพ (ต่อ)

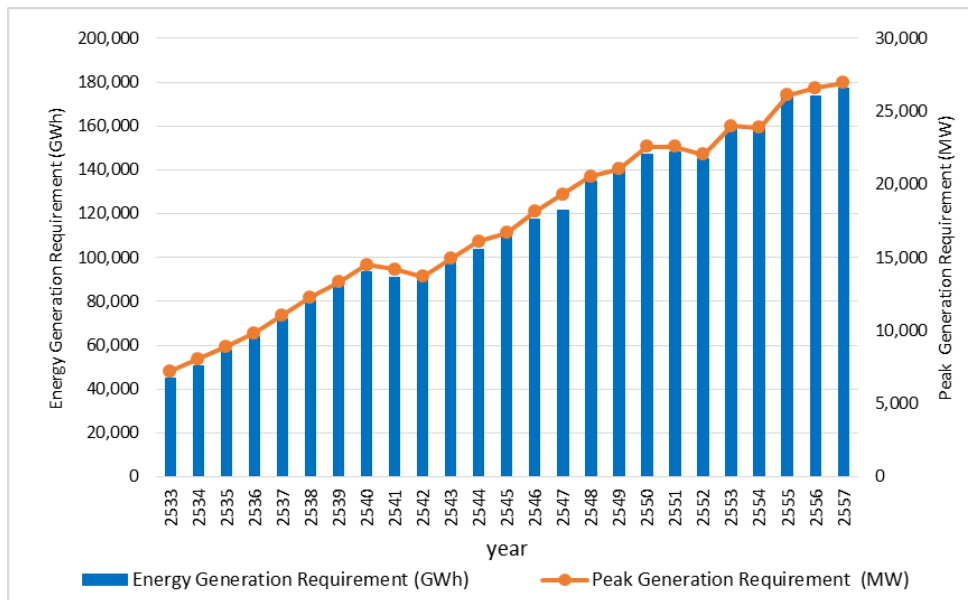
ภาพที่	หน้า
4-136 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร.....	261
4-137 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา .....	262
4-138 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา.....	262
4-139 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	263
4-140 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย.....	263
4-141 ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย .....	264
4-142 ลักษณะการแจกแจงข้อมูลของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย .....	265
4-143 ลักษณะข้อมูลของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยเป็นการแจกแจงแบบ ไวบูลแบบเบ้ซ้าย .....	265
4-144 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย .....	266
4-145 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย.....	267
4-146 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย เมื่อแปลง ข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 และลอกการิทึมธรรมชาติ .....	268
4-147 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย เมื่อแปลง ข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 และลอกการิทึมธรรมชาติ .....	268
4-148 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> ด้วยกราฟ ACF .....	271
4-149 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> ด้วยกราฟ PACF.....	271
4-150 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMA.....	272
4-151 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub> .....	273
4-152 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับกับค่าจริงตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 ด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น .....	275
4-153 ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วย ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น.....	277

# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ไฟฟ้าเป็นแหล่งพลังงานที่สำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจและพัฒนาประเทศ เป็นดัชนีชี้วัดทางเศรษฐกิจที่สำคัญอย่างหนึ่ง เพราะปริมาณการใช้ไฟฟ้าเป็นตัวสะท้อนให้เห็นการพัฒนาเศรษฐกิจของประเทศ เนื่องจากประเทศไทยเป็นประเทศที่กำลังพัฒนา จึงต้องการใช้พลังงาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งพลังงานไฟฟ้าที่เติบโตค่อนข้างมาก สืบเนื่องมาจากการเติบโตในภาคอุตสาหกรรม ภาคธุรกิจ และภาคครัวเรือนอยู่อาศัย การขยายความเป็นเมืองสู่ต่างจังหวัด ระดับรายได้ครัวเรือนที่เพิ่มขึ้น รวมทั้งการปรับโครงสร้างการผลิตที่เน้นภาคบริการมากขึ้น และการที่ประชากรขยายตัวเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง รวมทั้งการพัฒนาด้านวิทยาการและเทคโนโลยี ตลอดจนถึงการขยายตัวของเศรษฐกิจ และอุตสาหกรรม ทำให้ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าเพิ่มสูงขึ้นตามมา แสดงดังภาพที่ 1-1 (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2558, หน้า 156)

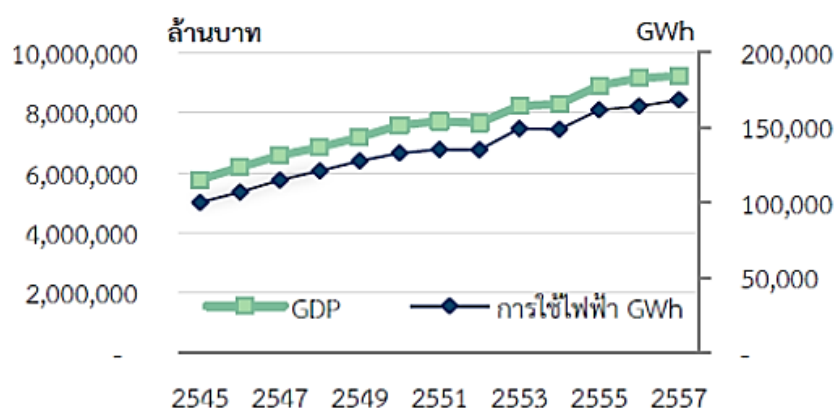


ภาพที่ 1-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยและความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดในประเทศ ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2533-2557

ในปี พ.ศ. 2557 ประเทศไทยมีปริมาณการใช้ไฟฟ้า 168,620 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง ซึ่งนับเป็นอันดับที่ 24 ของโลก ในระยะเวลา 10 ปีที่ผ่านมา ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นต่อเนื่องเฉลี่ยขยายตัวร้อยละ 4-5 ต่อปี โดยเติบโตควบคู่ไปกับเศรษฐกิจไทย (ภัทรภรณ์ หิรัญวงศ์ และสิงห์พันธุ์ สิงห์เสนี, 2558, หน้า 1) เพราะพลังงานไฟฟ้ามีส่วนสำคัญในการขับเคลื่อนและดำเนินกิจกรรมทางเศรษฐกิจในภาคต่าง ๆ รวมถึงมีบทบาทสำคัญต่อการดำรงชีวิตของประชาชนด้วย การเติบโตทาง



เศรษฐกิจอย่างรวดเร็วส่งผลให้มีความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เพิ่มขึ้นอย่างเห็นได้อย่างชัดเจน แสดงให้เห็นว่าปริมาณการใช้ไฟฟ้ามีความสัมพันธ์อย่างใกล้ชิดกับอัตราการเติบโตของผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) หรือเพิ่มขึ้นตามการเติบโตของเศรษฐกิจ ดังภาพที่ 1-2 (ภัทรภรณ์ หิรัญวงศ์ และสิงห์พันธุ์ สิงห์เสนี, 2558, หน้า 1)



ภาพที่ 1-2 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ตั้งแต่ปีพ.ศ. 2545-2557

ในช่วง 8 เดือนแรกของปี พ.ศ. 2560 ประเทศไทยมีปริมาณการใช้ไฟฟ้ารวมทั้งสิ้น 124,070 กิโลวัตต์ต่อชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากช่วงเดียวกันของปีก่อนร้อยละ 1.12 โดยปริมาณการใช้ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นในเกือบทุกสาขา ยกเว้นภาคครัวเรือนที่มีปริมาณการใช้ไฟฟ้าลดลงเมื่อเทียบกับช่วงเดียวกันของปีก่อนร้อยละ 0.05 ภาคเกษตรกรรมมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นสูงสุด โดยเพิ่มขึ้นจากช่วงเดียวกันของปีก่อนถึงร้อยละ 27.38 ส่วนภาคอุตสาหกรรมซึ่งมีสัดส่วนการใช้ไฟฟ้าสูงสุด โดยมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นร้อยละ 1.42 เมื่อเทียบกับช่วงเดียวกันของปี (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2560, หน้า 13) แสดงดังตารางที่ 1-1

ตารางที่ 1-1 ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจำแนกตามสาขาตั้งแต่เดือนมกราคม-สิงหาคม พ.ศ. 2560

สาขา	2557	2558	2559	2560 (ม.ค.-ส.ค.)	หน่วย: กิโลวัตต์ต่อชั่วโมง	
					ร้อยละจาก ช่วงเดียวกัน ของปีก่อน	สัดส่วน %
ครัวเรือน	38,993	41,286	43,932	29,978	-0.05	24.16
ธุรกิจ	40,026	42,466	44,639	30,397	1.05	24.50
อุตสาหกรรม	82,624	83,984	86,878	50,533	1.42	47.18
ส่วนราชการและองค์กรที่ไม่แสวงกำไร	152	179	201	135	1.42	0.11
เกษตรกรรม	414	387	267	251	27.38	0.20
การใช้ไฟฟ้าที่ไม่คิดมูลค่า	2,582	2,743	2,963	2,070	6.86	1.67
อื่น ๆ	3,893	3,789	3,967	2,705	2.52	2.18
รวมทั้งสิ้น	168,685	174,833	182,847	124,070	1.12	100.0

ไฟฟ้าเป็นรากฐานที่สำคัญต่อการพัฒนาอย่างต่อเนื่องทางเศรษฐกิจของประเทศไทย ดังนั้นความมั่นคงเรื่องไฟฟ้าจึงเป็นเรื่องหลักที่ต้องคำนึงถึง เพราะการขาดแคลนไฟฟ้าในบางช่วงเวลา ไฟดับ หรือไฟตกถือเป็นค่าใช้จ่ายมหาศาลต่อเศรษฐกิจและส่งผลต่อการตัดสินใจในการลงทุนของ ภาคเอกชน เนื่องจากไฟฟ้ามีลักษณะพิเศษเฉพาะที่สำคัญคือ ไฟฟ้าที่ผลิตได้ไม่สามารถจัดเก็บใน คลังสินค้าเหมือนกับสินค้า ต้องส่งไปยังผู้ใช้ไฟฟ้าทันทีโดยผ่านระบบสายส่ง (Transmission system) และระบบจำหน่าย (Distribution system) ความต้องการใช้ไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาก็ไม่เท่ากันจึง ต้องจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการใช้ไฟฟ้าตลอดเวลา สำหรับการเพิ่มกำลังการผลิตไฟฟ้ายัง ไม่สามารถทำได้ในช่วงระยะเวลาอันสั้นเนื่องจากการก่อสร้างระบบผลิตไฟฟ้า สายส่งไฟฟ้า สาย จำหน่ายไฟฟ้า และโรงไฟฟ้าต้องใช้เวลา 5-7 ปี ดังนั้นในการลงทุนต้องมีการคาดการณ์ความต้องการ ใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า นอกจากนี้ระบบไฟฟ้าของประเทศไทยมีการเชื่อมโยงกับประเทศเพื่อนบ้านค่อนข้าง น้อยหากไฟฟ้าในประเทศเกิดการขาดแคลนก็ไม่สามารถนำเข้าไฟฟ้าจากต่างประเทศได้อย่างเพียงพอ ความต้องการไฟฟ้าของประเทศในอนาคตเพิ่มขึ้นตามการเติบโตของประชากรและเศรษฐกิจจึงมี ความจำเป็นอย่างยิ่งที่ต้องวางแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาวซึ่งต้อง จัดหาพลังงานไฟฟ้าให้เพียงพอสำหรับรองรับการพัฒนาประเทศรวมถึงผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม อย่างไรก็ตามความไม่แน่นอนของสถานการณ์ทั้งที่สามารถและไม่สามารถคาดการณ์ได้ล้วนเป็นปัจจัย ที่ทำให้ความต้องการไฟฟ้าในอนาคตเปลี่ยนแปลงไป เช่น ความขัดแย้งทางการเมืองที่ส่งผลกระทบต่อ การขยายตัวของเศรษฐกิจประเทศ สภาพอากาศที่เปลี่ยนแปลงส่งผลกับปริมาณการใช้ไฟฟ้า เป็นต้น

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเพื่อประเมินว่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าในอนาคตจะเพิ่มขึ้น หรือลดลงมีปริมาณเท่าใดจึงมีความสำคัญต่อการวางแผนการดำเนินการผลิตไฟฟ้าให้ตรงกับ ความต้องการการใช้ไฟฟ้าและการเติบโตทางเศรษฐกิจภายในประเทศเพื่อทำให้เกิดความมั่นคงด้าน พลังงานไฟฟ้า (Hamzaçebi, 2016) การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าที่ต่ำกว่าความเป็นจริงจะส่งผล ให้มีไฟฟ้าไม่เพียงพอกับความต้องการทำให้เกิดปัญหาไฟตกและไฟดับซึ่งส่งผลกระทบต่อระบบ เศรษฐกิจของประเทศทั้งด้านธุรกิจและด้านบริการ แต่หากพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าสูงกว่าความเป็นจริงจะทำให้มีการวางแผนผลิตกระแสไฟฟ้าเพิ่มขึ้น มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้าและระบบจำหน่าย มากเกินความจำเป็นทั้งหมดนี้จะส่งผลให้ประชาชนต้องแบกรับภาระค่าใช้จ่ายราคากระแสไฟฟ้ามาก ขึ้น ดังนั้นการทราบความต้องการใช้ไฟฟ้าที่แท้จริงจะทำให้สามารถกำหนดขนาดและจำนวนโรงไฟฟ้า แต่ละประเภทที่จะสร้างขึ้นให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตได้ การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าให้ถูกต้องแม่นยำขึ้นอยู่กับหลายปัจจัย เช่น ความผันผวนของ เศรษฐกิจโลกและราคาพลังงาน ประเด็นด้านการเมือง รวมทั้งปัญหาโลกร้อนและผลกระทบด้าน สิ่งแวดล้อม เป็นต้น ปัจจัยเหล่านี้ล้วนมีอิทธิพลต่อปริมาณการใช้ไฟฟ้าและการจัดหาพลังงานไฟฟ้า ของประเทศ การคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงปัจจัยที่กล่าวมาข้างต้นนั้นทำได้ยากจึงอาจทำให้การ พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าคลาดเคลื่อนไปจากความเป็นจริงได้ทำให้การวางแผนพลังงานแบบเดิม ที่อ้างอิงกับการเติบโตทางเศรษฐกิจมีความคลาดเคลื่อนสูงขึ้น จากการศึกษาวิจัยเกี่ยวกับการ พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าสามารถสรุปได้วิธีการพยากรณ์ได้ 3 วิธี ได้แก่ 1) วิธีดั้งเดิม 2) วิธี ปัญญาประดิษฐ์ และ 3) วิธีผสม (Torres, Valiquette, & Mukhedkar, 1990; Mandal, Senjyu, Urasaki, & Funabashi, 2006; Pappas et al., 2010; Chikobvu & Sigauke, 2012; Kang &

Zhao, 2012; Nie, Liu, Liu, & Wang, 2012; Blum & Riedmiller, 2013a; Ko & Lee, 2013; Kouhi & Keynia, 2013; Zhou, Tang, & Ren, 2013; Bahrami, Hooshmand, & Parastegari, 2014; Nedellec, Cugliari, & Goude, 2014; Selakov, Cvijetinović, Milović, Mellon, & Bekut, 2014; Tamizharasi, Kathiresan, & Sreenivasan, 2014; Yetis & Jamshidi, 2014; Chen, Yang, Liu, Li, & Li, 2015; Ghayekhloo, Menhaj, & Ghofrani, 2015; Ismail, Zahran, & Abd El-Metaal, 2015; Chen, Hong, Shen, & Huang, 2016)

วิธีดั้งเดิมจะใช้ตัวแบบ AR (Autoregressive model) ตัวแบบ ARMA (Autoregressive moving average model) ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive integrated moving average model) ตัวแบบ SARIMA (Seasonal autoregressive integrated moving average model) ตัวแบบกึ่งพารามิเตอร์ (Semi-parametric model) ตัวแบบเกรย์ (Gray model) และตัวแบบ Similar-day และขั้นตอนวิธีกรองคาลมาน (Kalman filtering algorithm) เนื่องจากข้อจำกัดทางทฤษฎีเป็นสาเหตุทำให้ค่าพยากรณ์จากวิธีดั้งเดิมมีความคลาดเคลื่อนสูง เช่น ตัวแบบ ARIMA จะให้ค่าพยากรณ์ได้แม่นยำหากข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นอนุกรมเวลาแบบคงที่ (Stationary time series) ตัวแบบ SARIMA จะให้ค่าพยากรณ์ได้แม่นยำหากข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นเชิงเส้นและเป็นการพยากรณ์ระยะสั้น ตัวแบบเกรย์จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำลดลงเมื่อข้อมูลมีการเคลื่อนไหวสูง ขั้นตอนวิธีกรองคาลมานจะให้ค่าพยากรณ์ที่มีคลาดคลาดเคลื่อนสูงหากค่าสังเกตมีค่านอกเกณฑ์ (Outliers)

วิธีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence method) เป็นวิธีพยากรณ์ที่เลียนแบบจากการเรียนรู้และการคิดของมนุษย์ เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) ระบบคลุมเครือ (Fuzzy systems) ระบบฐานความรู้ (Knowledge-Based System: KBS) การวิเคราะห์เวฟเล็ต (Wavelet analysis) ขั้นตอนวิธี SVM (Support vector machine algorithm) เป็นต้น สำหรับข้อจำกัดของวิธีปัญญาประดิษฐ์คือ จำนวนข้อมูลและตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ต้องมีปริมาณมากเนื่องจากต้องแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดแรกเป็นชุดการเรียนรู้ (Training data set) และชุดที่สองเป็นชุดตรวจสอบความสมเหตุสมผล (Validation data set) หากข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์มีจำนวนน้อยจะทำให้ค่าพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนสูง ในปัจจุบันการพัฒนาวิธีปัญญาประดิษฐ์แบบใหม่คือ กระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian Processes: GP) ซึ่งเป็นกระบวนการสโตแคสติก (Stochastic process) หรือกระบวนการสุ่ม (Random process) ที่ตัวแปรสุ่มมีการแจกแจงปรกติหลายตัวแปร หรืออาจนิยามกระบวนการเกาส์เซียนในรูปแบบของฟังก์ชันเวลาที่มีค่าเฉลี่ย ความแปรปรวนร่วมหรือเรียกว่า ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel function) (Wilson & Adams, 2013; Wu, Law, & Xu, 2012; Salcedo, Casanova, Munoz, & Camps, 2014; Sun, Wang, & Xu, 2014; Hachino, Okubo, Takata, Fukushima, & Igarashi, 2015; Lei, Guo, Cai, Hu, & Zhao, 2015; Barkan, Weill, & Averbuch, 2016; Ghoshal & Roberts, 2016; Kowal, Matteson, & Ruppert, 2016; Senanayake, Callaghan, & Ramos, 2016; Ludkovski, Risk, & Zail, 2016) กระบวนการเกาส์เซียนถูกนำมาใช้ในงานต่าง ๆ มากมาย เช่น เหมืองข้อมูล (Data mining) การจัดประเภทข้อมูล การพยากรณ์ข้อมูลถดถอย และการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Rasmussen & Nickisch, 2010; Lourenço & Santos, 2012; Earls & Hooker, 2014; Ploysuwan, 2014) ในปัจจุบันกระบวนการ

เกาส์เซียนเป็นที่ยอมรับว่าเป็นกระบวนการที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาประเภทการถดถอย (Regression) การจำแนก (Classification) และการตัดสินใจ (Decision) ถึงแม้ว่ามีข้อมูลการเรียนรู้ในการวิเคราะห์จะมีปริมาณน้อย (Williams & Rasmussen, 2006) กระบวนการเกาส์เซียนจึงเหมาะสำหรับงานวิจัยด้านการพยากรณ์ (Claveria, Monte & Torra, 2016) งานวิจัยที่นำกระบวนการเกาส์เซียนมาพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ามีเป็นจำนวนมาก เช่น ทศนัย พลอยสุวรรณ และวิภาวัลย์ นาคทรัพย์ (2559), Lourenço and Santos (2012), Blum and Riedmiller (2013b), Ploysuwan, Atsawathawichok, and Teekaput (2014) เป็นต้น

วิธีผสมพัฒนาขึ้นมาในปี ค.ศ. 2003 โดย Zhang (Khashei & Bijari, 2011; Babu & Reddy, 2014; Barak & Sadegh, 2016) ซึ่งจะได้ตัวแบบผสม (Hybrid model) ที่นำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา โดยกระบวนการจะนำตัวแบบพยากรณ์ในส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function) ในเทอมของพารามิเตอร์ร่วมกับตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้น (Nonlinear function) ในเทอมของพารามิเตอร์เพื่อทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องและแม่นยำมากยิ่งขึ้น สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าที่นำตัวแบบผสมมาใช้ในงานวิจัยมีเป็นจำนวนมากซึ่งผลการวิจัยพบว่า วิธีผสมให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าวิธีการพยากรณ์เพียงวิธีเดียว เนื่องจากวิธีผสมมีการปรับค่าพารามิเตอร์ซึ่งทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูลทำให้ได้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำมากยิ่งขึ้น เช่น การนำตัวแบบ SARIMA ผสมกับตัวแบบ ANN ซึ่งสามารถแก้ปัญหาได้ทั้งข้อมูลเชิงเส้นและข้อมูลไม่เชิงเส้นแต่ยังต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการวิเคราะห์ รวมถึงการกำหนดค่าต่าง ๆ มีความยากและซับซ้อนและต้องใช้ตัวแปรนำเข้าหลายตัว เป็นต้น (Wang, Li, Wan, & Chen, 2011; Wang & Meng, 2012; Kavousi-Fard & Kavousi-Fard, 2013; Babu & Reddy, 2014; Demir & Ozsoy, 2014; Fard & Akbari-Zadeh, 2014; Jeong, Koo, & Hong, 2014; Kavousi-Fard, Samet, & Marzbani, 2014; Babu & Reddy, 2015; Abreu, Paredes, Araújo, Lotufo, & Lopes, 2015; Barak & Sadegh, 2016; Chen, Hong, Shen, & Huang, 2016; Dong, Ma, Ma, & Wang, 2016; Peng, Fan, Huang, & Hong, 2016; Shafaei, Adamowski, Fakheri-Fard, Dinpashoh, & Adamowski, 2016; Toksari, 2016; Li, Yang, Li, & Su, 2017)

จากการศึกษางานวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าสรุปได้ว่า จากวิธีดั้งเดิมตัวแบบที่นิยมใช้พยากรณ์คือ ตัวแบบ SARIMA จากวิธีปัญญาประดิษฐ์ตัวแบบที่นิยมใช้ในการพยากรณ์คือ ตัวแบบ ANN และจากวิธีผสมตัวแบบที่นิยมใช้พยากรณ์คือ ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดที่จะพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้วิธีผสมโดยสร้างตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA กับกระบวนการเกาส์เซียน เนื่องจากกระบวนการเกาส์เซียนใช้ข้อมูลสำหรับชุดเรียนรู้น้อยและใช้ตัวแปรนำเข้าน้อยซึ่งสามารถแก้ปัญหาของตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN นอกจากนี้ผู้วิจัยจะออกแบบฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ภายในกระบวนการเกาส์เซียนเพื่อให้สามารถแก้ปัญหาได้หลากหลาย ทั้งนี้เพื่อให้ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้นซึ่งผลการวิจัยจะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการวางแผนและกำหนดยุทธศาสตร์ในการผลิตไฟฟ้าและการจัดหาแหล่งพลังงาน รวมถึงการวางแผนทางด้านงบประมาณในการเตรียมการลงทุนในโครงการต่าง ๆ สำหรับการจัดหา

เชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้าและเพิ่มกำลังการผลิตไฟฟ้าในอนาคต และที่สำคัญที่สุดคือ การวางแผนและกำหนดนโยบายในการใช้พลังงานทางเลือกหรือพลังงานทดแทนของประเทศเพื่อลดผลกระทบจากวิกฤติพลังงานซึ่งอาจจะเกิดขึ้นในอนาคตและยังเป็นส่วนช่วยผู้ตัดสินใจในการพัฒนา กลยุทธ์ให้มีความเหมาะสมเพื่อลดความเสี่ยงและเพิ่มผลประโยชน์ทางเศรษฐกิจ

### วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชัน เคอร์เนลใหม่
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ด้วยการจำลองข้อมูลโดยเทคนิคมอนติคาร์โล
3. เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

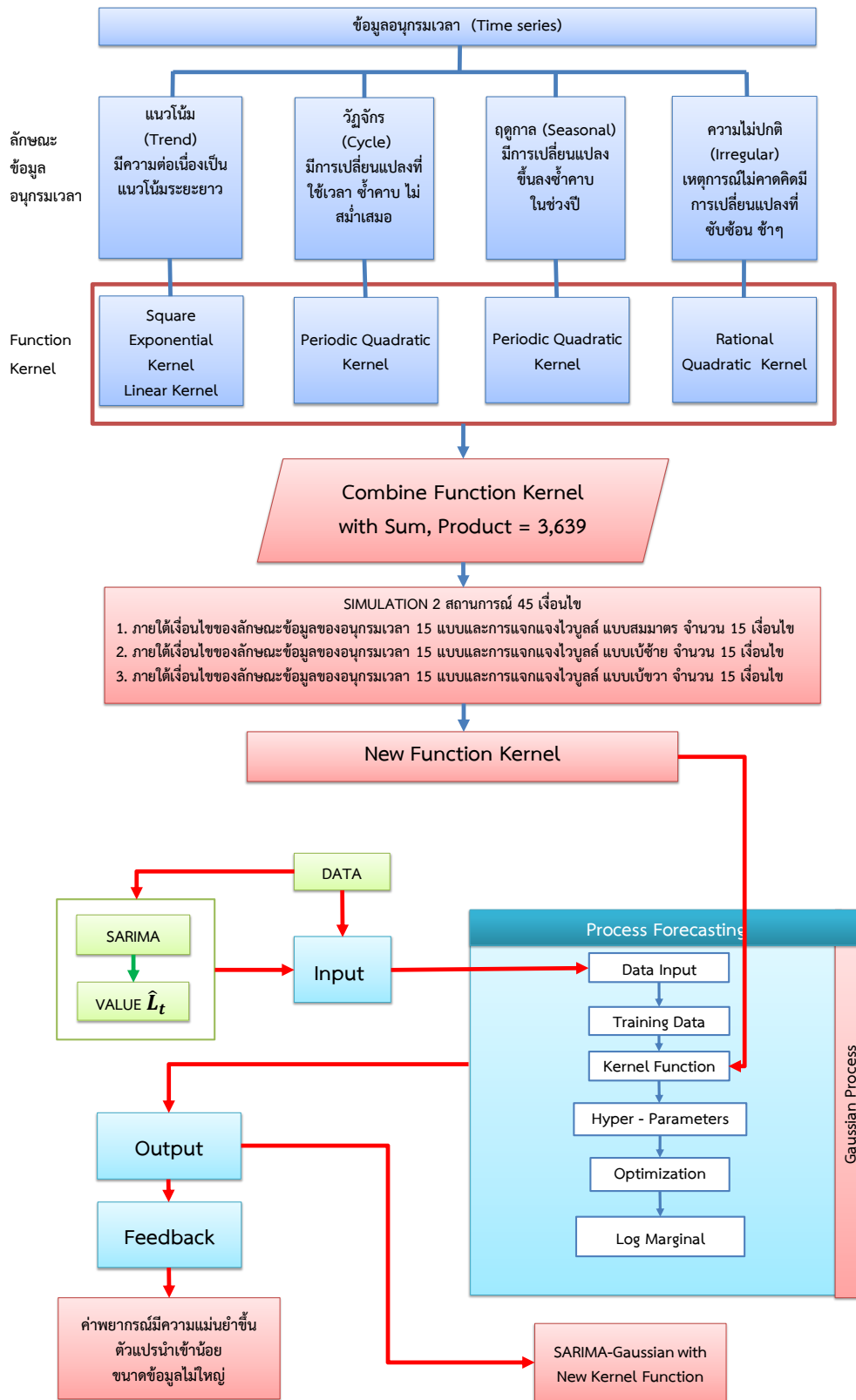
### กรอบแนวคิดของการวิจัย

สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยจะสร้างฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่โดยอาศัยแนวคิดการสร้าง ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่จาก Blum and Riedmiller (2013a) Duvenaud, Lloyd, Grosse, Tenenbaum, and Ghahramani (2013) Wilson and Adams (2013) และ Ploysuwan (2014) โดยการพิจารณาจากข้อมูลอนุกรมเวลาซึ่งประกอบด้วย 4 ส่วน คือ แนวโน้ม (Trend) วัฏจักร (Cycle) ฤดูกาล (Season) และความไม่ปรกติ (Irregularity) (David, 2016, pp. 1-3) ซึ่งทั้ง 4 ส่วน มีลักษณะสอดคล้องกับฟังก์ชันเคอร์เนลแต่ละชนิดนั้นคือ 1) แนวโน้มสอดคล้องกับเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง (Squared exponential kernel) ที่มีการเรียนรู้แนวโน้มในระยะยาวและเคอร์เนลเชิงเส้น (Linear kernel) ที่มีการมีแนวโน้มเชิงเส้นระยะยาวและความแปรปรวนคงที่ 2) วัฏจักรและ ฤดูกาลสอดคล้องกับเคอร์เนลคาบ (Periodic kernel) ที่มีการเรียนรู้ข้อมูลซ้ำตามช่วงเวลาแต่ไม่ สม่่าเสมอ และ 3) ความไม่ปรกติสอดคล้องกับเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ (Rational quadratic kernel) ที่มีการเปลี่ยนแปลงที่ซับซ้อนและมีการเปลี่ยนแปลงอย่างช้า ๆ เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลา หนึ่งอาจประกอบไปด้วยลักษณะเดียวหรือหลายลักษณะดังนั้นการเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเพียง ตัวเดียวอาจไม่ครอบคลุมปัญหาของการพยากรณ์ ผู้วิจัยจึงนำเอารูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 4 มา รวมกัน (เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลเชิงเส้น เคอร์เนลคาบ และเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ) ด้วย โครงสร้างแบบผลบวกและผลคูณจึงได้ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ทั้งหมด 3,639 รูปแบบ ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข โดยสถานการณ์ที่ 1 ข้อมูลของอนุกรมเวลาทั้งหมด 15 รูปแบบ (ข้อมูลมี แนวโน้มอย่างเดียว ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่าง เดียว ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร และฤดูกาล ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร และความไม่ปรกติ ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาล และความไม่ปรกติ ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร

ฤดูกาล และความไม่ปรกติ) สำหรับสถานการณ์ที่ 2 จำแนกตามการแจกแจงคุณลักษณะเชิงคุณภาพของข้อมูลภายใต้การแจกแจงไวบูล (Weibull distribution) 3 รูปแบบ คือ (ข้อมูลสมมาตร ข้อมูลเบ้ขวา และข้อมูลเบ้ซ้าย)

ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยสุดในแต่ละเงื่อนไขจะเป็นฟังก์ชันเคอร์เนลที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด จากนั้นผู้วิจัยจึงจะนำฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ที่พัฒนาขึ้นมาใช้ในกระบวนการเกาส์เซียนเพื่อให้ครอบคลุมกับสภาพปัญหาที่มีลักษณะต่าง ๆ รวมทั้งแก้ปัญหาการเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลให้เหมาะสม สำหรับวิธีสร้างตัวแบบสำหรับพยากรณ์นั้นผู้วิจัยเลือกใช้วิธีผสมซึ่งเป็นวิธีที่นิยมใช้กันมากที่สุดในปัจจุบัน (Wang & Meng, 2012; Demir & Ozsoy, 2014; Jeong, Koo, & Hong, 2014; Babu & Reddy, 2015; Barak & Sadegh, 2016) เพราะวิธีผสมนำข้อดีของวิธีต่าง ๆ มารวมกันทำให้มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าการใช้วิธีการพยากรณ์เพียงวิธีเดียว ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงใช้วิธีผสมตามแนวคิดของ Barak and Sadegh (2016) คือ การผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA กับกระบวนการเกาส์เซียน (ตัวแบบผสม SARIMA-GP) ที่สามารถอธิบายข้อมูลที่มีลักษณะไม่เชิงเส้นได้ถึงแม้ว่าจะมีข้อมูลน้อย (Chen, Qian, & Meng, 2013; Wu, Law, & Xu, 2013; Lee & Baldick, 2014; Meeds & Welling, 2014; Hu & Wang, 2015; Wang & Hu, 2015; Huang, Zhang, & Bensoussan, 2016; Zhang, Wei, Zhao, Liu, & Zhang, 2016)

ดังนั้นกรอบแนวคิดการวิจัยการพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ แสดงดังภาพที่ 1-3



ภาพที่ 1-3 กรอบแนวคิดการวิจัยการพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

## สมมติฐานของการวิจัย

### สมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 2

1. ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute deviation: MAD) น้อยกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN

2. ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error: MSE) น้อยกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN

3. ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percentage error: MAPE) น้อยกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN

### สมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 3

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยน้อยกว่าร้อยละ 6

## ขอบเขตของการวิจัย

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นระหว่างตัวแบบ SARIMA กับกระบวนการเกาส์เซียนด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่มีขอบเขตการวิจัยตามวัตถุประสงค์การวิจัย ดังนี้

### ขอบเขตของการวิจัยสำหรับวัตถุประสงค์การวิจัยข้อ 1 และข้อ 2

ฟังก์ชันเคอร์เนลภายในกระบวนการเกาส์เซียนพิจารณาจากเคอร์เนล 4 ประเภท ดังนี้

1. เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{SE}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{(x-x^T)^2}{2l^2}\right)$$

2. เคอร์เนลคาบมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{PER}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{2 \sin^2(|x-x^T|/p)}{l^2}\right)$$

3. เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{RQ}(x, x^T) = \sigma^2 \left(1 + \frac{(x-x^T)^2}{2\alpha l^2}\right)^{-\alpha}$$



#### 4. เคอร์เนลเชิงเส้นมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{LIN}(x, x^T) = \sigma_b^2 + \sigma_v^2(x-c)(x^T - c)$$

ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ (วัตถุประสงค์ข้อที่ 1) พิจารณาจากโครงสร้างแบบผลบวกและผลคูณทั้งหมด 3,639 รูปแบบ ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ โดยสถานการณ์ที่ 1 คือ ข้อมูลของอนุกรมเวลาทั้งหมดจำนวน 15 รูปแบบ และสถานการณ์ที่ 2 จำแนกตามการแจกแจงคุณลักษณะเชิงคุณภาพของข้อมูลภายใต้การแจกแจงไวบูล 3 รูปแบบ รวมทั้งหมด 45 เงื่อนไข ดังนี้

เงื่อนไขที่ 1 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 2 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 3 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 4 ข้อมูลมีการแปรผันไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 5 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 6 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 7 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 8 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 9 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 10 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 11 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 12 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักรและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 13 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 14 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักร ฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)



เงื่อนไขที่ 33 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 34 ข้อมูลมีการแปรผันไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 35 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 36 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 37 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 38 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 39 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 40 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 41 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 42 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักรและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 43 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 44 ข้อมูลมีวัฏจักร การแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 45 ข้อมูลมีแนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักร ฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

5. ตัวแปรที่ใช้ศึกษา (วัตถุประสงค์ข้อที่ 2)

ตัวแปรอิสระ ได้แก่ วิธีการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า 2 วิธีคือ ตัวแบบผสม SARIMA-GP และตัวแบบผสม SARIMA-ANN

ตัวแปรตาม ได้แก่ ประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์ 3 วิธีคือ MAD MSE และ MAPE

6. การจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบผสม SARIMA-GP กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ด้วยโปรแกรม Matlab โดยทำการทดลองซ้ำจำนวน 5,000 ครั้ง ในแต่ละเงื่อนไข (45 เงื่อนไข)

7. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์พิจารณาดัชนี 3 ค่า ดังนี้

1. ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute deviation: MAD)

$$MAD = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |y_i - \hat{y}_i|$$

2. ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean squared error: MSE)

$$MSE = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t (y_i - \hat{y}_i)^2$$

3. ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percentage error: MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{t} \sum_{i=1}^t \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

เมื่อ  $y_i$  แทนค่าจริง และ  $\hat{y}_i$  แทนค่าพยากรณ์ โดยตัวแบบการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAD MSE หรือ MAPE น้อยจะเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่ดีกว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่า MAD MSE หรือ MAPE มาก

### ขอบเขตของการวิจัยสำหรับวัตถุประสงค์การวิจัยข้อ 3

พยากรณ์ปริมาณการไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นจำนวน 120 เดือน (10 ปี) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568

1. ตัวแปรที่ศึกษา ดังนี้

ตัวแปรอิสระ ได้แก่ เวลา (เดือน) ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) และค่าพยากรณ์จากตัวแบบ SARIMA

ตัวแปรตาม ได้แก่ ค่าพยากรณ์ปริมาณการไฟฟ้าในประเทศไทยจำนวน 120 เดือน (10 ปี) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568

2. ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ ปริมาณการไฟฟ้าในแต่ละเดือนและค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 รวมทั้งหมดจำนวน 132 เดือน แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดการเรียนรู้จำนวน 108 ข้อมูล (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556) และชุดตรวจสอบความสมเหตุสมผลจำนวน 24 ข้อมูล (ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558)

3. การพิจารณาผลการพยากรณ์ว่ามีความแม่นยำมากน้อยเพียงใด โดยอาศัยแนวทางการวิจัยของ Jeong, Koo, and Hong (2014) และ Demir and Ozsoy (2014) ที่สรุปว่าค่าพยากรณ์จะมีความแม่นยำเพียงพอเมื่อ MAPE มีค่าอยู่ระหว่างร้อยละ 6 ถึงร้อยละ 10 และจากการพัฒนาของ Lewis ในปี ค.ศ. 1982 (Puah, Huang, Chua, & Lee, 2016) ได้สรุปความแม่นยำของการพยากรณ์จากค่า MAPE แสดงตารางที่ 1-2

ตารางที่ 1-2 การตัดสินความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE

MAPE	การตัดสินความแม่นยำของการพยากรณ์
น้อยกว่า 11%	การพยากรณ์มีความแม่นยำสูง
11%-20%	การพยากรณ์มีความแม่นยำดี
21%-50%	การพยากรณ์มีความเหมาะสม
มากกว่า 50%	การพยากรณ์ไม่ถูกต้อง

### ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย

1. ได้ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่
2. ได้ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นระหว่างตัวแบบ SARIMA และกระบวนการเกาส์เซียนด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่
3. ได้ทราบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN
4. สามารถพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนในประเทศไทยที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำมากขึ้นจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น

### นิยามศัพท์เฉพาะ

ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Demand for electricity) หมายถึง ปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ซึ่งมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh) หรือ กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง (GWh =  $10^6$  kWh)

ตัวแบบ (Model) หมายถึง การดำเนินการของทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ออกมาแสดงผลการทำนายในสิ่งที่ต้องการทำนาย

อนุกรมเวลา (Time series) หมายถึง ข้อมูลที่แสดงการเคลื่อนไหว หรือข้อมูลที่มีการบันทึกไว้ในช่วงเวลาต่อเนื่องกัน ซึ่งเปลี่ยนแปลงไปตามระยะเวลาเป็นช่วง ๆ อย่างต่อเนื่อง ซึ่งอาจเก็บเป็น รายเดือน รายวัน รายไตรมาส หรือรายปี

การพยากรณ์ (Forecasting) หมายถึง การประมาณปริมาณการใช้ไฟฟ้า หรือ การคาดคะเนปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าเป็นรายเดือนจากอดีตว่าจะมีปริมาณการใช้ไฟฟ้าเท่าไรในอนาคต

กระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian process) หมายถึง ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ซึ่งเป็นกระบวนการสโตแคสติก (Stochastic process) หรือกระบวนการสุ่ม (Random process) สามารถนิยามเป็นการกระจายบนฟังก์ชันเวลา  $f(x)$  ด้วยค่าเฉลี่ย (Mean) ความแปรปรวนร่วม (Covariance) หรือเรียกว่าฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel function)

ฟังก์ชันเคอร์เนล หมายถึง ฟังก์ชันที่แก้ปัญหากายใต้เงื่อนไขของ Mercer ซึ่งมีค่าเท่ากับการคูณกันของเวกเตอร์ 2 ตัว  $(x_i, x_j)$  ในพื้นที่คุณลักษณะ  $\Phi(x_i)$  และ  $\Phi(x_j)$  ในรูปแบบ  $k(x, x')$  หรือ  $k(\tau)$  โดยที่  $\tau = x - x'$  สามารถสร้างได้จากตัวแบบของฟังก์ชันเวลา  $f(x)$  โดยใช้

ความรู้จากเซตค่าสังเกต (Observation set:  $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ ) ซึ่งเป็นเวกเตอร์มิติ

$N \times 1$  โดยทำการประเมินจับคู่กับการนำเข้าเซตค่าสังเกต (Observation set Input:

$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ ) ที่มีมิติ  $N \times 1$  เหมือนกัน

เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง (Squared exponential kernel) หมายถึง ฟังก์ชันเคอร์เนลที่มีคุณสมบัติเป็นฟังก์ชันเวลา  $f(x)$  ที่มีความราบเรียบและการเปลี่ยนแปลงอย่างช้า ๆ โดยที่  $\sigma$  และ  $\ell$  มีหน้าที่กำหนดขนาดแอมพลิจูดและความไวของการเปลี่ยนแปลงทางเวลา

เคอร์เนลคาบ (Periodic kernel) หมายถึง ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ถูกออกแบบมาสำหรับใช้กับฟังก์ชันที่สร้างจากกระบวนการเกาส์เซียนที่มีลักษณะเป็นการซ้ำรอบเป็นคาบเวลา

เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ (Rational quadratic kernel) หมายถึง ฟังก์ชันเคอร์เนลที่เป็นผลรวมอนันต์ (Infinite sum) ของเคอร์เนลเลขชี้กำลังสองที่มีผลรวมความยาว  $\ell$  ที่แตกต่างกัน เป็นเคอร์เนลฟังก์ชันที่มีไว้เพื่อที่จะออกแบบข้อมูลที่มีความซับซ้อน โดยค่า  $\alpha$  ของฟังก์ชันเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ ถ้ากำหนดให้  $\alpha \rightarrow \infty$  แล้วสามารถแปลงเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะกลับไปเป็นเคอร์เนลเลขชี้กำลังสองได้

ความแม่นยำ (Accuracy) หมายถึง ความสามารถพยากรณ์ในการบอกค่าจริงของสิ่งที่ยากรณ์ในการอ่านค่าหรือแสดงค่าที่ยากรณ์ได้เข้าใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุด

ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Prediction error) หมายถึง คือความแตกต่างกัน

ระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ และความคลาดเคลื่อนทั้งหมดของการพยากรณ์เท่ากับ  $\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)$

เมื่อ  $n$  เป็นจำนวนข้อมูลที่พยากรณ์ ถ้าความคลาดเคลื่อนมีเครื่องหมายลบแปลว่าค่าพยากรณ์มีค่าสูงกว่าค่าจริง แต่ถ้าความคลาดเคลื่อนมีเครื่องหมายบวกแปลว่าค่าพยากรณ์มีค่าต่ำกว่าค่าจริง

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดความมีประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งคำนวณได้จากผลรวมของผลต่างของค่าจริงกับค่าพยากรณ์ยกกำลังสองแล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลสำหรับใช้เปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ของแต่ละรูปแบบ ซึ่งไม่สามารถบอกได้ว่าค่าที่ยากรณ์นั้นดีพอหรือยัง บอกได้เพียงว่า การพยากรณ์ใด มีความคลาดเคลื่อนมากน้อยกว่ากัน โดยที่ตัวแบบใดมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด ถือเป็นตัวแบบมีความแม่นยำมากที่สุด

ค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute deviation) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดความมีประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งคำนวณได้จากผลรวมของค่าสัมบูรณ์ผลต่างของค่าจริงกับค่าพยากรณ์แล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลสำหรับใช้เปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ของแต่ละรูปแบบ ซึ่งไม่สามารถบอกได้ว่าค่าที่ยากรณ์นั้นดีพอหรือยัง จะบอกได้เพียงว่า การพยากรณ์ใด มีความคลาดเคลื่อนมากน้อยกว่ากัน โดยที่ตัวแบบใดมีค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนยิ่งน้อย หมายถึงการพยากรณ์ยิ่งแม่นยำ

ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percent error) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดความมีประสิทธิภาพของตัวแบบ ซึ่งคำนวณได้จากผลรวมของผลต่างของค่าจริงกับค่าร้อยละของ

ค่าพยากรณ์ แล้วหารด้วยจำนวนข้อมูลการหาความคลาดเคลื่อนว่าการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อน เป็นที่เปอร์เซ็นต์ เพื่อใช้ในการสรุปว่า การพยากรณ์มีความแม่นยำเพียงพอหรือไม่

ข้อมูลลักษณะแนวโน้ม (Trend) หมายถึงเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นในระยะเวลานาน ว่าข้อมูลมีแนวโน้มที่สูงขึ้นหรือต่ำลง แนวโน้มอาจมีลักษณะเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้ง

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ 1) เพื่อพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ 2) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ด้วยการจำลองข้อมูลโดยเทคนิคมอนติคาร์โล และ 3) เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนในประเทศไทยจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น ผู้วิจัยนำเสนอทฤษฎีแนวคิด และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ดังนี้

ตอนที่ 1 กระบวนการเกาส์เซียน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 2 ตัวแบบ SARMA และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 3 ตัวแบบผสม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตอนที่ 4 การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล

ตอนที่ 5 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### ตอนที่ 1 กระบวนการเกาส์เซียน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การวิเคราะห์เบย์ (Bayesian analysis) ของตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นทั่วไปนิยามดังนี้

$$f(x) = x^T w \quad \text{หรือ} \quad y = f(x) + \varepsilon \quad (1)$$

โดย  $y$  คือ ค่าเป้าหมายที่สังเกตได้

$x$  คือ เวกเตอร์นำเข้า

$w$  คือ เวกเตอร์ถ่วงน้ำหนักหรือเวกเตอร์พารามิเตอร์ของตัวแบบเชิงเส้น

$f$  คือ ค่าฟังก์ชัน

$\varepsilon$  คือ ความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระและมีการแจกแจงเกาส์เซียนเหมือนกัน

(Independent identically distributed Gaussian distribution) ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และความแปรปรวนเท่ากับ  $\sigma^2$  นั่นคือ  $\varepsilon \sim N(0, \sigma_n^2)$

กระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian process) หรือกระบวนการสุ่ม (Random process) ที่ตัวแปรสุ่มมีการแจกแจงปรกติหลายตัวแปรหรืออาจนิยามกระบวนการเกาส์เซียนด้วยฟังก์ชันค่าเฉลี่ย  $m(x)$  และฟังก์ชันความแปรปรวนร่วม  $k(x, x^T)$  ของกระบวนการจริง  $f(x)$  ดังนี้ (Barkan, Weill & Averbuch, 2016; Ghoshal & Roberts, 2016)

$$m(x) = E[f(x)] \quad (2)$$

$$k(x, x^T) = E[(f(x) - m(x))(f(x^T) - m(x^T))] \quad (3)$$



โดย  $x \in \mathbb{R}$  คือ ตัวแปรนำเข้าสมมุติ (Arbitrary input variable) และกระบวนการเกาส์เซียนนิยามได้ดังนี้

$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x^T)) \quad (4)$$

บางครั้งจะเรียกฟังก์ชันความแปรปรวนร่วม  $k(x, x^T)$  ว่า ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel function) หรือเคอร์เนลความแปรปรวนร่วม (Covariance kernel) ซึ่งอาจเขียนในเทอมของ  $k(\boldsymbol{\tau})$  โดยที่  $\boldsymbol{\tau} = x \cdot x^T$  สามารถสร้างได้จาก  $f(x)$  โดยใช้ความรู้จากเซตของค่าสังเกต

$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$  ซึ่งเป็นเวกเตอร์ขนาด  $n \times 1$  โดยจับคู่กับเซตอินพุท

$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$  ซึ่งเป็นเวกเตอร์ขนาด  $n \times 1$  เช่นกัน

จากสมการที่ (3) สามารถหาความแปรปรวนร่วมระหว่างค่าสังเกต  $y_i$  และ  $y_j$  หาได้ดังนี้

$$\text{cov}(y_i, y_j) = k(x_i, x_j) + \sigma_n^2 \delta_{ij} \quad (5)$$

$$\text{หรือ} \quad \text{cov}(\mathbf{y}) = \mathbf{k}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n \quad (6)$$

โดย  $\delta_{ij}$  คือ เดลตาโครเนกเกอร์ (Kronecker delta) เมื่อ  $\delta_{ij} = \begin{cases} 1; & i = j \\ 0; & i \neq j \end{cases}$

$\mathbf{I}_n$  คือ เมทริกซ์เอกลักษณ์ (Identity matrix) ขนาด  $n \times n$

ค่าของฟังก์ชันจะมีการแจกแจงเกาส์เซียนร่วม (Joint Gaussian distribution) ดังนี้

$$[f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)]^T \sim N(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{K}) \quad (7)$$

โดย  $\mathbf{K}$  คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่  $K_{ij} = k(x_i, x_j)$

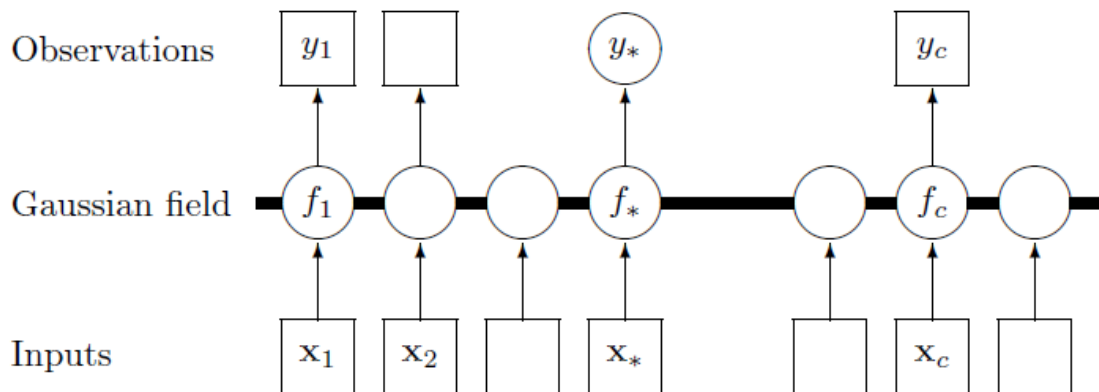
$\boldsymbol{\mu}$  คือ ค่าเฉลี่ยที่  $\mu_i = m(x_i)$

การแจกแจงเกาส์เซียนร่วมระหว่างเอาต์พุตการเรียนรู้  $\mathbf{y}$  กับเอาต์พุตการทดสอบ  $f_j$  นิยาม ดังนี้ (Ghoshal & Roberts, 2016)

$$\begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ f_j \end{bmatrix} \sim N \left( \mathbf{0}, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n & \mathbf{k}(\mathbf{X}, X_j) \\ \mathbf{k}(X_j, \mathbf{X}) & k(X_j, X_j) \end{bmatrix} \right) \quad (8)$$

โดย  $\mathbf{K}(X, X_j)$  คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมขนาด  $n \times n_j$  ของคู่ลำดับระหว่างจุด การเรียนรู้จำนวน  $n$  และจุดการทดสอบจำนวน  $n_j$  ดังนั้น  $\mathbf{K}(X, X)$   $\mathbf{K}(X_j, X)$  และ  $\mathbf{K}(X_j, X_j)$  นิยามเหมือนกัน

นอกจากนี้ยังนำเสนอตัวแบบเชิงรูปภาพ (Graphical model) ของกระบวนการเกาส์เซียน ได้ดังนี้ (Williams and Rasmussen, 2006, p. 17)



ภาพที่ 2-1 ตัวแบบเชิงรูปภาพของกระบวนการเกาส์เซียน

จากภาพที่ 2-1 สัญลักษณ์กรอบสี่เหลี่ยมคือ ตัวแปรที่ได้จากค่าสังเกตที่ประกอบด้วย อินพุต  $x$  และค่าสังเกต  $y_i$  ส่วนวงกลมคือ ฟังก์ชันไม่ทราบค่าที่มีเส้นทึบแสดงถึงการเชื่อมต่อของ โหนดผ่านกระบวนการเกาส์เซียนทั้งหมด โดยเงื่อนไขของค่าสังเกต  $y_i$  แต่ละตัวแปรแฝง (Laten variables)  $f$  อื่น

จากสมการที่ (7) หากกำหนดให้  $\mathbf{K}(X, X) = \mathbf{K}$  และ  $\mathbf{K}(X, X_j) = X_j$  ในกรณีที่มี เพียงจุดการทดสอบเดียวคือ  $x_j$  จะได้เวกเตอร์ความแปรปรวนร่วมระหว่างจุดการทดสอบและจุด การเรียนรู้จำนวน  $n$  เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $\mathbf{k}(x_j) = k_j$  ดังนั้นจากสมการที่ (2) และสมการที่ (3) เขียนใหม่ได้ดังนี้ (Van Vaerenbergh, Fernandez-Bes & Elvira, 2016)

$$m(f_j) = \mathbf{k}_j^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n) \mathbf{y} \tag{9}$$

$$cov(f_j) = \mathbf{k}(x_j, x_j) - \mathbf{k}_j^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n)^{-1} \mathbf{k}_j \tag{10}$$

สมการที่ (9) เป็นผลรวมเชิงเส้นของค่าสังเกต  $y$  ซึ่งบางครั้งเรียกว่า ตัวทำนายเชิงเส้น (Linear predictor) ดังนั้นค่าเฉลี่ยการทำนายสำหรับ  $f(x_j)$  หาได้จากสมการของฟังก์ชันเคอร์เนล  $n$  ดังนี้ (Van Vaerenbergh, Fernandez-Bes, & Elvira, 2016)

$$m(f(x_j)) = \sum_{i=1}^n \alpha_i k(x_i, x_j) \quad (11)$$

โดยที่  $\alpha = (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n)^{-1} \mathbf{y}$

หลักการสำคัญของกระบวนการเกาส์เซียนคือ ค่าของฟังก์ชันเคอร์เนลหรือฟังก์ชันความแปรปรวนร่วม  $k(\tau_j)$  (Duvenaud, 2014) ซึ่งเป็นค่าความแปรปรวนร่วมระหว่างฟังก์ชัน  $f(x_i)$  และ  $f(x_j)$  กล่าวคือ  $k(\tau_{j-1}) = k(x_i, x_j) = \text{cov}(f(x_i), f(x_j))$  การเลือกฟังก์ชันเคอร์เนลขึ้นอยู่กับรูปแบบของปัญหาซึ่งฟังก์ชันเคอร์เนลอาจจะเป็นสัญญาณแบบคาบเวลา สัญญาณแบบเรียบ สัญญาณแบบเส้นตรง หรือสัญญาณแบบพหุนาม หมายความว่า ไม่จำเป็นต้องปรับเปลี่ยนรูปแบบของขั้นตอนในสมการที่ (10) เมื่อปัญหาที่สนใจเปลี่ยนสิ่งที่ต้องพิจารณาคือ ฟังก์ชันเคอร์เนลที่เหมาะสมกับปัญหาเท่านั้น การพิจารณาฟังก์ชันเคอร์เนลแสดงดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 ตัวอย่างของฟังก์ชันเคอร์เนล

ฟังก์ชันเคอร์เนล: กำหนดให้ $\tau = x - x'$	
Linear (L)	$k(x, y) = x^T y + c$
Gaussian Noise (GN)	$k_{GN}(\tau \theta) = \sigma^2 \delta_\tau$
Squared Exponential (SE)	$k_{SE}(\tau \theta) = \sigma^2 \exp(-\alpha \ \tau\ ^2)$
Ornstein Uhlenbeck (OU)	$k_{OU}(\tau \theta) = \exp\left(-\frac{ \tau }{\ell}\right)$
Matern (M)	$k_M(\tau \theta) = \frac{2^{1-v}}{\Gamma(v)} \left(\frac{\sqrt{2v} \tau }{\ell}\right)^v K_v\left(\frac{\sqrt{2v} \tau }{\ell}\right)$
Periodic (Per)	$k_{PER}(\tau \theta) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{2\sin^2(\ \tau\ /\rho)}{\ell^2}\right)$
Spectral mixture Gaussian Kernel (SM)	$k_{SM}(\tau \theta) = \sum_{q=1}^Q w_q \exp(-2\pi^2 \tau^2 v_q) \cos(2\pi \tau \mu_q)$
Rational Quadratic (RQ)	$k_{RQ}(\tau \theta) = \left(1 + \frac{\tau^2}{2\alpha\ell^2}\right)^{-\alpha}$
Exponential Kernel	$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\ x - y\ }{2\sigma^2}\right)$
Laplacian Kernel	$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\ x - y\ }{\sigma}\right)$
ANOVA Kernel	$k(x, y) = \sum_{k=1}^n \exp(-\sigma(x^k - y^k)^2)$
Hyperbolic Tangent (Sigmoid) Kernel	$k(x, y) = \tanh(\alpha x^T y + c)$
Multiquadric Kernel	$k(x, y) = \sqrt{\ x - y\ ^2 + c^2}$
Inverse Multiquadric Kernel	$k(x, y) = \frac{1}{\sqrt{\ x - y\ ^2 + c^2}}$

ตารางที่ 2-1 (ต่อ)

ฟังก์ชันเคอร์เนล: กำหนดให้ $\tau = x - x'$	
Circular Kernel	$k(x, y) = \frac{2}{\pi} \arccos\left(-\frac{\ x-y\ }{\sigma}\right) - \frac{2\ x-y\ }{\pi\sigma} \sqrt{1 - \left(\frac{\ x-y\ }{\sigma}\right)^2}$
Spherical Kernel	$k(x, y) = 1 - \frac{3\ x-y\ }{2\sigma} + \frac{1}{2}\left(\frac{\ x-y\ }{\sigma}\right)^3$
Power Kernel	$k(x, y) = -\ x-y\ ^d$
Log Kernel	$k(x, y) = -\log(\ x-y\ ^d + 1)$
Spline Kernel	$k(x, y) = 1 + xy + xy \min(x, y) - \frac{x+y}{2} \min(x, y)^2 + \frac{1}{3} \min(x, y)^3$
B-Spline (Radial Basis function) Kernel	$k(x, y) = B_{2p+1}(x-y)$
Bessel Kernel	$k(x, y) = \frac{J_{v+1}(\sigma\ x-y\ )}{\ x-y\ ^{-n(v+1)}}$
Cauchy Kernel	$k(x, y) = \frac{1}{1 - \frac{\ x-y\ ^2}{\sigma^2}}$
Chi-Square Kernel	$k(x, y) = 1 - \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - y_i)^2}{\frac{1}{2}(x_i + y_i)}$
Histogram Intersection Kernel	$k(x, y) = \sum_{i=1}^n \min(x_i, y_i)$
Bayesian Kernel	$k(x, y) = \prod_{i=1}^n k_i(x_i, y_i)$
Wavelet Kernel	$k(x, y) = \prod_{i=1}^n h\left(\frac{x_i - c}{a}\right) h\left(\frac{y_i - c}{a}\right)$

โดยทั่วไปแล้วฟังก์ชันเคอร์เนลคือ การส่งค่าอินพุต  $x_i, x_j \in X$  เข้าไปในโดเมนจำนวนจริง  $\mathbb{R}$  และความแปรปรวนร่วม ดังนั้นฟังก์ชัน  $f(x_i) \in \mathbb{R}$  มีค่าเป็นเฉลี่ยเท่ากับ 0 ดังนั้นฟังก์ชันเคอร์เนลนิยามดังนี้ (Duvenaud, 2014)

$$k(\tau_{j-1}) = k(x_i, x_j) = \text{cov}(f(x_i), f(x_j)) = E[(f(x_i) - \bar{f})(f(x_j) - \bar{f})] \quad (12)$$

สมการที่ (12) ถูกนำมาใช้เป็นฟังก์ชันเคอร์เนลของกระบวนการเกาส์เซียนตามสมการที่ (10) ดังนั้นเมทริกซ์  $\mathbf{K}(X, X) = \mathbf{K}(\tau)$  ใดกับส่วนประกอบ  $k(\tau_{j-1}) = k(x_i, x_j) = \mathbf{K}_{ij}$  ต้องเป็นเมทริกซ์กึ่งบวก (Positive semi-definite matrix) โดยมีเงื่อนไขว่า  $z^T \mathbf{K} z \geq 0$  สำหรับทุก  $z \in \mathbb{R}^n$  จะได้ว่า (Simionovici, 2016)

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) z_i z_j \geq 0 \quad (13)$$

นอกจากนี้เมทริกซ์กึ่งบวกของฟังก์ชันเคอร์เนลยังเท่ากับฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมที่มีผลคูณภายใน (Inner product) ระหว่างฐานหลัก (Basis) ของอินพุตด้วยกันดังนี้ (Simionovici, 2016)

$$k(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle \quad (14)$$

**ฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับการจำลองเชิงเส้น**  
กำหนดให้ตัวแบบเชิงเส้นดังนี้

$$f(x_i) = a_0 + a_1 x_i \quad (15)$$

สมการที่ (15) คือ ตัวอย่างของกระบวนการเกาส์เซียนบนค่าฟังก์ชัน ที่มีอินพุต  $f(x_i)$  ที่มีอินพุต  $x_i \in \mathbb{R}$  โดยที่  $a_0 \sim N(0, 1)$  ดังนั้นความแปรปรวนร่วมระหว่างฟังก์ชัน  $f(x_b)$  ที่มีอินพุตเป็น  $x_b$  และฟังก์ชัน  $f(x_c)$  ที่มีอินพุตเป็น  $x_c$  เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $cov(f(x_b), f(x_c))$  หาได้ดังนี้

$$\begin{aligned} cov(f(x_b), f(x_c)) &= E[(f(x_b)f(x_c))] - E[f(x_b)]E[f(x_c)] \\ &= E[a_0^2 + a_0 a_1 (x_b + x_c) + a_1^2 x_b x_c] - 0 \\ &= E[a_0^2] + E[a_0 a_1 (x_b + x_c)] + E[a_1^2 x_b x_c] \\ &= 1 + 0 + x_b x_c \\ &= 1 + x_b x_c \end{aligned} \quad (16)$$

นอกจากนี้คู่อันดับระหว่างฟังก์ชัน  $f(x_b)$  และฟังก์ชัน  $f(x_c)$  มีความสัมพันธ์แบบเกาส์เซียนร่วมเพราะผลรวมของเชิงเส้นเป็นค่าเดียวกับ  $a_0, a_1$  กล่าวคือ เซตฟังก์ชัน  $\{f(x_i)\}_{i=1}^n$  สามารถอนุมานเกาส์เซียนร่วม ดังนั้นฟังก์ชันสะสม  $\{f(x_i)\}_{i=1}^n$  ในสมการที่ (15) มีการแจกแจงเกาส์เซียนร่วมด้วยเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ( $\mu = 0$ ) และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเท่ากับ  $\mathbf{K}(X, X)$  ซึ่งเป็นเวกเตอร์ขนาด  $n \times n$  ดังนั้น  $[f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)]$  สามารถหาได้จากกระบวนการสุ่มแบบการแจกแจงปรกติ นั่นคือ

$$[f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)] \sim N(\mu, \mathbf{K}(X, X)) \quad (17)$$

โดย  $K_{ij} = 1 + x_i x_j$  และ  $K_{ij}$  เป็นสมาชิกของความแปรปรวนร่วมเมทริกต์ ดังนั้นในสมการที่ (15) จึงนิยามกระบวนการเกาส์เซียนจากตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นเบย์ (Bayesian linear regression model) ดังนี้

$$f(x) = \phi(x)w^T \quad (18)$$

โดย  $w$  มีการแจกแจงเกาส์เซียนด้วยเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมเท่ากับ  $\Sigma_p$  นั่นคือ  $w \sim N(0, \Sigma_p)$  จะได้ว่าค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนร่วมของ  $f(x)$  หาได้ดังนี้

$$E[f(x)] = \phi(x)^T E[w] = 0 \quad (19)$$

$$E[f(x)f(x^T)] = \phi(x)^T E[ww^T] \phi(x^T) = \phi(x)^T \Sigma_p \phi(x^T) \quad (20)$$

โดย  $f(x)$  และ  $f(x^T)$  คือ การแจกแจงเกาส์เซียนร่วมที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และความแปรปรวนร่วมเท่ากับ  $\phi(x)^T \Sigma_p \phi(x^T)$

การพิสูจน์  $w \sim N(0, \Sigma_p)$  ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีความซับซ้อน หากทำการตัดค่าเฉลี่ยออกจะทำให้  $\phi(x)w^T$  เป็นกระบวนการเกาส์เซียนและฟังก์ชันความแปรปรวนร่วม  $k(x, x^T)$  หรือฟังก์ชันเคอร์เนลหรือเคอร์เนลความแปรปรวนร่วมมีคุณสมบัติเป็นฟังก์ชันภาวะน่าจะเป็น (Likelihood function) ภายใต้กระบวนการเกาส์เซียน ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันราบเรียบ (Smooth function) ฟังก์ชันคาบ (Periodic function) การเคลื่อนที่แบบบราวน์ (Brownian motion) เป็นต้น การแสดงกระบวนการเกาส์เซียนในรูปของปริภูมิฟังก์ชัน (Function space) ที่มีฟังก์ชันค่าเฉลี่ยและฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมสามารถทำนายได้ด้วยจำนวนอนันต์ของพารามิเตอร์ (ค่าน้ำหนัก) ในขอบเขตจำกัดของเวลา

### ฟังก์ชันเคอร์เนลสำหรับการค้นหารูปแบบ

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่าฟังก์ชันเคอร์เนลใช้สำหรับแก้ปัญหาต่าง ๆ เช่น การค้นหารูปแบบ การประมาณค่านอกช่วง การสร้างตัวแบบด้วยความแปรปรวนร่วมเชิงลบ เป็นต้น ฟังก์ชันเคอร์เนลใช้วัดความคล้ายคลึงระหว่างจุดข้อมูล จากตั้งสมการที่ (3) เคอร์เนลความแปรปรวนร่วมของกระบวนการเกาส์เซียนกำหนดไว้ว่าฟังก์ชันสัมพันธ์ของอะไรก็ตามที่แปรทำนายที่หลากหลาย  $x \in \mathbb{R}$  ฟังก์ชันเคอร์เนลคงที่ (Stationary kernel function) จึงเป็นฟังก์ชันของ  $\tau = x - x^T$  ซึ่งมีคุณสมบัติไม่แปรเปลี่ยน (Invariant properties) ในการแปลข้อมูลนำเข้า

ฟังก์ชันเคอร์เนลคงที่หรือฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมอธิบายได้ด้วยทฤษฎีบทของบอชเชอร์ (Bochner's theorem) อธิบายไว้ว่าฟังก์ชันที่มีค่าเชิงซ้อน (Complex-valued function)  $k$  บน  $\mathbb{R}$  คือ ฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมของค่าเฉลี่ยกำลังสองคงที่ที่ต่อเนื่องกับกระบวนการสุ่มที่มีค่า

เชิงซ้อน (Complex-valued random process) บน  $\mathbb{R}$  ก็ต่อเมื่อ  $k$  สามารถเขียนได้ดังนี้ (Bochner, 1959; Stein, 1999)

$$k(\tau) = \int_{\mathbb{R}} \exp(2\pi i s^T \tau) d\mu(s) \quad (21)$$

โดย  $\mu$  คือ การวัดจำกัดเชิงบวก (Positive finite measure)

ถ้า  $\mu$  มีความหนาแน่น (Density) เป็น  $S(s)$  แล้วจะเรียก  $S$  ว่า ความหนาแน่นสเปกตรัม (Spectral density) ของ  $k$  หรือสเปกตรัมกำลัง (Power spectrum)  $k$  โดยที่  $k$  และ  $S$  เป็นการแปลงฟูรีเยทั้งคู่ (Fourier duals) ดังนี้ (Chatfield, 1989)

$$k(\tau) = \int_{\mathbb{R}} S(s) \exp(2\pi i s^T \tau) ds \quad (22)$$

$$S(s) = \int_{\mathbb{R}} k(\tau) \exp(-2\pi i s^T \tau) d\tau \quad (23)$$

ฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง (Squared exponential kernel function)

ฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมเลขชี้กำลังสอง (Squared exponential covariance function) เขียนได้ดังนี้ (Williams & Rasmussen, 2006, pp. 83-84)

$$k_{SE}(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\ell^2}\right) \quad (24)$$

โดย  $\ell$  คือ พารามิเตอร์ที่แสดงคุณลักษณะความยาวสเกล (Characteristic length-scale) จะได้ว่าความหนาแน่นสเปกตรัมของฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมเลขชี้กำลังสองหาได้ดังนี้

$$S(s) = (2\pi\ell^2)^{D/2} \exp(-2\pi^2\ell^2 s^2) \quad (25)$$

ฟังก์ชันความแปรปรวนร่วมเลขชี้กำลังสองหาได้จากการขยายอินพุต  $x$  ในปริภูมิที่นิยามโดยฟังก์ชันฐานหลักเกาส์เซียนที่มีรูปร่าง (Gaussian-shaped basis function) ที่อยู่ตรงกลางในปริภูมิ  $x$  โดยนิยามฟังก์ชันฐานหลัก (Basis function) ดังนี้

$$\phi_c(x) = \exp\left[-\frac{(x-c)^2}{2\ell^2}\right] \quad (26)$$

โดย  $c$  คือ ศูนย์กลางของฟังก์ชันฐานหลัก  
 ก่อนหน้านี้ทราบแล้วว่า  $w \sim N(0, \sigma_n^2 I_n)$  ซึ่งทำให้กระบวนการเกาส์เซียนมีฟังก์ชัน  
 ความแปรปรวนร่วมดังนี้

$$k_{SE}(x_p, x_q) = \sigma_p^2 \sum_{c=1}^n \phi_c(x_p) \phi_c(x_q) \quad (27)$$

เมื่อจำนวนจำกัดของฟังก์ชันฐานหลักที่อยู่ตรงกลางระหว่างช่วงใด ๆ หาได้จากลิมิตดังนี้

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sigma_p^2}{n} \sum_{c=1}^n \phi_c(x_p) \phi_c(x_q) = \sigma_p^2 \int_{c_{\min}}^{c_{\max}} \phi_c(x_p) \phi_c(x_q) dc \quad (28)$$

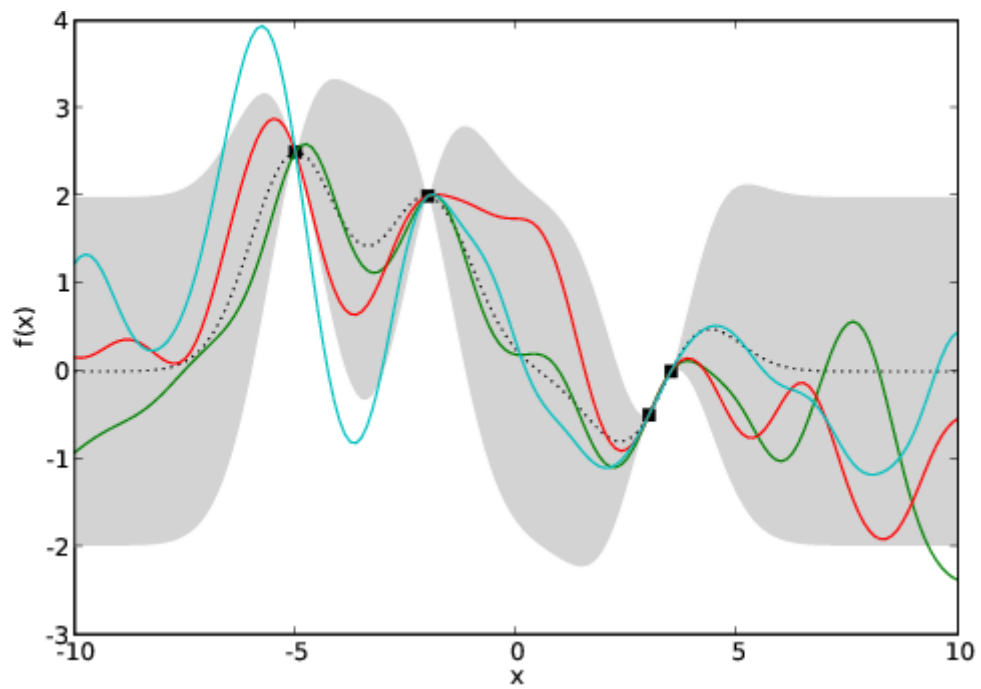
แทนฟังก์ชันฐานหลักเกาส์เซียนที่มีรูปร่างในสมการที่ (26) และกำหนดช่วงของการ  
 อินทิเกรตจะได้ว่า

$$\begin{aligned} k_{SE}(x_p, x_q) &= \sigma_p^2 \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left[-\frac{(x_p - c)^2}{2\ell^2}\right] \exp\left[-\frac{(x_q - c)^2}{2\ell^2}\right] dc \\ &= \sqrt{\pi} \ell \sigma_p^2 \exp\left[-\frac{(x_p - x_q)^2}{2(\sqrt{2}\ell)^2}\right] \end{aligned} \quad (29)$$

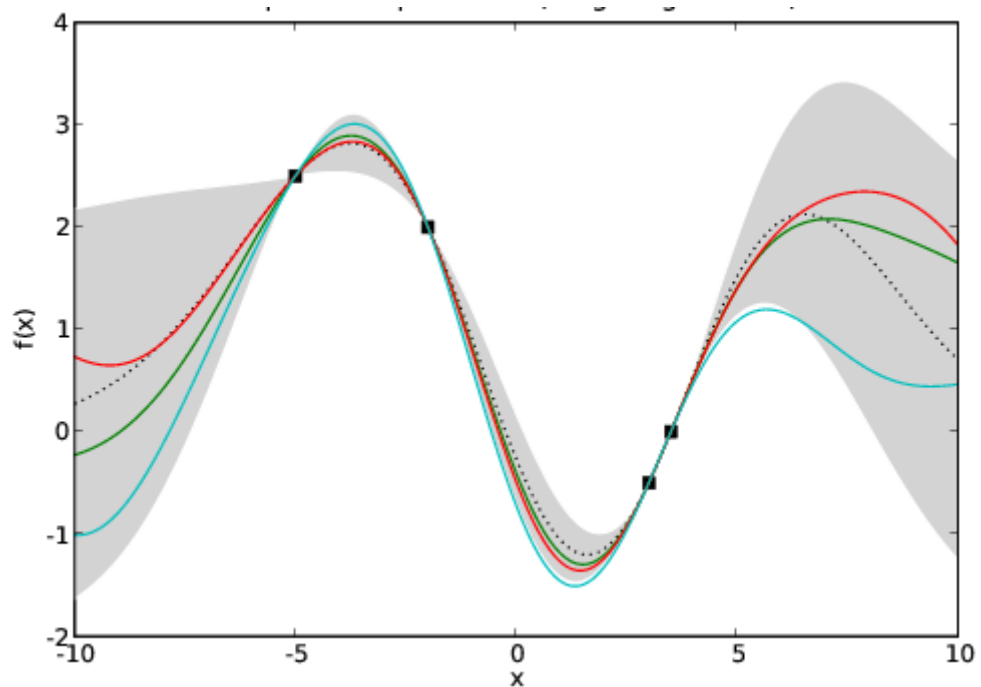
จัดรูปฟังก์ชันคอร์เนลเลขชี้กำลังสองของกระบวนการเกาส์เซียนใหม่ได้ดังนี้

$$k_{SE}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left[-\frac{(x - x^T)^2}{2\ell^2}\right] \quad (30)$$





ภาพที่ 2-2 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง  
ที่มา: <http://pythonhosted.org>



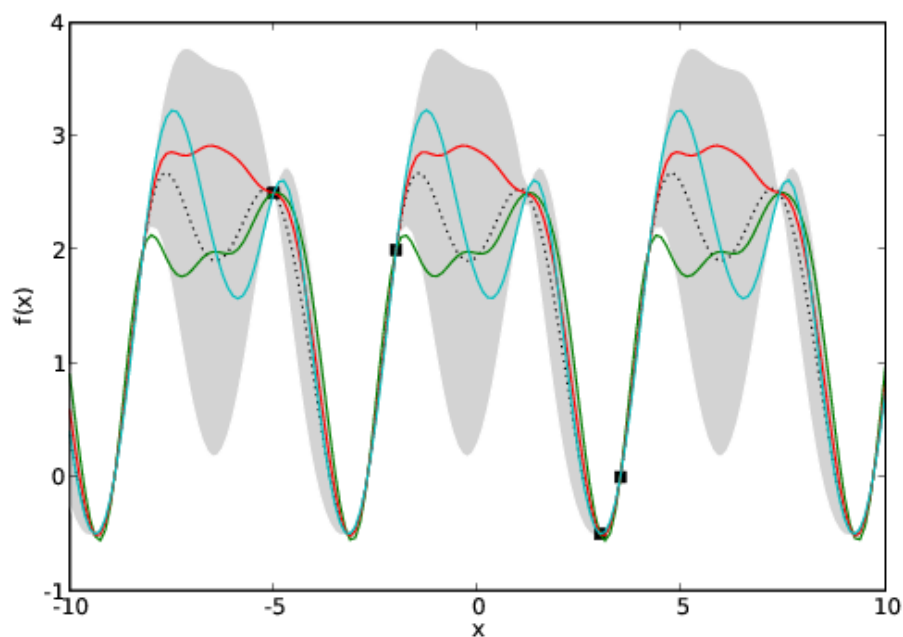
ภาพที่ 2-3 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสองระยะยาว  
ที่มา: <http://pythonhosted.org>

### ฟังก์ชันเคอร์เนลคาบกำลังสอง (Periodic quadratic kernel function)

สำหรับฟังก์ชันเคอร์เนลที่ถูกออกแบบมาสำหรับใช้กับฟังก์ชันที่สร้างจากกระบวนการเกาส์เซียนที่มีลักษณะเป็นการซ้ำรอบเป็นคาบเวลาถูกนำเสนอโดย MacKay ในปี ค.ศ. 1998 ซึ่งมีค่าเป็น (Duvenaud, 2014)

$$k_{PER}(\tau/\theta) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{2 \sin^2(\|\tau\|/p)}{\ell^2}\right) \quad (31)$$

กำหนดให้ค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์เป็น  $\theta = \{p, \ell, \sigma\}$  โดยตัวแปร  $p$  คือ ความยาวคาบของสัญญาณฟังก์ชันทางเวลา ส่วนตัวแปร  $\ell$  กับ  $\sigma$  คือ ความยาวของส่วนที่ซ้ำคาบและการกำหนดขนาดของสัญญาณตาม ถ้าสามารถหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ได้ถูกต้อง สามารถสร้างสัญญาณที่มีลักษณะเป็นคาบได้จากฟังก์ชัน  $f(x_j)$  ของกระบวนการเกาส์เซียน หรืออาจเปรียบเทียบการหาไฮเปอร์พารามิเตอร์ ได้เหมือนกับการหาค่าสัมประสิทธิ์ของอนุกรมฟูเรียร์ ซึ่งถ้าหาคำนวนหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ได้ถูกต้องก็สามารถสร้างสัญญาณคาบชนิดต่าง ๆ ได้จากอนุกรมฟูเรียร์ได้แม่นยำ



ภาพที่ 2-4 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลคาบกำลังสอง

ที่มา: <http://pythonhosted.org>

### ฟังก์ชันเคอร์เนลตรรกยะกำลังสอง (Rational quadratic kernel function)

Williams and Rasmussen (2006, pp. 86-87) สำหรับเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลตามสมการที่ (30) มีความไวของการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันทางเวลา  $f(x)$  จะขึ้นกับค่าสเกลความยาว  $\alpha$  หรือ  $\ell$  ขอบเขตของฟังก์ชันทางเวลา  $f(x)$  ที่สร้างโดยเคอร์เนลเรชันนอลควอดราติก (Rational

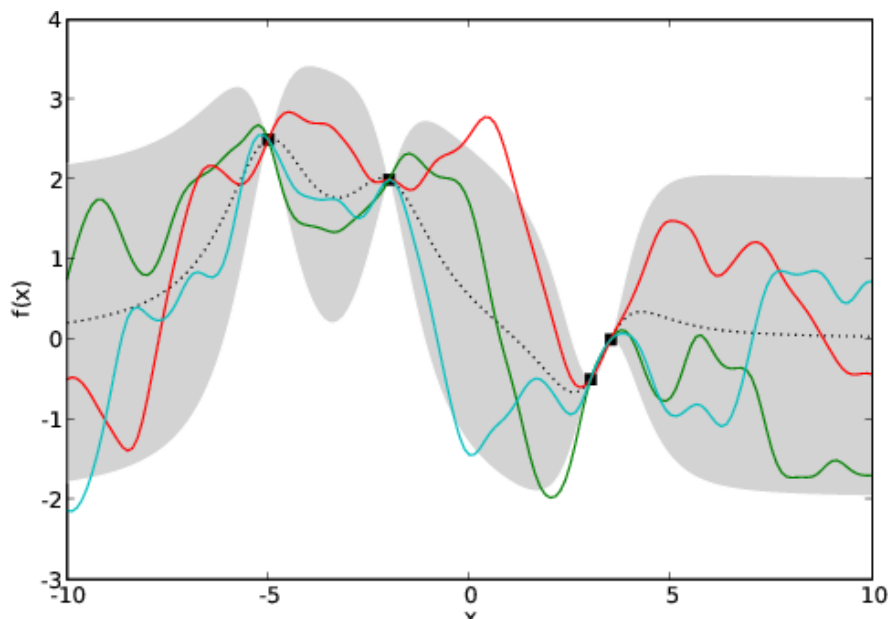
Quadratic Kernel) คือผลรวมอนันต์ (Infinite sum) ของเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสองที่มีผลรวมความยาว  $\ell$  ที่แตกต่างกัน เพราะฉะนั้นจากเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสองกำหนดให้เป็นฟังก์ชันของ  $\tau = \|x - x^T\|$  ดังนั้นสามารถเขียนรูปแบบผลรวมอนันต์ของเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสองได้

$$k(\tau) = \int \exp\left(-\frac{\tau^2}{2\ell^2}\right) p(\ell) d\ell \quad (32)$$

โดยที่  $p(\ell)$  คือการกระจายของสเกลความยาว  $\ell$  ซึ่งแทนด้วยการกระจายแบบแกมมา (Gamma Distribution) บนสเกลความยาว  $\gamma = \ell^{-2}$  กำหนดให้  $g(\gamma|\alpha, \beta) \propto \gamma^{\alpha-1} \exp(-\alpha\gamma / \beta)$  โดยที่  $\beta^{-1} = \ell'^2$  ดังนั้นสามารถพิสูจน์เคอร์เนลเรซินนอลควอดราติกเคอร์เนลได้ดังนี้

$$\begin{aligned} k_{RQ}(\tau) &= \int g(\gamma|\alpha, \beta) k_{SE}(\tau|\gamma) d\gamma \\ &\propto \int \gamma^{\alpha-1} \exp\left(\frac{-\alpha\gamma}{\beta}\right) \exp\left(-\frac{\gamma\tau^2}{2}\right) d\gamma \\ &\propto \left(1 + \frac{\tau^2}{2\alpha\ell^2}\right)^{-\alpha} \end{aligned} \quad (33)$$

เคอร์เนลเรซินนอลควอดราติกนั้นมีไว้เพื่อที่จะออกแบบข้อมูลที่มีความซับซ้อน โดยค่า  $\alpha$  ของเคอร์เนลเรซินนอล ควอดราติก ถ้ากำหนดให้  $\alpha \rightarrow \infty$  สามารถแปลงกลับไปเป็นเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสองได้



ภาพที่ 2-5 ตัวอย่างฟังก์ชันเคอร์เนลตรรกยะกำลังสอง  
ที่มา: <http://pythonhosted.org>

### งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับกระบวนการเกาส์เซียน

ทัศนัย พลอยสุวรรณ และวิภาวัลย์ นาคทรัพย์ (2559) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าระยะยาวโดยกระบวนการเกาส์เซียน และกระบวนการย้อนกลับเข้าหา ค่าเฉลี่ย จุดมุ่งหมายของงานวิจัยนี้ เพื่อที่จะนำเสนอตัวแบบพฤติกรรมทางการเงินสำหรับราคาซื้อ ขายปัจจุบัน  $P_t$  ในตลาดซื้อขายไฟฟ้า (Spot prices) โดยอาศัยตัวแบบทางคณิตศาสตร์ที่จับต้องได้ พฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงของราคาซื้อขายไฟฟ้าในตลาดซื้อขายไฟฟ้า มีความรวดเร็วและมีความ ผันผวนขึ้นกับความต้องการใช้ไฟฟ้าและความสามารถในการผลิตไฟฟ้าของผู้ผลิต ซึ่งลักษณะของ ราคาไฟฟ้าปัจจุบันมีลักษณะคล้ายกับสัญญาณสุ่ม (Stochastic signal) ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงใช้เทคนิค สองประเภทเพื่อใช้ในการสร้างฟังก์ชันราคา ได้แก่กระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian process) ใช้ สำหรับสร้างตัวแบบฟังก์ชันราคาทางเวลาในส่วนของที่เปลี่ยนแปลงซ้ำและต่อเนื่อง (Deterministic seasonal price signal) และ สำหรับส่วนที่เหลือของฟังก์ชันราคาจะใช้ กระบวนการกลับเข้าสู่ค่า กลาง (Mean-reverting process) หรือ กระบวนการคีนค่าเฉลี่ย (Ornstein-Uhlenbeck process) สำหรับจำลองฟังก์ชันราคาส่วนที่เหลือ โดยงานวิจัยนำข้อมูลราคาซื้อขายพลังงานไฟฟ้าให้แก่ผู้ใช้ ไฟฟ้า ณ ราคา ปัจจุบันในตลาดซื้อขายไฟฟ้า (Spot prices) ในรัฐเท็กซัสหรือเรียกว่า ERCOT (Electric reliability council of texas) ซึ่งเป็นโครงข่ายไฟฟ้า หนึ่งในสามที่ใหญ่ที่สุดของประเทศ สหรัฐอเมริกาให้บริการลูกค้า มากกว่า 20 ล้านหน่วย โดยจำนวนข้อมูลที่นำมาใช้สำหรับทำวิจัยคือ ราคา Spot prices รายวันตั้งแต่เดือน 1 มกราคม พ.ศ. 2554 ถึง 30 พฤศจิกายน พ.ศ. 2556 จำนวนทั้งสิ้น 1,411 สำหรับพยากรณ์พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าในระยะยาว ล่วงหน้าเป็นเวลา 2 ปี ระหว่าง 1 ธันวาคม พ.ศ. 2556 ถึง 30 ธันวาคม พ.ศ. 2558 ผลการวิจัยได้ สมการความน่าจะเป็นรวม Probability density function (Pdf) ของราคาปัจจุบันเป็น  $X_{t-1}$  และอนาคตเป็น  $X_t$  มีค่าเท่ากับ

$$P(X_t|X_{t-1}) = (\lambda\Delta t) \times \mathcal{N}_1(X_t|X_{t-1}) + (1 - \lambda\Delta t) \times \mathcal{N}_2(X_t|X_{t-1}) \quad \text{โดยที่}$$

$$\mathcal{N}_1(X_t|X_{t-1}) = \left(2\pi(\sigma^2 + \sigma_j^2)\right)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(\frac{-(X_t - \lambda\Delta t - \phi X_{t-1} - \mu_j)^2}{2(\sigma^2 + \sigma_j^2)}\right)$$

$$\mathcal{N}_2(X_t|X_{t-1}) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(\frac{-(X_t - \lambda\Delta t - \phi X_{t-1})^2}{2\sigma^2}\right)$$

Lourenço and Santos (2012) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ระยะสั้นโดยใช้กระบวนการ เกาส์เซียน งานวิจัยนี้นำเสนอการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะสั้น โดยใช้ตัวแปร คือ เวลาเป็น ชั่วโมง จำนวน 300 ชั่วโมง โดยใช้ข้อมูลไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้า ผลการศึกษาพบว่า การพยากรณ์โดย ใช้วิธีกระบวนการเกาส์เซียนให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ คือ มีค่า MAPE ของสามสถานีนี้นี้คือ 2.03% 2.57% และ 1.39%

Wu, Law, and Xu (2012) ได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการท่องเที่ยวในฮ่องกง ด้วย กระบวนการเกาส์เซียน ในการศึกษาครอบคลุมช่วงปี ค.ศ. 1985-2008 เป็นข้อมูลรายเดือน จาก จำนวนนักท่องเที่ยวเข้าฮ่องกงมากที่สุด 13 ประเทศ ชุดข้อมูลที่มี 276 ตัวอย่างที่เป็นตัวแทนของ ระยะเวลาการบันทึกจำนวนของผู้โดยสารเข้าที่มาท่องเที่ยว โดยใช้ข้อมูลจำนวน 142 สำหรับเป็น ข้อมูลฝึกอบรมและ 134 สำหรับการทดสอบตัวแบบ ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบกระบวนการ

เกาส์เซียนมีประสิทธิภาพสูงกว่าตัวแบบชนิดอื่น คือมีค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยกว่า ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบ v-SVM และตัวแบบ g-SVM ซึ่งกระบวนการเกาส์เซียนมีค่า MAE MAPE MSE ดังนี้ 1.834, 0.64, 75.3 ตัวแบบ ARIMA มีค่า MAE MAPE MSE ดังนี้ 153.8, 43.6, 13.657 ตัวแบบ v-SVM มีค่า MAE MAPE MSE ดังนี้ 17.2, 5.7, 448 และตัวแบบ g-SVM มีค่า MAE MAPE MSE ดังนี้ 11.38, 3.78, 188

Blum and Riedmiller (2013) ได้ศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าโดยใช้กระบวนการเกาส์เซียน ในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียนและ Power คอร์เนล ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ตัวแปรที่ใช้คืออุณหภูมิ และเวลา ในช่วงเวลา 4 สัปดาห์ ของผู้ใช้ไฟฟ้าในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน โดยใช้ข้อมูล 2 สัปดาห์แรกเป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน และใช้ข้อมูลอีก 2 สัปดาห์ที่เหลือเป็นชุดข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าสำหรับ 24 ชั่วโมงข้างหน้า ผลการวิจัยพบว่า กระบวนการเกาส์เซียนโดยใช้คอร์เนล Power มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดี มีค่า RMSE 3.00

Ploysuwan, Atsawathawichok, and Teekaput (2014) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยโดยกระบวนการเกาส์เซียน งานวิจัยนี้นำเสนอการพยากรณ์หาค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak load) ระหว่างปี ค.ศ. 2011-2012 ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT) โดยใช้วิธีกระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian process) ซึ่งใช้ข้อมูลระหว่างปี ค.ศ. 2000-2010 เป็นข้อมูลฝึกสอนโดยประกอบด้วย 4 ตัวแปรสำคัญ ได้แก่ เวลาเป็นรายเดือน, ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดเป็นรายเดือน, ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) และผลิตภัณฑ์ประชาชาติ (GNP), ตามลำดับ นอกจากนี้ยังนำเสนอวิธีคำนวณหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ ซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญที่ใช้ในการเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ของกระบวนการเกาส์เซียน ที่นำเสนอ ผลการทดลองพบว่าการพยากรณ์โดยใช้วิธีกระบวนการเกาส์เซียน ให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่าและประสิทธิภาพที่ดีกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียม

Salcedo, Casanova, Munoz, and Camps (2014) ได้ศึกษาเรื่องการคาดการณ์การฉายรังสีของดวงอาทิตย์โดยใช้กระบวนการเกาส์เซียน งานวิจัยนี้นำเสนอการพยากรณ์ปริมาณการฉายรังสีของดวงอาทิตย์ โดยใช้ตัวแปร 5 ตัวคือ ความยาวของแสง ความเข้มของโอโซน ปริมาณไอน้ำ ความหนาแน่นของเมฆ และ ปริมาณรังสีจากดวงอาทิตย์ผลการทดลองพบว่าการพยากรณ์ โดยใช้วิธีกระบวนการเกาส์เซียนให้ค่าความผิดพลาดที่น้อย มีค่า RMSE ของสถานการณ์ที่แตกต่างกันคือ (0, 25%) สำหรับวันฟ้าใส (25%, 50%) สำหรับวันที่ท้องฟ้ามีฝนฟ้าคะนองกระจายและ (50%, 100%) สำหรับวันที่ท้องฟ้ามีดครึ้ม

Sun, Wang, and Xu (2014) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำรายเดือนโดยใช้กระบวนการการถดถอยแบบเกาส์เซียน การพยากรณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำมีบทบาทสำคัญในเกือบทุกด้านของการวางแผนทรัพยากรน้ำและการจัดการ ในงานนี้กระบวนการถดถอยแบบเกาส์เซียน เป็นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง คอร์เนลที่มีประสิทธิภาพถูกนำมาใช้เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำ เป็นการพยากรณ์ปริมาณน้ำในแม่น้ำหนึ่งเดือนข้างหน้า โดยใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูลสถานี MOPEX สหรัฐอเมริกา เป็นชุดข้อมูลจากอุตินิยมวิทยาอุทกกระยะยาวที่เก็บรวบรวมจาก 438 อ่างในสหรัฐอเมริกาจาก ตั้งแต่ มกราคมปี ค.ศ. 1948 ปี ธันวาคม ค.ศ. 2003 โดย 70% ของข้อมูลจะเป็น

ชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝน และอีก 30% จะเป็นชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์กับการถดถอยเชิงเส้นและ ARMAX ผลจากการวิจัยพบว่า GP มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการถดถอยเชิงเส้น และ ARMAX และสำหรับขั้นตอนกระบวนการในการฝึกฝนพบว่า GP จะใช้เวลาน้อยกว่า 5 วินาที ซึ่งใช้เวลาน้อยกว่าวิธีการถดถอยเชิงเส้นและ ARMAX

Hachino, Okubo, Takata, Fukushima, and Igarashi (2015) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์ความเสียหายของพลังงานไฟฟ้าที่เกิดจากพายุไต้ฝุ่นด้วยตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียนแบบปรับปรุง ความเสียหายของโรงงานผลิตพลังงานไฟฟ้าที่เกิดจากพายุไต้ฝุ่นเป็นหนึ่งในภัยพิบัติทางอุตุนิยมวิทยาที่พบบ่อยที่สุดในประเทศญี่ปุ่น จึงเป็นสิ่งสำคัญที่จะคาดการณ์ปริมาณของความเสียหายได้อย่างถูกต้องสำหรับพายุไต้ฝุ่น งานวิจัยนี้ได้ปรับปรุงกระบวนการเกาส์เซียน (GP) เพื่อพยากรณ์ของความเสียหายของพลังงานไฟฟ้าที่เกิดจากพายุไต้ฝุ่น พื้นที่ที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือหมู่เกาะอามามิในประเทศญี่ปุ่น ตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาคือ เส้นทางพายุไต้ฝุ่น ความเร็วลมสูงสุด จำนวนวันที่พายุไต้ฝุ่นคงอยู่ และปริมาณความเสียหายจากการเกิดไต้ฝุ่นแต่ละครั้ง ข้อมูลที่ใช้คือปริมาณของความเสียหายพลังงานไฟฟ้าโดยใช้ข้อมูลจริงจากพายุไต้ฝุ่นที่เข้ามาใกล้หมู่เกาะอามามิ จำนวน 18 ครั้ง จากปี ค.ศ. 1996 ถึง 2009 ข้อมูลจากพายุไต้ฝุ่น จำนวน 17 ครั้งจะเป็นชุดข้อมูลสำหรับการฝึกฝน และอีกหนึ่งครั้งที่เหลือจะเป็นข้อมูลสำหรับพยากรณ์ จำนวนความเสียหายพลังงานไฟฟ้าจะถูกนำไปเป็นจำนวนของวงจรกับความสูญเสียพลังงาน ความถูกต้องของการพยากรณ์โดยตัวแบบเกาส์เซียนขึ้นอยู่กับเวกเตอร์พารามิเตอร์ที่ไม่รู้จักนั่นคือเวกเตอร์พารามิเตอร์น้ำหนักของฟังก์ชันค่าเฉลี่ยเวกเตอร์ ไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter) ของฟังก์ชันความแปรปรวนและการปรับเวกเตอร์พารามิเตอร์ของปริมาณของการติดตามพายุไต้ฝุ่น ในงานวิจัยนี้จะกำหนดเวกเตอร์พารามิเตอร์ที่ไม่รู้จักโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least-Squares: LS) รวมวิธีการเชิงเส้น LS กับการเพิ่มประสิทธิภาพในการจับกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) ผลการพยากรณ์ที่ได้ GP ที่ปรับปรุง มีค่าความเชื่อมั่น 95.5% โดยเมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง GP ที่ปรับปรุงและ GP-ตามธรรมดา พบว่า GP ที่ปรับปรุง มีค่า MSE เท่ากับ 3.89 ส่วน GP-ตามธรรมดามีค่าเท่ากับ 4.48

Lei, Guo, Cai, Hu, and Zhao (2015) ได้วิจัยเรื่อง การคาดการณ์ของความยาวของวัน (LOD) โดยวิธีการกระบวนการเกาส์เซียน ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยคือระดับน้ำขึ้นลงในแต่ละวัน และความยาวในแต่ละวันโดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ 1 มกราคม ค.ศ. 1990 ถึง 31 ธันวาคม ค.ศ. 2001 ซึ่งข้อมูลตั้งแต่ 1 มกราคม ค.ศ. 1990 ถึง 31 ธันวาคม ค.ศ. 1999 จะเป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน และ 1 มกราคม ค.ศ. 2000 ถึง 31 ธันวาคม ค.ศ. 2001 เป็นชุดข้อมูลตรวจสอบ สำหรับการพยากรณ์อนาคต 1~10, 15, 20, 25, 30, 60, 90, ..., และ 360 วัน ผลของพยากรณ์ด้วยตัวแบบเกาส์เซียน (Gaussian process:GP) ในระยะสั้นและระยะกลาง เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีอื่นคือโครงข่ายประสาทเทียมแบบการส่งค่าย้อนกลับ (Back-propagation Neural Networks: BPNN), โครงข่ายประสาทเทียมแบบการส่งค่าย้อนกลับแบบปรับปรุง (Modified BPNN), โครงข่ายประสาทเทียมแบบถดถอยทั่วไป (General Regression Neural Networks: GRNN) และระบบอนุมานฟัซซี่ (Fuzzy Inference Systems: FIS) การเปรียบเทียบกับผลของวิธีการอื่น ๆ พิสูจน์ให้เห็นอย่างชัดเจนว่า GP เป็นเครื่องมือที่มีแนวโน้มมากที่สุดที่จะทำนาย LOD ได้ดีที่สุด

Senanayake, Callaghan, and Ramos (2016) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์การแพร่ระบาดของไข้หวัดใหญ่ ด้วยตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียน และเคอร์เนลแบบพื้นที่เวลา (Spatio-temporal) งานวิจัยนี้ใช้เคอร์เนลที่ใช้ประกอบด้วยองค์ประกอบสามส่วนคือ เวลา พื้นที่ และ ความแปรปรวนร่วมกัน (Cross-covariance) ข้อมูลที่ใช้จะแบ่งเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดแรกเป็นข้อมูลเพื่อพยากรณ์การระบาดในระยะสั้นในพื้นที่ประเทศสหรัฐอเมริกาทั้งหมดยกเว้น รัฐอลาสก้า และ ฮาวาย เนื่องจากเป็นพื้นที่ไม่ได้เชื่อมต่อกับแผ่นดินใหญ่ โดยใช้ข้อมูลรายสัปดาห์จำนวน 402 สัปดาห์ ตั้งแต่วันที่ 2 ธันวาคม ปี ค.ศ. 2007 ถึง 9 สิงหาคม ปี ค.ศ. 2015 ทั้งหมด 19,698 ค่าสังเกต และใช้ข้อมูลปี ค.ศ. 1972- 2006 ในการพยากรณ์ระยะยาว ทั้งหมด 89,474 ค่าสังเกต แต่ข้อมูลทั้งสองชุดไม่ได้ถูกรวมเข้าด้วยกันเนื่องจากแหล่งที่มาและวิธีการสุ่มตัวอย่างที่แตกต่างกัน ผลการวิจัยพบว่าตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียน และ Spatio-temporal เคอร์เนล มีความแม่นยำในการพยากรณ์ ทั้งในระยะสั้นและระยะยาวมากกว่าตัวแบบเกาส์เซียนธรรมดา ตัวแบบการถดถอยด้วยอัลกอริทึมที่ใกล้เคียง (k-NN regression) และตัวแบบการถดถอยพหุนามแบบกำลังสองน้อยที่สุด (LS polynomial regression) โดยพิจารณาได้จากค่า MSE ซึ่งตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียน และ Spatio-temporal เคอร์เนล มีค่า MSE ที่พยากรณ์สำหรับ 1 สัปดาห์ 2 สัปดาห์ และ 150 สัปดาห์ เท่ากับ 0.0043 0.0128 0.2900 ตามลำดับ ตัวแบบเกาส์เซียนธรรมดามีค่าเท่ากับ 0.0156 0.0157 0.8642 ตัวแบบ k-NN regression มีค่าเท่ากับ 0.0068 0.0105 0.3586 และตัวแบบ LS polynomial regression มีค่าเท่ากับ 0.0169 0.0211 1.6557 นั่นคือสามารถสรุปได้ว่าเป็นตัวแบบที่พัฒนาสามารถพยากรณ์การแพร่ระบาดของไข้หวัดใหญ่ได้ดี

Ludkovski, Risk, and Zail (2016) ได้วิจัยเรื่อง การใช้ตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียนในการพยากรณ์อัตราการตาย งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาอัตราการตายโดยใช้ตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียนงานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลในประเทศสหรัฐอเมริกา ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยคือ อายุ และปี ข้อมูลอัตราการตายที่เข้ามาจากศูนย์การควบคุมโรค (CDC) ข้อมูลที่ใช้สำหรับเป็นชุดในการฝึกอบรมเป็นข้อมูลช่วงอายุ 50-84 ปี ของปี ค.ศ. 1999-2014 ในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบกระบวนการเกาส์เซียน โดยใช้เคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสอง จากผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบมีความน่าเชื่อถือ 80% เปรียบเทียบทั้งสองวิธีตัวแบบ GP มีค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมพัทธ์เท่ากับ 0.3%

Yan, Bai, Deng, and Foley (2016) ได้วิจัยเรื่อง ในการพยากรณ์พลังงานลมด้วยกระบวนการเกาส์เซียนแบบเฉพาะ (Temporally Local Gaussian Process: TLGP) โดยใช้เทคนิคผสม ในงานวิจัยนี้ใช้ TLGP เป็นตัวแบบในการพยากรณ์ โดยตัวแบบนี้ใช้เทคนิคตัวกรองเคลื่อนที่ (Moving window) และ อัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ด้วยการเรียนรู้ (Teaching-Learning-Based Optimization: TLBO) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์กับตัวแบบ GP, ARMA, RBF, และการติดตามปกติ ในการศึกษาวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากแหล่งผลิตพลังงานลม 2 แห่งคือ ในประเทศสหรัฐอเมริกาและไอร์แลนด์ สำหรับแหล่งผลิตในสหรัฐอเมริกา ใช้ข้อมูลทุกวินาทีในเดือนสิงหาคมปี ค.ศ. 2006 และนำมาเฉลี่ยเป็นรายชั่วโมง แหล่งผลิตอีกแห่งในไอร์แลนด์ใช้ข้อมูลทุก 15 นาที ในเดือนตุลาคม ค.ศ. 2008 และเฉลี่ยรายชั่วโมงสำหรับการนำไปใช้ประยุกต์ใช้ โดยข้อมูลในช่วง 2 สัปดาห์แรกจะถูกใช้เป็นข้อมูลสำหรับฝึกฝน และ อีก 2 สัปดาห์หลัง จะเป็นชุดข้อมูลสำหรับทดสอบสำหรับพยากรณ์อีก 12 ชั่วโมงข้างหน้า ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ

ตัวแบบใช้ ค่า MSE MAE และ RMSE เป็นตัววัดประสิทธิภาพจากตัวแบบทั้ง 5 แบบ จากผลการวิจัยพบว่า การพยากรณ์พลังงานลมในแหล่งผลิตพลังงานลมในสหรัฐอเมริกา ตัวแบบ TLGP มีค่า MSE MAE และ RMSE ต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบทั้ง 4 แบบ ซึ่งตัวแบบ GP TLGP ให้ค่าความผิดพลาดคลาดเคลื่อนที่ใกล้เคียงกันมาก แต่การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ GP ใช้เวลา 120 วินาที ในขณะที่ TLGP ค่าใช้เพียง 40 วินาที ในขณะที่ผลการพยากรณ์ในแหล่งผลิตไอร์แลนด์ ก็ให้ผลเช่นเดียวกัน

Claveria, Monte, and Torra (2016) ได้วิจัยเรื่อง ตัวแบบตลาดการท่องเที่ยวระหว่างภูมิภาคของสเปนโดยใช้ตัวแบบกระบวนการถดถอยแบบเกาส์เซียน ในงานวิจัยนี้ใช้การกระบวนการถดถอยแบบเกาส์เซียนแบบการป้อนข้อมูลเข้าและการส่งออก (Multiple-input multiple-output) และเคอร์เนลเอกซ์โพเนนเชียลกำลังสอง (Radial basis kernel) ในการพยากรณ์ การพยากรณ์ด้วยวิธีนี้จะช่วยให้การสร้างตัวแบบข้ามการอ้างอิงระหว่างชุดที่กำหนดของตัวแปรและสร้างเวกเตอร์สำหรับพยากรณ์ ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลเกี่ยวกับความต้องการ การท่องเที่ยวระหว่างประเทศไปยังทุกภูมิภาคของสเปนจากสำนักงานสถิติแห่งชาติ เป็นจำนวนของนักท่องเที่ยวรายเดือนในระดับภูมิภาค ในช่วงเวลา มกราคม ปี ค.ศ. 1999 ถึง มีนาคม ค.ศ. 2014 โดยข้อมูลจำนวน 96 เดือนแรก (ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1999 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ. 2006) ได้รับการคัดเลือกเป็นชุดฝึกฝน ข้อมูลจำนวน 60 เดือนถัดมา (จากมกราคม ค.ศ. 2007 ถึงธันวาคม ค.ศ. 2011) เป็นชุดตรวจสอบและสุดท้ายอีก 15% ที่เหลือ (จากมกราคม ค.ศ. 2012 ถึง มีนาคม ค.ศ. 2014) จะเป็นชุดทดสอบ ผลการวิจัยพบว่า จากการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวทั้ง 7 ภูมิภาคในสเปน ให้ผลการพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำกว่าตัวแบบ MLP และ ANN โดยพิจารณาจากค่า MAPE

สรุปผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องข้างต้น จะเห็นว่าการพยากรณ์โดยใช้กระบวนการเกาส์เซียน ให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นทั้งในระยะสั้น ระยะกลาง และระยะยาว โดยกระบวนการเกาส์เซียนสามารถที่จะพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear) ได้เป็นอย่างดี ใช้เวลาในการวิเคราะห์ประมวลผลน้อย มีขั้นตอนการวิเคราะห์ที่ไม่ซับซ้อน นอกจากนี้กระบวนการเกาส์เซียนยังใช้ตัวแปรนำเข้าในการพยากรณ์น้อย ใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนน้อย

## ตอนที่ 2 ตัวแบบ SARMA และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### อนุกรมเวลา (Time series)

ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์ (2556, หน้า 14) ได้ให้ความหมายว่า อนุกรมเวลา คือ ค่าของข้อมูลหรือค่าสังเกตที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาที่เก็บรวบรวมข้อมูล อาจห่างเท่ากันหรือไม่ก็ได้ ส่วนใหญ่ช่วงเวลาจะห่างเท่ากัน ถ้าช่วงเวลาห่างไม่เท่ากันอาจเกิดปัญหาในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาได้ อนุกรมเวลาจะมีลักษณะเด่นที่แตกต่างจากข้อมูลอื่น ๆ คือ อนุกรมเวลาเป็นข้อมูลที่ไม่อิสระกัน อนุกรมเวลาแบ่งได้เป็นสองประเภทคือ อนุกรมเวลาต่อเนื่อง เช่น อุณหภูมิอากาศ และอนุกรมเวลาไม่ต่อเนื่อง เช่น ยอดจำหน่ายสินค้าในแต่ละวัน

ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์ (2556, หน้า 4) ได้ให้ความหมายว่า อนุกรมเวลาหมายถึงการเก็บรวบรวมข้อมูลของตัวแปรหนึ่งตามลำดับเวลา และในแต่ละช่วงเวลาของข้อมูลสามารถเพิ่มขึ้นหรือลดลงหรือเท่าเดิมก็ได้

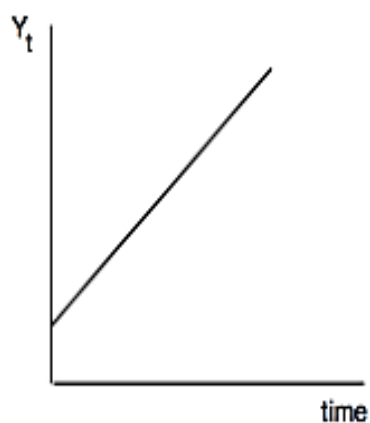


การพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time series forecasting) เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ข้อมูลในอดีตวิเคราะห์หาตัวแบบอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่เก็บตามลำดับเวลา และใช้ตัวแบบนั้นในการพยากรณ์ค่าสังเกตในอนาคต วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีหลายวิธี ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ 1. วิธีการแบบเชิงเส้น (Linear approach) เช่น บ็อกซ์-เจนกินส์หรือตัวแบบ ARIMA 2. วิธีการแบบไม่เชิงเส้น (Non-linear approach) เป็นวิธีการที่พยายามอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ที่ไม่เชิงเส้นของอนุกรมเวลา เช่น ตัวแบบ ANN ซึ่งเป็นตัวแบบนี้นิยมใช้กันในปัจจุบัน เป็นต้น

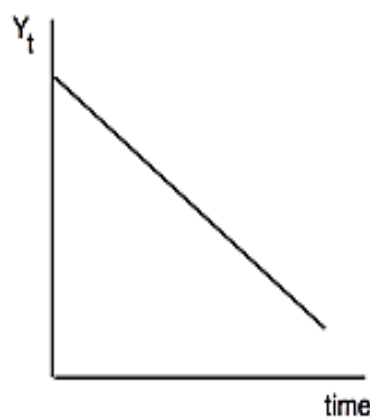
### ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

David (2016, pp. 1-3) อนุกรมของตัวแปรหนึ่งจะประกอบไปด้วย 4 ส่วนคือ แนวโน้ม วัฏจักร ความแปรผันตามฤดูกาล การแปรผันไม่ปรกติ

1. แนวโน้ม (Trend) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์  $T$  แนวโน้มเป็นผลจากเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ หรือลดลงเรื่อย ๆ เมื่อเวลาผ่านไปในช่วงเวลายาวนาน เรามักใช้แนวโน้มในการบอกว่า อนุกรมเวลาที่เก็บข้อมูลมา มีอัตราการเพิ่มขึ้นหรืออัตราการลดลงในระยะยาว แนวโน้มเป็นการวัดค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงข้อมูลต่อหนึ่งหน่วยเวลา แนวโน้มเป็นการเคลื่อนไหวตลอดเวลา สามารถอธิบายได้จากเส้นตรง หรือเส้นโค้งลักษณะเส้นแนวโน้มต้องเรียบไม่มีการหักมุม ณ ที่ใด ๆ ของเส้น



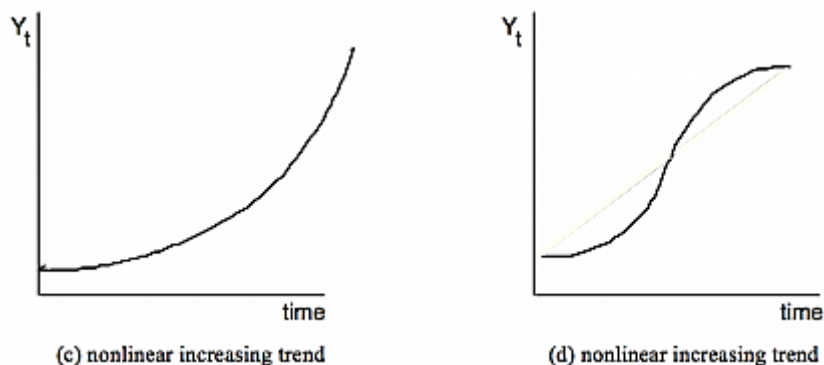
(a) linear increasing trend



(b) linear decreasing trend

ภาพที่ 2-6 รูปแบบแนวโน้มเชิงเส้น

ที่มา: David (2016, p. 2)

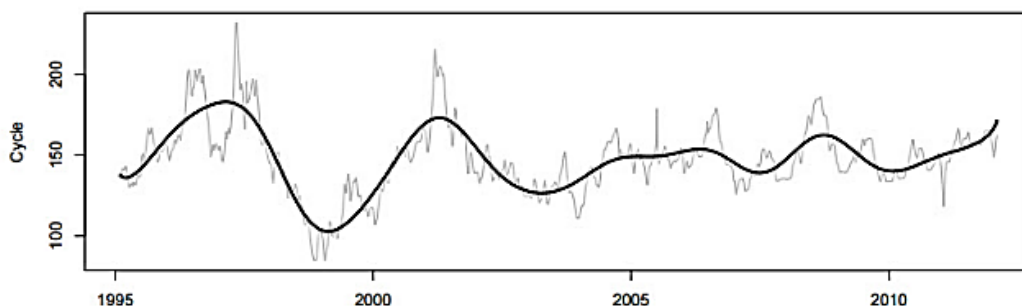


ภาพที่ 2-7 รูปแบบแนวโน้มไม่เชิงเส้น  
ที่มา: David (2016, p. 2)

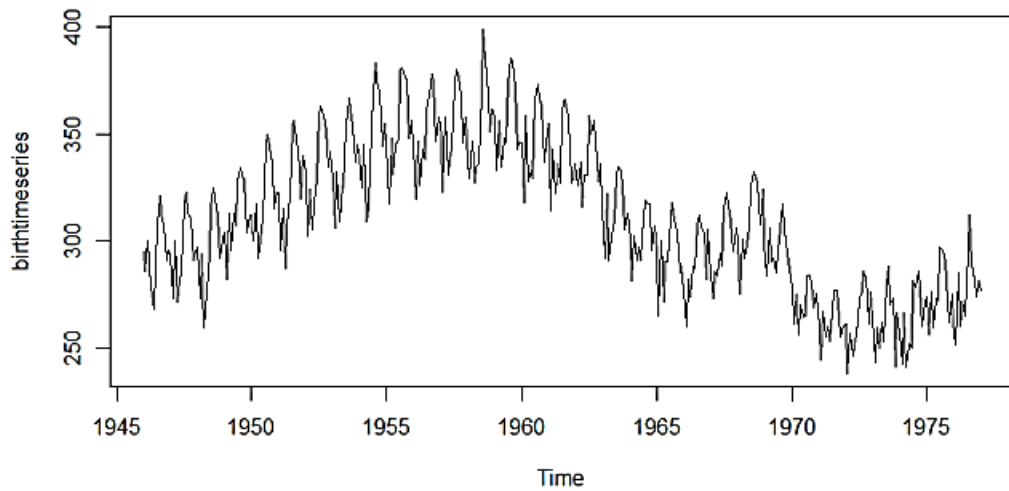
2. การแปรผันตามวัฏจักร (Cycle variation) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ C วัฏจักรเป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะของการเพิ่มขึ้นและลดลงสลับกันไปซ้ำ ๆ มีระยะเวลานานกว่า 1 ปี การนับระยะเวลาของส่วนวัฏจักร จะนับจุดสูงสุดหนึ่ง (Peak) ไปยังอีกจุดสูงสุดหนึ่ง หรือจากจุดต่ำสุดหนึ่ง (Trough) ไปยังอีกจุดต่ำสุดหนึ่ง ซึ่งต้องกินเวลาตั้งแต่ 2 ปี ถึง 10 ปีขึ้นไป (หรือนานกว่านั้น) ส่วนของวัฏจักรจะเริ่มเวลาใดก็ได้ เมื่อส่วนของวัฏจักรอยู่ในช่วงที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าลดลง เราจะเรียกว่าช่วงถดถอย (Recession) และหลังจากผ่านจุดต่ำสุดไปแล้ว ส่วนของวัฏจักรที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าเพิ่มขึ้น เราจะเรียกว่าช่วงฟื้นตัว (Recovery)

3. การแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal variation) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ S การแปรผันตามฤดูกาลเป็นรูปแบบการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลาหนึ่งซึ่งจังหวะของการเปลี่ยนแปลงจะมีรูปแบบที่ซ้ำภายใน 1 ปี และมีรูปแบบซ้ำกันแบบนี้ทุกปี การแปรผันตามฤดูกาลเป็นเครื่องชี้ให้เห็นการเปลี่ยนแปลงในช่วงเวลา

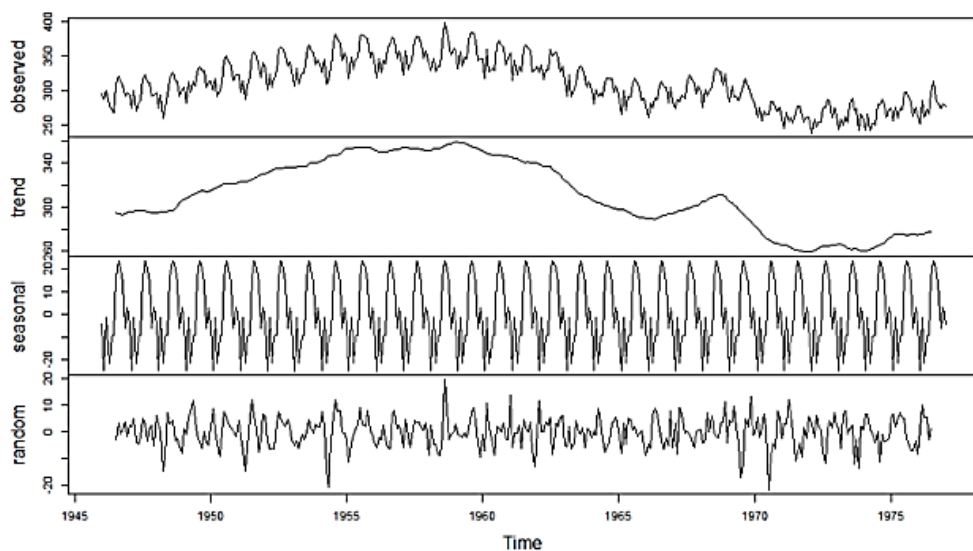
4. การแปรผันไม่ปรกติ (Irregular variation) เขียนแทนด้วยสัญลักษณ์ I การแปรผันไม่ปรกติไม่ใช่การเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม ไม่ใช่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร และไม่ใช่การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล แต่เป็นการเคลื่อนที่ของข้อมูลที่เกิดขึ้นอย่างไม่คาดการณ์หรือไม่มีรูปแบบการเกิดที่แน่นอน เป็นการเปลี่ยนแปลงที่ไม่สามารถพยากรณ์ล่วงหน้าได้



ภาพที่ 2-8 รูปแบบการแปรผันตามวัฏจักร  
ที่มา: www.linkedin.com



ภาพที่ 2-9 รูปแบบการแปรผันตามฤดูกาล  
ที่มา: [www.linkedin.com](http://www.linkedin.com)



ภาพที่ 2-10 รูปแบบความผันผวนจากเหตุการณ์ที่ไม่ปกติ  
ที่มา: [www.linkedin.com](http://www.linkedin.com)

จากส่วนประกอบของอนุกรมเวลาก้าวโดยสรุป คือ แนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักร และการแปรผันตามฤดูกาลเป็นส่วนประกอบที่หาค่าหรือวัดค่าได้จึงเรียกส่วนประกอบนี้ว่า ส่วนประกอบเชิงกำหนด (Deterministic component) และเรียกการแปรผันไม่ปรกติว่า ส่วนประกอบสโตแคสติก (Stochastic component) เมื่อรวมทั้ง 2 ส่วนประกอบเข้าด้วยกันจะเกิดรูปแบบอนุกรมเวลา (Time series pattern) การรวมส่วนต่าง ๆ ของอนุกรมเวลาที่นิยมกันมี 2 รูปแบบ (Prema & Rao, 2015; David, 2016, p. 4) คือ

ตัวแบบเชิงบวก (Additive model)  $Y = T + S + C + I$

ตัวแบบเชิงคูณ (Multiplicative model)  $Y = T \times S \times C \times I$

ส่วนประกอบของอนุกรมเวลาจากตัวแบบเชิงคุณเป็นตัวแบบที่พบบ่อยในข้อมูลทาง เศรษฐศาสตร์และข้อมูลทางธุรกิจ เนื่องจากข้อมูลดังกล่าวมีส่วนประกอบของอนุกรมเวลาครบทั้ง 4 ส่วน ถ้าส่วนประกอบใดมีการเปลี่ยนแปลงจะมีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงของส่วนประกอบ ที่เหลือ

### การวิเคราะห์ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

ดังที่ได้กล่าวมาข้างต้นแล้วว่าอนุกรมเวลาประกอบด้วย 4 ส่วน ได้แก่ แนวโน้ม การแปรผันตามวัฏจักร การแปรผันตามฤดูกาล และการแปรผันไม่ปกติ สำหรับหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการวิเคราะห์ แต่ละส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ดังนี้

**1. การวิเคราะห์แนวโน้ม (Trend analysis)** แนวโน้มเป็นส่วนประกอบหนึ่งของ อนุกรมเวลาที่ชี้ให้เห็นถึงแนวทางการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นในระยะเวลาอันยาวนานว่าข้อมูลมี แนวโน้มที่สูงขึ้นหรือต่ำลง แนวโน้มอาจมีลักษณะเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้งก็ได้ โดยทั่วไปการหาค่า แนวโน้มนิยมใช้ข้อมูลรายปีมากกว่าการใช้ข้อมูลรายเดือนหรือรายไตรมาส เนื่องจากการเปลี่ยนแปลง ในระยะสั้นไม่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงในระยะยาว (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 113-167)

การวิเคราะห์แนวโน้มเป็นการศึกษาการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นในระยะยาว ว่า ข้อมูลมีรูปแบบการเคลื่อนไหวเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้ง เส้นที่ใช้แทนการเคลื่อนไหวของข้อมูลต้องเป็น เส้นเรียบไม่มีมุมหักเรียกเส้นนี้ว่าเส้นแนวโน้ม (Trend line) เส้นแนวโน้มที่สร้างขึ้นมีประโยชน์ในการ พยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ภายใต้ข้อสมมติและสภาพแวดล้อมเดียวกับอดีต เส้นแนวโน้ม ที่ดีต้องสามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับความจริงมากที่สุดการสร้างเส้นแนวโน้มทำได้ 2 วิธีคือ

วิธีที่ 1 คือ วิธีประมาณด้วยสายตาเป็นการสร้างแผนภาพการกระจายของข้อมูล การนำ ข้อมูลมาเขียนกราฟโดยให้แกน  $X$  แทนเวลาและแกน  $Y$  แทนค่าของข้อมูล จากนั้นสังเกตการณ์ เคลื่อนไหวของข้อมูลจากแผนภาพการกระจายว่ามีรูปร่างเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้งโดยลากเส้นผ่านจุด หรือพยายามลากเส้นให้ใกล้เคียงกับจุดมากที่สุด วิธีนี้ต้องอาศัยประสบการณ์แต่เป็นวิธีที่ง่ายและ รวดเร็ว ข้อเสียของวิธีนี้คือ ไม่มีกฎเกณฑ์ที่แน่นอน ไม่มีตัวแบบทางคณิตศาสตร์ เส้นแนวโน้มที่ได้จะดี หรือไม่ขึ้นกับความสามารถของผู้สร้างเส้นแนวโน้มและลักษณะของข้อมูล

วิธีที่ 2 คือ วิธีคำนวณเป็นการสร้างเส้นแนวโน้มที่อาศัยความรู้พื้นฐานคณิตศาสตร์ วิธีนี้มี ความยุ่งยากมากกว่าวิธีแรกแต่การสร้างเส้นแนวโน้มด้วยวิธีการนี้มีหลักเกณฑ์ที่น่าเชื่อถือได้มากกว่า ก่อนสร้างเส้นแนวโน้มด้วยวิธีคำนวณต้องเขียนแผนภาพการกระจายของข้อมูลเพื่อดูความเคลื่อนไหว ของข้อมูลว่าเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้งแล้วจึงทำการคำนวณหาเส้นแนวโน้ม ดังนี้

2.1 วิธีเลือกจุด 2 จุด (Selected two points method) เป็นวิธีการเส้นแนวโน้มที่ เป็นเส้นตรง โดยพิจารณาแผนภาพการกระจายของข้อมูล เลือกจุดที่อยู่ในช่วงปลายทั้งสองข้างของ ข้อมูล 1 จุด แล้วลากเส้นตรงเชื่อมระหว่างจุดที่เลือกทั้งสอง สำหรับค่าแนวโน้มของแต่ละเวลาก็จะหา จากสมการเส้นตรงที่เชื่อมระหว่างจุดที่เลือกทั้งสอง ดังนี้

$$\hat{Y} = Y_1 + b(X_i + X_1) \quad (34)$$

- เมื่อ  $\hat{Y}$  คือ ค่าแนวโน้ม  
 $Y_1$  คือ ข้อมูล ณ จุดที่เลือกจุดแรก  
 $X_i$  คือ เวลา ณ จุดที่เลือกจุดแรก  
 $X_1$  คือ เวลาที่ต้องการหาค่าแนวโน้ม  
 $b$  คือ ความชันของเส้นแนวโน้ม  $b = \frac{Y_2 - Y_1}{X_2 - X_1}$

2.2 วิธีเฉลี่ยทีละครึ่ง (Semi-average method) การหาเส้นแนวโน้มวิธีนี้จะแบ่งเป็น 2 ส่วน แล้วคำนวณค่าเฉลี่ยของแต่ละส่วนจากนั้นลากเส้นแนวโน้มผ่านจุดทั้งสอง ถ้าข้อมูลทั้งหมดเป็นเลขคู่จะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 สองส่วนเท่ากัน (โดยแต่ละส่วนจะเป็นเลขคู่) ค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้จะอยู่กึ่งกลางของแต่ละส่วน แต่ถ้าข้อมูลทั้งหมดเป็นเลขคี่ (มีส่วนหนึ่งเป็นเลขคู่และอีกส่วนเป็นเลขคี่) ในกรณีนี้ต้องปรับค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้ให้อยู่ตรงกับข้อมูลตัวใดตัวหนึ่ง หรืออาจทำได้โดยการตัดค่าที่อยู่ตำแหน่งตรงกลางออกเพื่อให้จำนวนข้อมูลที่เหลือเป็นเลขคู่แล้วแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนเท่ากัน การตัดค่าในตำแหน่งตรงกลางออกไม่ได้ตัดเวลาที่ควบคู่กับข้อมูลนั้นออกไปด้วย นำค่าที่อยู่ในตำแหน่งตรงกลางรวมเข้ากับข้อมูลทั้งสองส่วนและนำค่าที่อยู่ในตำแหน่งตรงกลางรวมเข้ากับข้อมูลส่วนใดส่วนหนึ่ง เมื่อคำนวณได้ค่าเฉลี่ยและเวลาของค่าเฉลี่ยของแต่ละส่วนแล้วจะได้สมการแนวโน้มดังนี้

$$\hat{Y}_t = Y_1 + bt \quad (35)$$

- เมื่อ  $\hat{Y}$  คือ ค่าแนวโน้ม  
 $Y_1$  คือ ค่าเฉลี่ยของส่วนแรก  
 $t$  คือ จำนวนเต็ม  
 $b$  คือ ความชันของเส้นแนวโน้ม  $b = \frac{Y_2 - Y_1}{X_2 - X_1}$

โดย  $Y_1$  และ  $Y_2$  คือ ค่าเฉลี่ยของส่วนแรกและส่วนที่สองตามลำดับ

$X_1$  และ  $X_2$  คือ เวลาของ  $Y_1$  และ  $Y_2$  ตามลำดับ

2.3 วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average method) วิธีนี้จะลดอิทธิพลการแปรผันไม่ปรกติได้และทำให้ข้อมูลเรียบยิ่งขึ้นซึ่งทำได้โดยเลือกจำนวนระยะ (จำนวนข้อมูล) ที่ใช้เฉลี่ยในแต่ละครั้ง เช่น เลือกข้อมูล 3 ระยะ คือ เฉลี่ยข้อมูลทีละ 3 เวลา เป็นต้น โดยปรกติแล้วจะเลือกระยะที่เป็นเลขคี่เพราะค่าเฉลี่ยที่ได้จะตกอยู่กลางระยะพอดี เมื่อหาค่าเฉลี่ยกลุ่มแรกได้แล้ว จะหาค่าเฉลี่ยกลุ่มที่ 2 โดยตัดข้อมูลตัวแรกของกลุ่มแรกออกแล้วเอาข้อมูลตัวถัดไปใส่แทนเพื่อให้ครบจำนวนตามที่กำหนดทำเช่นนี้ไปจนครบค่าของข้อมูลทุกตัวและนำค่าเฉลี่ยทั้งหมดไปสร้างกราฟเพื่อประมาณค่าแนวโน้มต่อไป

2.4 วิธีกำลังสองน้อยสุด (Least squares method) เมื่อ  $\hat{Y}$  เป็นค่าแนวโน้ม  
( $\hat{Y}_t = Y_1 + bt$ ) ที่มีจำนวน  $N$  จะได้สมการดังนี้

$$a = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-1} Y_t - \frac{b}{N} \sum_{t=1}^{N-1} t = \bar{Y}_t - b\bar{t} \quad (36)$$

ถ้าจำนวนข้อมูล ( $N$ ) ของอนุกรมเวลามีจำนวนมาก การหาค่า  $a$  และ  $b$  โดยวิธีนี้จะ  
ใช้เวลามากในการคำนวณอาจทำให้ยุ่งขึ้นโดยย้ายจุดเริ่มต้น  $t=0$  แล้วทำให้  $\sum_{t=1}^{N-1} t=0$  จะได้ว่า

$$b = \frac{\sum_{t=1}^{N-1} Y_t t}{\sum_{t=1}^{N-1} t^2} \quad (37)$$

การทำให้  $\sum_{t=1}^{N-1} t=0$  พิจารณาเป็น 2 กรณี

ถ้าจำนวนอนุกรมเวลาเป็นเลขคี่ จะให้เวลาที่อยู่ตรงกลางมีค่า  $t$  เป็นศูนย์เวลาที่อยู่ก่อน  
เวลาตรงกลางมีค่า  $t$  เป็น  $-1, -2, -3, \dots$  และเวลาที่อยู่หลังเวลาตรงกลางมีค่า  $t$  เป็น  
 $1, 3, 5, \dots$

ถ้าจำนวนอนุกรมเวลาเป็นเลขคู่ จะให้  $t$  ที่อยู่ระหว่างเวลาตรงกลางมีค่าเป็นศูนย์  $t$  เวลา  
ที่อยู่ก่อนเวลานี้มีค่า  $t$  เป็น  $-1, -2, -3, \dots$  และช่วงเวลาที่อยู่หลังเวลานี้มีค่า  $t$  เป็น  
 $1, 3, 5, \dots$

สมการ  $\hat{Y}_t = Y_1 + bt$  ต้องกำหนดเงื่อนไข 3 ข้อ ดังนี้

เงื่อนไขที่ 1 จุดเริ่มต้น หมายถึง เวลาที่  $t=0$  ต้องระบุวัน เดือน ปี

เงื่อนไขที่ 2 หน่วยของ  $t$

เงื่อนไขที่ 3 หน่วยของ  $\hat{Y}$

เนื่องจากสมการแนวโน้มที่หาได้นั้นจะต้องระบุเสมอว่าใช้จุดเริ่มต้น วัน เดือน ปีอะไร  
ที่  $Y$  และ  $t$  มีหน่วยเป็นอะไร บางครั้งมีความจำเป็นที่จะต้องเปลี่ยนจุดเริ่มต้นหรือหน่วยของ  
 $Y$  หรือ  $t$  ซึ่งสามารถทำการเปลี่ยนแปลงได้ดังนี้

1. การเปลี่ยนจุดเริ่มต้นเพื่อให้อยู่ก่อนหรือหลังจุดเริ่มต้นเดิม การเปลี่ยนจุดเริ่มต้นจะไม่ทำ  
ให้ความชัน ( $b$ ) เปลี่ยนแปลงแต่จะทำให้ค่า  $a$  ในสมการแนวโน้มเส้นตรงเปลี่ยนแปลงทำได้โดย  
เปลี่ยนค่า  $t$  ในสมการ ( $b$ ) เปลี่ยนแปลงซึ่งทำได้โดยเปลี่ยนค่า  $t$  ในสมการแนวโน้มเดิม ให้เป็น  $t$   
บวกหรือลบด้วยจำนวนหน่วยเวลาที่ต้องการย้ายไปโดย เป็นบวกถ้าจุดเริ่มต้นใหม่อยู่หลังจุดเริ่มต้น  
เดิมหรือ เป็นลบถ้าจุดเริ่มต้นใหม่อยู่ก่อนจุดเริ่มต้นเดิม การเปลี่ยนหรือย้ายจุดเริ่มต้นจะต้องคำนึงถึง

หน่วยของเวลาด้วย เพราะจุดเริ่มต้น จะต้องอยู่กึ่งกลางของหน่วยเวลา เช่น ข้อมูลรายเดือน จุดเริ่มต้นจะอยู่วันที่ 16 ของเดือน ข้อมูลราย 3 เดือน จุดเริ่มต้นจะอยู่ วันที่ 16 ของกลางเดือน

2. การเปลี่ยนหน่วยของ  $Y$  ในสมการแนวโน้มเดิมหน่วยของ  $Y$  อาจจะเป็นปีหรือครึ่งปี (6 เดือน) เมื่อต้องการเปลี่ยนหน่วยให้มีหน่วยน้อยกว่าหน่วยเดิม ทำได้โดยคูณทางขวามือด้วย อัตราส่วนของเวลาใหม่กับเวลาเดิม เช่น เดิมข้อมูลเป็นรายปี ต้องการเปลี่ยนให้เป็นรายเดือน เช่น เดิมข้อมูลเป็นรายปี ต้องการเปลี่ยนให้เป็นรายเดือน อัตราส่วนเป็น  $\frac{1}{12}$  หรือเดิมข้อมูลเป็นราย 6 เดือน ต้องการเปลี่ยนให้เป็นราย 3 เดือน อัตราส่วนเป็น  $\frac{3}{12}$  เป็นต้น

3. การเปลี่ยนหน่วยของ  $t$  ตามปกติสมการแนวโน้มเวลาและข้อมูล จะมีหน่วยเดียวกัน เมื่อต้องการเปลี่ยนหน่วยของเวลา ( $t$ ) จะทำให้ค่าความชัน ( $b$ ) เปลี่ยนเพียงค่าเดียว การเปลี่ยนค่าความชันจะคูณด้วยอัตราส่วนของเวลาใหม่กับเวลาเดิม เช่น เดิม  $t$  มีหน่วย 1 ปี ต้องการเปลี่ยนให้มีหน่วย 1 เดือน ก็คูณความชัน  $\frac{1}{12}$  หรือเดิม  $t$  มีหน่วย 1 ปี ต้องการเปลี่ยนให้มีหน่วย 3 เดือน

อัตราส่วนเป็น  $\frac{3}{12} = \frac{1}{4}$  ก็คูณความชันด้วย  $\frac{1}{4}$

## 2. การวิเคราะห์การแปรผันตามวัฏจักร (Cyclical variation analysis)

การแปรผันตามวัฏจักร เป็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่แสดงให้เห็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่มีลักษณะของข้อมูลขึ้นลงซ้ำกันในคาบเวลาที่นานกว่า 1 ปี คาบเวลาที่จะทำให้เกิดการเคลื่อนที่ขึ้นลงไม่จำกัดแน่นอนว่าจะเป็น 10 ปี 15 ปี หรือกี่ปี ข้อมูลอนุกรมเวลาชุดใดจะมีการแปรผันตามวัฏจักรหรือไม่สามารถพิจารณาได้จากแผนภาพและกราฟของข้อมูลว่ามีลักษณะขึ้นลงที่ใช้คาบเวลานานกว่า 1 ปีหรือไม่ ถ้าวัฏจักรมีความยาวมาก ๆ จะไม่นิยมนำมาวิเคราะห์อนุกรมเวลา เพราะจำนวนข้อมูลที่เก็บรวบรวมจะไม่เพียงพอ (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 189-194)

การวิเคราะห์การขึ้นลงตามวัฏจักร (Cyclical fluctuations analysis) ซึ่งเป็นองค์ประกอบที่ไม่สามารถระบุหรือทราบลักษณะได้ อย่างแน่ชัดเนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลาบางชุดอาจจะมีวัฏจักรที่นานมากกว่า 1 ปี บางชุดอาจจะมีวัฏจักรเป็น 10 ปี ในขณะที่ข้อมูล บางชุดมีวัฏจักรภายในหนึ่งปีก็ได้ ซึ่งความแปรผันของข้อมูลที่เกิดจากวัฏจักรแบบนี้มักจะเกิดกับข้อมูลเชิงเศรษฐกิจ และมีตัวแบบผลคูณ คือ  $Y = T \times S \times C \times I$  หรือหากทราบ  $T$  และ  $S$  ก็สามารถหา  $C$  และ  $I$  ได้ดังนี้

$$\frac{Y}{T \times S} = \frac{T \times S \times C \times I}{T \times S} = C \times I \quad (38)$$

หากต้องการหา  $C$  อย่างเดียวต้องทำการขจัด  $I$  ออกซึ่งทำได้โดยการหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5 ไตรมาส ตามรายละเอียดขั้นตอนซึ่งคล้ายคลึงกันกับอัตราส่วนต่อการเคลื่อนที่เฉลี่ย (Ratio to moving average) ดังนี้

2.1 หาผลรวมไตรมาสที่ 1 ถึง 4 ของปีที่ 1 และไตรมาสที่ 1 ของปีที่ 2 แล้วใส่ ผลรวมนั้นตรงไตรมาสที่ 3 ของปีที่ 1 จากนั้นหาผลรวมไตรมาสที่ 2 ถึง 4 ของปีที่ 1 และไตรมาสที่ 1 ถึง 2

ของปีที่ 2 แล้วใส่ผลรวมนั้นตรงไตรมาสที่ 4 ของปีที่ 1 ทำซ้ำไปเรื่อย ๆ จนถึงปีสุดท้ายจะได้ ผลรวมของไตรมาสที่ 4 ของปีที่  $n-1$  และไตรมาสที่ 1 ถึง 4 ของปีที่  $n$  แล้วใส่ผลรวมนั้นตรงไตรมาสที่ 2 ของปีที่  $n$  ซึ่งในขั้นตอนนี้จะสังเกตได้ว่าไตรมาสที่ 1 และ 2 ของปีที่ 1 และ ไตรมาสที่ 3 และ 4 ของปีที่  $n$  จะหายไป

2.2 หารผลรวมไตรมาส 5 ไตรมาส ตามขั้นตอนที่ 1 ด้วย 5 จะได้ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 5 ไตรมาส แล้วใส่ให้ตรงกับผลรวมนั้น ซึ่งเป็นองค์ประกอบวัฏจักร C

**3. การวิเคราะห์การแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal variation analysis)** การแปรผันตามฤดูกาลเป็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่แสดงการเปลี่ยนแปลงขึ้นลงของข้อมูล โดยรูปแบบการเปลี่ยนแปลงซ้ำเดิมในช่วงเวลาที่สั้นภายใน 1 ปี อาจมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงคงที่ภายในช่วงเวลาหนึ่งซึ่งเรียกว่า ฤดูกาลคงที่ หรือมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงที่เปลี่ยนไปอย่างช้าซึ่งจะเรียกรูปแบบการเปลี่ยนแปลงนี้ว่าฤดูกาลเปลี่ยนแปลง (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 171-188)

การวิเคราะห์การแปรผันตามฤดูกาล หมายถึง การแยกการแปรผันตามฤดูกาลออกจากข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการแปรผันตามฤดูกาลเป็นส่วนประกอบ วิธีการแยกการแปรผันตามฤดูกาลต้องคำนึงถึงตัวแบบอนุกรมเวลาว่ามีลักษณะการบวกหรือการคูณ การวัดการแปรผันตามฤดูกาลมีหลายวิธีดังนี้

1. อัตราส่วนต่อค่าเฉลี่ยอย่างง่าย (Ratio to simple average) เป็นวิธีวิเคราะห์การแปรผันตามฤดูกาลที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีส่วนประกอบการแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว เป็นวิธีคำนวณดัชนีฤดูกาลในรูปร้อยละของค่าเฉลี่ย อาจเป็นรายเดือนหรือไตรมาส ซึ่งมีขั้นตอนการคำนวณดังนี้

1.1 คำนวณค่าเฉลี่ยของแต่ละปีจากข้อมูลที่เก็บรวบรวม

1.2 คำนวณอัตราส่วนร้อยละของข้อมูลแต่ละฤดูกาลโดยใช้ค่าเฉลี่ยแต่ละปีหารข้อมูลแต่ละฤดูกาลในปีนั้น จากนั้นคูณด้วย 100 เพื่อปรับให้อยู่ในรูปร้อยละ จะได้ค่าเฉพาะฤดูกาลสำหรับแต่ละฤดูกาลในแต่ละปี

1.3 คำนวณค่าเฉลี่ยเฉพาะฤดูกาลเพื่อจะเป็นค่าดัชนีฤดูกาลโดยประมาณ

1.4 ปรับค่าดัชนีฤดูกาลโดยประมาณที่หาได้ให้เป็นค่าดัชนีฤดูกาลที่แท้จริง

2. อัตราส่วนของแนวโน้ม (Ratio of trend) เป็นการคำนวณค่าดัชนีฤดูกาลที่ส่วนประกอบอนุกรมเวลาอยู่ในรูปแบบการคูณ โดยใช้หลักการกำจัดส่วนประกอบอนุกรมเวลาอื่นให้หมดไปให้เหลือแต่การแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว มีขั้นตอนการคำนวณดังนี้

2.1 คำนวณค่าแนวโน้มจากสมการเส้นแนวโน้มที่ได้จากข้อมูลที่รวบรวมได้

2.2 กำจัดค่าแนวโน้มจากข้อมูลโดยหารด้วยค่าแนวโน้มแล้วคูณด้วย 100 ค่าที่ได้จะเป็นอัตราส่วนร้อยละต่อค่าแนวโน้ม

1.3 คำนวณค่าเฉลี่ยของอัตราส่วนร้อยละต่อค่าแนวโน้ม

2.4 ค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้อยู่ในรูปร้อยละซึ่งเป็นค่าดัชนีฤดูกาลโดยประมาณ จึงต้องทำการปรับค่าดัชนีฤดูกาลโดยประมาณให้เป็นค่าดัชนีฤดูกาลที่แท้จริง



3. อัตราส่วนต่อค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เฉลี่ย (Ratio to moving average) เป็นวิธีคำนวณค่าดัชนีฤดูกาลโดยใช้หลักการกำจัดส่วนประกอบอนุกรมเวลาอื่นให้หมดไปให้เหลือแต่การแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว มีขั้นตอนการคำนวณดังนี้

3.1 คำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ค่าที่คำนวณได้จะเป็นค่าแนวโน้มของข้อมูล และข้อมูลที่นำมาคำนวณเป็นข้อมูลในช่วงเวลาสั้น ๆ เป็นฤดูกาลที่คาบเวลาไม่ถึง 1 ปี ข้อมูลลักษณะนี้จึงมีส่วนประกอบอนุกรมเวลาในส่วนที่เป็นการแปรผันตามวัฏจักรเพียงเล็กน้อย เมื่อนำมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ส่วนประกอบที่เป็นการแปรผันตามวัฏจักรจะถูกแยกออกไปพร้อมกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่คำนวณได้จากข้อมูลที่รวบรวมได้

3.2 คำนวณหาอัตราส่วนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ที่เป็นการกำจัดค่าแนวโน้มและการแปรผันตามวัฏจักรออกจากข้อมูล

3.3 จัดรูปอัตราส่วนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ให้อยู่ในรูปร้อยละเพื่อจัดการแปรผันที่ไม่สม่ำเสมอ

3.4 ค่าเฉลี่ยที่คำนวณได้ยังอยู่ในรูปร้อยละ ซึ่งเป็นค่าดัชนีฤดูกาลโดยประมาณจึงต้องทำการปรับค่าให้เป็นค่าดัชนีฤดูกาลที่แท้จริง และวิธีการปรับใช้วิธีการเทียบบัญญัติไตรยางค์

**4. การวิเคราะห์การแปรผันไม่ปกติ (Irregular variation analysis)** การแปรผันเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ เป็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่ไม่สามารถคาดการณ์หรือพยากรณ์ได้ว่าจะเกิดขึ้น การวิเคราะห์ความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอสามารถคำนวณได้จากการกำจัดส่วนประกอบอนุกรมเวลาอื่น ได้แก่ แนวโน้ม การแปรผันตามฤดูกาล การแปรผันตามวัฏจักร เพื่อหลีกเลี่ยงความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ การประมาณค่าความผันแปรชนิดนี้ใช้มีขั้นตอนการคำนวณคล้ายคลึงกับการวิเคราะห์การแปรผันตามวัฏจักร (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 201-205)

การวิเคราะห์ความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ (Irregular fluctuations analysis) ซึ่งเป็นองค์ประกอบสุดท้ายที่ไม่สามารถทราบแบบแผนลักษณะการเคลื่อนไหวได้ และเราจะไม่ใช่เป็นตัวพยากรณ์เหตุการณ์ ในอนาคต ซึ่งมีวิธีการคำนวณจาก  $C \times I$  หาดด้วย  $C$

#### การพยากรณ์

การพยากรณ์แบ่งออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. การพยากรณ์ระยะสั้นเป็นการพยากรณ์ข้อมูลช่วงเวลาที่ยาวกว่า 1 ปี ส่วนประกอบอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์คือ แนวโน้มและการแปรผันตามฤดูกาล ส่วนการแปรผันตามวัฏจักรจะนำมาพิจารณาหากเป็นวัฏจักรที่มีระยะสั้น สำหรับการแปรผันไม่ปกตินั้นไม่สามารถพยากรณ์ได้เนื่องจากเป็นตัวแปรสุ่มมีรูปแบบที่ไม่แน่นอน ทำให้ไม่สามารถพยากรณ์ได้ว่าจะเกิดอะไรขึ้นในอนาคต ดังนั้นค่าพยากรณ์  $\hat{Y}$  ในหน่วยเวลา  $t$  จะหาค่าได้ดังนี้

$$\hat{Y} = \hat{T} \times \hat{S} \quad (39)$$

เมื่อ  $\hat{T}$  คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบแนวโน้มของหน่วยเวลา  $t$

$\hat{S}$  คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบการแปรผันตามฤดูกาลของหน่วยเวลา  $t$

2. การพยากรณ์ระยะยาวเป็นการพยากรณ์ข้อมูลรายปี ส่วนประกอบอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ระยะยาวคือ แนวโน้มและการแปรผันตามวัฏจักรเท่านั้น เพราะการแปรผันตามฤดูกาลเป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลในช่วงเวลาที่สั้นกว่า 1 ปี ดังนั้นการแปรผันตามฤดูกาลจึงไม่มีผลกระทบต่อข้อมูลที่เก็บรวบรวมเป็นรายปี เพราะในแต่ละปีจะมีฤดูกาลเหมือนกัน ส่วนความผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอไม่นำมาพิจารณาเช่นเดียวกับการพยากรณ์ระยะสั้น เพราะเป็นส่วนประกอบที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้

ดังนั้นค่าพยากรณ์  $\hat{Y}$  ในหน่วยเวลา  $t$  จะหาค่าได้ดังนี้

$$\hat{Y} = T \times C \quad (40)$$

เมื่อ  $C$  คือ ค่าประมาณของส่วนประกอบการแปรผันตามวัฏจักรของหน่วยเวลา  $t$   
**การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis)**

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาทำได้หลายวิธี ดังนี้

1. **วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method)** เป็นวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์ โดยพิจารณาสัมพันธ์ระหว่าง  $Y$  ที่ตำแหน่งเวลา หรือคาบเวลา  $t$  ( $Y_t$ ) และ  $Y$  ที่ตำแหน่งเวลา หรือคาบเวลาต่าง ๆ ที่ผ่านมา ( $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$ ) เมื่อได้ตัวแบบแล้ว ตัวแบบนี้จะแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ( $Y_t$ ) กับ  $Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots$  และจะใช้ตัวแบบนี้พยากรณ์ค่าในอนาคต วิธีนี้จะเหมาะสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้น หรือระยะปานกลาง และขนาดของข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ควรมีข้อมูลอย่างน้อย 50 จำนวน เพราะถ้าข้อมูลมีจำนวนน้อยเกินไป อาจจะทำให้ไม่เห็นอิทธิพล หรือรูปแบบของฤดูกาล นอกจากนี้ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ จะใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในสภาพนิ่ง หรือคงที่ (Stationary data series) ซึ่งหมายถึง คงที่ในค่าเฉลี่ย ในค่าความแปรปรวน และในค่าความแปรปรวนร่วม (หรือสหสัมพันธ์คงที่) ไม่แปรผันตามเวลา (ประเสริฐ จรรยาสุภาพ และอนุพันธ์ สมบูรณ์วงศ์, 2556)

การพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นการพยากรณ์เชิงปริมาณวิธีหนึ่งที่มีแนวคิดว่าพฤติกรรมในอดีตของสิ่งที่ต้องการพยากรณ์นั้นเพียงพอที่จะพยากรณ์พฤติกรรมในอนาคตได้ ในการพยากรณ์โดยวิธีอื่นที่สร้างตัวแบบพยากรณ์นั้นต้องกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ก่อนที่จะทำการวิเคราะห์ต่อไป โดยเฉพาะเมื่ออนุกรมเวลาไม่มีแนวโน้ม วัฏจักรหรือฤดูกาลที่ชัดเจน ทำให้การกำหนดรูปแบบทำได้ยากในการวิเคราะห์การถดถอยที่เหมาะสมได้ ซึ่งจะต้องทำการกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตามก่อน แต่วิธีพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์ สามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้เพราะวิธีพยากรณ์ของบ็อกซ์-เจนกินส์นั้นไม่มีการกำหนดรูปแบบที่ตายตัวก่อนทำการวิเคราะห์ โดยในระหว่างการวิเคราะห์รูปแบบจะถูกกำหนดขึ้นมาเอง ซึ่งสามารถทำตามขั้นตอนของบ็อกซ์-เจนกินส์

สำหรับการพยากรณ์ระยะสั้น วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่าวิธีอื่น ๆ (Anvari, Tuna, Canci, & Turkay, 2016) และเป็นที่ยอมรับในการนำมาพยากรณ์อนุกรมเวลา (Valipour, 2015; Akpinar & Yumusak, 2016)

### ลักษณะตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์

1. ตัวแบบภายใต้ภาวะคงที่ (Stationary models) รูปแบบของอนุกรมเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ เมื่ออนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่มีดังนี้

1.1 ตัวแบบอัตถถดถอยอันดับที่  $p$  (Autoregressive model of order  $p$ ): AR ( $p$ ) ซึ่ง  $p$  คือ อันดับของตัวแบบอัตถถดถอย มีรูปแบบทั่วไปดังนี้ (Box, Jenkins & Reinsel, 2015, pp. 55-66)

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (41)$$

โดยให้  $Z_t = Y_t - \mu, Z_{t-1} = Y_{t-1} - \mu, \dots$

และ  $c = \mu(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)$

และ  $\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_p, \mu$  เป็นพารามิเตอร์ที่ต้องประมาณค่าโดยอาศัยข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งโดยทั่วไปไม่ทราบค่า จะต้องประมาณค่าจากข้อมูล

เมื่อ AR ( $p$ ) ที่มีค่า  $p=1$  และ  $p=2$  มีรูปแบบ ดังนี้

ตัวแบบ AR (1):

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t; |\phi_1| < 1$$

โดยมีเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลาเป็นตัวแบบคงที่  $-1 < \phi_1 < 1$

ตัวแบบ AR (2):

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

โดยมีเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลาเป็นตัวแบบคงที่

$$\phi_1 + \phi_2 < 1$$

$$\phi_2 - \phi_1 < 1$$

$$-1 < \phi_2 < 1$$

1.2 ตัวแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่  $q$  (Moving Average model of order  $q$ ): MA ( $q$ ) ซึ่ง  $q$  คือ อันดับของรูปแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ โดยมีรูปแบบดังนี้ (Box, Jenkins & Reinsel, 2015, pp. 71-78)

$$Y_t = \mu + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (42)$$

เมื่อ MA ( $q$ ) มีค่า  $q=1$  และ  $q=2$  มีรูปแบบดังนี้

ตัวแบบ MA (1):

$$Y_t = \mu - \theta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t; |\theta_1| < 1$$

โดยมีเงื่อนไขผกผันได้  $-1 < \theta_1 < 1$

ตัวแบบ MA (2):

$$Y_t = \mu - \theta_1 Y_{t-1} - \theta_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$$

โดยมีเงื่อนไขผกผันได้

$$\theta_1 + \theta_2 < 1$$

$$\theta_2 - \theta_1 < 1$$

$$-1 < \theta_2 < 1$$

1.3 ตัวแบบผสมอัตถถอย-ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ที่มีอันดับ p และ q (Autoregressive-moving average model of order p and q): ARMA (p, q) ในบางกรณีการใช้ตัวแบบหรือกระบวนการผสมระหว่างตัวแบบ AR และ MR จะเป็นตัวแบบที่ประหยัดกว่าการใช้ ตัวแบบ AR และ MR อันดับสูง ๆ ตัวแบบเดียว มีรูปแบบดังนี้ (Box, Jenkins & Reinsel, 2015, pp. 79-86)

$$Y_t = \mu + \phi_1(Y_{t-1} - \mu) + \phi_2(Y_{t-2} - \mu) + \dots + \phi_p(Y_{t-p} - \mu) - \theta_1\varepsilon_{t-1} - \theta_2\varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q\varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (43)$$

เมื่อตัวแบบ ARMA (p, q) ที่มี p=1, q=1 มีรูปแบบดังนี้

$$Y_t = C + \phi_1 Y_{t-1} + \theta_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

โดยมีเงื่อนไขที่ทำให้อนุกรมเวลาเป็นตัวแบบคงที่ และผกผันได้

$$-1 < \phi_1 < 1 \text{ และ } -1 < \theta_t < 1$$

## 2. ตัวแบบภายใต้ภาวะไม่คงที่ (Nonstationary models)

ถ้าข้อมูลอนุกรมเวลาไม่อยู่ในสภาพคงที่ในค่าเฉลี่ย และ/หรือ ความแปรปรวน จะต้องทำการแปลงอนุกรมเวลาให้อยู่ในสภาพคงที่ ก่อนพิจารณากำหนดตัวแบบ ในกรณีอนุกรมเวลาไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย การหารูปแบบที่เหมาะสมให้อนุกรมเวลานั้นจะต้องแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ในค่าเฉลี่ย โดยการหาผลต่าง (Differencing) ของอนุกรมเดิม ถ้าผลต่างครั้งที่ 1 ของอนุกรมเวลา ทำให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่ ก็สามารถนำอนุกรมเวลาไปหาตัวแบบที่เหมาะสมต่อไปได้ แต่ถ้าผลต่างครั้งที่ 1 ของอนุกรมเวลานั้นยังไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย จะต้องหาผลต่างครั้งที่ 2, 3, ... ต่อไปจนกว่าคุณสมบัติของอนุกรมเวลาคงที่ในค่าเฉลี่ย ซึ่งโดยทั่วไป ถ้าอนุกรมเวลามีแนวโน้ม มักจะทำผลต่างสองครั้งจึงจะคงที่ การทำให้ผลต่างไม่ควรถ้าหลายครั้งมากเกินไป เพราะจะมีผลทำให้ค่าพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนสูง (ประเสริฐ จรรยาสุภาพ และอนุพันธ์ สมบูรณ์วงศ์, 2556, หน้า 28)

2.1 ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่นิ่งหรือไม่คงที่ในค่าเฉลี่ย ให้พิจารณาจากค่าผลต่างของข้อมูลในคาบเวลาที่ติดกัน บางครั้งต้องการค่าผลต่างมากกว่าสองครั้ง ข้อมูลจึงจะอยู่ในสถานะหนึ่งซึ่งการหาค่าผลต่างหลาย ๆ ครั้งจะมีผลทำให้การพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนสูง

2.2 ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาไม่นิ่งหรือไม่คงที่ในความแปรปรวน หรือมีการเคลื่อนไหวเป็นเส้นโค้ง วิธีการแปลงข้อมูลเมื่อความแปรปรวนมีค่าผันแปรตามค่าเฉลี่ย คือการหาค่า  $\ln$  ของอนุกรม  $Y_t$  จึงจะได้ข้อมูลชุดใหม่ ในกรณีที่วิธีนี้ยังไม่ได้ผลอาจใช้วิธีการากที่สองของอนุกรม  $Y_t$

เมื่ออนุกรมเวลามีสภาพไม่คงที่ หรือไม่เคลื่อนไหวรอบค่าเฉลี่ยคงที่ที่ต้องการแปลงข้อมูล ดังนั้นถ้ามีการทำผลต่าง  $d$  ครั้ง จะเขียนตัวแบบผสมเป็น ARIMA (p,d,q) (Autoregressive integrated moving average model) โดยทั่วไปเรียกตัวแบบนี้ว่า ตัวแบบ ARIMA พื้นฐานของตัวแบบประกอบด้วย ส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วน (Akpinar & Yumusak, 2016) ได้แก่ Autoregressive model AR (p) Integrated I (D) และ Moving average model MA (q) โดยที่ AR (p) คือ ค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า  $p$  ค่า ( $Y_{t-1}, \dots, Y_{t-p}$ ) ส่วน MA (q) คือ ค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ที่อยู่ก่อนหน้า  $q$  ค่า ( $\alpha_{t-1}, \dots, \alpha_{t-q}$ ) สำหรับ I (D) คือ ผลต่าง (Difference) ของอนุกรมเวลา ณ ปัจจุบันกับข้อมูลในอดีต  $d$  ช่วงเวลา ดังนั้นรูปแบบทั่วไปของ ตัวแบบ ARIMA (p, d, q) สามารถแสดงได้ดังนี้ (Box, Jenkins, & Reinsel, 2015, p. 131)

$$\phi_p(B) \nabla^d Y_t = \delta + \theta_q(B) \varepsilon_t \quad (44)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ ค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$

$B$  คือ Backward shift operation โดยที่  $B_m = \nabla Y_{t-m}$

$D$  คือ จำนวนครั้งของการหาผลต่างเพื่อให้อนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่

(Stationary)

$p$  คือ อันดับของออโตรีเกรซซีฟ (Autoregressive order)

$q$  คือ อันดับของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average order)

$\delta$  คือ ค่าคงที่ (Constant term)

$\nabla^d$  คือ ผลต่างอันดับที่  $d$

$\phi_p$  คือ พารามิเตอร์ของออโตรีเกรซซีฟ (Autoregressive parameter)

$\theta_q$  คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average parameter)

$\varepsilon_t$  คือ กระบวนการ White noise ซึ่งคือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่  $t$  ภายใต้

ข้อสมมติที่ว่า ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่แตกต่างกันเป็นตัวแปรสุ่มที่เป็นอิสระ ต่อกันและมีการแจกแจงแบบปกติ [ $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_{\varepsilon_t}^2)$ ]

รูปแบบทั่วไปของตัวแบบ ARIMA เห็นได้ว่า ตัวแบบดังกล่าวมีเงื่อนไข เกี่ยวกับค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ เพื่อให้ข้อมูลอนุกรมเวลามีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) และคุณสมบัติผกผัน (Invertibility) โดยที่คุณสมบัติคงที่ (Stationary) เป็นคุณสมบัติของตัวแบบ AR (p) ที่ทำให้  $E(Y_t)$ ,  $Var(Y_t)$  และ  $Cov(Y_t, \dots, Y_{t-p})$  มีค่าคงที่ ส่วนคุณสมบัติผกผัน (Invertible) เป็น

คุณสมบัติของ ตัวแบบ MA (q) ที่ทำให้ค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ในเทอมของ  $Y_t, Y_{t-1}$  มีค่าคงที่

ตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์สามารถประยุกต์ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลฤดูกาลได้ โดยเรียกตัวแบบดังกล่าวว่า SARIMA ซึ่งมีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วนเช่นเดียวกับตัวแบบ ARIMA แต่มีข้อสมมุติเบื้องต้นเพิ่มเติม คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในฤดูกาลเดียวกันต้องไม่มีสหสัมพันธ์กัน และต้องมีค่าสหสัมพันธ์ในตัวเองที่แตกต่างไปจากศูนย์เฉพาะช่วงห่างที่  $S, 2S, \dots, PS$  เท่านั้น ข้อสมมุตินี้เป็นข้อจำกัดสำคัญของการประยุกต์ใช้ตัวแบบ SARIMA เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลา อาจมีความสัมพันธ์ทั้งภายในฤดูกาลเดียวกันและอาจมีความสัมพันธ์ข้ามฤดูกาลได้ (อัศรพงศ์ อินทอง, 2555, หน้า 107)

### ตัวแบบ SARIMA

ตัวแบบ SARIMA มีชื่อเต็มว่า Seasonal autoregressive integrated moving average model การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้ตัวแบบ SARIMA โดยวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins techniques) ได้พัฒนาโดย George E.P. Box และ Gwilym M.Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 (Camara, Feixing, & Xiuqin, 2016) ซึ่งเป็นวิธีการพยากรณ์ที่นำเอาข้อมูลอนุกรมเวลามาหาตัวแบบที่เหมาะสมและใช้ตัวแบบที่ได้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอนาคต ตัวแบบ SARIMA สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภท โดยข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์จะต้องมีคุณสมบัติสเตชันนารี กล่าวคือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ การพยากรณ์โดยวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์ จะเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์โดยพิจารณาจากลักษณะของค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวส่วนย่อย ซึ่งตัวแบบที่เป็นไปได้ในเบื้องต้นอาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบและจะต้องมีขั้นตอนการตรวจสอบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดเพื่อใช้ในการพยากรณ์ต่อไป

ตัวแบบ SARIMA  $(p, d, q) (P, D, Q)_S$  โดยวิธีการของบ็อกซ์และเจนกินส์ ที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้มีสมการดังนี้ (Mohamed & Ibrahim, 2016)

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - \phi_1 B^S - \phi_2 B^{2S} - \dots - \phi_p B^{PS})(1 - B)^d(1 - B^S)^D Y_t \\ & = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) (1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_Q B^{QS}) \varepsilon_t \end{aligned} \quad (45)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ ข้อมูล ณ เวลาที่  $t$

$B$  คือ Backshift Operator

$\varepsilon_t$  คือ ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลาที่  $t$  (Random errors)

$S$  คือ ความยาวของฤดูกาลใน 1 รอบ ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน  $S = 12$

$$\begin{aligned} \phi(B) &= (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \\ \Phi(B^S) &= (1 - \phi_1 B^S - \phi_2 B^{2S} - \dots - \phi_p B^{PS}) \\ \theta(B) &= (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \\ \Theta(B^S) &= (1 - \theta_1 B^S - \theta_2 B^{2S} - \dots - \theta_Q B^{QS}) \end{aligned}$$

- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  คือ พารามิเตอร์แสดงค่าของ Nonseasonal autoregressive process อันดับที่ 1, 2, ..., p ตามลำดับ
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$  คือ พารามิเตอร์แสดงค่าของ Nonseasonal moving average Process อันดับที่ 1, 2, ..., q ตามลำดับ
- $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_P$  คือ พารามิเตอร์แสดงค่าของ Seasonal autoregressive process อันดับที่ 1, 2, ..., P ตามลำดับ
- $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$  คือ พารามิเตอร์แสดงค่าของ Seasonal moving average process อันดับที่ 1, 2, ..., Q ตามลำดับ
- p แทน อันดับที่ p ของกระบวนการ Autoregressive แบบ Nonseasonal
- d แทน อันดับที่ d ของการหาผลต่างแบบ Nonseasonal เพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่
- q แทน อันดับที่ q ของกระบวนการ Moving average แบบ Nonseasonal
- P แทน อันดับที่ P ของกระบวนการ Autoregressive แบบ Seasonal
- D แทน อันดับที่ D ของการหาผลต่างแบบ Seasonal เพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่
- Q แทน อันดับที่ Q ของกระบวนการ Moving average แบบ Seasonal

$$(1 - B)Y_t = Y_t - BY_t = Y_t - Y_{t-1}$$

$$\text{และ } (1 - B^{12})Y_t = Y_t - B^{12}Y_t = Y_t - Y_{t-12}$$

### ขั้นตอนการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA โดยวิธีการของบ็อกซ์-เจนกินส์

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA โดยวิธีการของบ็อกซ์และเจนกินส์ มี

ขั้นตอน ดังนี้ (Ruiz-Aguilar, Turias, & Jiménez-Come, 2014)

ขั้นที่ 1 นำข้อมูลอนุกรมเวลาไปเขียนกราฟ เพื่อดูว่ามีคุณสมบัติสแตชันนารี หรือไม่ คือ อนุกรมเวลาต้องมีค่าเฉลี่ยคงที่ และความแปรปรวนคงที่

1. ถ้าหากข้อมูลที่พิจารณามีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ มีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา โดยอาจมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นหรือลดลงไปตามเวลาจะต้องปรับข้อมูลให้มีค่าเฉลี่ยคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างครั้งที่ 1 ซึ่งเรียกว่า “First nonseasonal difference” ของข้อมูล  $Y_t$  ที่พิจารณาภายหลังการหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Nonseasonal ข้อมูลจะหายไป 1 ตัว คือ ตัวที่ 1

2. ถ้าหากข้อมูลที่พิจารณามีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง จะทำให้มีค่าเฉลี่ยไม่คงที่โดยมีการเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา โดยมีรอบของการเกิดฤดูกาลเหมือนกันในแต่ละปี จะต้องปรับข้อมูลให้มีค่าเฉลี่ยคงที่ก่อน โดยการหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Seasonal ซึ่งเรียกว่า “First seasonal difference” ของข้อมูล  $Y_t$  ที่พิจารณา ภายหลังการหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Seasonal ข้อมูลจะหายไป 12 ตัวแรก (ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน)

3. ถ้าหากข้อมูลอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่ จะต้องแปลงข้อมูลให้มีความแปรปรวนคงที่ก่อน โดยการแปลงด้วย Natural Logarithms

4. ถ้าหากข้อมูลอนุกรมเวลามีทั้งค่าเฉลี่ยไม่คงที่โดยข้อมูลมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามเวลา มีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องและความแปรปรวนไม่คงที่ จะต้องแปลงข้อมูลให้มีคุณสมบัติสเตรชันนารี โดยต้องทำความแปรปรวนให้คงที่ก่อน โดยการแปลง Natural logarithms แล้ว จึงทำค่าเฉลี่ยให้คงที่โดยการหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Nonseasonal และหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Seasonal

ภายหลังการหาผลต่างครั้งที่ 1 แบบ Nonseasonal และการหาผลต่าง ครั้งที่ 1 แบบ Seasonal ข้อมูลจะหายไป 13 ตัวแรก (ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน)

ขั้นที่ 2 เมื่อข้อมูลที่พิจารณาคุณสมบัติสเตรชันนารีแล้ว ให้เขียนกราฟแสดงค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวส่วนย่อย เพื่อกำหนดอันดับของ  $q, Q$  และอันดับของ  $p, P$  แล้ว พิจารณากราฟทั้ง 2 รูปที่ได้ว่าตรงกับตัวแบบ  $SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)_s$  ได้ตามทฤษฎีของ บ็อกซ์และเจนกินส์ โดยตัวแบบที่เป็นไปได้จะมีมากกว่า 1 ตัวแบบโดยมีสมการ คือ

$$(1 - \phi_1 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_P B^{PS})(1 - B)^d(1 - B^S)^D Y_t \\ = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) (1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}) \varepsilon_t$$

การกำหนดค่า  $q, Q, p$  และ  $P$  ในตัวแบบ  $SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)_{s=12}$

**ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว**

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาในชุดเดียวกัน โดยมีช่วงเวลาห่างเท่ากับ  $k$  (Lag  $k$ ) เช่น ถ้าช่วงเวลาที่ห่างเท่ากับ 1 (Lag 1) จะเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา  $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots$  กับ  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, \dots$  จะเห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าวเป็นข้อมูลชุดเดียวกันมีช่วงเวลาที่ห่างกันเท่ากับ 1 (Lag 1)

อาจกล่าวได้ว่า “ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว” เป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างสมาชิกของตัวแปรตัวหนึ่งที่พิจารณา โดยช่วงห่างระหว่างสมาชิกอาจเป็น 1, 2, ...,  $k$  ซึ่งฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองจะมีค่าอยู่ในช่วง  $-1$  ถึง  $+1$  ( $-1 \leq r_k \leq +1$ ) โดยมีสูตรการคำนวณ ดังนี้

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2} \quad ; k = 1, 2, \dots \quad (46)$$

การกำหนดอันดับของ  $q$  จะดูที่ Lag ที่มีค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว (ACF) อยู่นอกช่วง  $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$  โดยในที่นี้จะเห็นว่าค่า ACF ณ Lag ที่ 1 มีค่าอยู่นอกช่วง จึงกำหนดอันดับของ  $q = 1$  ทำนองเดียวกันการกำหนดอันดับของ  $Q$  จะอยู่ที่ Lag ที่มีค่าอยู่นอกช่วง  $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$  เช่นกัน แต่จะเริ่มดูที่ Lag ที่



12,24,... (Lag ที่ครบรอบของฤดูกาล กรณีข้อมูลรายเดือน) จากรูป ณ Lag ที่ 12 จะได้  $Q = 1$  ดังนั้น  
 ตัวแบบ คือ  $SARIMA(0, d, 1) (0, D, Q = 1)_{s=12}$  ซึ่ง  $d$  และ  $D$  คือการหาผลต่างแบบ Nonseasonal  
 และ Seasonal ตามลำดับ โดยอาจมีค่าเท่ากับ 0, 1, 2

### ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อ

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อเป็นค่าที่ใช้วัดความสัมพันธ์ระหว่างค่าสังเกตที่อยู่ห่างกัน  
 $k$  ช่วงเวลา เมื่อกำหนดให้ค่าสังเกต ณ เวลาอื่นคงที่ เช่น การหาฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อ  
 ระหว่าง  $Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}$  กับ  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, Y_{t-3}, Y_{t-4}, Y_{t-5}$  ซึ่งมีช่วงเวลาห่างกันอยู่ 1  
 ช่วงเวลา โดยกำหนดให้  $Y_{t+1}, Y_{t+2}, Y_{t+3}, \dots$  กับ  $Y_{t-6}, Y_{t-7}, Y_{t-8}, \dots$  มีค่าคงที่

ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อของตัวแปร  $Y$  ณ Lag ที่  $k$  แทนด้วย  $r_{k,k}$  ซึ่งฟังก์ชัน  
 สหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อจะมีค่าอยู่ในช่วง  $-1$  ถึง  $+1$  ( $-1 \leq r_{k,k} \leq +1$ ) โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$r_{k,k} = r_1 \quad ; k = 1$$

$$r_k = \frac{\sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j}) r_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} (r_{k-1,j}) r_j} \quad ; k = 2, 3, \dots$$

(47)

โดยที่  $r_{k,j} = r_{k-1,j} - r_{k,k} (r_{k-1,k-1})$  เมื่อ  $j = 1, 2, \dots, k-1$

การกำหนดอันดับของ  $p$  จะดูที่ Lag ที่มีค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวอย่างย่อ (PACF) อยู่  
 นอกช่วง  $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$  โดยจะเห็นว่าค่า PACF ณ Lag ที่ 1, 2 มีค่าอยู่นอกช่วง จึงกำหนดอันดับของ  $p = 2$   
 ส่วนการกำหนดอันดับของ  $D$  จะดูที่ Lag ที่มีค่าอยู่นอกช่วง  $\pm \frac{2}{\sqrt{n}}$  เช่นกัน แต่จะเริ่มดูที่ Lag ที่  
 12,24,... (Lag ที่ครบรอบของฤดูกาล กรณีข้อมูลรายเดือน) จากรูป ณ Lag ที่ 12 จะได้  $P=1$  ดังนั้น  
 ตัวแบบ คือ  $SARIMA(2, d, 0) (1, D, 0)_{s=12}$  ซึ่ง  $d$  และ  $D$  คือ การหาผลต่างแบบ  
 Nonseasonal และ Seasonal ตามลำดับ โดยอาจมีค่าเท่ากับ 0, 1, 2

ขั้นที่ 3 ประเมินค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA ที่กำหนดเช่นการประมาณ  
 ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบโดยวิธีกำลังสองน้อยสุด และทดสอบพารามิเตอร์แต่ละตัวว่าอยู่ในสมการ  
 ตัวแบบหรือไม่

ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแบบ (Estimation): เป็นการประมาณสัมประสิทธิ์ของ  
 รูปแบบที่กำหนด ซึ่งอาจมีมากกว่า 1 รูปแบบ วิธีที่นิยมใช้ คือ วิธี OLS และ MLE การกำหนด  
 ตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ เป็นขั้นตอนที่พิจารณาว่าตัวแบบใดที่เหมาะสมกับข้อมูลที่นำมา  
 วิเคราะห์ โดยพิจารณาจากค่า ACF และค่า PACF ซึ่งสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 2- 2

ตารางที่ 2-2 การพิจารณาค่า ACF และค่า PACF

ตัวแบบ	ACF	PACF
AR (p)	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว	หลัง Lag p มีค่าเท่ากับ 0
MA (q)	หลัง Lag q มีค่าเท่ากับ 0	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว
ARMA (p,q)	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว	ลดลงเข้าหา 0 อย่างรวดเร็ว

การประมาณค่าพารามิเตอร์ เป็นขั้นตอนการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่มีอยู่ในตัวแบบอนุกรมเวลา โดยใช้การประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีภาวะน่าจะเป็นสูงสุด (Maximum likelihood methods)  $L(\underline{\phi}, \underline{\theta}, \delta, \sigma_u^2 | X_t, t = 1, 2, 3, \dots, N)$  และค่าตัวประมาณของ  $\underline{\phi}, \underline{\theta}$  และ  $\delta$  การตัดพารามิเตอร์ที่ไม่มีนัยสำคัญออกจากตัวแบบพยากรณ์ครั้งละ 1 ตัว โดยถ้าพารามิเตอร์ของอันดับที่ต่ำกว่าไม่มีนัยสำคัญ แต่อันดับที่สูงกว่ามีนัยสำคัญ ควรตัดพารามิเตอร์ของอันดับที่สูงที่สุดออก จากนั้นจึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์และประมาณ ค่าพารามิเตอร์ใหม่จนกว่าจะได้ตัวแบบพยากรณ์ที่ประกอบด้วยพารามิเตอร์ที่มีนัยสำคัญทั้งหมด สามารถคำนวณได้จากการทำให้ผลบวกต่ำสุดของความคลาดเคลื่อนกำลังสองมีค่าต่ำสุด นั่นคือ

$$\text{Minimize } \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2$$

$$\text{โดยที่ } \varepsilon_t = X_t - \hat{\phi}_1 X_{t-1} - \dots - \hat{\phi}_p X_{t-p} - \delta + \hat{\theta}_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \hat{\theta}_q \varepsilon_{t-q} \quad (48)$$

เป็นค่าประมาณของ  $u_t$  ซึ่งพิจารณาจากสมการ

$$u_t = X_t - \hat{\phi}_1 X_{t-1} - \dots - \hat{\phi}_p X_{t-p} - \delta + \hat{\theta}_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \hat{\theta}_q \varepsilon_{t-q} \quad (49)$$

เมื่อหาค่าประมาณของ  $\underline{\phi}, \underline{\theta}$  และ  $\delta$  ได้แล้ว จะได้ค่าประมาณของ  $\sigma_u^2$  คือ

$$\hat{\sigma}_u^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon_t^2 \quad (50)$$

ให้  $\hat{\beta}$  แทนตัวประกอบค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ สถิติที่ใช้ทดสอบตัวประมาณคือสถิติ  $t$  ซึ่ง

$$t_{\hat{\beta}} = \frac{\hat{\beta}}{SE(\hat{\beta})} \quad (51)$$

โดย  $SE(\hat{\beta})$  คือความคลาดเคลื่อนมาตรฐานของ  $\hat{\beta}$  และเมืองศาเสรีคือจำนวนเทอม  $N$  ลบด้วยพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่า

ขั้นที่ 4 ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA ที่กำหนด โดยการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนสุ่ม (Random errors) เป็นการตรวจสอบว่า รูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสมหรือไม่ และค่าคลาดเคลื่อนมีลักษณะ White noise ตามข้อสมมติและเงื่อนไขของตัวแบบ บ็อกซ์และเจนกินส์หรือไม่ โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าคลาดเคลื่อน หรือค่าสถิติ Q (Ljung-box statistics: LB) การทดสอบค่าพารามิเตอร์ด้วย t-test และการพิจารณา Goodness of fit ของตัวแบบด้วยค่า Stationary  $R^2$  และ  $R^2$  การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ตัวแบบอนุกรมเวลาที่ได้คัดเลือกไว้และได้ประมาณค่าพารามิเตอร์เรียบร้อยแล้ว จะต้องนำตัวแบบมาตรวจสอบความเหมาะสม ซึ่งหลักในการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบเราจะพิจารณาจากคุณสมบัติความน่าจะเป็นสุ่มของค่าความคลาดเคลื่อน  $u_t$  โดยเฉพาะที่เกี่ยวกับความไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองนั่นคือ ถ้าตัวแบบที่ได้เลือกไว้มีความเหมาะสมและทราบค่าพารามิเตอร์เราจะใช้สถิติ  $Q$  ซึ่งมีการแจกแจงไคสแควร์ โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

$$Q(k) = \{(N - d)[(n - d) + 2]\} \sum_{j=1}^k \frac{r_j^2}{(N-d)-j} \quad (52)$$

สถิติ  $Q$  เป็นสถิติที่ใช้ทดสอบความไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเองของค่าความคลาดเคลื่อน  $u_t$  โดยที่มีองศาอิสระของสถิติ  $Q = k$  ลบด้วยจำนวนพารามิเตอร์ที่ต้องการประมาณค่าของตัวแบบที่เลือกไว้

- เมื่อ  $k$  คือ จำนวนช่วงเวลาที่ข้อมูลอยู่ห่างกัน  $k$  (จำนวน Lag)
- $N$  คือ จำนวนค่าสังเกตทั้งหมดของค่าอนุกรมเวลา
- $d$  คือ อันดับของผลต่างของอนุกรมเวลา
- $r_j$  คือ ค่าอัตสหสัมพันธ์ที่ Lag  $j$

คัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่าเกณฑ์ สารสนเทศเบย์เซียน (Bayesian Information Criterion: BIC) ที่ต่ำที่สุด มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ที่ไม่มีนัยสำคัญ และอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์มีคุณลักษณะดังต่อไปนี้

- 3.1 มีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การ ทดสอบโคลโมโกรอฟ-สเมียร์นอฟ (Kolmogorov-Smirnov's test)
- 3.2 มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน ตรวจสอบ โดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ หรือพิจารณาจากกราฟของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์เทียบกับเวลา ( $e_t, t$ )
- 3.3 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (T-test)
- 3.4 มีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลาตรวจสอบโดยใช้การทดสอบเอฟ (F-test) ของเลวิน ภายใต้การใช้ค่ามัธยฐาน (Levene's test based on median)

ขั้นที่ 5 พยากรณ์ (Forecasting): นำตัวแบบที่ผ่านการตรวจสอบไปพยากรณ์ค่าในอนาคต พยากรณ์อนุกรมเวลา โดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดจากขั้นตอนที่ 4 สามารถ ทำได้ทั้งการพยากรณ์แบบจุด (Point forecast) และการพยากรณ์แบบช่วง (Interval forecast)

2. **วิธีการปรับเรียบ (Smoothing method)** เป็นการพยากรณ์โดยใช้ค่าสังเกตจากอดีตส่วนหนึ่งหรือทั้งหมดในการสร้างสมการพยากรณ์ ซึ่งน้ำหนักที่ให้กับค่าสังเกตแต่ละค่าจะแตกต่างกัน เหตุผลสำคัญที่มีการใช้วิธีการปรับเรียบ (Akpinar & Yumusak, 2016) เนื่องจากอนุกรมเวลาอาจเกิดความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ทำให้ไม่เห็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาอื่น ๆ ซึ่งวิธีการปรับเรียบจะช่วยลดอิทธิพลของความผันแปรดังกล่าวได้ ดังนั้นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนจึงปรากฏชัดเจนขึ้นทำให้สามารถพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาในอนาคตได้ (วารสารคณิตวิบูลย์, 2559 ก) วิธีการปรับเรียบนั้นมีหลายวิธี การใช้งานจะขึ้นอยู่กับลักษณะของอนุกรมเวลา เช่น อนุกรมเวลาที่ไม่มีส่วนประกอบของแนวโน้มและฤดูกาลควรใช้การเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย การเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนัก การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังอย่างง่าย อนุกรมเวลาที่มีเฉพาะส่วนประกอบของแนวโน้ม ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรม อนุกรมเวลาที่มีเฉพาะส่วนประกอบของฤดูกาล ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีฤดูกาลอย่างง่าย และอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของแนวโน้มและฤดูกาล ควรใช้การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์

2.1 **วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt's exponential smoothing method)** เป็นเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลโดยนำอนุกรมเวลาจากอดีตมาวิเคราะห์องค์ประกอบ เพื่อกำหนดตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ค่าอนาคต เป็นตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้มเชิงเส้นตรง (Linear trend) วิธีการนี้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเชิงเส้น และมีการแปรผันตามฤดูกาล ซึ่งแบ่งออกได้เป็น 2 กรณี คือ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก (Winters' additive exponential smoothing) ควรใช้กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีการแปรผันตามฤดูกาลคงที่ คือการแปรผันตามฤดูกาลมีค่าไม่เพิ่มขึ้นและไม่ลดลงตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป และการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' multiplicative exponential smoothing) ควรใช้กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีการแปรผันตามฤดูกาลเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นเส้นตรงและไม่มีส่วนประกอบของความผันแปรตามฤดูกาล (Akpinar & Yumusak, 2016) มีค่าคงที่การปรับเรียบ 2 ตัว คือ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ (Level) และค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน (Trend) ตัวแบบเขียนได้ ดังสมการที่ (53) และตัวแบบพยากรณ์เขียนได้ดังสมการ (Reddy, 2015, p. 34) ที่ (54)

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \varepsilon_t \quad (53)$$

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t (m) \quad (54)$$

เมื่อ  $Y_t$  แทน อนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$   
 $\beta_0$  และ  $\beta_1$  แทน พารามิเตอร์ของตัวแบบแสดง ระยะตัดแกน และความชันของแนวโน้ม ตามลำดับ

$\varepsilon_t$  แทน อนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มี การแจกแจงปกติและเป็นอิสระกัน ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ ศูนย์ และความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา

$\hat{Y}_{t+m}$  แทน ค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t + m$  โดยที่  $m$  แทนจำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$a_t$  และ  $b_t$  แทน ค่าประมาณ ณ เวลา  $t$  ของ พารามิเตอร์  $\beta_0$  และ  $\beta_1$  ตามลำดับ โดยที่

$$a_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) (a_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma (a_t - a_{t-1}) + (1 - \gamma) b_{t-1}$$

$\alpha$  และ  $\gamma$  แทนค่าคงที่การปรับเรียบ โดยที่  $0 < \alpha < 1$  และ  $0 < \gamma < 1$

$t$  แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $n$  โดยที่  $n$  แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ตามขั้นตอนที่ 3 ของการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

**2.2 วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's exponential smoothing method)** วิธีนี้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นเส้นตรงและไม่มีส่วนประกอบของการแปรผันตามฤดูกาลเช่นเดียวกับการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ แต่มีการกำหนดให้ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับและค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชันเท่ากัน ดังนั้นอาจกล่าวได้ว่าการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์เป็นกรณีพิเศษของการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลต์ ตัวแบบพยากรณ์เขียนได้ดังนี้ (Reddy, 2015, p. 33)

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t \left[ (m - 1) + \frac{1}{\alpha} \right] \quad (55)$$

เมื่อ  $\hat{Y}_{t+m}$  แทน ค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t+m$  โดยที่  $m$  แทนจำนวนช่วงเวลาที่ยากรณ์ไปข้างหน้า

$a_t$  และ  $b_t$  แทน ค่าประมาณ ณ เวลา  $t$  ของ พารามิเตอร์  $\beta_0$  และ  $\beta_1$  ตามลำดับ โดยที่

$$a_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) a_{t-1}$$

$$b_t = \alpha (a_t - a_{t-1}) + (1 - \alpha) b_{t-1}$$

$\alpha$  แทน ค่าคงที่การปรับเรียบ โดยที่  $0 < \alpha < 1$

$t$  แทน ช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $n$  โดยที่  $n$  แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการ ตรวจสอบคุณลักษณะของ ความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ตามขั้นตอนที่ 3 ของการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

**2.3 วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแฉก (Damped trend exponential smoothing method)** วิธีนี้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่ไม่มีส่วนประกอบของการแปรผันตามฤดูกาล และมีอัตราการเปลี่ยนแปลงไม่ว่าจะเพิ่มขึ้นหรือลดลงช้ากว่าการเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มที่เป็นเส้นตรง โดยที่ยอมรับว่าความชันมีค่าลดลงตามเวลา มีค่าคงที่การปรับเรียบ 3 ตัว คือ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ  $\alpha$  ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน  $\gamma$  และค่าคงที่ การปรับเรียบของค่าความชันแบบแฉก (Damped trend)  $\phi$

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t \sum_{i=1}^m \phi^i \quad (56)$$

เมื่อ  $\hat{Y}_{t+m}$  แทน ค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t+m$  โดยที่  $m$  แทนจำนวนช่วงเวลาที่ยพยากรณ์ไปข้างหน้า

$a_t$  และ  $b_t$  แทน ค่าประมาณ ณ เวลา  $t$  ของ พารามิเตอร์  $\beta_0$  และ  $\beta_1$  ตามลำดับ โดยที่

$$a_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha) (a_{t-1} + \phi b_{t-1})$$

$$b_t = \gamma (a_t - a_{t-1}) + (1 - \gamma) \phi b_{t-1}$$

$\alpha$ ,  $\gamma$  และ  $\phi$  แทน ค่าคงที่การปรับเรียบ โดยที่  $0 < \alpha < 1, 0 < \gamma < 1, 0 < \phi < 1$   
 $t$  แทน ช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง  $n$  โดยที่  $n$  แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการ ตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ตามขั้นตอนที่ 3 ของการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

#### การตรวจสอบความเหมาะสมของข้อมูลอนุกรมเวลา

อัครพงษ์ อ้นทอง (2555, หน้า 49-50) ได้กล่าวว่าการพัฒนาตัวแบบส่วนใหญ่มีวัตถุประสงค์เพื่อการพยากรณ์ที่แม่นยำ (Accuracy) และนิยมใช้รูปแบบการวิเคราะห์ที่เรียกว่า Ex post forecast ในการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ ด้วยตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมา ตัวแบบส่วนใหญ่พัฒนาจากข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแตกต่างกัน ดังนั้นเพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น จึงควรตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนนำมาใช้ การพยากรณ์ภายใต้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะแยกย่อย (Disaggregated) หรือใช้ข้อมูลที่มีความถี่ที่สูงกว่า จะทำให้ตัวแบบสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาในเบื้องต้นก่อนนำมาใช้ ดังนี้

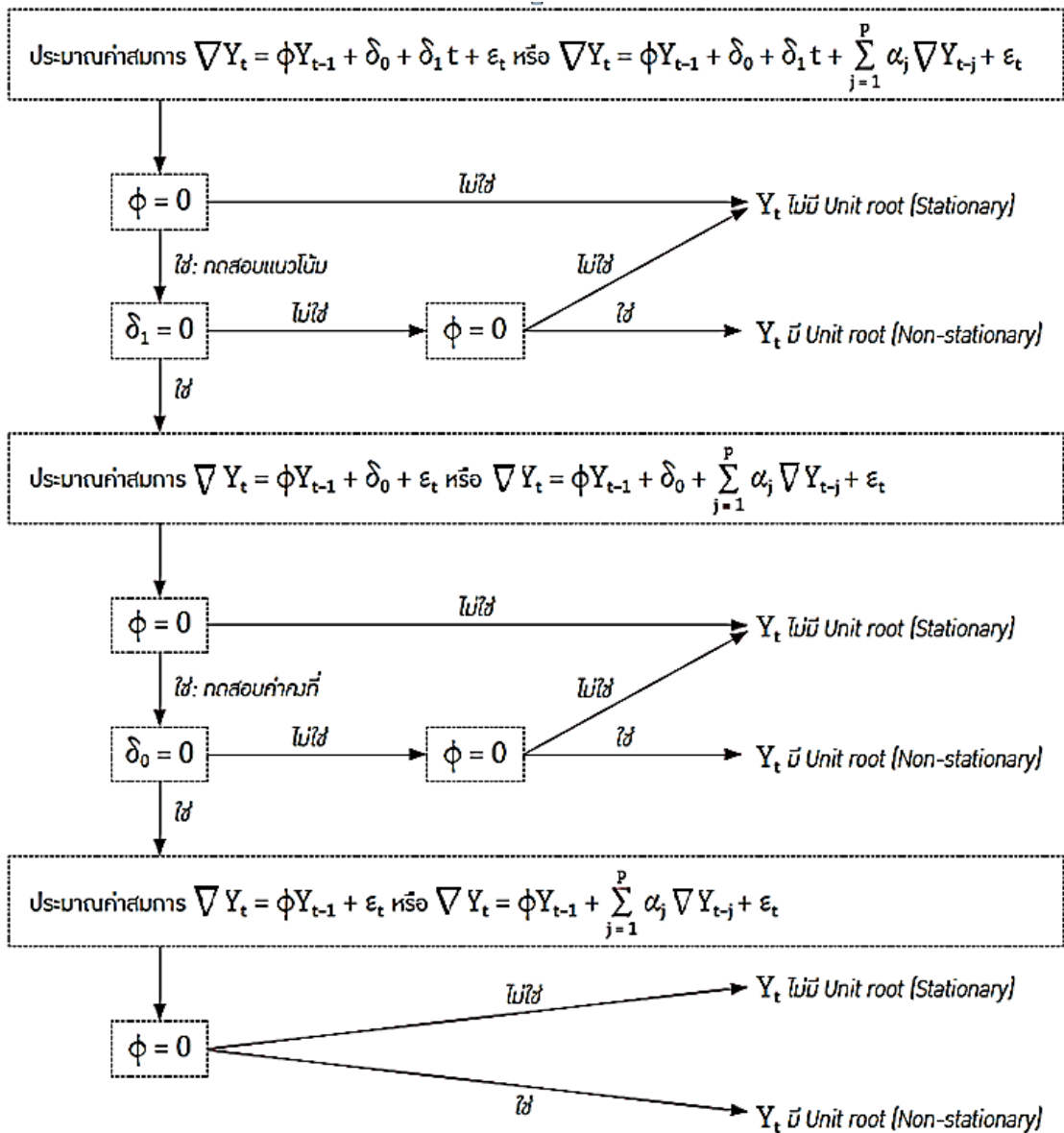
1. พิจารณาข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาใช้ด้วยการเขียน (Plot) กราฟของข้อมูลอนุกรมเวลาแต่ละชุด (โดยปกติจะใช้กราฟเส้น) เพื่อพิจารณาการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลา และแบบแผนการเคลื่อนไหว ในเบื้องต้นว่า มีอิทธิพลของแนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร และเหตุการณ์ความไม่

แน่นอนหรือไม่ รวมทั้งควรพิจารณาค่าสถิติพื้นฐาน เช่น ค่าเฉลี่ย ค่าความแปรปรวน ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด ขนาดตัวอย่าง เพื่อทราบถึงการแจกแจง ความโด่ง ความเบ้ และ ค่านอกเกณฑ์ของข้อมูลที่ใช้

2. ตรวจสอบองค์ประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยวิธีแยกองค์ประกอบ เพื่อทราบอิทธิพลของแนวโน้ม ฤดูกาล วัฏจักร และความไม่แน่นอนที่มีอยู่ในข้อมูล วิธีแยกองค์ประกอบที่นิยมใช้มีอยู่ 3 วิธี ได้แก่ วิธีค่าเฉลี่ยอย่างง่าย วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และวิธี Census II ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลามีความผันผวนสูง ควรใช้วิธี Census II ที่เรียกว่า X-12-ARIMA เนื่องจากเป็นวิธีที่เหมาะสมในกรณีที่ไม่สามารถกำหนดช่วงเวลาของการหาค่าเฉลี่ยได้แน่นอนและ ในกรณีที่ ข้อมูลมีความผันผวนสูง นอกจากนี้การทราบองค์ประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาจะทำให้สามารถกำหนดรูปแบบและตัวแปรในแบบพยากรณ์ได้เหมาะสมและถูกต้อง

3. ตรวจสอบคุณสมบัติความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลา ข้อมูลอนุกรมเวลาคงที่ (Stationary) หมายถึง ข้อมูลอนุกรมเวลาที่อยู่ในสภาวะสมดุลเชิงสถิติ (Statistical equilibrium) หรือคุณสมบัติทางสถิติ คือมีค่าเฉลี่ย (Mean) ค่าความแปรปรวน (Variance) และ ค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของข้อมูลอนุกรมเวลาไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา การใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไมคงที่ในตัวแบบสมการถดถอยที่ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยสุด (Ordinary Least Squares methods: OLS) อาจพบกับความสัมพันธ์ที่ไม่แท้จริง (Spurious regression) ค่าสถิติ t และ  $R^2$  ที่คำนวณได้มีค่าสูง แต่ค่า Durbin-Watson (D.W.) มีค่าต่ำ นอกจากนี้การสร้างตัวแบบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ (Box and Jenkins) มีเงื่อนไขที่สำคัญว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ต้องมีคุณสมบัติคงที่ (อัครพงศ์ อันทอง, 2555, หน้า 29-37)

วิธีตรวจสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในปัจจุบัน ได้แก่ การทดสอบ Unit root ซึ่งสามารถใช้ตรวจสอบได้ทั้งข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่ม้อิทธิพลฤดูกาล เช่น วิธี DF-test ของ Dickey and Fuller วิธี ADF-test ของ Said and Dickey วิธี PP-test ของ Phillips and Perron และข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลฤดูกาล สมมติฐานที่ใช้ในการทดสอบความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาพิจารณาได้จากการทดสอบ ค่าสมบรูณ์ของ  $\rho$  ว่า น้อยกว่า 1 หรือไม่ โดยมีสมมติฐานหลักและสมมติฐานทางเลือก คือ  $H_0: \rho = 1$  และ  $H_a: \rho < 1$  ถ้าปฏิเสธสมมติหลัก แสดงว่า  $\rho < 1$  ดังนั้น  $Y_t$  มีคุณสมบัติคงที่ หรือมี Integration of order zero แต่ถ้าไม่ปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่า  $Y_t$  มีคุณสมบัติไม่คงที่ เมื่อ  $\phi = \rho - 1$  ดังนั้นสมมติฐานหลักและสมมติฐานทางเลือกสำหรับการทดสอบ Unit root ในกรณีนี้ คือ  $H_0: \phi = 0$  และ  $H_a: \phi < 0$  นำค่าสถิติ t ที่คำนวณได้ไปเปรียบเทียบกับค่าวิกฤต หากค่าสถิติ t ที่คำนวณได้มีค่าน้อยกว่าค่าวิกฤต แสดงว่า  $\phi = 0$  (ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลัก) ดังนั้นตัวแปร  $Y_t$  มี Unit root และไม่คงที่ ในทางกลับกันหากปฏิเสธสมมติฐานหลัก แสดงว่า ตัวแปร  $Y_t$  คงที่



ภาพที่ 2-11 ขั้นตอนการทดสอบรากของหน่วยตามการทดสอบ DF และการทดสอบ ADF  
 ที่มา: อัครพงศ์ อันทอง (2555, หน้า 32)

การทดสอบ DF การทดสอบ ADF และการทดสอบ KPSS เป็นวิธีทดสอบรากของหน่วยที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลา ที่ไม่มีอิทธิพลฤดูกาล หากข้อมูลอนุกรมเวลามีองค์ประกอบฤดูกาล (Seasonal unit root) การทดสอบด้วยวิธีดังกล่าว ไม่สามารถบอกได้ว่า ข้อมูลอนุกรมเวลามีรากของหน่วยตามฤดูกาลหรือไม่ เนื่องจากวิธีดังกล่าวเป็นการทดสอบรากของหน่วยปกติ (Regular unit root) เท่านั้นซึ่งไม่ครอบคลุมการทดสอบรากของหน่วยตามฤดูกาล ดังนั้น Hyllberg จึงเสนอการทดสอบรากของหน่วยตามฤดูกาลสำหรับข้อมูลรายไตรมาส ต่อมา Franses, Beaulieu และ Miron ได้พัฒนาให้สามารถทดสอบกับข้อมูลรายเดือน โดยทั่วไปเรียกว่า การทดสอบ HEGY (Hyllberg-Engle-Granger-Yoo test) ตัวแบบพื้นฐานที่ใช้ในการทดสอบรากของหน่วยตามฤดูกาลของข้อมูล



รายเดือน สำหรับทดสอบรากของหน่วยตามฤดูกาลและประยุกต์ใช้สถิติทดสอบ  $t$  และสถิติทดสอบ  $F$  (T and F-statistic) ในการคำนวณและนำค่าที่ได้ไปเปรียบเทียบกับค่าวิกฤต (Critical values) ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีรากของหน่วยเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติไม่คงที่ ความไม่คงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาอาจเกิดจากการที่ข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้มและฤดูกาล หรือข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่ หากการวิเคราะห์ห้มีเงื่อนไขว่า ข้อมูลที่นำมาใช้ต้องคงที่ ดังนั้น ต้องแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนนำมาใช้ เช่น การพัฒนาตัวแบบด้วยวิธีบ็อกซ์และเจนกินส์ เป็นต้น โดยทั่วไปนิยมแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ด้วยการหาผลต่าง หรือ Natural logarithm ข้อมูลกรณีที่มีข้อมูลอนุกรมเวลามีแนวโน้ม สามารถหาผลต่างของอนุกรมเวลาได้ดังนี้ เมื่อกำหนดให้  $\nabla$  แสดงถึง ผลต่างครั้งที่ 1 และ  $\nabla^d$  คือ ผลต่างครั้งที่  $d$  ดังนั้นจะได้ว่า  $\nabla Y_t = Y_t - Y_{t-1}$  ว่า มีสถานะสมดุลเชิงสถิติ หรือไม่มีการเปลี่ยนแปลงคุณสมบัติทางสถิติเมื่อเวลามีการเปลี่ยนแปลง

การตรวจสอบข้อมูลอนุกรมเวลาในเบื้องต้น จะทำให้ทราบลักษณะพื้นฐานของข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะนำมาใช้ เช่น องค์ประกอบ ความคงที่ และควรเลือกตัวแบบให้สอดคล้องหรือเหมาะสมกับคุณลักษณะพื้นฐานของข้อมูลอนุกรมเวลา เช่น ในกรณีของการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ตามวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box- Jenkins method) หากข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลฤดูกาลควรเลือกใช้ตัวแบบ SARIMA แทนตัวแบบ ARIMA และหากข้อมูลอนุกรมเวลามีอิทธิพลของเหตุการณ์ความไม่แน่นอน หรือมีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) ควรเลือกตัวแบบที่มีความไม่แน่นอน (Intervention) หรือเพิ่มตัวแปรที่มีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) ทั้งที่เป็นค่านอกเกณฑ์ที่ส่งผลกระทบต่อค่าสังเกตเพียง 1 ค่า (Additive outlier) หรือ เลื่อนระดับเข้าไปในตัวแบบ

หากข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะไม่คงที่ที่ต้องการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนนำมาใช้โดยเฉพาะตัวแบบถดถอยที่ประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธี OLS (Ordinary least square method) หรือตัวแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ นอกจากนี้ความคงที่ของข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นข้อสมมุติที่สำคัญ โดยทั่วไปใช้การหาผลต่างของข้อมูลในการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาให้คงที่ ซึ่งสามารถทำได้ทั้งการหาผลต่างแบบทั่วไป สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่อิทธิพลฤดูกาลและการหาผลต่างตามฤดูกาล (Seasonal difference) สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลฤดูกาล นอกจากนี้หากข้อมูลอนุกรมเวลามีความแปรปรวนไม่คงที่หรือมีความแปรปรวนสูงสามารถทำการแปลงข้อมูลเพื่อลดความแปรปรวนของข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา

#### งานวิจัยที่เกี่ยวข้องตัวแบบ SARIMA

ดาว สงวนรังศิริกุล ھرรษา เชี่ยวอนันตวานิช และ มณีรัตน์ แสงเกษม (2558) ได้ศึกษาเรื่อง การหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร งานวิจัยนี้ได้นำเทคนิคการพยากรณ์มาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลคือ วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (Simple moving average method) วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังอย่างง่าย Exponential smoothing method) วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลท์-วินเทอร์ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) และวิธีอัตราส่วนกับแนวโน้ม (Ratio-to-trend method) และพิจารณาคความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE ข้อมูลที่ใช้คือ ผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานครเป็นข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2551 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2555 จำนวน 9 โรค ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ.

2555 จำนวน 1 โครก ผลการวิจัยพบว่า วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่ายมีความแม่นยำในการพยากรณ์ สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีความโน้มและฤดูกาล ส่วนวิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของ โฮลท์-วินเทอร์มีความแม่นยำสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาส่วนใหญ่

วรารคณา กิรติวิบูลย์ (2559ข) ได้ศึกษาเรื่อง ตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้มีงานทำในประเทศไทย ข้อมูลที่ใช้วิจัยคือ ข้อมูลจากเว็บไซต์ของระบบฐานข้อมูลด้านสังคมและคุณภาพชีวิต ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปีพ.ศ. 2544 ถึงไตรมาสที่ 4 ปีพ.ศ. 2557 จำนวน 56 ค่า ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปีพ.ศ. 2544 ถึงไตรมาสที่ 4 ปีพ.ศ. 2556 จำนวน 52 ค่า ใช้สำหรับสร้างตัวแบบ และชุดที่ 2 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2557 จำนวน 4 ค่า สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ ดัชนีที่ใช้วัดความแม่นยำของการพยากรณ์คือ MAPE และ RMSE ผู้วิจัยเลือก 3 วิธี สำหรับสร้างตัวแบบพยากรณ์ ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการพยากรณ์รวม ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์รวมเป็นวิธีที่มีความแม่นยำมากที่สุด

วรารคณา เรียนสุทธิ์ (2559ค) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ราคาน้ำยางสด โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของการยางแห่งประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2558 จำนวน 130 ค่า แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 120 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลท์ วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบเดม และวิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนตุลาคม พ.ศ. 2558 จำนวน 10 ค่า ใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ โดยดัชนีที่ใช้ความแม่นยำของการพยากรณ์คือ MAPE และ RMSE ผลการวิจัยพบว่า วิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณมีความแม่นยำของการพยากรณ์มากที่สุด

Katara, Faisal, and Engmann (2014) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาในเมืองทามาเลในประเทศกานา งานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบ ARIMA พยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในเมืองทามาเลในประเทศกานาใน 7 ปีข้างหน้าในปี ค.ศ. 2014 ในปี ค.ศ. 2020 ข้อมูลใช้ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1990 ถึงปี ค.ศ. 2013 ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ARIMA (1, 1, 3) ตัวแบบ ARIMA (1, 2, 1) และตัวแบบ ARIMA (5, 1, 5) มีความเหมาะสมสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า

Gikungu, Waititu, and Kihoro (2015) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์อัตราเงินเฟ้อเคนยา โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ในการศึกษาใช้ตัวแบบอัตโนมัติแบบบูรณาการฤดูกาล Moving average SARIMA เป็นแบบตัวแบบสำหรับพยากรณ์อัตราเงินเฟ้อของประเทศเคนยา สำหรับปี ค.ศ. 2014 และ 2015 โดยใช้ข้อมูลรายไตรมาสระยะเวลา ปี ค.ศ. 1981-2013 SARIMA (0,1,0) (0,0,1)<sub>4</sub> เป็นรูปแบบที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ ซึ่งพิจารณาได้จากการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้ค่า RMSE = 0.2871, MAPE = 3.9456 และ MAE = 0.2369 แสดงให้เห็นว่าเป็นตัวแบบที่มีรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์อัตราเงินเฟ้อในประเทศเคนยา

Zhang, Pang, Cui, Stallones, and Xiang (2015) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์อัตราการเสียชีวิตจากการบาดเจ็บจากการจราจรบนถนนในประเทศจีนโดย SARIMA การบาดเจ็บจาก

อุบัติเหตุบนท้องถนนได้กลายเป็นปัญหาสาธารณสุขที่สำคัญในประเทศจีน การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ พัฒนาตัวแบบทางสถิติในการทำนายการเสียชีวิตจากอุบัติเหตุบนท้องถนนและการวิเคราะห์ตามฤดูกาลของการเสียชีวิตในประเทศจีน ด้วยวิธีการอัตโนมัติฤดูกาลบูรณาการเคลื่อนที่ (SARIMA) ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์เป็นข้อมูลจากปี ค.ศ. 2000 ถึง 2011 และใช้การทดสอบ Ljung box เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ซึ่งตัวแบบ SARIMA จะใช้ในการคาดการณ์การเสียชีวิต การจราจรบนถนนรายเดือนในปี ค.ศ. 2012 ผลการวิจัยพบว่า SARIMA (1, 1, 1) (0, 1, 1)<sub>12</sub> เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด มีค่า MAPE เท่ากับ 4.937 ความเหมาะสมของสมการพยากรณ์ ได้ค่าทดสอบ Ljung box Q¼ 4.86, P ¼ 0.993

Akpinar and Yumusak (2016) ได้ศึกษาเรื่อง พยากรณ์ความต้องการก๊าซธรรมชาติรายเดือนในประเทศโดยใช้วิธีพยากรณ์ 3 วิธี คือ ตัวแบบปรับเรียงด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลท์-วินเทอร์ ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ SARIMA ข้อมูลที่ใช้ศึกษา คือ ก๊าซธรรมชาติรายเดือนในประเทศตุรกีตั้งแต่ปี ค.ศ. 2011 ถึงปี ค.ศ. 2014 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุดคือ ชุดแรกตั้งแต่ปี ค.ศ. 2011 ถึงปี ค.ศ. 2013 ใช้สำหรับสร้างตัวแบบพยากรณ์ ชุดที่สองปี ค.ศ. 2014 ใช้สำหรับตรวจสอบถูกต้องของการพยากรณ์ โดยใช้ MAPE และ  $R^2$  เป็นดัชนีตรวจสอบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบทั้ง 3 แบบ มีค่า MAPE เท่ากับ 19% 14% และ 12.9% ตามลำดับ และมีค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.915 0.846 และ 0.956 ตามลำดับ สรุปได้ว่า ตัวแบบ ARIMA มีความแม่นยำของการพยากรณ์มากที่สุด

Camara, Feixing, and Xiuqin (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์การใช้พลังงานในประเทศสหรัฐอเมริกาด้วยตัวแบบ SRAIMA และตัวแบบ ANN ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยคือการใช้พลังงานรายไตรมาสในประเทศสหรัฐอเมริกาตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1973 ถึงเดือนมิถุนายน ค.ศ. 2015 จำนวนทั้งหมด 170 ค่า ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดแรกจำนวน 154 ค่า ใช้สำหรับการเรียนรู้ และอีกชุดจำนวน 16 ค่า ใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้อง โดยใช้ MAE MSE และ MAPE เป็นดัชนีวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ดีกว่าตัวแบบ SARIMA

Cui, Wei, Mu, and Peng (2016) ได้วิจัยเรื่อง SARIMA ตัวแบบที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าในระยะกลาง องค์ประกอบตามฤดูกาลเป็นปัจจัยสำคัญในการสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาสำหรับระยะกลางในการพยากรณ์โหลดไฟฟ้า ในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบรูปแบบตามฤดูกาล ARIMA แต่พารามิเตอร์ของ SAR และ SMA มีความสำคัญต่อรูปแบบในสมการพยากรณ์ เพื่อแก้ไขปัญหาจึงผสมอนุกรมเวลาด้วยตัวกรอง HP เพื่อลดความผิดพลาดที่เกิดจากการทำงานร่วมกันระหว่างองค์ประกอบแนวโน้มและองค์ประกอบตามฤดูกาลวัตถุประสงค์ของการวิจัยนี้คือการพัฒนาตัวแบบ SARIMA ตัวกรอง HP ในงานวิจัยนี้ตัวกรอง HP ถูกนำมาใช้สำหรับการปรับข้อมูลลำดับ ดังนั้นลำดับเดิมจะถูกแยกส่วนประกอบลำดับเวลาที่มีแนวโน้มที่แตกต่างกันและร่วมกัน ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยนี้คือ โหลดใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่ มกราคม ค.ศ. 2004 ถึง ธันวาคม ค.ศ. 2014 เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ มกราคม ค.ศ. 2014-พฤศจิกายน ค.ศ. 2014 ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีการที่มีกรอง HP สามารถลดความผิดพลาดที่เกิดจากการทำงานร่วมกันระหว่าง

องค์ประกอบแนวโน้มและองค์ประกอบตามฤดูกาล โดยมีค่า  $RMSE = 2.340$   $MAPE = 1.817$  และ  $MAE = 84.289$

Dritsaki (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์อัตราการว่างงานของกรีซโดยใช้ตัวแบบ SARIMA อัตราการว่างงานต่ำเป็นเป้าหมายหลักของนโยบายเศรษฐกิจมหภาคสำหรับแต่ละรัฐบาล การพยากรณ์อัตราการว่างงานมีความสำคัญมากสำหรับแต่ละประเทศเพื่อให้รัฐบาลสามารถกำหนดกลยุทธ์สำหรับนโยบายการคลัง จุดมุ่งหมายงานวิจัยคือการหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดที่ในการพยากรณ์อัตราการว่างงานของกรีซโดยใช้ตัวแบบ SARIMA และวิธีการในการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ คือค่า MSE MAE MAPE และ RMSE ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ของงานวิจัยนี้คืออัตราการว่างงานรายเดือน และครอบคลุมระยะเวลาตั้งแต่เดือนเมษายน ค.ศ. 1998 จนถึงเดือนกันยายน ค.ศ. 2015 รวม 210 ข้อสังเกต ข้อมูลที่ได้มาจากฐานข้อมูลของ OECD สำหรับการพยากรณ์ SARIMA (0,2,1) (1,2,1)<sub>12</sub> รูปแบบที่ใช้ในขั้นตอนการพยากรณ์เป็นทั้งแบบไดนามิกและแบบคงที่ ขั้นตอนการคำนวณแบบไดนามิกการเป็นการพยากรณ์สำหรับระยะเวลาหลังจากช่วงแรกในกลุ่มตัวอย่างโดยใช้ค่าที่พยากรณ์ไว้ก่อนหน้านี้จาก Lagged ขึ้นอยู่กับตัวแปรและเงื่อนไข ARMA ขั้นตอนนี้จะเรียกว่า N-Step ขั้นตอนการใช้ค่าคงที่สำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้า เป็นการพยากรณ์ที่เกิดขึ้นจริงและไม่ใช้ตัวแปรตาม ขั้นตอนนี้จะเรียกว่าเป็น One-step ผลที่ได้จากการพยากรณ์พบว่าค่าจากการพยากรณ์ของการว่างงานอยู่ใกล้กับค่าที่แท้จริง ผลที่ได้นี้แสดงให้เห็นว่าตัวแบบมีความเหมาะสมสามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์อัตราการว่างงานในกรีซในปีต่อ ๆ ไป

Elamin and Fukushige (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการในการท่องเที่ยวตามฤดูกาลการศึกษาครั้งนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อสร้างรูปแบบอนุกรมเวลาที่จะพยากรณ์ความต้องการการท่องเที่ยวเกาะ Rishiri ประเทศญี่ปุ่น การศึกษาวิจัยนี้ใช้ข้อมูลรายเดือนตั้งแต่เดือนเมษายน ค.ศ. 2000 ถึงกันยายน ค.ศ. 2014 โดยใช้ตัวแบบอัตถุฤดูกาลเคลื่อนไหวแบบบูรณาการเฉลี่ย (SARIMA) ในการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ใช้ ค่า RMSE MAE และ MAPE ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบ SARIMA สามารถพยากรณ์ความต้องการท่องเที่ยวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Ganguly, Modak, Chattopadhyay, Ganguly, Mukherjee, Dutta, and Biswas (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์โรคมาลาเลียในเมือง โกลกาตา ประเทศอินเดีย ด้วยตัวแบบ SARIMA วัตถุประสงค์ของการวิจัย เพื่อพยากรณ์โรคมาลาเลียในเมือง โกลกาตา ประเทศอินเดีย โดยใช้ตัวแบบ SARIMA ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยคือ สภาพเศรษฐกิจ ภูมิอากาศ กฎหมาย สังคมวัฒนธรรม สุขภาพของประชาชน พันธุกรรม ภูมิคุ้มกัน ลักษณะส่วนบุคคล เชื้อ Plasmodium ยุงพาหะ จำนวนผู้เป็นโรคมาลาเลีย ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลที่อยู่ในช่วงเวลา มกราคม ค.ศ. 2008 ถึง ธันวาคม ค.ศ. 2013 เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้เป็นโรคมาลาเลียในปี ค.ศ. 2014 ผลของการพยากรณ์พบว่าขนาดของการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลที่เพิ่มขึ้นในอัตราเดียวกันเป็นประจำทุกปี อุบัติการณ์ของโรคมาลาเลียเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วและลดลงอย่างรวดเร็ว จากข้อมูลทั้งหมดตลอดระยะเวลา แต่เห็นได้ชัดว่ามีแนวโน้มสูงขึ้น ค.ศ. 2008-2010 และมีแนวโน้มลดลงค่อย ๆ ตั้งแต่ ค.ศ. 2011 ถึง 2014

Ghorbani, Khatibi, Goel, FazeliFard, and Azani (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์อัตราการระบายน้ำด้วยวิธีพยากรณ์ 4 วิธี คือ RC MLR SVM และ ANN ข้อมูลที่ใช้คือ การระบายน้ำรายวันจากแม่น้ำไซปรัสของรัฐเท็กซัสในประเทศสหรัฐอเมริกาตั้งแต่เดือนเมษายน

ค.ศ. 2010 ถึงเดือนสิงหาคม ค.ศ. 2013 ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ชุดแรกตั้งแต่วันที่ 1 เมษายน ค.ศ. 2010 ถึงวันที่ 16 ธันวาคม ค.ศ. 2012 (80% ของชุดข้อมูลทั้งหมด) ใช้สำหรับการเรียนรู้ และอีกชุดตั้งแต่วันที่ 17 ธันวาคม ค.ศ. 2012 ถึงวันที่ 21 สิงหาคม ค.ศ. 2013 (20% ของชุดข้อมูลทั้งหมด) ใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบไม่เชิงเส้น ANN และตัวแบบ SVM มีประสิทธิภาพการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบ RC และตัวแบบ MLR

Imran, Nasir, and Rehman (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์การฆาตกรรมใน ปากีสถานด้วยตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้าง ตัวแบบการเสียชีวิตที่เกี่ยวข้องกับการฆาตกรรมในประเทศปากีสถานรวมทั้งการพัฒนาตัวแบบทาง คณิตศาสตร์โดยผสมผสานวิธีการตามฤดูกาลบ็อกซ์-เจนกินส์ SARIMA ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้ ได้มาจากสำนักงานสถิติ ปากีสถาน เป็นข้อมูลรายเดือนที่มีการรายงานฆ่าตายตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2005 ถึง เดือนธันวาคม ค.ศ. 2012 มีจำนวน 96 ข้อสังเกต หลังจากการประยุกต์ใช้วิธีการ บ็อกซ์-เจนกินส์ตามฤดูกาลในการพยากรณ์การเสียชีวิตที่เกี่ยวข้องกับการฆาตกรรมในประเทศ ปากีสถานจาก ปี ค.ศ. 2005 ถึง 2012 ได้ตัวแบบ SARIMA (111) × (011) ที่ได้มีประสิทธิภาพ สำหรับการพยากรณ์จำนวนของกรณีฆาตกรรมในปากีสถานเป็นรายเดือนจำนวนรวมของการ ฆาตกรรมในปี ค.ศ. 2012 คือ 13,846 ราย ในขณะที่พยากรณ์จำนวนผู้ถูกฆาตกรรมในปี ค.ศ. 2013 เพิ่มขึ้น คาดว่าเป็นร้อยละ 3.19 ต่อปี เป็นจำนวน 14,288 ราย

Milenković, Švadlenka, Melichar, Bojović, and Avramović (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพัฒนาตัวแบบ SARIMA เพื่อการพยากรณ์จำนวนผู้ใช้รถไฟ วัตถุประสงค์ของการวิจัยคือ เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้โดยสารรายเดือนบนรถไฟเซอร์เบีย ข้อมูลที่ใช้เป็นจำนวนของผู้โดยสารที่ เดินทางโดยรถไฟรายเดือนจากสำนักงานสถิติแห่งสาธารณรัฐเซอร์เบีย ชุดข้อมูลครอบคลุมระยะเวลา ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2004 ถึงมิถุนายน 2014 (126 ค่ารายเดือน) ชุดเวลารายเดือนที่ 114 อันดับแรกจะถูกใช้เพื่อสร้างสมการพยากรณ์ที่เหมาะสมในขณะที่เหลืออีก 12 เดือนทำหน้าที่ ตรวจสอบความสามารถในการพยากรณ์ ผลของการวิจัยพบว่า SARIMA (0,1,0) × (0,1,1)<sub>12</sub> เป็น รูปแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการสร้างตัวแบบปริมาณผู้โดยสารรถไฟเซอร์เบีย

Mohamed and Ibrahim (2016) ได้พยากรณ์ปริมาณน้ำฝนด้วยตัวแบบ SARIMA ใน Nyala ประเทศซูดาน สำหรับการศึกษานี้ ใช้ข้อมูลปริมาณน้ำฝนเป็นรายเดือนตั้งแต่ ปี ค.ศ 1971-2010 จำนวนทั้งสิ้น 480 ค่าสังเกต และใช้ตัวแบบ SARIMA ในการพยากรณ์ล่วงหน้าหนึ่งปี จาก การศึกษาพบว่าตัวแบบ SARIMA A (0,0,0) × (0,0,1)<sub>12</sub> เป็นตัวแบบที่เหมาะสมในการคาดการณ์ ปริมาณน้ำฝนรายเดือนสำหรับปีที่กำลังจะมาถึง

Puah, Huang, Chua, and Lee (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การวิเคราะห์ปริมาณน้ำฝน ในแม่น้ำ Langat ในประเทศมาเลเซียด้วยวิธีปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโฮลท์-วินเทอร์ ข้อมูลที่ใช้คือ ปริมาณน้ำฝนรายชั่วโมงของแต่ละวันตั้งแต่ปี ค.ศ. 1971 ถึงปี ค.ศ. 2012 โดยจะทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนในแม่น้ำ Langat ของ 10 สถานี คือ สถานีของกรมชลประทานจำนวน 4 สถานีและสถานีของกรมอุทกนิยมหาวิทยาลัยจำนวน 6 สถานี ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ชุดแรกคือ ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1971 ถึงปี ค.ศ. 2009 ใช้สำหรับสร้างตัวแบบ และข้อมูลชุดที่สองคือ ข้อมูลตั้งแต่

ปี ค.ศ. 2010 ถึงปี ค.ศ. 2012 ใช้สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของการพยากรณ์ โดยใช้ MAD MSE และ MAPE เป็นดัชนีประสิทธิภาพของตัวแบบ จากการวิจัยพบว่า ค่าพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนรายเดือนมีค่า MAD ตั้งแต่ 64.2 ถึง 84.8 ปริมาณน้ำฝนของสถานีในภาคตะวันออกเฉียงเหนือมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น ปริมาณน้ำฝนของสถานีในภาคใต้มีความแปรผันสูง ปริมาณน้ำฝนของสถานีในภาคตะวันออกและภาคตะวันออกเฉียงเหนือมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเช่นกัน

Zolala, Haghdoost, Ahmadijouybari, Salari, Bahrampour, Baneshi, and Razzaghi (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์แนวโน้มของการเสียชีวิตด้วยอุบัติเหตุในอิหร่านตะวันตก จุดมุ่งหมายของการศึกษาคือการพยากรณ์การเสียชีวิตจากอุบัติเหตุจราจรในเดือนมกราคม ค.ศ. 2013 ถึงธันวาคม ค.ศ. 2015 ในจังหวัด Kermanshah อิหร่าน อุบัติเหตุจราจรเป็นสาเหตุหลักของการเสียชีวิตในประเทศกำลังพัฒนา การเสียชีวิตเนื่องจากอุบัติเหตุจราจรได้รับการพยากรณ์ด้วยอนุกรมเวลาในช่วงสามปี เกณฑ์ของ MSE ถูกนำมาใช้ในการพิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบ ตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์จำนวนผู้เสียชีวิตที่เกี่ยวข้องกับการเกิดอุบัติเหตุจราจรในช่วงสามปีข้างหน้าคือ SARIMA ผลการศึกษาพบว่า มีแนวโน้มในการตายด้วยอุบัติเหตุลดลงพบว่า โดยจำนวนผู้เสียชีวิตจากอุบัติเหตุสูงสุดเป็นประจำทุกปีในฤดูใบไม้ผลิและมีจำนวนการเสียชีวิตจากอุบัติเหตุต่ำสุดในฤดูใบไม้ร่วง ตัวแบบ SARIMA  $(0, 0, 0) (1, 1, 1)_{12}$  เป็นรูปแบบที่ดีที่สุดที่เหมาะสมสำหรับข้อมูล การทำนาย การใช้ข้อมูลเหล่านี้สามารถเป็นประโยชน์กับผู้กำหนดนโยบายและผู้บริหารในการวางแผนและการดำเนินการป้องกันและ ลดการเสียชีวิตจากอุบัติเหตุในอนาคต

**สรุปจากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง** พบว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบ่งตามประเภทของข้อมูล คือ ข้อมูลเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น ตัวแบบอนุกรมเวลาที่เหมาะสมกับข้อมูลเชิงเส้น เช่น ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบ MLR เป็นต้น ซึ่งตัวแบบเหล่านี้ให้ผลพยากรณ์ที่มีความแม่นยำในช่วงระยะเวลาสั้นหรือปานกลาง แต่ตัวแบบ MLR และตัวแบบ ARIMA ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนสูงเนื่องจากข้อมูลส่วนมากไม่เชิงเส้น ดังนั้นจึงพัฒนาตัวแบบสำหรับพยากรณ์ข้อมูลไม่เชิงเส้นขึ้น เช่น ตัวแบบ ANN ตัวแบบ SVR เป็นต้น ทั้งสองตัวแบบนี้ได้รับความนิยมมากขึ้นเนื่องจากมีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ระยะยาว อีกทั้งยังสามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีความซับซ้อนหรือข้อมูลที่ไม่ใช่รูปแบบอีกด้วย

### ตอนที่ 3 ตัวแบบผสม และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

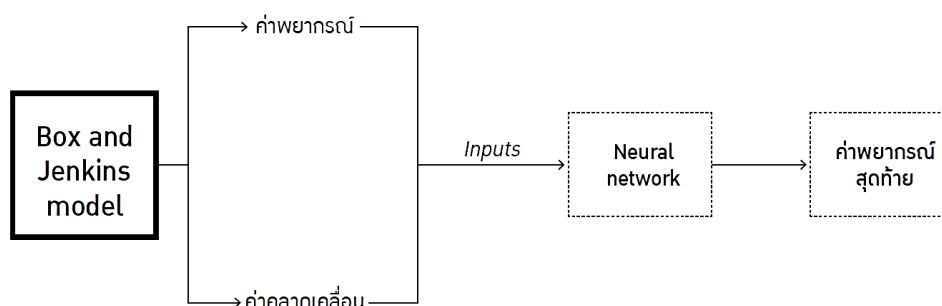
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) เป็นวิธีการทางสถิติที่มีการนำข้อมูลในอดีตมาศึกษาหารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูล ด้วยการสร้างสมการหรือตัวแบบเชิงคณิตศาสตร์ แทนลักษณะการเคลื่อนไหว สำหรับพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต ในปี ค.ศ. 1970 ได้มีการนำเสนอตัวแบบ ARIMA หรือรู้จักกันดีในชื่อตัวแบบของ Box และ Jenkins (ภูมิฐาน รังคกุลนุวัฒน์, 2556, หน้า 53) (Shumway & Stoffer, 2010, p. 2) มาใช้อธิบายลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา เมื่อข้อมูลมีสหสัมพันธ์กันในตัวและเป็นแบบคงที่ (Stationary time series) พบว่า ตัวแบบนี้จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงกว่าค่าพยากรณ์ที่ได้จากวิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอื่น ๆ ในการพยากรณ์ระยะสั้น ซึ่งเป็นตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เป็นแบบคงที่ เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ และไม่มีแนวโน้ม (Trend) แต่ข้อมูลอนุกรมเวลาส่วน

ใหญ่ลักษณะความสัมพันธ์ดังกล่าวมักไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ ในปี ค.ศ. 1991 จึงได้มีการนำเสนอตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network model: ANN) ขึ้น (ชญาสินี บุญมานะ และนัท กุลวานิช, 2560) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ANN เป็นตัวแบบที่มีความแม่นยำสูง มีความแกร่ง (Robust) เมื่อมีค่านอกเกณฑ์ (Outlier) สามารถเรียนรู้ที่จะทำงานในชุดข้อมูลที่มีค่าคลาดเคลื่อนได้ดี ส่วนใหญ่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความซับซ้อน โดยเฉพาะข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ รวมทั้งเป็นตัวแบบที่ง่ายต่อการใช้งานเนื่องจากไม่จำเป็นต้องมีเงื่อนไข (Assumptions) ในการสร้างตัวแบบ ต่อมาในปี ค.ศ. 1995 ได้มีการพัฒนาตัวแบบใหม่ขึ้นคือ ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์-แมชชีน (Support Vector Machine Model, SVM) (ชญาสินี บุญมานะ และนัท กุลวานิช, 2560) เป็นตัวแบบที่ให้ผลการพยากรณ์ที่ดี มีความแม่นยำสูงสำหรับใช้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์โดยมีแนวคิดเดียวกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแต่ต่างกันตรงที่กระบวนการลดความเสี่ยงให้มีค่าต่ำที่สุด (Risk minimization) ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนจะใช้กระบวนการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างให้มีค่าต่ำที่สุด (Structural Risk Minimization, SRM) ส่วนตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้กระบวนการลดความเสี่ยงเชิงการทดลองให้มีค่าต่ำที่สุด (Empirical Risk Minimization, ERM) แต่ข้อมูลอนุกรมเวลาทางส่วนใหญ่ มักมีโครงสร้างทั้งส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์และไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ ดังนั้น ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน หรือตัวแบบเดี่ยวอื่น ๆ เพียงแบบเดียวอาจไม่สามารถอธิบายลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาเหล่านั้นได้อย่างถูกต้องและมีความแม่นยำ โดยชุดข้อมูลอนุกรมเวลาชุดเดียวกัน จะสามารถประยุกต์ใช้วิธีพยากรณ์ได้หลายวิธีขึ้นอยู่กับชนิดของข้อมูล ระยะเวลาในการพยากรณ์ ซึ่งแต่ละวิธีให้ค่าพยากรณ์แตกต่างกัน

ตัวแบบผสม (Hybrid model) พัฒนาขึ้นมาในปี ค.ศ. 2003 โดย Zhang (Khashei & Bijari, 2011; Babu & Reddy, 2014; Barak & Sadegh, 2016) สำหรับแก้ปัญหา เป็นตัวแบบที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาทุกประเภท โดยการนำตัวแบบที่ใช้สำหรับพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ เช่นตัวแบบ ARIMA มารวมกับตัวแบบที่ใช้สำหรับพยากรณ์ข้อมูลในส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ คือ เช่นตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม หรือตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องและมีความแม่นยำยิ่งขึ้น

การศึกษาที่ผ่านมา เช่น (Wang & Meng, 2012; Demir & Ozsoy, 2014; Jeong, Koo, & Hong, 2014; Babu & Reddy, 2015; Barak & Sadegh, 2016) แสดงให้เห็นว่า วิธี Hybrid forecasting มีความแม่นยำมากกว่าการใช้ตัวแบบพยากรณ์เดี่ยว

การพยากรณ์ตัวแบบผสมด้วยตัวแบบ ARIMA และ ANN โดยแนวคิดของวิธีนี้อยู่บนพื้นฐานของการลดความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ด้วยการให้ ANN เรียนรู้ความผิดพลาดจากการพยากรณ์ด้วยวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ สามารถแสดงกรอบแนวคิด ของวิธีนี้ได้ดังภาพ (อัครพงศ์ อ้นทอง, 2555, หน้า 112)



ภาพที่ 2-12 กรอบแนวคิดพื้นฐานของวิธี Hybrid forecasting

ตัวแบบผสม สามารถแสดงได้ด้วยสมการเชิงคณิตศาสตร์ ดังนี้ (Babu & Reddy, 2015; Barak & Sadegh, 2016)

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t + \hat{\varepsilon}_t \quad (57)$$

เมื่อ  $\hat{Y}_t$  แทน ค่าสังเกตของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$   
 $\hat{L}_t$  แทน ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ ณ เวลา  $t$   
 $\hat{N}_t$  แทน ข้อมูลส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ ณ เวลา  $t$   
 $\hat{\varepsilon}_t$  แทน ค่าคลาดเคลื่อน ณ เวลา  $t$

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบผสม (Barak & Sadegh, 2016)

ขั้นตอนที่ 1: วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรม เวลาด้วยตัวแบบ ARIMA เพื่อพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ คือ  $\hat{L}_t$

ขั้นตอนที่ 2: คำนวณค่าส่วนเหลือ (Residuals) จากตัวแบบ ARIMA โดยที่  $\hat{\varepsilon}_t = \hat{Y}_t - \hat{L}_t$

ขั้นตอนที่ 3: นำค่าส่วนเหลือที่ได้จาก ตัวแบบ ARIMA ไปพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์ คือ  $\hat{N}_t$  ด้วย ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 4: คำนวณหาค่าพยากรณ์รวม (Total forecasting) จากสมการ  $\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t + \hat{\varepsilon}_t$

การใช้วิธี Combine forecasting เพื่อรวมผลการพยากรณ์ทั้งหมดเข้าด้วยกันภายใต้แนวคิดที่ว่า ค่าพยากรณ์รวมจะเท่ากับผลรวมของค่าพยากรณ์ในแต่ละวิธีคูณด้วยค่าถ่วงน้ำหนักของวิธีนั้น ๆ สามารถแสดงสมการพื้นฐานของแนวคิดดังกล่าวได้ดังนี้ (อัครพงศ์ อันทอง, 2555, หน้า 110-111)

$$\hat{Y}_{tc} = \sum_{i=1}^n W_i \hat{Y}_{ti} \quad (58)$$

โดยที่  $\hat{Y}_{tc}$  คือ ค่าพยากรณ์รวม

$\hat{Y}_{ti}$  คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากวิธีที่  $i$

$W_i$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนักของวิธีที่  $i$



การประมาณหรือการคำนวณค่าถ่วงน้ำหนักสามารถทำได้หลายวิธี เช่น วิธีสมการถดถอย (Regression method) วิธีความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม (Variance-Covariance Method: VC) แต่วิธีที่นิยมใช้และให้ค่าพยากรณ์รวมที่แม่นยำ ได้แก่ วิธีความแปรปรวน-ความแปรปรวนร่วม วิธีนี้คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักโดยให้ความสำคัญกับ Historical performance ของวิธีพยากรณ์แต่ละวิธี หาก  $\varepsilon_t = Y_t - \hat{Y}_t$  และ  $Y_t$  คือ ค่าจริง ดังนั้นจะได้ว่า

$$\varepsilon_t = Y_t - \hat{Y}_{tc} = W_1 e_{1t} + W_2 e_{2t}; \sum_{i=1}^n W_i = 1 \quad (59)$$

สามารถเขียนสมการ (58) ได้ใหม่ว่า

$$\varepsilon_t = W_1 e_{1t} + (1 - W_1) e_{2t} \quad (60)$$

ดังนั้นความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อน (Variance error) คือ

$$\sigma_c^2 = E(\varepsilon_t^2) = W_1^2 \sigma_1^2 + (1 - W_1)^2 \sigma_2^2 + 2W_1(1 - W_1)\sigma_{12} \quad (61)$$

เพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละวิธี ภายใต้ความแปรปรวนของค่าคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด [Minimized  $\sigma_c^2$  ( $\frac{d\sigma_c^2}{dw} = 0$ )] และแก้สมการจะได้ค่า  $W_i$  ดังนี้

$$W_1 = \frac{(\sigma_2^2 - \sigma_{12})}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - \sigma_{12})} \text{ และ } W_2 = \frac{(\sigma_1^2 - \sigma_{12})}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 - 2\sigma_{12})} \quad (62)$$

สูตรการคำนวณค่า  $W_i$  ข้างต้นใช้สำหรับในกรณีที่  $\hat{Y}_{1t}$  มีสหสัมพันธ์กับ  $\hat{Y}_{2t}$  แต่ถ้า  $\hat{Y}_{1t}$  ไม่มีสหสัมพันธ์ กับ  $\hat{Y}_{2t}$  ให้ใช้สูตรการคำนวณค่า  $W_i$  ดังนี้

$$W_1 = \frac{\sigma_2^2}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)} \text{ และ } W_2 = \frac{\sigma_1^2}{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2)} \quad (63)$$

#### งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแบบผสม

ชญานิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช (2560) ได้ศึกษาเรื่อง การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม การวิจัยนี้ศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ ARIMA ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับโครงข่ายประสาทเทียม และตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ในการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น SCB ของธนาคารไทยพาณิชย์ จำกัด (มหาชน) โดยใช้ชุดข้อมูลจริงและชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA (0,1,1) ตัวแบบ ARIMA (0,1,2) ตัวแบบ ARIMA (1,1,0) ตัวแบบ ARIMA (1,1,1) ตัวแบบ ARIMA (1,1,2) ตัวแบบ ARIMA (2,1,0) ตัวแบบ ARIMA (2,1,1) และตัวแบบ ARIMA

(2,1,2) เมื่อใช้เกณฑ์ของค่ารากคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root mean square error, RMSE) เป็นเครื่องมือในการเปรียบเทียบตัวแบบโดยตัวแบบใดที่มีค่า RMSE ต่ำสุดจะเป็นตัวแบบที่ดีที่สุด จากการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA (0,1,2) ตัวแบบ ARIMA (1,1,1) และตัวแบบ ARIMA (2,1,2) ส่วนตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และโครงข่ายประสาทเทียมนั้นให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุดสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลอนุกรมเวลาในกรณีที่จำลองด้วยตัวแบบ ARIMA (0,1,1) ตัวแบบ ARIMA (1,1,0) ตัวแบบ ARIMA (1,1,2) ตัวแบบ ARIMA (2,1,0) และตัวแบบ ARIMA (2,1,1) และสำหรับการพยากรณ์ในชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้นรายสัปดาห์ของ SCB ที่มีลักษณะอนุกรมเวลาสอดคล้องกับตัวแบบ ARIMA (1,1,1) ผลการศึกษาพบว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุด ซึ่งสอดคล้องกับผลจากชุดข้อมูลจำลอง

Wang and Meng (2012) ได้ศึกษาเรื่อง ARIMA-ANN ตัวแบบผสมสำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงาน วัตถุประสงค์ของการศึกษาคือ เพื่อพยากรณ์การใช้พลังงานในมณฑลเหอเป่ย์ ประเทศจีน ด้วยตัวแบบผสม ARIMA-ANN ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นข้อมูลการใช้พลังงานในมณฑลเหอเป่ย์ ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1980-2008 ซึ่งข้อมูลช่วง ปี ค.ศ. 1980-2005 เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอน และข้อมูลช่วง ปี ค.ศ. 2006-2008 เป็นชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ การดำเนินการสร้างตัวแบบผสมขั้นแรกใช้ตัวแบบ ARIMA เพื่อพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่เป็นเชิงเส้น ส่วนเหลือจากข้อมูลนั้นนำมาพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ ANN แบบสามชั้น ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบผสม ARIMA-ANN มีค่า RMSE 92.45 MAE 73.8 MAPE 0.311% ซึ่งมีค่าต่ำกว่าตัวแบบ ANN หรือตัวแบบ ARIMA

Marinescu, Harris, Dusparic, Cahill, and Clarke (2014) ได้พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยใช้ตัวแบบ 4 แบบ พยากรณ์ร่วมกันใน 1 วัน วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้คือ ประมาณการความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคตของชุมชนขนาดเล็ก ตัวแปรที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ อุณหภูมิ ความชื้นวันหยุด และเวลาเป็นรายชั่วโมง คือ จำนวน 90 ชั่วโมง และ จำนวน 230 ชั่วโมง โดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากครัวเรือนจำนวน 230 ครัวเรือน ใช้ตัวแบบ 4 แบบคือ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural networks), โครงข่ายประสาทแบบเวฟเล็ต (Wavelet neural networks), ระบบอนุมานฟัซซี (Neuro-fuzzy) และ ตัวแบบ ARIMA ผสมกันเพื่อการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าใน 24 ชั่วโมง ซึ่งออกแบบการใช้ตัวแบบผสมกันทั้ง 4 แบบดังนี้คือ ช่วงเวลากลางคืน 02:00-08:00 ใช้ ระบบอนุมานฟัซซี (Neuro-fuzzy) ในการพยากรณ์ ช่วงเวลา 08:00-17:00 เป็นตัวแบบ ARIMA เวลาในช่วงเย็น 17.00-21.00 ใช้ตัวแบบ ANN และช่วงเวลาสุดท้าย 21.00-02.00 ใช้ WNNs ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบผสมทั้ง 4 แบบให้ค่า NRMSE ของ 90 ชั่วโมง เท่ากับ 3.23% 230 ชั่วโมง เท่ากับ 2,39% เมื่อเปรียบเทียบกับ ANN 3.93%, 2.89% WNN 3.89%, 2.98% Neuro-Fuzzy 4.5%, 3.33% ARIMA 3.62%, 2.74% นั่นคือตัวแบบผสมให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า

Jeong, Koo, and Hong (2014) ได้พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในสถานศึกษาในกรุงโซล ประเทศเกาหลีใต้ โดยมีวัตถุประสงค์ของการศึกษาคือ พัฒนารูปแบบการประมาณค่าการใช้ไฟฟ้าในสถานศึกษาโดยใช้ตัวแบบ SARIMA และโครงข่ายประสาทเทียม การศึกษานี้เก็บรวบรวม

ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้านี้เป็นเวลา 7 ปี (ค.ศ. 2005-2011) จากสถานศึกษา 787 แห่ง โดยแบ่งเป็น โรงเรียนประถมศึกษา: 410 แห่ง โรงเรียนมัธยมต้น: 211 แห่ง และโรงเรียนมัธยมปลาย: 166 แห่ง ตัวแปรอิสระที่ใช้คือ พื้นที่ทั้งหมด พื้นที่อาคาร จำนวนคนทั้งหมด จำนวนนักเรียน จำนวนครู และจำนวนชั้นเรียน การศึกษานี้ได้พัฒนารูปแบบไฮบริดที่รวมตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN ผลการศึกษาพบว่า ค่า MAPE สำหรับประถมศึกษา มัธยมต้น และมัธยมปลาย เป็น 1.84%, 1.23% และ 1.75% ตามลำดับ นั่นคือค่า MAPE ของสถานศึกษาทั้ง 3 ระดับ มีค่าน้อยกว่า 0.3% (เช่น โรงเรียนประถมศึกษา: 0.24%, มัธยมต้น: 0.11% และมัธยมปลาย: 0.19%) ดังนั้นจึงได้รับการพิสูจน์ว่าที่ ตัวแบบผสม SARIMA-ANN สามารถให้การพยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่า เมื่อเทียบกับวิธีการทั่วไป

Babu and Reddy (2014) ได้ศึกษาการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสม ARIMA-ANN โดยใช้เทคนิคการคัดกรอง วัตถุประสงค์ของการศึกษานี้คือ สร้างตัวแบบผสม ARIMA-ANN สำหรับพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้ จะใช้ข้อมูลราคาค่าไฟฟ้าของรัฐ New South Wales ออสเตรเลีย ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้เทคนิคการคัดกรองค่าสังเกตที่ผิดปกติ โดยการใช้การแจกแจงแบบ Gaussian ผลการศึกษาพบว่า โมเดลผสม ARIMA-ANN ที่ใช้เทคนิคการคัดกรองค่าสังเกตที่ผิดปกติ ให้ผลของความคลาดเคลื่อน MAE และ MSE เท่ากับ 15.9454 และ 0.7422 ซึ่งต่ำกว่า ตัวแบบผสม ARIMA-ANN ของ Zhang ที่มีค่า MAE MSE เท่ากับ 18.9346 และ 0.9732

Babu and Reddy (2015) ได้ศึกษาประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ปริมาณการจราจร โดยใช้ตัวแบบผสม ARIMA-ANN วัตถุประสงค์ของการศึกษาคือ พยากรณ์ข้อมูลการจราจรทางอินเทอร์เน็ตในทุก 30 และ 60 นาที งานวิจัยนี้อาศัยแนวคิดของ Zhang (2003) ที่ได้เกิดจากผลรวมของตัวแบบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้นมารวมกัน ตามสมการ  $\hat{Y}_t = L_t + \hat{N}_t + \hat{\varepsilon}_t$  แต่ในงานวิจัยนี้ได้เพิ่มเทคนิค การจำแนกโดยใช้ตัวกรองค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (MA filter based hybrid ARIMA-ANN model) นอกเหนือจากการผสมรวมกันแบบทั่ว ๆ ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบผสมที่สร้างขึ้น ให้ผลของความคลาดเคลื่อน MSE และ MAE เท่ากับ 6.2872 และ 57.6054 ซึ่งต่ำกว่า ตัวแบบผสม ARIMA-ANN ของ Zhang ที่มีค่า MSE MAE เท่ากับ 9.7403 และ 175.3520

Shafaei, Adamowski, Fakheri-Fard, Dinpashoh, and Adamowski (2016) ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนด้วยตัวแบบผสม Wavelet-SARIMA-ANN งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนที่สถานีอุตุนิยมวิทยา Nahavand ในประเทศอิหร่าน ด้วยตัวแบบ Wavelet-SARIMA-Ann (WSA) ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ได้มาจากสถานีอุตุนิยมวิทยาตั้งอยู่บน Nahavand ที่ราบตะวันตกของอิหร่านจังหวัด Hamedan ในพื้นที่ 644 ตารางกิโลเมตร ที่ระดับความสูงจากระดับน้ำทะเลระหว่าง 1,402-3,400 เมตร โดยข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลปริมาณน้ำฝนเป็นรายเดือน เป็นเวลา 40 ปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1970-2009 ซึ่งมีค่าเฉลี่ยรายเดือนและปริมาณน้ำฝนสูงสุดเป็น 44.4 มิลลิเมตรและ 261 มิลลิเมตร ตามลำดับ อุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือนมีความแตกต่างกันไป คือ 2.1 องศาเซลเซียสในเดือนกุมภาพันธ์ถึง 23.67 องศาเซลเซียสในเดือนกรกฎาคม ข้อมูลที่ได้จะถูกลดความแตกต่างของปริมาณน้ำฝนที่แตกต่างกันในแต่ละเดือนด้วยการแปลง Wavelet หลังจากนั้นใช้ ตัวแบบ SARIMA ในการพยากรณ์สำหรับช่วงเวลาที่มียปริมาณน้ำฝนน้อย และใช้ ANN ในการ

พยากรณ์ช่วงที่ฝนตกชุก เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ พบว่าแบบตัวแบบที่สร้างขึ้น คือ Wavelet-SARIMA-Ann (WSA) มีประสิทธิภาพสามารถพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนได้ถูกต้องดีกว่า Wavelet-SARIMA (WS) และ Wavelet -Ann (WA) เมื่อพิจารณาด้วยค่า RMSE

Talarposhti, Sadaei, Enayatifar, Guimarães, Mahmud, and Eslami (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์การลงทุนในตลาดหุ้นโดยใช้ตัวแบบผสมของ ฟัชซีแบบซี้กำลัง (Exponential fuzzy) จุดมุ่งหมายของการวิจัยครั้งนี้เพื่อนำเสนอวิธีการตัวแบบผสม ฟัชซีแบบซี้กำลัง (Exponential fuzzy) และการฝึกฝนแบบอัตโนมัติ สำหรับการพยากรณ์การลงทุนในตลาดหุ้น วิธีการดำเนินการวิจัยจะเป็นสองช่วง ช่วงแรกใช้ ฟัชซีแบบธรรมดาพร้อมกับการขั้นตอนการฝึกฝนแบบอัตโนมัติ เพื่อปรับความยาวของช่วงเวลาที่ถูกต้อง ต่อจากนั้นได้รับช่วงเวลาที่มีความยาวที่เหมาะสมจะนำไปใช้ในการสร้างชุดเวลาใหม่ด้วย ฟัชซีแบบซี้กำลัง (Exponential fuzzy) ในการพยากรณ์จะทำการพยากรณ์ดัชนีหุ้นในตลาดหุ้น 4 แห่งด้วยกันคือ TAIEX ใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 1991-1999 NASDAQ ใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 1991-1999 DJI ใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 2001-2009 และ NYSE ใช้ข้อมูลจากปี ค.ศ. 2004-2013 ซึ่งเมื่อพิจารณาจากค่า RMSE แล้วพบว่า ตัวแบบที่สร้างขึ้นมามีประสิทธิภาพสามารถพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำกว่าตัวแบบเดี่ยว

Barak and Sadegh (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานด้วยตัวแบบผสม ARIMA-ANFIS งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ พยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานในประเทศอิหร่านด้วยตัวแบบผสม ARIMA-ANFIS ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือ ความต้องการใช้พลังงานจำนวนประชากร GDP และข้อมูลการนำเข้าและส่งออกพลังงาน โดยใช้ข้อมูลเป็นรายปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 1967-2012 การวิจัยนี้ใช้ตัวแบบ ARIMA และ ANFIS ในการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงาน มีดำเนินการดังนี้คือ พัฒนาอัลกอริทึมตัวแบบผสม ARIMA-ANFIS 3 รูปแบบที่แตกต่างกัน แล้วใช้วิธีการกระจายความเสี่ยงในการจัดการกับข้อมูลที่ไม่เพียงพอ จากนั้นเปรียบเทียบกับทุกรูปแบบการทำนายที่แตกต่างกันและเลือกตัวแบบที่ดีที่สุด ในรูปแบบแรกทำการพยากรณ์โดยใช้ ARIMA และนำส่วนเหลือมาพยากรณ์ด้วย ANFIS โดยใช้ข้อมูล 70% เป็นชุดฝึกฝน และ 30% เป็นชุดทดสอบ รูปแบบที่สอง ในแบบที่สองเป็นการพยากรณ์ด้วย ARIMA หลังจากนั้นนำผลพยากรณ์ที่ได้มาเป็นตัวแปรนำเข้าเพิ่มอีกหนึ่งตัว แล้วทำการพยากรณ์ด้วย ANFIS โดยใช้ข้อมูล 80% เป็นชุดฝึกฝน และ 20% เป็นชุดทดสอบ รูปแบบที่ 3 ใช้วิธีการเอาดาบู้ช (Adaboost) ซึ่งมีประสิทธิภาพ ในการจำแนกประเภทข้อมูลรวมทั้งมีการประมวลผลที่รวดเร็ว และไม่ซับซ้อนในการสร้างมาผสมกับตัวแบบผสมรูปแบบที่สอง ผลการวิจัยพบว่า เมื่อทำการเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วย MSE ตัวแบบผสมในรูปแบบที่สามมีค่า MSE ลดลง 0.026% จาก รูปแบบที่สอง 0.058% นั่นคือ ตัวแบบผสมรูปแบบที่สามมีความเหมาะสมในการนำมาพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานในประเทศอิหร่าน

Dong, Ma, Ma, and Wang (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การประยุกต์ใช้ตัวแบบผสมในการพยากรณ์โหลดไฟฟ้า งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะสั้นรัฐ New South Wales ประเทศออสเตรเลีย ด้วยตัวแบบผสม ด้วยวิธีการจำแนกข้อมูล ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลในช่วงเวลา 30 นาทีของ New SouthWales ออสเตรเลียในเดือนเมษายน ปี ค.ศ. 2011 เพื่อตรวจสอบประสิทธิผลของรูปแบบไฮบริด DDH ที่นำเสนอบนพื้นฐานของการจำแนกข้อมูล จำนวน 1440 ค่าสังเกต และข้อมูลใน 29 วันแรกเป็นชุดการฝึกอบรมและ ข้อมูลเป็นข้อมูลสำหรับทดสอบ โดยใช้

โปรแกรมแมทแลบ (MATLAB) ในการวิเคราะห์ข้อมูล ผ่านการประมวลผลล่วงหน้าและการวิเคราะห์ชุดเวลาเดิม โดยใช้โครงข่ายประสาทการถดถอยทั่วไปที่เพิ่มประสิทธิภาพโดยอัลกอริทึมทางพันธุกรรมจะใช้ในการคาดการณ์ภาระไฟฟ้าในระยะสั้น ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่ารูปแบบไฮบริดที่เสนอไม่เพียง แต่สามารถบรรลุความสามารถในการปรับตัวได้ดี แต่ก็ยังสามารถประมาณค่าจริงเมื่อใช้กับข้อมูลชุดข้อมูลแบบไม่เชิงเส้นด้วยระยะเวลาแนวโน้มและความสับสนได้ และตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีค่า MAE RMSE และ MAPE ดังนี้ 77.0542 97.7689 และ 0.98% ตามลำดับ นั่นคือตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ถูกต้องแม่นยำ

Chen, Hong, Shen, and Huang (2016) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าด้วยตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบกำลังสองน้อยที่สุด (Least squares support vector machine) และ ฟัชซีอนุกรมเวลาด้วยอัลกอริทึมการค้นหาของ (Fuzzy time series and global harmony search algorithm) งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบผสมใหม่โดยใช้ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Support Vector Machine: LSSVM) ผสมกับฟัชซีอนุกรมเวลา (Fuzzy time series: FTS) และใช้อัลกอริทึมการค้นหา (Global harmony search: GHSA) ในการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าประเทศจีน ตัวแบบผสมใหม่มีชื่อว่า GHSA-FTS-LSSVM โดยขั้นตอนแรกใช้อัลกอริทึมฟัชซีการจัดกลุ่ม (Fuzzy c-means clustering algorithm: FCS) เพื่อคำนวณคลัสเตอร์ของแต่ละกลุ่ม เป็นศูนย์กลางในการคำนวณการจัดกลุ่มของแต่ละคลัสเตอร์ ขึ้นต่อมา ใช้ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนแบบกำลังสองน้อยที่สุด (LSSVM) ในการจำลองชุดผลลัพธ์และเพิ่มประสิทธิภาพในการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยอัลกอริทึมการค้นหา GHSA ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลโหลดไฟฟ้าจากฐานข้อมูลมณฑลกวางตุ้งตั้งแต่ มกราคม ค.ศ. 2011 ถึง ธันวาคม ค.ศ. 2014 โดยข้อมูลสำหรับชุดฝึกฝนคือ ข้อมูลตั้งแต่ มกราคม ค.ศ. 2011 ถึง ธันวาคม ค.ศ. 2013 และข้อมูลสำหรับชุดทดสอบคือ มกราคม-ธันวาคม ค.ศ. 2014 จากผลการพยากรณ์ระบุว่าตัวแบบผสม GHSA-FTS-LSSVM สามารถพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพสร้างผลการทำนายที่แม่นยำ Peng, Fan, Huang and Hong (2016) ได้วิจัยการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าด้วยตัวแบบผสม ในชื่อตัวแบบ DEMD-QPSO-SVR-AR เพื่อพยากรณ์โหลดไฟฟ้า ข้อมูลที่ใช้ มี 2 กรณีด้วยกัน กรณีแรกเป็นข้อมูลจาก New South Wales (NSW) market ในออสเตรเลีย กลุ่มแรกเป็นข้อมูลโหลดไฟฟ้าทุกครึ่งชั่วโมง (48 ค่าข้อมูลต่อวัน) โดยข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2-7 พฤษภาคม ค.ศ. 2007 ใช้เป็นชุดข้อมูลการฝึกอบรม และในขั้นตอนการสร้างตัวแบบและชุดทดสอบใช้ข้อมูลวันที่ 8 พฤษภาคม ค.ศ. 2007 ในชุดนี้มีเพียง 7 วันจะเรียกว่ากลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก กลุ่มที่ 2 เป็นข้อมูลโหลดไฟฟ้าทุกครึ่งชั่วโมงใน 1 สัปดาห์ ข้อมูลชุดนี้มี 23 วัน (1,104 ค่าตั้งแต่วันที่ 2 พฤษภาคม ค.ศ. 2007 ถึงวันที่ 24 พฤษภาคม ค.ศ. 2007) โดยชุดข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมเป็นชุดข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2-17 เดือนพฤษภาคม ค.ศ. 2007 และชุดข้อมูลทดสอบตั้งแต่วันที่ 18 ถึง 24 พฤษภาคม ค.ศ. 2007 ตัวอย่าง เช่นนี้เรียกว่าข้อมูลขนาดของกลุ่มตัวอย่างที่มีขนาดใหญ่ และกรณีที่ 2 เป็นข้อมูลจาก New York independent system operator (NYISO) ในสหรัฐอเมริกา กลุ่มแรกเป็นข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1-14 มกราคม ค.ศ. 2015 โหลดข้อมูลทั้งหมดขึ้นอยู่กับพื้นฐานชั่วโมง (นั่นคือจุดข้อมูล 24 จุดต่อวัน) โดยชุดข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1-12 มกราคม ค.ศ. 2015 เป็นข้อมูลการฝึกอบรมและข้อมูลสำหรับการสร้าง ตัวแบบและชุดทดสอบคือข้อมูลของวันที่ 13-14 มกราคม ค.ศ. 2015 ชุดข้อมูลที่มีนี้เพียง 14 วัน จึงเรียกว่ากลุ่ม

ตัวอย่างขนาดเล็ก กลุ่มที่ 2 เป็นข้อมูลตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2015 ถึง วันที่ 15 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2015 ทั้งหมด 46 วัน (1,104 ค่า) โดยชุดข้อมูลสำหรับการฝึกอบรมเป็นข้อมูลตั้งแต่ 1 มกราคมถึง 1 กุมภาพันธ์ 2015 และข้อมูลสำหรับการทดสอบเป็นข้อมูลจากวันที่ 2-15 กุมภาพันธ์ ค.ศ. 2015 ตัวอย่างนี้จะเรียกว่า ข้อมูลตัวอย่างขนาดใหญ่ ผลการวิจัย สรุปได้ว่าตัวแบบ DEMD-QPSO-SVR-AR มีประสิทธิภาพสร้างผลการทำนายที่แม่นยำมากทั้งในกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก และกลุ่มตัวอย่างขนาดใหญ่

#### ตอนที่ 4 การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล

การจำลองสถานการณ์ เป็นการรวบรวมวิธีการต่าง ๆ ที่ใช้จำลองสถานการณ์จริงหรือพฤติกรรมของระบบต่าง ๆ มาไว้บนคอมพิวเตอร์โดยการใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ (Software) เข้ามาช่วย เพื่อที่จะศึกษาการไหลของกิจกรรมในรูปแบบต่าง ๆ โดยมีการเก็บข้อมูล และทำการวิเคราะห์หารูปแบบที่ถูกต้องจากโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อปรับปรุงในอนาคต (Kieran, Mark, Kim, Jillian & Stanley, 2007, p. 17)

ประเภทของสถานการณ์จำลอง (Simulation classification) ออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

##### 1. Static และ Dynamics

Static คือ การเกิดของเหตุการณ์ในระบบการทำงานที่คงที่กับเวลาเสมอ

Dynamic คือ การเปลี่ยนแปลงของเวลาจะมีความสำคัญและมีผลกระทบต่อเหตุการณ์ต่าง ๆ หรือตัวแปรที่กำลังสนใจ

##### 2. Continuous และ Discrete

Continuous คือ สภาวะการณ์ของระบบที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้อย่างต่อเนื่องตลอดเวลา

Discrete คือ สภาวะการณ์ของระบบที่สามารถเปลี่ยนแปลงได้ ณ จุดหนึ่งจุดใดของเวลา โดยมีความน่าจะเป็น (Probability) เข้ามาเกี่ยวข้อง

##### 3. Deterministic และ Stochastic

Deterministic คือ เหตุการณ์ที่เกิดขึ้นทั้งหมดจะเกิดขึ้นภายใต้กฎเกณฑ์ที่แน่นอนและได้มีการกำหนดเวลาที่แน่นอน

Stochastic คือ เวลาจะมีผลกระทบมาจากความน่าจะเป็นหรือความแปรปรวนจากการมาของเวลาที่ไม่วางที่

#### วิธีการมอนติคาร์โล (Monte Carlo sampling)

วิธีการมอนติคาร์โล คิดค้นโดย Stanislaw Ulam นักคณิตศาสตร์ชาวโปแลนด์ ซึ่งเป็นผู้ที่มีส่วนร่วมในโครงการแมนฮัตตันของอเมริกา นอกจากนี้แล้วยังเป็นผู้ที่เสนอเทคนิคที่ใช้ในการพัฒนาระเบิดนิวเคลียร์ในสมัยสงครามโลกครั้งที่ 2 และในปี ค.ศ. 1946 ได้นำเสนอวิธีมอนติคาร์โล เพื่อที่จะพยายแก้ปัญหาในการเล่นเกมส์ Solitaire (Balogh, Golea, & Inceu, 2013)

วิธีการมอนติคาร์โล คือ วิธีการที่ใช้หลักความน่าจะเป็นในการแจกแจงแบบไม่ต่อเนื่องเป็นเทคนิคที่ใช้แก้ปัญหาในการคำนวณทางคณิตศาสตร์และเป็นเทคนิคที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบันเป็นการสร้างตัวเลขสุ่ม (Random number) มาช่วยในการหาคำตอบของปัญหาที่ต้องการศึกษาซึ่งจะทำให้ได้ผลสรุปจากสภาพการณ์ที่สร้างขึ้นในการทดลอง โดยสามารถกำหนดขนาด

ตัวอย่างลักษณะการแจกแจงของความคลาดเคลื่อน ค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนได้ตามความต้องการของผู้ศึกษา การวิเคราะห์ของมอนติคาร์โลนั้นจะช่วยในกระบวนการตัดสินใจ เช่น ช่วยกำหนดกรอบการทำงานในการตัดสินใจเพื่อการวางแผน ช่วยในการตัดสินใจหาทางป้องกันปัญหาที่คาดว่าจะเกิดขึ้นก่อนจะกลายเป็นปัญหาขั้นวิกฤต ช่วยให้สามารถประเมินทางเลือกของนโยบายและการปฏิบัติ ช่วยเพิ่มโอกาสในการเลือกสรรจากทางเลือกหลาย ๆ ทางที่เสนอไว้ (Balogh, Golea, & Inceu, 2013)

วิธีมอนติคาร์โลเป็นเทคนิคสโตแคสติก (Stochastic techniques) มีวัตถุประสงค์เพื่อใช้สร้างตัวอย่าง  $\{x^{(r)}\}_{r=1}^R$  จากฟังก์ชันความน่าจะเป็นหรือการแจกแจงความน่าจะเป็น  $f(x)$  และเพื่อประมาณค่าคาดหวังของฟังก์ชันภายใต้การแจกแจง (Kroese, & Rubinstein, 2012)

การจำลองสถานการณ์ด้วยวิธีมอนติคาร์โล (Monte Carlo simulation) เป็นการสร้างเลขสุ่มที่มีค่าอยู่ในช่วง 0 -1 โดยโอกาสในการเกิดเลขสุ่มแต่ละตัวมีค่าเท่ากัน การนำเลขสุ่มไปประยุกต์กับระบบต่าง ๆ ต้องทำการแปลงเลขสุ่มให้เป็นตัวเลขในช่วงที่ต้องการ เช่น สิ่งที่เราสนใจศึกษามีการแจกแจงความน่าจะเป็น  $h(x)$  ซึ่งหาค่าความน่าจะเป็นในช่วง  $a$  ถึง  $x$  ได้จาก  $R = \int_a^x h(t)dt$  เมื่อทำการสุ่มตัวเลขที่มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1  $R \in [0,1]$  ไปสู่การแจกแจงความน่าจะเป็น  $h(x)$  ที่มีค่าอยู่ในช่วง  $a$  ถึง  $b$  จากนิยามจะได้ว่าตัวแปรสุ่มเป็นตัวแปรสุ่มเอกรูปต่อเนื่อง (Continuous uniform variable) ที่มีฟังก์ชันการแจกแจงความน่าจะเป็นดังนี้

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ 0; & \text{อื่น ๆ} \end{cases} \quad (64)$$

จะได้ว่า  $Y = (b - a)h(x)$  และค่าคาดหวังของ  $Y$  หาค่าได้ดังต่อไปนี้

$$\begin{aligned} E[Y] &= E[(b - a)h(x)] = (b - a)E[h(x)] = (b - a) \int_a^b h(x)f(x)dx \\ &= (b - a) \int_a^b h(x) \left(\frac{1}{b-a}\right) dx \\ &= \int_a^b h(x)dx \\ &= R \end{aligned}$$

**ขั้นตอนการทำงานวิธีการมอนติคาร์โล (Balogh, Golea and Inceu, 2013)**

1. กำหนดค่าพารามิเตอร์,  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$
2. กำหนดค่าตัวเลขสุ่ม (Random Number, RN) การจำลองตัวแปรอิสระให้อยู่ในช่วง ผกผันในแต่ละครั้ง ซึ่งจะคืนค่าตัวเลขที่สุ่มได้ระหว่าง มากกว่าหรือเท่ากับ 0 ถึงน้อยกว่า 1 โดยค่าที่ถูกสุ่มมีโอกาสเท่า ๆ กัน
3. ประมาณค่าผลลัพธ์ที่ได้จากตัวแบบ  $y_i$
4. ทำซ้ำในขั้นตอนที่ 2 และ 3 สำหรับ  $i = 1$  ถึง  $n$

5. การวิเคราะห์ตัวแบบ เป็นขั้นตอนที่ใช้ตัวแบบที่สร้างขึ้นเพื่อหาคำตอบของการวิเคราะห์ และนำไปช่วยในกระบวนการตัดสินใจ เป็นขั้นตอนสุดท้ายที่จะนำผลลัพธ์ที่ได้มาทั้งหมดมาช่วยในการตัดสินใจ

## ตอนที่ 5 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การพยากรณ์หมายถึง การประมาณ หรือ การคาดคะเนโดยใช้ข้อมูลจากอดีตทำนายการเกิดเหตุการณ์หรือสถานการณ์ในอนาคต เพื่อนำค่าพยากรณ์มาใช้ประกอบในการตัดสินใจ

### เทคนิคการพยากรณ์

เทคนิคที่ใช้ในการพยากรณ์สามารถจำแนกได้เป็น 2 ประเภท ได้แก่ (นันทชัย กานตานันทะ, 2555)

1. เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative forecasting techniques) เป็นเทคนิคที่ใช้ดุลพินิจและขึ้นกับ ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญ มักใช้ในกรณีที่มีข้อมูลในอดีตมีจำกัดหรือไม่มีเลย เช่น การพยากรณ์ความต้องการ ของผลิตภัณฑ์ใหม่

2. เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting techniques) เป็นเทคนิคที่ใช้ข้อมูลในอดีตมาสร้าง ตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการพยากรณ์โดยเทคนิคในกลุ่มนี้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทย่อย ได้แก่

2.1 วิธีอนุกรมเวลา (Time series methods) เป็นวิธีที่ใช้เฉพาะข้อมูลในอดีตเพื่อพยากรณ์ค่าในอนาคตจากการวิเคราะห์แนวโน้ม (Trend) ฤดูกาล (Season) วัฏจักร (Cycle) และการแปรผันไม่ปรกติ (Irregular) โดยมีตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียวคือ เวลา

2.2 วิธีเชิงสาเหตุ (Causal methods) เป็นวิธีที่ศึกษาถึงความสัมพันธ์ในเชิงเหตุและผลของตัวแปรที่สนใจกับตัวแปรอื่นที่เป็นสาเหตุหรือมีอิทธิพลต่อตัวแปรที่สนใจเมื่อหาหรือประมาณความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้แล้วก็สามารถพยากรณ์ค่าของตัวแปรที่สนใจได้โดยอาศัยค่าของตัวแปรที่เป็นสาเหตุ

เทคนิควิธีการพยากรณ์มีมากมายหลายหลายวิธี (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 2) แบ่งเป็น 2 เทคนิคใหญ่ ๆ คือ

1. เทคนิคที่อาศัยความชำนาญ (Judgemental techniques) เป็นการพยากรณ์ที่อาศัยประสบการณ์ ความคิดเห็น และการตัดสินใจของผู้วิจัยซึ่งมีความชำนาญ ประสบการณ์ โดยไม่อาศัยทฤษฎีหรือหลักเกณฑ์สนับสนุน ลักษณะการพยากรณ์จะไม่มีรูปแบบแน่นอน การพยากรณ์โดยใช้เทคนิคนี้มีหลายวิธี เช่น วิธีเดลฟาย (Delphi methods) หรือวิธีการประมาณสถานการณ์ (Scenario projection)

2. เทคนิคเชิงสถิติ (Statistical techniques) เป็นการพยากรณ์ที่อาศัยทฤษฎีและหลักการทางสถิติ เทคนิคนี้ต้องใช้ข้อมูลในอดีต สำหรับการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคนี้แบ่งออกเป็น 2 ประเภท คือ

2.1 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปร โดยศึกษาความสัมพันธ์ในรูปเหตุและผล (Causal model) เทคนิคการพยากรณ์โดยการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปรที่นิยมใช้ ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอย (Regression analysis)



2.2 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับเวลา โดยการศึกษารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาโดยดูจากรูปแบบของอนุกรมเวลาที่เรียกว่า การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) ซึ่งเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีมากมายหลายวิธี ทั้งที่เป็นวิธีอย่างง่าย (Native method) จนถึงวิธีที่ยุ่งยากซับซ้อนที่ต้องใช้โปรแกรมทางคอมพิวเตอร์ช่วยในการคำนวณ

### การเลือกวิธีการพยากรณ์

การเลือกวิธีการพยากรณ์ต้องคำนึงถึงปัจจัยต่อไปนี้

1. รูปแบบข้อมูล (Data pattern) ผู้วิจัยต้องพิจารณารูปแบบข้อมูลในอดีตว่าข้อมูลมีลักษณะเคลื่อนไหวอย่างไร เช่น ข้อมูลมีรูปแบบแนวระดับหรือขึ้นลงเป็นคลื่น ข้อมูลมีรูปแบบเป็นจุดหรือเป็นช่วง ข้อมูลมีรูปแบบการเปลี่ยนแปลงไม่มากในขณะที่ข้อมูลบางชุดมีความผันแปรมาก เพราะการพยากรณ์บางวิธีจะทำการพยากรณ์ได้ดีเมื่อข้อมูลมีรูปแบบเป็นจุดเท่านั้น นอกจากนี้ยังต้องทราบแหล่งที่มาของข้อมูลว่ามีความน่าเชื่อถือมากน้อยเพียงใด จำนวนข้อมูลมีจำนวนมากหรือน้อย ข้อมูลมีหน่วยวัดอย่างไร ทั้งหมดนี้ผู้วิจัยควรทำความเข้าใจรูปแบบข้อมูลก่อนเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม

2. ความแม่นยำ (Accuracy) วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีจะให้ความถูกต้องของค่าพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ความแม่นยำของการพยากรณ์สามารถวัดได้ด้วยหลักสถิติเท่านั้น ความแม่นยำของค่าพยากรณ์เป็นส่วนประกอบอย่างหนึ่งที่ช่วยให้ผู้วิจัยสามารถเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมได้ เนื่องจากคุณสมบัติความแม่นยำของแต่ละวิธีพยากรณ์แตกต่างกัน บางวิธีให้ค่าความแม่นยำเฉพาะในช่วงระยะเวลาสั้น บางวิธีเหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์ระยะยาว

3. ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Forecasting horizon) ช่วงเวลาในอนาคตที่ต้องการพยากรณ์แต่ละวิธีเหมาะกับการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ต่างกัน อาจมีหน่วยเป็นวัน สัปดาห์ เดือน ไตรมาส หรือปี ช่วงเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์แบ่งออกเป็น 4 ระยะ (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 13) คือ

3.1 ช่วงเวลาที่สั้นมาก (Immediate-term horizon) หมายถึงช่วงเวลาที่น้อยกว่าหรือเท่ากับหนึ่งช่วงเวลาในอนาคตที่ต้องการพยากรณ์ เช่น ถ้าข้อมูลเป็นข้อมูลรายไตรมาส การพยากรณ์ในช่วงเวลาที่สั้นมาก จะเป็นการพยากรณ์ข้อมูลในช่วงเวลาที่ไม่เกินไตรมาสถัดไป

3.2 ช่วงเวลาที่สั้น (Short-term horizon) หมายถึงช่วงเวลา 1-3 ช่วงเวลาในอนาคตที่ต้องการพยากรณ์

3.3 ช่วงเวลาระยะกลาง (Medium-term horizon) หมายถึงช่วงเวลา 3 เดือนถึง 2 ปี โดยข้อมูลจะเป็นข้อมูลรายเดือน ถ้าข้อมูลมีลักษณะเป็นอย่างอื่น เช่น รายสัปดาห์หรือรายไตรมาส ผู้วิจัยต้องพิจารณาเป็นกรณีว่าช่วงเวลาเท่าใดเป็นช่วงระยะเวลากลาง การพยากรณ์ช่วงเวลาระยะกลางที่พบบ่อย เช่น การวางแผนการผลิต

3.4 ช่วงเวลาระยะยาว (Long-term horizon) หมายถึงช่วงเวลาตั้งแต่สองปีขึ้นไป เป็นการพยากรณ์สำหรับการวางแผนระดับสูง เช่น แผนพัฒนาสังคมและเศรษฐกิจของชาติ

4. ค่าใช้จ่าย (Cost) ในการพยากรณ์จะมีค่าใช้จ่ายนับตั้งแต่ค่าใช้จ่ายในการเก็บรวบรวมข้อมูลจนกระทั่งค่าใช้จ่ายในการคำนวณ เนื่องจากแต่ละวิธีจะมีจำนวนข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์แตกต่างกัน

ถ้าใช้ข้อมูลมากจะยิ่งต้องเสียค่าใช้จ่ายมาก ซึ่งปัจจุบันนิยมใช้คอมพิวเตอร์ช่วยในการคำนวณ บางเทคนิคมีค่าใช้จ่ายที่สูงตามความยากง่ายและรูปแบบของการพยากรณ์ แต่ถ้าเทคนิคการพยากรณ์ไม่ยุ่งยากซับซ้อนก็ไม่จำเป็นต้องใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ ค่าใช้จ่ายในการพยากรณ์ก็จะถูกลง

5. วัตถุประสงค์ (Objective) ในการพยากรณ์ทุกครั้งผู้วิจัยต้องทราบถึงวัตถุประสงค์ของการพยากรณ์ว่าจะพยากรณ์อะไร พยากรณ์เพื่อประโยชน์อะไร ใครเป็นผู้ใช้ค่าพยากรณ์ และจะพยากรณ์อย่างไร เพื่อให้ผู้วิจัยสามารถเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมสอดคล้องกับวัตถุประสงค์

6. เวลาที่ใช้ (Time) แต่ละวิธีการพยากรณ์จะใช้เวลาทั้งการหารูปแบบและการวิเคราะห์ที่ต่างกัน ในหน่วยงานที่ต้องการพยากรณ์เหตุการณ์หลายเหตุการณ์ เช่น ยอดขายสินค้าหลาย ๆ ประเภท การใช้วิธีการพยากรณ์ที่ยุ่งยากจะใช้เวลามากกว่า จนทำให้ผลการพยากรณ์ที่ได้ไม่ทันสมัยสำหรับการนำไปใช้

7. ความซับซ้อน (Complication) ความยากของการพยากรณ์ ความเข้าใจในวิธีการพยากรณ์จะช่วยให้เกิดความมั่นใจในการตัดสินใจใช้ค่าพยากรณ์สำหรับตอบปัญหาต่าง ๆ ดังนั้นความยากง่ายหรือความซับซ้อนของวิธีพยากรณ์ที่อยู่ในระดับที่ผู้ใช้วิธีพยากรณ์นั้นจะสามารถเข้าใจได้ง่าย เป็นสิ่งที่จำเป็นในการเลือกใช้วิธีพยากรณ์ และโดยปกติแล้วผู้วิจัยและผู้นำไปใช้งานจะเป็นคนละคนกัน ผู้วิจัยจะต้องคำนึงถึงความยากง่ายในการแปลผลหรืออธิบายผลลัพธ์ให้กับผู้นำไปใช้หากมีความซับซ้อนหรือเน้นทางการคำนวณด้านคณิตศาสตร์ หรือเป็นวิชาการมากเกินไป อาจทำให้ผู้นำไปใช้เกิดความเข้าใจผิดหรือเกิดค่าความคลาดเคลื่อนสูงได้

8. จำนวนตัวแปรที่ต้องการศึกษา ในการพยากรณ์จำนวนตัวแปรมีมากหรือน้อยจะมีผลต่อการพยากรณ์ เนื่องจากเมื่อมีจำนวนตัวแปรที่ต้องศึกษามาก การใช้วิธีการพยากรณ์ที่ยุ่งยากซับซ้อนจะใช้เวลามากด้วย

9. ข้อจำกัดอื่น ๆ เนื่องจากเทคนิคการพยากรณ์บางวิธีมีความยุ่งยากซับซ้อน ต้องอาศัยความชำนาญ แต่หน่วยงานขาดบุคลากรที่เป็นผู้ชำนาญ นอกจากนี้ยังเสียค่าใช้จ่ายในการเก็บรวบรวมข้อมูลอื่น ๆ ดังนั้น ควรเลือกวิธีที่ง่ายและเหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูล

10. ข้อจำกัดของวิธีการพยากรณ์ วิธีการพยากรณ์บางวิธีมีข้อจำกัดในการวิเคราะห์และการพยากรณ์แตกต่างกัน ผู้วิจัยต้องศึกษาข้อจำกัดเหล่านี้ก่อนเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม

### วิธีการพยากรณ์

วิธีการพยากรณ์สามารถจำแนกออกตามพื้นฐานของการพยากรณ์ ซึ่งมีทั้งแบบเป็นทางการและแบบไม่เป็นทางการ วิธีการพยากรณ์ได้มีการพัฒนาขึ้นมาจนถึงปัจจุบันหลายวิธี การจะเลือกใช้วิธีใดนั้นขึ้นอยู่กับความรู้ ความสามารถประสบการณ์ ข้อมูล วิธีการพยากรณ์พอจะสรุปหลัก ๆ ได้ดังนี้

1. การพยากรณ์ในเชิงปริมาณ เป็นการพยากรณ์เมื่อมีข้อมูลเชิงปริมาณ มีการเก็บรวบรวมมาอย่างต่อเนื่อง ที่เรียกว่า อนุกรมเวลา สามารถแบ่งการวิเคราะห์เป็น 3 กลุ่มใหญ่ด้วยกันคือ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยหรือตัวแปร และการตรวจสอบการดำเนินงาน และแต่ละกลุ่มมีลักษณะแยกย่อยดังนี้

1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เป็นการวิเคราะห์จากหนึ่งตัวแปรหรือหนึ่งปัจจัย เหมาะกับสภาพการที่ไม่มีนโยบายขององค์กรเข้ามาเกี่ยวข้อง มีวิธีการ ต่าง ๆ ที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาดังนี้

1.1.1 วิธีพยากรณ์อย่างง่าย วิธีการพยากรณ์นี้ ค่าพยากรณ์ที่ได้จะเป็นสัดส่วนกับค่าสังเกตล่าสุด ซึ่งสัดส่วนเท่าไรนั้นผู้วิจัย ๆ เป็นผู้กำหนดขึ้นมาเอง เป็นการสมมุติว่าความต้องการในช่วงเวลาถัดไป จะมีขนาดเท่ากับความต้องการในช่วงเวลาล่าสุด เช่น การพยากรณ์ว่ายอดขายในอนาคตจะเท่ากับยอดขาย ณ ปัจจุบัน การพยากรณ์อย่างง่ายอาจแสดงเป็นแนวโน้มของอุปสงค์ได้ วิธีพยากรณ์แบบนี้ง่ายและมีค่าใช้จ่ายต่ำ แต่ใช้ได้ในกรณีที่อิทธิพลต่าง ๆ ส่งผลต่อค่าพยากรณ์อย่างสม่ำเสมอเท่านั้น ถ้ามีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้นจะส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนขึ้นได้

1.1.2 วิธีแยกส่วนประกอบ (Decomposition method) เป็นวิธีที่ค่าพยากรณ์จะได้จากการรวมค่าวัดส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ได้แก่ ค่าแนวโน้ม ค่าผันแปรตามฤดูกาล ค่าผันแปรตามวัฏจักร และค่าผันแปรเนื่องจากความไม่สม่ำเสมอ ค่าวัดสามารถหาได้จากวิธีการเฉลี่ยแบบธรรมดา แบบเคลื่อนที่ และการใช้วิธีกำลังสองน้อยสุด

1.1.3 วิธีปรับให้เรียบ (Smoothing method) เป็นวิธีการที่ได้ค่าพยากรณ์จากค่าสังเกตในอดีต โดยให้น้ำหนัก (Weight) กับค่าสังเกตแบบต่าง ๆ กรณีที่ให้น้ำหนักกับค่าสังเกตเท่ากัน เรียกว่าวิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving average method) กรณีให้น้ำหนักและค่าสังเกตไม่เท่ากัน เรียกว่าวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบถ่วงน้ำหนัก (Weighted moving average method) และ ให้น้ำหนักกับค่าสังเกตลดหลั่นกันแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential smoothing method)

1.1.4 วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins method) การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยวิธี บ็อกซ์-เจนกินส์ โดย George E.P. Box และ Gwilym M.Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 ได้นำเสนอตัวแบบ ARIMA (Autoregressive integrated moving average model) และได้ทำการปรับปรุงในปี ค.ศ. 1994 ต่อมาได้มีการนำมาใช้กันอย่าง มากในปัจจุบันนี้ การกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีวิเคราะห์อนุกรมเวลาโดยอาศัยกระบวนการสโตแคสติก (Stochastic process) ที่มีลักษณะอนุกรมเวลาเป็นการเคลื่อนไหวคงที่ (Stationary time series) และข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ย หรือค่าความแปรปรวน หรือค่าความแปรปรวนร่วมไม่คงที่ อาจต้องมีการปรับข้อมูลให้คงที่ก่อนนำมาวิเคราะห์และพยากรณ์เพื่อให้การกำหนดตัวแบบมีความถูกต้องมากที่สุดและสามารถนำไปใช้พยากรณ์เพื่อให้เกิดความผิดพลาดน้อยที่สุดนั่นเอง (ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์, 2556)

1.2 การวิเคราะห์เชิงสาเหตุเป็นวิธีพยากรณ์เชิงปริมาณที่มีข้อสมมุติแตกต่างจากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือ จะสมมุติว่าปัจจัยอื่นตั้งแต่ 1 ตัวแปรขึ้นไป มีความสัมพันธ์กับตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ โดยเรียกตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ว่า ตัวแปรตาม (Dependent variable) และเรียกตัวแปรอื่นที่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามว่า ตัวแปรอิสระ (Independent variable) นั่นคือ ตัวแปรหรือปัจจัยที่นำมาศึกษาต้องมีมากกว่าหนึ่งตัวแปรหรือหนึ่งปัจจัย

1.2.1 การวิเคราะห์การถดถอยแบบง่าย (Simple regression analysis) เป็นการวิเคราะห์ที่กำหนดว่าตัวแปรตามมีความสัมพันธ์หรือขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระเพียงตัวเดียว

1.2.2 การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ (Multiple regression analysis) เป็นการวิเคราะห์ที่กำหนดว่าตัวแปรตามมีความสัมพันธ์หรือขึ้นอยู่กับตัวแปรอิสระมากกว่า 1 ตัวแปรขึ้นไป

1.2.3 รูปแบบเศรษฐมิติ เป็นกลุ่มของรูปแบบที่สร้างขึ้นเพื่อแสดงความสัมพันธ์เชิงเศรษฐศาสตร์ระหว่างตัวแปรที่เกี่ยวข้องกัน

2. การพยากรณ์เชิงเทคโนโลยี (Technological approach) ใช้เมื่อไม่มีข้อมูลเชิงปริมาณหรือมีน้อยมาก ผู้วิจัยต้องใช้ความสามารถและวิจารณญาณในการพิจารณา แบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม ได้แก่

2.1 การคาดเหตุการณ์ข้างหน้า (Extrapolate) เป็นการใช้ประสบการณ์ของผู้วิจัยในการประเมินสภาพการณ์ในอนาคตโดยใช้ข้อมูลเชิงคุณภาพที่มีอยู่

2.1.1 วิธีเดลฟาย (Delphi method) เป็นวิธีที่ใช้ความรู้ความสามารถวิจารณ์ของผู้เชี่ยวชาญที่อยู่ในหรือนอกองค์กร โดยผู้ประสานงานจะเป็นผู้ส่งแบบสอบถามความคิดเห็นไปและรวบรวมนำมาสรุปแล้วส่งให้ผู้เชี่ยวชาญเพื่อให้ผู้เชี่ยวชาญได้เสนอความคิดเห็นอีกครั้ง วิธีนี้มีข้อดีคือ ผู้เชี่ยวชาญไม่ได้พบปะกันเป็นการแก้ปัญหาในเรื่องเกี่ยวกับพฤติกรรมการแสดงออกความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญบางคน

2.1.2 วิธีแนวโน้ม เป็นการพยากรณ์แนวโน้มของเหตุการณ์ในอดีตต่อไปถึงอนาคต

2.1.3 วิธี Morphological เป็นการศึกษความเป็นไปได้ของเหตุการณ์ที่คาดว่าจะเกิดในอนาคตทุก ๆ เหตุการณ์

2.2 การพยากรณ์แบบ Narrative เป็นการพยากรณ์โดยกำหนดเป้าหมายและความต้องการขององค์กรในอนาคต แล้วจึงมาพิจารณาปัญหาอุปสรรค และผลที่จะมีต่อการเกิดเหตุการณ์ต่าง ๆ

3. การพยากรณ์โดยใช้วิจารณญาณ (Judgemental approach) เป็นวิธีการที่ใช้บุคคลเดียว กลุ่มบุคคลที่เป็นกรรมการจากการแต่งตั้งขึ้นมาร่วมกันตัดสิน หรือใช้จากบุคคลอื่นที่เกี่ยวข้องเป็นการสอบถามความคิดเห็น

#### กระบวนการพยากรณ์

กระบวนการพยากรณ์ (Forecasting process) หมายถึง ขั้นตอนการเลือกเทคนิคการพยากรณ์ตั้งแต่หนึ่งวิธีขึ้นไปที่สามารถประยุกต์ใช้กับข้อมูลที่จำเป็นต่อการพยากรณ์ ซึ่งประกอบด้วย 7 ขั้นตอน (Montgomery et al., 2015, pp. 13-16) ดังต่อไปนี้

1. การกำหนดปัญหาการพยากรณ์ วัตถุประสงค์การพยากรณ์ เป็นการกำหนดให้ชัดเจนว่าการพยากรณ์จะนำไปใช้ในการตัดสินใจอะไรอย่างไร เป็นการกำหนดสิ่งที่จะพยากรณ์ให้ชัดเจน หรือจะใช้วิธีการพยากรณ์ให้เหมาะสมอย่างไร เช่น ใช้เพื่อตัดสินใจลงทุน (การพยากรณ์ระยะยาว) หรือเพื่อวางแผนกลยุทธ์ (การพยากรณ์ระยะกลาง)

2. การเก็บรวบรวมข้อมูล เป็นการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์อย่างเหมาะสม และเป็นข้อมูลที่ถูกต้อง ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนที่ยากและใช้เวลามากที่สุด โดยในการเก็บรวบรวมข้อมูลต้องพิจารณาถึงข้อกำหนดด้านเวลา (Identify time dimensions) โดยพิจารณา 2 ประการคือ ช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ (Length and periodicity) เช่น ประจำปี ประจำปีไตรมาส ประจำเดือน ประจำวัน และความเร่งด่วนในการพยากรณ์ (Urgency) ถ้ามีความจำเป็นเร่งด่วน วิธีที่ใช้ในการพยากรณ์จะมีความซับซ้อนน้อยกว่า และข้อกำหนดเกี่ยวกับข้อมูล (Data considerations) การพิจารณาจากปริมาณและประเภทของข้อมูลที่มี เป็นข้อมูลภายในหรือนอกองค์กร เป็นข้อมูลรายปี รายเดือน เป็นข้อมูลที่เป็นตัวเงินหรือหน่วยสินค้า

3. การวิเคราะห์ข้อมูล เป็นขั้นตอนที่สำคัญเบื้องต้นในการเลือกวิธีการพยากรณ์ เป็นการตรวจสอบว่าข้อมูลมีลักษณะเช่นใดเป็นลักษณะของอนุกรมเวลาหรือไม่ ค่าของตัวแปร แนวโน้ม อาจจะเป็นระยะยาวหรือแบบไดนามิก หรือระยะเวลาค่อนข้างสั้นเป็นฤดูกาลเป็นส่วนประกอบของ พฤติกรรมอนุกรมเวลาที่ซ้ำเป็นประจำ มีค่าที่ผิดปกติหรือไม่ บางครั้งข้อมูลที่เก็บรวบรวมมามีมาก เกินไปและทำให้การพยากรณ์มีความถูกต้องน้อยลง จึงจำเป็นต้องลดข้อมูลบางตัวที่อาจไม่เกี่ยวข้อง กับการพยากรณ์ลง

4. การเลือกตัวแบบในการพยากรณ์ ขึ้นอยู่กับ รูปแบบของข้อมูล จำนวนข้อมูลที่มีและ ระยะเวลาการพยากรณ์ การเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลจะช่วยลดความผิดพลาดใน การพยากรณ์ รูปแบบการพยากรณ์ที่ยังง่ายจะยิ่งดีต่อการยอมรับของผู้ตัดสินใจ วิธีการพยากรณ์ จะต้องมีความสมดุลระหว่างความถูกต้องและเป็นวิธีที่ง่ายต่อความเข้าใจ

5. การตรวจสอบประเมินผลของวิธีการพยากรณ์ เพื่อตรวจสอบว่ามีแนวโน้มที่จะ ดำเนินการในการใช้งานตามต้องการ และต้องตรวจสอบสิ่งที่สำคัญของข้อผิดพลาดการพยากรณ์ เป็น การพยากรณ์เหตุการณ์ที่ผ่านไปแล้วโดยใช้ข้อมูลจริงที่มีอยู่ แล้วประเมินว่าวิธีใดเหมาะสม (Fit) กับข้อมูล ในอดีตก่อน โดยการวัดค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น การตรวจสอบรูปแบบการพยากรณ์ส่วนใหญ่จะแบ่ง ข้อมูลเป็นเป็นชุดพยากรณ์และชุดตรวจสอบ

6. การนำผลการพยากรณ์ไปใช้ เป็นการนำเอาค่าพยากรณ์ที่ได้ไปทดสอบกับข้อมูลที่เป็น จริงเพื่อความถูกต้อง และประโยชน์ในการใช้งานที่แท้จริง

7. การตรวจสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์เพื่อตรวจสอบว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ แตกต่างจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด มีความผิดพลาดคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มากน้อยแค่ไหน การวัดความคลาดเคลื่อนของค่าจริงและค่าที่พยากรณ์ได้ จะพิจารณาจากการที่ค่าจริงใกล้เคียงค่า พยากรณ์ที่สุด หรือทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ย่อมเป็นค่าที่เหมาะสมกับการใช้พยากรณ์ ให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ

#### ความแม่นยำ (Accuracy) ของการพยากรณ์

การพยากรณ์มีด้วยกันหลายวิธี (ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์, 2556, หน้า 4-10) ดังนั้นการจะ ตัดสินว่าวิธีการพยากรณ์แบบใดให้คำตอบที่ดีที่สุดจำเป็นต้องมีดัชนี (Index) ตรวจสอบว่า ค่าพยากรณ์ที่ได้แตกต่างจากค่าจริงมากน้อยเพียงใด หากค่าจริงแตกต่างจากค่าพยากรณ์มากจะทำให้ ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์มีค่าสูง สำหรับความคลาดเคลื่อนสามารถคำนวณได้ดังสมการ ต่อไปนี้

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (65)$$

เมื่อ  $e_t$  หมายถึง ความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่  $t$

$Y_t$  หมายถึง ค่าจริง ณ เวลาที่  $t$

$\hat{Y}_t$  หมายถึง ค่าพยากรณ์ ณ เวลาที่  $t$

ความคลาดเคลื่อนน้อยที่มีค่าน้อยแสดงว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำ การวัดความ คลาดเคลื่อนสามารถวัดได้หลายวิธี ดังนี้

1. ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute deviation: MAD) เป็นการวัดความแม่นยำจากค่าเฉลี่ยผลรวมความแตกต่างระหว่างค่าข้อมูลที่แท้จริงกับค่าพยากรณ์ มีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (66)$$

เมื่อ  $n$  หมายถึง จำนวนข้อมูล

MAD เป็นดัชนีวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลาย นอกจากนั้นยังนิยมใช้เพื่อเปรียบเทียบความเหมาะสมของวิธีการพยากรณ์ วิธีการพยากรณ์ใดที่ให้ค่า MAD ต่ำแสดงว่าตัวแบบพยากรณ์นั้นมีความแม่นยำ

2. ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) เป็นการวัดความแม่นยำจากค่าเฉลี่ยผลรวมกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ มีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (67)$$

MSE ใช้หลักการเดียวกันกับการหาความแปรปรวนนั่นคือ ค่า MSE ยิ่งน้อยแสดงว่าการพยากรณ์ยิ่งมีความแม่นยำ

3. ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นการวัดความแม่นยำที่ไม่มีหน่วยซึ่งจะใช้เป็นค่าเปรียบเทียบความแม่นยำที่เกิดจากการพยากรณ์อนุกรมเวลาหลายชุดที่มีหน่วยของข้อมูลต่างกัน มีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \quad (68)$$

MAPE จะแตกต่างจาก MAD และ MSE เนื่องจากเป็นการวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เทียบกับค่าข้อมูลจริง ค่า MAPE ยิ่งน้อยแสดงว่าการพยากรณ์ยิ่งมีความแม่นยำ

4. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation coefficient) เป็นตัวเลขแสดงถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่นำมาศึกษา มีสูตรในการคำนวณดังนี้

$$r = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})(\hat{Y}_t - \bar{\hat{Y}})}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2 (\hat{Y}_t - \bar{\hat{Y}})^2}} \quad (69)$$

เมื่อ  $\bar{Y}$  หมายถึง ค่าเฉลี่ยของ  $Y_t$

$\hat{Y}$  หมายถึง ค่าเฉลี่ยของ  $\hat{Y}_t$

โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ( $r$ ) มีค่าตั้งแต่ -1 ถึง 1 ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าค่าจริงกับค่าพยากรณ์มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกันมาก หมายความว่าค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับค่าจริง แต่ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เข้าใกล้ 0 แสดงว่าค่าจริงกับค่าพยากรณ์ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกัน หมายความว่าค่าพยากรณ์แตกต่างจากค่าจริงมาก และถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีเครื่องหมายลบแสดงว่าค่าจริงกับค่าพยากรณ์มีความสัมพันธ์เชิงเส้นในทิศตรงกันข้าม หมายความว่าถ้าค่าพยากรณ์มีค่าเพิ่มขึ้นแล้วค่าจริงจะมีค่าลดลง หรือถ้าค่าพยากรณ์มีค่าลดลงแล้วค่าจริงจะมีค่าเพิ่มขึ้น

การวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยวิธี MAD และ MSE เกิดจากแนวคิดเดียวกันคือ วัดความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ได้ โดย MAD กำจัดเครื่องหมายที่เกิดด้วยการใช้ค่าสัมบูรณ์ และ MSE กำจัดเครื่องหมายที่เกิดด้วยการใช้กำลังสอง ด้วยเหตุนี้ค่า MSE จะมีความไวต่อการวัดความแม่นยำมากกว่า MAD คือ ถ้าข้อมูลชุดหนึ่งมีความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ไม่มาก ค่า MAD ที่คำนวณได้จะน้อยกว่าค่า MSE เพราะ  $|Y_t - \hat{Y}_t|$  มีค่าน้อยกว่า  $(Y_t - \hat{Y}_t)^2$  ดังนั้นงานวิจัยจึงนิยมใช้ MSE วัดความแม่นยำของการพยากรณ์มากกว่า MAD

#### การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

ไฟฟ้า คือ พลังงานรูปแบบหนึ่งที่สามารถเกิดขึ้นเองได้ตามธรรมชาติ เช่น ปรากฏการณ์ฟ้าผ่า ฟ้าแลบ ไฟฟ้าสถิต เป็นต้น ไฟฟ้าอาจเกิดจากการเปลี่ยนจากพลังงานรูปแบบอื่นมาเป็นไฟฟ้า เช่น พลังงานกล พลังงานความร้อน แสงสว่าง เป็นต้น (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2557, หน้า 21)

ในต้นปี ค.ศ. 1800 นักวิทยาศาสตร์ชื่อ ไมเคิล ฟาราเดย์ ได้ค้นพบ “การเหนี่ยวนำแม่เหล็กไฟฟ้า” ซึ่งเป็นวิธีการทางวิทยาศาสตร์ที่นำขดลวดมาหมุนตัดกับสนามแม่เหล็ก ซึ่งผลที่ได้ก็คือ กระแสไฟฟ้า ดังเช่นที่เราได้ใช้ในปัจจุบัน จากหลักการนี้เองจึงนำมาใช้ผลิตไฟฟ้า โดยใช้เชื้อเพลิงประเภทต่าง ๆ ไปเผาไหม้ ให้เกิดความร้อนเพื่อต้มน้ำให้เดือดกลายเป็นไอน้ำที่มีแรงดันสูงไปขับเคลื่อนให้หมุนขดลวดตัดกับสนามแม่เหล็กของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเพื่อเหนี่ยวนำให้เกิดกระแสไฟฟ้าออกมา นอกจากนี้ เรายังสามารถ ผลิตกระแสไฟฟ้าจากเชื้อเพลิงชนิดอื่น ๆ อาทิเช่น การใช้พลังงานลมหรือพลังน้ำที่ตกจากที่สูงเพื่อมาขับเคลื่อนให้หมุนแทนการนำเชื้อเพลิงมาเผาไหม้ ให้เกิดไอน้ำหรือแม้กระทั่งการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์โดยตรงผ่านแผงเซลล์แสงอาทิตย์ เป็นต้น

ไฟฟ้าที่ผลิตได้นั้น จะถูกส่งผ่านระบบสายส่งไฟฟ้าแรงสูงจนกระทั่งเข้าใกล้ศูนย์กลางหรือบริเวณที่มีความต้องการใช้ ไฟฟ้าหนาแน่นจากนั้นจึงทำการแปลงแรงดันไฟฟ้าให้ต่ำลงมาและจัดจำหน่ายผ่านระบบจำหน่ายไฟฟ้าแรงต่ำให้แก่ผู้ใช้ไฟฟ้าต่อไป ทั้งนี้กิจกรรมการจัดการจัดหาไฟฟ้าในประเทศไทยสามารถ แบ่งโครงสร้างการดำเนินงานกิจการได้เป็น 4 ส่วนหลัก คือ ระบบผลิต ระบบส่ง ระบบจำหน่าย และผู้ใช้ไฟฟ้า ซึ่งระบบผลิตและระบบส่งดำเนินการโดยการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) และระบบจำหน่าย ดำเนินการโดยการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) อย่างไรก็ตาม ในปัจจุบัน ระบบผลิตไฟฟ้าของไทยได้เปิดโอกาสให้ภาคเอกชนร่วมลงทุนผลิตไฟฟ้า ภายใต้เงื่อนไขที่ กฟผ. กำหนด แล้วขายไฟฟ้าที่ผลิตได้ให้กับ กฟผ. แต่เพียงผู้เดียว

ไฟฟ้าถือเป็นสาธารณูปโภคที่จำเป็นต่อการดำรงชีวิตและเป็นสิ่งสำคัญพื้นฐานในการขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจแต่เนื่องจากความต้องการไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน และไฟฟ้าเป็นสิ่งที่ไม่สามารถกักเก็บได้ หน่วยงานที่เกี่ยวข้องจึงมีหน้าที่ที่จะจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการใช้ไฟฟ้าตลอดเวลา ดังนั้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าและวิเคราะห์การใช้ไฟฟ้าเพื่อนำไปพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะปานกลางและระยะยาวจึงเป็นสิ่งจำเป็นและมีความสำคัญอย่างยิ่ง เพื่อใช้ในการวางแผนการพัฒนาไฟฟ้าของประเทศ หรือ PDP ว่าจะเป็นไปได้ในทิศทางใดรวมทั้งเพื่อให้การไฟฟ้าทั้ง 3 การไฟฟ้า ได้แก่ การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) นำไปใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังผลิตไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย ให้เพียงพอกับความต้องการที่จะเกิดขึ้นในอนาคต (ส่วนสื่อสารองค์กร ฝ่ายองค์กรสัมพันธ์ บริษัทผลิตไฟฟ้าราชบุรี จำกัด, 2555, หน้า 2-3)

การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศ เป็นหน้าที่ของคณะอนุกรรมการการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งอยู่ภายใต้คณะกรรมการบริหารนโยบายพลังงาน (กบง.) กระทรวงพลังงาน คณะอนุกรรมการฯ จะทำการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าให้สอดคล้องกับสถานการณ์พลังงาน สภาพเศรษฐกิจ และข้อสมมติฐานต่าง ๆ ในการจัดทำค่าพยากรณ์ที่เปลี่ยนไปอย่างสม่ำเสมอ เพื่อมิให้การจัดหาไฟฟ้าสูงหรือต่ำเกินไปจนเกิดผลเสียต่อประเทศชาติและผู้ใช้ไฟฟ้าได้ ซึ่งหากพยากรณ์สูงเกินความเป็นจริงจะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้าระบบส่ง และระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่สูงเกินความต้องการที่แท้จริง โดยค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจะถูกผลักสู่ค่าไฟฟ้าทำให้ประชาชนต้องเป็นผู้รับภาระในที่สุด แต่หากพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริงจะทำให้เกิดไฟฟ้ายากไฟฟ้ายาก ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อสภาพเศรษฐกิจโดยรวมได้ ดังนั้น คณะอนุกรรมการฯ จึงได้ติดตามสถานการณ์การใช้ไฟฟ้าและสภาพเศรษฐกิจอย่างใกล้ชิด เพื่อให้การปรับปรุงค่าพยากรณ์เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งจากผลการศึกษาค่าพยากรณ์เศรษฐกิจไทยระยะยาวเบื้องต้นโดย สศช. ร่วมกับสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ได้มีการจัดทำค่าพยากรณ์ GDP ในระยะยาว (เบื้องต้น) ไว้ 3 กรณี คือ กรณีสูง กรณีฐาน และกรณีต่ำ คณะอนุกรรมการพิจารณาปรับปรุงแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าในประเทศไทยจึงพิจารณาให้ใช้ GDP กรณีฐานเป็นเกณฑ์ในการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า

ปัจจุบันประเทศไทยอยู่ระหว่างการดำเนินการตามแผน PDP 2010 ซึ่งเป็นแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าในประเทศไทย พ.ศ. 2553-2573 จัดทำขึ้นเพื่อเป็นแผนการจัดการจัดหาไฟฟ้าในประเทศไทยในระยะ 20 ปี โดยปรับปรุงจาก PDP 2007 ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 2 เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงสถานการณ์ทางเศรษฐกิจได้ส่งผลให้ความต้องการใช้ไฟฟ้าเปลี่ยนแปลงไปจากเดิมมากและเพื่อให้เกิดความชัดเจนของการพัฒนาในภาคการผลิตไฟฟ้าสำหรับจัดทำแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าในประเทศไทย PDP 2010 ได้พยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2564 มีค่าประมาณ 37,718 เมกะวัตต์ลดลงจากค่าพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดที่ใช้ในการจัดทำแผน PDP 2007 ฉบับปรับปรุงครั้งที่ 2 ประมาณ 6,563 เมกะวัตต์ ในขณะที่ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดเมื่อสิ้นสุดแผน PDP 2010 ในปี พ.ศ. 2573 มีค่าประมาณ 52,691 เมกะวัตต์ (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2558 ก, หน้า 1)



หลังจากมีนโยบายของรัฐบาลใหม่ เมื่อช่วงปลายปี พ.ศ. 2557 คณะอนุกรรมการพยากรณ์ และจัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยจึงได้มีการพิจารณาจัดทำแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าในประเทศไทยชุดใหม่ เนื่องจากแนวโน้มการขยายตัวทางเศรษฐกิจของไทยที่ปรับตัว และแผนการลงทุนโครงสร้างพื้นฐาน ตามนโยบายรัฐบาล รวมทั้งการเตรียมการเข้าสู่ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (ASEAN Economic Community: AEC) ในปี พ.ศ. 2558 ซึ่งจะส่งผลต่อการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยรวม ดังนั้นจึงมีการจัดทำแผน PDP2015 เพื่อให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้น แผน PDP2015 ได้เน้นการเสริมความมั่นคงระบบไฟฟ้า ด้วยการกระจายเชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้า การลดการพึ่งพาก๊าซธรรมชาติ การเพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากถ่านหินเทคโนโลยีสะอาด การจัดหาไฟฟ้าจากต่างประเทศเพิ่มขึ้น การเพิ่มสัดส่วนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน รวมทั้งการพัฒนาาระบบส่งไฟฟ้า ระบบจำหน่ายไฟฟ้า เพื่อรองรับการพัฒนาพลังงานทดแทน และการเข้าสู่ประชาคมเศรษฐกิจอาเซียน (AEC)

### วิธีการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทย

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า (Electricity consumption) เป็นหัวใจสำคัญของการจัดทำแผน PDP 2015 โดยความต้องการพลังไฟฟ้า (Electrical energy demand) สูงสุดของระบบเกิดขึ้น เมื่อวันที่ 11 มิถุนายน พ.ศ. 2558 มีค่าเท่ากับ 27,345.80 เมกะวัตต์ ในขณะที่กำลังการผลิตไฟฟ้าสูงสุด ณ เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 อยู่ที่ 39,756.45 เมกะวัตต์ และเนื่องจากไฟฟ้าเป็นสินค้าที่ไม่สามารถกักเก็บได้ ความต้องการในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน จึงจำเป็นต้องมีการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าซึ่งจะพยากรณ์ทั้งค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak electrical demand หรือ Peak demand) ซึ่งมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ (kW) หรือ เมกะวัตต์ (1 MW = 1,000 kW) และพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า ซึ่งมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh) หรือ กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง (GWh = 10<sup>6</sup> kWh) เหตุที่ต้องพยากรณ์เป็น 2 กรณี เนื่องจากสามารถคาดการณ์ได้ว่า ในแต่ละปี ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดจะเพิ่มขึ้นในปริมาณเท่าใด เพื่อวางแผนสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง ระบบสายจำหน่าย รองรับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่จะเกิดขึ้น ในขณะเดียวกันก็ต้องการทราบความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้เป็นปริมาณเท่าใด เพื่อวางแผนการใช้เชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้า รองรับความต้องการไฟฟ้าในแต่ละปีควบคู่กันไปด้วย ดังนั้นการพยากรณ์พลังไฟฟ้าสูงสุดจะนำไปสู่การวางแผนการลงทุน เช่น โรงไฟฟ้า ระบบส่งและจำหน่าย ส่วนการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าจะนำไปสู่การลงทุน และเตรียมการในการจัดหาเชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้า ในการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ได้จัดทำประมาณการแนวโน้มการขยายตัวทางเศรษฐกิจระยะยาว (GDP) ปี พ.ศ. 2557-2579 มีค่าเฉลี่ยร้อยละ 3.94 ต่อปีใช้อัตราการเพิ่มของประชากรเฉลี่ยร้อยละ 0.03 ต่อปี และมีการประยุกต์ใช้แผนอนุรักษ์พลังงาน (EEDP) โดยมีเป้าหมายลดการใช้พลังงานไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2579 เท่ากับ 89,672 ล้านหน่วย รวมทั้งได้พิจารณากรอบของแผนพัฒนาพลังงานทดแทนและพลังงานทางเลือก (AEDP) สำหรับภาคการผลิตไฟฟ้าในปี พ.ศ. 2579 ซึ่งจะมีกำลังผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียนเข้าระบบจำนวน 19,634.4 เมกะวัตต์ (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2558 ข, หน้า 6-7)

การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคต ในทางปฏิบัติจำเป็นต้องสร้างตัวแบบการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวขึ้นเพื่อพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้า (Load electrical demand หรือ Load demand) แยกตามสาขาเศรษฐกิจ ประเภทอัตราค่าไฟฟ้าและเขตการใช้ไฟฟ้า ทั้งนี้ตัวแบบจะต้องให้ค่าพยากรณ์ที่แม่นยำและสามารถรองรับต่อการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่าง ๆ ที่เกิดขึ้นทั้งในปัจจุบันและอนาคต ตัวแบบที่นิยมใช้คือตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้าย (End-use electrical model หรือ End-use demand) หรือที่เรียกว่าตัวแบบ Bottom-up ซึ่งจะพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าแยกย่อยลงไปในระดับผู้ใช้พลังงานไฟฟ้าลำดับสุดท้ายของแต่ละสาขาเศรษฐกิจ เช่น ในสาขาที่อยู่อาศัย ความต้องการใช้ไฟฟ้าจะถูกคำนวณในแต่ละครัวเรือนแล้วรวมกันเป็นความต้องการใช้ไฟฟ้าในสาขาที่อยู่อาศัย โดยใช้ตัวแบบทางคณิตศาสตร์เป็นเครื่องมือตามความเหมาะสมของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภทดังนี้ (ทักษิณ โสภานิช, 2559, หน้า 291-293)

1. ตัวแบบบ้านอยู่อาศัย (Home model) เป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้หลักการ End-use ซึ่งเป็นการจำลองสภาพการใช้ไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในชีวิตประจำวัน โดยที่การใช้ไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยจะเริ่มจากการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท เช่น ตู้เย็น โทรทัศน์ หม้อหุงข้าว หลอดไฟฟ้า เครื่องปรับอากาศ เป็นต้น จากนั้นจะศึกษาลักษณะการใช้ไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภทว่ามีขนาดการใช้ไฟฟ้าเท่าใด (กิโลวัตต์) เปิดบ่อยแค่ไหน นานเท่าใด รวมทั้งประสิทธิภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้าเป็นอย่างไร เป็นต้น โดยพิจารณาในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัย (บ้านเดี่ยว ห้องแถว ทาวน์เฮาส์ อพาร์ทเมนต์ คอนโดมิเนียม และอื่น ๆ) เนื่องจากมีการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันรวมทั้งมีอัตราเพิ่มของการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันในแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัยอีกด้วยซึ่งข้อมูลเหล่านี้ได้จากการสำรวจภาวะเศรษฐกิจและสังคม (Socio-Economic Survey: SES) ของสำนักงานสถิติแห่งชาติ เมื่อทราบข้อมูลในส่วนนี้แล้วก็สามารถนำมาใส่ในตัวแบบทางคณิตศาสตร์เพื่อคำนวณเป็นจำนวนพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัยต่อไป สามารถสรุปขั้นตอนได้ดังนี้

**ขั้นที่ 1** พยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า (จำนวนครัวเรือน) ในแต่ละปีจากจำนวนประชากรและ GDP

**ขั้นที่ 2** จำแนกผลการพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละปีจำแนกตามประเภทที่อยู่อาศัย ได้แก่ บ้านเดี่ยว ห้องแถว ทาวน์เฮาส์ อพาร์ทเมนต์ คอนโดมิเนียม และอื่น ๆ

**ขั้นที่ 3** คำนวณอัตราเพิ่มเฉลี่ยของการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ ตู้เย็น พัดลม หลอดไฟฟ้า หม้อหุงข้าว เครื่องซักผ้า โทรทัศน์ เตารีด และอื่น ๆ ในแต่ละประเภทที่อยู่อาศัยเพื่อคำนวณจำนวนเครื่องไฟฟ้าที่ถือครองในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัย

**ขั้นที่ 4** คำนวณพลังงานไฟฟ้าแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัย  
เมื่อรวมค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัยจะได้ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในภาพรวม

2. ตัวแบบเศรษฐมิติ (Econometric model) ในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรมมีการใช้ไฟฟ้ามากถึงร้อยละ 70 ของการใช้ไฟฟ้าทั้งหมด ส่วนใหญ่เป็นผู้ใช้ไฟฟ้าที่อยู่ในประเภทกิจการขนาดกลาง

และกิจการขนาดใหญ่ ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้แบ่งพิจารณาออกเป็นระยะยาว และระยะสั้น การพยากรณ์

ในระยะยาวจะใช้ดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพพลังงาน ได้แก่ อัตราส่วนความเข้มพลังงาน (Energy Intensity Ratio: EIR) ซึ่งเป็นอัตราส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าต่อมูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวม โดยได้จัดประเภทของผู้ใช้ไฟฟ้าที่มีกิจการธุรกิจและอุตสาหกรรมที่หลากหลายตามการจัดประเภทมาตรฐานอุตสาหกรรม (ประเทศไทย) หรือที่เรียกว่า รหัสมาตรฐานอุตสาหกรรมประเทศไทย (Thailand Standard Industrial Classification: TSIC) แล้วทำการจัดกลุ่มออกเป็น 24 กลุ่มใหญ่ ซึ่งมีการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันและมีความสัมพันธ์โดยตรงกับมูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวม เนื่องจากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ (สศช.) ไม่ได้ทำการพยากรณ์มูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวมในระยะยาวทั้ง 24 กลุ่ม ดังนั้นการไฟฟ้าทั้ง 3 แห่งนี้ จึงได้ร่วมกันจ้างสถาบันวิจัยเพื่อการพัฒนาประเทศไทย (Thailand Development Research Institute: TDRI) เพื่อจัดทำการประมาณการภาวะเศรษฐกิจไทยในช่วงปี พ.ศ. 2546-2559 ทั้ง 24 กลุ่ม และจำแนกตามเขตการไฟฟ้า วิธีการพยากรณ์ประเภทธุรกิจและอุตสาหกรรม สรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 คำนวณหา EIR ในอดีตของแต่ละกลุ่ม

ขั้นที่ 2 ทำการพยากรณ์ค่า EIR ในอนาคต

ขั้นที่ 3 พยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละกลุ่มโดยนำค่าพยากรณ์มูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวมมาคูณกับค่า EIR

การพิจารณาค่า EIR ในอนาคตของแต่ละกลุ่ม จะต้องมีการสำรวจการใช้ไฟฟ้าร่วมด้วย อย่างสม่ำเสมอ เพื่อติดตามเทคโนโลยีการผลิตในปัจจุบัน และแนวโน้มในอนาคต ทั้งนี้จะนำมาปรับปรุงข้อมูล EIR ให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุด ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้น (1-3 ปี) จะพิจารณาข้อมูลอื่น ๆ ที่เป็นตัวชี้เข้าเพื่อประกอบการศึกษาวิเคราะห์ด้วย เช่น ข้อมูลการขอใช้ไฟฟ้า ข้อมูลการส่งเสริมการลงทุน ข้อมูลการขออนุญาตก่อสร้างอาคาร เป็นต้น

3. การใช้ไฟประเภทอื่น ๆ ได้แก่ ผู้ใช้ไฟที่อยู่ในประเภทส่วนราชการฯ กิจการขนาดเล็ก การสูบน้ำเพื่อการเกษตร ไฟชั่วคราวและไฟฟ้าสาธารณะ ทำการพยากรณ์โดยวิธีการสมการถดถอย (Regression)

### วิธีการพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาว (Load forecast) คือ การศึกษาวิเคราะห์ และจัดทำตัวแบบความต้องการใช้ไฟฟ้าเพื่อประเมินว่าความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคตจะเพิ่มขึ้นเท่าใดในพื้นที่ส่วนไหน และจากผู้ใช้ไฟฟ้ากลุ่มใด โดยนำไปเป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังการผลิตไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย ให้รองรับกับความต้องการไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นได้อย่างเพียงพอและทั่วถึง

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ประกอบด้วย การพยากรณ์ 2 ค่า ได้แก่

1. ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดเป็นค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละปีหน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW) หรือเมกะวัตต์ (MW)

2. ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละชั่วโมงตลอดทั้งปี จึงมีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ต่อชั่วโมง (kWh) หรือ กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง (GWh)

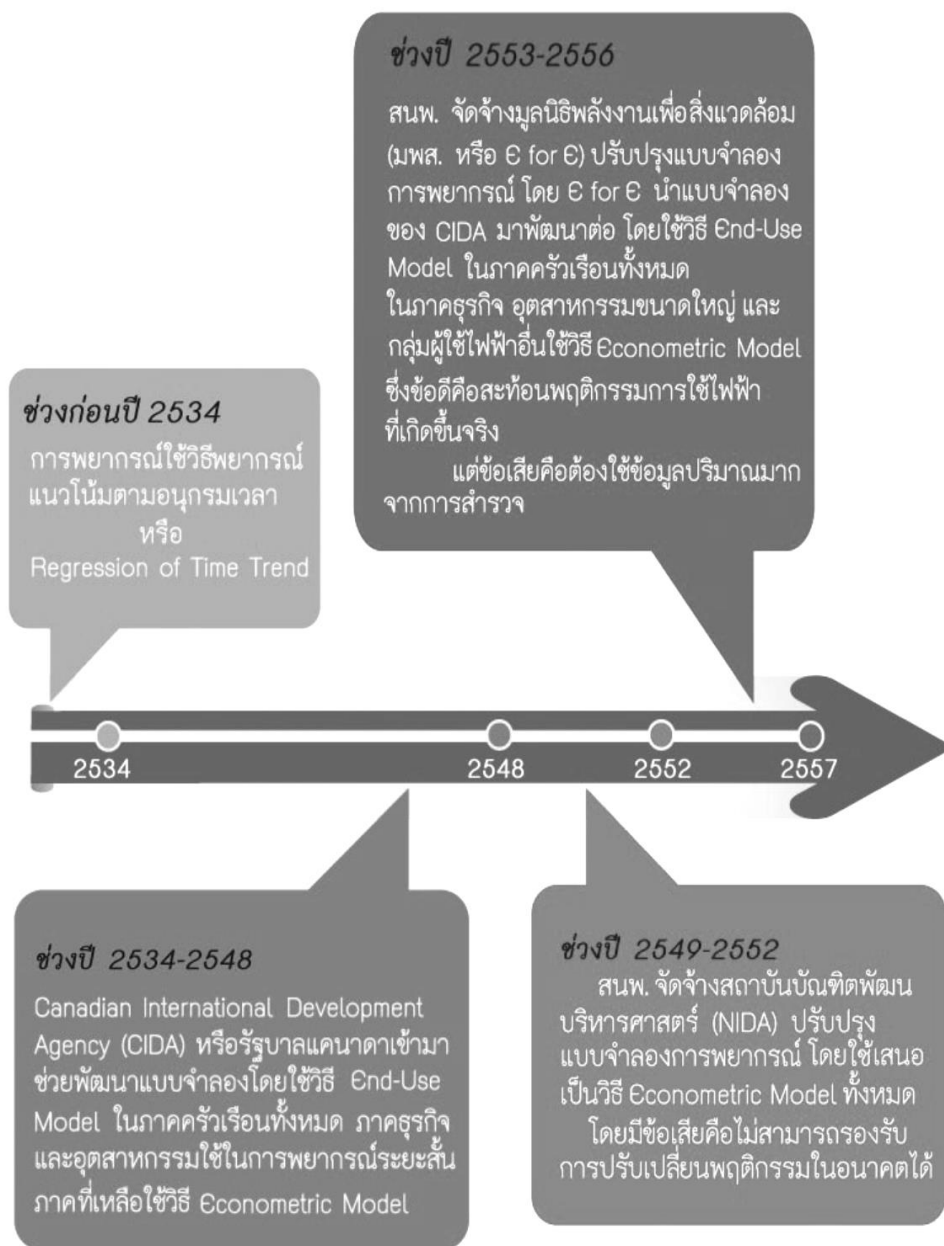
เหตุที่ต้องพยากรณ์ทั้งสองค่า เพราะต้องการทราบว่าในปี ๆ หนึ่ง ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดจะเพิ่มขึ้นในปริมาณเท่าใด เพื่อใช้ในการวางแผนสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบจำหน่าย ให้รองรับกับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่จะเกิดขึ้นในแต่ละปี ในเวลาเดียวกันก็ต้องการทราบว่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในปี ๆ หนึ่ง เป็นปริมาณเท่าใด เนื่องจากโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทใช้เชื้อเพลิงแตกต่างกัน เช่น ก๊าซธรรมชาติ พลังน้ำ ชีวมวล แสงอาทิตย์ และลม เป็นต้น ต่างมีศักยภาพในการผลิตไฟฟ้าที่แตกต่างกัน การที่ทราบความต้องการพลังงานไฟฟ้า ทำให้สามารถกำหนดขนาดและจำนวนโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทที่จะสร้างขึ้น ให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตได้ ดังนั้นค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดจะนำไปสู่การวางแผนการลงทุนในการก่อสร้าง เช่น โรงไฟฟ้า ระบบส่งและระบบจำหน่าย ส่วนค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าจะนำไปสู่การลงทุนและเตรียมการ ในการจัดหาเชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้า

เนื่องจากการก่อสร้างโรงไฟฟ้า สายส่งไฟฟ้า และสายจำหน่ายไฟฟ้า ต้องใช้เวลาประมาณ 5-7 ปี นับตั้งแต่ขั้นตอนของการวางแผน การออกแบบ จนถึงการก่อสร้าง ประกอบกับต้องใช้เงินลงทุนค่อนข้างสูง และยังต้องมีการจัดหาเชื้อเพลิงให้เพียงพอและเหมาะสม การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการแผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศ (Power development plan: PDP) ดังนั้นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าจึงต้องมีความแม่นยำหากพยากรณ์สูงเกินความเป็นจริง จะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้า ระบบส่ง และระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่สูงเกินความต้องการที่แท้จริง ค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจะถูกผลักสู่ค่าไฟฟ้า และตกเป็นภาระของประชาชนในที่สุด แต่หากพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริง จะทำให้เกิดไฟฟ้าตก ไฟฟ้าดับ ซึ่งจะส่งผลเสียต่อประชาชนและสภาพเศรษฐกิจโดยรวมได้

#### **วิวัฒนาการของการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาว**

วิธี ตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้าย (End-use model) คือ ตัวแบบการพยากรณ์ในระดับผู้ใช้ไฟฟ้าหรือผู้บริโภคโดยตรง (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2558 ค, หน้า 1-23)

วิธี ตัวแบบเศรษฐกิจหรือตัวแบบทางเศรษฐกิจ คือ การจำลองโดยใช้ปัจจัยทางด้านเศรษฐกิจเพื่อการพยากรณ์ไปข้างหน้า



ภาพที่ 2-13 ช่วงเวลาการทำ การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาว  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>

### ช่วงที่ 1 ก่อนปี พ.ศ. 2534

#### ลักษณะการใช้ไฟฟ้า

1. ความต้องการใช้ไฟฟ้าอยู่ในระดับต่ำมากเมื่อเทียบกับปัจจุบัน
2. อัตราการขยายตัวของการใช้ไฟฟ้าเป็นอัตราที่สูงอย่างต่อเนื่อง เนื่องจากการขยายเขต

การให้บริการในเขตภูมิภาค

3. ภาคครัวเรือนมีอัตราการขยายตัวสูงกว่าภาคส่วนอื่น ๆ

### วิธีการพยากรณ์

1. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าใช้วิธีการพยากรณ์การถดถอยของแนวโน้มอนุกรมเวลา (Regression of time trend)
2. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดใช้วิธีการคำนวณค่าความต้องการไฟฟ้าในช่วงเวลาสูงสุดของแต่ละปี

#### ข้อดีและข้อจำกัดของวิธีการพยากรณ์

วิธีการพยากรณ์การถดถอยของแนวโน้มอนุกรมเวลาไม่สามารถอธิบายความผันผวนของการใช้ไฟฟ้าจากปัจจัยอื่น ๆ ที่มีอิทธิพลสูงได้ เช่น GDP ประชากร และเทคโนโลยี เป็นต้น

#### ช่วงที่ 2 ปี พ.ศ. 2534-2548 (15 ปี)

##### ลักษณะการใช้ไฟฟ้า

1. ลักษณะการใช้ไฟฟ้าของประเทศเริ่มมีความซับซ้อน
2. ปัจจัยและนโยบายเริ่มมีผลกระทบต่อความต้องการไฟฟ้า

##### การปรับปรุงวิธีการพยากรณ์

องค์กรเพื่อการพัฒนาระหว่างประเทศแห่งแคนาดา (Canadian international development agency: CIDA) เสนอให้ใช้วิธีการพยากรณ์ในลักษณะ ผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้าย (End-use) ซึ่งเป็นวิธีการที่ใช้มากในประเทศสหรัฐอเมริกา แคนาดา และญี่ปุ่น

### วิธีการพยากรณ์

1. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าใช้ตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายในภาคครัวเรือน ภาคธุรกิจ และภาคอุตสาหกรรม และใช้ตัวแบบเศรษฐกิจในส่วนราชการ การสูบน้ำเพื่อการเกษตร และการใช้ไฟฟรี
2. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดใช้ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้ามาพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด โดยดูจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าตามช่วงเวลาของวัน (Load profile)

#### ข้อดีและข้อจำกัดของวิธีการพยากรณ์

1. ตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายใช้ข้อมูลจำนวนมากและต้องมีการสำรวจข้อมูล ทำให้ใช้งบประมาณและระยะเวลาในการดำเนินการนาน
2. ข้อดีคือ สามารถพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่สะท้อนพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละกลุ่ม

#### ช่วงที่ 3 ปี พ.ศ. 2549-2552 (4 ปี)

##### การปรับปรุงวิธีการพยากรณ์

ดำเนินการจัดจ้างสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์เพื่อปรับปรุงวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า

### วิธีการพยากรณ์

1. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าใช้ตัวแบบเศรษฐกิจโดยผสม 3 แนวคิด คือ
  - 1.1 การวิเคราะห์อนุกรมเวลาของวิธีบอกซ์-เจนกินส์
  - 1.2 ตัวแบบการปรับระยะสั้นของแองเจิ้ลและแกรนด์เจอร์ (Engle-Granger error correction model)

1.3 ตัวแบบการปรับการกระจายถดถอยในตัว (Autoregressive distributed lag model)

2. พยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดแยกตามรายกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้า

**ข้อดีและข้อจำกัดของวิธีการพยากรณ์**

1. การแยกพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าและความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดส่งผลให้ค่าตัวประกอบการใช้ไฟฟ้า (Load factor) สูงขึ้นโดยตลอด

2. ต้องพยากรณ์ราคาไฟฟ้าและอุณหภูมิในอนาคตซึ่งมีปัจจัยแวดล้อมอื่นเกี่ยวข้องหลายด้านทำให้คาดการณ์ได้ยาก

3. ไม่สามารถรองรับการปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในระยะยาวได้

**ช่วงที่ 4 ปี พ.ศ. 2553-2556 (4 ปี)**

**การปรับปรุงวิธีการพยากรณ์**

1. สำนักนโยบายและแผนพลังงาน (สนพ.) ได้จัดจ้างมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม (มพส.) จัดทำตัวแบบการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาว

2. มูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อมได้นำตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายขององค์กรเพื่อการพัฒนาประเทศแห่งแคนาดา (CIDA) มาพัฒนาให้ก้าวหน้ามากกว่าเดิม

**วิธีการพยากรณ์**

1. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าใช้ตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายครอบคลุม 3 สาขาหลัก ได้แก่ ภาคครัวเรือน ภาคธุรกิจ และภาคอุตสาหกรรม ส่วนภาคอื่นซึ่งใช้ตัวแบบเศรษฐกิจ

2. ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดคำนวณจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าตามช่วงเวลาของวัน

**ข้อดีและข้อจำกัดของวิธีการพยากรณ์**

1. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสามารถสะท้อนการใช้ไฟฟ้าที่เกิดขึ้นได้จริง

2. ใช้ข้อมูลเป็นปริมาณมากและต้องทำการสำรวจเพิ่มเติมและต่อเนื่องทำให้สิ้นเปลือง

งบประมาณและใช้ระยะเวลาในการดำเนินการนาน

**ช่วงที่ 5 ถึงปัจจุบัน**

ในปี พ.ศ. 2557 สำนักนโยบายและแผนพลังงานได้จัดจ้างมหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์เพื่อปรับปรุงตัวแบบการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาวและสำรวจการใช้ไฟฟ้าในภาคครัวเรือน มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ได้นำตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายของมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อม มาพัฒนาให้ก้าวหน้ามากกว่าเดิม โดยการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าด้วยวิธีผสมระหว่างตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายกับตัวแบบเศรษฐกิจ ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดคำนวณจากข้อมูลการใช้ไฟฟ้าตามช่วงเวลาของวันของแต่ละกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้า การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557 วิธีการแสดงดังภาพที่ 2-14



ภาพที่ 2-14 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ปี พ.ศ. 2557  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>

#### ภาคครัวเรือน

1. สำรวจพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าและประสิทธิภาพของอุปกรณ์ไฟฟ้าทั่วประเทศ
  2. ปรับปรุงประสิทธิภาพ ชั่วโมงการใช้งาน และอายุของอุปกรณ์ไฟฟ้า
- พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในภาคครัวเรือน แสดงดังภาพที่ 2-15

#### ภาคธุรกิจ

1. ปรับปรุงความต้องการใช้ไฟฟ้าของอาคารต่อพื้นที่ใช้สอยของอาคาร
2. พัฒนาตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายจากเดิมที่มีห้างสรรพสินค้า โรงพยาบาล อาคาร

สำนักงาน และโรงแรม โดยเพิ่มเติมสถานศึกษา

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคธุรกิจ แสดงดังภาพที่ 2-16

#### ภาคอุตสาหกรรม

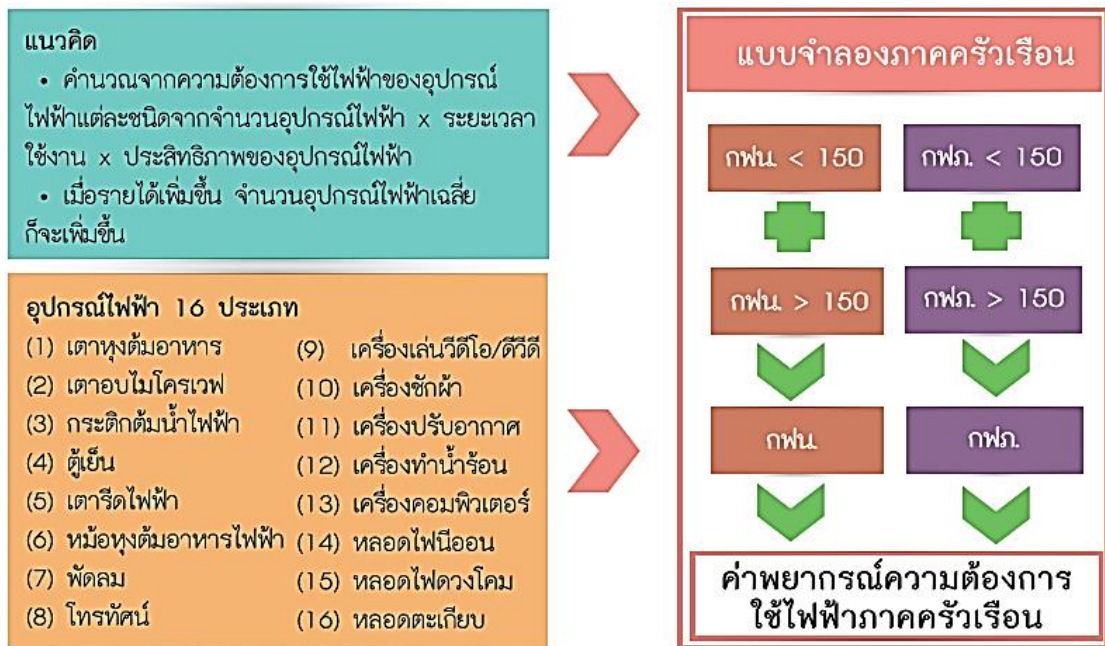
พัฒนาตัวแบบผู้ใช้ไฟฟ้าหน่วยสุดท้ายจากเดิมที่มี 8 อุตสาหกรรม ได้แก่ สิ่งทอ ซีเมนต์ เหล็ก อาหารแช่แข็ง อิเล็กทรอนิกส์ พลาสติกน้ำแข็ง และพลาสติกอื่น ๆ โดยเพิ่มเติม 3 อุตสาหกรรม ได้แก่ ยานยนต์ ยาง และโรงแยกก๊าซ

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรมแสดงดังภาพที่ 2-17

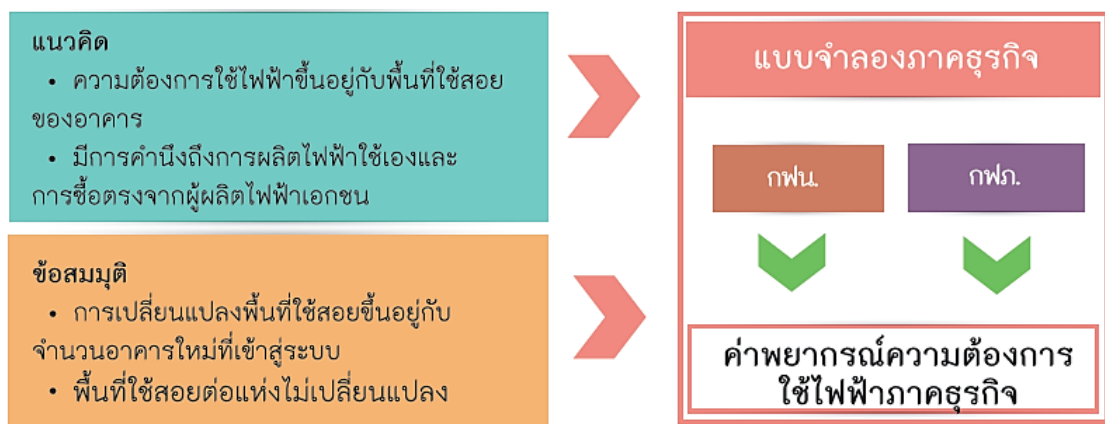
#### ภาคอื่น ๆ

ใช้ตัวแบบเศรษฐกิจมิติ แสดงดังภาพที่ 2-18

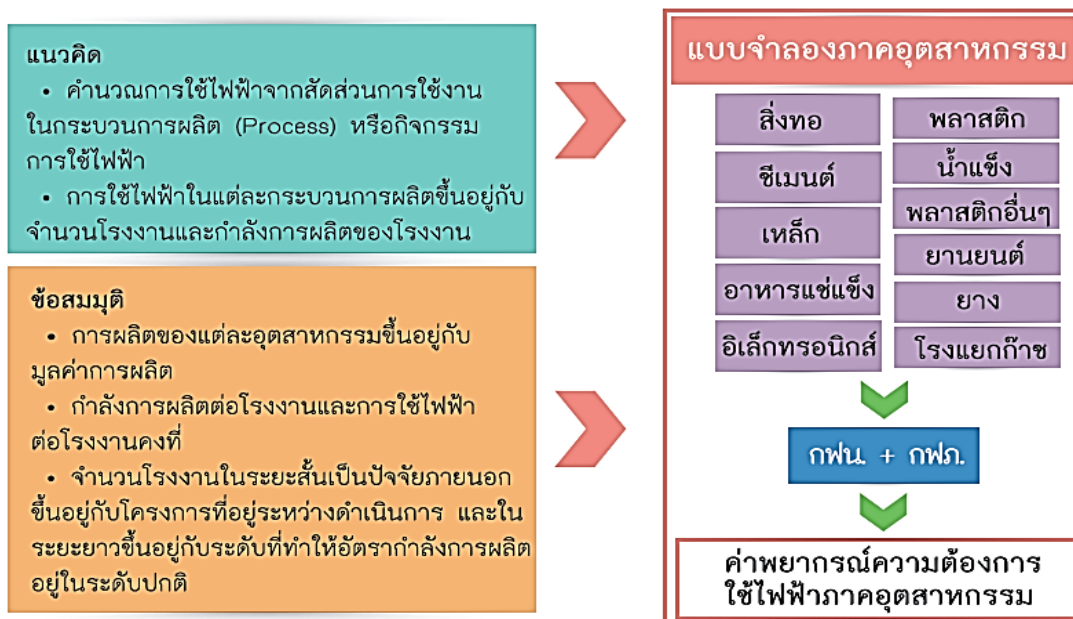




ภาพที่ 2-15 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในภาคครัวเรือน  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>



ภาพที่ 2-16 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคธุรกิจ  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>



ภาพที่ 2-17 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคอุตสาหกรรม  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>

ขั้นที่ 1 การเตรียมข้อมูล	ขั้นที่ 2 การสร้างแบบจำลอง	ขั้นที่ 3 ค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า
1.1 ข้อมูลเศรษฐกิจ ได้แก่ GDP GRP และประชากร ของ กฟน. และ กฟภ. 1.2 ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า ได้แก่ ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และจำนวนผู้ใช้ไฟ ของ กฟน. และ กฟภ.	2.1 ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลองจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า 2.2 ประมาณค่าสัมประสิทธิ์ในแบบจำลองการใช้ไฟฟ้าต่อจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า	คำนวณค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าจากจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า x การใช้ไฟฟ้าต่อจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าของแต่ละสาขา

ภาพที่ 2-18 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคอื่น ๆ  
ที่มา: <http://www.tcijthai.com>

นอกจากการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยคณะอนุกรรมการฯ แล้วยังมีนักวิชาการในประเทศไทยได้ทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยใช้ตัวแบบต่าง ๆ เช่นกัน

#### งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า

คงฤทธิ โกมาสสิต และปารเมศ ชุตินา (2555) ได้วิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในประเทศไทยในระยะยาวด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) งานวิจัยนี้ได้้นำโครงข่ายประสาทแบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Neural Network: BPNN) มาใช้ในพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยซึ่งพิจารณาจากตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อค่าพลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย จากนั้นใช้ชุดเรียนรู้และชุดตรวจสอบความถูกต้องที่แตกต่างกัน 5 ช่วงเวลา

ช่วงที่ 1 ชุดการเรียนรู้ใช้ข้อมูลก่อนปี พ.ศ. 2550 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2550-2554

ช่วงที่ 2 ชุดการเรียนรู้ใช้ข้อมูลก่อนปี พ.ศ. 2551 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2551-2554

ช่วงที่ 3 ชุดการเรียนรู้ใช้ข้อมูลก่อนปี พ.ศ. 2552 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2552-2554

ช่วงที่ 4 ชุดการเรียนรู้ใช้ข้อมูลก่อนปี พ.ศ. 2553 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553-2554

ช่วงที่ 5 ชุดการเรียนรู้ใช้ข้อมูลก่อนปี พ.ศ. 2554 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลปี พ.ศ. 2554

ผลการศึกษสามารถสรุปได้ว่า ตัวแบบ BPNN ให้ค่า MAPE เท่ากับ 2.5% ซึ่งมีค่าน้อยกว่าวิธีการพยากรณ์ของมูลนิธิพลังงานเพื่อสิ่งแวดล้อมฉบับเดือนเมษายน พ.ศ. 2553 ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 4.54% แสดงให้เห็นได้ว่า ตัวแบบ BPNN มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยมากกว่า

พิเชษฐ วงษ์เคี่ยม และดุรงค์พิเชษฐ์ ฤกษ์ปริดาพงศ์ (2558) ได้ศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) โดยใช้วิธีการแยกส่วนประกอบร่วมกับการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ งานวิจัยนี้มีตัวแปรตามคือ ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคขายได้ในแต่ละไตรมาส และตัวแปรอิสระ 2 ตัว คือ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GDP) ที่ไม่รวมผลของการแปรผันตามฤดูกาล และจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2545 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2554 รวมข้อมูลทั้งหมดจำนวน 40 ข้อมูล จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลเป็นชุดเรียนรู้จำนวน 32 ข้อมูล (ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2545 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2552) และชุดตรวจสอบความถูกต้องจำนวน 8 ข้อมูล (ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2553 ถึงปี พ.ศ. 2554) พยากรณ์ด้วยตัวแบบที่ 1 และตัวแบบที่ 2 จากนั้น นำผลมาเปรียบเทียบกัน การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้ารายไตรมาสของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยวิธีแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาออกมา 3 ส่วนคือ แนวโน้มและวัฏจักร การแปรผันตามฤดูกาล และการแปรผันไม่ปกติ โดยในขั้นตอนการพยากรณ์การแปรผันไม่ปกติเป็นส่วนที่ไม่สามารถพยากรณ์ได้ ดังนั้นจึงมีส่วนเดียวที่ต้องพยากรณ์คือ แนวโน้มและวัฏจักรซึ่งโดยทั่วไปจะใช้วิธีกำลังสองน้อยสุด (Least squares method) ในการประมาณพารามิเตอร์ ผลการวิจัยจากชุดเรียนรู้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมคือ สมการโพลิโนเมียลลำดับที่ 3 (Cubic equation) แต่ในงานวิจัยนี้ได้นำเสนอแนวคิดใหม่ในการประมาณแนวโน้มและวัฏจักรโดยใช้การวิเคราะห์ความถดถอยพหุคูณ ซึ่งตัวแปรอิสระที่นำมาใช้ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติที่ไม่รวมผลของการแปรผันตามฤดูกาล และจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า ผลการวิจัยพบว่า ตัวแปรอิสระทั้งคู่มีความสัมพันธ์กับแนวโน้มการใช้ไฟฟ้าสูงถึงร้อยละ 99.8 และยังมีอิทธิพลสูงต่อการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เมื่อนำค่าพยากรณ์แนวโน้มและวัฏจักรจากตัวแบบทั้งสองมาคูณกับการแปรผันตามฤดูกาลเพื่อพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าในชุดตรวจสอบความถูกต้องพบว่า ความคลาดเคลื่อนของวิธีใหม่ที่นำเสนอนี้มีค่าต่ำกว่าซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.84% ในขณะที่ค่า MAPE จากวิธีเดิมมีค่าเท่ากับ 9.49% ดังนั้น

แนวคิดในการนำการวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณมาใช้พยากรณ์แนวโน้มและวัฏจักรให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากกว่าค่าพยากรณ์จากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา

นิฉา แก้วหาวงษ์ (2558) ได้ศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบ SARIMA และตัวแบบที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัยเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนของปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 รวมทั้งหมดจำนวน 149 เดือน การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยแบ่งออกเป็น 2 ช่วงเวลา คือ ช่วงที่ 1 ใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 จำนวน 144 เดือน เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในแต่ละวิธีพยากรณ์ และช่วงที่ 2 ใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 จำนวน 5 เดือน เพื่อเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ที่ได้จากทั้ง 2 ตัวแบบ โดยใช้ MAPE เป็นดัชนีวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยคือ ตัวแบบการถดถอยที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA (2, (6,20)) ให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.7898% โดยมีตัวแปรอิสระ คือ เวลา การแปรผันตามฤดูกาล และการแปรผันไม่ปรกติ จากการตรวจสอบข้อสมมุติของความคลาดเคลื่อนพบว่า เป็นไปตามทฤษฎีคือ ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงแบบปกติที่มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และความแปรปรวนคงที่ ความคลาดเคลื่อนไม่มีสหสัมพันธ์ในตัวเอง เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยตัวสถิติ Q ของ Box-Ljung พบว่าตัวแบบดังกล่าวมีความเหมาะสม

Kandananond (2011) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบ ANN ในงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบ 3 แบบคือ ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบ ANN และตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple linear regression model หรือตัวแบบ MLR) ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัยคือ ความต้องการใช้ไฟฟ้า จำนวนประชากร ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ ดัชนีหุ้นรายได้จากการส่งออกสินค้าอุตสาหกรรมและการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยตั้งแต่ปี ค.ศ. 1986 ถึง ค.ศ. 2010 ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีค่า MAPE น้อยที่สุดซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.996% ขณะที่ตัวแบบ MLR และตัวแบบ ARIMA มีค่า MAPE เท่ากับ 2.80981% และ 3.2604527% ตามลำดับ

Chikobvu and Sigauke (2012) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะ 7 วันข้างหน้าในทวีปแอฟริกาใต้ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าระยะสั้นในทวีปแอฟริกาใต้ ข้อมูลใช้เฉพาะช่วงฤดูหนาว (ตั้งแต่วันที่ 15 พฤษภาคมถึงวันที่ 15 สิงหาคมของทุกปี) ย้อนหลัง 10 ปี ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2000 ถึง ค.ศ. 2009 ตัวแบบที่ใช้วิเคราะห์คือ ตัวแบบการถดถอยไม่เชิงเส้นและไม่อิงพารามิเตอร์ด้วยการแจกแจงฟังก์ชันเคอร์เนล ผลการวิจัยพบว่าความต้องการใช้ไฟฟ้าในแอฟริกาใต้มีความไวต่ออุณหภูมิและความแปรผันในช่วงฤดูหนาวเป็นอย่างสูง

Kialashaki and Reisel (2014) ได้ศึกษาเรื่อง การสร้างและทดสอบตัวแบบ ANN เพื่อพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมของประเทศสหรัฐอเมริกา การวิจัยนี้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบ ANN กับตัวแบบ MLR ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่าตัวแบบ MLR

Demir and Ozsoy (2014) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของรัฐจอร์เจีย วัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้คือ หาตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าของรัฐจอร์เจีย ข้อมูลที่ใช้วิเคราะห์คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของรัฐจอร์เจียระหว่างปี ค.ศ. 2007 ถึงปี ค.ศ. 2013 รวมทั้งหมดจำนวน 89 เดือน แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดการเรียนรู้จำนวน 72 เดือน (ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 2007 ถึงปี ค.ศ. 2012) และชุดตรวจสอบความถูกต้องจำนวน 12 เดือน (ข้อมูลปี ค.ศ. 2013) ตัวแบบที่ใช้ในการวิจัยนี้คือ ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ได้ดีกว่าตัวแบบ SARIMA ด้วยค่า MAPE และค่า MAE เท่ากับ 2.0% และ 17 ตามลำดับ ส่วนตัวแบบ SARIMA มีค่า MAPE และค่า MAE เท่ากับ 6352.94 และ 25.174

Ardakani and Ardehali (2014) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวในประเทศอิหร่านและประเทศสหรัฐอเมริกา วัตถุประสงค์การวิจัย คือ 1) พัฒนาตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า 2) ตรวจสอบผลกระทบของชนิดข้อมูลที่มีต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า และ 3) พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวตั้งแต่ปี ค.ศ. 2010 ถึงปี ค.ศ. 2030 ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยครั้งนี้คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้า ผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ การนำเข้าพลังงาน การส่งออกพลังงานและประชากรในช่วงปี ค.ศ. 1967 ถึงปี ค.ศ. 2009 ตัวแบบที่ใช้ในการวิจัยคือ ตัวแบบ ANN และตัวแบบ MLR ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ามากกว่าตัวแบบ MLR โดยมีค่า MAPE เท่ากับ 1.94%

Jiang, Zhou, Jiang, and Dong (2014) ได้ศึกษาเรื่อง การเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ของทฤษฎีเกรย์ (Grey theory) ด้วยขั้นตอนการค้นหาแบบนกกาเหว่า (Cuckoo search algorithm: CSA) กรณีศึกษาปริมาณการใช้ไฟฟ้าในรัฐนิวเซาท์เวลส์ ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยคือ การใช้ไฟฟ้าที่ถูกเก็บรวบรวมทุก 30 นาที (รวมข้อมูลทั้งหมด 48 ค่าภายใน 1 วัน) ข้อมูลใช้ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2013 ถึงวันที่ 30 มิถุนายน ค.ศ. 2013 ข้อมูลทั้งหมดได้จากหน่วยงานกำกับดูแลตลาดพลังงานประเทศออสเตรเลีย (Australian energy market operator: Aemo) ของรัฐนิวเซาท์เวลส์ ตัวแบบที่ใช้พยากรณ์คือ ตัวแบบเกรย์ (Grey model หรือตัวแบบ GM) ผลการวิจัยพบว่า จากการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยขั้นตอนการค้นหาแบบนกกาเหว่าจะได้ตัวแบบ GM(1,1) ทำให้การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในรัฐนิวเซาท์เวลส์ มีประสิทธิภาพมากขึ้น

Ismail, Zahran, and Abd El-Metaal (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงในประเทศอียิปต์ งานวิจัยนี้เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยตัวแบบ DSARIMA (Double seasonal autoregressive integrated moving average model) ในการพยากรณ์ ข้อมูลที่ใช้คือ ความต้องการใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมง (เมกะวัตต์) ในประเทศอียิปต์ตั้งแต่วันที่ 7 มกราคม ค.ศ. 2012 ถึงวันที่ 28 ธันวาคม ค.ศ. 2012 ผลการวิจัยพบว่า เมื่อคัดเลือกตัวแบบโดยใช้เกณฑ์สารสนเทศของชวาร์ซ (Schwarz Bayesian Criterion: SBC) ได้ตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์คือ ตัวแบบ DSARIMA (3,0,1)(1,1,1)<sub>24</sub>(2,1,3)<sub>168</sub> โดยมีค่า MAPE ในช่วง 1 สัปดาห์ 2 สัปดาห์ 3 สัปดาห์ และ 1 เดือน เท่ากับ 1.32% 1.79% 2.58% และ 3.73% ตามลำดับ

Panklib, Prakasvudhisarn, and Khummongkol (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม

วัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าระยะยาวในประเทศไทย โดยมีตัวแปรอิสระคือผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศ จำนวนประชากร อุณหภูมิสูงสุด และความต้องการพลังงานไฟฟ้า และตัวแปรตามคือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศ งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1989 ถึงปี ค.ศ. 2008 โดยจะใช้ตัวแบบพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศตั้งแต่ปี ค.ศ. 2015 ถึงปี ค.ศ. 2020 ข้อมูลที่นำมาวิจัยถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ชุดแรกสำหรับการเรียนประกอบด้วยข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1989 ถึงปี ค.ศ. 2005 (17 ปี) และชุดที่สองสำหรับการตรวจสอบความถูกต้องประกอบด้วยข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 2006 ถึงปี ค.ศ. 2008 (3 ปี) ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบ MLR เมื่อพิจารณาจากสัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of determination หรือ  $R^2$ ) ค่า MAPE และค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) โดยค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศปี ค.ศ. 2015 และปี ค.ศ. 2020 จากตัวแบบ ANN คือ 174,394 และ 188,137 กิโลวัตต์ต่อชั่วโมง ตามลำดับ และค่าพยากรณ์จากตัวแบบ MLR คือ 188,552 และ 216,986 กิโลวัตต์ต่อชั่วโมง

Tutun, Chou, and Caniyilmaz (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าใหม่จากความแปรผันและพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า: กรณีการศึกษาในประเทศตุรกี งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ปี ค.ศ. 2010 ถึงปี ค.ศ. 2020 งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่ปี ค.ศ. 1976 ถึงปี ค.ศ. 2010 รวมทั้งหมดจำนวน 420 เดือน โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดแรกจำนวน 336 เดือน ใช้เป็นข้อมูลชุดเรียนรู้ อีกชุดจำนวน 84 เดือน ใช้เป็นข้อมูลชุดตรวจสอบความถูกต้อง ตัวแบบที่ใช้ในงานวิจัยคือ ตัวแบบเชิงเส้นกำลังสองได้แก่ ตัวแบบ LADES (LASSO-based adaptive evolutionary simulated annealing model) ตัวแบบ RADES (Ridge-based adaptive evolutionary simulated annealing model) และตัวแบบ SARIMA และตัวแบบไม่เชิงเส้น ได้แก่ ตัวแบบ ANN โดยมีตัวแปรที่ศึกษาคือ การส่งออกสินค้า การนำเข้าสินค้าและพลังงาน การผลิตและส่งออกพลังงาน สำหรับข้อมูลชุดการเรียนรู้คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 1990 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ. 2005 และข้อมูลชุดตรวจสอบความถูกต้องคือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2006 ถึงเดือนธันวาคม ค.ศ. 2010 เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ทั้ง 2 ตัวแบบ ด้วยค่า MAPE ค่า RMSE และค่า  $R^2$  พบว่า ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบ LADES และตัวแบบ RADES

Amber, Aslam, and Hussain (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในอาคารบริหารงานของมหาวิทยาลัยในสหราชอาณาจักร วิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยคือ วิธีการวิเคราะห์การถดถอยและการโปรแกรมเชิงพันธุกรรม (Genetic Programming: GP) โดยทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายวันของอาคารบริหารงานของมหาวิทยาลัย London south bank ในกรุงลอนดอน ตัวแปรอิสระที่ใช้มีทั้งหมด 5 ตัว ได้แก่ อุณหภูมิ รั้งสี ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม และวันทำงาน ข้อมูลที่ใช้เก็บรวบรวมตั้งแต่ปี ค.ศ. 2007 ถึงปี ค.ศ. 2013 โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดเรียนรู้ใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 2007 ถึงปี ค.ศ. 2012 และชุดตรวจสอบความถูกต้องใช้ข้อมูลปี ค.ศ. 2013 ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ MLR และตัวแบบ GP ให้ค่า MAE

เท่ากับ 21.19 ตามลำดับ ให้ค่า RMSE เท่ากับ 34.50 และ 34.31 ตามลำดับ และให้ค่า TAE เท่ากับ 7 และ 6 ตามลำดับ สรุปได้ว่า ตัวแบบ GP มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบ MLR

Kaytez, Taplamacioglu, Camb, and Hardalac (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศตุรกี: การเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบ MLR ตัวแบบ ANN และตัวแบบ SVM ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยคือ จำนวนประชากร ปริมาณการใช้ไฟฟ้า กำลังการผลิตติดตั้ง การผลิตกระแสไฟฟ้าขั้นต้น และจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าทั้งหมด โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี ค.ศ. 1970 ถึงปี ค.ศ. 2009 ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ SVM มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบ MLR และตัวแบบ ANN

Gaillard and Goude (2015) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยวิธีการรวมตัวแบบพยากรณ์การผลิตไฟฟ้าระยะสั้นในประเทศฝรั่งเศส ในงานวิจัยนี้ใช้ตัวแบบ EWA (Exponentially Weighted Average Model) ตัวแบบ FS (Fixed Share Model) ตัวแบบการถดถอย Ridge (Ridge regression model) ตัวแบบ ML-Poly (Polynomially weighted average model with multiple learning rates) ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบ GAM (Generalized Additive Model) ตัวแบบ CLR (Curve Linear Regression Model) และตัวแบบ KWF (Kernel Approach Based on Wavelets Model) ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยคือ ชุดข้อมูลจาก EDF (Electricite De France SA) ในประเทศฝรั่งเศสที่มีการวัดปริมาณการใช้ไฟฟ้าทุกครึ่งชั่วโมง ตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2008 ถึงวันที่ 15 มิถุนายน ค.ศ. 2012 ตัวแปรที่ใช้คือ อุณหภูมิ ปริมาณเมฆ ความเร็วลม วัตถุประสงค์งานวิจัยคือ การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าทุกวันตั้งแต่เวลา 12:00 น. เป็นระยะเวลา 24 ชั่วโมงถัดไป โดยข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดการเรียนรู้ จำนวน 1,452 วัน (ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2008 ถึงวันที่ 31 สิงหาคม ค.ศ. 2011) และชุดตรวจสอบความถูกต้องจำนวน 244 วัน (ตั้งแต่วันที่ 1 กันยายน ค.ศ. 2011 ถึงวันที่ 15 มิถุนายน ค.ศ. 2012) ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบผสมระหว่าง 3 ตัวแบบ มีประสิทธิภาพการพยากรณ์โดยวัดจากค่า RMSE และค่า MAPE ค่าเท่ากับ 479 และ 0.84 ตามลำดับ

Zhao, Zhao, and Guo (2016) ได้ศึกษารื่อง การพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าในมองโกเลียด้วยตัวแบบ Rolling-MFO-GM(1,1) โดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าประจำปีในมองโกเลียตั้งแต่ปี ค.ศ. 2001 ถึงปีค.ศ. 2014 ของประเทศจีนตอนเหนือ งานวิจัยใช้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบ Rolling-MFO-GM(1,1) ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ Rolling-MFO-GM(1,1) มีค่า MAPE น้อยกว่า 10% หมายความว่า ตัวแบบนี้มีประสิทธิภาพดีกว่า

Chae, Horesh, Hwang, and Lee (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์การใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมงในอาคารพาณิชย์ด้วยตัวแบบ ANN ตัวแปรที่ใช้ในการพยากรณ์คือ เวลา (วัน) อุณหภูมิ ความชื้น พื้นที่ จำนวนชั้นของอาคาร ข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยมาจากการบริหารจัดการอาคารของอาคารสำนักงานพาณิชย์ซึ่งประกอบด้วย 3 อาคาร สำนักงานในเขตเมืองที่มีจำนวนชั้นแตกต่างกัน ประกอบด้วยพื้นที่ชั้นรวม 15,224 ตารางเมตร พื้นที่สำนักงานทั่วไป ห้องปฏิบัติการขนาดเล็ก โรงอาหาร ที่จอดรถและห้องออกกำลังกายขนาดเล็ก ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ ANN พยากรณ์ได้ดีในกรณีของอาคารสำนักงานพาณิชย์

Hamzacebi (2016) ได้ศึกษาวิจัยเรื่อง การพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานหลักในประเทศตุรกี ในการวิจัยใช้ตัวแบบ GM(1,1) ในการพัฒนาตัวแบบใหม่และเรียนตัวแบบใหม่ว่าตัวแบบ SGM(1,1) ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิจัยเป็นปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนจากปี ค.ศ. 1987 ถึงปี ค.ศ. 2014 จากนั้นแบ่งข้อมูลออกเป็น 1 ชุด ได้แก่ ชุดการเรียนรู้และชุดตรวจสอบความถูกต้อง วัตถุประสงค์ของการวิจัยคือ การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในปี ค.ศ. 2015 ถึงปี ค.ศ. 2020 โดยวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยค่า MAE ค่า MAPE และค่า RMSE ผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบ SGM(1,1) มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบ GM(1,1)

Do, Lin, and Molnár (2016) ได้ศึกษาเรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศเยอรมัน งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจาก 2 ตัวแบบ ตัวแบบแรกเป็นผลรวมเชิงเส้นระหว่างฟังก์ชันปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายวันและฟังก์ชันปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายวันระหว่างชั่วโมง ตัวแบบที่สองเป็นตัวแบบ MLR ที่มีตัวแปรอิสระ 24 ตัว คือ วันหยุด อุณหภูมิ เวลาเป็นชั่วโมง การผลิตภาคอุตสาหกรรม ข้อมูลการใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมง ข้อมูลใช้ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2008 ถึงวันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2014 จากการวิจัยพบว่า ตัวแบบที่สองมีประสิทธิภาพการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบแรกซึ่งให้ค่า  $R^2$  ค่า MAE และค่า MAPE เท่ากับ 0.96 1.31 และ 2.50% ตามลำดับ



### บทที่ 3

## วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัย เรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ มีวิธีดำเนินการวิจัย ดังนี้

ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

ระยะที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN จากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล

ระยะที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น

#### ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

ขั้นตอนนี้ เป็นการพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ มีขั้นตอนดังนี้

1. การเตรียมข้อมูลจากการจำลองด้วยวิธีของมอนติคาร์โลโดยใช้โปรแกรม Matlab ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข ดังนี้

เงื่อนไขที่ 1 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 2 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 3 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 4 ข้อมูลมีการแปรผันไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 5 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 6 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันตามฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 7 ข้อมูลมีแนวโน้มและการแปรผันไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 8 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 9 ข้อมูลมีการแปรผันตามวัฏจักรและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

เงื่อนไขที่ 10 ข้อมูลมีการแปรผันตามฤดูกาลและไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลล์ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)





ยาว 2) รูปแบบในแต่ละช่วงที่มีลักษณะเป็นคาบแต่ก็ถูกผสมด้วยความไม่สม่ำเสมอเอาไว้ด้วย 3) รูปแบบแนวโน้มเชิงเส้น และ 4) รูปแบบที่มีการเปลี่ยนแปลงที่ซับซ้อนอย่างช้า ๆ ดังนั้น รูปแบบทั้ง 4 ถูกนำมารวมกัน โดยจำแนกเคอร์เนลออกเป็น 4 ฟังก์ชัน ดังนี้

2.1 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{SE}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{(x - x^T)^2}{2\ell^2}\right)$$

2.2 เคอร์เนลคาบมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{PER}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{2 \sin^2(|x - x^T| / p)}{\ell^2}\right)$$

2.3 เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{RQ}(x, x^T) = \sigma^2 \left(1 + \frac{(x - x^T)^2}{2\alpha\ell^2}\right)^{-\alpha}$$

2.4 เคอร์เนลเชิงเส้นมีรูปแบบของฟังก์ชันคือ

$$k_{LIN}(x, x^T) = \sigma_b^2 + \sigma_v^2(x - c)(x^T - c)$$

นำรูปแบบเคอร์เนลฟังก์ชันทั้ง 4 มารวมกันเป็นเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีคุณสมบัติของซูเปอร์โพสิชัน (Duvenaud, 2014) ที่ทำให้ตัวแปรที่ควบคุมคุณลักษณะของฟังก์ชันแยกกันได้อิสระในแต่ละประเภทด้วยโครงสร้างแบบผลรวมและผลคูณทั้งหมด 41 รูปแบบ

3. การเลือกเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพจากการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ตามข้อ 1) แต่ละเงื่อนไขทำซ้ำจำนวน 5,000 ครั้ง โดยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ เคอร์เนลที่ให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุด

4. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่กับเคอร์เนลฟังก์ชันเดิม (เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น) ด้วยค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ตามข้อ 1) แต่ละเงื่อนไขทำซ้ำจำนวน 5,000 ครั้ง

## 5. การสร้างตัวแบบ SARIMA ตามแนวคิดของ Box and Jenkins (1976) พิจารณาดังนี้

### 5.1 ตัวแบบ SARIMA พิจารณาจากสมการที่ 70 ดังนี้

$$\begin{aligned} & (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)(1 - \Phi_1 B^s - \dots - \Phi_p B^{ps})(1 - B)^d(1 - L)^D Y_t \\ & = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)(1 - \Theta_1 B^s - \dots - \Theta_Q B^{Qs}) a_t \end{aligned} \quad (70)$$

เมื่อ  $Y_t$  แทน ตัวแปรตอบสนอง ณ เวลาที่  $t$

$\phi_i$  แทน สัมประสิทธิ์การถดถอยที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, p$

$\Phi_i$  แทน สัมประสิทธิ์การถดถอยที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, P$

$\theta_i$  แทน สัมประสิทธิ์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ณ เวลาที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, q$

$\Theta_i$  แทน สัมประสิทธิ์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ณ เวลาที่  $i$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, Q$

$a_t$  แทน ค่าคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลาที่  $t$

5.2 เลือกตัวแบบ SARIMA ที่เหมาะสมจะตรวจสอบจากคุณสมบัติของ  $a_t$  โดยใช้ตัวสถิติทดสอบ  $Q$  ดังสมการที่ 71 ดังนี้

$$Q = \{(n-d)[(n-d)+2]\} \sum_{j=1}^k \frac{r_j^2}{[(n-d)-j]} \quad (71)$$

เมื่อ  $k$  แทน ระยะห่างของช่วงเวลาของข้อมูล  $k$  (lag  $k$ )

$n$  แทน จำนวนค่าสังเกตทั้งหมดของค่าอนุกรมเวลา

$d$  แทน อันดับของผลต่างของอนุกรมเวลา

$r_j$  แทน ค่าอัตโนมัติสัมพันธ์ที่ lag  $j$

โดยที่ตัวสถิติทดสอบ  $Q$  มีการแจกแจงไคกำลังสองด้วยองศาเสรีเท่ากับ  $k-p-q$  เมื่อจำนวนค่าสังเกตมีขนาดใหญ่ ( $n \rightarrow \infty$ )

5.3 ตรวจสอบข้อสมมุติของค่าคลาดเคลื่อนดังนี้ 1) การแจกแจงปกติตรวจสอบโดยใช้การทดสอบโคลโมโกรอฟ-สเมียร์นอฟ (Kolmogorov-Smirnov's test) 2) ความเป็นอิสระตรวจสอบโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และ PACF ของความคลาดเคลื่อน 3) ค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t-Test) และ 4) ความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลาตรวจสอบโดยใช้การทดสอบเอฟ (F-Test) ของเลวินภายใต้การใช้ค่ามัธยฐาน (Levene's test based on median)

5.4 เลือกตัวแบบ SARIMA ที่มีประสิทธิภาพจากการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย

(MAD) ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ตามข้อ 1) แต่ละเงื่อนไขทำเพียงรอบเดียว โดยตัวแบบ SARIMA ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ ตัวแบบ SARIMA ที่ให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุด

5.5 สร้างค่าพยากรณ์จากตัวแบบ SARIMA ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดจากข้อ 5.4

6. การสร้างตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยคอร์เนลฟังก์ชันใหม่โดยใช้ค่าพยากรณ์จากข้อ 5.5 ใช้เป็นตัวแปรนำเข้าไปในตัวแบบ GP ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

6.1 พิจารณาข้อมูลการเรียนรู้ (Training data) ความยาวเท่ากับ  $N$  โดยนิยามค่าของเซต  $\mathbf{X}$  และค่าของเซตฟังก์ชัน  $f$  ที่คู่กับ  $\mathbf{X}$  เป็น

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &\in \mathbb{R}^{N \times D} = \{x' = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3} \dots x_{i,d})\}_{i=1}^N \\ f &\in \mathbb{R}^{N \times 1} = [f(x_1), f(x_2) \dots f(x_N)]' \\ D &= \{\mathbf{X}, f\} \end{aligned} \quad (72)$$

โดยที่  $D$  เรียกว่า ชุดข้อมูลการเรียนรู้ (Training data set)  $\mathcal{GP}$  Prior เมื่อมีข้อมูลการเรียนรู้ความยาวเท่ากับ  $N$  ถูกนิยามโดย

$$P(f|\mathbf{X}, \theta) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{K}_{ff}) \quad (73)$$

ค่าของ ความแปรปรวนร่วมเมทริกซ์  $\mathbf{K}_{ff} \in \mathbb{R}^{N \times N}$  สามารถถูกสร้างขึ้นโดยอาศัยฟังก์ชันคอร์เนล ที่ออกแบบใหม่ โดยที่  $\mathbf{K}_{ff}(i, j)$  เป็นสมาชิกของเมทริกซ์แถวที่  $i$  หลักที่  $j$  ของคอร์เนลเมทริกซ์  $\mathbf{K}_{ff}$  โดยที่

$$\mathbf{K}_{ff}(i, j) = \mathbf{k}(x_i, x_j|\theta) \quad (74)$$

6.2 กำหนดฟังก์ชันคอร์เนลที่ใช้ในการพยากรณ์ ในงานวิจัยนี้ใช้คอร์เนลตัวใหม่ที่ออกแบบไว้ในตอนต้น

6.3 คำนวณค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  โดยที่  $\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_N]^T$  เป็นตัวแปรสำคัญที่อยู่ในฟังก์ชันคอร์เนล การหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์จะใช้ความรู้จากข้อมูลการเรียนรู้และเพื่อที่จะหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์นั้นสามารถ หาได้จากสมการลอการิทึมของข้อมูลตามขอบ

$$\log p(\mathbf{y}|\mathbf{X}; \theta, \sigma_\epsilon^2) = -\frac{N}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N| - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K}(\mathbf{X}, \mathbf{X}) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y} \quad (75)$$

6.4 เลือกตัวแบบที่เหมาะสม เนื่องจากคุณสมบัติของฟังก์ชันทางเวลา  $f(x)$  จะถูกควบคุมโดยฟังก์ชันคอร์เนล  $\mathbf{k}(x, x^T)$  ที่ควบคุมกับไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  ดังนั้นการคัดเลือกรูปแบบและการเรียนรู้ของกระบวนการเกาส์จะเลือกใช้ฟังก์ชันคอร์เนลและการเรียนรู้ไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  จากข้อมูลภาวะความน่าจะเป็นตามขอบ (Marginal Likelihood) หรือความหนาแน่นความน่าจะเป็น (Probability density) ของข้อมูล  $\mathbf{y}$  โดย

$$p(\mathbf{y}|\theta, X) = \int p(\mathbf{y}|f, X, \theta)p(f|\theta, X)df \quad (76)$$

ภายใต้กระบวนการเกาส์ค่าฟังก์ชัน  $p(f|X, \theta) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{K})$  มีค่าเท่ากับ

$$\log p(f|X, \theta) = -\frac{1}{2}f^T \mathbf{K}^{-1}f - \frac{1}{2}\log|\mathbf{K}| - \frac{N}{2}\log 2\pi \quad (77)$$

คำนวณหาค่าลอการิทึมของภาวะน่าจะเป็นตามขอบ (Log Marginal Likelihood) โดยที่ข้อมูลความเป็นไปได้ของ  $p(\mathbf{y}|f)$  มีการกระจายแบบเกาส์  $\mathcal{N}(\mathbf{y}; f, \sigma^2)$  เมื่อแทนค่าไป จะได้สมการ

$$\log p(\mathbf{y}|\theta, X) = -\frac{1}{2}\mathbf{y}^T(\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 \mathbf{I}_N)^{-1}\mathbf{y} - \frac{1}{2}\log|\mathbf{K}(X, X) + \sigma_e^2 \mathbf{I}_N| - \frac{N}{2}\log 2\pi \quad (78)$$

$\mathbf{K}(X, X)$  คือ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมขนาด  $N \times N$  และเซตของข้อมูล  $\mathbf{y} = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]^T$  ซึ่งวิธีที่ใช้ในการคำนวณหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  ของฟังก์ชันเคอร์เนล  $\mathbf{k}(x, x^T)$  คือการคำนวณเชิงตัวเลขเพื่อคำนวณหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์โดยการหาลอการิทึมของความเป็นไปได้สูงสุด (Maximization log likelihood) ใน  $\log p(\mathbf{y}|\theta, X)$

6.5 พยากรณ์  $f(x_j^*)$  ข้อมูลโดย  $\{x_j^*\}_{j=1}^M, f^* = [f(x_1^*), f(x_2^*), K, f(x_M^*)]^T$  ดังนั้นฟังก์ชันความหนาแน่นภาวะน่าจะเป็นร่วมแบบเกาส์ของตัวแปร latent  $f$  และ  $f^*$

$$P\left(\begin{bmatrix} f \\ f^* \end{bmatrix} | X, X^*, \theta\right) = N\left(0, \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{f,f} & \mathbf{K}_{f,f^*} \\ \mathbf{K}_{f^*,f}^T & \mathbf{K}_{f^*,f^*} \end{bmatrix}\right) \quad (79)$$

โดยค่า  $\mathbf{K}_{f,f} \in i^{N \times N} = \mathbf{k}(X, X|\theta), \mathbf{K}_{f,f^*} \in i^{N \times N} = \mathbf{k}(X, X^*|\theta)$  และ  $\mathbf{K}_{f^*,f^*} \in i^{M \times M} = \mathbf{k}(X^*, X^*|\theta)$  และอาศัยความน่าจะเป็นเกาส์เขียนตามขอบ (Marginal Gaussian Probability) คือ

$$P(x, y) = \mathcal{N}\left(\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix}\right) \rightarrow P(x|y) = \mathcal{N}(a + BC^{-1}(y-b), A - BC^{-1}B^T)$$

7. เลือกตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพจากการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ตามข้อ 1) แต่ละเงื่อนไขทำเพียงรอบเดียว โดยตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่ทำให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุด

8. สร้างค่าพยากรณ์จากตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดในแต่ละเงื่อนไขจากข้อ 7

## ระยะที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN จากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล

ขั้นตอนนี้เป็น การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN มีขั้นตอนดังนี้

1. การจำลองด้วยวิธีของมอนติคาร์โลโดยใช้โปรแกรม Matlab ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (เหมือนกับระยะที่ 1 ข้อ 1)

2. การสร้างตัวแบบผสม SARIMA-ANN ดังนี้

2.1 กำหนดสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาท ได้แก่ จำนวนชั้นซ่อน (Hidden layers) จำนวนนิวรอน (Neuron)

2.2 กำหนดขั้นตอนวิธี (Algorithm) ซึ่งใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) ใช้ขั้นตอนวิธีแบบแพร่กลับ (Back Propagation Neural Network: BPN) ซึ่งเป็นเครือข่ายที่มีหลายชั้นเพื่อช่วยในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้ดี

2.3 กำหนดพารามิเตอร์ในการเรียนรู้ ได้แก่ อัตราการเรียนรู้ และค่าน้ำหนัก การปรับค่าน้ำหนักจะปรับทีละน้อย ๆ

2.4 ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทโดยใช้ข้อมูลนำเข้า (Input) เป็นค่าพยากรณ์ที่ได้จากระยะที่ 1 ข้อ 5.5

3. เลือกตัวแบบผสม SARIMA-ANN ที่มีประสิทธิภาพจากการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ตามระยะที่ 1 ข้อ 1) แต่ละเงื่อนไขทำเพียงรอบเดียว โดยตัวแบบผสม SARIMA-ANN ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ ตัวแบบผสม SARIMA-ANN ที่ให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุด

4. สร้างค่าพยากรณ์จากตัวแบบผสม SARIMA-ANN เพื่อใช้เปรียบเทียบกับตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่ได้จากระยะที่ 1 ข้อ 7

5. เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN (แต่ละเงื่อนไข) จากค่าพยากรณ์ที่ได้จากระยะที่ 1 ข้อ 8 และค่าพยากรณ์ที่ได้จากระยะที่ 2 ข้อ 4 ด้วยค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) โดยตัวแบบผสมที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ ตัวแบบผสมที่ให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุด



### ระยะที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น

ขั้นตอนนี้ เป็นการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยล่วงหน้า 10 ปี โดยใช้ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น การวิจัยนี้จะพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน รายละเอียดดังนี้

#### 1. ตัวแปรที่ศึกษา

ตัวแปรอิสระได้แก่ เวลาเป็นรายเดือน ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP)

ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากตัวแบบ SARIMA

ตัวแปรตามได้แก่ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาว 120 เดือน (10 ปี) ข้างหน้าที่มีค่าอยู่ระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2568

#### 2. ตัวอย่าง

ตัวอย่าง คือข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 จำนวนทั้งหมด 132 เดือน

#### 3. การเก็บรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยขอความอนุเคราะห์ให้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) จากสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาการเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ และคลังข้อมูลและสถิติธนาคารแห่งประเทศไทย

#### 4. การวิเคราะห์ข้อมูล

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยสร้างตัวแบบทางเวลา (Time series model) ของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ด้วยการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ผสมกับกระบวนการแบบเกาส์เซียนที่มีฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ โดยให้ฟังก์ชันทางเวลา  $f(x_j)$  เป็นฟังก์ชันที่ไม่ทราบรูปแบบของสมการที่ชัดเจน ซึ่งนิยามค่าทางเวลา  $x_i$  มีค่าเป็นการสุ่มตัวอย่างรายเดือน (Sampling) เท่ากับ  $1/12$  และกำหนดให้ค่าดัชนีทางเวลา  $i = 1, 2, 3 \dots$  มีค่าเป็นจำนวนนับ และความหมายของ  $x_i$  อธิบายได้คือ  $x_1, x_2, x_{96}, x_{120}$  หมายถึงเดือนมกราคม พ.ศ. 2548, กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2548, ธันวาคม พ.ศ. 2556, และ ธันวาคม พ.ศ. 2558 และค่าสุ่มตัวอย่างปริมาณการใช้ไฟฟ้า  $y_i$  ของเดือน  $x_i$  ซึ่งนิยาม โดย

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$$

โดย  $\varepsilon_i = \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2)$  คือโมเดลความผิดพลาดที่มีการกระจายแบบเกาส์โดยมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และ มีความแปรปรวนเป็น  $\sigma_\varepsilon^2$

หลังจากมีการกำหนดค่าตัวแปรนำเข้าสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวน 120 เดือน ด้วยข้อมูลตัวแปรนำเข้าย้อนหลัง จำนวน 132 เดือน แล้วจึงทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2568 โดยใช้ตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น เมื่อได้ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงธันวาคม พ.ศ. 2568 แล้วหาความคลาดเคลื่อน (Error) ว่าการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนเท่าไร เพื่อใช้ในการสรุปว่า

การพยากรณ์มีความแม่นยำเพียงพอหรือไม่ จึงอาศัยแนวทางการศึกษาของ Jeong, Koo, and Hong (2014) และ Demira and Ozsoyb (2014) ที่ให้คลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย อยู่ระหว่าง 6% ถึง 10 % และจากการพัฒนาของ Lewis ในปี ค.ศ. 1982 (Puah, Huang, Chua, & Lee, 2016) ดังนั้น การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้คลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยไม่เกิน 6% ถือเป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้

คลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean absolute percent error, MAPE)

$$MAPE = \frac{100\%}{t} \sum_{i=1}^t \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

วิธีการพยากรณ์ที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด แสดงว่าวิธีการพยากรณ์นั้นมีประสิทธิภาพมากที่สุด

ในขั้นตอนนี้ ใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 เพื่อพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยล่วงหน้า 10 ปี โดยใช้ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น มีวิธีการดำเนินการดังนี้

1. กำหนดตัวแบบ SARIMA โดยใช้ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 จำนวนทั้งหมด 132 เดือน
2. คำนวณค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 จำนวนทั้งหมด 132 เดือน จากตัวแบบ SARIMA ที่ได้จากข้อ 1 เพื่อใช้เป็นตัวแปรนำเข้าไปในตัวแบบ GP

3. สร้างตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ ดังนี้

3.1 กำหนดข้อมูลเป็น 3 ช่วง ได้แก่ 1) ช่วงการเรียนรู้ (Training period) ซึ่งตรงกับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 จำนวนทั้งหมด 108  
2) ช่วงการตรวจสอบ (Validation period) ซึ่งตรงกับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2558 จำนวนทั้งหมด 24 เดือน และ 3) ช่วงการพยากรณ์ (Forecasting period) ซึ่งตรงกับช่วงเวลาตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน สรุปเป็นค่าเคอร์เนลเมตริกซ์ที่จะทำการพยากรณ์ ดังนี้

ตารางที่ 3-1 ขนาดของเคอร์เนลเมตริกซ์ในช่วงการเรียนรู้

กำหนดให้ $X = \{x_i\}_{i=1}^{108}$ คือ ช่วงการเรียนรู้	และ $X_* = \{x_j\}_{j=1}^{108}$ คือ ช่วงการเรียนรู้
$K(X, X) = 108 \times 108$	$K(X, X_*) = 108 \times 108$
$K(X_*, X) = 108 \times 108$	$K(X_*, X_*) = 108 \times 108$

ตารางที่ 3-2 ขนาดของเคอร์เนลเมตริกซ์ในช่วงการตรวจสอบ

กำหนดให้ $X = \{x_i\}_{i=1}^{108}$ คือ ช่วงการเรียนรู้	และ $X_* = \{x_j\}_{j=1}^{24}$ คือ ช่วงการตรวจสอบ
$K(X, X) = 108 \times 108$	$K(X, X_*) = 108 \times 24$
$K(X_*, X) = 24 \times 108$	$K(X_*, X_*) = 24 \times 24$

ตารางที่ 3-3 ขนาดของเคอร์เนลเมตริกซ์ในช่วงการพยากรณ์

กำหนดให้ $X = \{x_i\}_{i=1}^{108}$ คือ ช่วงการเรียนรู้	และ $X_* = \{x_j\}_{j=1}^{120}$ คือ ช่วงการพยากรณ์
$K(X, X) = 108 \times 108$	$K(X, X_*) = 108 \times 120$
$K(X_*, X) = 120 \times 108$	$K(X_*, X_*) = 120 \times 120$

3.2 พิจารณารูปแบบของกระบวนการแบบเกาส์เซียน ซึ่งวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้คือการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวในอนาคต  $f(x_j)$  โดยที่  $133 \leq j \leq 253$  ที่มีค่าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน โดยใช้ความรู้จากข้อมูลการเรียนรู้จำนวน 108 เดือน และข้อมูลการเรียนรู้จะถูกนำมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยและฟังก์ชันเคอร์เนลของกระบวนการแบบเกาส์เซียนเพื่อใช้ในการทำนายค่าฟังก์ชันปริมาณการใช้ไฟฟ้าในอนาคต

3.3 พิจารณาระบบข้อมูลการเรียนรู้ ความยาวเท่ากับ  $N$  โดยนิยามค่าของเซต  $X$  และค่าของเซตฟังก์ชัน  $f$  ที่คู่กับ  $X$  เป็น

$$\begin{aligned} X &\in \mathbb{R}^{N \times D} = \{x' = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3} \dots x_{i,d})\}_{i=1}^N \\ f &\in \mathbb{R}^{N \times 1} = [f(x_1), f(x_2) \dots f(x_N)]' \\ D &= \{X, f\} \end{aligned}$$

งานวิจัยนี้ใช้กระบวนการแบบเกาส์เซียนในการพยากรณ์ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าโดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 เป็นชุดข้อมูลการเรียนรู้ซึ่งประกอบไปด้วย 1) ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน 2) เวลา (เดือน ปี) 3) ค่า GDP และ 4) ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนจากตัวแบบ SARIMA และใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2559 เป็นข้อมูลตรวจสอบความสามารถของขั้นตอนวิธี โดยจะใช้เพียงแค่เวลา (เดือน ปี) เท่านั้น (ไม่ใช้ค่า GDP และค่าพยากรณ์จากตัวแบบ SARIMA)

3.4 กำหนดฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้ในการพยากรณ์ ในงานวิจัยนี้ใช้เคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่ได้จากระยะที่ 1 ข้อ 3

3.5 คำนวณค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  โดยใช้ความรู้จากข้อมูลการเรียนรู้และหาได้จากสมการลอการิทึมของข้อมูลเชิงมาจิลแนล  $\log p(\mathbf{y}|X; \theta, \sigma_\epsilon^2) = -\frac{N}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N| - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y}$

วิธีที่ใช้ในการคำนวณหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  ของฟังก์ชันเคอร์เนล  $\mathbf{k}(x, x^T)$  คือการคำนวณเชิงตัวเลขเพื่อคำนวณหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์โดยการภาวะน่าจะเป็นล็อกสูงสุด (Maximization Log Likelihood) ใน  $\log p(\mathbf{y}|\theta, X)$

3.6 เลือกตัวแบบ เนื่องจากคุณสมบัติของฟังก์ชันทางเวลา  $f(x)$  จะถูกควบคุมโดยความแปรปรวนร่วมหรือฟังก์ชันเคอร์เนล  $\mathbf{k}(x, x^T)$  ที่ควบคุมกับไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  ดังนั้นการคัดเลือกรูปแบบและการเรียนรู้ของกระบวนการแบบเกาส์เซียนจะเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลและการเรียนรู้ไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  จากข้อมูลความเป็นไปได้เชิงมาจิลแนล (Marginal Likelihood) หรือความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density) ของข้อมูล  $\mathbf{y}$  โดย  $p(\mathbf{y}|\theta, X) = \int p(\mathbf{y}|f, X, \theta) p(f|\theta, X) df$  ภายใต้กระบวนการแบบเกาส์เซียนค่าฟังก์ชัน  $p(f|X, \theta) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{K})$  มีค่าเท่ากับ  $\log p(f|X, \theta) = -\frac{1}{2} \mathbf{f}^T \mathbf{K}^{-1} \mathbf{f} - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}| - \frac{N}{2} \log 2\pi$

3.7 พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน หรือ  $f(x_j^*)$

## บทที่ 4 ผลการวิจัย

การวิจัย เรื่อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ ขอเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูลเป็น 3 ตอน ดังนี้

ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

ระยะที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN จากการจำลองข้อมูลด้วยเทคนิคมอนติคาร์โล

ระยะที่ 3 การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น

ในการนำเสนอผลส่วนนี้ กำหนดความหมายของคำย่อและสัญลักษณ์ ดังนี้

$\mathcal{GP}$	แทน กระบวนการเกาส์เซียน
SE	แทน เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง
PER	แทน คอรัเนลคาบ
RQ	แทน เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ
LIN	แทน เคอร์เนลเชิงเส้น
D	แทน เซตข้อมูลการเรียนรู้
d	แทน ลำดับของมิติ
$\mathbb{E}$	แทน ค่าคาดหวัง
$\mathbb{R}$	แทน ค่าจำนวนจริง
$f(x)$	แทน กระบวนการเกาส์เซียนหรือค่าเวกเตอร์ของฟังก์ชันแฝง
$\mathbf{k}(x, x^T)$	แทน ความแปรปรวนร่วม หรือฟังก์ชันเคอร์เนล
K	แทน $n \times n$ เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม
$\mathbf{K}_*$	แทน เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมระหว่างข้อมูลการเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ
$\mathbf{X}_*$	แทน เมทริกซ์ของข้อมูลการเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ
$f_*$	แทน ค่าพยากรณ์ของกระบวนการเกาส์เซียน
$\mathbf{X}$	แทน เมทริกซ์ขนาด $D \times n$ ของข้อมูลการเรียนรู้ $\{x_i\}_{i=1}^n$
$\mathbf{X}_*$	แทน เมทริกซ์ของข้อมูลการเรียนรู้
$ K $	แทน ตัวกำหนดเมทริกซ์ K
$n, n_*$	แทน จำนวนข้อมูลเรียนรู้ และ จำนวนข้อมูลทดสอบ
$m(x)$	แทน ค่าเฉลี่ยของกระบวนการเกาส์เซียน
$\delta_{ij}$	แทน เดลตาไครเนกเกอร์
$cov(f_*)$	แทน ความแปรปรวนร่วม ของกระบวนการเกาส์เซียน
$\ell$	แทน ลักษณะของส่วนที่ซ้ำคาบ
$\sigma$	แทน ความยาวของส่วนที่ซ้ำคาบ

$p$	แทน ความยาวคาบของสัญญาณฟังก์ชันทางเวลา
$\theta$	แทน พารามิเตอร์ของความแปรปรวนร่วมฟังก์ชัน
$\delta_{\varepsilon}^2$	แทน ค่าความผิดพลาด
$Y_t$	แทน ข้อมูล ณ เวลาที่ $t$
$B$	แทน Backshift operator
$\varepsilon_t$	แทน ความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลาที่ $t$
$S$	แทน ความยาวของฤดูกาลใน 1 รอบ ถ้าข้อมูลเป็นรายเดือน $S = 12$
$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$	แทน พารามิเตอร์แสดงค่าของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาล อันดับที่ 1, 2, ..., $q$ ตามลำดับ
$\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$	แทน พารามิเตอร์แสดงค่าของกระบวนการถดถอยในตัวแบบไม่มีฤดูกาล อันดับที่ 1, 2, ..., $p$ ตามลำดับ
$\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_P$	แทน พารามิเตอร์แสดงค่าของกระบวนการถดถอยในตัวแบบมีฤดูกาล อันดับที่ 1, 2, ..., $P$ ตามลำดับ
$\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$	แทน พารามิเตอร์แสดงค่าของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล อันดับที่ 1, 2, ..., $Q$ ตามลำดับ
$p$	แทน อันดับที่ $p$ ของกระบวนการถดถอยในตัวแบบไม่มีฤดูกาล
$d$	แทน อันดับที่ $d$ ของการหาผลต่างแบบไม่มีฤดูกาลเพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่
$q$	แทน อันดับที่ $q$ ของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาล
$P$	แทน อันดับที่ $P$ ของกระบวนการถดถอยในตัวแบบมีฤดูกาล
$D$	แทน อันดับที่ $D$ ของการหาผลต่างแบบมีฤดูกาลเพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่
$Q$	แทน อันดับที่ $Q$ ของกระบวนการค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล

## ระยะที่ 1 การพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

### 1. ผลการออกแบบฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

จากแนวคิดทฤษฎีที่อธิบายไว้ในบทที่ 2 พบว่าฟังก์ชันเคอร์เนลแต่ละชนิดที่อยู่ภายใต้กระบวนการแบบเกาส์เซียนนั้น มีผลต่อรูปแบบของฟังก์ชันทางเวลาที่ต่างกัน สำหรับงานวิจัยนี้ผู้วิจัยสร้างฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่โดยการพิจารณาจากข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นหลัก ซึ่งลักษณะของ อนุกรมเวลาของตัวแปรหนึ่งจะประกอบไปด้วย 4 ส่วนคือ แนวโน้ม วัฏจักร ความผันแปรจากฤดูกาล ความผันผวนจากเหตุการณ์ไม่ปกติ (David, 2016, p. 1) ซึ่ง ลักษณะทั้ง 4 ดังกล่าวนี้นี้ มีความสอดคล้องกับฟังก์ชันเคอร์เนลแต่ละชนิด ลักษณะแนวโน้ม สอดคล้องกับรูปแบบของการเรียนรู้แนวโน้มในระยะยาวและมีความแปรปรวนคงที่ เป็นคุณลักษณะของฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง และเคอร์เนลเชิงเส้น ลักษณะความเป็นวัฏจักร สอดคล้องกับรูปแบบฟังก์ชันสำหรับการเรียนรู้ข้อมูลที่ซ้ำคาบแต่ไม่สม่ำเสมอ เป็นคุณลักษณะของเคอร์เนลชนิดคาบเวลา ลักษณะความผันแปรจากฤดูกาลสอดคล้องกับรูปแบบที่มีความซ้ำคาบในช่วงเวลา สอดคล้องกับคุณลักษณะของเคอร์เนลชนิดคาบเวลาซึ่งเป็นฟังก์ชันสำหรับการเรียนรู้ความคงที่แม้มีการเปลี่ยนแปลง และ ความผันผวนจากเหตุการณ์ไม่ปกติ

สอดคล้องกับเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะซึ่งเป็นฟังก์ชันสำหรับการเปลี่ยนแปลงที่ซับซ้อนขึ้นแต่ยังเปลี่ยนแปลงอย่างช้า ๆ เนื่องจากการที่ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรหนึ่งอาจประกอบไปด้วยลักษณะเพียงหนึ่งแบบ 2 แบบ 3 แบบ หรือทั้ง 4 แบบรวมกัน การเลือกใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลเพียงตัวใดตัวหนึ่งอาจไม่ครอบคลุมปัญหาของการพยากรณ์นั้น ผู้วิจัยจึงนำเอารูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 4 มารวมกัน เป็นเคอร์เนลชนิดใหม่ ด้วยโครงสร้างแบบ Sum และ Product ได้รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนลหลัก 41 รูปแบบ และใช้การวิธีจัดหมู่แต่ละรูปแบบ ได้ตามรายละเอียดดังนี้

1.1 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$

การจัดหมู่  $C_{n,r}$  จำนวนวิธีการจัดหมู่ของ  $n$  สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ  $r$  สิ่ง จะจัดได้  $\frac{n!}{(n-r)!r!}$  วิธี นำฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 4 คือ SE PER RQ LIN มาจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้  $\frac{4!}{(4-2)!2!}$  วิธี หรือ 6 วิธี คือ

$(SE*PER) (SE*RQ) (SE*LIN) (RQ*LIN) (PER*LIN) (PER*RQ)$

นำทั้ง 6 วิธี มาจัดหมู่ของ 6 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 3 สิ่ง จะจัดได้  $\frac{6!}{(6-3)!3!}$  วิธี หรือ 20 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.2 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE$

$(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้รูปแบบเดียว และตัวบวก สามารถจัดรูปแบบได้ทั้งหมด 4 วิธีด้วยกัน ดังนั้นจัดได้ทั้งหมด 4 วิธี(ภาคผนวก ก)

1.3 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$

$(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้รูปแบบเดียว ตัวบวกคือ  $SE+PER$  ใช้วิธีการจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้  $\frac{4!}{(4-2)!2!}$  วิธี หรือ 6 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.4 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$

$(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้รูปแบบเดียว ตัวบวกคือ  $SE+PER+RQ$  ใช้วิธีการจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 3 สิ่ง ดังนั้นจะจัดได้ 4 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.5 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$

$(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้รูปแบบเดียว ตัวบวกคือ  $SE+PER+RQ+LIN$  จัดได้รูปแบบเดียว นั่นคือฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$  สามารถจัดรูปแบบได้ทั้งหมด 1 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.6 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$

$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$  ใช้การจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 6 วิธี นำทั้ง 6 วิธี มาจัดหมู่ของ 6 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 3 สิ่ง จะจัดได้ 20 วิธี ตัวบวกคือ SE สามารถจัดรูปแบบได้ทั้งหมด 4 วิธี สามารถนำมาจัดรูปแบบได้ทั้งหมด  $20*4$  เท่ากับ 80 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.7 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER$

$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$  ใช้วิธีการจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 6 วิธี นำทั้ง 6 วิธี มาจัดหมู่ของ 6 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 3 สิ่งจะจัดได้ 20 วิธี ตัวบวกคือ  $SE+PER$  ใช้วิธีการจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมา













1.40 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$   
 $(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้ 1 วิธี ตัวบวก  $(SE*PER)+(SE*RQ)$  ใช้การจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 6 วิธี นำทั้ง 6 วิธี มาจัดหมู่ของ 6 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 15 วิธี ตัวบวก  $SE+PER+RQ$  ใช้การจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 3 สิ่ง จะจัดได้ 4 วิธี สามารถนำมาจัดรูปแบบได้ทั้งหมด  $1*15*4$  เท่ากับ 60 วิธี (ภาคผนวก ก)

1.41 ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$

$(SE*PER*RQ*LIN)$  จัดได้ 1 วิธี ตัวบวก  $(SE*PER)+(SE*RQ)$  ใช้การจัดหมู่ของ 4 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 6 วิธี นำทั้ง 6 วิธี มาจัดหมู่ของ 6 สิ่งที่แตกต่างกันและนำมาจัดหมู่คราวละ 2 สิ่ง จะจัดได้ 15 วิธี ตัวบวก  $SE+PER+RQ+LIN$  จัดได้ 1 วิธี สามารถนำมาจัดรูปแบบได้ทั้งหมด  $1*15*1$  เท่ากับ 15 วิธี (ภาคผนวก ก)

ดังนั้นฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง (SE) เคอร์เนลเชิงเส้น (LIN) เคอร์เนลชนิดคาบเวลา (PER) เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ (RQ) ซึ่งผู้วิจัยจึงนำเอารูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 4 รวมกัน เป็นเคอร์เนลชนิดใหม่ ด้วยโครงสร้างแบบ Sum และ Product ได้รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนลหลัก ๆ 41 รูปแบบ และเมื่อใช้การวิธีจัดหมู่แต่ละรูปแบบ ทำได้ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ทั้งหมด 3,639 ฟังก์ชัน แสดงผลสรุปจำนวนฟังก์ชันเคอร์เนลที่ได้จากแต่ละรูปแบบดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 จำนวนฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

แบบที่	รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนล	จำนวนฟังก์ชัน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	20
2	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE$	4
3	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$	6
4	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	4
5	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	1
6	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$	80
7	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER$	120
8	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	80
9	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	20
10	$(SE*PER*RQ)$	4
11	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)$	80
12	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	320
13	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER$	480
14	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER+RQ$	320

ตารางที่ 4-1 (ต่อ)

แบบที่	รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนล	จำนวนฟังก์ชัน
15	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	80
16	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)$	20
17	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE$	80
18	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$	120
19	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	80
20	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	20
21	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)$	24
22	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE$	96
23	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	144
24	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	96
25	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ+LIN$	24
26	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	60
27	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$	240
28	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER$	360
29	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	240
30	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	60
31	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)$	6
32	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	15
33	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	20
34	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE$	24
35	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER$	36
36	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	24
37	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ+LIN$	6
38	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$	60
39	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER$	90
40	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	60
41	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	15
รวม		3,639

ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ได้นั้นมีคุณสมบัติของซูเปอร์โพสิชัน (Superposition) (Duvenaud, 2014) ที่ทำให้ตัวแปรที่ควบคุมคุณลักษณะของฟังก์ชันแยกกันได้อิสระในแต่ละประเภท เมื่อทำการจำลองข้อมูล (Simulation) ฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 3,639 รูปแบบ ภายใต้กระบวนการแบบเกาส์

เพื่อหาฟังก์ชันเคอร์เนลที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยโปรแกรม Matlab ด้วยเทคนิควิธีของมอนติ คาร์โล (Monte Carlo technique) ซึ่งกำหนดสถานการณ์การจำลอง ภายใต้ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข และแต่ละเงื่อนไขทำซ้ำจำนวน 5,000 รอบ ได้ผลดังนี้

ผลของการหาฟังก์ชันเคอร์เนลที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข นำเสนอ ดังนี้

1. ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบ และการแจกแจงไวบูล แบบสมมาตรด้วยพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 และพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข
2. ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบ และการแจกแจงไวบูล แบบเบ้ซ้ายด้วยพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 และพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 5 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข
3. ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบ และการแจกแจงไวบูล แบบเบ้ขวาด้วยพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 และพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข

ในงานวิจัยนี้ใช้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD และค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE เป็นเกณฑ์เปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างขึ้นทั้ง 3,639 แบบ โดยการใช้คำสั่งในการหาทางเลือกที่ดีที่สุดทำการหาฟังก์ชันเคอร์เนลที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ได้ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลทั้ง 3,639 แบบ ภายใต้การจำลองสถานการณ์ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (ภาคผนวก ข) และได้ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดแสดงดังตารางที่ 4-2

ตารางที่ 4-2 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขของการแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา

สถานการณ ที่	ลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา	การแจกแจง ไวบูล	เคอร์เนลที่ดีที่สุด	ความคลาดเคลื่อน		
				MSE	MAPE	MAD
1	แนวโน้ม	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.28E-10	1.38E-09	1.38E-06
2	วัฏจักร	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.94E-07	4.04E-07	1.19E-05
3	ฤดูกาล	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.2E-13	5.14E-12	2E-07
4	ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.12E-06	2.91E-05	1.47E-06
5	แนวโน้มและวัฏจักร	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.76E-12	1.03E-11	2.29E-07
6	แนวโน้มและฤดูกาล	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.39E-10	9.06E-09	1.44E-05
7	แนวโน้มและความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.67E-05	3.83E-05	3.10E-06
8	วัฏจักรและฤดูกาล	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.89E-09	2.85E-08	4.02E-05
9	วัฏจักรและความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.28E-06	1.62E-05	1.46E-06
10	ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.42E-05	3.18E-05	2.97E-06
11	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.55E-08	1.37E-07	1.02E-07
12	แนวโน้ม-วัฏจักร-ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	3.82E-06	1.42E-05	1.27E-06
13	วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.65E-01	6.05E-06	5.06E-03
14	แนวโน้ม-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.67E-11	3.99E-10	1.62E-06
15	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	สมมาตร	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.67E-05	3.83E-05	3.10E-06
16	แนวโน้ม	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	3.40E-12	1.26E-10	1.02E-06
17	วัฏจักร	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.00E-05	1.62E-07	4.86E-06



ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

สถานการณ์ ที่	ลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา	การแจกแจง ไวบูล	เคอร์เนลที่ดีที่สุด	ความคลาดเคลื่อน		
				MSE	MAPE	MAD
18	ฤดูกาล	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.85E-14	3.63E-12	1.83E-07
19	ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	6.56E-06	4.02E-05	2.00E-06
20	แนวโน้ม-วัฏจักร	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.12E-12	7.58E-12	2.59E-07
21	แนวโน้ม-ฤดูกาล	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.23E-09	1.45E-08	5.73E-06
22	แนวโน้ม-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.08E-06	2.17E-05	2.22E-06
23	วัฏจักร-ฤดูกาล	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.26E-09	3.72E-08	5.54E-05
24	วัฏจักร-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	6.64E-06	1.82E-05	1.77E-06
25	ฤดูกาล-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	3.44E-06	1.19E-05	1.26E-06
26	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	3.51E-08	1.28E-07	9.11E-05
27	แนวโน้ม-วัฏจักร-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.68E-06	1.74E-05	1.72E-06
28	วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.20E-01	4.08E-06	3.59E-03
29	แนวโน้ม-ฤดูกาล-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.20E-09	9.57E-09	2.86E-05
30	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปกติ	เบ้ขวา	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.06E-07	1.88E-06	4.36E-04
31	แนวโน้ม	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	6.16E-10	1.71E-09	1.59E-05
32	วัฏจักร	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.49E-02	1.72E-03	4.40E-05
33	ฤดูกาล	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	7.84E-14	5.79E-12	1.34E-07
34	ความไม่ปกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.26E-06	2.21E-05	1.05E-06
35	แนวโน้ม-วัฏจักร	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	8.26E-13	4.05E-12	2.94E-07

ตารางที่ 4-2 (ต่อ)

สถานการณ์ ที่	ลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา	การแจกแจง ไวบูล	เคอร์เนลที่ดีที่สุด	ความคลาดเคลื่อน		
				MSE	MAPE	MAD
36	แนวโน้ม-ฤดูกาล	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	3.67E-09	2.17E-08	6.50E-06
37	แนวโน้ม-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.56E-06	1.29E-05	1.60E-06
38	วัฏจักร-ฤดูกาล	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	6.13E-09	2.31E-08	3.87E-05
39	วัฏจักร-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	4.85E-07	4.49E-06	4.59E-07
40	ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.94E-06	9.61E-06	1.03E-06
41	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.46E-09	3.99E-08	3.41E-05
42	แนวโน้ม-วัฏจักร-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	1.05E-06	6.98E-06	7.51E-07
43	วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	7.22E-02	2.23E-06	2.09E-03
44	แนวโน้ม-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	9.71E-11	5.32E-10	2.46E-06
45	แนวโน้ม-วัฏจักร-ฤดูกาล-ความไม่ปรกติ	เบ้ซ้าย	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	2.98E-07	1.43E-06	3.95E-04

จากตารางที่ 4-2 พบว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดในแต่ละสถานการณ์ ทั้ง 45 สถานการณ์คือฟังก์ชันเคอร์เนล

$$k_{SE*RQ*LIN} + k_{PER*LIN} + k_{LIN}$$

สามารถอธิบายได้ว่ารูปแบบการคูณด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลเลขชี้กำลังสองเป็นการนำเอาความสัมพันธ์ระยะยาวจากรูปแบบหรือเป็นการเปลี่ยนแปลงความสัมพันธ์อย่างช้า ๆ ส่วนการคูณด้วยเคอร์เนลเชิงเส้น ทำให้มีค่าเทียบเท่ากับการคูณฟังก์ชันที่มีการสร้างตัวแบบโดยฟังก์ชันเชิงเส้นทำให้เกิดการเบี่ยงเบนมาตรฐาน โดยไม่มีผลต่อความสัมพันธ์ระหว่างค่าฟังก์ชัน เมื่อคูณด้วยเคอร์เนลกำลังสองตรรกยะทำให้ความแน่นอนที่มีความเปลี่ยนแปลงที่ซับซ้อนในระยะยาวมีความเนียนเรียบอย่างช้า ๆ ประกอบด้วยไฮเปอร์พารามิเตอร์ 8 ตัว คือ  $\theta_1$  ทำหน้าที่ความคุมแอมพลิจูดของข้อมูล  $\theta_2$  กำหนดความไวในการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล  $\theta_3$   $\theta_4$  และ  $\theta_6$  ทำหน้าที่ถ่วงน้ำหนักความแปรปรวนของข้อมูลที่เกิดจากการเปลี่ยนแปลง ส่วน  $\theta_5$  ทำหน้าที่ปรับความถี่ของแต่ละช่วงเวลา  $\theta_7$  ควบคุมความขนาดของแตกต่างของข้อมูล และ  $\theta_8$  ควบคุมความแปรปรวนของข้อมูล ซึ่งผลที่ได้จากคูณของเคอร์เนลทั้งสาม ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงของแนวโน้มที่มีความเปลี่ยนแปลงที่ซับซ้อนในระยะยาวมีความเนียนเรียบอย่างช้า ๆ โดยมีรูปแบบตามสมการที่ (80) และ (81)

$$k_{SE*RQ*LIN}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{(x-x')^2}{2\ell^2}\right) \left(1 + \frac{(x-x^T)^2}{2\alpha\ell^2}\right)^{-\alpha} (x-\ell)(x'-\ell) \quad (80)$$

$$k_{SE*RQ*LIN}(x, x^T) = \theta_1^2 \exp\left(-\frac{(x-x^T)^2}{2\theta_2^2}\right) \left(1 + \frac{(x-x^T)^2/\theta_5}{2\theta_3\theta_4}\right)^{-\theta_6} (x-\theta_7)(x^T-\theta_8) \quad (81)$$

รูปแบบที่ซ้ำคาบในแต่ละเดือน และในระหว่างเดือนยังประกอบไปด้วยความไม่สม่ำเสมอของข้อมูลด้วย รวมทั้งมีความเป็นฤดูกาล เพื่อให้มีประสิทธิภาพสำหรับข้อมูลที่มีความผันผวนซับซ้อนที่เกิดจากตัวแปรภายนอกอื่น ๆ เคอร์เนลที่มีการคูณกันระหว่างเคอร์เนลชนิดคาบเวลา กับเคอร์เนลเชิงเส้น ตามสมการที่ (82) มี  $\theta_9$  ทำหน้าที่ในการกำหนดความไวในการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล ซึ่งจะสอดคล้องกับ  $\theta_{10}$  ที่ทำหน้าที่ในการปรับความถี่ในส่วนที่ซ้ำคาบ และ  $\theta_{11}$  ทำหน้าที่ในการกำหนดคาบให้กับข้อมูล ซึ่งจะช่วยให้เอาท์พุทมีความซ้ำคาบและความแปรปรวนอยู่ด้วย  $\theta_{12}$  และ  $\theta_{13}$  ทำหน้าที่ในการควบคุมความขนาดของแตกต่างของข้อมูล กำหนดขนาดของข้อมูล การคูณกันระหว่างเคอร์เนลเชิงเส้นกับ ฟังก์ชันเคอร์เนลชนิดคาบเวลา ทำให้เกิดความแปรปรวนน้อย มีช่วงของแอมพลิจูดที่กว้างเพิ่มขึ้น

$$k_{PER*LIN}(x, x^T) = \sigma^2 \exp\left(-\frac{2 \sin^2(|x-x^T|/p)}{\ell^2}\right) (x-\ell)(x^T-\ell) \quad (82)$$

$$k_{PER*LIN}(x, x^T) = \theta_9^2 \exp\left(\frac{2 \sin^2(|x-x^T|/\theta_{11})}{\theta_{10}^2}\right) (x-\theta_{12})(x^T-\theta_{13}) \quad (83)$$

ข้อมูลมีรูปแบบแนวโน้มเชิงเส้นระยะยาว ดังนั้นการบวกด้วยคอร์เนลเชิงเส้น ทำให้แนวโน้มในระยะยาวมีความเนียนเรียบ มีความแปรปรวนคงที่มากขึ้น โดยมีรูปแบบของฟังก์ชันตามสมการ (84) ประกอบด้วยไฮเปอร์พารามิเตอร์ คือ  $\theta_{14}$  ทำหน้าที่ความคุมแอมพลิจูดของข้อมูล  $\theta_{15}$  และ  $\theta_{16}$  ทำหน้าที่ความคุมความแตกต่างของข้อมูลให้มีความแปรปรวนคงที่

$$k_{Lin}(x, x^T) = \sigma(x-\ell)(x^T-\ell) \quad (84)$$

$$k_{LIN}(x, x^T) = \theta_{14}(x-\theta_{15})(x^T-\theta_{16})$$

ดังนั้นได้ฟังก์ชันคอร์เนลใหม่ตาม สมการ (85) และ (86)

$$k(x, x^T) = k_{SE*RQ*LIN} + k_{Per*LIN} + k_{LIN} \quad (85)$$

$$k(x, x^T) = \left( \sigma^2 \exp\left(-\frac{(x-x^T)^2}{2\ell^2}\right) \left(\frac{(1+(x-x^T)^2/p)}{2\alpha\ell^2}\right)^{-\alpha} (x-\ell)(x^T-\ell) \right) + \left( \sigma^2 \exp\left(\frac{2 \sin^2(|x-x^T|/p)}{\ell^2}\right) (x-\ell)(x^T-\ell) \right) + (\sigma(x-\ell)(x^T-\ell)) \quad (86)$$

## 2. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันคอร์เนลใหม่ คอร์เนลเลขชี้กำลังสอง คอร์เนลชนิดคาบเวลา คอร์เนลกำลังสองตรรกยะและคอร์เนลเชิงเส้น

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันคอร์เนลใหม่ คอร์เนลเลขชี้กำลังสอง คอร์เนลชนิดคาบเวลา คอร์เนลกำลังสองตรรกยะและ คอร์เนลเชิงเส้นใช้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD และค่าคลาดเคลื่อน ร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE เป็นเกณฑ์เปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันคอร์เนลใหม่ คอร์เนลเลขชี้กำลังสอง คอร์เนลชนิดคาบเวลา คอร์เนลกำลังสองตรรกยะและ คอร์เนลเชิงเส้น ทั้งนี้ประสิทธิภาพของฟังก์ชันคอร์เนล

พิจารณาในด้านความเที่ยงตรง (Precision) และความแม่นยำ (Accuracy) โดยพิจารณาความเที่ยงตรงของฟังก์ชันเคอร์เนลจากค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD และพิจารณาความแม่นยำของฟังก์ชันเคอร์เนลจากค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE หากค่าเฉลี่ยของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยของฟังก์ชันเคอร์เนลใดมีค่าต่ำสุด ก็ถือว่าเป็นฟังก์ชันเคอร์เนลที่มีความเที่ยงตรงสูงกว่า และคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยของฟังก์ชันเคอร์เนลใดมีค่าต่ำสุด ก็ถือว่าเป็นฟังก์ชันเคอร์เนลที่มีความแม่นยำสูงกว่า เมื่อทำการจำลองข้อมูล (Simulation) โดยโปรแกรม Matlab ด้วยเทคนิควิธีของมอนติ คาร์โล (Monte Carlo technique) ซึ่งกำหนดสถานการณ์การจำลอง ภายใต้ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข และแต่ละเงื่อนไขทำซ้ำจำนวน 5,000 รอบ

ผลของประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ เปรียบเทียบเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และ เคอร์เนลเชิงเส้นแสดงดังนี้

ตารางที่ 4-3 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบแนวโน้มอย่างเดียว

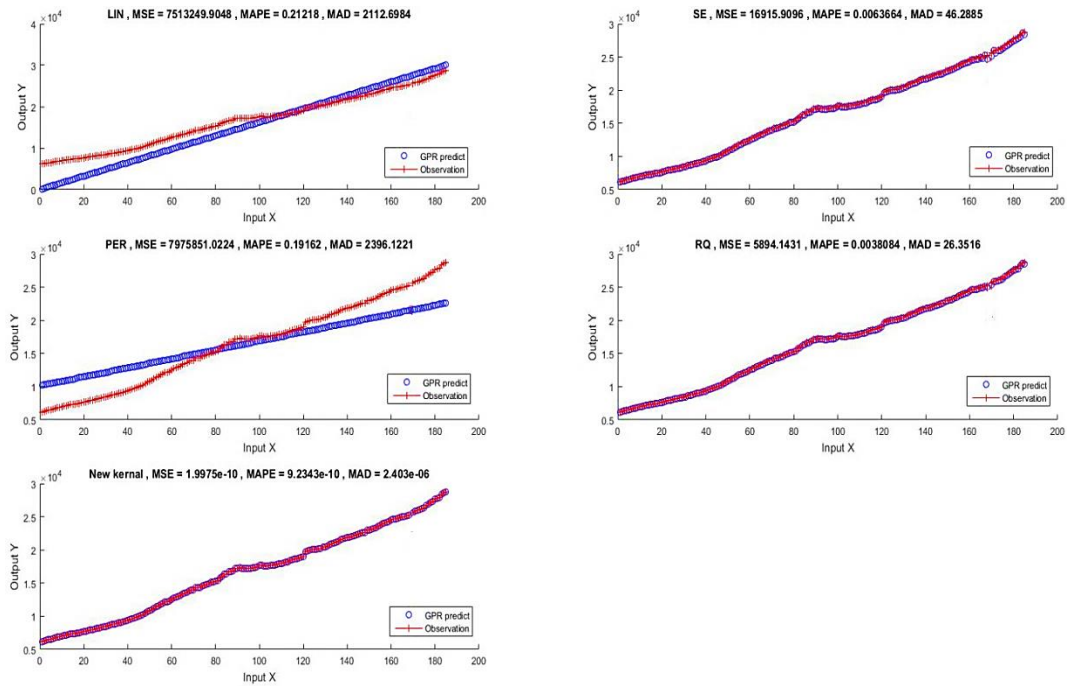
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	2.00E-10	9.23E-10	2.40E-06	5.17E-09	4.44E-08	4.62E-05	1.85E-06	4.73E-08	3.39E-04
SE	1.69E+04	6.36E-03	4.63E+01	1.05E+00	1.05E+00	2.09E-01	1.53E+04	5.94E-03	4.43E+01
PER	7.98E+06	1.92E-01	2.40E+03	7.93E+04	2.26E-01	2.37E+02	7.48E+06	1.91E-01	2.35E+03
RQ	5.89E+03	3.81E-03	2.64E+01	1.61E-05	2.48E-06	2.88E-03	4.88E+03	3.43E-03	2.40E+01
LIN	7.51E+06	2.12E-01	2.11E+03	1.18E+05	3.02E-01	2.28E+02	7.66E+06	2.17E-01	2.12E+03

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

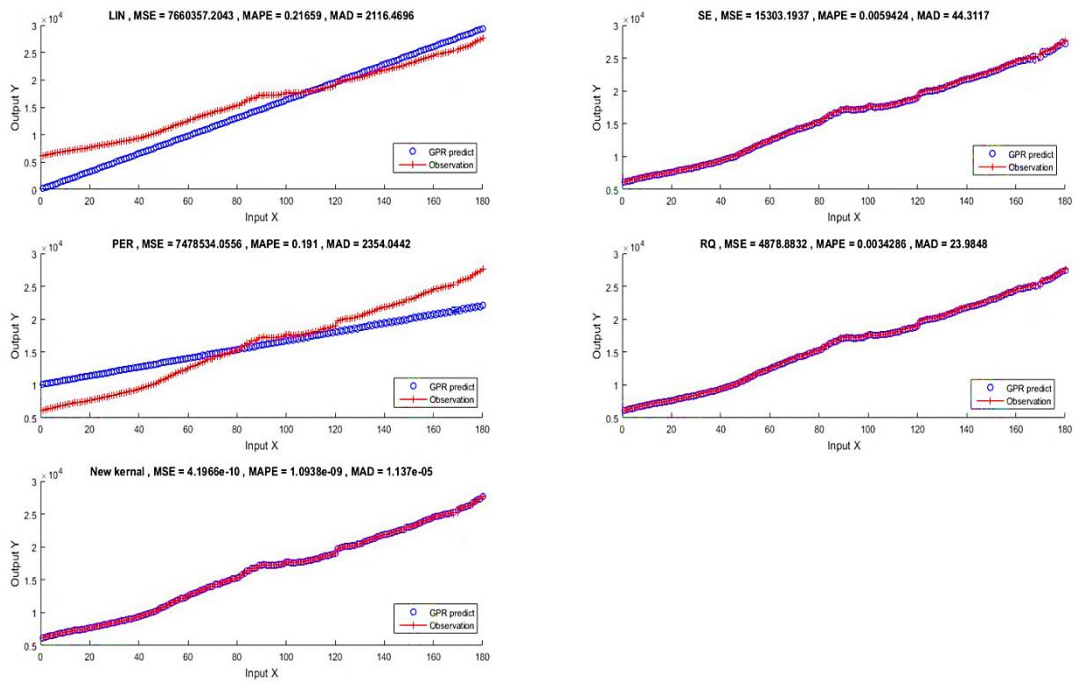
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบแนวโน้มอย่างเดียว ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.00E-10, 9.23E-10 และ 2.40E-06 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.69E+04, 6.36E-03 และ 4.63E+01 เคอร์เนลชนิดคาบเวลาให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 7.98E+06, 1.92E-01 และ 2.40E+03 เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.89E+03, 3.81E-03 และ 2.64E+01 และเคอร์เนลเชิงเส้นให้ค่า

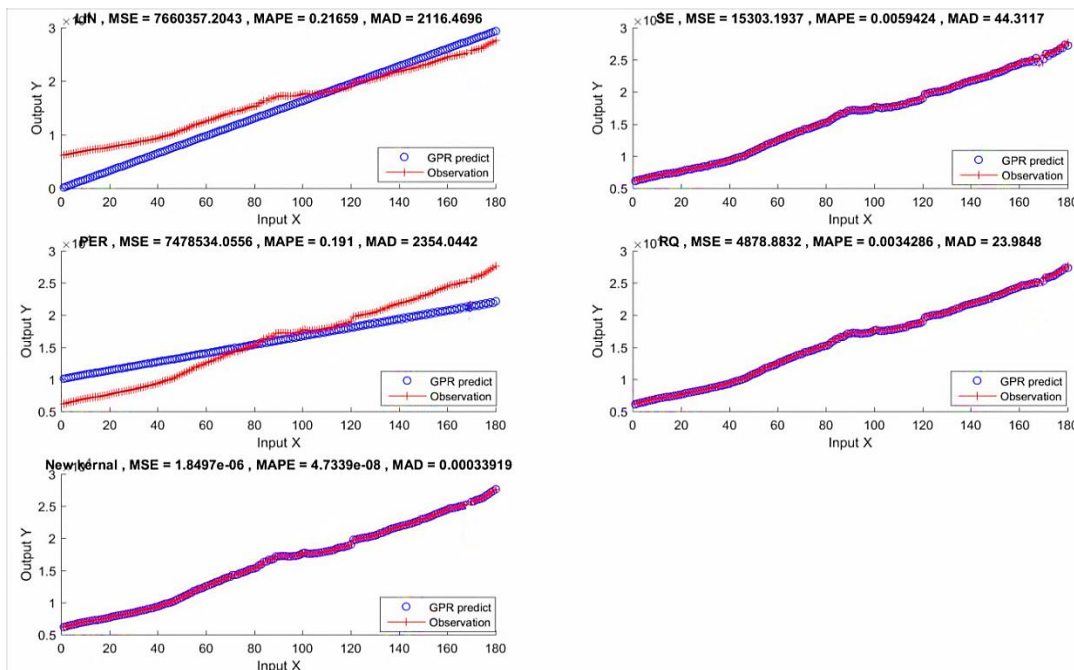




ภาพที่ 4-1 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-2 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-3 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-4 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบวิภูจักรอย่างเดียว

KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	1.51E-06	3.69E-05	8.92E-04	1.62E-06	3.52E-05	9.40E-04	1.67E-06	3.89E-05	9.39E-04
SE	2.36E+01	1.51E-01	3.83E+00	2.35E+01	1.51E-01	3.83E+00	2.38E+01	1.53E-01	3.86E+00
PER	4.75E+01	2.02E-01	5.15E+00	5.05E+01	2.08E-01	5.34E+00	4.45E+01	2.13E-01	5.21E+00
RQ	2.14E+00	4.30E-02	1.03E+00	2.16E+00	4.33E-02	1.04E+00	2.20E+00	4.41E-02	1.05E+00
LIN	4.15E+02	5.15E-01	1.59E+01	4.29E+02	5.11E-01	1.62E+01	4.25E+02	5.31E-01	1.62E+01

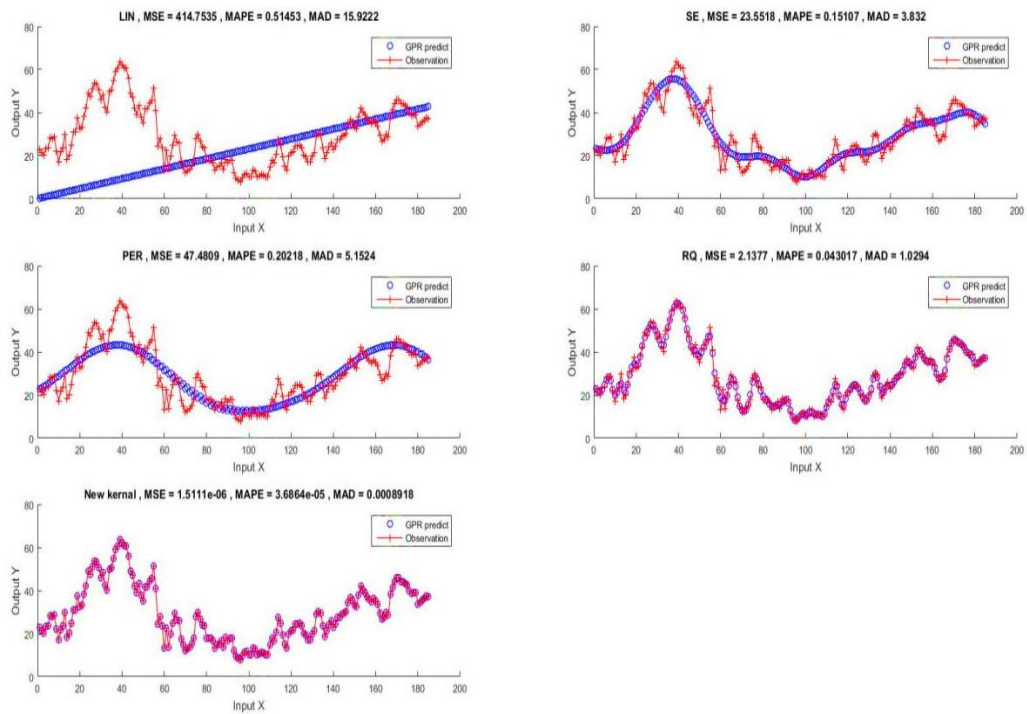
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลแบบวิภูจักรอย่างเดียว ดังนี้

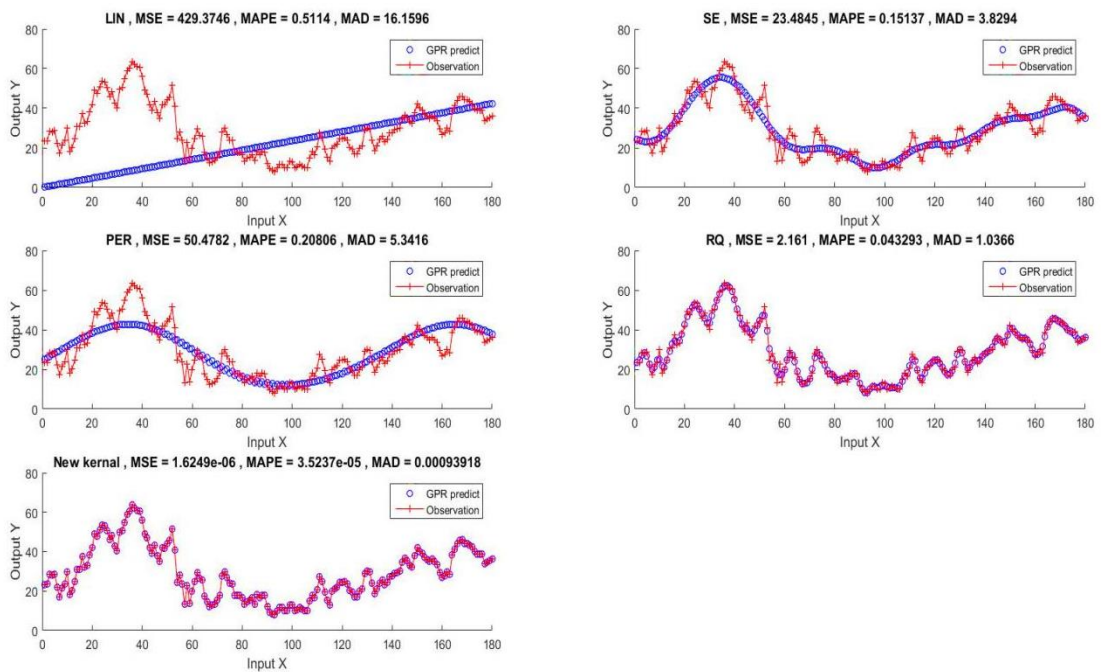
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.51E-06, 3.69E-05 และ 8.92E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง



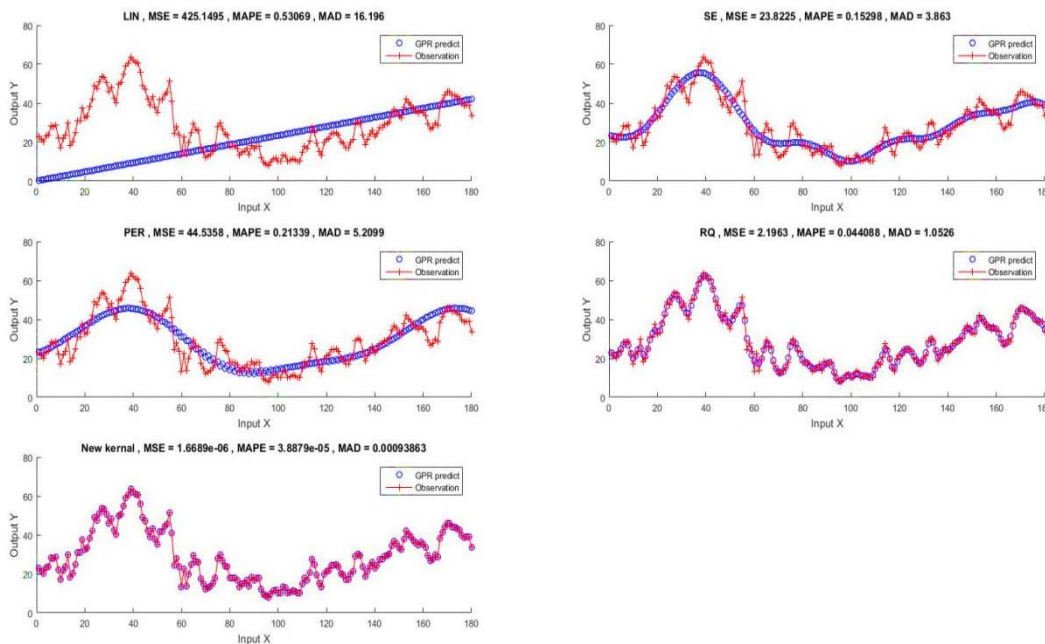




ภาพที่ 4-4 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวิวัฒนาการอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-5 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวิวัฒนาการอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-6 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวิวัฒนาการอย่างเดียวน และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-5 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียวน

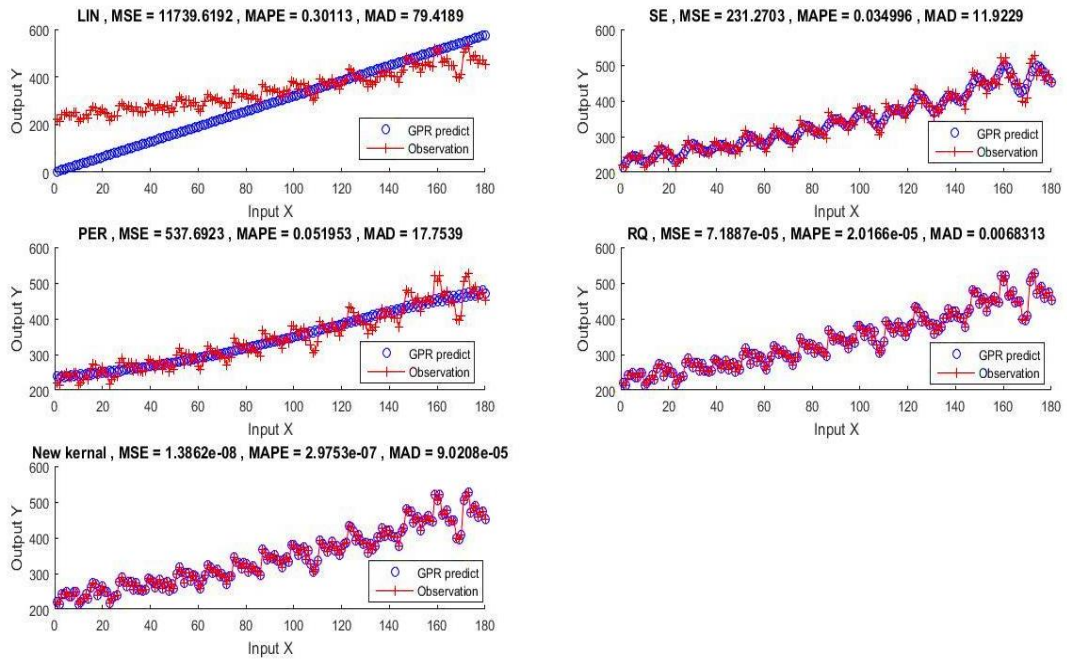
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	1.39E-08	2.98E-07	9.02E-05	2.40E-14	5.40E-11	1.10E-07	4.67E-11	6.66E-12	1.45E-06
SE	2.31E+02	3.50E-02	1.19E+01	3.06E+07	4.26E-01	3.56E+03	3.05E+07	4.16E-01	3.58E+03
PER	5.38E+02	5.20E-02	1.78E+01	2.23E+10	9.05E+01	1.27E+05	2.21E+10	8.71E+01	1.27E+05
RQ	7.19E-05	2.02E-05	6.83E-03	2.48E+07	3.72E-01	3.28E+03	2.49E+07	3.63E-01	3.30E+03
LIN	1.17E+04	3.01E-01	7.94E+01	2.87E+10	1.84E+01	1.32E+05	2.87E+10	1.73E+01	1.32E+05

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

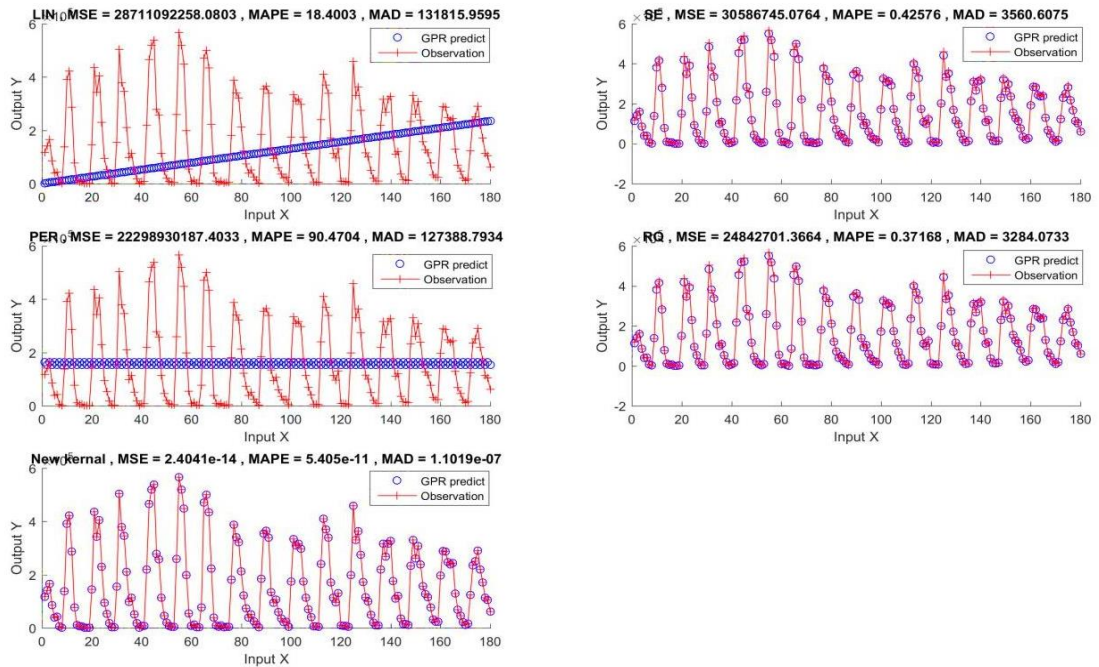
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียวน ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.39E-08, 2.98E-07 และ 9.02E-05 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD

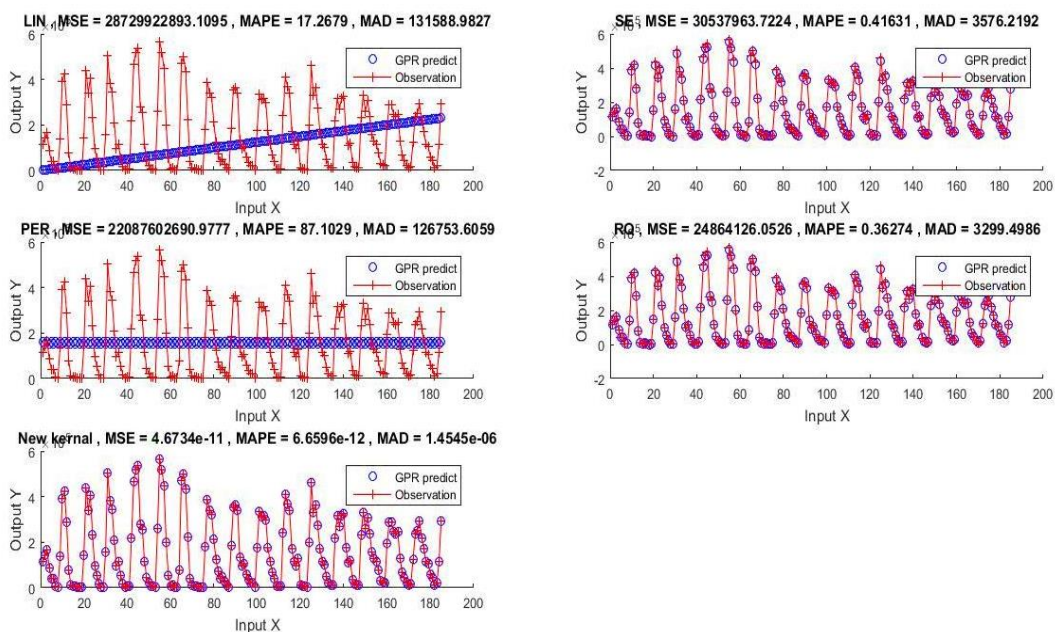




ภาพที่ 4-7 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-8 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-9 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-6 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว

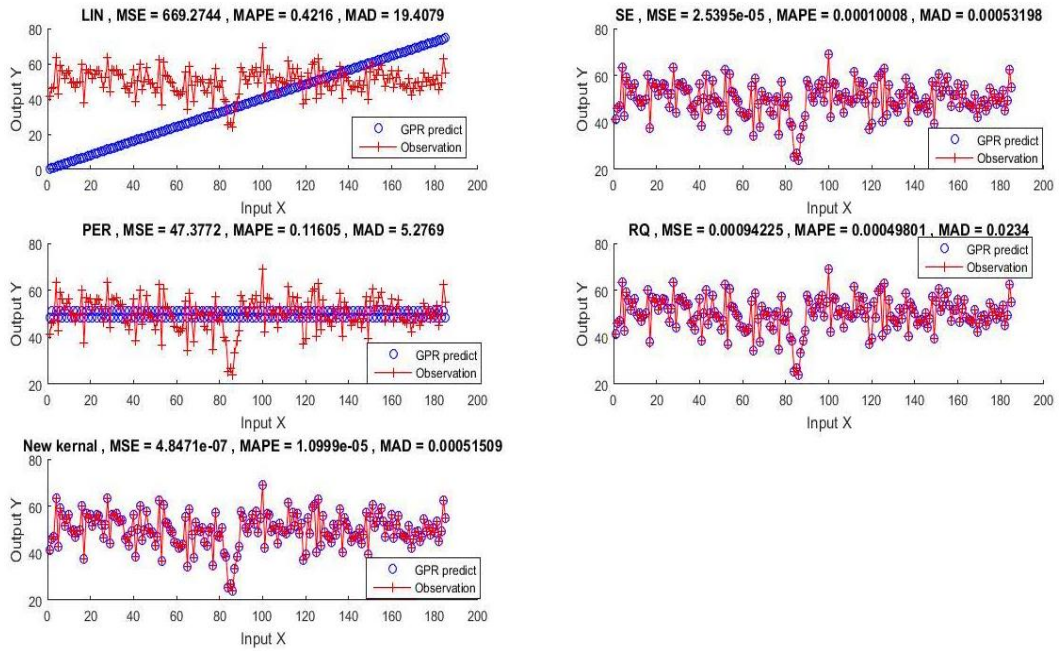
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	4.85E-07	1.10E-05	5.15E-04	9.19E-07	1.30E-05	6.69E-04	4.06E-06	3.12E-05	1.50E-03
SE	2.54E-05	1.00E-04	5.32E-04	3.09E-05	1.11E-04	5.88E-04	1.48E+00	1.96E-02	9.47E-01
PER	4.74E+01	1.16E-01	5.28E+00	4.74E+01	1.16E-01	5.27E+00	4.72E+01	1.16E-01	5.24E+00
RQ	9.42E-04	4.98E-04	2.34E-02	1.22E-03	5.69E-04	2.66E-02	2.31E-03	7.87E-04	3.67E-02
LIN	6.69E+02	4.22E-01	1.94E+01	6.74E+02	4.24E-01	1.94E+01	6.83E+02	4.23E-01	1.95E+01

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

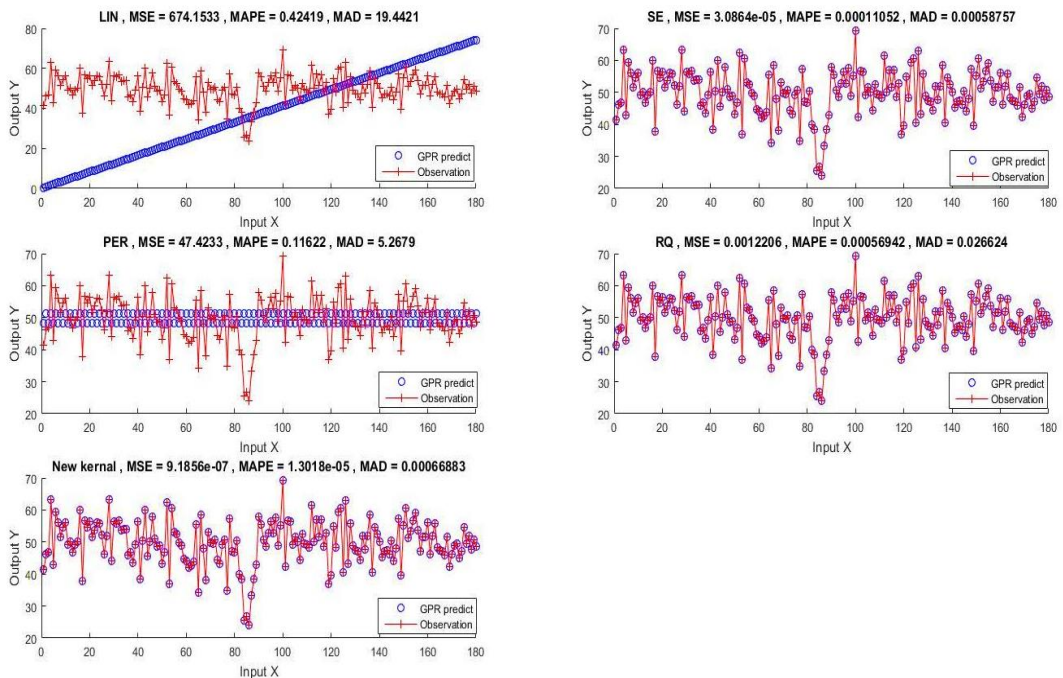
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 4.85E-07, 1.10E-05 และ 5.15E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบน



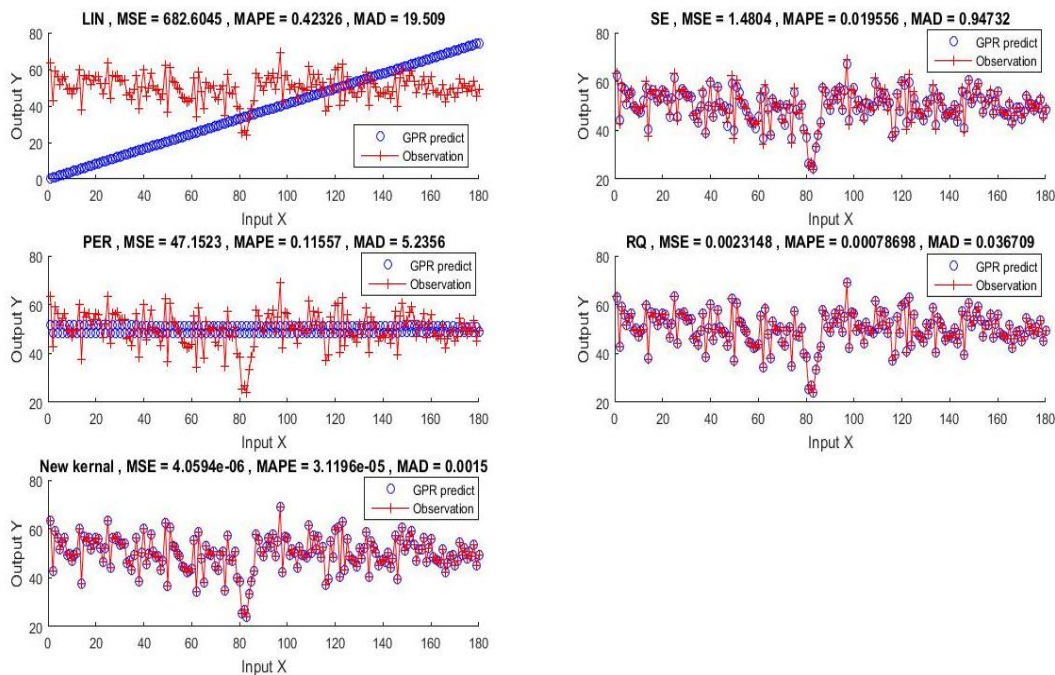


ภาพที่ 4-10 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-11 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา





ภาพที่ 4-12 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-7 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การ แจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร

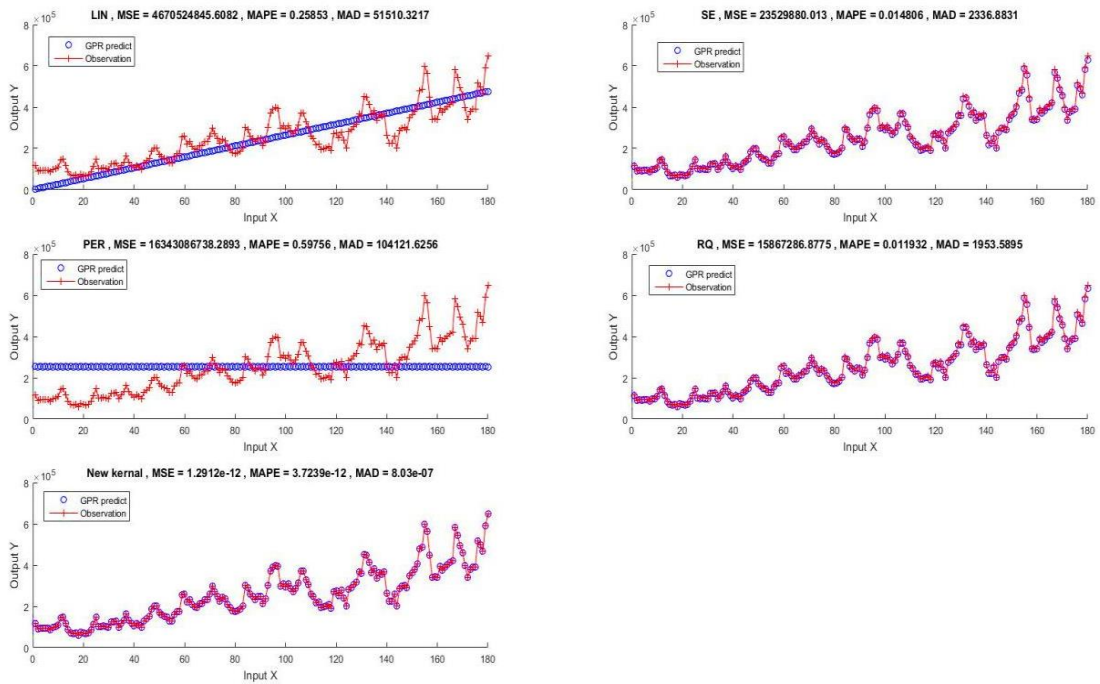
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	1.29E-12	3.72E-12	8.03E-07	9.64E-12	1.24E-11	2.48E-06	1.72E-09	1.17E-10	1.50E-05
SE	2.35E+07	4.67E+09	2.34E+03	2.16E+07	1.47E-02	2.25E+03	2.36E+07	1.47E-02	2.37E+03
PER	1.63E+10	5.98E-01	1.04E+05	1.49E+10	5.88E-01	1.00E+05	1.69E+10	6.09E-01	1.06E+05
RQ	1.59E+07	1.19E-02	1.95E+03	1.44E+07	1.19E-02	1.88E+03	1.58E+07	1.19E-02	1.97E+03
LIN	4.67E+09	2.59E-01	5.15E+04	4.39E+09	2.55E-01	4.96E+04	4.53E+09	2.50E-01	5.05E+04

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแถว

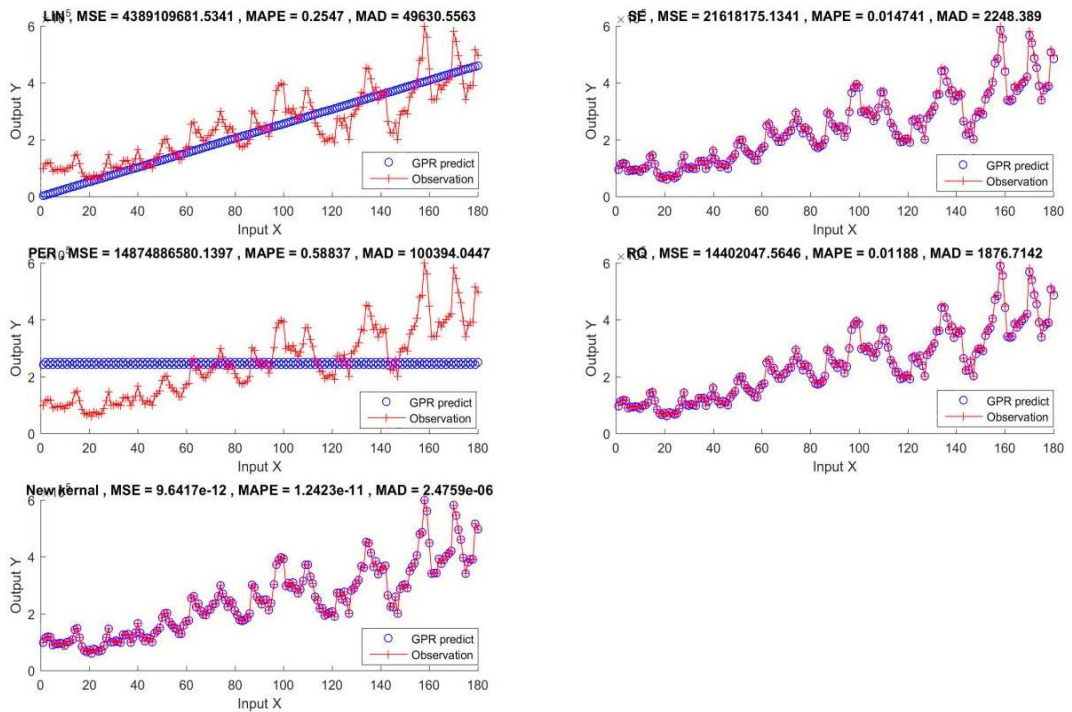
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.29E-12, 3.72E-12 และ 8.03E-07 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่า

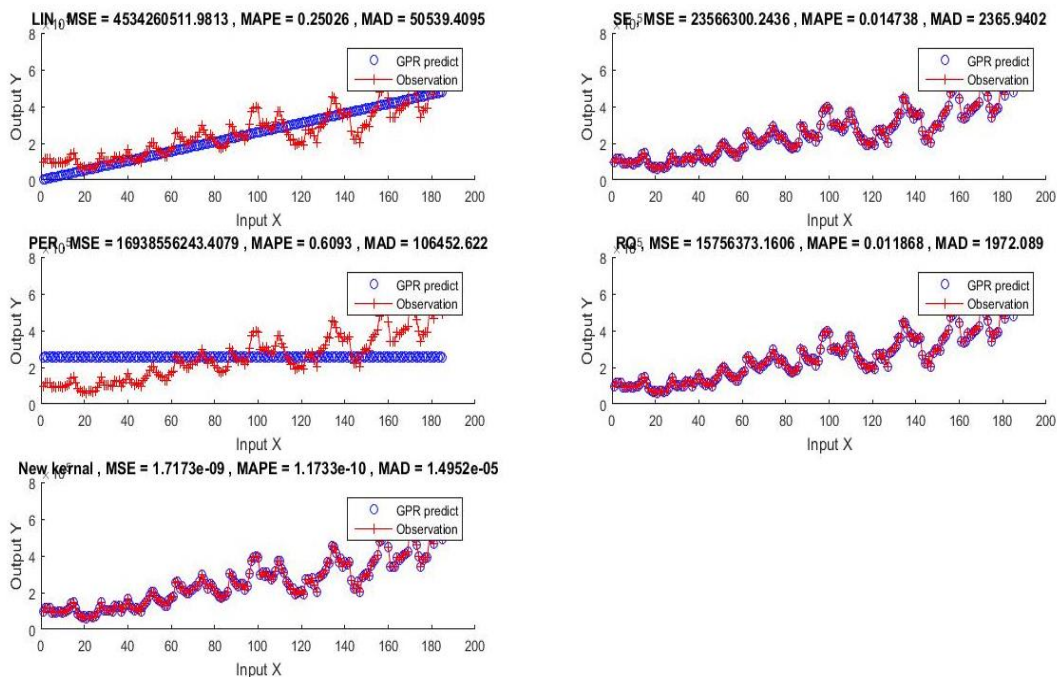




ภาพที่ 4-13 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-14 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-15 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-8 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล

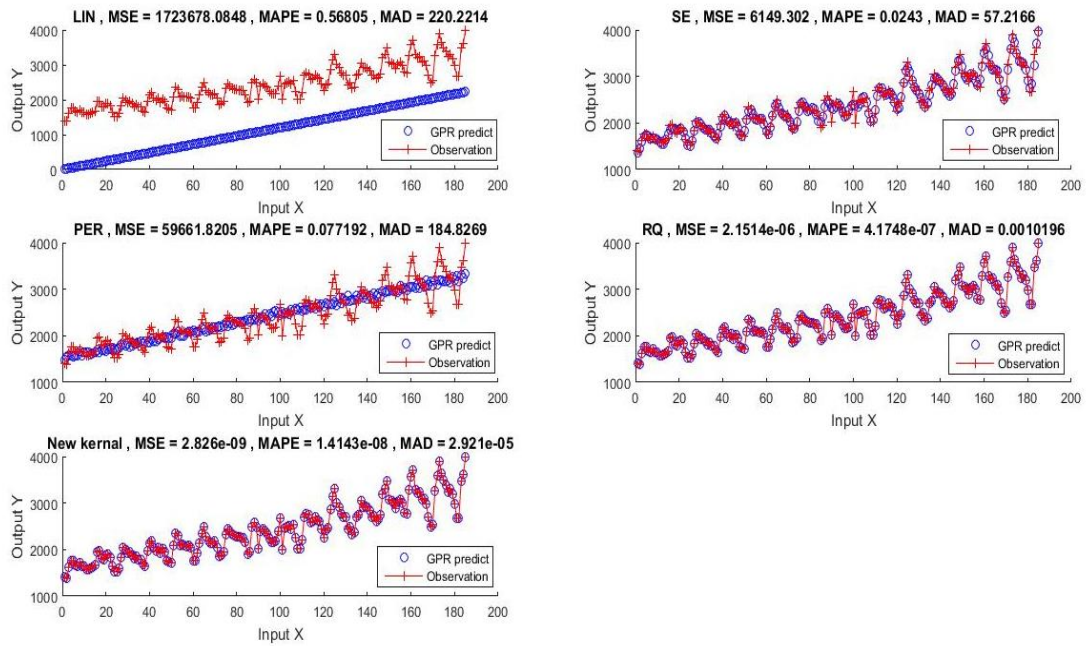
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	2.83E-09	1.41E-08	2.92E-05	3.51E-10	4.64E-09	8.54E-06	2.33E-09	1.11E-08	2.39E-05
SE	6.15E+03	2.43E-02	5.72E+01	1.72E+02	4.02E-03	9.89E+00	3.61E-05	1.94E-06	4.82E-03
PER	5.97E+04	7.72E-02	1.85E+02	5.24E+04	7.54E-02	1.76E+02	2.47E+05	1.85E-01	4.30E+02
RQ	2.15E-06	4.17E-07	1.02E-03	2.67E-06	4.77E-07	1.14E-03	2.17E-06	4.20E-07	1.02E-03
LIN	1.72E+06	5.68E-01	2.20E+02	1.95E+06	6.09E-01	1.92E+02	2.12E+06	6.25E-01	1.93E+02

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

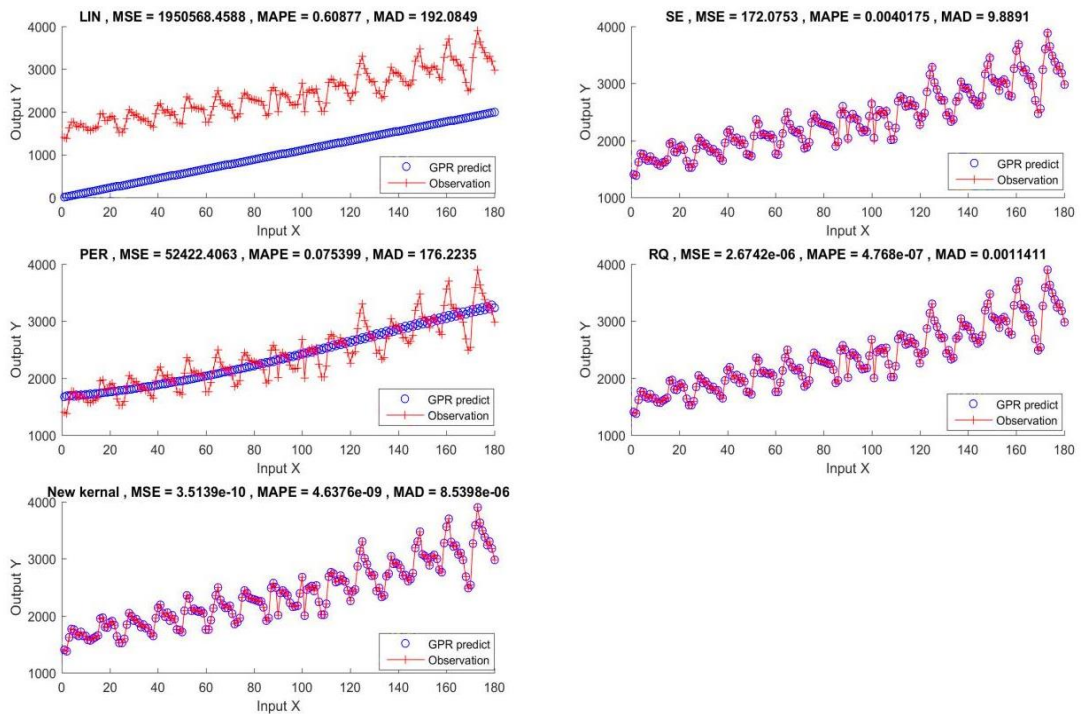
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.83E-09, 1.41E-08 และ 2.92E-05 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่า

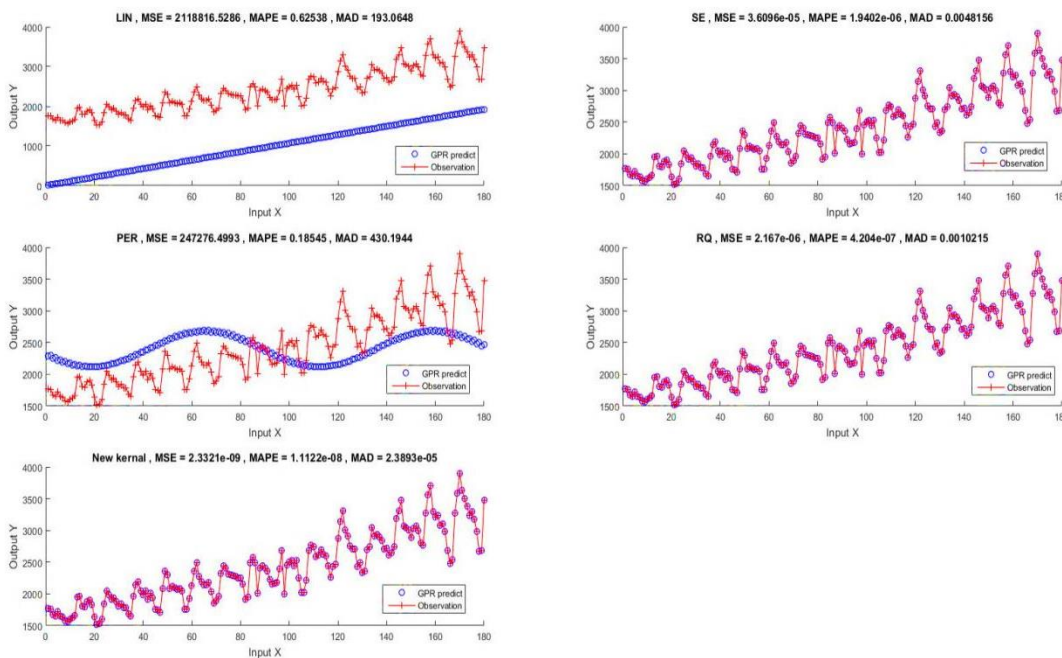




ภาพที่ 4-16 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-17 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-18 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-9 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ

KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	7.78E-07	5.14E-06	6.10E-04	1.76E-07	2.50E-06	3.04E-04	6.61E-02	8.55E-04	6.08E-02
SE	1.07E+02	4.68E-02	7.40E+00	7.41E+01	3.82E-02	6.06E+00	7.25E+01	3.85E-02	5.98E+00
PER	1.45E+02	5.64E-02	8.66E+00	1.16E+02	4.99E-02	7.91E+00	1.09E+02	4.83E-02	7.56E+00
RQ	2.71E-04	7.69E-05	1.20E-02	4.05E-04	9.24E-05	1.46E-02	9.00E-02	1.41E-03	2.17E-01
LIN	1.76E+03	2.98E-01	3.23E+01	1.86E+03	3.01E-01	3.34E+01	1.69E+03	2.97E-01	3.21E+01

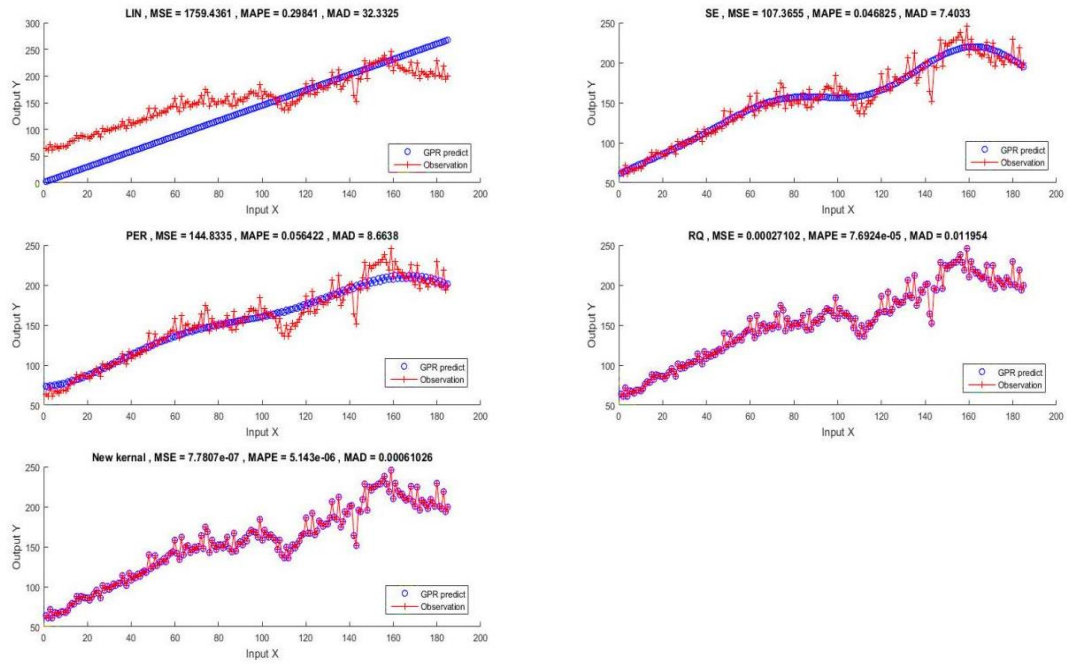
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ ดังนี้

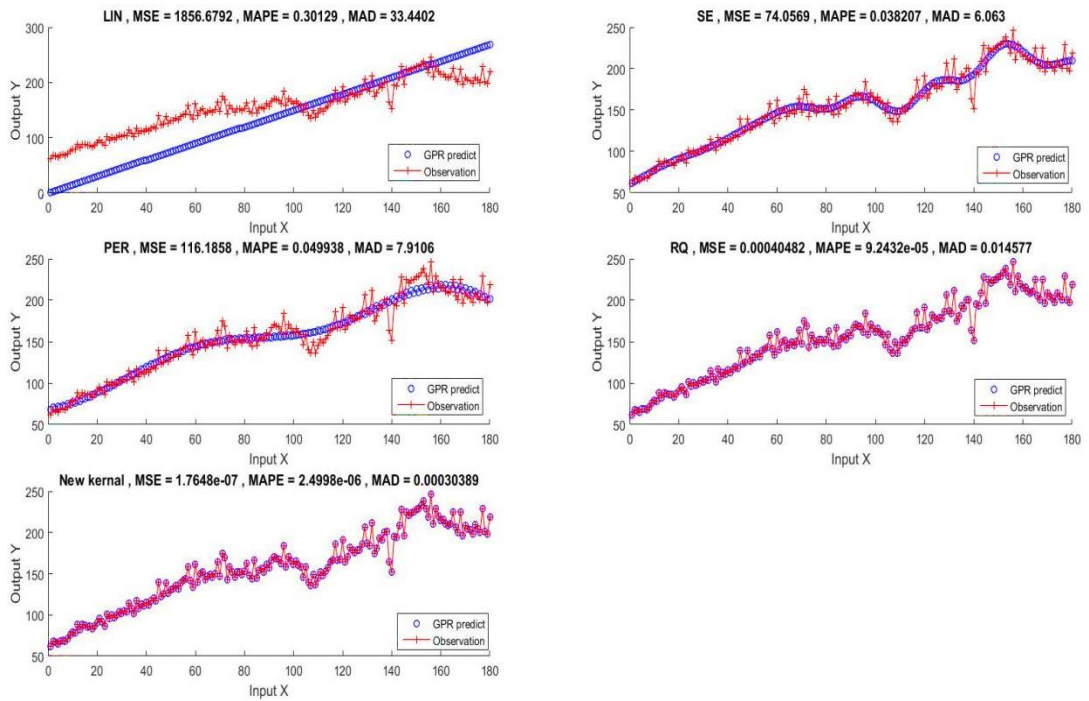
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 7.78E-07, 5.14E-06 และ 6.10E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง



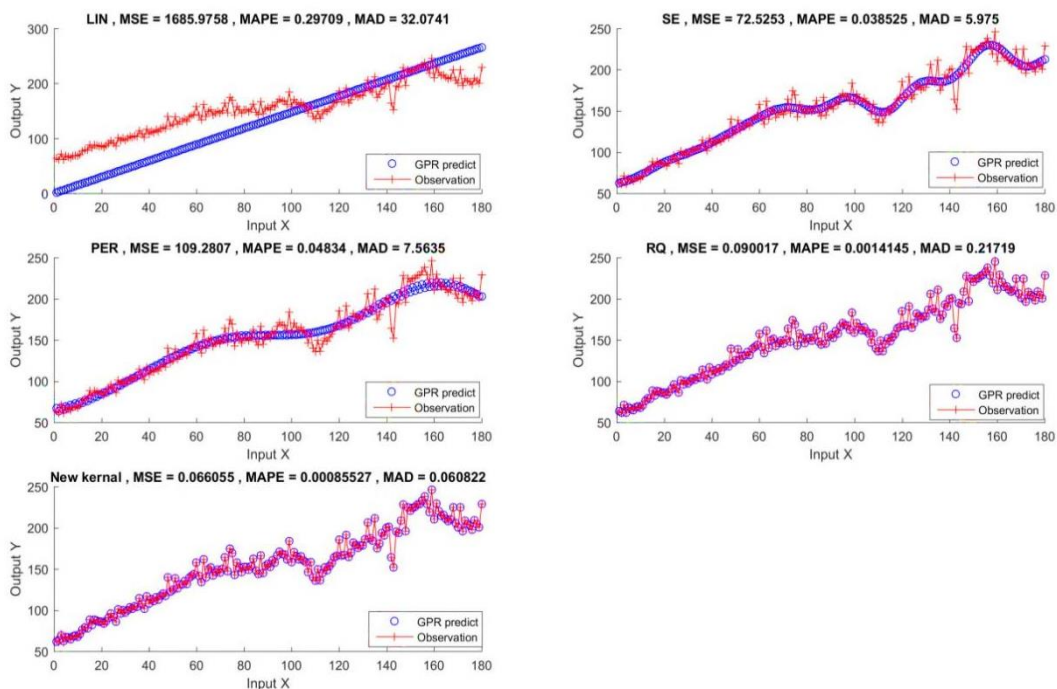




ภาพที่ 4-19 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-20 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-21 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-10 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวิฎจักรและฤดูกาล

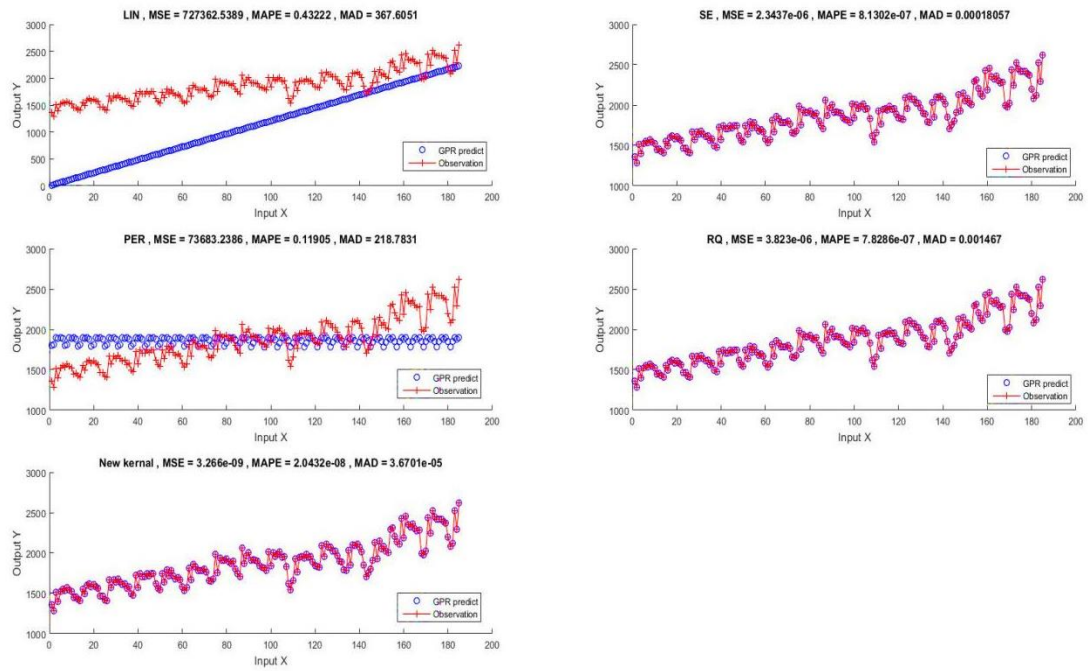
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	3.27E-09	2.04E-08	3.67E-05	1.28E-09	1.05E-08	2.02E-05	5.61E-09	3.45E-08	4.90E-05
SE	2.34E-06	8.13E-07	1.81E-04	5.90E+01	4.11E-03	8.81E-01	5.70E-04	1.27E-05	2.71E-03
PER	7.37E+04	1.19E-01	2.19E+02	2.30E+04	6.33E-02	1.17E+02	1.56E+04	5.27E-02	9.81E+01
RQ	3.82E-06	7.83E-07	1.47E-03	6.17E-07	3.19E-07	5.88E-04	3.53E-06	7.50E-07	1.41E-03
LIN	7.27E+05	4.32E-01	3.68E+02	7.68E+05	4.52E-01	3.50E+02	7.98E+05	4.58E-01	3.50E+02

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

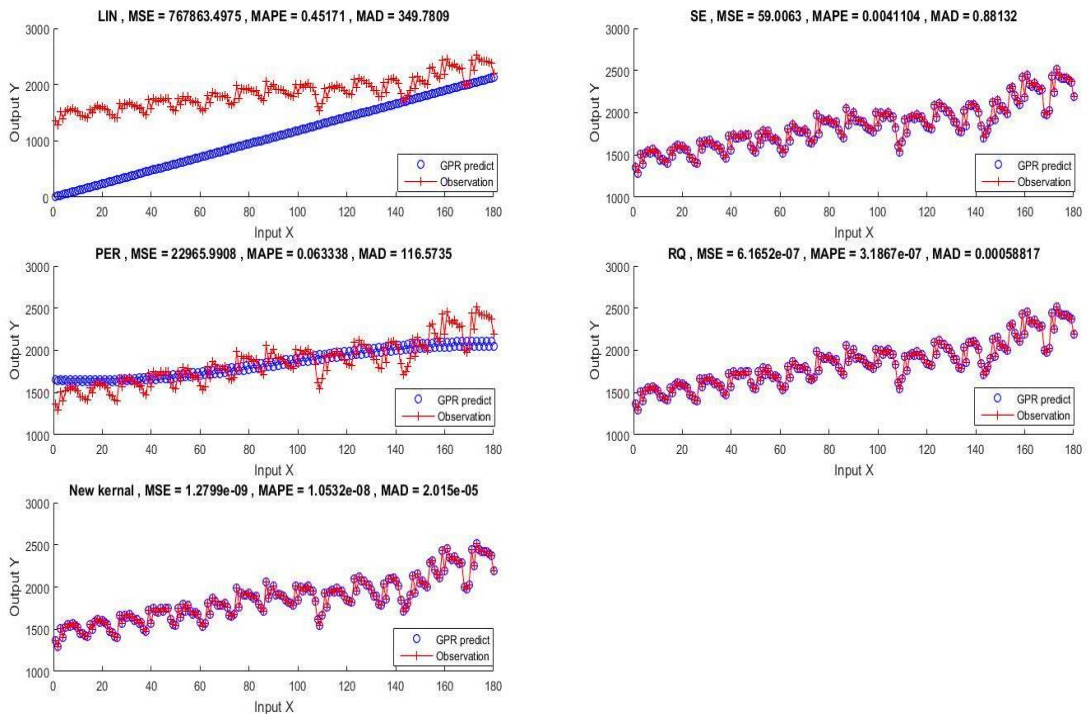
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวิฎจักรและฤดูกาลดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 3.27E-09, 2.04E-08 และ 3.67E-05 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่า

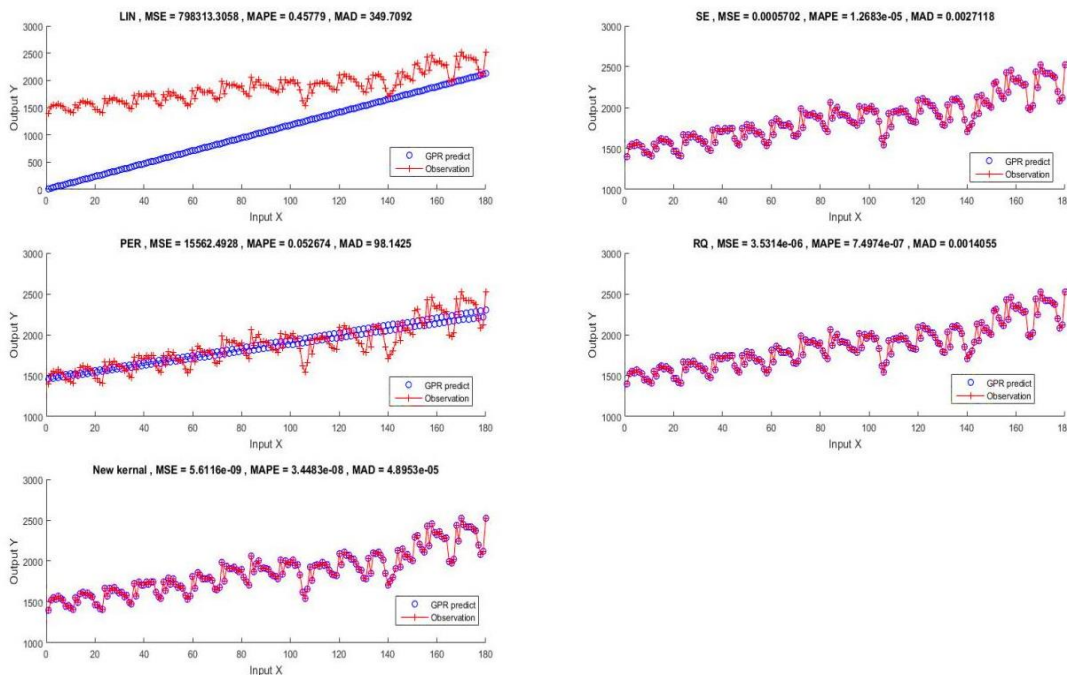




ภาพที่ 4-22 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-23 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-24 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-11 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ

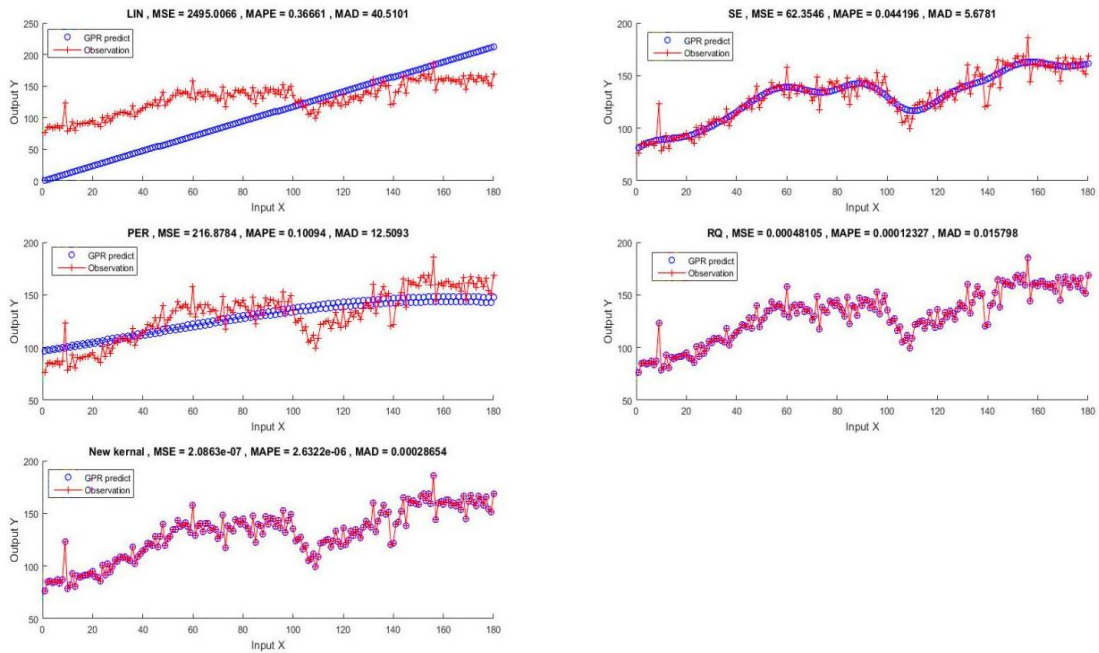
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	2.09E-07	2.63E-06	2.87E-04	1.17E-06	8.03E-06	9.35E-04	1.67E-07	2.63E-06	3.01E-04
SE	6.24E+01	4.42E-02	5.68E+00	7.06E+01	4.65E-02	5.89E+00	6.19E+01	4.42E-02	5.66E+00
PER	2.17E+02	1.01E-01	1.25E+01	7.86E+01	5.22E-02	6.60E+00	7.79E+01	5.23E-02	6.65E+00
RQ	4.81E-04	1.23E-04	1.58E-02	5.43E-04	1.33E-04	1.68E-02	4.34E-04	1.18E-04	1.51E-02
LIN	2.50E+03	3.67E-01	4.05E+01	2.38E+03	3.68E-01	3.96E+01	2.40E+03	3.64E-01	3.97E+01

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

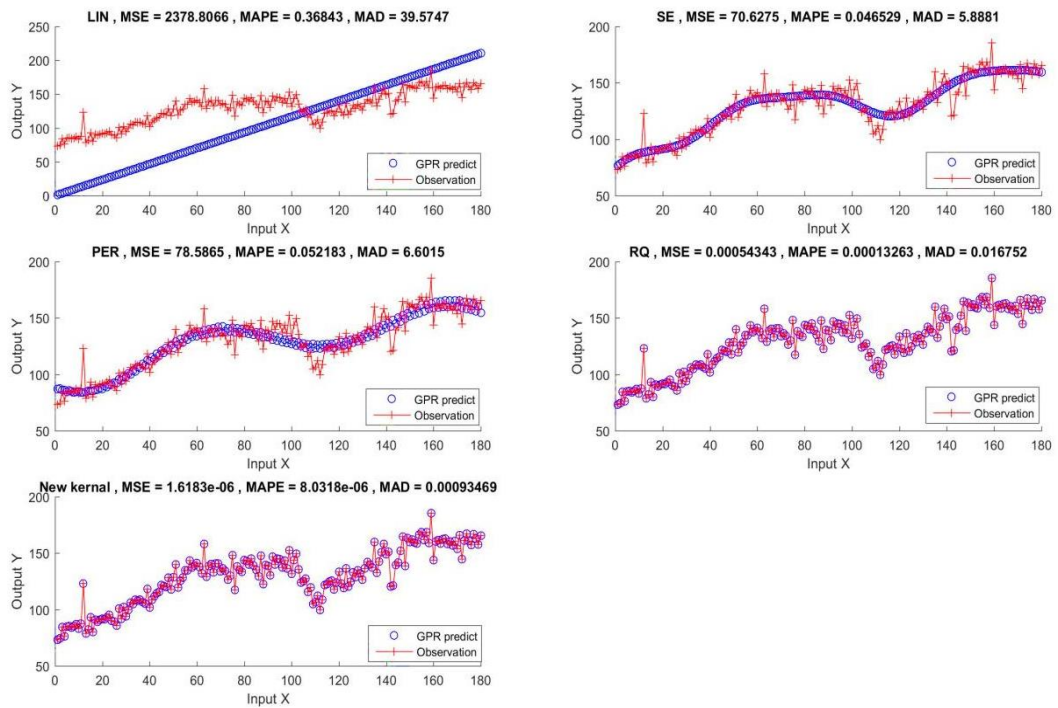
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.09E-07, 2.63E-06 และ 2.87E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่า

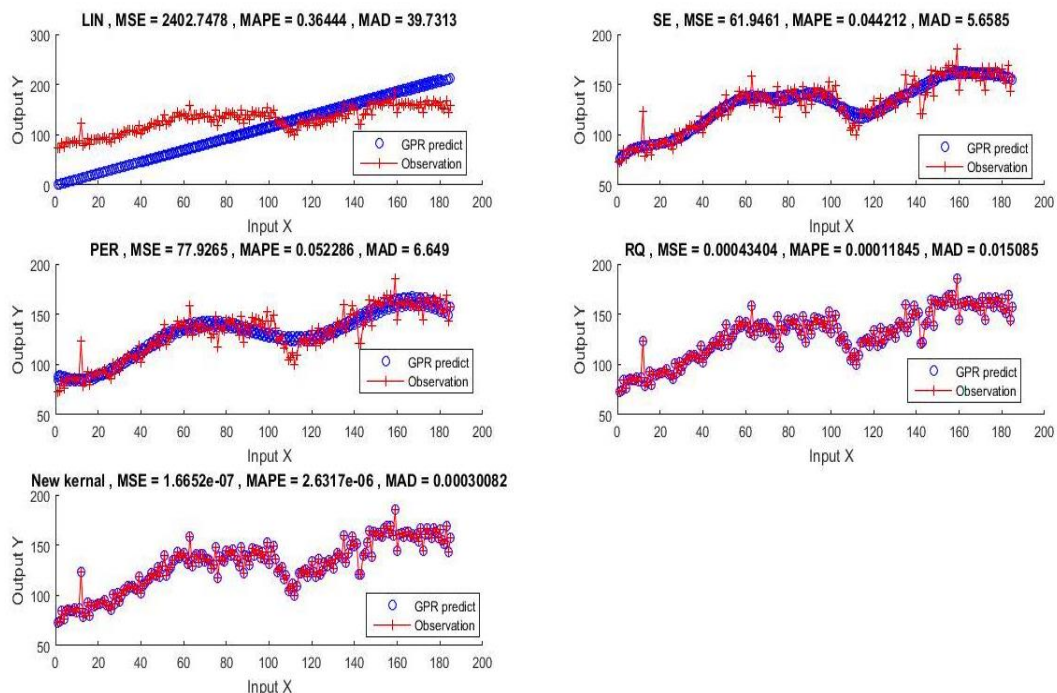




ภาพที่ 4-25 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีสัญญาณรบกวนและความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-26 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกข้อมูลมีสัญญาณรบกวนและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-27 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-12 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การ แจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ

KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	1.34E-07	2.47E-06	2.71E-04	3.26E-07	3.59E-06	4.04E-04	4.85E-07	1.10E-05	5.15E-04
SE	7.26E+01	5.81E-02	6.66E+00	7.26E+01	5.85E-02	6.69E+00	2.54E-05	1.00E-04	5.32E-04
PER	1.29E+02	7.67E-02	8.77E+00	1.08E+02	7.30E-02	8.32E+00	4.74E+01	1.16E-01	5.28E+00
RQ	1.19E-03	2.36E-04	2.69E-02	1.41E-03	2.58E-04	2.94E-02	9.42E-04	4.98E-04	2.34E-02
LIN	2.64E+03	4.04E-01	4.11E+01	2.64E+03	4.09E-01	4.10E+01	6.69E+02	4.22E-01	1.94E+01

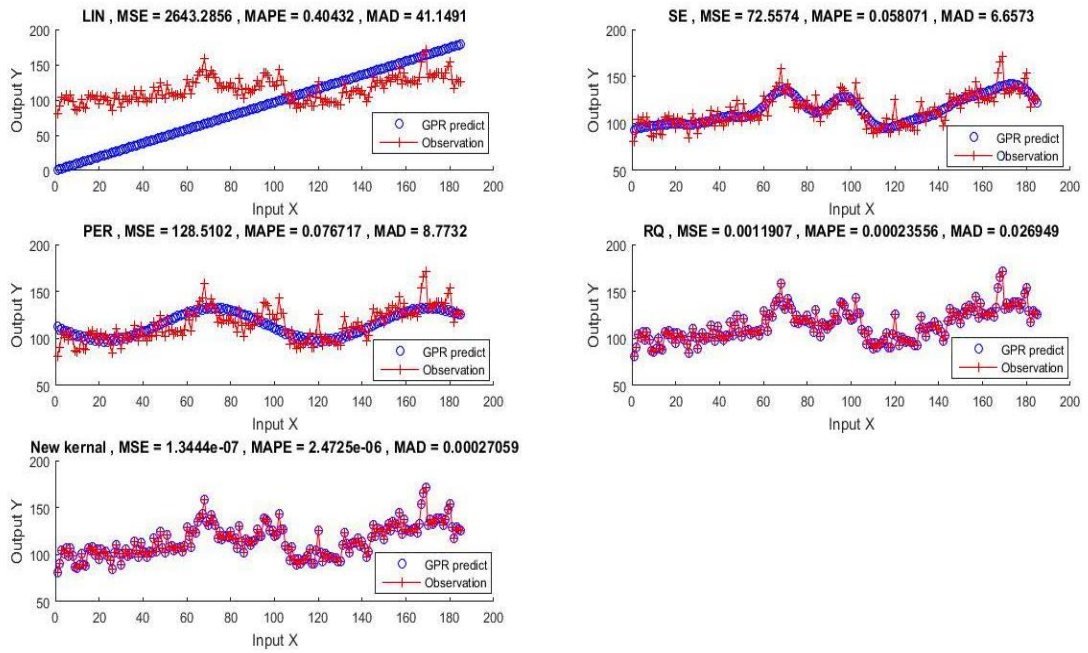
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแถว

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

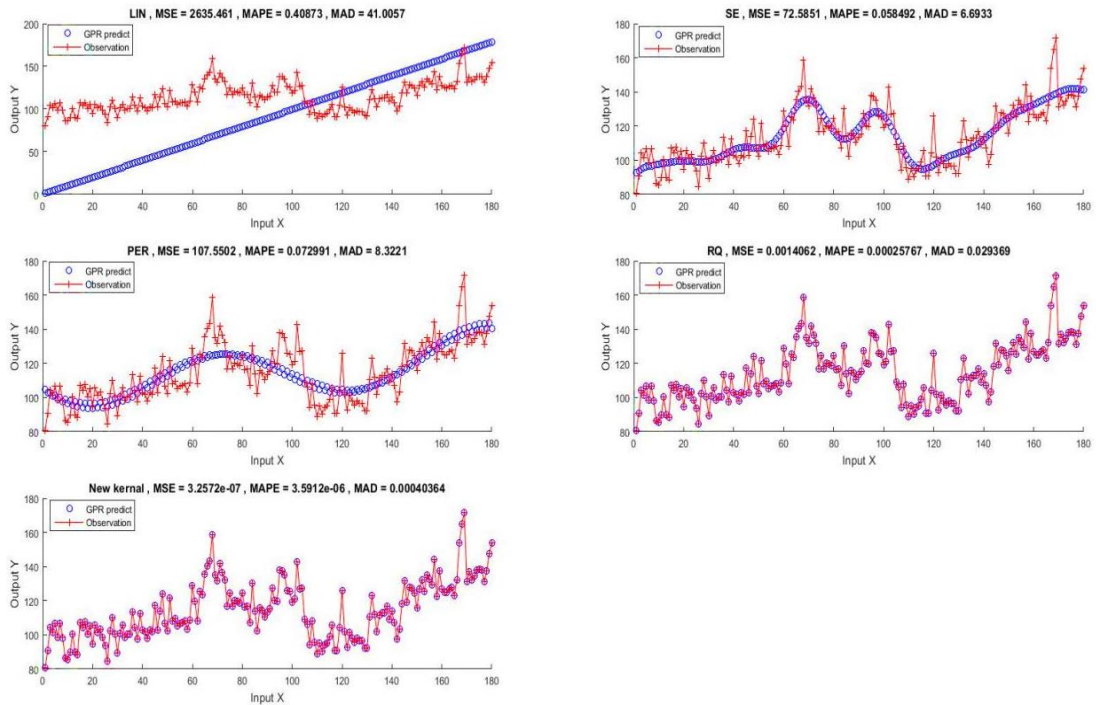
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.34E-07, 2.47E-06 และ 2.71E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง



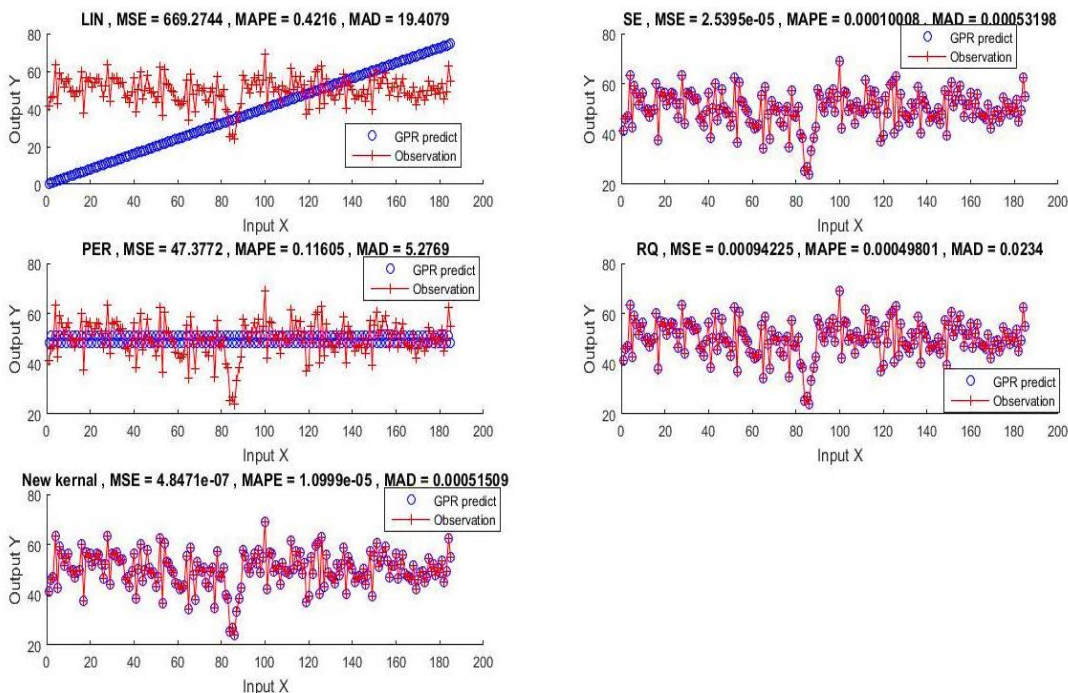




ภาพที่ 4-28 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-29 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-30 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-13 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การ แจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล

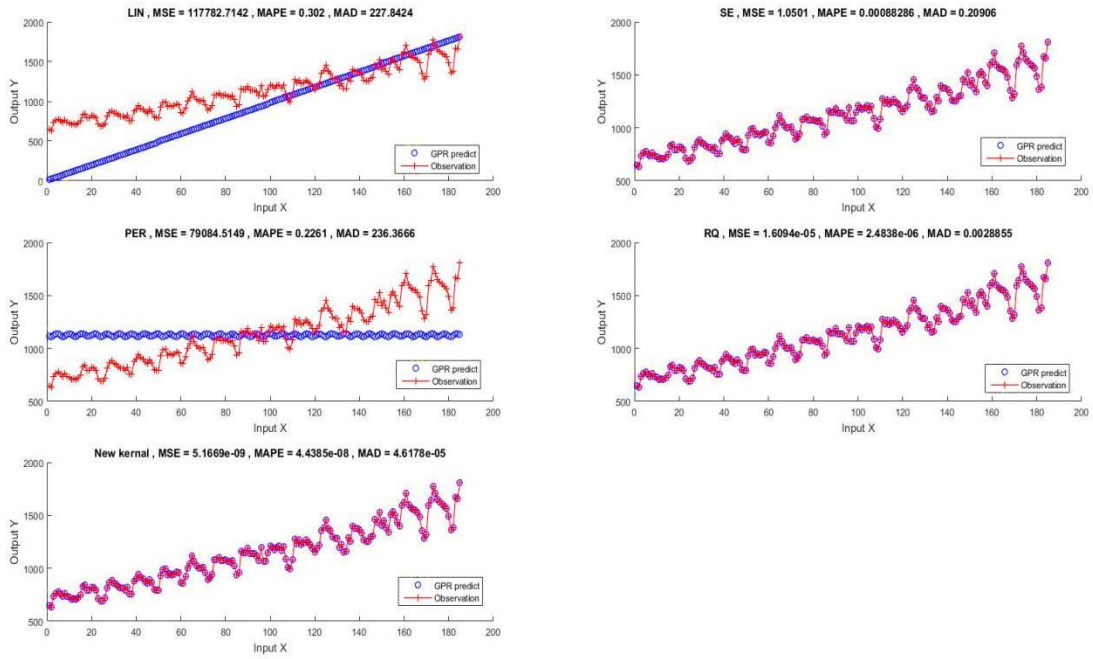
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	5.17E-09	4.44E-08	4.62E-05	3.93E-08	1.40E-07	1.31E-04	4.90E-04	7.28E-06	5.66E-03
SE	1.05E+00	8.83E-04	2.09E-01	3.90E+05	5.45E-01	1.25E+02	1.46E+03	3.30E-02	7.56E+00
PER	7.91E+04	2.26E-01	2.36E+02	7.48E+04	2.22E-01	2.30E+02	6.65E+03	5.69E-02	6.36E+01
RQ	1.61E-05	2.48E-06	2.89E-03	2.31E-05	3.09E-06	3.51E-03	2.58E+00	1.00E-03	1.16E+00
LIN	1.18E+05	3.02E-01	2.28E+02	1.18E+05	3.03E-01	2.26E+02	1.25E+05	3.08E-01	2.30E+02

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

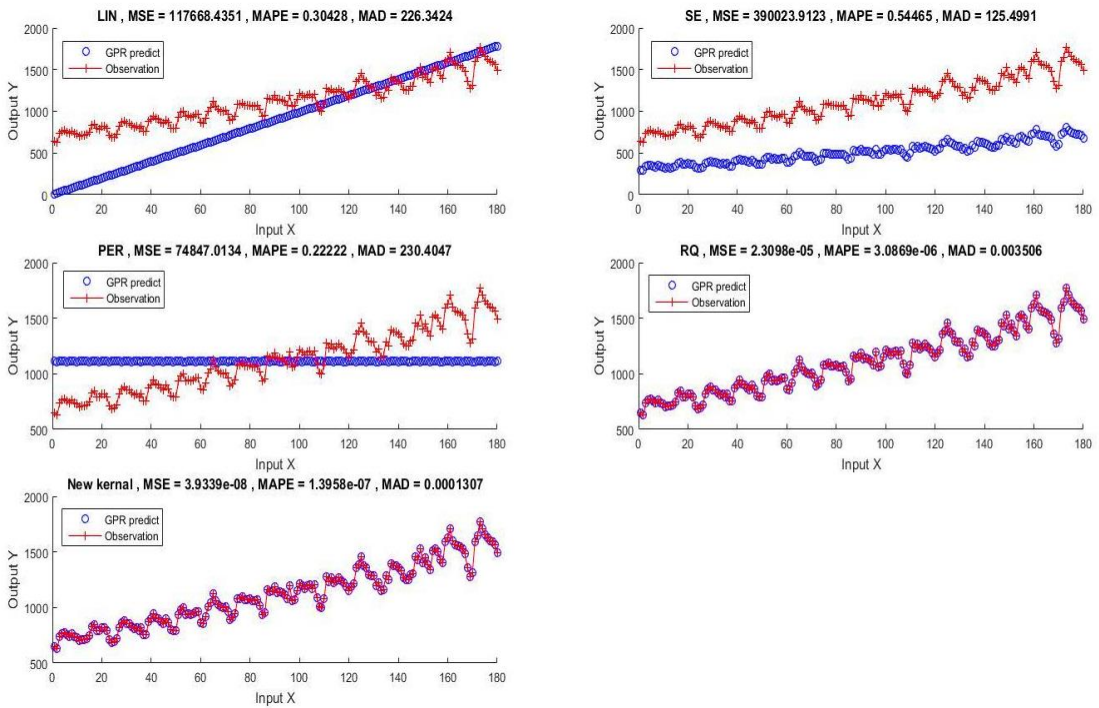
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.17E-09, 4.44E-08 และ 4.62E-05 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง

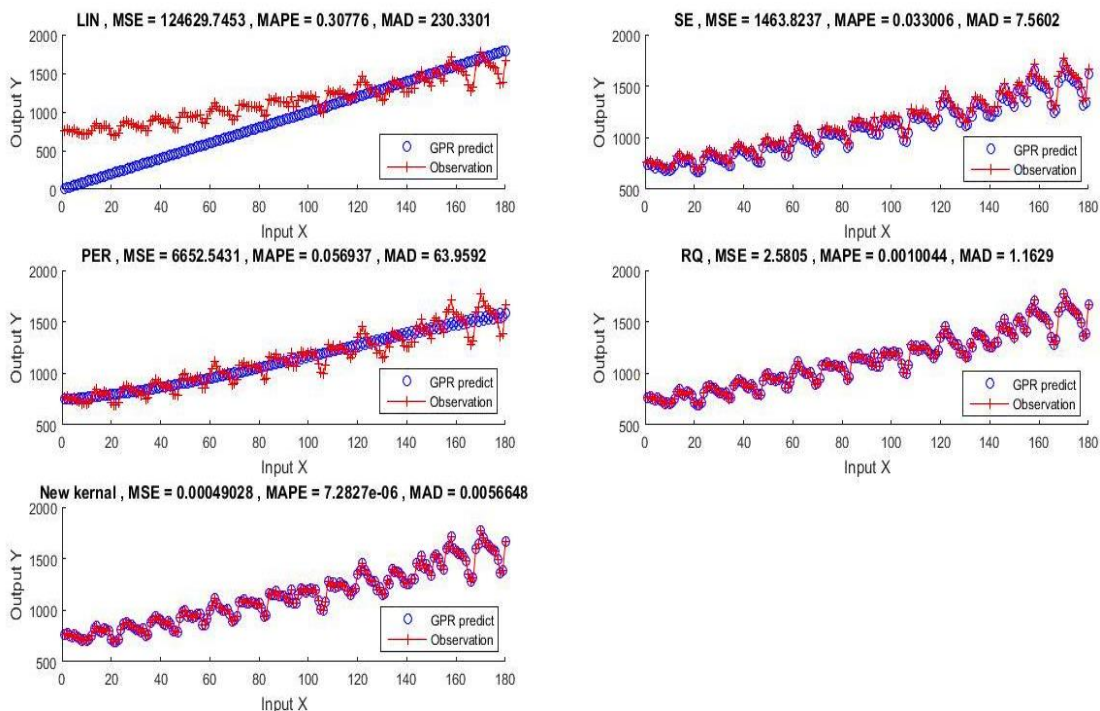




ภาพที่ 4-31 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-32 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-33 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วิถีจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-14 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การ แจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วิถีจักรและความไม่ปรกติ

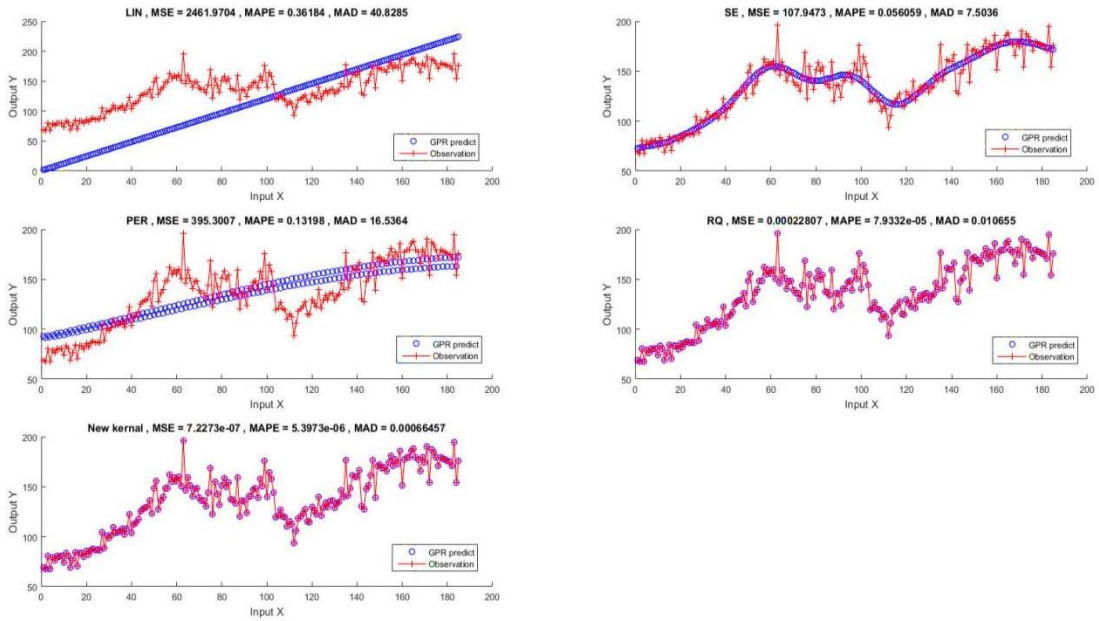
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	7.23E-07	5.40E-06	6.65E-04	3.60E-07	3.87E-06	4.64E-04	7.23E-07	5.40E-06	6.65E-04
SE	1.08E+02	5.61E-02	7.50E+00	1.06E+02	5.63E-02	7.48E+00	1.08E+02	5.61E-02	7.50E+00
PER	3.95E+02	1.32E-01	1.65E+01	1.02E+03	2.26E-01	2.62E+01	3.95E+02	1.32E-01	1.65E+01
RQ	2.28E-04	7.93E-05	1.07E-02	2.70E-04	8.73E-05	1.16E-02	2.28E-04	7.93E-05	1.02E-02
LIN	2.46E+03	3.62E-01	4.03E+01	2.46E+03	3.68E-01	4.08E+01	2.46E+03	3.68E-01	4.08E+01

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

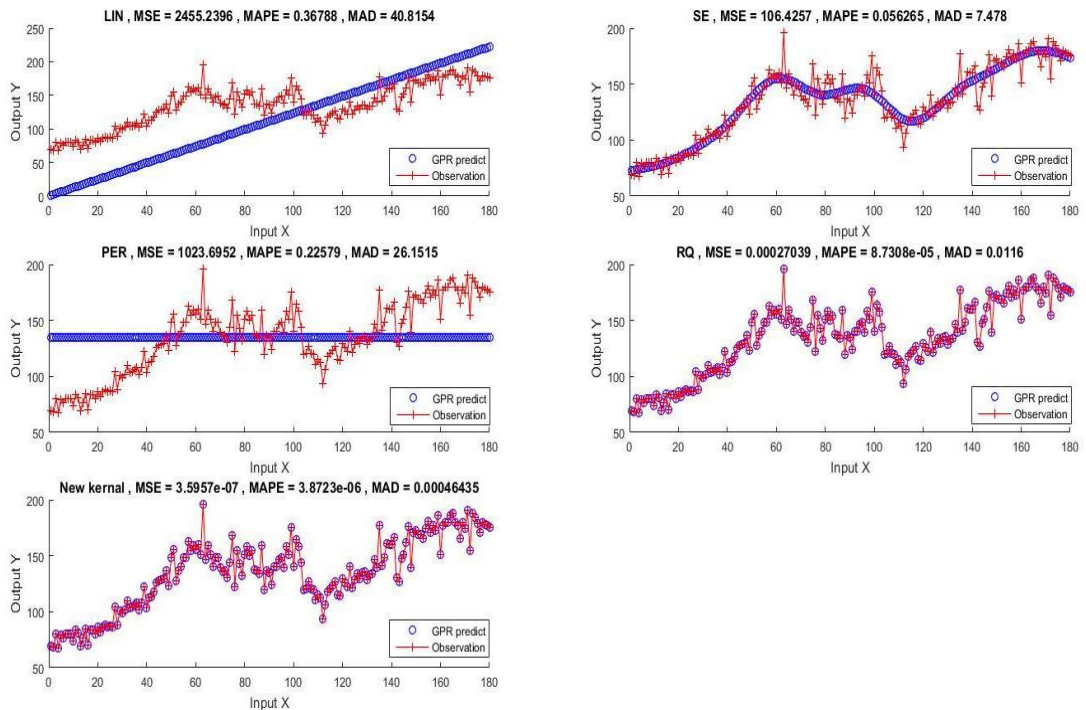
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบ ไวบูลแบบต่าง ๆ ข้อมูลมีแนวโน้ม วิถีจักรและความไม่ปรกติ ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อน กำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 7.23E-07, 5.40E-06 และ 6.65E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง



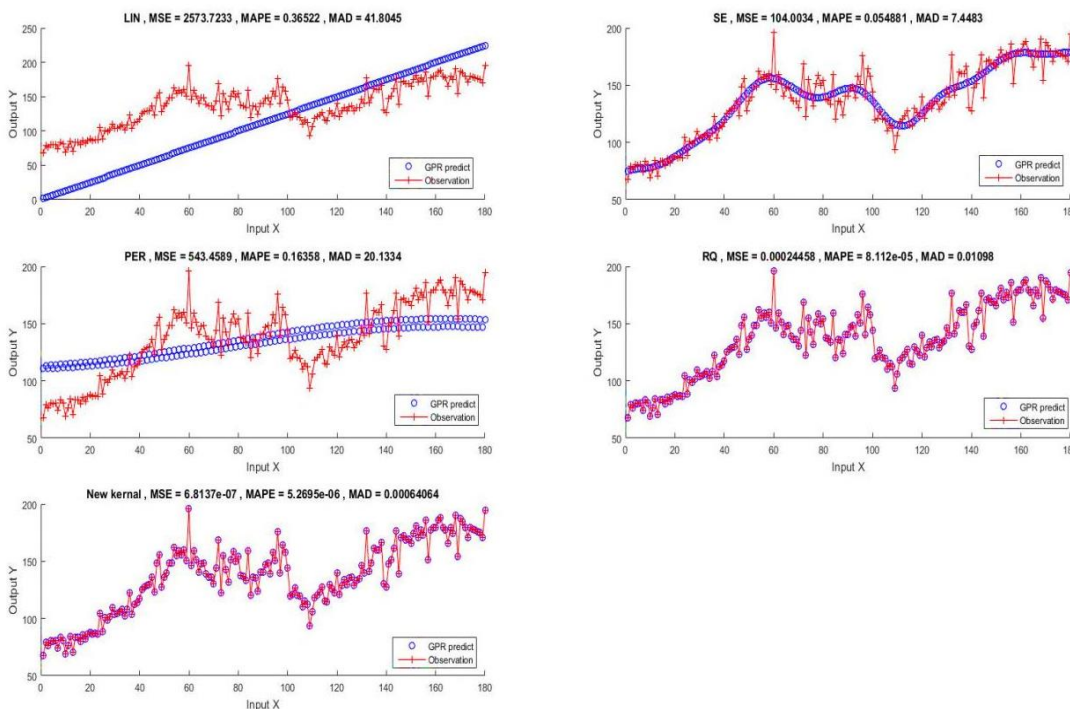


ภาพที่ 4-34 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-35 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา





ภาพที่ 4-36 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-15 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

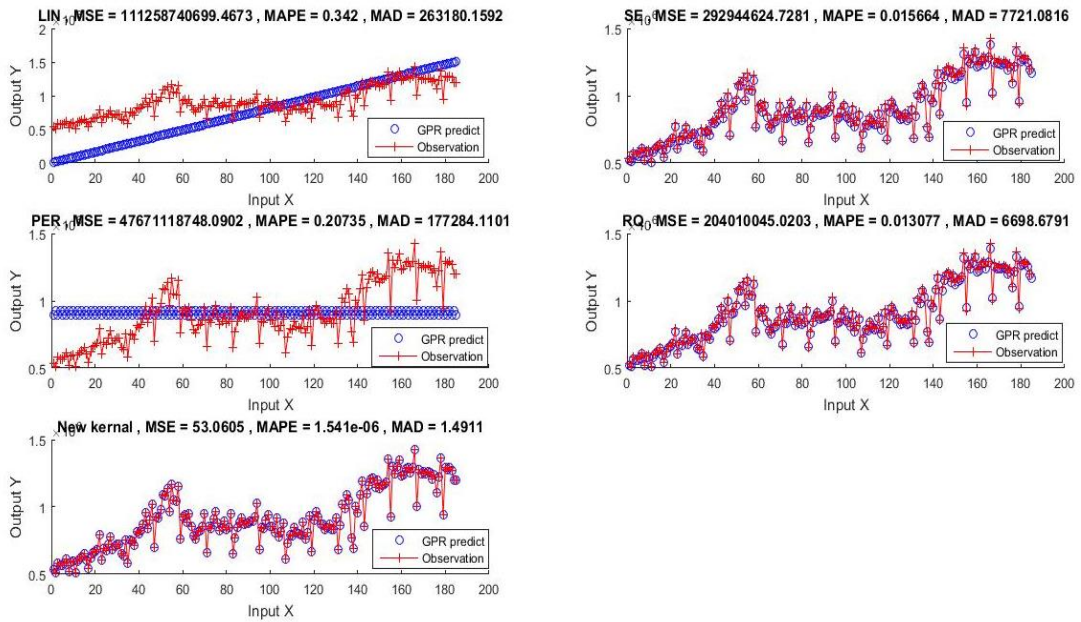
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	5.31E+01	1.54E-06	1.49E+00	5.41E+01	1.58E-06	1.52E+00	1.05E+02	2.07E-06	2.12E+00
SE	2.93E+08	1.57E-02	7.72E+03	2.95E+08	1.58E-02	7.78E+03	2.94E+08	1.57E-02	7.69E+03
PER	4.77E+10	2.07E-01	1.77E+05	4.56E+10	2.02E-01	1.71E+05	4.58E+10	2.00E-01	1.73E+05
RQ	2.04E+08	1.31E-02	6.70E+03	2.07E+08	1.32E-02	6.77E+03	2.06E+08	1.31E-02	6.72E+03
LIN	1.11E+12	3.42E-01	2.63E+05	1.12E+11	3.48E-01	2.65E+05	1.16E+11	3.44E-01	2.69E+05

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

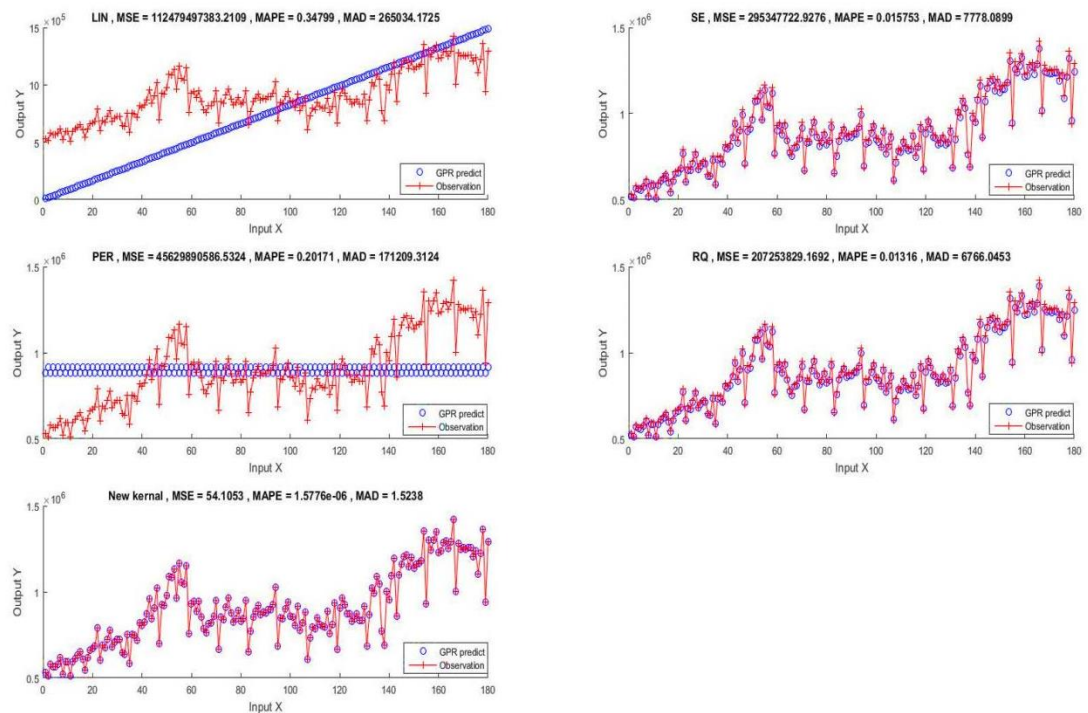
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะและเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.31E+01, 1.54E-06 และ 1.49E+00 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลัง

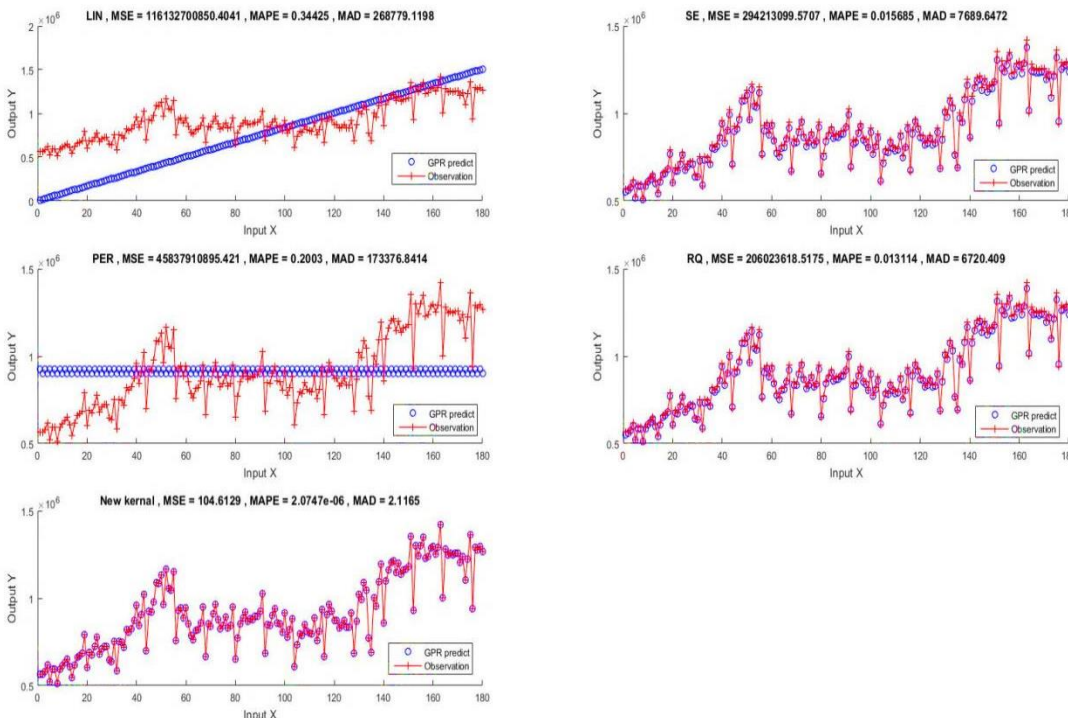




ภาพที่ 4-37 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ถูุกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-38 ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ถูุกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-39 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-16 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ คอร์เนลเลขชี้กำลังสอง คอร์เนลชนิดคาบเวลา คอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวิฎจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

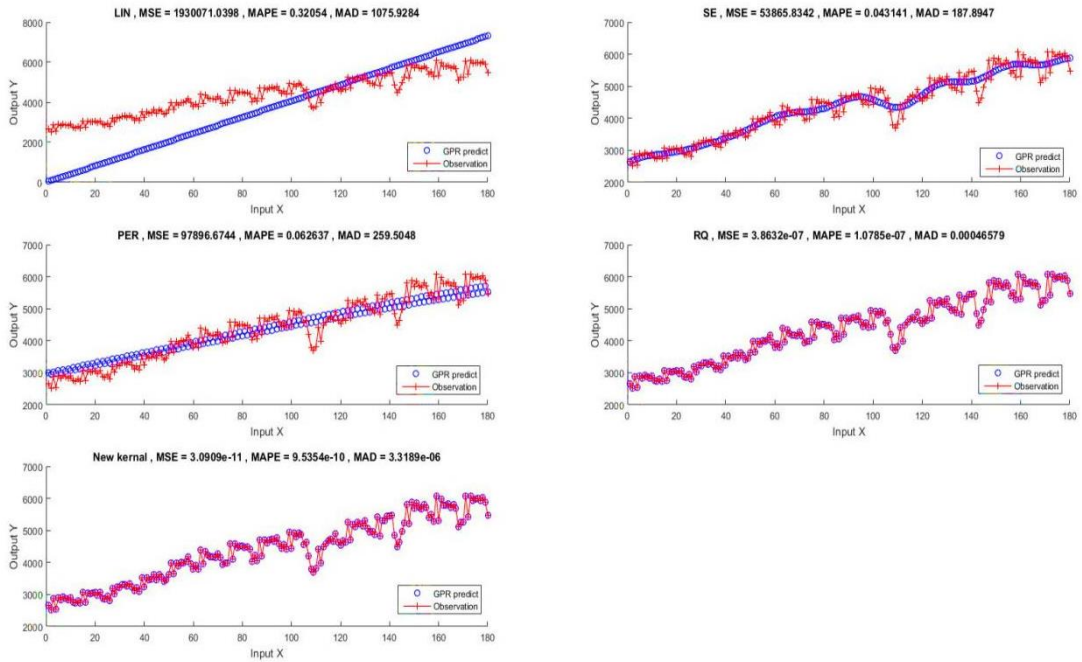
KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	3.09E-11	9.54E-10	3.32E-06	3.36E-10	2.35E-09	8.62E-06	4.87E-10	2.93E-09	1.15E-05
SE	5.39E+04	4.31E-02	1.88E+02	5.39E+04	4.31E-02	1.88E+02	6.81E+04	4.67E-02	2.06E+02
PER	9.79E+04	6.26E-02	2.60E+02	9.79E+04	6.26E-02	2.60E+02	9.66E+04	6.19E-02	2.58E+02
RQ	3.86E-07	1.08E-07	4.66E-04	3.86E-07	1.08E-07	4.66E-04	3.84E-07	1.05E-07	4.63E-04
LIN	3.86E-07	3.21E-01	1.08E+03	1.93E+06	3.21E-01	1.08E+03	1.95E+07	3.19E-01	1.08E+03

หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

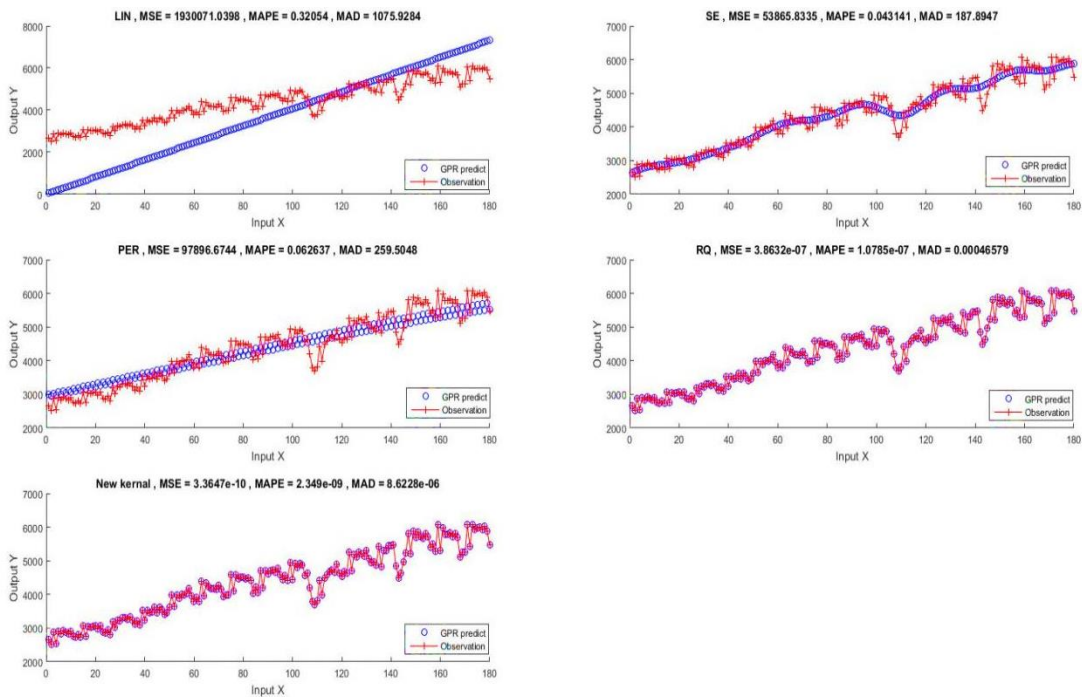
ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันคอร์เนลใหม่คอร์เนลเลขชี้กำลังสอง คอร์เนลชนิดคาบเวลา คอร์เนลกำลังสองตรรกยะและคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวิฎจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบน

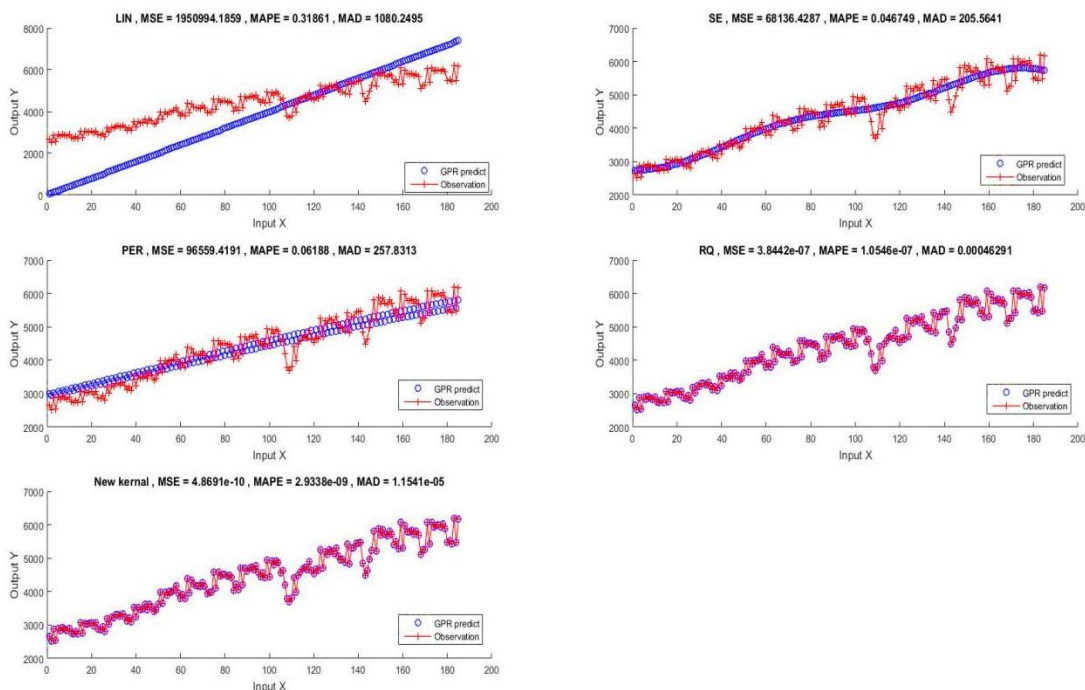




ภาพที่ 4-40 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวิถัจกร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-41 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวิถัจกร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-42 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขการแจกแจงข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-17 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เปรียบเทียบกับ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

KERNEL	ไวบูลแบบสมมาตร			ไวบูลแบบเบ้ขวา			ไวบูลแบบเบ้ซ้าย		
	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD	MSE	MAPE	MAD
New	2.41E-08	3.84E-07	1.18E-04	1.39E-08	2.98E-07	9.02E-05	1.28E-06	3.72E-05	8.84E-04
SE	1.45E-04	3.38E-05	2.31E-03	2.31E+02	3.50E-02	1.19E+01	2.36E+01	1.51E-01	3.83E+00
PER	7.07E+02	5.81E-02	2.04E+01	5.38E+02	5.20E-02	1.78E+01	4.75E+01	2.02E-01	5.15E+00
RQ	1.28E-04	2.59E-05	8.94E-03	2.53E-04	3.78E-05	1.28E-02	2.14E+00	4.30E-02	1.03E+00
LIN	1.22E+04	3.02E-01	8.06E+01	1.17E+04	3.01E-01	7.94E+01	4.15E+02	5.15E-01	1.59E+01

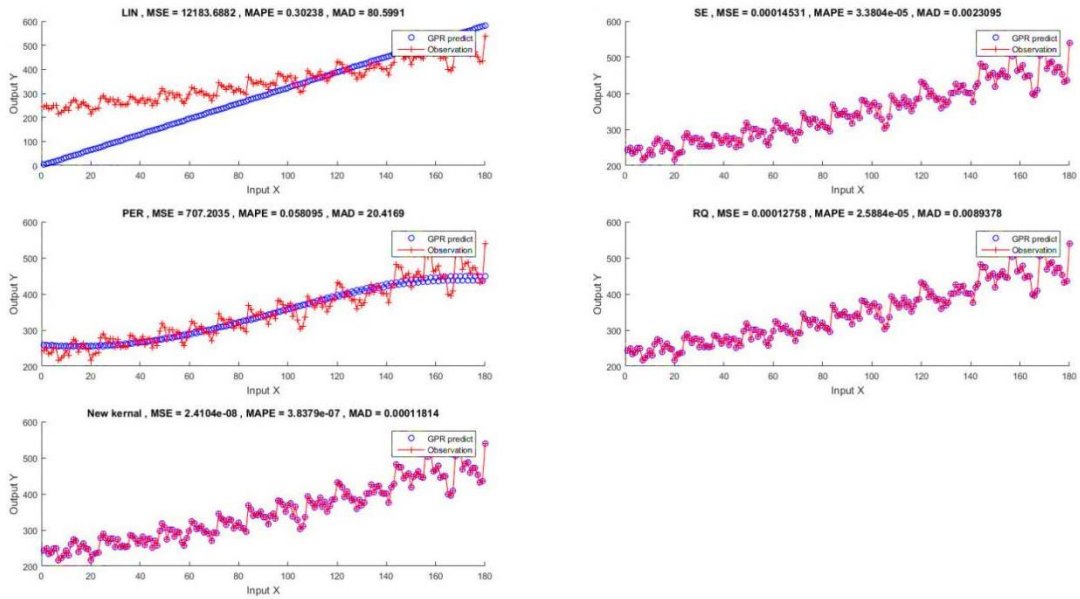
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นภายใต้การแจกแจงแบบไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

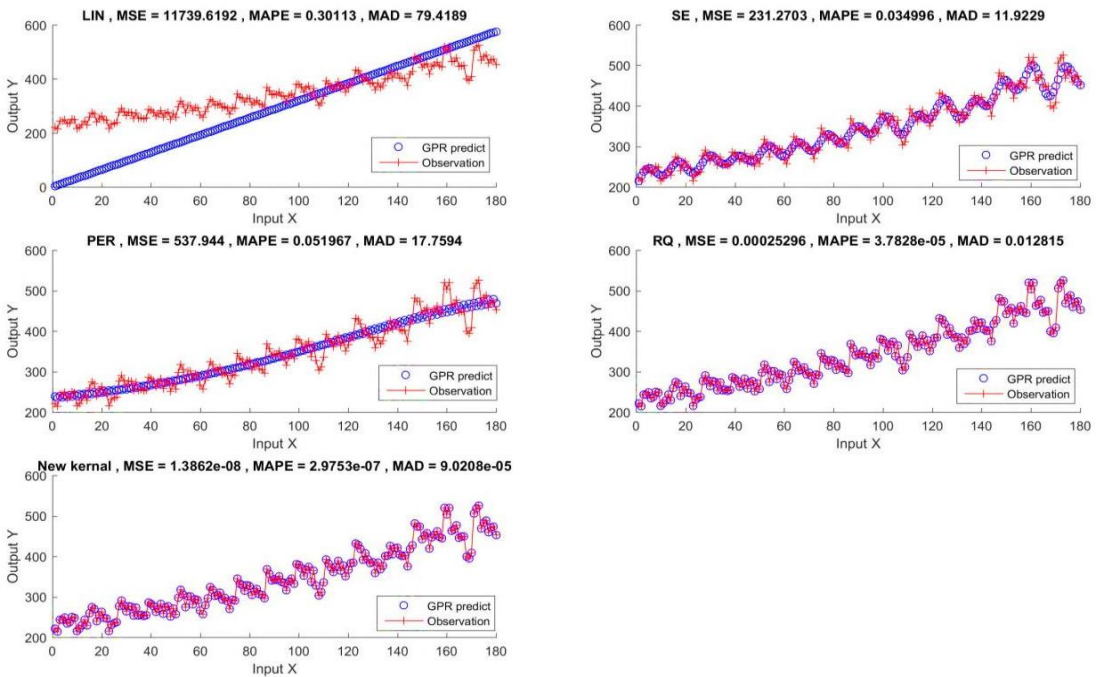
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.41E-08, 3.84E-07 และ 1.18E-04 เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองให้ค่า



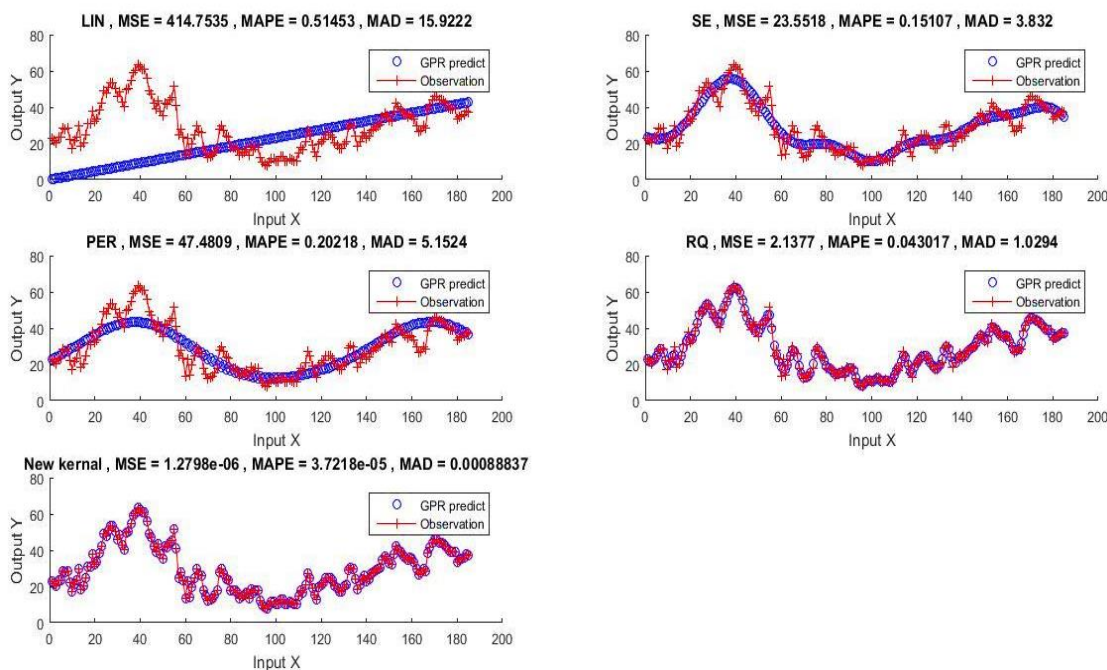




ภาพที่ 4-43 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



ภาพที่ 4-44 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-45 ค่าคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและ ความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

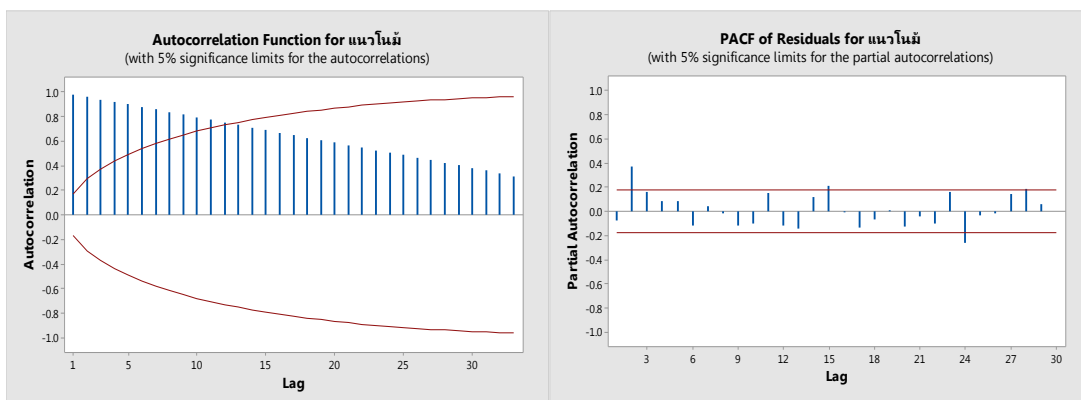
ผลการจำลองสถานการณ์ พิจารณาประสิทธิภาพของฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างขึ้นมาใหม่ ภายใต้ 2 สถานการณ์ จำนวน 45 เงื่อนไข พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE ของฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างขึ้นมาใหม่ มีค่าน้อยกว่าเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น ในทุกสถานการณ์ ส่วนค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD ของฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างขึ้นมาใหม่ มีค่าน้อยกว่าเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นเกือบทุกสถานการณ์ มีเพียงสถานการณ์เดียวคือ ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่าง เดียวและข้อมูลเบ้ขวา ฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างใหม่ มีค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $6.69E-04$  ซึ่งให้ค่ามากกว่า เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองที่มีค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $5.88E-04$  และเมื่อ พิจารณาดูค่าคลาดเคลื่อนจากฟังก์ชันเคอร์เนลทั้งสองพบว่ามีค่าไม่แตกต่างกันนัก จึงสรุปได้ว่า ฟังก์ชันเคอร์เนลที่สร้างขึ้นมาใหม่ มีความเที่ยงตรงและมีความแม่นยำสูงกว่า เคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลชนิดคาบเวลา เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้นในทุกสถานการณ์

### 3. ผลการสร้างตัวแบบ SARIMA และ Gaussian Processes ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนล ใหม่

#### ผลการสร้างตัวแบบ SARIMA

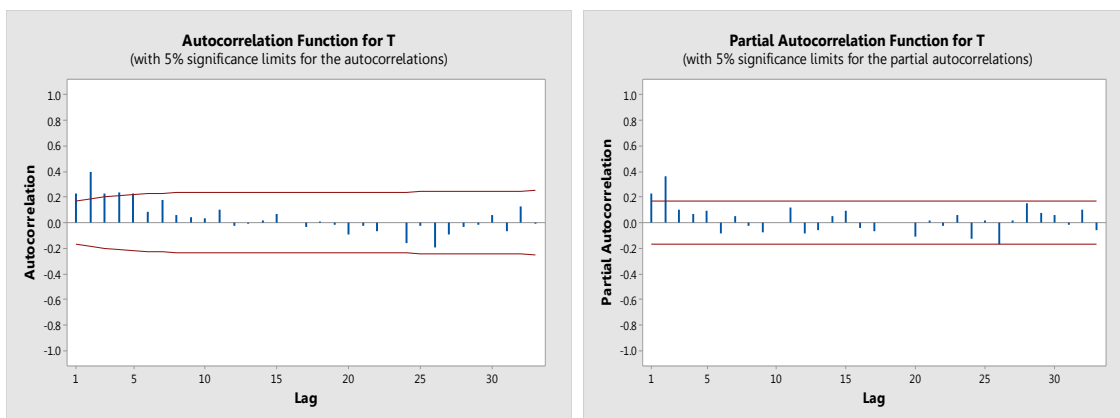
เงื่อนไขที่ 1 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร (ข้อมูลที่มีการแจกแจงไวบูลต์ ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1)

ผลการตรวจสอบกระบวนการหนึ่งของข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตรด้วย  
กราฟ ACF และกราฟ PACF ปรากฏดังภาพที่ 4-46



ภาพที่ 4-46 กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

จากกราฟ ACF และ PACF พบว่า อนุกรมเวลายังไม่คงที่ดังนั้นจึงทำการหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ nonseasonal ( $d=1$ ) และหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ seasonal ( $D=1$ ) เพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่อยู่ในระดับเดียวกัน และนำไปเขียนกราฟแสดงค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (PACF) แสดงดังภาพที่ 4-47



ภาพที่ 4-47 กราฟ ACF และ PACF ของข้อมูลข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตรเมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1

เมื่อพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการ Difference และ Seasonal difference แล้ว ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 15 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4-18

ตารางที่ 4-18 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมดของข้อมูลข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

ลำดับ	ตัวแบบ	ลำดับ	ตัวแบบ
1	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	9	SARIMA (1,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>
2	SARIMA (0,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>	10	SARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>
3	SARIMA (0,1,0)(1,1,1) <sub>12</sub>	11	SARIMA (1,1,0)(1,1,1) <sub>12</sub>
4	SARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sub>12</sub>	12	SARIMA (1,1,1)(0,1,0) <sub>12</sub>
5	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	13	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>
6	SARIMA (0,1,1)(1,1,0) <sub>12</sub>	14	SARIMA (1,1,1)(1,1,0) <sub>12</sub>
7	SARIMA (0,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	15	SARIMA (1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>
8	SARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sub>12</sub>		

จากการพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการ Difference และ Seasonal difference แล้ว ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 15 ตัวแบบ ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 15 ตัวแบบ พบว่า มีเพียง 2 ตัวแบบที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์คือ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub> และ SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1)<sub>12</sub>

ตารางที่ 4-19 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub> และ SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1)<sub>12</sub>

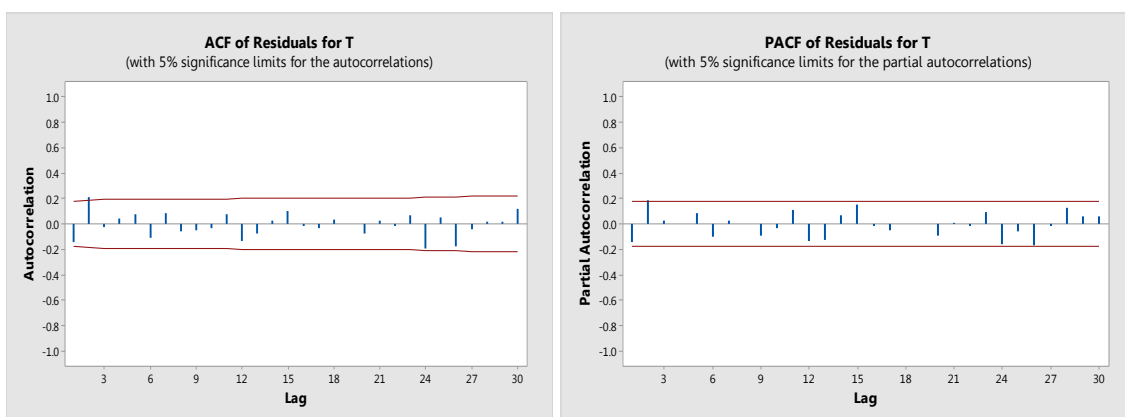
		ค่าประมาณ	SE	t	p-value
SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1) <sub>12</sub>					
AR 1	$\phi_1$	0.8803	0.0890	9.89	0.000
MA 1	$\theta_1$	0.6755	0.1385	4.88	0.000
SMA 12	$\Theta_1$	0.8692	0.0772	11.27	0.000
SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1) <sub>12</sub>					
AR 1	$\phi_1$	0.8994	0.0769	11.69	0.000
MA 1	$\theta_1$	0.6933	0.1275	5.44	0.000
SAR 12	$\Phi_1$	0.8664	0.0855	10.14	0.000

ตารางที่ 4-20 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub> และ SARIMA(1, 1, 1)(1, 1, 1)<sub>12</sub>

ตัวแบบ	MSE	MAPE	MAD	Normalized BIC
SARIMA(1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	81.565	0.414	59.119	9.004
SARIMA(1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	84.540	.0416	58.881	9.043

ค่าประมาณพารามิเตอร์ของทั้ง 2 ตัวแบบ มีค่าไม่เท่ากับ 0 นั้นหมายความว่า ค่าพารามิเตอร์ของทั้ง 2 ตัวแบบมีความเหมาะสม และเมื่อเปรียบเทียบค่า BIC และ MAPE ของทั้ง 2 ตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> มีค่า BIC เท่ากับ 9.004 และ MAPE เท่ากับ 0.414 มีค่าน้อยกว่า ตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(1,1,1)<sub>12</sub> ที่มีค่า BIC เท่ากับ 9.043 และ MAPE เท่ากับ 0.416 ทั้ง 2 ค่าดังนั้นตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> แสดงดังภาพที่ 4-48 และตารางที่ 4-21



ภาพที่ 4-48 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ด้วยกราฟ ACF และ PACF

จากภาพ พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเอง บางส่วนของ ความคลาดเคลื่อน ของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่น ร้อยละ 95

ตารางที่ 4-21 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ด้วยสถิติ ทดสอบ Q

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	15.300	25.300	45.100	56.400
df	8	20	32	44
p-Value	0.053	0.190	0.062	0.100

ผลการตรวจสอบตัวแบบแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> มีความเหมาะสม เหมาะสำหรั้นำไปใช้ในการพยากรณ์เนื่องจากค่า p-value > 0.05 ทุกช่วงเวลา (Lag).

ตารางที่ 4-22 สรุปตัวแบบที่เหมาะสมภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข

เงื่อนไขที่	ตัวแบบที่เหมาะสม	MSE	MAPE	MAD	Normalized BIC
1	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	81.565	0.414	59.119	9.004
2	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	4.117	12.370	3.063	2.913
3	SARIMA (1,1,2)(1,2,1) <sub>12</sub>	102.718	4.438	64.061	9.508
4	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	10.993	5.251	7.573	4.159
5	SARIMA (2,1,1)(2,1,1) <sub>12</sub>	123.463	3.627	87.682	9.806
6	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	123.257	3.613	87.367	9.773
7	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	7.650	3.279	5.233	4.185
8	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	74.684	2.400	46.152	8.771
9	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	7.745	4.298	5.475	4.184
10	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.476	5.146	6.070	4.424
11	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	42.408	2.752	31.878	7.611
12	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	9.500	5.125	7.008	4.630
13	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	125.841	1.964	89.059	9.815
14	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	61.200	5.106	46.735	8.365
15	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	14.375	3.178	11.144	5.474
16	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	26.717	4.631	5.236	6.664
17	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	5.014	16.594	3.811	3.345
18	SARIMA (1,1,2)(1,2,1) <sub>12</sub>	82.620	9.239	49.581	9.119
19	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	11.074	14.279	6.835	4.962
20	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	169.532	4.939	118.825	10.324
21	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	118.365	3.551	79.999	9.721
22	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.151	3.673	5.615	4.357
23	SARIMA (1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	59.160	2.332	42.178	8.369
24	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.194	4.642	5.797	4.308
25	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.223	5.201	5.892	4.359
26	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	45.606	2.743	34.508	7.779
27	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	10.765	5.668	8.127	4.909
28	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	136.836	2.036	97.466	10.011
29	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	63.019	4.845	47.184	8.449
30	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	15.180	3.061	11.606	5.611
31	SARIMA (1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	120.420	0.382	70.032	9.823
32	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	3.231	8.589	2.436	2.490

ตารางที่ 4-22 (ต่อ)

เงื่อนไขที่	ตัวแบบที่เหมาะสม	MSE	MAPE	MAD	Normalized BIC
33	SARIMA (0,1,2)(1,2,1) <sub>12</sub>	87.235	12.647	53.512	9.209
34	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	12.166	15.744	7.534	5.146
35	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	148.345	9.814	33.703	9.667
36	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	134.078	3.704	95.319	9.970
37	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.583	3.419	5.976	4.438
38	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	81.067	2.502	49.737	8.964
39	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	7.714	4.308	5.855	4.269
40	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	8.778	5.054	6.193	4.489
41	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	40.427	2.755	29.609	7.573
42	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	9.299	5.072	6.633	4.607
43	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	125.753	2.024	86.750	9.842
44	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	64.874	5.092	47.371	8.544
45	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	13.120	3.183	10.342	5.316

การใช้กระบวนการแบบเกาส์เซียนในการพยากรณ์ พิจารณาระบบข้อมูลฝึกสอน ความยาว ( $N$ ) โดย นิยามค่าของ เซต  $X$  และค่าของเซตฟังก์ชัน  $f$  ที่คู่กับ  $X$  เป็น

$$X \in \mathbb{R}^{N \times D} = \{x' = (x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3} \dots x_{i,d})\}_{i=1}^N$$

$$f \in \mathbb{R}^{N \times 1} = [f(x_1), f(x_2) \dots f(x_N)]'$$

$$D = \{X, f\}$$

โดยที่  $D$  เรียกว่าเซตข้อมูลฝึกสอน (Training data set)  $\mathcal{GP}$  Prior เมื่อมี Training data ความยาว ( $N$ )

งานวิจัยนี้ใช้กระบวนการแบบเกาส์ในการพยากรณ์ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้า โดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2548-2556 เป็นข้อมูลฝึกสอน (Training data set) ซึ่งประกอบไปด้วย 1. ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้า 2. เวลา (เดือน ปี) 3. ค่า GDP และ 4. ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากการพยากรณ์ด้วย SARIMA และใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2557-2558 เป็นข้อมูลทดสอบความสามารถของ Algorithm โดยจะใช้เพียงแค่ตัวแปรเวลา (ไม่ใช่ GDP และค่าพยากรณ์จาก SARIMA )

เนื่องจากงานวิจัยนี้ใช้ค่าข้อมูล ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเป็นรายเดือน ระหว่างปี พ.ศ. 2548-2556 เป็นข้อมูลฝึกสอน ดังนั้นข้อมูลฝึกสอน  $N = 9 \times 12 = 108$  กำหนดให้  $i \in \{1, 2, \dots, N\}$  โดย  $t_i$  เป็นเวลาที่เก็บข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้า เช่น  $i = 7$  คือ ข้อมูลของเดือน กรกฎาคม พ.ศ. 2548 ดังนั้น  $t_i = \text{datenum}(2548, 7, 1)$  โดย Code คำสั่ง datenum เป็นการแปลงค่า [ปีเดือนวันเวลา] เป็นค่า Time index ซึ่งเป็นคำสั่งอยู่ในโปรแกรม MATLAB ดังนั้น เวกเตอร์

$x_i \in i^3 = [t_i, GDP(t_i), SA(t_i)]'$  และค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้า  $f(x_i)$  คู่กับ  $f: x_i \in i^3 \rightarrow i$  โดยเซตข้อมูลฝึกสอน  $D = \{X, f\}$  ถูกนิยามตามสมการ  $f \in \mathbb{R}^{N \times 1} = [f(x_1), f(x_2) \dots f(x_N)]'$  และค่า GP Prior สามารถหาได้จากสมการ  $P(f|X, \theta) = \mathcal{N}(0, K_{ff})$  และ  $K_{ff}(i, j) = k(x_i, x_j|\theta)$  ซึ่งค่าของ Covariance Matrix  $K_{ff} \in \mathbb{R}^{N \times N}$  สามารถสร้างขึ้นโดยใช้เคอร์เนล ฟังก์ชันที่ออกแบบใหม่ โดยที่  $K_{ff}(i, j)$  เป็นสมาชิกของเมทริกซ์แถวที่  $i$  หลักที่  $j$  ของ Kernel เมทริกซ์  $K_{ff}$  โดยฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้ในการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ใช้เคอร์เนลตัวใหม่ที่ออกแบบไว้ในตอนต้น คือ  $k(x, x^T) = k_{SE*RQ*LIN} + k_{Per*LIN} + k_{LIN}$

คำนวณค่า Hyper-Parameters  $\theta$  โดยใช้ความรู้จากข้อมูลฝึกสอน และหาค่าได้จากสมการลอการิทึมของข้อมูลเชิงมาจิลแนล  $\log p(\mathbf{y}|X; \theta, \sigma_\epsilon^2) = -\frac{N}{2} \log 2\pi - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N| - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y}$  เพื่อคำนวณหาไฮเปอร์พารามิเตอร์โดยการหาลอการิทึมของข้อมูลเชิงมาจิลแนล เมื่อ ข้อมูลฝึกสอน  $\mathbf{y} = \{y_i\}_{i=1}^{96}$ , เคอร์เนลฟังก์ชัน  $\mathbf{K}(X, X)$  และ  $\sigma_\epsilon^2$  คือโมเดลความผิดพลาด โดยในงานวิจัยนี้กำหนดให้มีค่าเป็น  $\sigma_\epsilon^2 = 10^{-5}$  คือการหาอนุพันธ์ย่อยของไฮเปอร์พารามิเตอร์แต่ละตัว ตามสมการ  $\frac{\partial \log p(\mathbf{y}|X, \theta)}{\partial \theta_j} = \frac{1}{2} \mathbf{y}^T \mathbf{K}_y^{-1} \frac{\partial \mathbf{K}_y}{\partial \theta_j} \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \text{trace} \left( \mathbf{K}_y^{-1} \frac{\partial \mathbf{K}_y}{\partial \theta_j} \right)$  โดยที่  $\mathbf{K}_y = \mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N$  และ วิธีการหาค่าที่เหมาะสมของข้อมูลความเป็นไปได้เชิงมาจิลแนล เรียกว่าวิธีเกรเดียนต์ เดสเซนต์ (Gradient Descent) (Rasmussen & Williams, 2006, p.114)  $\theta_i[k] = \theta_i[k-1] - \mu \frac{\partial \log p(\mathbf{y}|X, \theta)}{\partial \theta_i}$   $k = 1, 2, 3, 4, \dots$  แทนค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  ด้วย  $\theta_i[k]$  แล้วนำผลที่ได้ไปแทนในเคอร์เนลฟังก์ชัน ทำการคัดเลือกรูปแบบและการเรียนรู้ของกระบวนการแบบเกาส์โดยใช้ฟังก์ชันเคอร์เนลที่พัฒนาขึ้นมาใหม่และการเรียนรู้ไฮเปอร์พารามิเตอร์  $\theta$  จากข้อมูลความเป็นไปได้เชิงมาจิลแนล (Marginal Likelihood) หรือความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density) ของข้อมูล  $\mathbf{y}$  โดย  $p(\mathbf{y}|\theta, X) = \int p(\mathbf{y}|f, X, \theta) p(f|\theta, X) df$  ภายใต้กระบวนการแบบเกาส์ค่าฟังก์ชัน  $p(f|X, \theta) \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{K})$  มีค่าเท่ากับ  $\log p(f|X, \theta) = -\frac{1}{2} f^T \mathbf{K}^{-1} f - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}| - \frac{N}{2} \log 2\pi$  คำนวณหาค่าลอการิทึมของความเป็นไปได้ของข้อมูลเชิงมาจิลแนล (Log Marginal Likelihood) โดยที่ข้อมูลความเป็นไปได้ของ  $p(\mathbf{y}|f)$  มีการกระจายแบบเกาส์เซียน  $\mathcal{N}(\mathbf{y}; f, \sigma^2)$  เมื่อแทนค่าไป จะได้สมการ  $\log p(\mathbf{y}|\theta, X) = -\frac{1}{2} \mathbf{y}^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N)^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\epsilon^2 \mathbf{I}_N| - \frac{N}{2} \log 2\pi$  พยากรณ์ หรือ  $f(x_j^*)$  ของข้อมูลระหว่างปี  $t_j \in [2559 \ 2568]: j \in \{1, 2, K \ M\}: M = 120$  โดยให้  $x_j^* = (t_j, 0, 0), X^* = \{x_j^*\}_{j=1}^{120}, f^* = [f(x_1^*), f(x_2^*), \mathbf{K}, f(x_{120}^*)]^T$  ดังนั้น Joint Gaussian pdf ของแปร latent  $f$  และ  $f^*$  คือ

$$P \left( \begin{bmatrix} f \\ f^* \end{bmatrix} | X, X^*, \theta \right) = N \left( 0, \begin{bmatrix} \mathbf{K}_{f,f} & \mathbf{K}_{f,f^*} \\ \mathbf{K}_{f^*,f}^T & \mathbf{K}_{f^*,f^*} \end{bmatrix} \right)$$

โดยค่า  $\mathbf{K}_{f,f} \in i^{N \times N} = \mathbf{k}(X, X|\theta), \mathbf{K}_{f,f^*} \in i^{N \times N} = \mathbf{k}(X, X^*|\theta)$  และ  $\mathbf{K}_{f^*,f^*} \in i^{N \times N} = \mathbf{k}(X^*, X^*|\theta)$  และอาศัย Marginal Gaussian Probability คือ



$$P(x, y) = \mathcal{N}\left(\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} A & B \\ B^T & C \end{bmatrix}\right) \rightarrow P(x|y) = \mathcal{N}(a + BC^{-1}(y-b), A - BC^{-1}B^T)$$

ได้  $P(f^*|X, X^*, \theta) = N(m(X^*|\theta), K)$  หรือ  $f^*|X, X, \theta : N(m(X^*|\theta), K(X^*|\theta))$  ดังนั้น GP ของการพยากรณ์คือ

$$f^* : GP(m(X^*|\theta), K(X^*|\theta))$$

โดยมีค่า Mean และ Covariance (Kernel matrix) ของ GP คือ  $m(X^*|\theta) = K_{f,f^*}^T K_{f,f}^{-1} f$  โดย  $K(X^*|\theta) = K_{f^*,f^*} - K_{f^*,f}^T K_{f,f}^{-1} K_{f,f^*}$

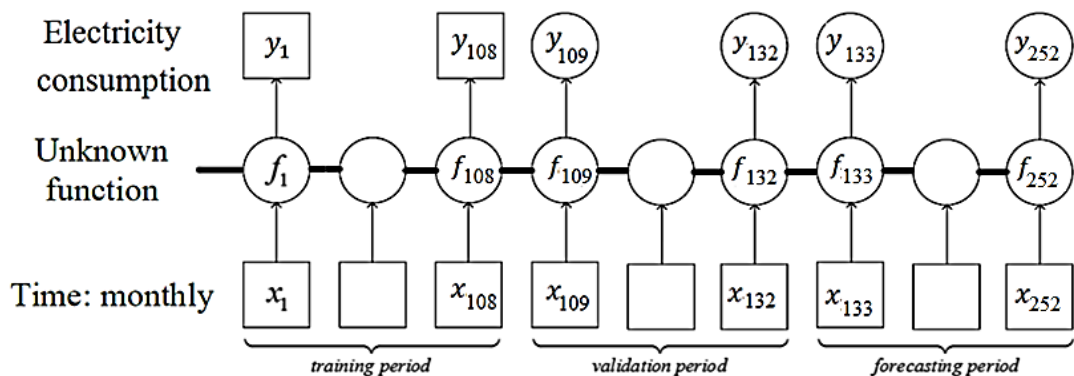
ดังนั้นโมเดลการออกแบบ คือ

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$$

โดยความแปรปรวนร่วมมีค่าเป็น  $cov(y_i, y_j) = K(x_i, x_j) + \sigma_\varepsilon^2 \delta_{ij}$  หรือ ซึ่ง  $\delta_{ij}$  คือ เดลตาโครเนกเกอร์ โดย  $\delta_{ij} = 1$  เมื่อ  $i = j$  และนอกนั้นมีค่าเป็น 0 ซึ่งความสัมพันธ์ร่วมระหว่างข้อมูลการสังเกตกับเป้าหมายในการทดสอบ (Target:  $f_j$ ) คือ

$$\begin{bmatrix} y \\ f_j \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}\left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_\varepsilon^2 I_N & k(X, x_j) \\ k(X, x_j)^T & k(x_j, x_j) \end{bmatrix}\right)$$

สามารถนำเสนอตัวแบบเชิงรูปภาพ (Graphical model) ของระบบที่นำเสนอ โดยการแบ่งช่วงเวลาออกเป็น 3 ช่วง ได้แก่ ช่วงฝึกสอน (Training Period), ช่วงตรวจสอบ (Validation period) และช่วงการพยากรณ์ (Forecasting period) ได้ตามภาพที่ 4-49



ภาพที่ 4-49 แบบจำลองรูปภาพของความสัมพันธ์ของฟังก์ชันปริมาณการใช้ไฟฟ้า

จากนิยามของกระบวนการแบบเกาส์เซียนใน  $m(x_j) = k(X, x_j)^T (K(X, X) + \sigma_\varepsilon^2 I_N)^{-1} y$  ผู้วิจัยใช้หลักการของค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดกำลังสองต่ำสุด (Minimum mean

square error) เพื่อใช้ในการทำนายค่า  $f(x_j)$  โดย  $f(x_j) \sim m(x_j) = E[f(x_j)|x_j, \mathbf{y}]$   
 ดังนั้นสามารถพยากรณ์ค่าทดสอบด้วยค่าเฉลี่ยของกระบวนการแบบเกาส์เซียนคือ

$$f(x_j) \sim m(x_j) = \mathbf{k}(X, x_j)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma^2 I_N)^{-1} \mathbf{y}$$

ค่าพยากรณ์ ถูกแทนค่าโดย Conditional mean  $f^* \in i^M = m(X^*|\theta) = [m(x_1^*|\theta), m(x_2^*|\theta), K, m(x_M^*|\theta)]^T$  จากนั้นทำการจัด  $\mathbf{K}(X^*|\theta) = \mathbf{K}_{f^*, f^*} - \mathbf{K}_{f^*, f}^T \mathbf{K}_{f, f}^{-1} \mathbf{K}_{f, f^*}$  ให้อยู่ในรูปแบบของผลรวมเชิงเส้น (Linear combination) ของ  $n$  ฟังก์ชันเคอร์เนล นั่นคือ

$$f(x_j^*) \cong m(x_j^*|\theta) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(x_j^*, x_i|\theta)$$

เมื่อ  $\alpha \in i^N = \mathbf{K}_{f, f}^{-1}$  โดยที่เวกเตอร์  $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ K \ \alpha_N]^T$  และ  $j \in \{1, 2, K, M\}$

## ตอนที่ 2 การจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN โดยเทคนิคมอนติ คาร์โล

### ผลการสร้างตัวแบบ SARIMA

ทำการจำลองข้อมูล (Simulation) การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA โดยโปรแกรม Matlab ด้วยเทคนิควิธีของมอนติ คาร์โล (Monte Carlo technique) ซึ่งกำหนดสถานการณ์การจำลอง ภายใต้ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข และแต่ละเงื่อนไขทำเพียงรอบเดียวได้ผลการพยากรณ์ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข นำเสนอดังนี้

ผลการหาค่าพยากรณ์ภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูล แบบสมมาตร ด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข

ผลการหาค่าพยากรณ์ภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูล แบบเบ้ซ้ายด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข

ผลการหาค่าพยากรณ์ภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูล แบบเบ้ซ้ายด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข แสดงตามตารางดังนี้

ตารางที่ 4-23 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูล  
สมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	38.2	47.8	75.6	102.5	131.9	175.8	237.5	319.8	414.1	523.5	631.8
2	34.7	40.3	74.4	101.3	133.2	172.5	226.4	305.9	398.9	517.5	622.9
3	39.0	41.2	74.2	107.4	138.9	186.8	244.2	321.9	414.2	524.2	627.2
4	43.1	46.5	74.8	113.9	144.0	191.4	251.0	324.2	412.9	539.0	638.5
5	49.3	51.4	86.2	122.2	150.9	200.9	262.3	333.8	419.9	537.9	640.1
6	56.4	52.8	88.8	122.2	147.6	203.9	273.9	343.9	424.6	541.4	646.5
7	53.7	64.8	103.3	144.8	177.4	237.1	306.1	382.9	476.6	589.1	691.1
8	46.9	62.5	105.3	140.1	163.2	229.3	305.0	383.5	482.7	600.5	700.9
9	46.0	62.7	100.2	130.0	155.1	230.1	312.3	401.3	490.7	602.9	707.2
10	48.5	66.4	104.6	138.0	163.9	239.7	319.5	405.4	502.1	611.7	715.7
11	52.5	70.8	102.0	129.0	164.0	235.6	321.5	406.6	508.5	620.7	717.2
12	47.7	69.1	100.4	134.3	171.0	238.0	328.0	417.3	525.0	638.4	734.7

ตารางที่ 4-24 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	48.0	92.9	152.2	205.8	295.8	397.2	487.9	600.0	713.4	824.9	954.4
ก.พ.	58.9	98.0	159.8	217.4	306.6	404.8	487.7	604.2	709.1	822.6	939.5
มี.ค.	62.0	96.1	157.4	217.5	309.3	402.9	486.7	601.5	700.3	816.0	929.5
เม.ย.	58.3	91.3	142.3	209.9	308.6	399.8	489.0	600.0	705.6	828.1	942.6
พ.ค.	66.6	96.3	149.6	218.4	312.9	406.0	490.8	604.3	710.5	825.2	943.2
มิ.ย.	67.5	104.4	160.9	229.5	326.4	421.8	514.6	621.7	725.8	842.8	956.4
ก.ค.	69.3	109.6	164.3	244.9	336.0	425.4	513.5	620.1	730.8	855.4	967.7
ส.ค.	77.3	122.8	169.2	246.2	345.5	431.0	516.2	618.5	733.1	861.7	971.4
ก.ย.	75.1	126.9	171.6	254.2	355.7	447.7	537.2	642.7	754.7	882.4	998.9
ต.ค.	84.8	144.6	191.9	272.2	373.4	463.6	554.4	664.0	779.8	909.2	1024.7
พ.ย.	84.0	148.8	199.6	286.4	384.8	473.9	575.0	683.4	808.0	936.1	1042.8
ธ.ค.	85.9	154.1	208.7	301.0	401.4	495.9	601.4	707.3	820.4	945.0	1052.7

ตารางที่ 4-25 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	45.6	68.6	98.5	116.3	123.7	161.5	212.8	257.1	281.0	322.2	366.5
ก.พ.	49.1	73.7	113.2	139.0	143.0	184.7	228.4	274.5	298.7	341.6	385.8
มี.ค.	54.3	77.2	115.4	149.3	158.9	192.5	230.1	273.8	303.7	353.4	390.1
เม.ย.	55.5	74.8	103.4	131.5	148.4	184.7	221.4	269.5	301.6	357.6	393.7
พ.ค.	65.0	78.4	102.8	133.2	153.6	192.8	233.5	280.9	316.5	383.8	419.3
มิ.ย.	60.5	82.4	111.6	135.8	161.1	195.1	240.0	283.7	320.3	381.3	422.8
ก.ค.	63.7	86.9	114.2	137.8	168.6	192.6	236.3	291.0	328.8	385.5	421.0
ส.ค.	63.6	79.0	109.5	126.3	150.7	175.4	219.0	269.2	311.1	368.9	405.4
ก.ย.	57.4	81.2	104.4	114.2	137.9	168.2	215.4	260.3	303.6	349.8	389.5
ต.ค.	69.5	103.6	123.9	133.3	161.3	200.1	236.5	278.5	325.6	371.8	401.0
พ.ย.	70.1	103.1	118.1	126.8	150.2	188.0	224.3	261.6	301.4	348.2	378.1
ธ.ค.	61.1	89.3	101.5	108.8	135.3	182.9	225.6	254.1	294.0	346.4	371.3

ตารางที่ 4-26 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	42.4	44.9	29.9	50.6	76.8	103.4	144.4	188.1	213.1	198.2	192.5
ก.พ.	38.1	41.0	25.1	40.9	76.2	109.8	151.7	186.9	220.6	201.5	192.4
มี.ค.	33.7	39.1	32.6	50.4	89.2	128.5	169.0	203.1	231.8	212.1	211.3
เม.ย.	31.4	38.2	32.9	45.9	78.4	113.6	145.8	185.6	203.4	185.1	186.5
พ.ค.	38.4	44.6	41.5	61.6	106.1	135.3	173.7	212.6	224.6	212.6	211.1
มิ.ย.	43.0	47.8	47.3	69.2	113.9	143.5	184.8	228.7	235.7	221.4	227.7
ก.ค.	46.9	46.6	46.3	71.6	113.4	145.8	186.3	231.2	242.4	229.6	248.3
ส.ค.	47.8	48.2	45.2	71.7	112.8	150.6	185.9	221.2	230.7	215.0	228.9
ก.ย.	53.3	43.3	45.7	78.5	123.5	161.1	197.1	230.3	243.4	235.8	243.5
ต.ค.	55.9	40.2	50.9	79.7	115.1	156.7	192.1	217.9	232.5	225.8	235.3
พ.ย.	57.6	38.1	51.6	80.0	123.3	169.6	207.1	224.2	234.3	230.1	244.1
ธ.ค.	49.0	37.4	53.1	83.0	119.4	164.1	207.2	231.1	228.7	222.7	243.5

ตารางที่ 4-27 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	41.1	31.1	47.8	61.3	74.4	74.4	69.2	82.7	105.1	121.1	114.6
ก.พ.	36.6	30.6	43.6	48.7	76.7	77.9	71.1	83.7	97.5	114.7	110.2
มี.ค.	31.8	30.9	47.6	55.4	83.3	76.5	71.1	87.1	98.9	120.3	128.3
เม.ย.	25.0	21.2	40.8	52.3	80.5	66.6	66.4	76.2	82.1	97.6	114.1
พ.ค.	26.3	31.5	54.1	72.8	98.7	85.3	87.1	97.8	99.9	121.2	146.7
มิ.ย.	25.9	23.7	43.6	73.1	94.6	73.1	73.6	82.9	85.4	95.3	117.8
ก.ค.	25.3	23.9	42.8	70.5	84.6	64.1	74.2	86.9	90.7	103.2	128.1
ส.ค.	24.9	37.5	58.6	82.2	90.1	75.2	87.1	92.7	95.7	101.1	127.7
ก.ย.	20.7	36.6	57.7	78.1	87.2	80.1	89.9	101.8	102.1	107.7	134.3
ต.ค.	27.1	40.6	60.5	74.1	87.4	78.5	95.8	105.1	117.4	116.4	137.7
พ.ย.	29.3	41.8	60.1	77.1	86.3	83.0	99.4	103.6	119.4	116.7	141.7
ธ.ค.	31.5	42.1	63.4	77.1	83.2	82.3	94.2	104.7	121.5	116.1	139.4

ตารางที่ 4-28 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	50.1	63.4	71.1	91.8	125.4	143.1	159.8	169.1	168.2	139.7	98.8
ก.พ.	49.3	65.3	77.9	102.2	136.3	154.7	160.1	161.4	154.7	123.3	74.6
มี.ค.	58.1	70.2	90.4	124.5	156.1	176.2	177.8	179.6	172.9	137.2	83.1
เม.ย.	63.2	77.7	99.7	135.2	168.5	195.8	196.1	195.7	186.7	147.5	90.4
พ.ค.	70.7	83.8	110.3	147.6	168.1	197.8	206.4	213.8	198.2	163.9	108.4
มิ.ย.	74.2	90.3	114.3	155.1	178.6	213.1	213.5	216.3	197.5	167.6	114.4
ก.ค.	72.9	81.8	98.4	136.2	160.4	189.6	194.4	203.5	189.6	158.5	105.7
ส.ค.	61.2	71.8	83.8	123.8	144.3	175.1	182.6	185.8	160.7	123.3	71.1
ก.ย.	58.9	72.7	94.1	129.6	150.4	175.5	181.4	181.6	157.9	122.7	73.7
ต.ค.	49.7	61.7	78.2	111.2	138.1	157.8	158.5	159.1	135.0	100.1	49.6
พ.ย.	56.1	64.5	82.8	113.3	140.6	163.8	161.1	162.4	132.5	96.6	42.5
ธ.ค.	51.6	65.5	79.3	116.3	140.1	161.7	163.6	161.1	134.9	90.6	31.8

ตารางที่ 4-29 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	47.6	68.8	100.2	126.2	144.0	175.3	177.1	185.8	171.5	148.1	110.7
ก.พ.	47.1	76.8	109.3	141.6	160.4	179.9	181.4	192.3	183.0	157.0	117.6
มี.ค.	45.2	72.7	99.1	124.9	139.5	160.9	165.5	173.9	155.4	128.1	75.7
เม.ย.	56.2	84.9	101.3	125.8	142.5	166.3	167.4	184.8	164.8	131.2	83.5
พ.ค.	60.3	99.4	114.4	135.8	162.8	181.9	179.2	194.5	165.6	130.8	85.3
มิ.ย.	61.1	104.6	118.9	132.2	161.1	179.4	181.3	204.8	172.6	134.1	95.6
ก.ค.	62.0	110.4	124.9	128.9	159.1	179.9	189.8	199.8	165.3	124.1	80.8
ส.ค.	62.3	101.2	113.3	129.0	158.7	179.7	188.1	198.8	166.6	119.8	78.4
ก.ย.	56.0	91.0	108.2	124.0	155.6	176.4	191.3	188.1	158.5	110.2	73.1
ต.ค.	61.8	95.5	114.8	137.2	167.3	182.0	197.4	195.0	166.1	122.6	82.8
พ.ย.	64.5	94.9	116.6	138.2	174.4	177.8	182.3	172.7	144.5	105.6	72.4
ธ.ค.	67.5	96.0	119.3	141.5	172.4	177.8	186.9	176.7	155.7	110.2	77.4

ตารางที่ 4-30 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	44.3	40.7	45.3	83.7	142.3	166.4	194.6	235.7	272.9	288.2	279.9
ก.พ.	39.2	40.5	50.7	100.6	149.3	174.4	204.7	240.5	272.0	281.1	270.1
มี.ค.	45.0	42.9	53.2	99.9	151.6	177.3	208.0	240.0	272.7	275.2	261.3
เม.ย.	43.9	48.7	65.9	110.1	163.0	190.6	216.1	250.8	271.9	275.4	259.8
พ.ค.	52.4	63.9	84.5	136.4	189.7	213.6	238.1	272.7	295.5	290.0	274.1
มิ.ย.	54.8	69.6	94.9	144.2	189.2	210.5	232.2	269.0	293.6	289.9	282.6
ก.ค.	52.5	73.1	99.2	150.0	195.6	212.3	231.4	268.9	299.1	288.8	278.0
ส.ค.	46.4	62.5	88.1	131.7	165.1	183.9	208.8	248.5	273.0	258.1	245.2
ก.ย.	49.4	70.5	96.2	150.2	182.4	202.3	230.3	270.0	297.7	285.6	275.8
ต.ค.	51.2	68.4	92.8	139.9	176.3	193.8	232.9	271.1	297.1	277.5	275.3
พ.ย.	47.6	64.0	93.5	142.6	175.8	200.9	237.0	278.4	306.3	299.7	296.1
ธ.ค.	33.3	44.5	75.9	127.8	161.0	188.2	219.2	254.8	275.9	265.0	258.9

ตารางที่ 4-31 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	53.3	79.0	90.7	118.6	146.7	171.2	192.9	223.0	233.1	234.3	210.4
ก.พ.	52.3	78.8	93.6	123.8	159.9	184.5	205.2	239.3	246.8	243.9	224.8
มี.ค.	50.7	80.8	109.3	140.5	175.5	199.4	220.0	262.5	273.9	270.3	260.3
เม.ย.	46.2	79.2	100.1	131.2	167.6	190.0	213.8	266.6	277.2	266.8	252.4
พ.ค.	48.5	82.6	98.5	149.0	179.4	195.3	216.0	263.0	276.9	257.4	248.3
มิ.ย.	46.9	87.8	115.7	163.2	195.5	207.4	231.8	282.7	296.5	272.8	267.6
ก.ค.	49.5	85.2	117.5	159.1	186.9	191.6	214.4	253.5	262.2	239.2	233.8
ส.ค.	43.9	90.2	115.5	151.5	181.5	193.2	219.9	250.8	268.8	249.8	247.9
ก.ย.	47.4	82.5	104.6	145.6	173.6	186.8	219.2	248.2	253.6	244.0	242.0
ต.ค.	62.2	96.5	115.9	162.4	184.5	198.8	233.3	256.1	263.0	256.6	255.6
พ.ย.	70.6	103.6	122.7	164.3	189.8	197.3	234.5	257.7	257.5	237.4	236.1
ธ.ค.	66.9	95.4	117.4	149.9	176.8	193.1	222.7	232.8	231.8	210.4	198.0

ตารางที่ 4-32 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	43.9	40.4	32.4	-4.8	-44.4	-48.8	-10.7	32.1	43.9	58.1	40.6
ก.พ.	44.1	41.9	29.1	-9.2	-61.0	-67.9	-38.0	12.3	19.5	27.4	3.7
มี.ค.	29.3	22.2	20.5	-25.7	-86.6	-104.1	-72.3	-10.8	2.5	20.1	-0.3
เม.ย.	23.5	30.4	30.9	-8.3	-89.0	-102.7	-66.5	-8.9	3.2	16.6	-7.2
พ.ค.	20.9	26.3	36.8	1.5	-59.2	-66.9	-21.1	39.8	48.3	62.0	42.6
มิ.ย.	11.9	19.0	12.3	-17.5	-58.2	-66.1	-16.3	40.0	53.5	65.2	46.4
ก.ค.	12.7	9.2	-7.7	-38.0	-84.7	-94.9	-54.7	-6.7	7.5	8.7	-10.5
ส.ค.	17.2	14.1	-10.5	-35.4	-78.9	-75.6	-33.6	10.3	29.2	28.7	11.2
ก.ย.	22.2	22.2	-7.3	-37.5	-70.9	-61.9	-21.4	20.1	45.2	51.0	35.2
ต.ค.	25.0	13.7	-23.3	-64.6	-98.5	-74.1	-33.1	-1.9	29.1	18.8	7.8
พ.ย.	36.8	27.3	-7.9	-45.9	-58.6	-33.8	0.9	22.2	59.4	39.0	6.5
ธ.ค.	38.8	29.5	-1.6	-49.4	-60.3	-25.5	13.7	19.4	42.4	19.0	-21.1

ตารางที่ 4-33 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูล  
เบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	41.1	46.1	10.7	-14.3	-31.3	-12.9	-2.3	-6.5	8.3	-17.1	2.8
ก.พ.	46.6	65.6	35.7	13.0	12.1	21.8	16.4	18.0	29.3	14.7	35.6
มี.ค.	43.4	56.7	39.0	15.6	13.7	27.2	18.2	30.3	42.8	27.2	59.3
เม.ย.	47.8	57.2	42.0	16.1	22.5	37.1	22.1	27.3	32.1	33.8	66.7
พ.ค.	58.1	56.5	37.1	21.0	15.6	15.9	10.6	18.8	22.6	20.3	69.7
มิ.ย.	66.8	56.7	39.1	25.9	11.7	17.8	7.4	3.9	9.8	21.8	79.2
ก.ค.	73.7	62.6	50.5	36.4	31.2	35.0	23.4	23.3	30.8	49.4	105.7
ส.ค.	71.9	54.9	51.4	42.7	39.3	44.1	37.8	37.9	44.7	68.9	119.5
ก.ย.	74.1	53.0	50.7	30.3	33.5	33.9	36.2	39.6	37.5	72.9	119.6
ต.ค.	56.5	45.0	29.3	0.1	17.3	3.4	2.2	15.7	-3.6	17.8	63.0
พ.ย.	54.0	30.9	14.8	-11.9	4.7	-1.1	-8.7	-3.4	-40.0	-23.3	19.9
ธ.ค.	52.2	21.6	2.2	-15.8	-0.3	8.9	4.5	14.6	-17.4	-0.7	43.4

ตารางที่ 4-34 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูล  
เบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	39.6	28.7	10.5	-3.0	-2.3	31.2	39.9	20.1	21.6	40.6	11.7
ก.พ.	43.6	38.4	30.6	20.2	32.2	57.7	63.8	44.9	41.7	65.4	36.5
มี.ค.	37.9	30.0	17.3	24.4	40.9	58.9	73.2	53.9	34.1	53.0	37.5
เม.ย.	38.9	37.4	31.3	38.3	62.0	80.1	103.2	87.2	62.0	84.8	77.1
พ.ค.	47.1	38.5	37.6	47.9	71.5	96.7	126.6	113.3	86.0	108.7	90.2
มิ.ย.	34.8	19.6	19.8	38.0	68.7	92.3	109.2	102.1	78.5	82.5	66.5
ก.ค.	28.9	12.8	13.1	31.2	53.0	81.3	95.4	85.6	72.2	52.9	49.3
ส.ค.	38.9	26.0	15.0	19.3	44.7	74.4	72.2	57.0	34.1	12.4	6.9
ก.ย.	40.1	22.9	20.2	27.7	55.7	73.3	73.1	70.4	55.8	33.6	28.7
ต.ค.	34.0	7.8	8.5	15.1	38.2	54.7	54.4	54.7	50.5	14.6	-6.9
พ.ย.	32.4	14.1	12.4	20.1	53.1	66.8	55.8	48.4	41.5	8.5	-5.4
ธ.ค.	29.5	5.3	-6.1	-7.3	26.2	35.9	21.6	20.0	29.0	-8.1	-14.7



ตารางที่ 4-35 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูล  
สมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	41.2	44.4	104.7	144.4	171.5	164.0	138.8	109.3	82.3	38.9	6.9
ก.พ.	40.5	43.5	101.9	130.1	158.7	153.4	126.9	97.6	58.7	27.9	-15.2
มี.ค.	54.5	69.9	129.9	143.3	156.1	141.7	121.5	94.0	58.2	25.6	-16.5
เม.ย.	64.4	74.2	143.0	151.8	158.8	142.3	120.5	103.8	75.1	33.7	-14.5
พ.ค.	63.6	80.1	149.6	170.0	165.7	148.0	133.3	107.9	83.2	31.8	-15.6
มิ.ย.	70.9	102.0	166.8	185.7	185.9	165.9	151.1	134.2	103.5	48.1	-13.0
ก.ค.	56.7	86.9	140.4	162.7	151.5	125.6	105.8	77.2	47.5	10.0	-50.9
ส.ค.	49.4	80.8	132.7	161.8	151.6	123.6	105.3	78.6	39.6	-2.0	-66.5
ก.ย.	54.1	93.3	146.0	165.0	154.9	133.2	121.4	93.7	43.6	-2.8	-57.6
ต.ค.	47.4	104.2	141.9	155.6	154.2	118.0	100.5	84.8	41.4	-1.6	-65.9
พ.ย.	51.3	105.9	150.9	172.0	159.7	131.8	115.0	97.2	55.3	18.0	-44.6
ธ.ค.	49.1	101.6	154.2	194.5	185.9	160.6	146.8	130.3	77.5	51.5	2.7

ตารางที่ 4-36 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูล  
เบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	41.5	74.7	109.1	151.3	205.7	254.3	233.7	234.5	217.7	195.8	160.3
ก.พ.	48.3	77.8	94.7	131.4	201.8	246.7	239.3	239.0	226.9	201.4	173.2
มี.ค.	32.3	81.0	95.2	129.5	197.7	223.3	227.1	222.5	215.6	197.8	176.5
เม.ย.	49.8	102.4	116.4	146.1	221.5	242.4	248.7	240.6	233.9	213.9	192.4
พ.ค.	53.1	91.9	114.0	154.9	214.3	236.7	224.2	206.7	202.0	184.7	153.7
มิ.ย.	46.3	82.5	109.1	154.0	221.8	250.0	234.7	223.2	228.9	199.0	174.6
ก.ค.	52.1	96.1	117.5	154.5	236.0	250.4	234.5	233.3	234.9	198.9	178.4
ส.ค.	68.4	112.3	123.6	162.7	246.1	239.3	235.2	237.2	233.1	202.5	178.8
ก.ย.	68.2	105.8	120.5	170.7	245.4	235.1	230.4	233.6	246.7	212.3	202.3
ต.ค.	65.1	99.3	116.3	164.6	238.6	223.3	215.0	214.6	212.1	175.0	160.4
พ.ย.	58.5	99.3	119.9	185.3	244.3	223.6	211.7	208.4	191.4	170.5	159.5
ธ.ค.	60.3	102.5	145.6	214.4	270.1	255.9	250.1	231.8	213.8	186.9	189.9

ตารางที่ 4-37 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	33.2	21.2	48.2	56.1	110.4	155.5	212.0	268.2	302.2	352.1	363.3
ก.พ.	38.6	26.7	48.4	52.0	102.5	147.6	195.7	246.8	267.4	305.4	326.0
มี.ค.	33.5	20.5	35.6	54.2	115.1	179.1	207.6	249.4	265.7	298.8	333.7
เม.ย.	26.1	0.4	21.1	45.6	115.9	191.2	229.6	272.5	303.8	320.2	357.3
พ.ค.	34.0	12.2	45.9	70.6	125.2	209.6	259.4	296.3	328.3	354.5	402.8
มิ.ย.	47.3	27.7	52.7	96.0	145.2	232.6	279.2	319.0	337.4	363.1	424.1
ก.ค.	41.8	26.0	58.1	113.5	168.7	245.7	310.1	338.7	370.8	399.4	452.9
ส.ค.	50.1	46.0	63.5	129.4	175.4	249.4	307.6	338.7	366.9	395.6	455.1
ก.ย.	42.6	40.7	57.0	112.8	151.5	222.3	271.5	300.5	339.3	355.0	416.9
ต.ค.	42.0	57.3	61.9	129.2	166.1	239.9	282.2	298.6	331.5	337.8	401.5
พ.ย.	52.1	66.5	79.7	141.8	181.8	241.8	277.5	299.5	336.4	333.8	400.3
ธ.ค.	41.5	67.6	85.9	149.2	186.9	247.0	291.7	319.7	356.6	360.7	415.5

ตารางที่ 4-38 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	45.6	74.2	89.4	125.9	185.9	217.0	245.4	274.8	320.0	370.9	412.6
ก.พ.	39.4	75.4	86.2	125.1	180.8	206.3	236.7	269.0	317.4	367.9	413.7
มี.ค.	39.5	72.8	77.0	121.6	175.9	207.9	231.3	264.1	317.1	371.1	422.7
เม.ย.	39.1	70.1	77.9	123.9	163.4	200.0	228.7	265.5	319.8	373.9	421.9
พ.ค.	45.0	75.4	77.6	115.1	157.7	199.0	225.0	258.6	297.9	345.3	392.3
มิ.ย.	46.2	75.2	81.5	123.3	167.7	217.2	252.0	286.4	329.0	378.9	430.1
ก.ค.	50.0	73.8	83.5	127.8	174.2	224.6	259.3	297.5	347.1	400.7	454.9
ส.ค.	46.9	71.2	85.8	135.4	175.5	219.4	242.1	284.2	344.9	400.0	458.5
ก.ย.	45.6	67.6	91.9	141.5	179.4	224.7	247.5	292.3	357.5	409.2	464.3
ต.ค.	54.2	75.3	99.3	147.0	174.4	219.2	246.1	294.4	357.9	411.3	468.9
พ.ย.	55.0	70.2	98.9	150.4	175.5	217.0	247.5	290.4	345.8	388.0	442.7
ธ.ค.	65.3	81.3	113.3	171.3	198.4	235.6	265.2	309.9	361.9	406.1	452.0

ตารางที่ 4-39 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูล  
เบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	25.2	24.5	35.3	52.7	82.3	103.8	106.4	120.7	127.6	138.2	157.8
ก.พ.	18.4	17.6	40.8	61.7	90.4	108.6	113.5	138.4	134.7	151.2	178.8
มี.ค.	12.9	9.7	37.9	62.7	93.3	110.9	117.2	141.4	137.3	163.0	197.3
เม.ย.	1.0	2.8	28.6	39.5	63.8	87.2	91.0	110.6	109.1	127.3	164.6
พ.ค.	9.7	16.5	37.7	52.4	70.3	92.0	98.7	120.2	113.2	131.2	166.9
มิ.ย.	7.3	13.8	35.1	58.2	75.2	102.0	113.5	124.0	116.4	139.2	179.3
ก.ค.	12.6	13.5	41.0	63.9	86.7	113.4	133.4	149.6	148.5	165.2	199.9
ส.ค.	19.2	20.6	44.0	68.5	91.2	127.1	156.6	170.5	178.1	195.1	233.3
ก.ย.	20.2	16.1	45.1	66.7	91.0	111.8	138.2	150.9	150.4	169.2	209.3
ต.ค.	38.0	33.2	55.5	86.1	109.2	127.0	156.4	166.2	167.5	185.8	226.9
พ.ย.	33.3	35.3	53.8	85.0	113.3	123.3	145.3	146.7	150.6	169.2	212.3
ธ.ค.	36.8	39.2	61.8	90.4	115.1	126.6	149.9	152.3	156.1	171.5	215.1

ตารางที่ 4-40 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูล  
เบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	51.6	74.3	93.8	102.4	121.7	166.9	201.9	219.7	233.3	264.4	289.4
ก.พ.	40.8	58.0	77.3	83.0	102.2	142.2	172.8	194.5	213.1	242.3	267.2
มี.ค.	46.1	63.0	83.4	91.2	113.8	151.6	185.4	208.5	231.5	253.1	282.7
เม.ย.	53.6	74.6	97.4	100.2	125.3	158.2	194.9	210.2	234.1	249.7	284.1
พ.ค.	60.4	77.0	92.1	100.5	125.0	159.9	194.1	211.1	232.2	243.9	279.9
มิ.ย.	63.2	82.8	95.6	101.7	134.0	169.3	197.5	217.4	240.9	257.3	284.6
ก.ค.	63.1	74.0	89.6	102.5	138.0	179.6	214.1	243.7	273.6	292.7	325.8
ส.ค.	60.4	65.9	84.8	102.7	146.9	186.2	222.5	249.4	284.3	305.1	332.6
ก.ย.	51.8	57.5	73.0	91.1	139.1	176.6	214.0	246.0	284.1	302.7	332.7
ต.ค.	54.7	63.3	75.3	90.9	139.0	174.1	212.7	241.3	277.1	294.7	327.4
พ.ย.	60.2	77.5	89.8	104.2	151.7	183.7	218.8	236.6	267.2	291.2	325.4
ธ.ค.	59.3	74.2	81.6	93.8	141.9	173.8	197.5	210.7	249.0	276.5	309.3

ตารางที่ 4-41 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	22.4	107.1	132.0	189.3	237.5	210.4	195.6	188.3	180.0	185.7	202.3
ก.พ.	25.4	108.8	129.3	168.7	218.3	196.3	170.0	175.8	176.3	184.0	195.0
มี.ค.	15.2	118.6	152.4	180.0	229.2	213.5	195.1	207.1	204.5	198.3	212.1
เม.ย.	-10.3	89.4	133.8	162.8	209.5	214.2	182.2	180.2	174.7	173.7	187.8
พ.ค.	-11.8	87.2	137.5	185.8	235.7	236.9	214.6	209.6	209.8	189.5	203.7
มิ.ย.	-7.4	91.4	150.3	184.7	239.4	245.0	237.6	230.1	228.1	188.7	211.9
ก.ค.	-55.7	44.7	111.4	141.8	213.5	216.2	205.5	211.2	196.9	179.0	214.3
ส.ค.	-40.9	64.4	134.0	164.7	234.6	237.2	209.4	205.6	209.1	176.1	214.1
ก.ย.	-80.4	12.5	82.3	107.5	191.5	195.8	180.2	176.3	193.7	162.0	203.7
ต.ค.	-20.9	65.3	135.3	172.4	232.5	247.6	229.9	222.1	227.0	198.8	218.3
พ.ย.	-25.1	64.2	149.8	185.9	234.2	262.0	237.2	213.3	214.6	187.2	207.7
ธ.ค.	22.6	105.8	192.1	213.5	269.2	304.6	274.2	254.5	238.7	218.7	228.7

ตารางที่ 4-42 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	212.2	222.5	231.9	217.4	231.4	292.7	328.6	315.2	317.2	343.8	353.7
ก.พ.	218.7	219.0	212.0	207.0	241.2	297.9	339.8	324.9	319.6	349.9	359.4
มี.ค.	259.7	260.1	249.0	239.8	275.9	320.1	375.1	364.8	357.5	395.7	390.6
เม.ย.	230.9	221.8	211.1	205.1	223.6	248.1	291.3	272.9	278.1	322.2	326.9
พ.ค.	222.2	207.2	181.0	171.1	186.3	197.6	219.2	184.8	186.5	228.9	221.8
มิ.ย.	231.6	232.0	232.7	220.3	241.8	255.9	270.4	232.6	235.2	283.9	286.2
ก.ค.	223.1	212.1	205.6	197.8	235.3	254.8	251.5	214.7	223.4	253.0	259.0
ส.ค.	198.9	188.6	170.5	168.9	216.6	244.8	242.6	209.4	218.9	246.7	249.9
ก.ย.	212.3	204.8	174.7	176.9	221.8	246.8	219.2	193.1	222.5	251.2	265.7
ต.ค.	226.1	210.1	188.2	206.4	263.7	300.8	276.8	251.8	272.6	286.3	304.7
พ.ย.	229.0	223.0	216.0	229.7	278.3	303.0	285.2	271.4	296.5	309.0	328.7
ธ.ค.	262.6	266.9	253.3	258.1	309.1	335.3	332.9	326.2	347.4	363.7	377.4

ตารางที่ 4-43 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	-141.1	-83.3	-36.9	15.9	97.4	183.1	279.3	360.0	350.7	268.6	203.4
ก.พ.	-159.3	-92.4	-39.1	23.5	100.5	176.8	265.5	359.8	349.4	263.4	194.8
มี.ค.	-124.8	-59.4	-0.1	72.5	146.1	208.4	296.0	385.9	376.1	285.6	213.5
เม.ย.	-221.9	-155.3	-88.4	-10.1	70.7	148.3	233.7	331.3	345.1	256.9	192.5
พ.ค.	-228.3	-180.0	-95.1	-15.2	71.3	137.7	229.0	321.3	348.3	275.1	202.4
มิ.ย.	-212.3	-157.4	-75.4	-4.8	74.1	137.7	227.8	325.2	359.3	302.3	221.8
ก.ค.	-166.2	-116.3	-42.1	12.2	80.0	152.1	235.8	318.6	365.5	317.1	232.6
ส.ค.	-148.7	-115.7	-48.5	5.7	60.6	140.8	211.7	293.2	348.7	314.5	230.6
ก.ย.	-129.1	-95.6	-24.0	7.9	77.0	159.7	211.9	288.4	356.4	327.8	238.8
ต.ค.	-95.5	-71.4	11.0	44.5	110.4	190.2	251.6	296.7	368.4	349.7	248.5
พ.ย.	-118.7	-84.1	-10.4	19.5	77.4	136.1	207.6	273.0	355.9	355.5	256.1
ธ.ค.	-108.1	-87.2	-23.2	27.5	79.4	147.3	239.5	321.5	405.3	401.2	311.3

ตารางที่ 4-44 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	38.4	30.8	-0.4	13.8	61.8	88.7	120.0	152.6	192.8	227.4	207.4
ก.พ.	31.9	22.6	2.2	15.2	62.8	89.1	117.4	155.1	189.9	220.4	198.1
มี.ค.	28.7	7.9	-13.8	4.8	59.3	84.6	113.6	148.0	179.2	201.3	190.3
เม.ย.	24.4	0.5	-21.2	3.6	64.1	99.3	135.6	164.8	205.8	225.7	218.8
พ.ค.	30.6	-2.4	-20.2	10.1	73.8	104.6	135.1	169.2	202.5	216.5	214.6
มิ.ย.	32.1	1.1	-18.5	18.5	71.1	101.9	139.1	181.0	218.6	225.0	216.9
ก.ค.	33.5	-0.1	-13.1	30.4	81.4	112.8	152.4	190.7	229.4	236.2	217.1
ส.ค.	35.4	5.1	-0.5	40.8	89.3	124.6	167.1	207.2	240.7	245.8	220.1
ก.ย.	20.6	-10.8	-15.7	28.7	63.3	101.5	141.3	177.2	207.0	207.5	173.9
ต.ค.	22.8	-5.0	-0.8	44.4	80.6	116.1	155.0	191.1	223.9	219.8	187.1
พ.ย.	25.1	-7.2	-2.9	49.3	87.0	120.7	155.0	195.4	230.6	216.3	184.4
ธ.ค.	28.2	3.6	18.0	65.1	91.1	123.4	154.5	199.7	236.7	216.1	190.0

ตารางที่ 4-45 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	40.5	62.2	103.0	134.0	160.9	201.9	236.1	228.3	213.4	170.5	136.0
ก.พ.	39.8	58.0	104.6	136.4	167.0	211.9	238.3	231.0	209.4	171.7	140.2
มี.ค.	40.1	59.0	99.0	125.6	158.4	201.0	230.3	220.1	187.9	153.2	121.2
เม.ย.	34.7	52.9	88.5	111.2	140.2	180.6	218.3	211.9	182.3	147.5	121.1
พ.ค.	42.5	58.8	101.1	120.9	155.7	195.5	232.0	225.7	197.4	164.3	139.8
มิ.ย.	47.7	63.5	111.6	136.4	172.1	214.1	240.1	239.1	203.0	165.4	142.5
ก.ค.	50.7	77.5	121.6	152.9	179.7	219.4	236.8	238.3	203.0	160.0	143.6
ส.ค.	59.2	89.7	129.4	160.6	197.7	239.3	259.2	258.1	218.7	178.8	158.7
ก.ย.	67.4	108.6	143.1	182.9	217.6	259.4	270.6	268.8	232.2	197.0	169.4
ต.ค.	65.8	98.9	126.2	159.6	189.6	235.3	246.1	243.3	205.9	167.0	142.2
พ.ย.	61.5	99.4	127.4	157.2	194.5	232.9	238.0	239.2	196.3	158.7	144.9
ธ.ค.	69.6	110.7	137.8	168.2	207.2	242.7	239.7	228.9	179.3	147.2	131.9

ตารางที่ 4-46 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	31.3	23.4	8.7	10.9	-1.5	9.3	37.4	74.9	105.2	137.8	143.1
ก.พ.	26.0	18.5	8.5	9.4	-5.7	2.2	27.6	71.5	100.0	128.7	132.0
มี.ค.	34.4	16.2	9.6	10.0	-4.1	11.2	43.5	88.4	115.6	147.2	150.2
เม.ย.	31.2	10.6	8.0	10.9	-1.6	12.2	47.3	84.9	113.6	151.6	151.9
พ.ค.	33.0	5.0	5.6	4.5	1.9	13.2	49.9	82.1	101.9	140.1	148.0
มิ.ย.	29.7	-6.6	0.0	-14.5	-17.6	-7.8	32.4	59.5	75.1	111.5	119.8
ก.ค.	33.0	6.6	13.5	-10.2	-10.6	8.5	51.2	71.2	95.7	124.5	135.5
ส.ค.	37.2	9.5	11.2	-8.3	-4.0	21.4	65.2	78.2	110.0	126.7	139.8
ก.ย.	32.1	12.0	19.8	-1.2	6.1	20.5	65.4	83.4	111.7	129.1	135.6
ต.ค.	26.3	2.2	9.9	-11.4	-11.5	-1.2	41.8	67.8	100.2	111.9	120.8
พ.ย.	26.4	5.6	7.5	-11.6	-7.9	11.5	55.0	85.9	119.5	130.3	138.3
ธ.ค.	33.3	23.6	28.3	15.6	21.8	45.7	87.4	117.9	147.3	161.3	176.0

ตารางที่ 4-47 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปกติ และข้อมูล  
สมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	152.0	145.0	104.4	99.6	106.6	148.6	142.5	189.9	217.3	230.7	259.7
ก.พ.	131.8	103.2	56.9	31.7	49.2	96.0	95.8	143.8	177.8	192.6	229.8
มี.ค.	115.7	81.7	31.8	13.4	33.7	63.4	63.5	107.8	126.4	153.5	170.3
เม.ย.	109.4	68.5	11.2	-10.6	0.6	18.5	28.2	65.3	102.6	126.3	134.2
พ.ค.	103.3	54.9	5.5	-31.6	-5.5	-3.3	28.1	69.0	111.4	155.5	152.9
มิ.ย.	112.1	66.2	15.8	-12.7	6.9	4.2	34.0	80.6	106.6	146.6	134.5
ก.ค.	129.3	94.5	55.9	20.6	55.9	49.3	102.4	139.6	172.6	218.9	203.4
ส.ค.	127.6	92.4	52.3	41.5	62.5	51.4	101.2	130.6	150.8	190.0	185.7
ก.ย.	128.6	117.1	87.6	79.1	102.6	83.2	123.1	152.1	161.3	207.8	200.8
ต.ค.	154.2	139.5	110.1	108.9	122.6	108.7	154.8	180.6	196.5	235.6	223.4
พ.ย.	138.9	112.9	93.6	86.3	114.8	113.0	157.0	176.3	182.3	214.6	200.8
ธ.ค.	155.9	115.0	111.9	103.7	147.2	152.2	194.9	211.9	216.5	235.7	208.3

ตารางที่ 4-48 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปกติ และข้อมูล  
เบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	173.7	176.9	234.9	287.8	289.1	194.5	151.2	77.6	47.1	33.4	41.3
ก.พ.	169.1	194.1	251.2	295.1	282.9	206.1	157.9	81.6	64.8	50.2	48.3
มี.ค.	171.0	210.6	267.1	326.1	288.0	231.7	165.8	82.6	52.4	27.2	37.0
เม.ย.	182.4	218.2	270.4	326.4	275.3	225.0	165.5	88.1	66.9	50.0	59.6
พ.ค.	177.2	215.0	256.5	316.2	248.2	207.3	140.9	77.0	61.8	48.2	72.8
มิ.ย.	170.4	222.1	272.4	334.3	256.4	198.2	130.0	64.3	56.5	52.1	73.8
ก.ค.	184.5	229.3	289.4	332.9	252.1	202.5	123.2	78.3	58.4	50.9	78.3
ส.ค.	165.4	228.3	288.2	334.9	261.6	190.9	106.8	64.3	61.6	66.2	105.4
ก.ย.	150.6	218.0	279.5	338.3	260.3	194.6	115.2	72.4	78.4	77.4	117.0
ต.ค.	177.9	236.3	307.7	357.6	273.9	219.3	139.8	84.3	90.4	88.5	141.9
พ.ย.	146.9	218.6	271.9	300.2	212.2	157.2	69.9	25.7	39.1	33.7	93.2
ธ.ค.	155.3	218.4	279.8	303.2	209.9	165.1	82.4	60.2	61.9	75.4	128.8

ตารางที่ 4-49 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปกติ และข้อมูล  
เบี่ยง

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	175.9	135.6	99.0	49.2	23.5	23.6	43.1	51.9	-12.0	-63.9	-116.9
ก.พ.	171.5	137.7	101.1	53.7	39.8	35.2	41.1	65.9	-14.6	-68.6	-118.0
มี.ค.	163.7	121.5	97.7	53.8	62.8	65.6	76.9	98.7	29.1	-41.4	-85.0
เม.ย.	170.4	123.3	82.5	36.4	41.3	64.3	66.7	74.2	20.0	-28.9	-79.0
พ.ค.	169.9	104.6	78.2	14.6	28.1	59.9	61.1	71.9	21.3	-8.6	-54.7
มิ.ย.	152.7	100.8	74.3	10.4	34.9	79.7	90.9	81.9	16.1	-19.0	-59.6
ก.ค.	165.7	126.5	94.4	31.6	31.3	65.3	91.4	93.3	30.6	-13.2	-35.6
ส.ค.	141.5	88.0	47.6	-11.7	-19.6	16.3	33.8	19.6	-39.1	-89.9	-119.3
ก.ย.	123.4	64.0	29.9	-11.7	-13.1	7.9	24.9	7.6	-55.2	-114.0	-133.4
ต.ค.	143.8	92.0	51.2	16.4	11.5	32.5	47.5	27.8	-31.9	-80.7	-97.7
พ.ย.	108.1	56.5	13.4	-16.7	-14.4	16.1	30.6	-6.5	-58.0	-105.4	-124.0
ธ.ค.	121.4	88.6	45.2	25.4	27.9	59.2	63.3	6.1	-40.6	-89.5	-94.1

ตารางที่ 4-50 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูล  
สมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	125.5	90.5	103.1	92.9	39.6	-15.1	-45.2	-26.8	1.4	44.7	19.9
ก.พ.	120.2	91.3	95.3	64.3	8.4	-46.8	-82.8	-73.1	-58.2	-7.7	-46.4
มี.ค.	129.9	106.8	119.5	97.0	26.4	-34.9	-54.9	-34.4	-19.5	41.7	23.1
เม.ย.	124.7	105.1	116.0	90.2	6.1	-72.1	-94.4	-85.2	-56.2	4.8	-1.5
พ.ค.	128.8	120.6	144.9	117.1	22.6	-51.4	-70.7	-63.1	-40.4	6.8	9.9
มิ.ย.	135.1	117.1	143.3	122.2	30.0	-24.7	-33.2	-19.2	11.6	55.3	61.7
ก.ค.	133.9	116.4	137.0	126.6	32.7	-18.2	-3.8	-0.3	34.3	78.1	77.8
ส.ค.	118.6	108.9	116.0	93.2	17.3	-47.8	-32.4	-22.8	12.4	38.4	27.2
ก.ย.	97.9	86.5	81.4	59.5	-6.8	-71.9	-50.4	-54.0	-22.6	7.4	-10.3
ต.ค.	89.8	92.1	87.7	63.6	-10.3	-77.0	-32.9	-27.6	8.3	46.0	48.8
พ.ย.	95.3	99.0	102.0	70.4	11.1	-35.8	-17.9	-3.5	33.4	59.8	49.6
ธ.ค.	86.2	94.6	83.7	47.6	-9.1	-48.5	-23.8	0.2	35.8	43.1	26.6



ตารางที่ 4-51 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูล  
เบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	128.9	144.7	172.7	151.6	142.3	97.1	47.4	-16.1	-79.3	-109.7	-89.8
ก.พ.	138.5	130.4	142.8	127.7	128.3	96.0	26.9	-45.9	-104.5	-128.9	-92.7
มี.ค.	154.3	162.9	189.8	159.9	153.5	128.3	58.5	-1.2	-50.7	-64.1	-36.5
เม.ย.	144.4	142.0	151.9	110.2	106.7	97.5	59.7	3.2	-32.9	-60.4	-49.9
พ.ค.	166.0	171.5	192.1	140.9	138.0	109.3	50.8	-8.3	-67.8	-92.1	-72.1
มิ.ย.	172.4	178.3	204.6	159.1	161.1	138.3	88.0	48.2	-12.5	-15.3	-9.3
ก.ค.	170.8	189.8	222.1	179.8	191.1	166.3	91.0	31.7	-17.2	-31.9	-25.0
ส.ค.	140.7	151.7	170.0	142.7	146.6	133.1	72.0	14.9	-34.9	-44.9	-34.4
ก.ย.	124.9	148.2	160.9	149.8	147.7	144.6	78.7	6.1	-29.0	-47.3	-33.8
ต.ค.	134.8	169.6	172.5	153.6	135.0	121.3	63.0	-1.8	-33.1	-44.4	-30.3
พ.ย.	152.8	175.9	174.6	161.1	132.6	94.4	19.2	-61.0	-95.1	-95.6	-80.9
ธ.ค.	148.4	167.7	154.6	143.6	121.1	71.2	5.1	-67.6	-91.8	-82.8	-68.7

ตารางที่ 4-52 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูล  
เบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	120.0	110.6	101.3	84.4	91.2	128.8	104.2	131.0	160.8	155.8	118.6
ก.พ.	123.9	110.9	119.5	103.2	113.4	179.4	158.6	186.2	208.1	223.0	194.6
มี.ค.	124.6	127.3	126.4	113.8	147.1	218.3	191.9	228.4	229.5	231.0	196.0
เม.ย.	100.5	93.9	98.8	78.7	110.0	167.3	128.2	171.7	182.6	176.2	132.5
พ.ค.	98.2	97.8	121.9	96.1	139.7	187.3	142.6	169.4	187.7	159.7	113.9
มิ.ย.	128.3	127.2	158.0	127.4	171.8	194.3	161.0	187.2	205.7	188.2	143.7
ก.ค.	142.8	130.4	162.4	141.6	184.5	188.3	141.9	174.3	206.1	198.3	146.6
ส.ค.	114.6	92.8	130.2	119.0	157.2	155.5	103.2	128.8	161.8	152.1	102.8
ก.ย.	101.3	85.9	114.9	101.3	134.7	108.6	73.9	98.2	105.8	88.5	35.4
ต.ค.	110.2	94.1	97.7	83.0	131.5	121.1	98.7	127.4	128.8	96.9	37.5
พ.ย.	111.5	85.5	80.3	75.2	103.0	97.0	96.5	113.8	110.2	70.7	7.0
ธ.ค.	127.1	107.5	87.1	100.9	112.7	101.8	114.4	140.1	124.9	98.8	51.4

ตารางที่ 4-53 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	39.2	52.0	71.2	62.2	57.1	52.5	100.3	152.5	197.0	270.1	300.5
ก.พ.	30.9	44.8	60.1	52.4	41.7	39.8	86.9	132.6	183.4	244.7	270.5
มี.ค.	43.0	58.2	70.9	57.7	54.9	56.5	105.7	145.4	202.0	266.2	289.3
เม.ย.	47.7	54.6	75.4	63.1	60.7	73.7	121.8	158.6	220.2	280.5	297.5
พ.ค.	48.7	57.3	77.8	68.4	66.3	79.1	125.5	171.0	227.1	271.3	287.6
มิ.ย.	52.5	51.7	69.7	58.6	64.3	88.6	137.0	190.4	251.5	297.5	315.8
ก.ค.	53.8	55.3	72.5	60.2	68.0	98.7	154.8	199.9	258.4	299.0	320.0
ส.ค.	52.5	55.6	70.2	60.7	59.0	99.0	149.8	191.1	252.3	286.1	304.8
ก.ย.	44.4	46.9	57.8	45.3	46.5	84.2	135.0	181.5	242.0	275.0	291.2
ต.ค.	48.8	61.0	62.7	51.3	48.0	90.0	140.1	200.4	265.7	302.2	312.0
พ.ย.	50.1	73.8	73.1	57.0	54.5	98.5	147.7	201.2	266.3	299.1	316.0
ธ.ค.	55.4	74.1	69.7	60.8	60.1	108.3	158.9	210.0	278.4	306.1	316.9

ตารางที่ 4-54 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	46.9	65.2	72.1	77.3	95.9	98.5	119.1	147.2	170.0	173.8	154.8
ก.พ.	38.5	65.2	65.7	68.4	83.6	86.2	108.6	126.9	151.3	154.0	133.2
มี.ค.	42.7	71.2	68.7	74.5	100.0	99.9	121.0	130.0	145.2	141.3	123.8
เม.ย.	45.6	75.0	76.3	87.1	114.8	117.2	144.6	151.7	156.1	148.1	135.5
พ.ค.	52.1	78.3	81.6	91.2	121.2	117.3	141.6	150.8	148.7	139.6	130.1
มิ.ย.	55.0	88.2	95.9	106.3	140.9	148.3	176.2	186.7	176.1	169.5	160.5
ก.ค.	61.3	90.4	97.2	107.2	135.5	144.3	166.4	182.9	171.1	158.6	147.1
ส.ค.	55.1	83.5	89.3	107.6	127.7	141.7	162.0	181.1	175.5	158.9	146.9
ก.ย.	47.4	73.5	83.1	100.0	124.2	141.4	159.0	179.9	175.1	158.7	145.1
ต.ค.	49.6	64.8	71.9	87.8	109.2	120.9	146.6	171.4	178.9	166.6	160.1
พ.ย.	51.6	62.4	78.9	91.5	109.4	123.5	148.5	180.5	189.9	176.1	174.4
ธ.ค.	54.5	62.0	69.1	83.3	91.9	114.3	145.8	171.2	181.1	164.9	165.4

ตารางที่ 4-55 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	42.1	18.3	22.8	38.0	53.4	59.1	62.2	61.7	74.3	80.3	98.8
ก.พ.	46.3	28.3	37.7	52.3	70.6	68.3	72.0	69.3	78.2	80.6	102.0
มี.ค.	36.1	29.1	42.3	54.8	73.6	65.5	77.1	72.3	81.6	87.7	104.9
เม.ย.	27.4	15.0	32.5	52.9	74.3	72.3	82.5	81.1	82.8	91.1	103.8
พ.ค.	22.6	12.5	39.2	62.3	89.8	83.6	90.0	80.7	79.6	95.0	106.5
มิ.ย.	29.6	25.5	53.7	78.6	110.6	108.0	113.1	101.8	102.3	116.7	143.1
ก.ค.	24.6	13.1	37.4	57.3	88.5	83.0	85.1	81.2	76.6	93.8	127.2
ส.ค.	33.8	28.3	58.1	77.2	98.4	91.4	95.4	98.4	97.5	111.9	144.2
ก.ย.	21.9	17.2	43.8	71.2	87.2	83.0	84.4	95.9	100.3	114.0	138.7
ต.ค.	30.2	24.6	45.6	71.8	91.8	90.8	91.5	101.5	101.1	119.6	154.7
พ.ย.	24.6	23.9	51.3	70.9	81.1	80.8	80.7	94.0	94.8	115.7	144.0
ธ.ค.	19.6	23.2	45.5	60.4	64.4	67.8	68.9	76.7	81.4	102.4	129.5

ตารางที่ 4-56 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	175.2	171.7	139.0	162.7	178.3	188.3	205.0	187.9	77.7	99.4	99.0
ก.พ.	153.0	148.4	123.0	156.8	165.4	165.8	177.9	163.9	58.4	77.5	88.1
มี.ค.	158.0	141.0	119.4	131.6	146.1	155.5	173.2	141.0	58.6	99.7	101.0
เม.ย.	169.1	140.3	105.1	139.8	135.2	160.2	186.8	134.1	49.5	82.6	87.7
พ.ค.	196.4	153.2	118.8	156.2	160.6	218.1	223.3	162.7	109.1	138.6	148.6
มิ.ย.	198.6	173.3	151.3	200.3	224.1	272.8	285.4	228.6	196.5	214.9	237.7
ก.ค.	198.5	181.9	176.6	234.6	253.7	309.5	315.7	251.7	224.0	237.5	259.0
ส.ค.	193.7	163.8	153.6	199.3	220.2	265.3	277.3	216.5	177.6	189.8	200.4
ก.ย.	168.5	118.1	107.7	155.1	164.5	218.0	229.7	148.4	128.8	114.2	121.4
ต.ค.	176.6	116.5	112.6	166.9	170.3	219.0	229.4	133.6	111.3	96.1	82.6
พ.ย.	146.5	80.2	74.9	118.2	108.2	131.2	147.9	36.8	38.1	14.3	-10.8
ธ.ค.	172.6	127.8	131.8	151.6	156.5	173.5	190.3	88.7	96.5	93.3	66.8

ตารางที่ 4-57 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	157.7	142.7	121.1	91.1	49.3	-11.2	-76.3	-109.8	-55.6	19.9	89.3
ก.พ.	158.9	140.8	121.9	117.6	86.2	22.2	-47.9	-63.7	-2.3	78.1	162.5
มี.ค.	151.7	149.3	150.1	155.3	112.5	66.8	-13.3	-21.1	30.1	91.2	170.9
เม.ย.	148.9	146.9	120.1	135.1	102.1	47.1	-23.4	-9.1	26.7	79.9	153.8
พ.ค.	135.5	100.6	75.3	89.8	39.3	-19.6	-73.8	-33.8	-3.5	29.2	100.7
มิ.ย.	134.4	90.4	66.2	71.7	32.1	-58.4	-98.8	-63.4	-25.8	-2.7	81.4
ก.ค.	142.5	114.5	107.6	127.2	91.6	-8.8	-59.2	-1.9	40.7	70.5	148.5
ส.ค.	125.3	87.2	87.6	77.7	30.3	-59.5	-109.4	-50.6	-29.8	4.1	91.9
ก.ย.	120.8	80.5	71.9	42.4	-3.9	-103.3	-138.9	-71.0	-39.0	-16.7	81.6
ต.ค.	145.6	109.0	91.6	66.7	9.7	-56.1	-87.1	-23.6	27.7	59.6	158.9
พ.ย.	128.1	83.8	79.5	33.7	-28.0	-87.1	-105.2	-64.1	-4.5	56.1	153.2
ธ.ค.	156.3	108.7	86.9	38.2	-25.3	-82.8	-110.2	-56.9	21.8	84.8	180.5

ตารางที่ 4-58 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	202.9	232.8	270.2	282.7	257.7	254.0	266.7	252.5	209.5	160.0	66.5
ก.พ.	198.7	244.9	281.6	303.9	276.7	285.3	278.5	255.8	220.7	181.9	84.6
มี.ค.	177.8	202.1	243.8	278.1	229.3	219.7	209.2	190.4	156.0	104.7	3.0
เม.ย.	207.0	218.2	252.9	285.9	244.9	227.9	233.7	220.9	206.2	151.9	50.5
พ.ค.	203.7	225.7	257.0	257.0	202.6	189.6	192.6	147.1	136.4	59.2	-52.1
มิ.ย.	196.8	213.1	263.1	262.7	225.6	190.1	189.7	136.9	130.0	51.2	-57.4
ก.ค.	199.6	227.8	269.0	267.9	219.9	181.7	169.1	111.4	90.0	13.1	-99.9
ส.ค.	198.5	228.0	268.2	235.7	182.0	159.3	142.6	92.3	70.1	0.6	-106.5
ก.ย.	204.5	252.1	271.5	255.4	209.5	191.3	161.7	104.0	88.2	20.6	-71.1
ต.ค.	254.5	317.3	338.1	319.1	264.1	262.6	218.4	175.8	164.4	95.6	-7.4
พ.ย.	193.9	244.3	257.3	218.9	181.1	181.2	135.7	78.2	50.8	-36.4	-133.2
ธ.ค.	208.4	242.2	260.1	228.5	205.5	211.8	194.4	137.7	91.2	-8.6	-107.5

ตารางที่ 4-59 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ  
และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	34.1	34.6	73.2	104.3	143.0	169.4	200.4	222.2	226.6	253.0	270.2
ก.พ.	31.3	27.4	65.0	97.0	147.4	161.5	199.5	224.3	231.6	261.2	289.1
มี.ค.	29.6	30.5	56.2	84.5	127.8	124.5	156.3	174.2	176.4	196.8	222.2
เม.ย.	35.1	41.7	68.0	89.3	149.6	151.2	178.5	196.0	223.0	232.4	258.2
พ.ค.	41.7	46.8	85.4	104.5	160.4	171.7	195.8	224.1	251.3	265.8	289.7
มิ.ย.	48.5	58.2	84.2	105.9	154.6	163.7	178.6	200.6	228.2	232.5	256.1
ก.ค.	49.5	55.2	80.4	91.7	134.9	142.3	153.7	171.3	199.8	208.4	227.1
ส.ค.	48.4	61.2	79.4	66.8	116.9	116.4	127.4	147.4	169.7	183.1	203.8
ก.ย.	50.4	70.4	99.2	106.3	147.8	150.0	176.5	206.9	229.8	267.1	290.0
ต.ค.	45.3	70.8	93.7	122.2	161.9	172.8	210.9	234.2	259.2	283.3	317.3
พ.ย.	51.6	77.9	106.7	141.5	184.1	200.6	241.1	248.6	264.3	289.2	338.0
ธ.ค.	51.3	88.5	123.2	159.7	184.9	192.3	216.5	215.7	238.7	260.3	317.2

ตารางที่ 4-60 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ  
และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	43.6	73.6	95.5	113.1	105.8	104.2	107.7	78.9	38.1	25.1	22.5
ก.พ.	43.9	67.9	98.1	123.9	125.9	123.8	118.3	92.8	39.5	24.2	14.5
มี.ค.	35.6	67.0	107.9	128.4	124.4	130.8	124.1	86.4	28.5	18.9	1.3
เม.ย.	40.4	75.2	109.4	147.9	137.7	147.5	132.1	97.6	65.2	54.3	39.8
พ.ค.	50.4	70.9	115.0	157.8	156.4	160.8	142.9	100.4	78.6	85.1	74.4
มิ.ย.	48.9	61.2	102.5	138.7	138.0	139.5	111.3	60.0	33.7	32.6	25.0
ก.ค.	51.8	73.2	128.5	171.7	186.5	180.1	150.3	96.7	66.3	63.2	67.7
ส.ค.	62.5	82.9	140.8	191.4	183.5	175.6	136.0	75.4	42.3	40.8	45.5
ก.ย.	66.3	73.9	123.9	164.6	151.9	132.4	101.9	47.2	21.4	25.6	34.1
ต.ค.	71.1	84.6	139.1	162.6	158.8	154.1	125.9	87.2	72.7	74.7	93.3
พ.ย.	73.8	82.5	113.4	125.9	118.5	114.1	95.1	53.4	42.0	48.8	62.5
ธ.ค.	77.6	91.0	115.0	116.5	114.0	118.1	87.7	44.6	48.2	50.1	83.7

ตารางที่ 4-61 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	35.4	41.8	53.5	72.5	46.6	23.0	34.5	62.5	85.8	131.1	182.4
ก.พ.	30.9	33.6	58.9	78.0	67.4	49.8	56.2	74.5	103.0	156.0	199.7
มี.ค.	38.7	24.3	47.1	63.5	56.2	37.9	37.3	61.7	94.0	146.9	186.4
เม.ย.	31.6	12.1	40.2	52.1	43.4	35.0	25.5	48.0	79.6	124.4	165.7
พ.ค.	40.3	36.1	58.5	66.5	58.7	61.7	63.5	88.5	112.0	160.2	204.8
มิ.ย.	25.3	33.3	55.5	60.5	57.6	57.3	60.4	95.9	107.4	165.4	221.8
ก.ค.	31.4	43.2	65.9	68.2	54.3	58.1	58.8	92.4	112.1	155.2	214.5
ส.ค.	48.9	54.8	80.0	70.1	49.6	55.3	68.2	109.6	143.9	192.7	254.3
ก.ย.	54.3	57.1	82.5	66.2	39.6	45.5	56.9	106.5	154.9	199.7	262.7
ต.ค.	53.8	60.6	79.6	64.5	37.7	49.9	60.7	112.3	156.0	184.9	240.7
พ.ย.	65.2	78.3	101.4	87.1	67.9	85.0	99.1	143.8	186.0	229.3	272.2
ธ.ค.	50.2	61.0	79.3	50.9	30.3	37.3	56.3	83.8	137.3	193.3	220.7

ตารางที่ 4-62 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	34.0	33.5	60.7	46.3	26.3	38.8	59.5	104.5	116.7	144.5	181.6
ก.พ.	21.8	28.6	45.6	22.6	13.9	18.4	39.9	83.5	95.3	125.2	152.3
มี.ค.	20.2	34.7	42.6	26.6	16.8	29.0	57.8	103.3	108.2	150.8	187.6
เม.ย.	34.6	54.6	53.0	40.7	38.9	54.6	86.8	118.0	135.1	189.9	223.3
พ.ค.	54.9	74.8	69.8	51.8	51.7	65.5	91.2	121.0	145.2	186.0	220.7
มิ.ย.	52.1	65.5	57.9	52.2	57.0	71.4	107.5	137.9	177.3	215.6	237.8
ก.ค.	45.8	77.4	69.3	61.1	59.3	78.4	121.4	152.4	179.1	225.1	246.9
ส.ค.	43.3	72.7	53.5	36.0	40.4	60.7	87.1	122.3	158.5	204.4	232.6
ก.ย.	50.2	81.6	72.2	54.9	49.9	74.9	108.6	129.7	166.6	215.9	252.3
ต.ค.	44.6	82.1	68.4	49.2	44.7	65.9	100.9	123.0	147.1	195.0	229.5
พ.ย.	58.9	88.8	87.9	62.1	61.2	76.6	120.6	145.8	156.9	203.0	237.6
ธ.ค.	45.0	81.3	78.0	51.7	58.0	77.7	107.8	124.5	143.7	189.1	215.5

ตารางที่ 4-63 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	37.0	22.4	14.5	13.7	19.7	47.6	90.4	118.6	124.2	149.1	194.7
ก.พ.	41.6	32.4	50.1	50.9	69.9	99.0	136.3	164.0	159.6	188.6	231.6
มี.ค.	27.8	31.3	42.6	45.4	69.5	105.5	140.0	159.1	164.9	195.3	241.8
เม.ย.	34.1	36.7	53.0	49.2	86.8	133.7	157.2	168.4	180.3	199.8	239.5
พ.ค.	37.6	30.7	41.5	40.7	80.2	129.8	148.6	158.7	179.1	206.7	248.2
มิ.ย.	30.6	22.1	43.1	44.7	89.1	128.4	142.0	166.9	182.0	217.0	262.6
ก.ค.	16.9	8.5	38.9	40.8	68.1	113.8	128.6	148.6	166.9	201.9	221.9
ส.ค.	25.3	21.3	40.7	39.8	59.2	95.9	106.5	140.7	174.1	201.2	220.2
ก.ย.	28.8	25.7	48.1	58.7	83.5	125.0	129.3	147.3	177.0	198.1	215.5
ต.ค.	30.0	18.7	29.9	50.6	68.6	121.2	132.8	142.4	172.3	192.8	208.3
พ.ย.	32.9	19.5	26.4	42.9	79.9	128.1	134.5	139.5	168.9	191.4	207.0
ธ.ค.	20.7	7.1	9.6	20.5	60.4	96.6	101.2	109.5	134.8	174.5	191.7

ตารางที่ 4-64 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	36.6	28.5	56.2	90.8	115.6	160.5	169.1	180.5	215.8	286.7	401.8
ก.พ.	27.9	22.7	54.4	94.5	131.6	180.8	189.3	194.8	234.4	287.4	414.7
มี.ค.	15.2	0.9	30.4	62.0	100.6	142.1	143.8	143.5	186.9	250.1	379.4
เม.ย.	33.7	11.0	41.2	77.1	136.6	186.7	188.5	191.0	235.6	292.5	440.1
พ.ค.	47.9	30.9	66.9	91.7	146.1	204.0	201.1	215.6	258.6	335.3	480.8
มิ.ย.	62.8	44.8	57.6	67.0	125.2	170.3	162.4	186.0	233.8	316.9	441.0
ก.ค.	62.2	49.8	71.6	80.4	143.8	173.1	176.1	216.0	270.0	363.7	506.2
ส.ค.	48.7	41.3	62.2	80.4	145.0	171.5	173.2	214.8	272.6	365.8	511.6
ก.ย.	50.9	45.2	66.5	98.8	155.7	182.1	194.8	236.0	291.8	386.9	545.8
ต.ค.	40.6	45.2	71.4	103.0	149.1	171.3	181.0	223.5	279.8	368.2	527.0
พ.ย.	43.1	58.5	90.9	127.9	173.1	184.5	195.7	244.2	312.4	424.7	591.7
ธ.ค.	33.1	52.7	90.6	123.9	162.0	176.9	191.1	223.3	293.8	414.1	579.4

ตารางที่ 4-65 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่  
ปกติ และข้อมูลสมมาตร

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	47.3	52.7	87.6	100.2	109.5	114.5	125.7	139.4	148.9	180.4	216.1
ก.พ.	48.3	59.5	93.3	109.3	116.1	127.3	137.8	156.2	160.8	194.8	227.0
มี.ค.	43.3	56.1	90.5	110.0	115.8	120.9	133.5	153.6	168.7	199.2	227.3
เม.ย.	44.1	55.9	92.6	103.8	110.4	121.5	134.5	150.4	161.1	195.4	229.0
พ.ค.	47.0	61.5	90.9	101.8	101.6	107.0	108.4	122.2	131.7	163.4	199.8
มิ.ย.	47.9	67.5	94.6	114.8	120.8	130.4	136.1	150.9	168.6	199.0	239.6
ก.ค.	52.1	75.5	106.9	126.5	128.3	137.4	148.5	167.8	184.9	211.2	253.1
ส.ค.	61.1	87.3	117.7	137.1	143.8	153.4	167.4	186.1	208.5	228.6	266.6
ก.ย.	57.7	84.5	113.9	125.5	137.1	146.8	161.7	181.0	202.6	223.2	257.9
ต.ค.	53.3	78.9	97.1	103.7	117.2	130.3	145.9	162.3	188.6	210.0	247.1
พ.ย.	56.7	84.4	95.3	109.5	114.5	127.4	145.3	162.4	192.1	216.8	255.5
ธ.ค.	51.4	77.1	88.2	102.8	108.8	124.9	133.4	140.8	174.2	201.2	235.5

ตารางที่ 4-66 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความ  
ไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา

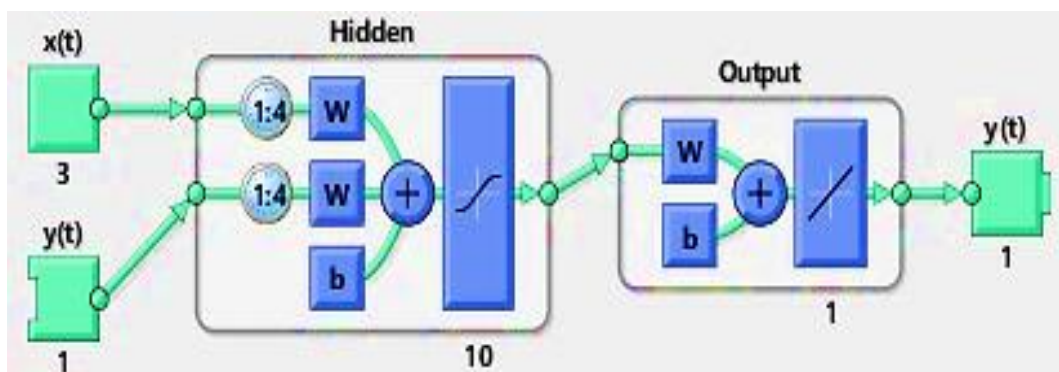
เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	50.0	79.2	140.0	168.4	209.9	245.5	298.2	370.9	425.6	474.4	517.1
ก.พ.	50.0	82.0	131.2	153.9	204.4	232.9	289.3	366.4	422.6	478.0	511.8
มี.ค.	43.6	84.0	124.9	146.6	194.9	231.1	286.8	367.0	417.3	471.2	502.1
เม.ย.	44.8	87.0	130.1	153.2	199.2	246.3	301.0	381.0	427.0	480.7	505.5
พ.ค.	60.1	98.6	147.1	172.3	217.7	263.9	326.5	410.9	462.1	510.1	532.9
มิ.ย.	65.7	110.2	162.8	200.0	253.6	297.5	363.3	447.0	504.6	554.2	574.5
ก.ค.	62.0	113.8	156.7	199.1	248.6	290.6	351.6	426.9	474.6	518.9	530.8
ส.ค.	62.6	109.2	148.4	189.2	233.4	275.3	345.8	419.3	465.4	509.9	520.5
ก.ย.	56.6	105.3	140.5	180.5	224.2	267.4	328.1	396.1	442.2	490.1	498.9
ต.ค.	67.4	123.5	159.4	202.7	247.2	292.2	358.3	426.3	481.0	529.5	539.4
พ.ย.	54.8	113.4	146.4	186.6	223.7	277.1	340.4	397.1	446.2	497.8	503.5
ธ.ค.	47.4	98.5	125.4	170.5	209.9	267.3	342.5	390.7	443.8	489.7	495.1



ตารางที่ 4-67 ค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ภายใต้ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

เดือน	ปี										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ม.ค.	41.5	72.7	120.3	165.4	196.6	211.7	227.9	257.3	285.8	299.2	319.5
ก.พ.	48.4	72.3	120.7	164.9	198.9	214.5	234.5	266.9	297.2	310.2	327.0
มี.ค.	52.5	75.9	123.3	171.6	207.6	219.0	248.0	288.0	312.8	328.0	344.7
เม.ย.	52.9	72.5	118.4	159.7	193.6	207.2	241.9	275.9	301.4	316.2	337.2
พ.ค.	49.0	74.6	123.7	163.0	190.4	202.6	228.9	267.4	291.5	306.8	327.6
มิ.ย.	52.9	82.5	137.2	175.8	199.9	213.0	245.9	283.8	303.5	317.9	338.3
ก.ค.	62.0	92.0	140.0	179.6	203.3	219.1	245.2	280.8	295.1	310.8	329.0
ส.ค.	57.2	85.1	132.0	165.4	184.9	194.9	218.9	254.2	263.7	278.2	299.9
ก.ย.	59.8	89.8	136.3	162.5	178.0	187.8	213.7	253.7	268.0	286.4	303.9
ต.ค.	68.3	96.4	141.2	165.8	185.5	196.0	225.4	277.1	295.9	315.4	334.7
พ.ย.	68.2	96.1	138.1	162.2	178.8	191.2	219.9	262.6	281.9	300.6	315.2
ธ.ค.	71.3	112.6	157.1	194.1	207.6	225.5	256.4	288.8	306.8	329.2	338.5

นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบสมมาตร เบ้ขวา และเบ้ซ้ายที่มีลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลาทั้ง 15 แบบ มาเป็นตัวแปรนำเข้าในตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบอัลกอริทึมแบร์กกลับ (Backpropagation neural network; BPN) ซึ่งเป็นโครงข่ายที่มีหลายชั้น เพื่อช่วยในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้ดี และ ใช้การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised learning) โดยขั้นตอนการเรียนรู้หรือการแบ่งช่วงการทดลองจะถูกแบ่งเหมือนกระบวนการแบบเกาส์เซียนทุกประการ คือ ช่วงที่ 1 เป็นช่วงการเรียนรู้ ช่วงที่ 2 เป็นช่วงของการทดสอบ และช่วงที่ 3 เป็นช่วงการพยากรณ์ โดยโครงข่ายจะเรียนรู้ข้อมูลโดยการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความแตกต่างระหว่างค่าของตัวแปรเอาต์พุทของโครงข่ายกับค่าของข้อมูลเอาต์พุทจริงที่ถูกต้องให้น้อยที่สุด และการปรับค่าน้ำหนักจะปรับทีละน้อย ๆ โดยกระบวนการทำซ้ำกับข้อมูลที่ละชุด จนกระทั่งค่าน้ำหนักในโครงข่ายลู่เข้าเพื่อที่จะหาค่าของตัวแปรเอาต์พุทซึ่งก็คือ ค่าของผลการพยากรณ์ ซึ่งรูปแบบโครงข่ายที่ใช้จะจำลองตามภาพที่ 4-49



ภาพที่ 4-50 ตัวแบบผสม SARIMA-ANN ที่จำลองจาก Matlab

โดยกำหนดให้มีชั้นซ่อน (Hidden layers) จำนวน 10 ชั้น และจำนวนหน่วยซ่อน 3 หน่วย และพารามิเตอร์ในการเรียนรู้ ได้แก่ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) มีค่าเท่ากับ 0.01 ค่าโมเมนตัม (Momentum)  $1.0E-3$  จำนวนรอบการเรียนรู้ (Iterations) เท่ากับ 1000 รอบ

## 2. ผลการจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยคอร์เนลฟังก์ชันใหม่กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN (แต่ละเงื่อนไข) ด้วยค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAPE) และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) โดยตัวแบบผสมที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดคือ ตัวแบบผสมที่ให้ค่า MSE ค่า MAPE และค่า MAD น้อยที่สุดโดยการจำลองข้อมูล (Simulation) โดยโปรแกรม Matlab ด้วยเทคนิควิธีของมอนติ คาร์โล (Monte Carlo technique) ซึ่งกำหนดสถานการณ์การจำลอง ภายใต้ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข และแต่ละเงื่อนไขทำเพียงหนึ่งรอบ ผลของการหาตัวแบบที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข นำเสนอ ดังนี้

ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 3 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข

ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไข

ผลการหาค่าคลาดเคลื่อนภายใต้เงื่อนไขของลักษณะข้อมูลของอนุกรมเวลา 15 แบบและการแจกแจงไวบูลด้วยพารามิเตอร์รูปร่างเท่ากับ 1.5 และพารามิเตอร์สเกลเท่ากับ 1 รวมจำนวน 15 เงื่อนไขแสดงผลดังนี้

ตารางที่ 4-68 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA - ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.15E-06</b>	5.92E-04
	MAPE	<b>7.44E-08</b>	1.27E+00
	MAD	<b>8.44E-04</b>	1.38E-02
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>6.25E-08</b>	7.24E-04
	MAPE	<b>1.32E-08</b>	1.59E+00
	MAD	<b>2.01E-04</b>	2.26E-02
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>1.75E-07</b>	7.23E-03
	MAPE	<b>2.62E-08</b>	4.08E+00
	MAD	<b>3.27E-04</b>	6.81E-02

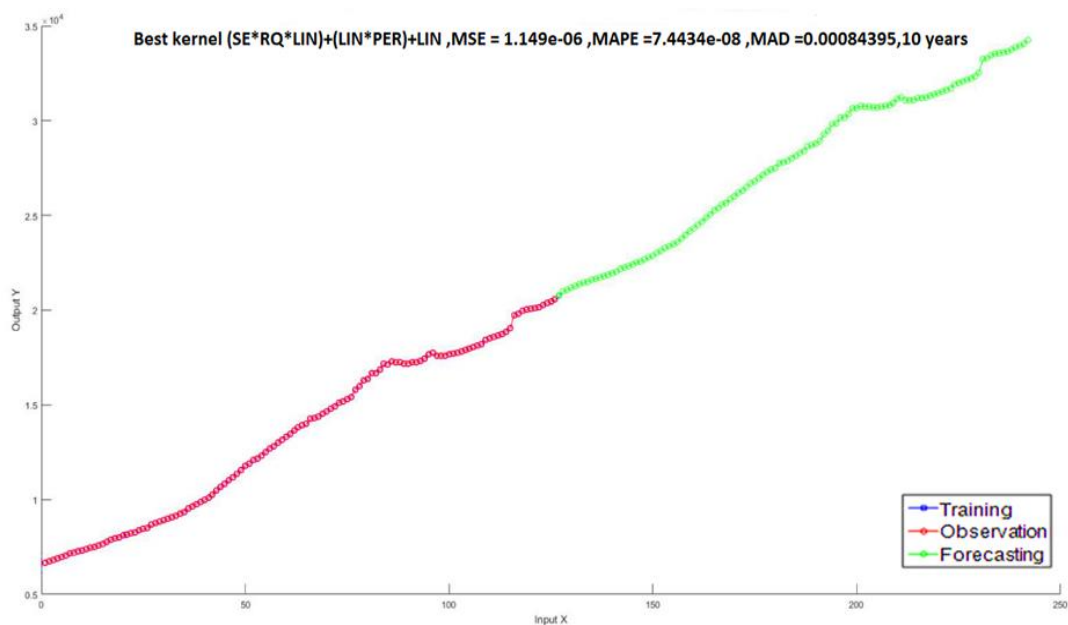
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว ดังนี้

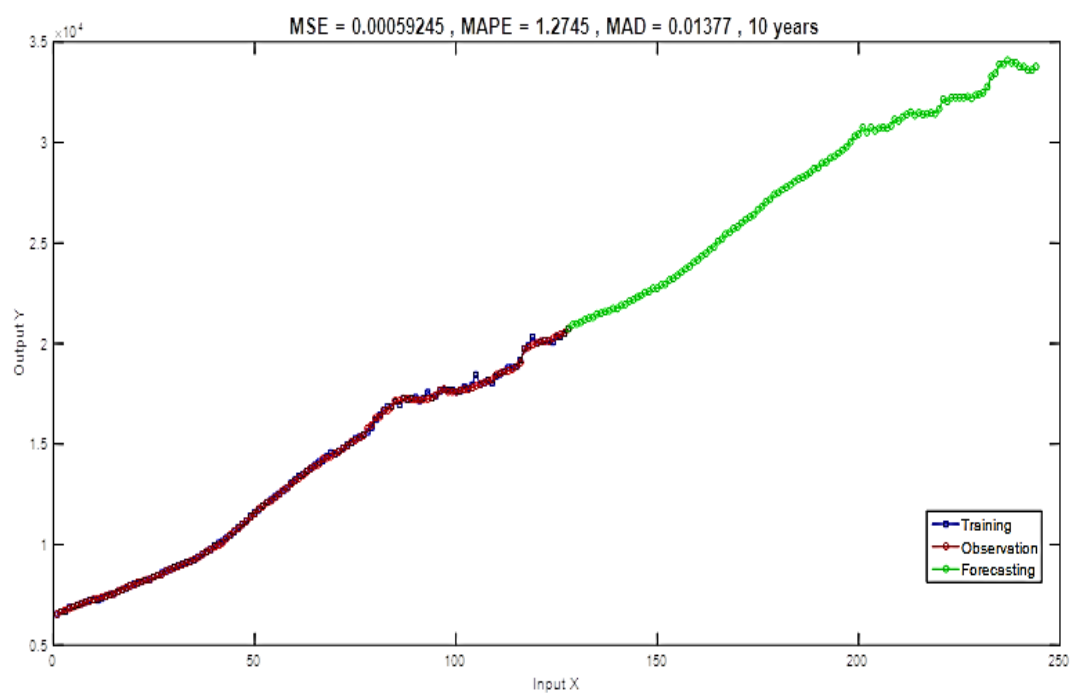
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.15E-06, 7.44E-08 และ 8.44E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 5.92E-04, 1.27E+00 และ 1.38E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 6.25E-08, 1.32E-08 และ 2.01E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 7.24E-04, 1.59E+00 และ 2.26E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

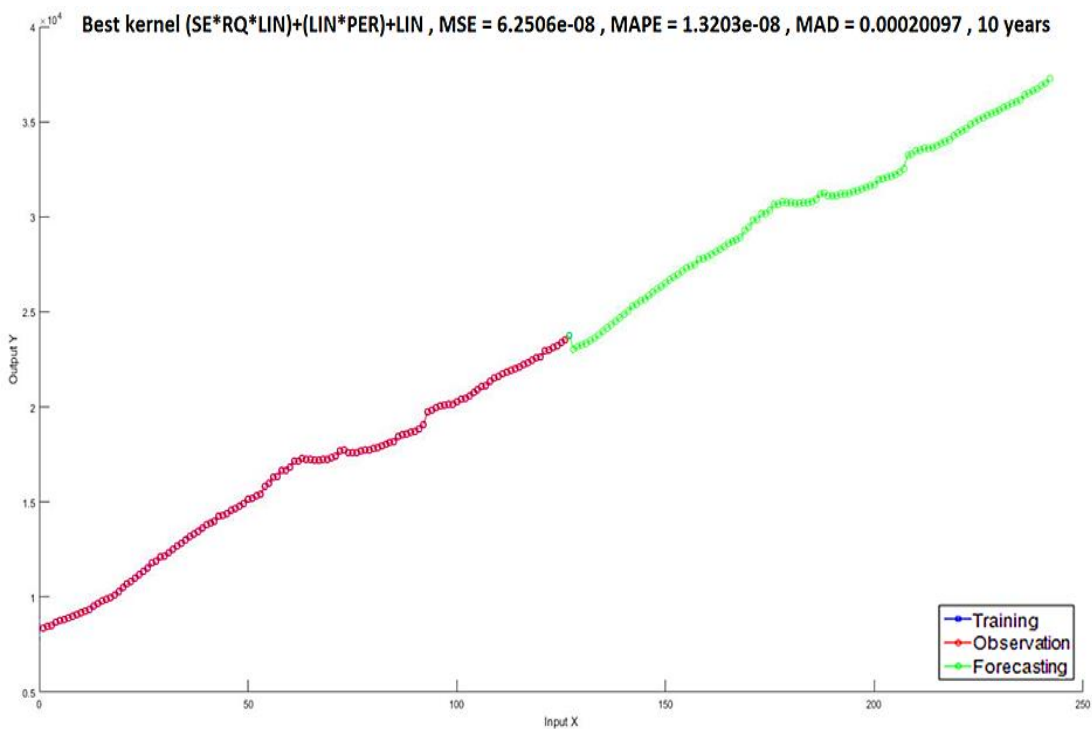
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.75E-07, 2.62E-08 และ 3.27E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 7.23E-03, 4.08E+00 และ 6.81E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



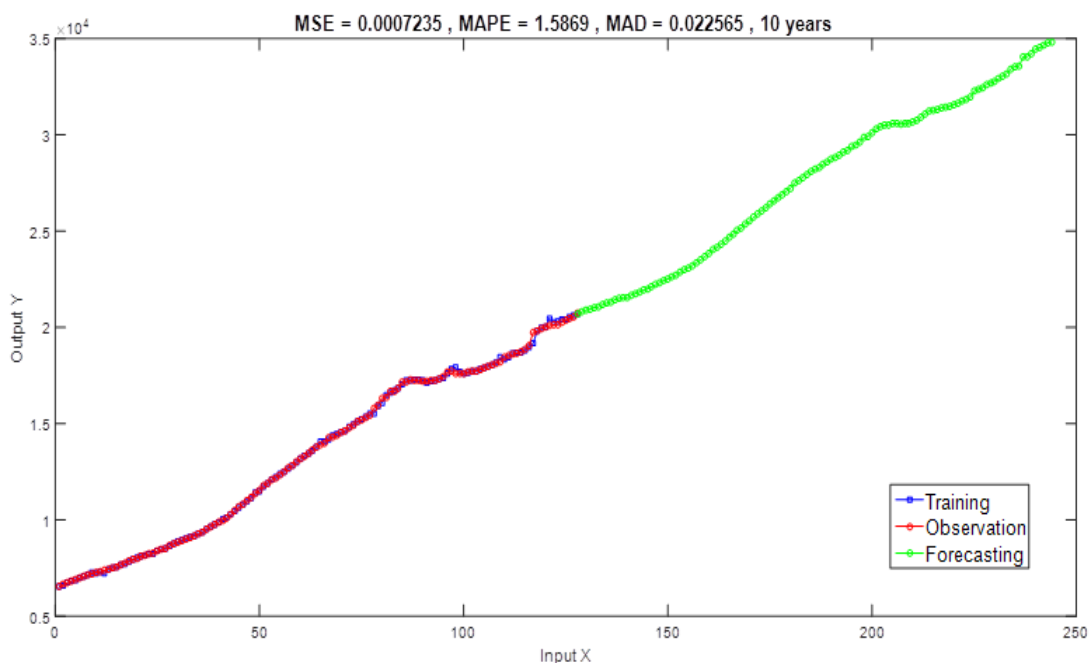
ภาพที่ 4-51 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



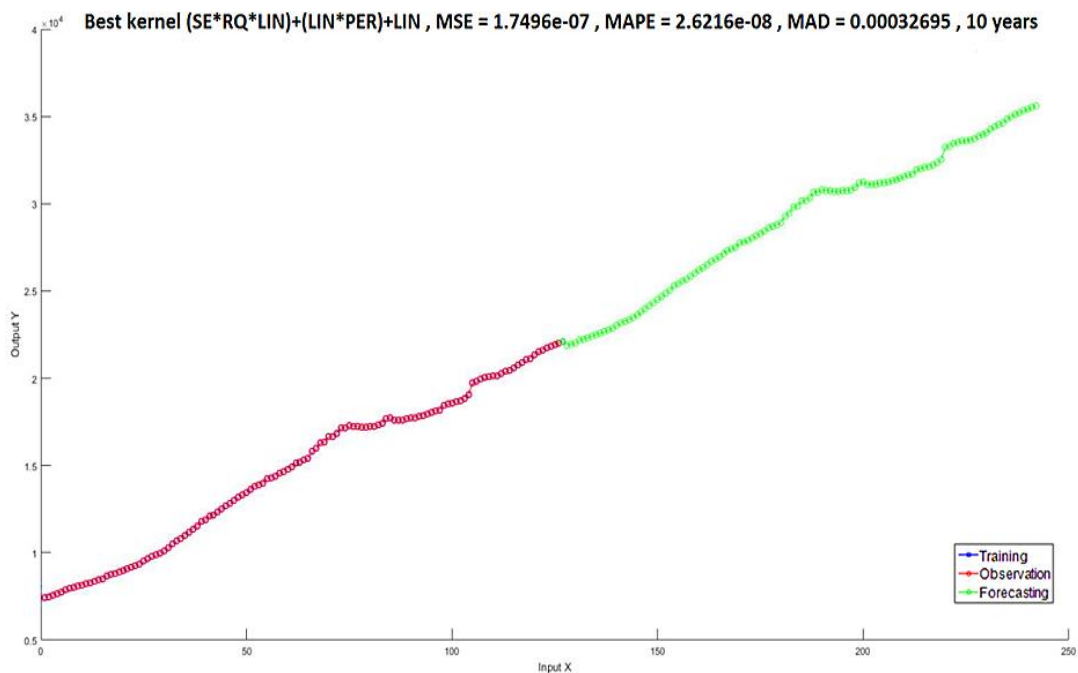
ภาพที่ 4-52 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



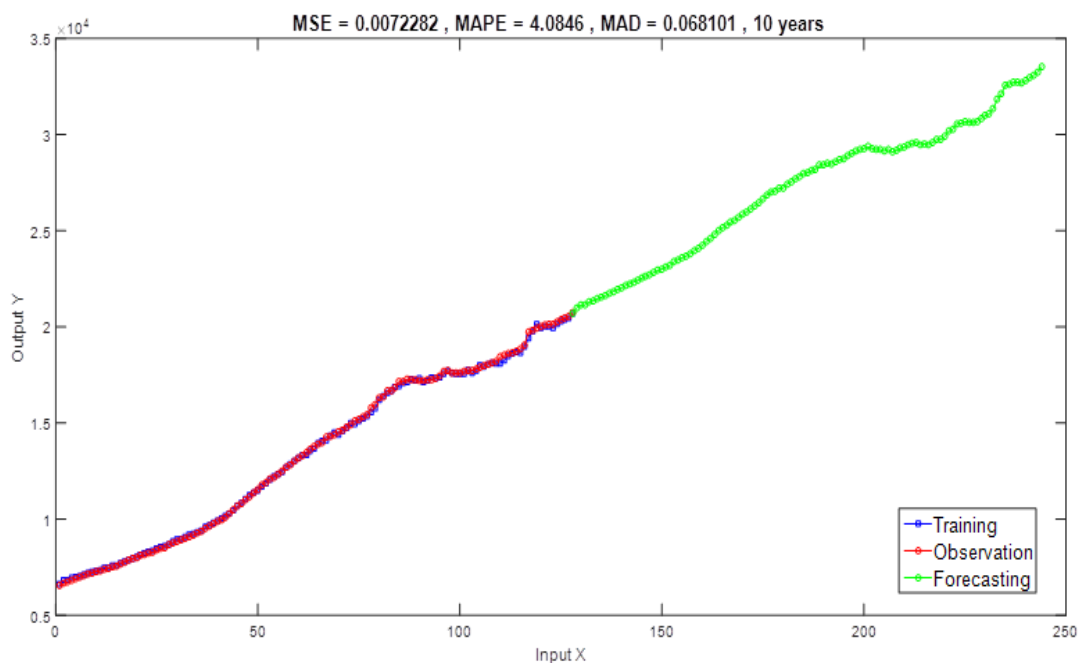
ภาพที่ 4-53 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-54 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-55 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-56 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-69 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง  
ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>4.89E-09</b>	7.52E-07
	MAPE	<b>2.69E-06</b>	2.35E+01
	MAD	<b>5.32E-05</b>	6.01E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>1.40E-09</b>	4.86E-07
	MAPE	<b>1.46E-06</b>	2.79E+01
	MAD	<b>2.93E-05</b>	5.61E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>2.40E-09</b>	2.01E-06
	MAPE	<b>1.66E-06</b>	3.20E+01
	MAD	<b>3.66E-05</b>	1.06E-03

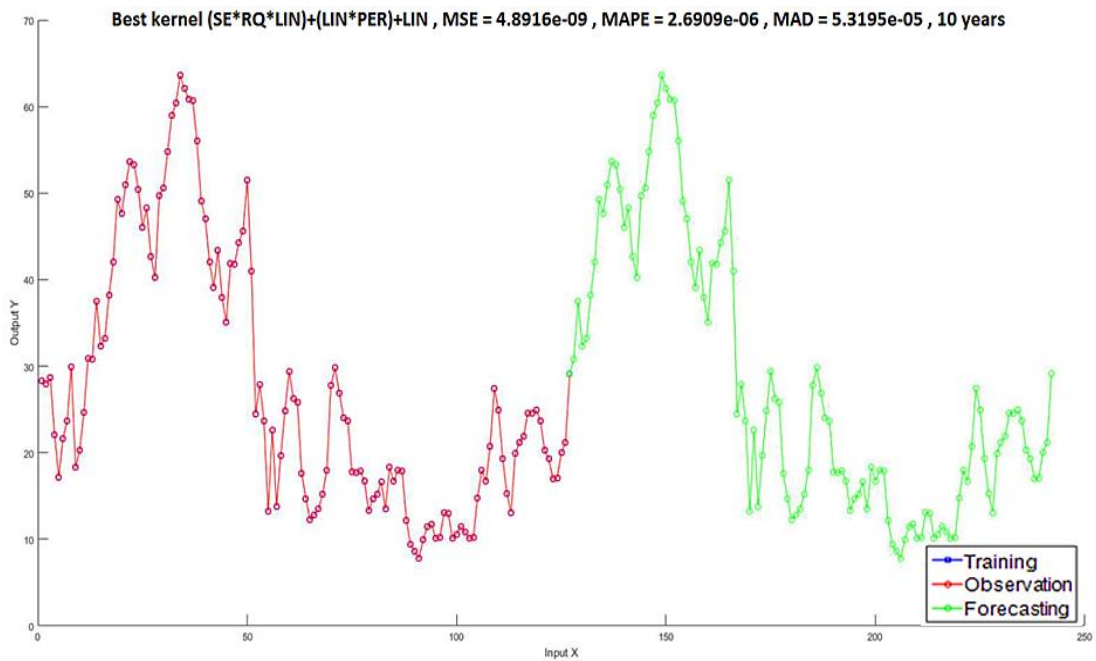
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว ดังนี้

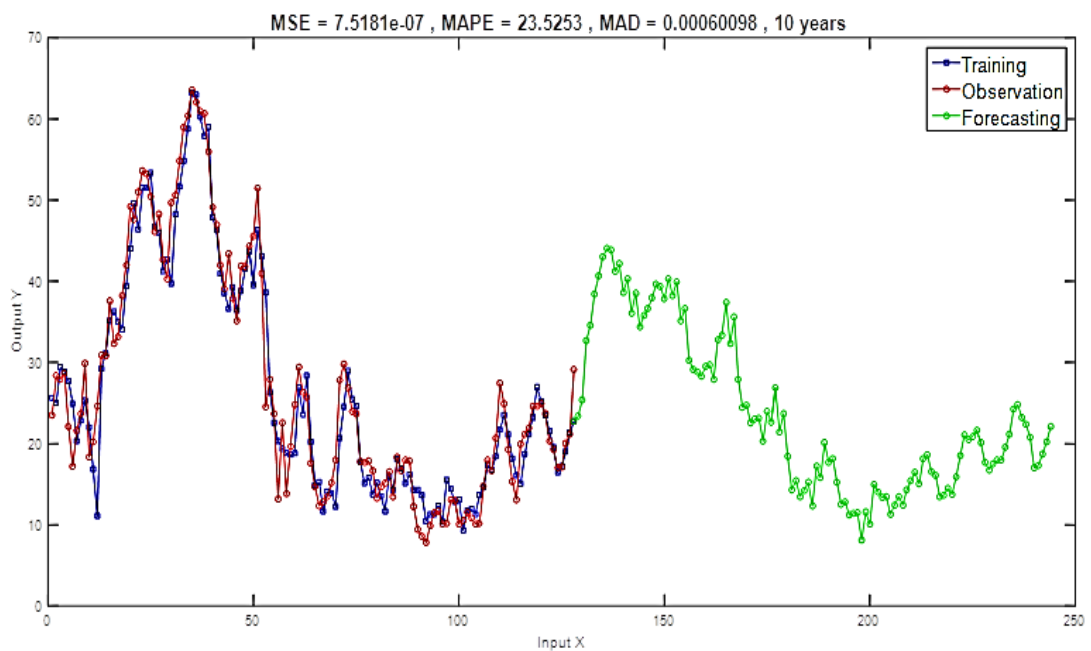
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 4.89E-09, 2.69E-06 และ 5.32E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 7.52E-07, 2.35E+01 และ 6.01E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.40E-09, 1.46E-06 และ 2.93E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 4.86E-07, 2.79E+01 และ 5.61E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.40E-09, 1.66E-06 และ 3.66E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.01E-06, 3.20E+01 และ 1.06E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

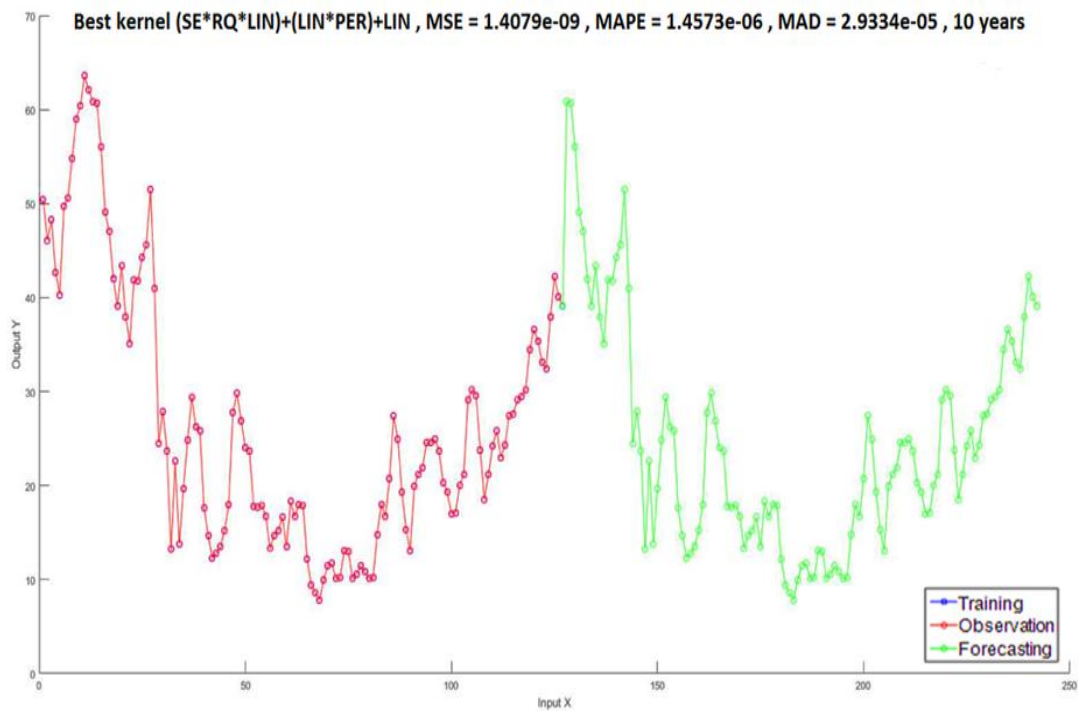


ภาพที่ 4-57 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

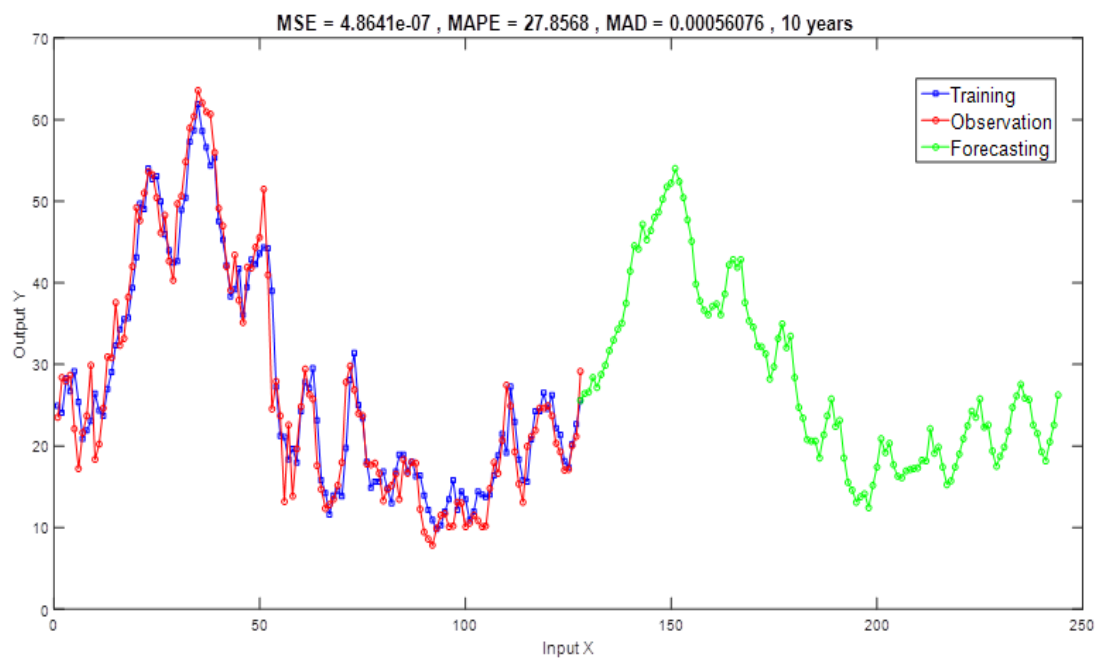


ภาพที่ 4-58 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

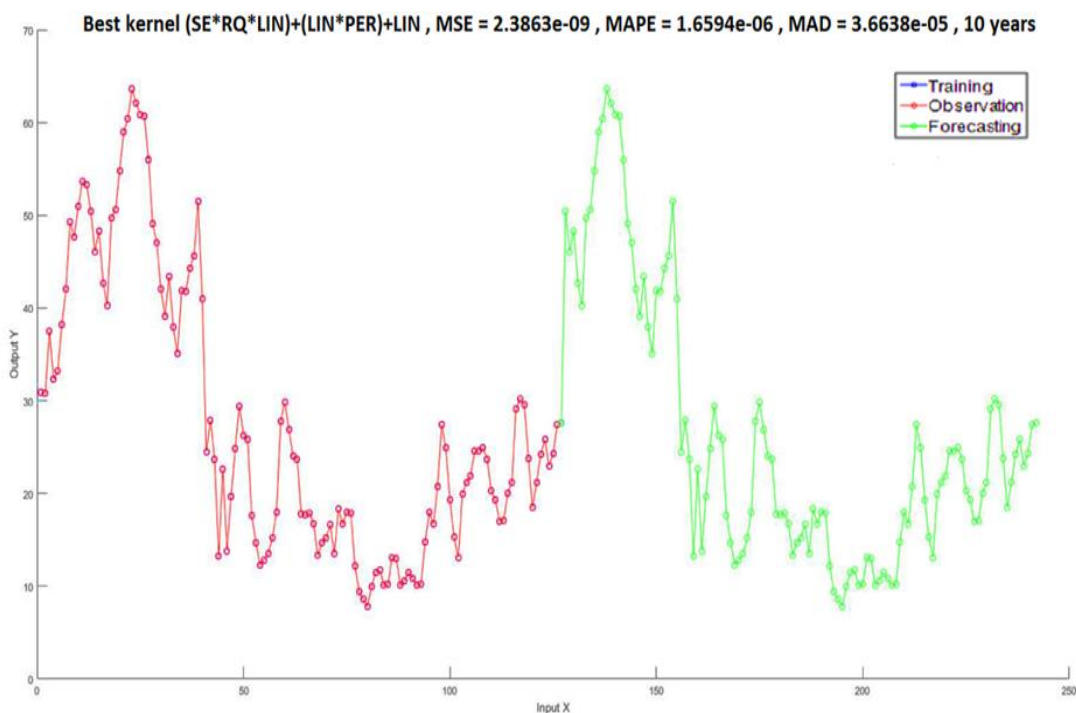




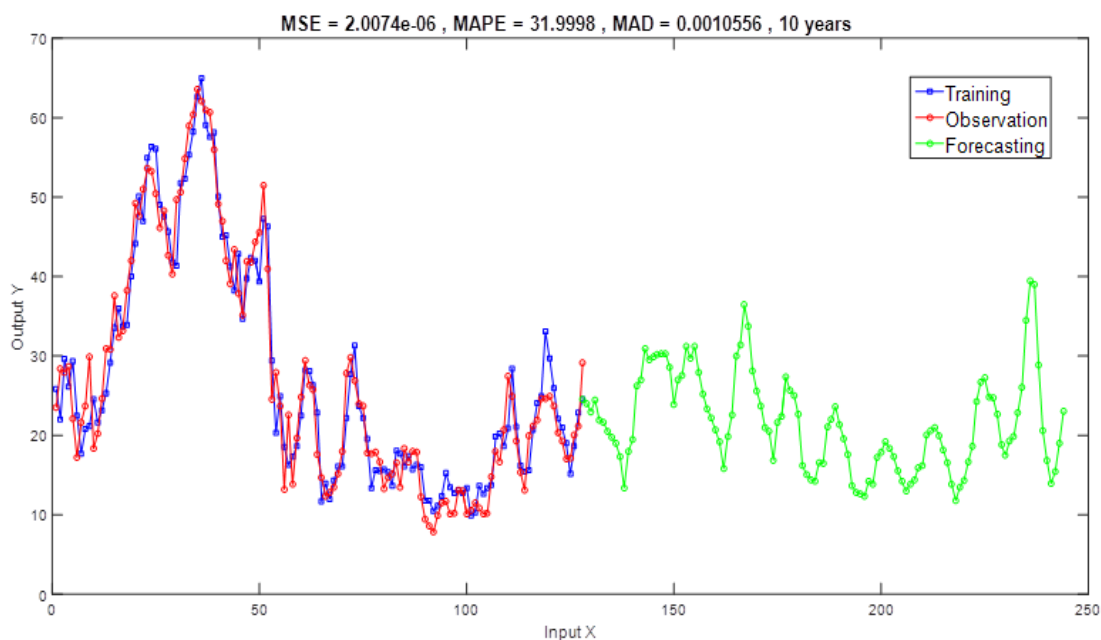
ภาพที่ 4-59 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-60 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-61 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-62 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-70 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>5.94E-11</b>	4.09E+02
	MAPE	<b>1.27E-08</b>	7.42E+03
	MAD	<b>4.21E-06</b>	1.31E+01
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>9.99E-12</b>	1.65E+02
	MAPE	<b>1.62E-10</b>	2.97E+04
	MAD	<b>1.52E-06</b>	7.89E+00
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>1.00E-10</b>	2.33E+02
	MAPE	<b>1.90E-09</b>	2.66E+04
	MAD	<b>4.05E-06</b>	1.27E+01

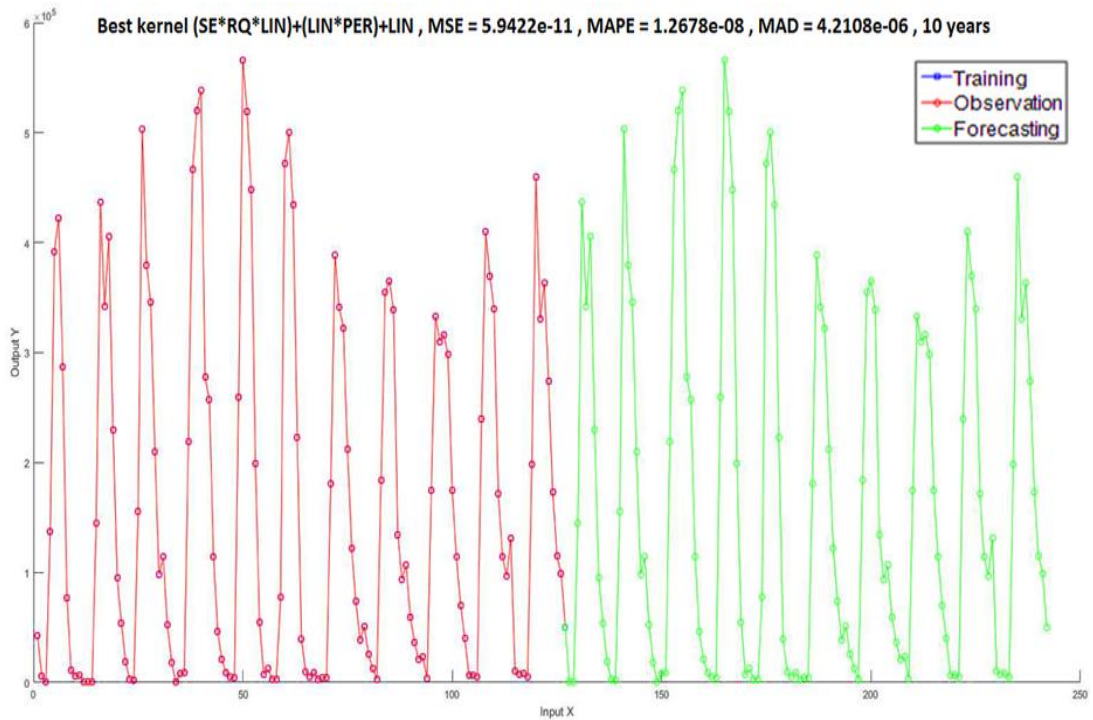
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว ดังนี้

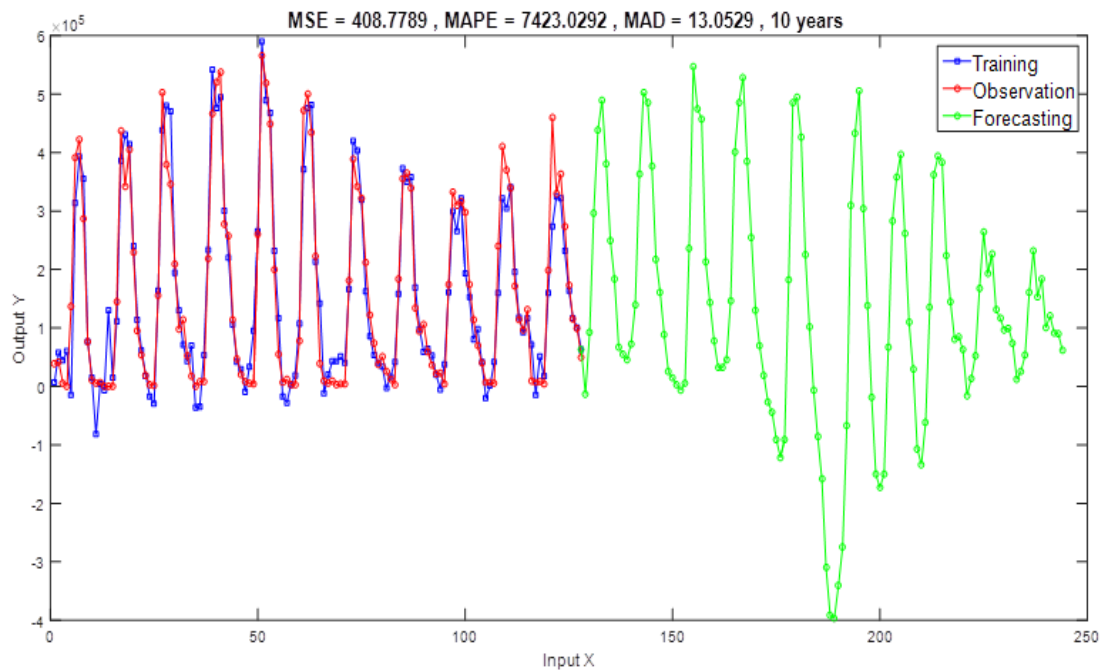
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.94E-11, 1.27E-08 และ 4.21E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 4.09E+02, 7.42E+03 และ 1.31E+01 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 9.99E-12, 1.62E-10 และ 1.52E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน 1.65E+02, 2.97E+04 และ 7.89E+00 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

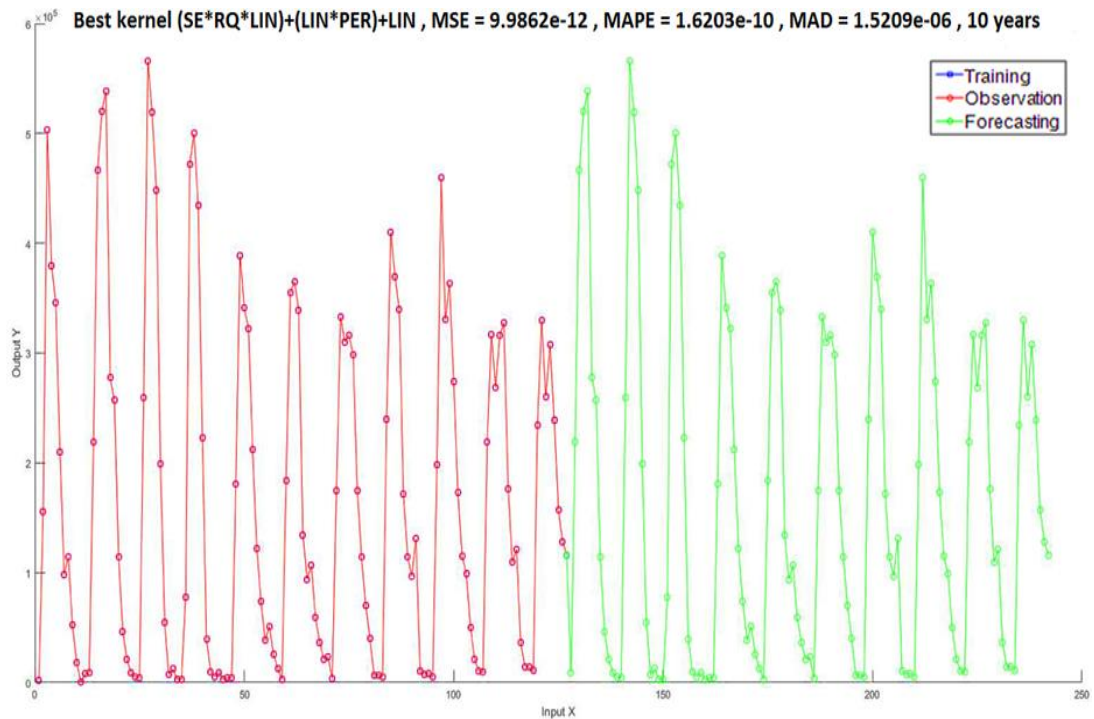
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.00E-10, 1.90E-09 และ 4.05E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.33E+02, 2.66E+04 และ 1.27E+01 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



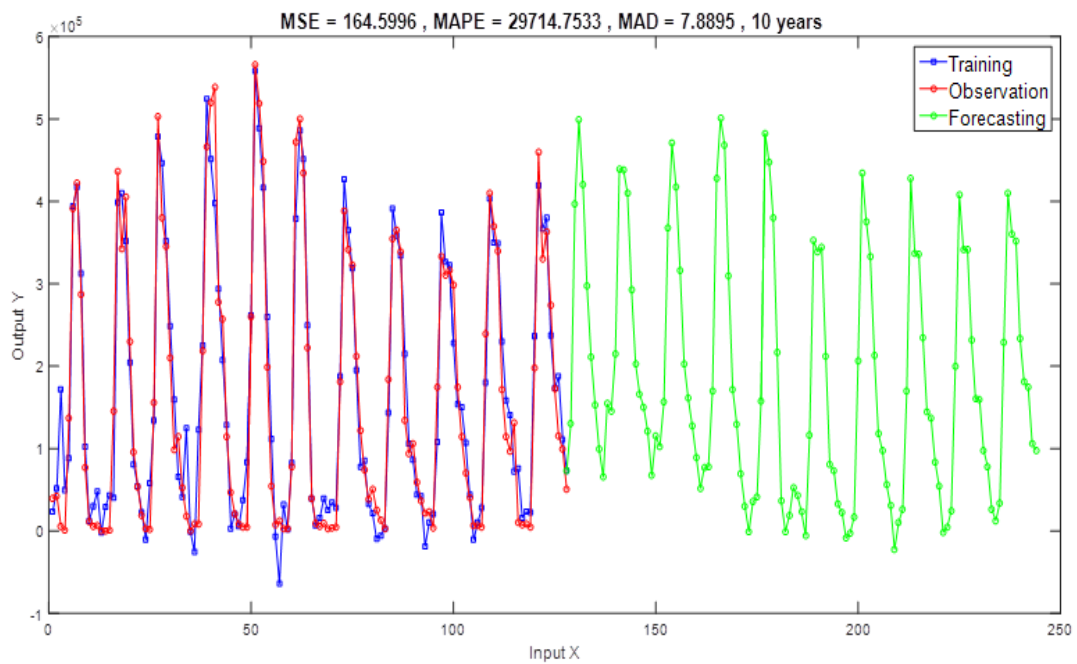
ภาพที่ 4-63 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



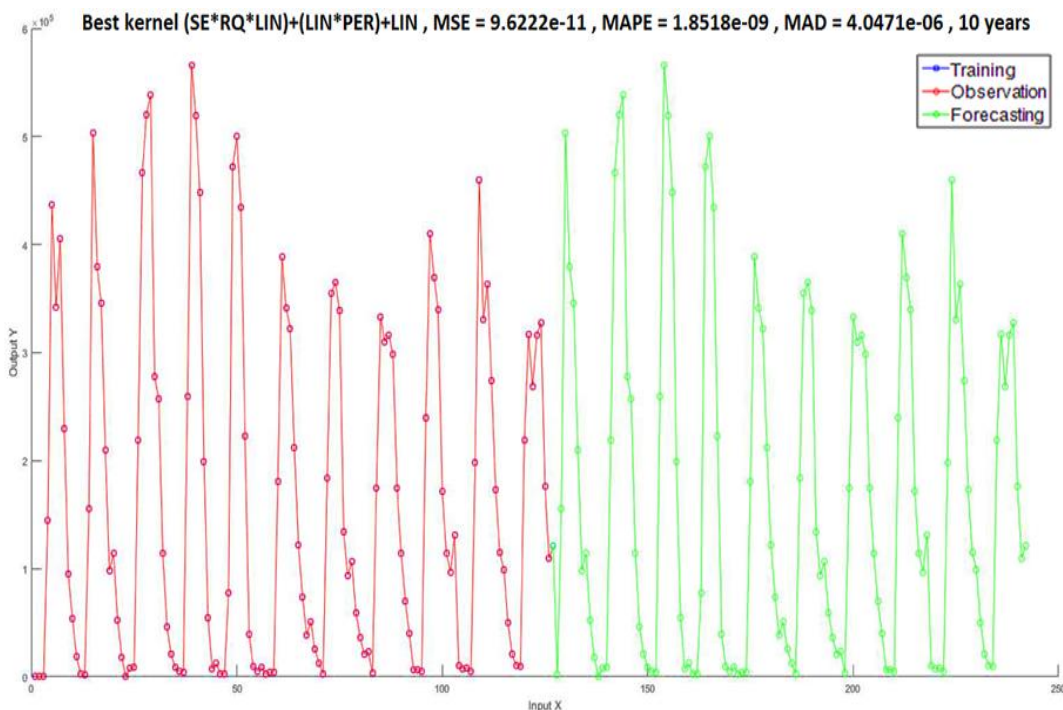
ภาพที่ 4-64 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร



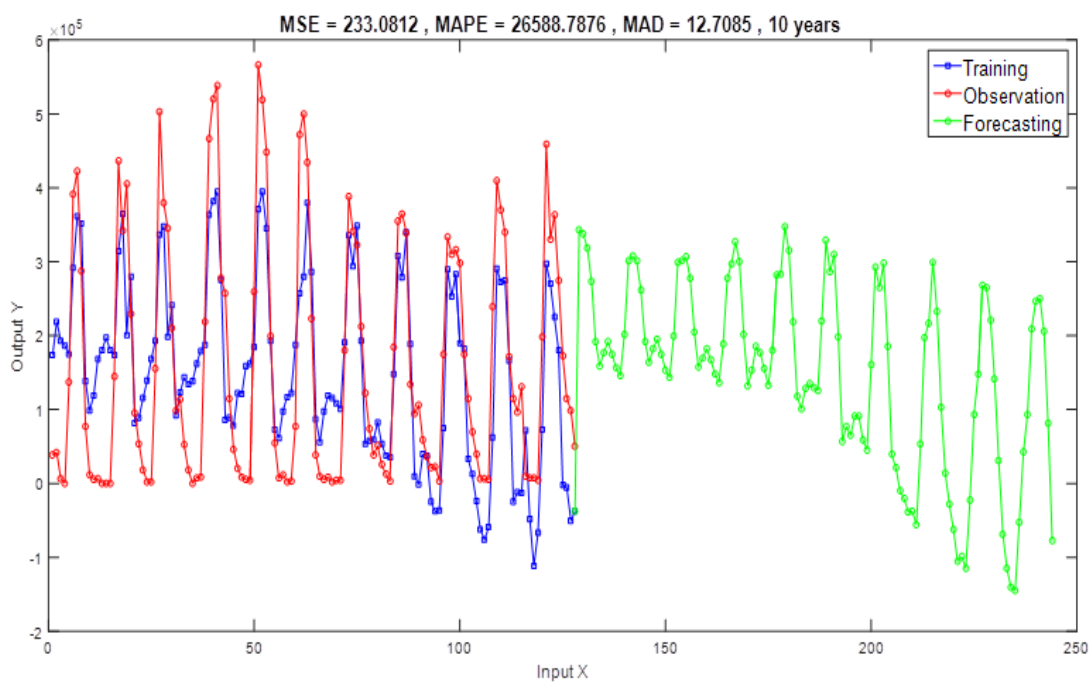
ภาพที่ 4-65 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-66 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-67 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-68 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-71 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>6.31E-09</b>	4.34E-07
	MAPE	<b>1.35E-06</b>	1.10E+01
	MAD	<b>6.45E-05</b>	4.75E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>5.50E-09</b>	3.63E-07
	MAPE	<b>1.31E-06</b>	8.83E+00
	MAD	<b>6.18E-05</b>	3.90E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>5.50E-09</b>	3.84E-07
	MAPE	<b>1.19E-06</b>	1.09E+01
	MAD	<b>5.71E-05</b>	4.82E-04

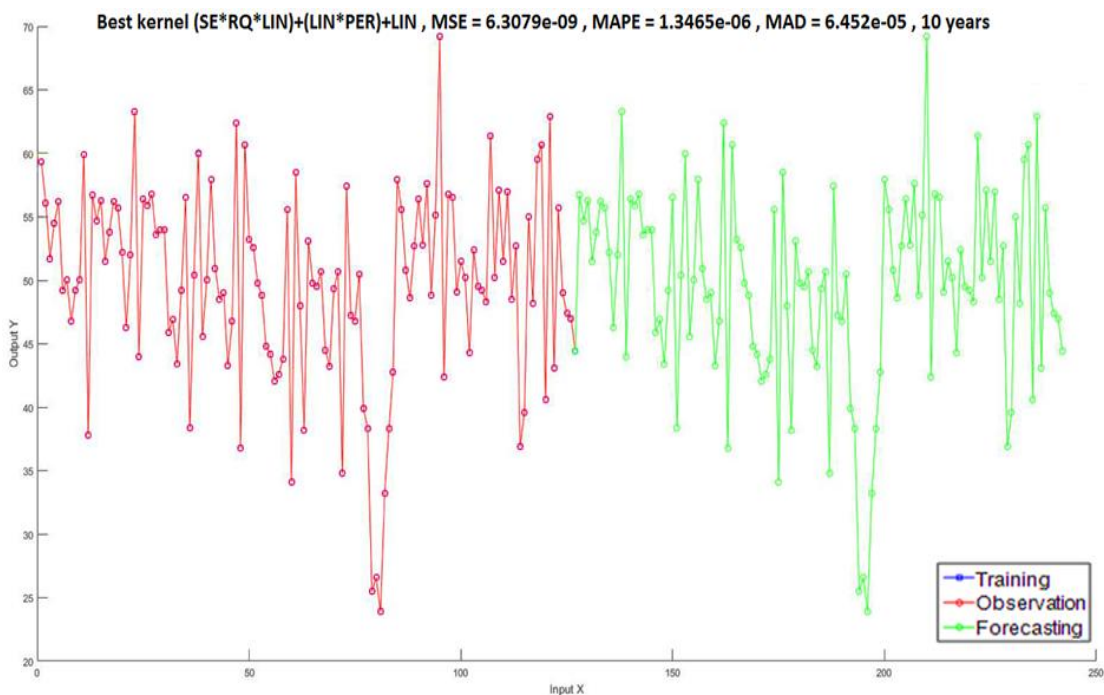
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว ดังนี้

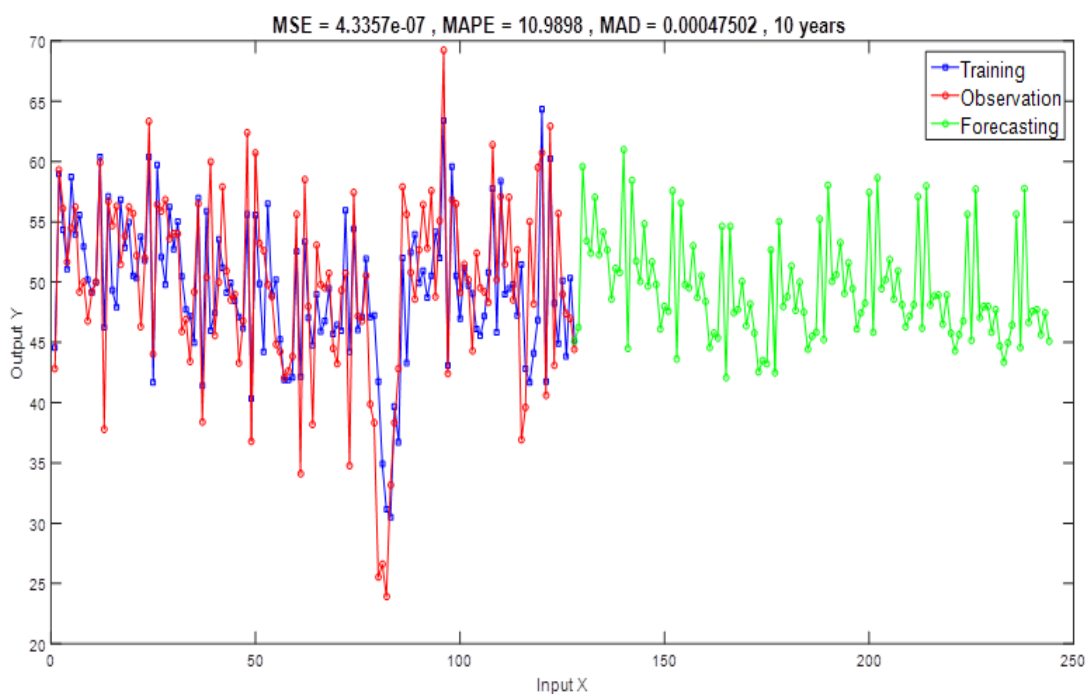
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 6.31E-09, 1.35E-06 และ 6.45E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 4.34E-07, 1.10E+01 และ 4.75E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.50E-09, 1.31E-06 และ 6.18E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 3.63E-07, 8.83E+00 และ 3.90E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.50E-09, 1.19E-06 และ 5.71E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 3.84E-07, 1.09E+01 และ 4.82E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

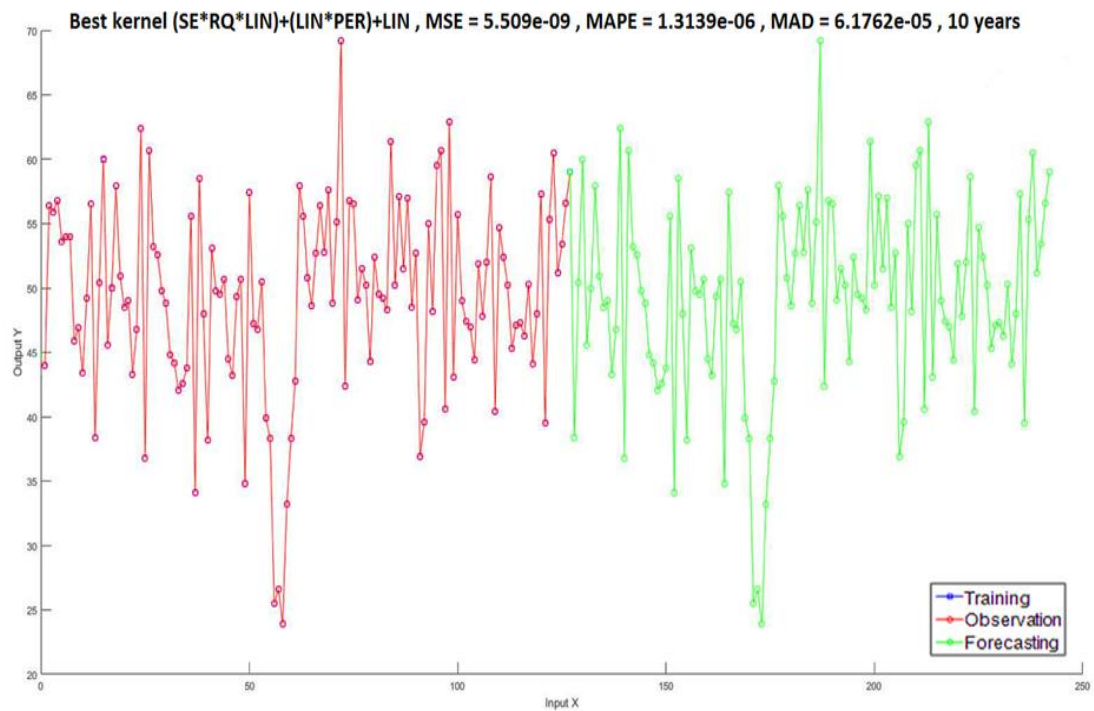


ภาพที่ 4-69 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

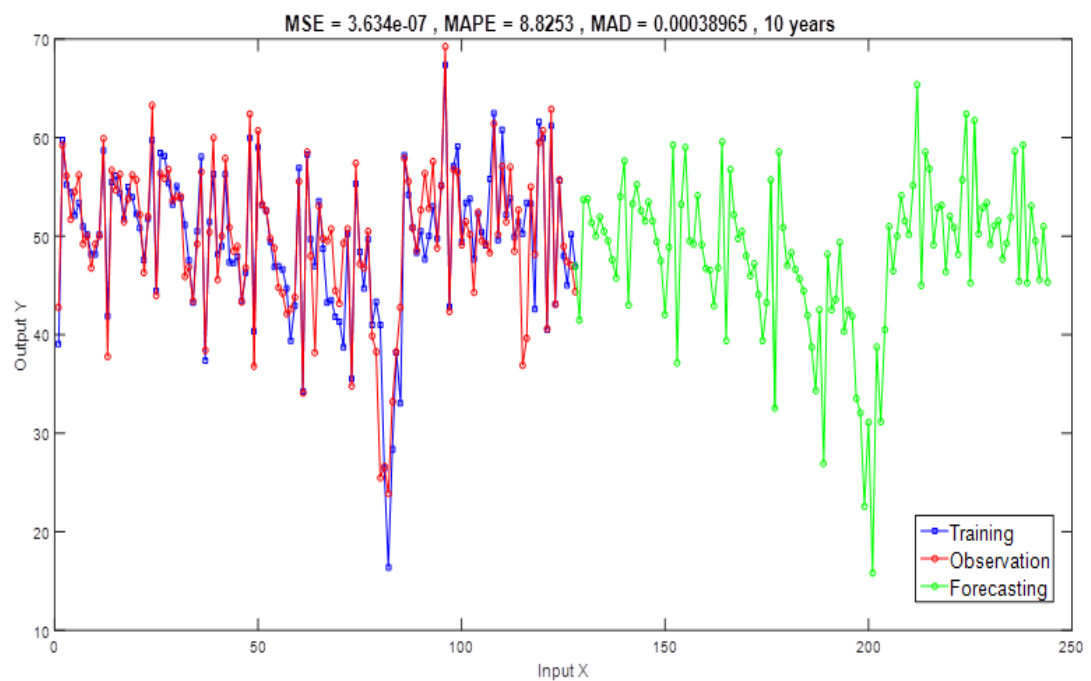


ภาพที่ 4-70 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

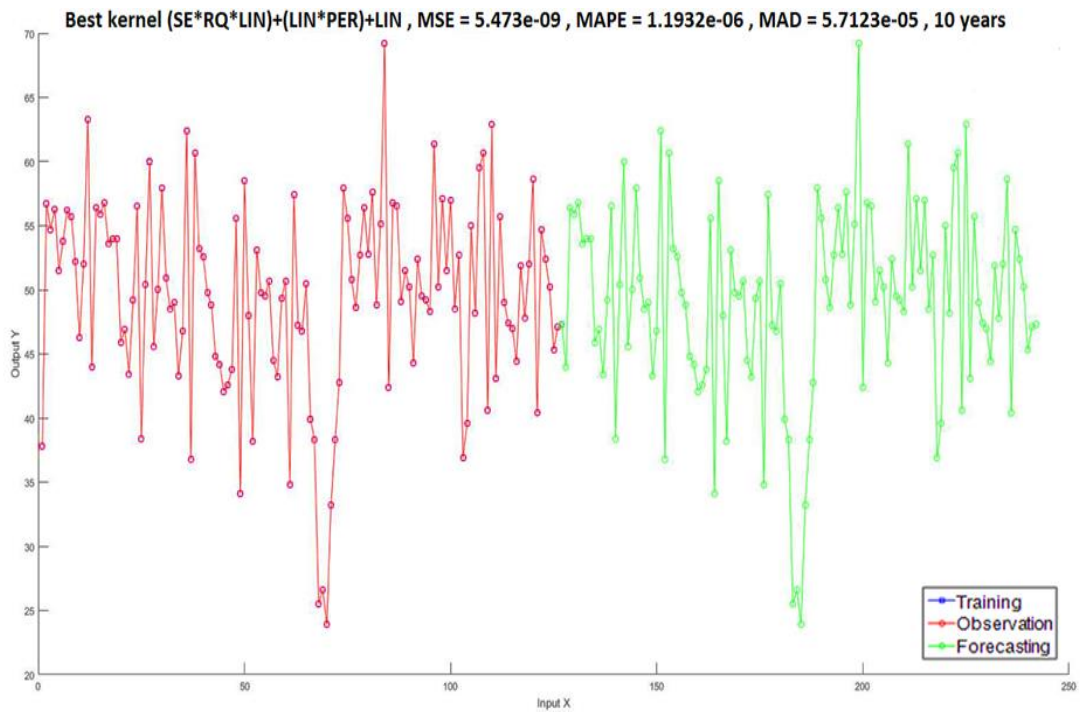




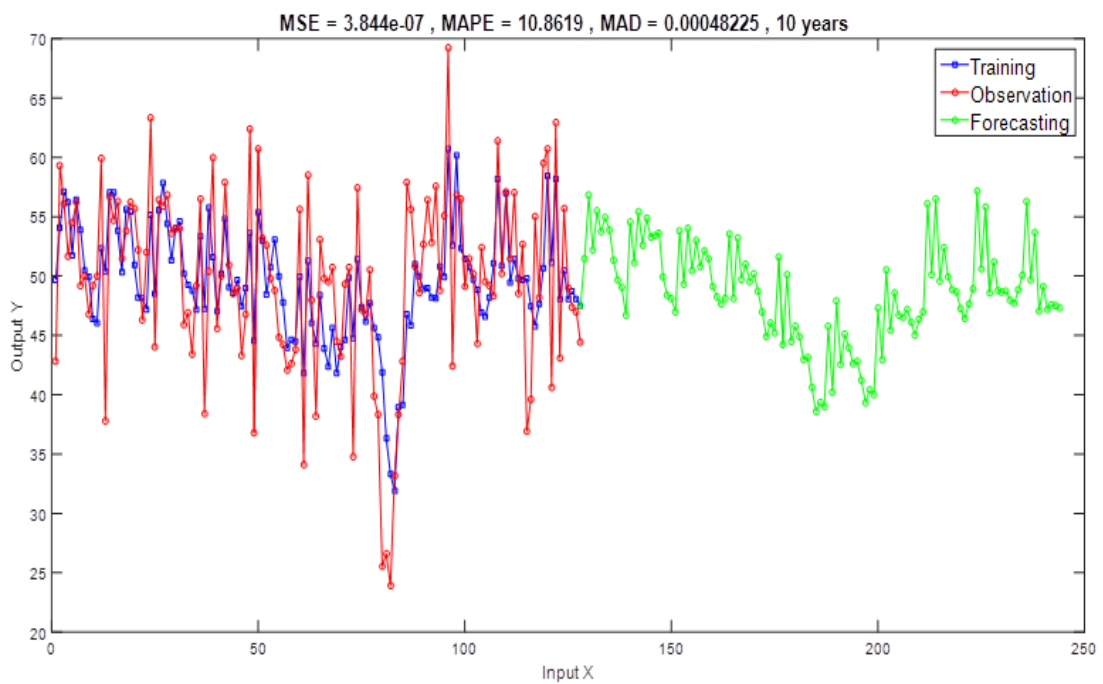
ภาพที่ 4-71 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-72 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-73 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียวน และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-74 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียวน และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-72 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>2.25E-11</b>	2.25E+01
	MAPE	<b>2.29E-11</b>	1.97E+01
	MAD	<b>3.59E-06</b>	3.50E+00
ไวบูลแบบเขี้ยว	MSE	<b>1.76E-11</b>	2.26E+01
	MAPE	<b>1.36E-11</b>	2.21E+01
	MAD	<b>2.78E-06</b>	4.02E+00
ไวบูลแบบเขี้ยว	MSE	<b>1.70E-11</b>	2.95E+01
	MAPE	<b>1.89E-11</b>	1.95E+01
	MAD	<b>3.12E-06</b>	3.73E+00

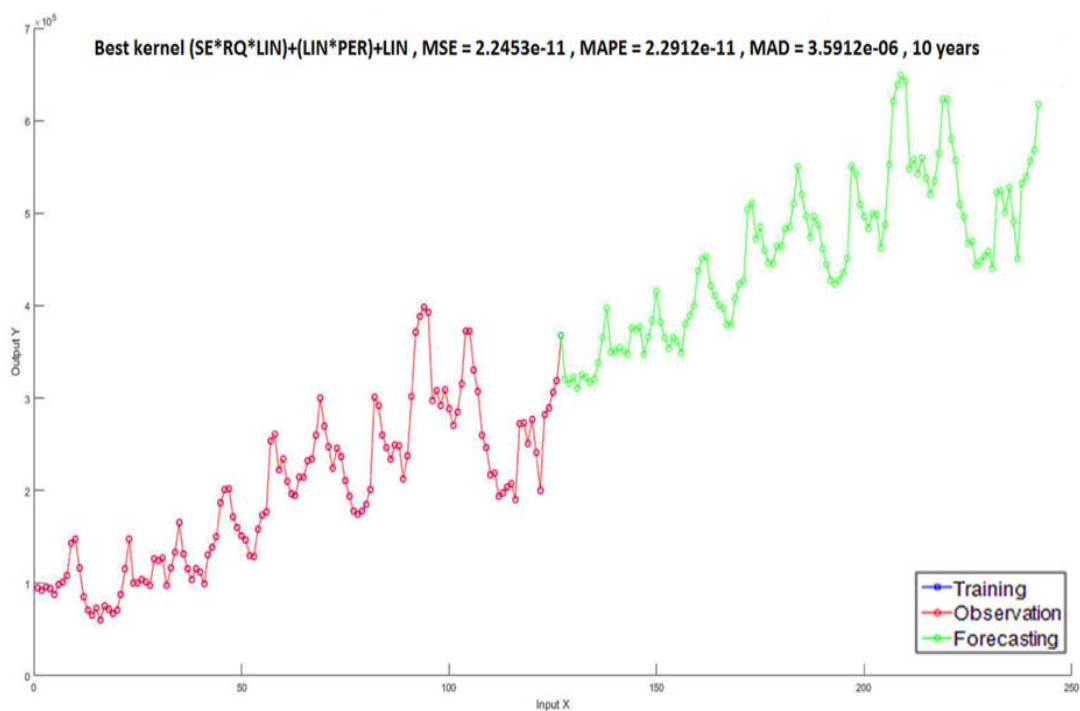
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร ดังนี้

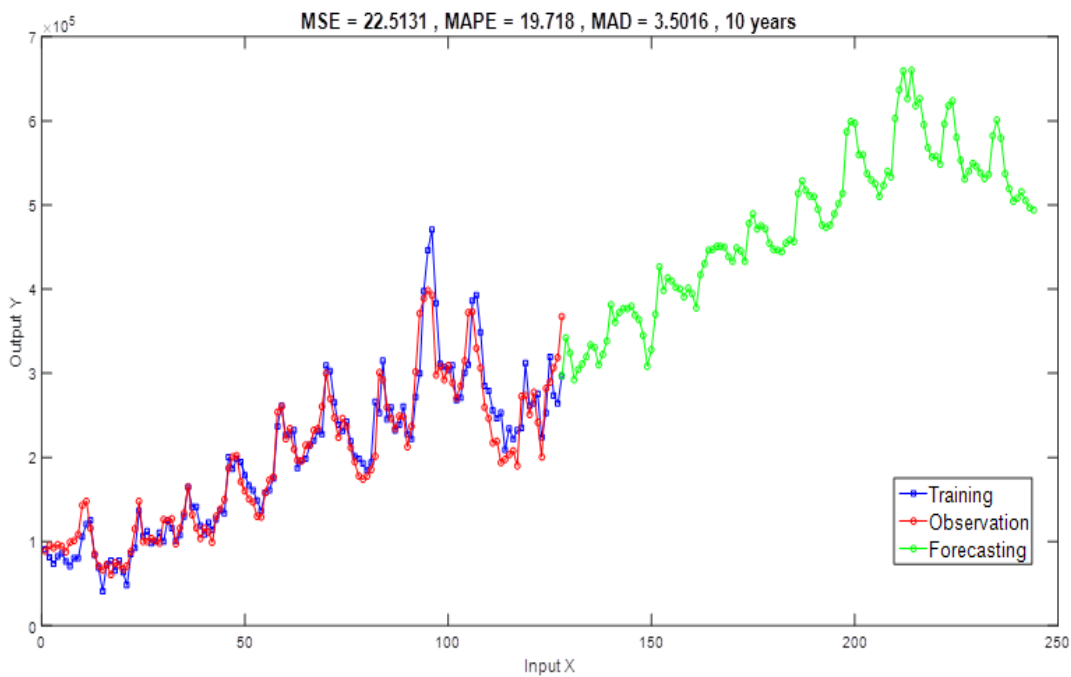
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.25E-11, 2.29E-11 และ 3.59E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.25E+01, 1.97E+01 และ 3.50E+00 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเขี้ยวแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.76E-11, 1.36E-11 และ 2.78E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.26E+01, 2.21E+01 และ 4.02E+00 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

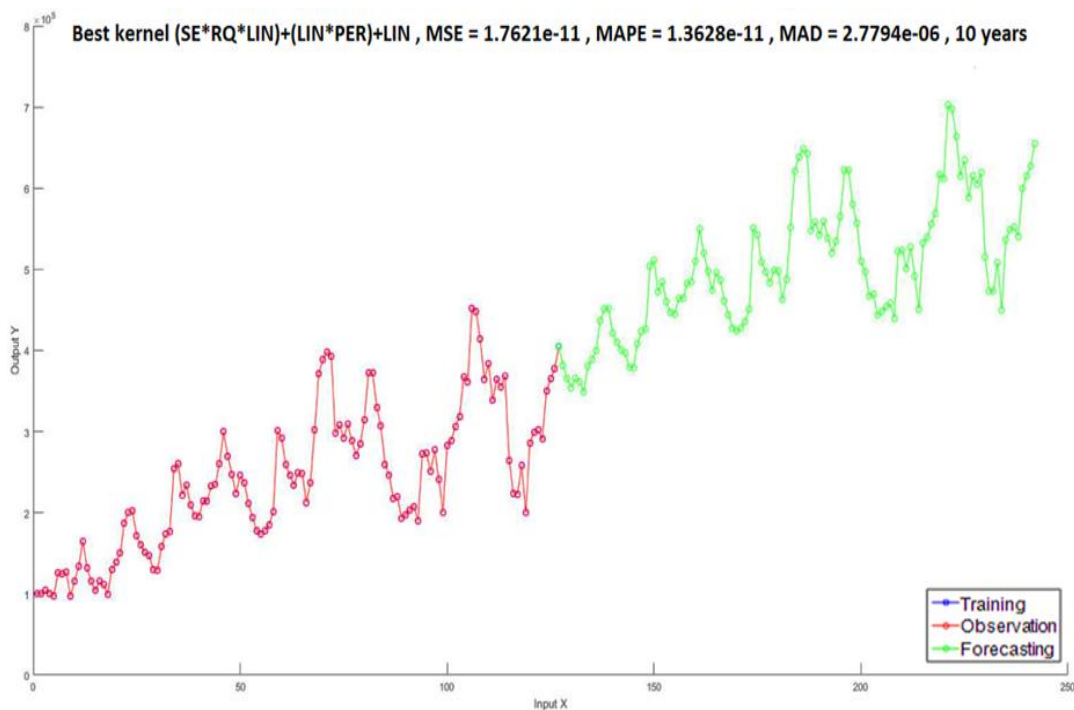
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเขี้ยวแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.70E-11, 1.89E-11 และ 3.12E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.95E+01, 1.95E+01 และ 3.73E+00 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



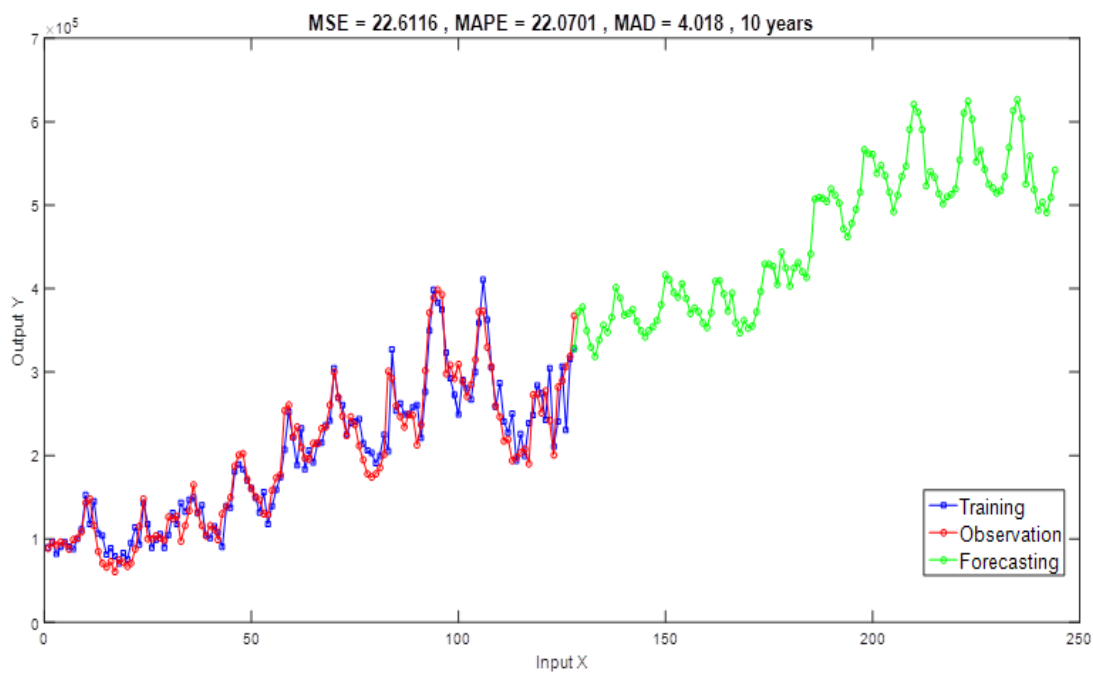
ภาพที่ 4-75 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร



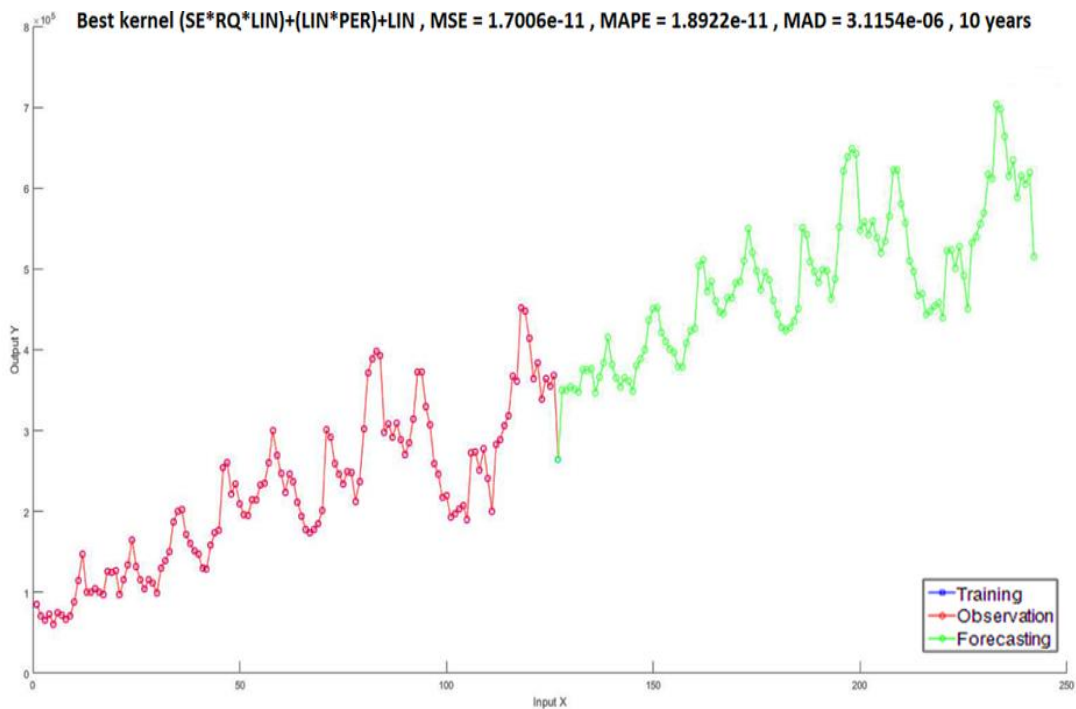
ภาพที่ 4-76 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร



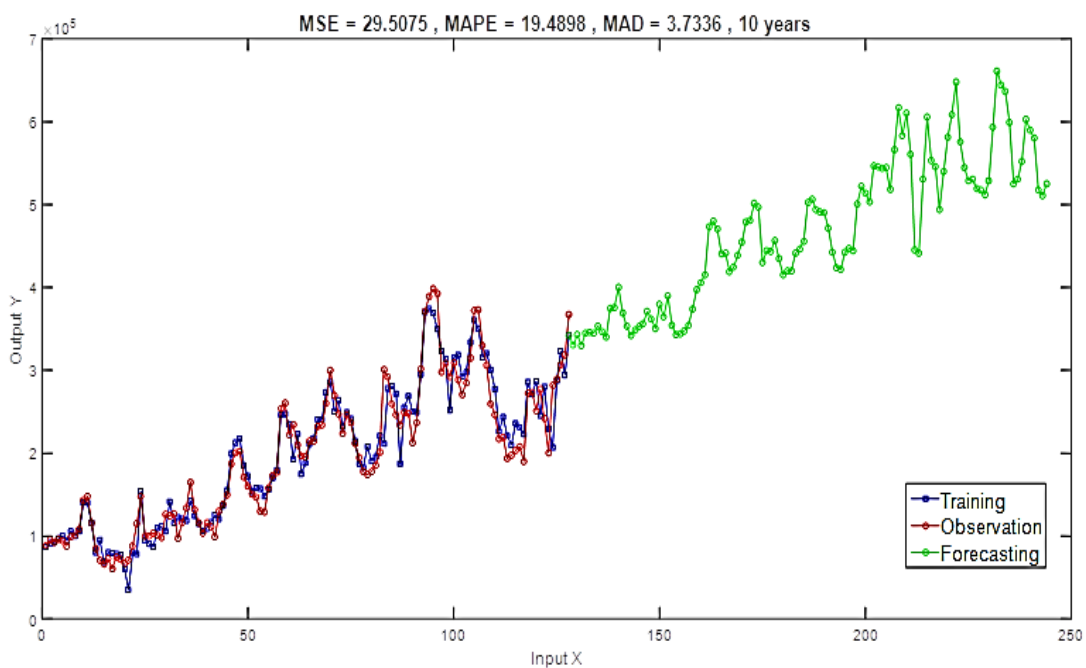
ภาพที่ 4-77 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-78 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-79 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-80 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-73 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง  
ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.63E-06</b>	1.70E-04
	MAPE	<b>4.79E-07</b>	4.16E+00
	MAD	<b>1.00E-03</b>	9.34E-03
ไวบูลแบบเขี้ยว	MSE	<b>4.82E-07</b>	1.22E-04
	MAPE	<b>2.43E-07</b>	3.50E+00
	MAD	<b>5.49E-04</b>	7.97E-03
ไวบูลแบบเขี้ยว	MSE	<b>1.05E-06</b>	1.94E-04
	MAPE	<b>3.49E-07</b>	4.54E+00
	MAD	<b>7.65E-04</b>	9.09E-03

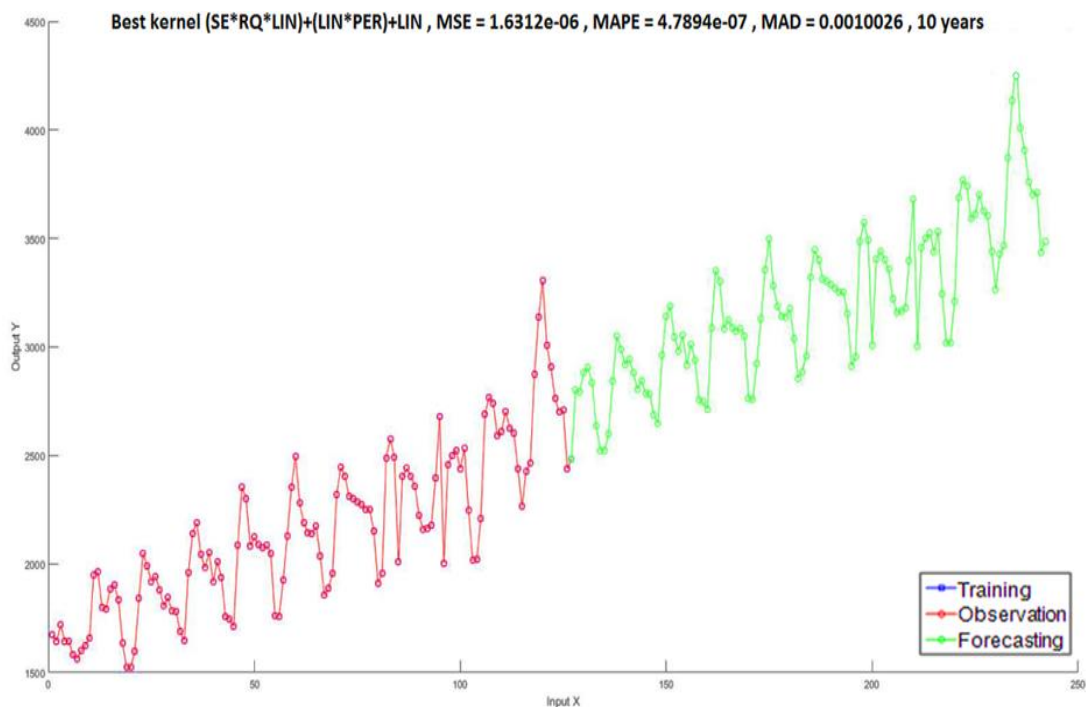
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล ดังนี้

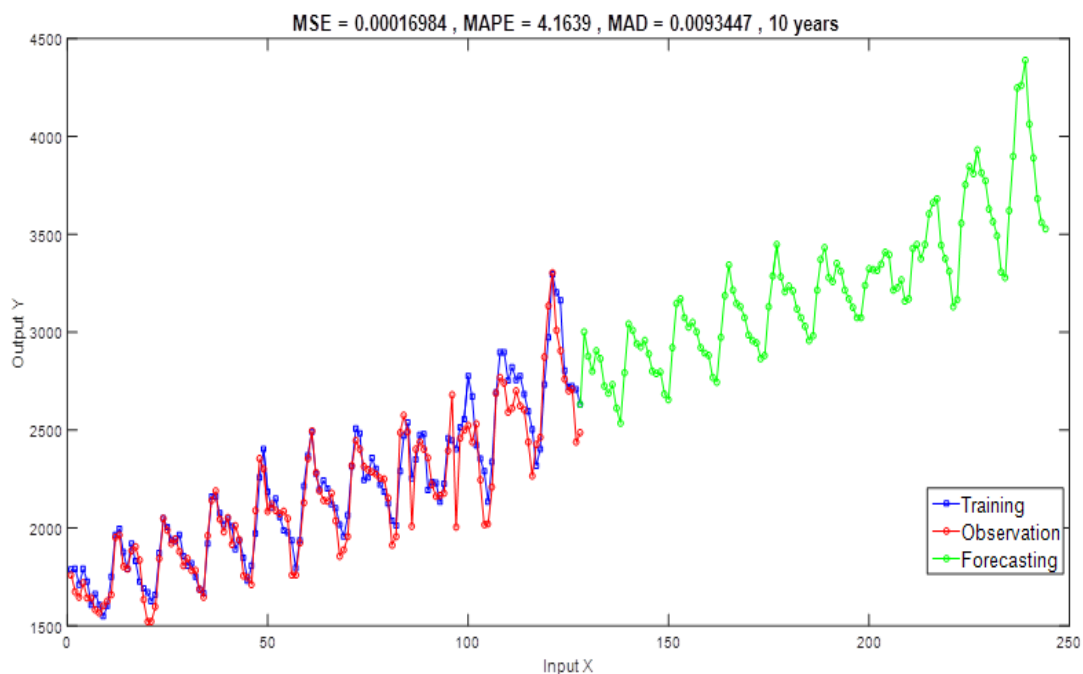
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.63E-06, 4.79E-07 และ 1.00E-03 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.70E-04, 4.16E+00 และ 9.34E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเขี้ยวแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 4.82E-07, 2.43E-07 และ 5.49E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.22E-04, 3.50E+00 และ 7.97E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเขี้ยวแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.05E-06, 3.49E-07 และ 7.65E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.94E-04, 4.54E+00 และ 9.09E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

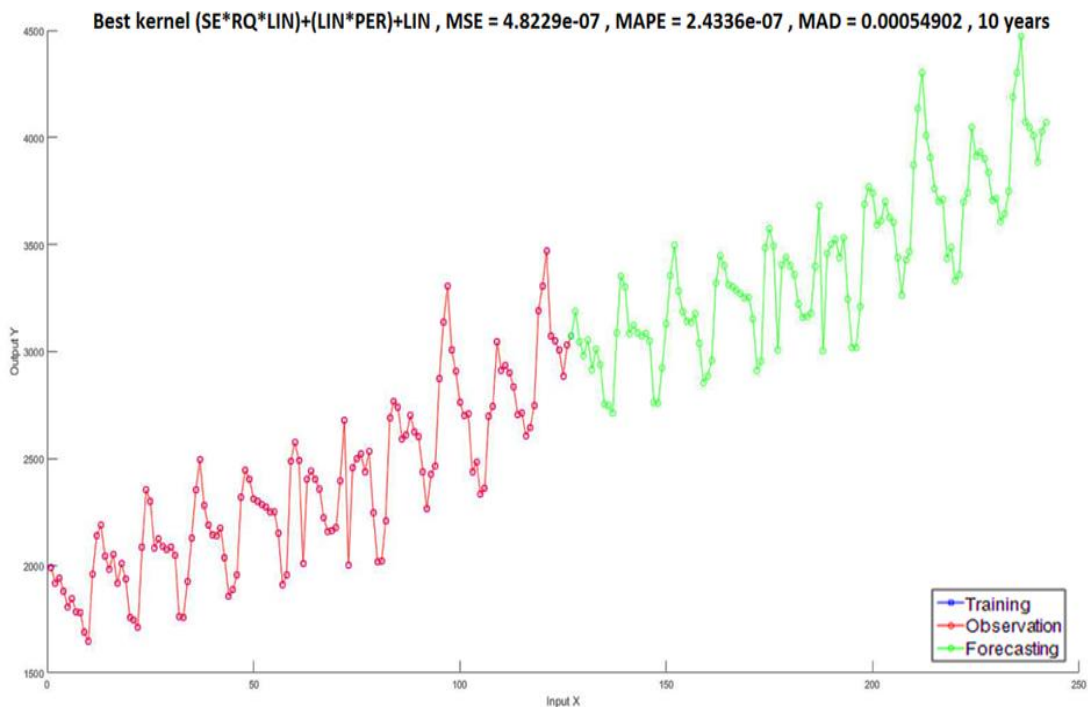


ภาพที่ 4-81 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

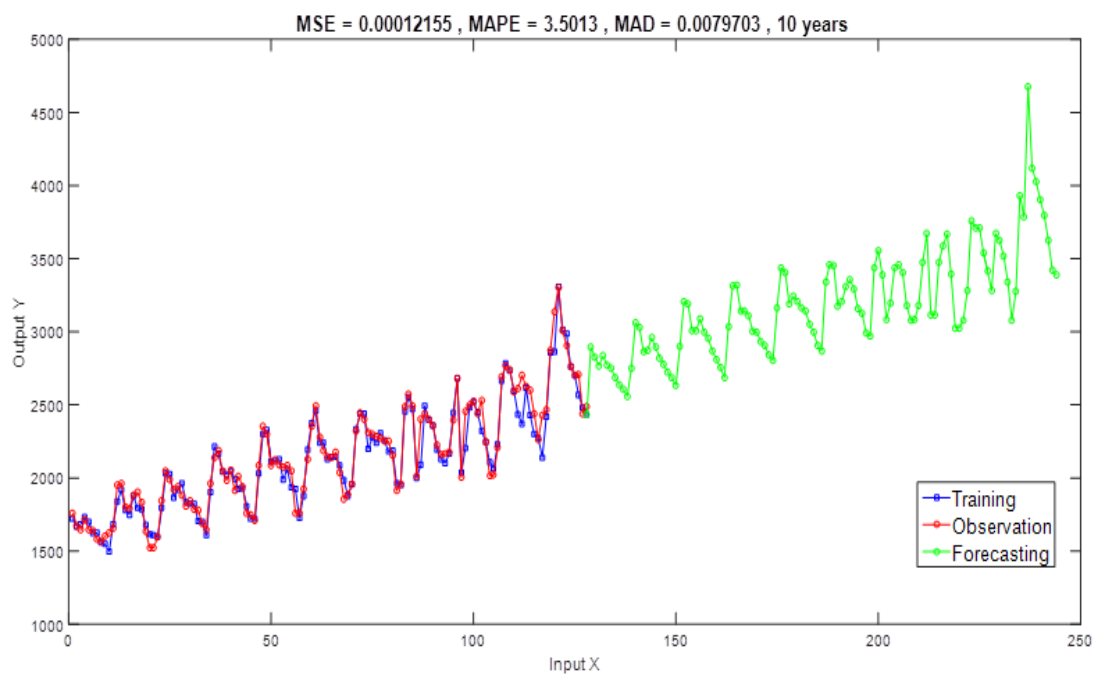


ภาพที่ 4-82 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

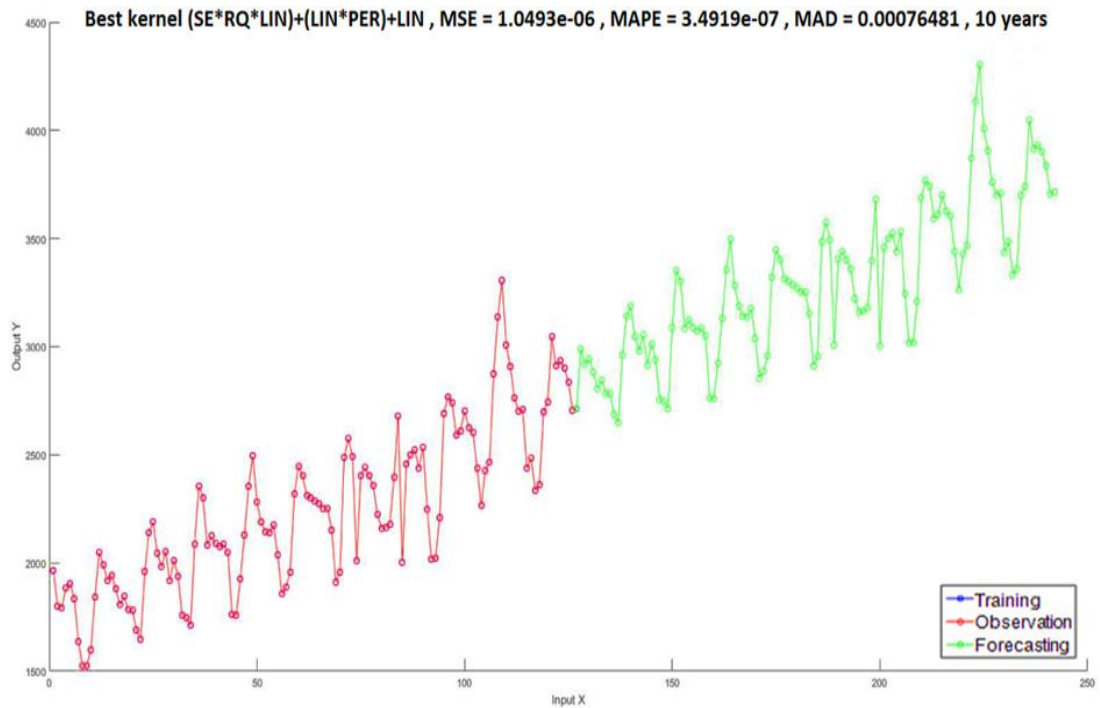




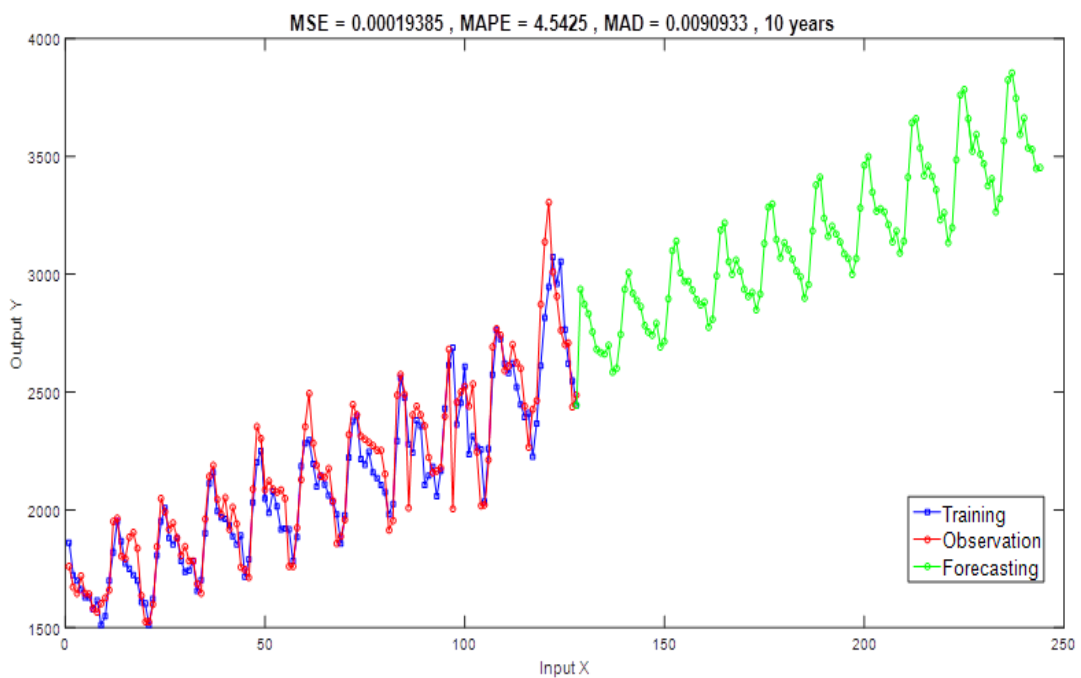
ภาพที่ 4-83 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-84 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-85 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-86 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-74 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANNภายใต้การแจกแจง  
ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.33E-08</b>	4.41E-05
	MAPE	<b>7.13E-07</b>	2.79E+00
	MAD	<b>9.05E-05</b>	4.68E-03
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>2.76E-08</b>	7.24E-07
	MAPE	<b>8.81E-07</b>	3.77E+00
	MAD	<b>1.34E-04</b>	5.57E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>2.90E-08</b>	9.54E-07
	MAPE	<b>9.89E-07</b>	4.70E+00
	MAD	<b>1.34E-04</b>	7.27E-04

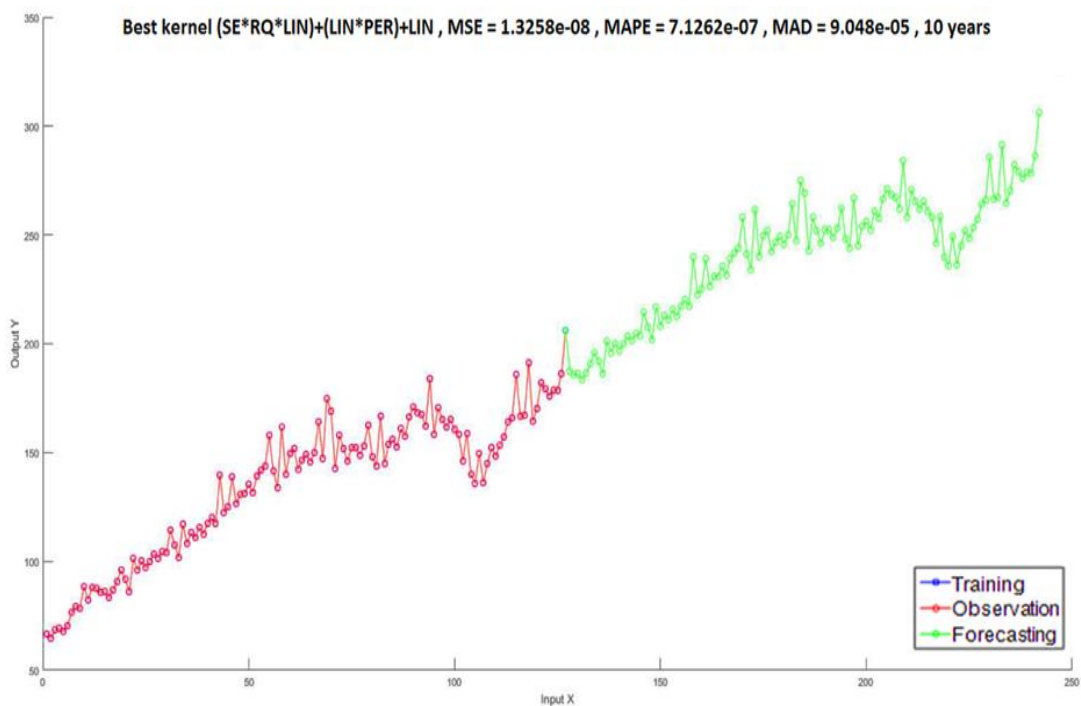
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANNภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ ดังนี้

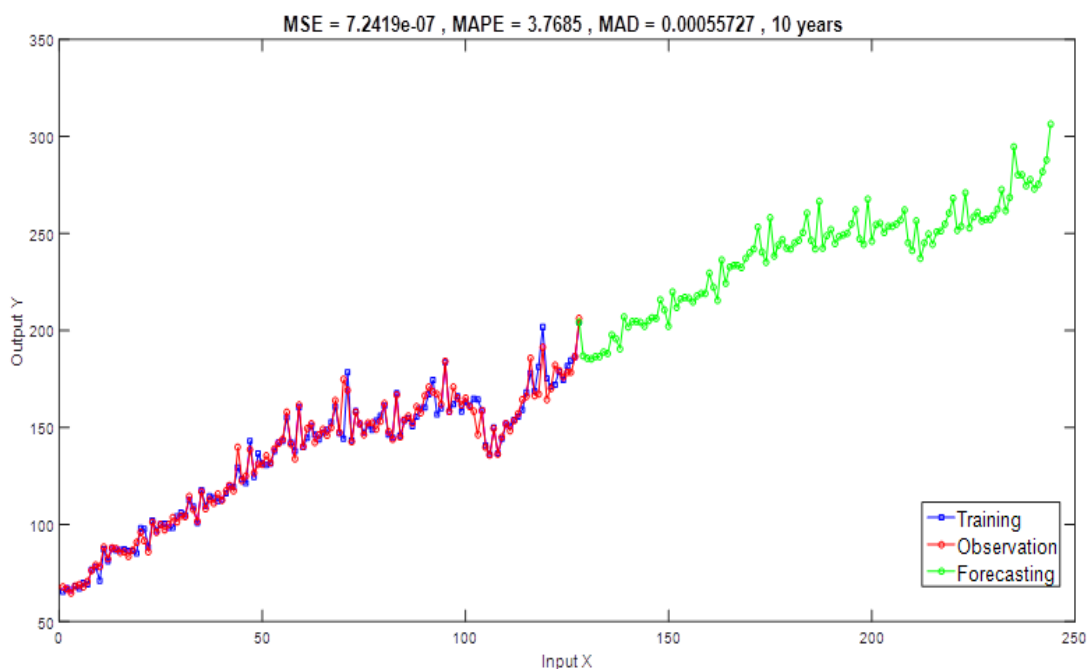
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.33E-08, 7.13E-07 และ 9.05E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 4.41E-05, 2.79E+00 และ 4.68E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.76E-08, 8.81E-07 และ 1.34E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 7.24E-07, 3.77E+00 และ 5.57E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

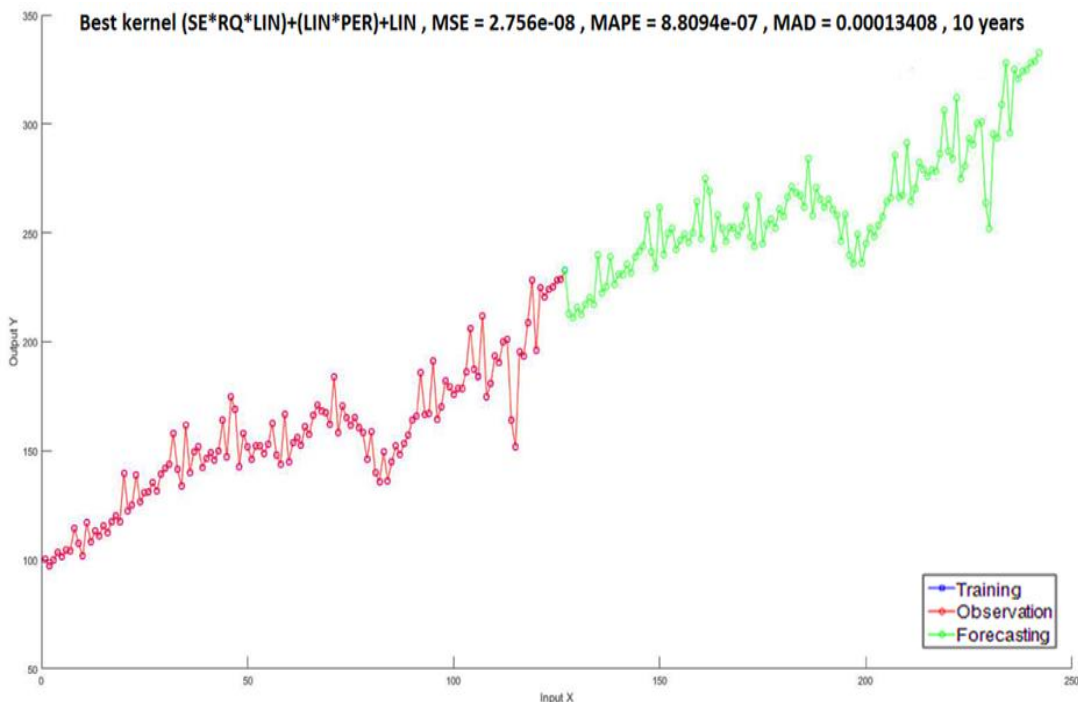
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.90E-08, 9.89E-07 และ 1.34E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 9.54E-07, 4.70E+00 และ 7.27E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



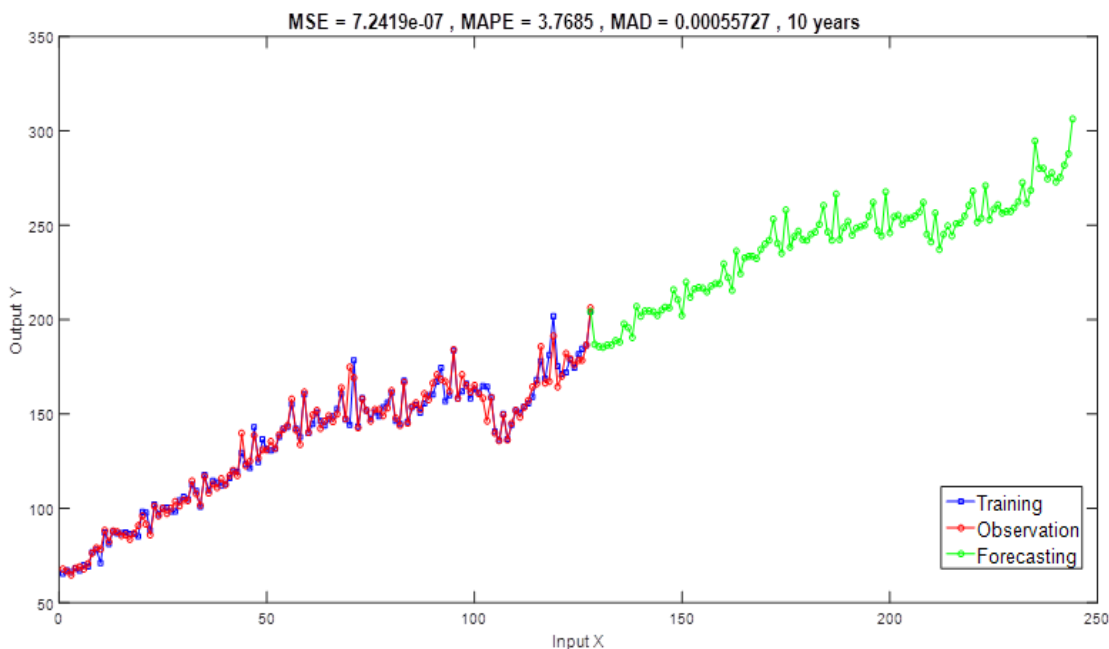
ภาพที่ 4-87 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



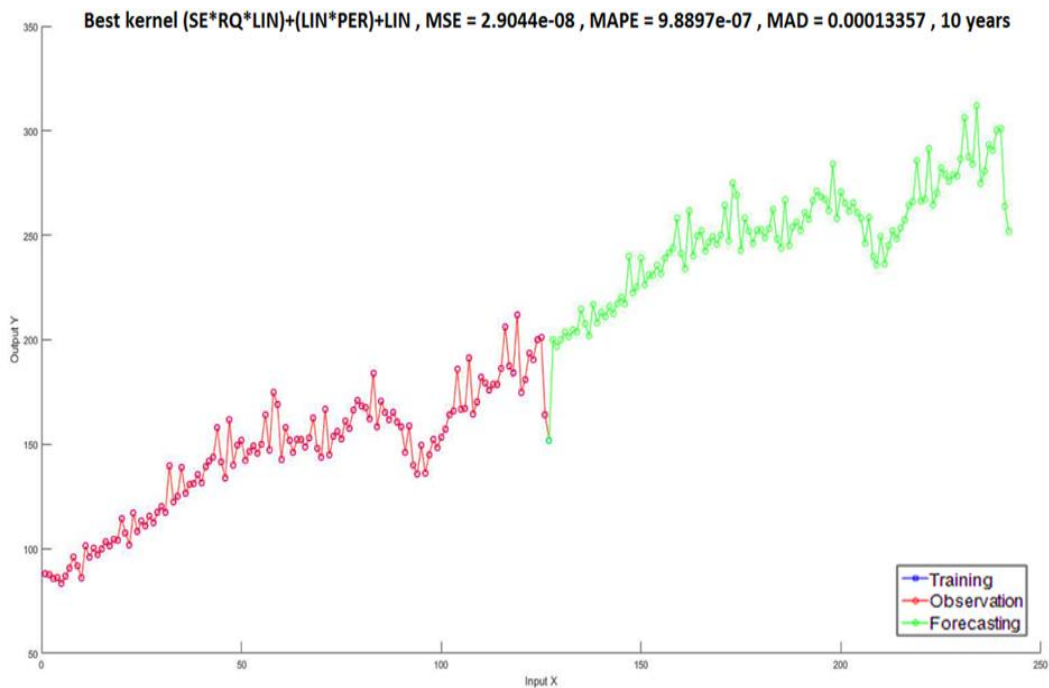
ภาพที่ 4-88 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



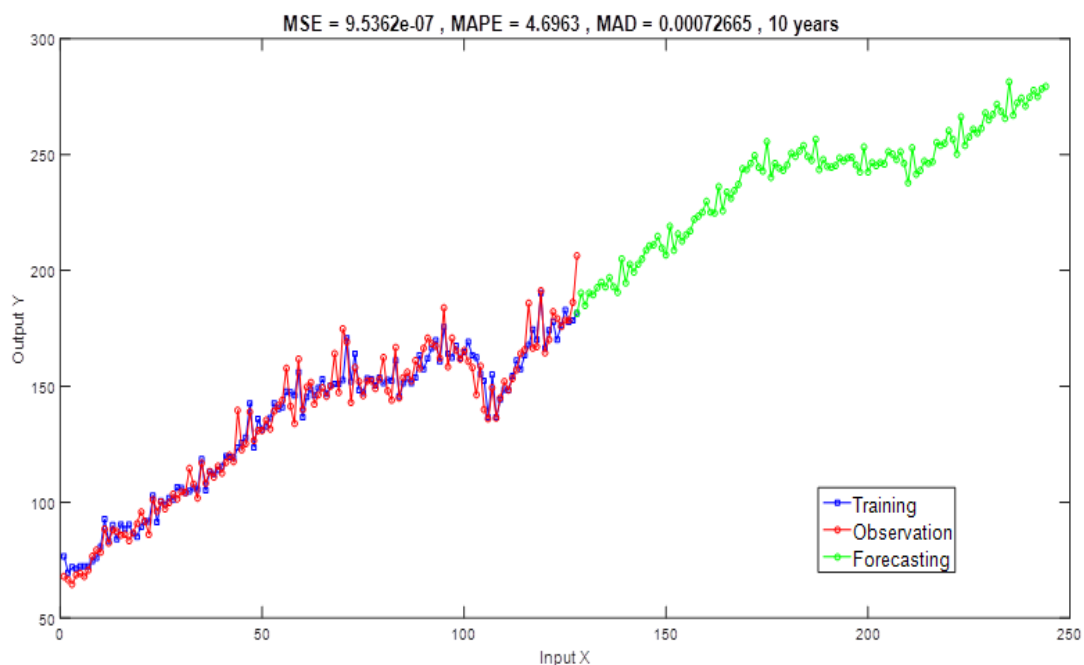
ภาพที่ 4-89 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-90 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-91 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-92 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-75 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจง  
ไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>3.52E-07</b>	4.41E-05
	MAPE	<b>2.84E-07</b>	2.79E+00
	MAD	<b>4.88E-04</b>	4.68E-03
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>3.26E-07</b>	8.58E-05
	MAPE	<b>2.47E-07</b>	4.30E+00
	MAD	<b>4.43E-04</b>	7.43E-03
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>2.65E-07</b>	3.41E-05
	MAPE	<b>2.31E-07</b>	2.00E+00
	MAD	<b>4.03E-04</b>	3.59E-03

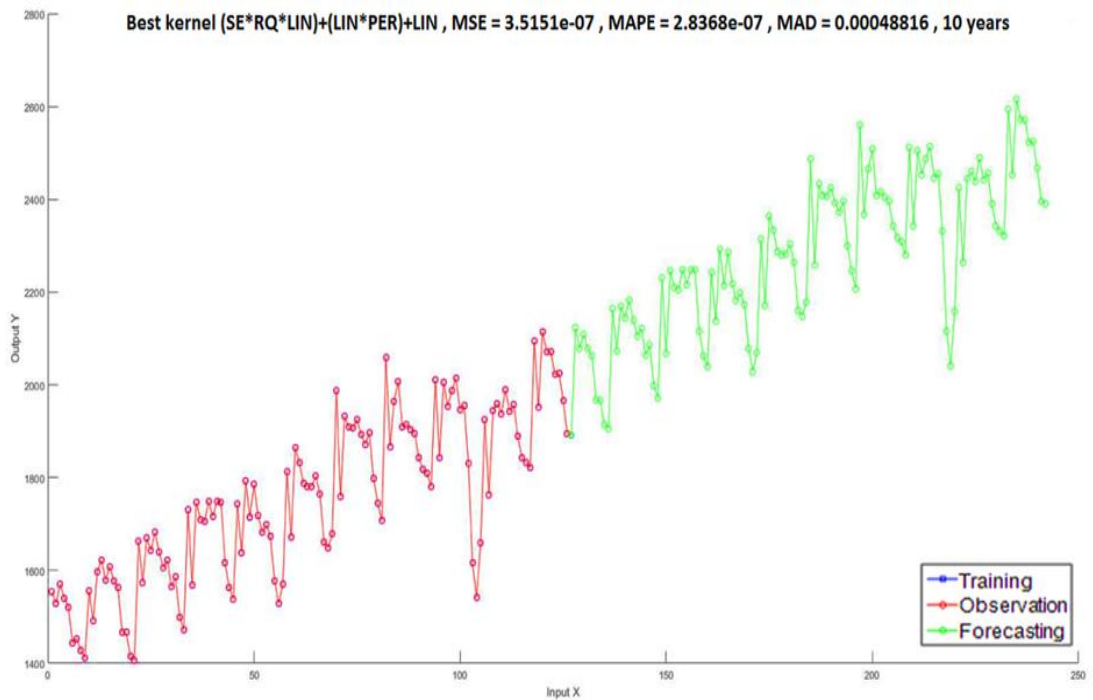
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล ดังนี้

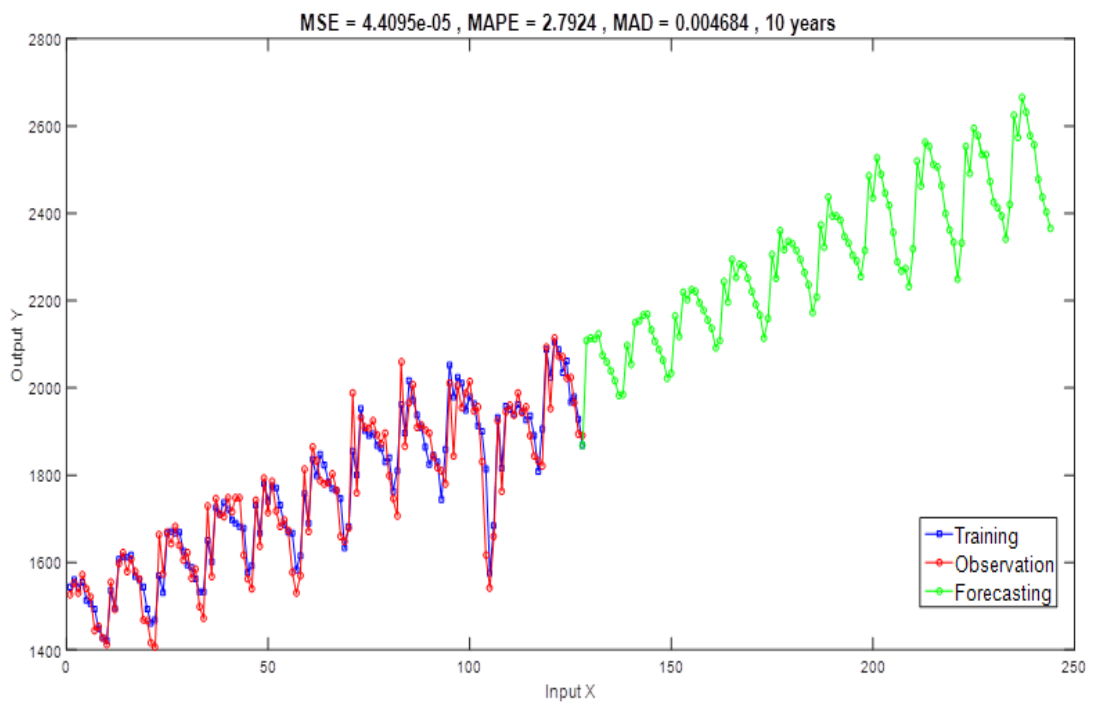
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 3.52E-07, 2.84E-07 และ 4.88E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 4.41E-05, 2.79E+00 และ 4.68E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 3.26E-07, 2.47E-07 และ 4.43E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 8.58E-05, 4.30E+00 และ 7.43E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.65E-07, 2.31E-07 และ 4.03E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 3.41E-05, 2.00E+00 และ 3.59E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

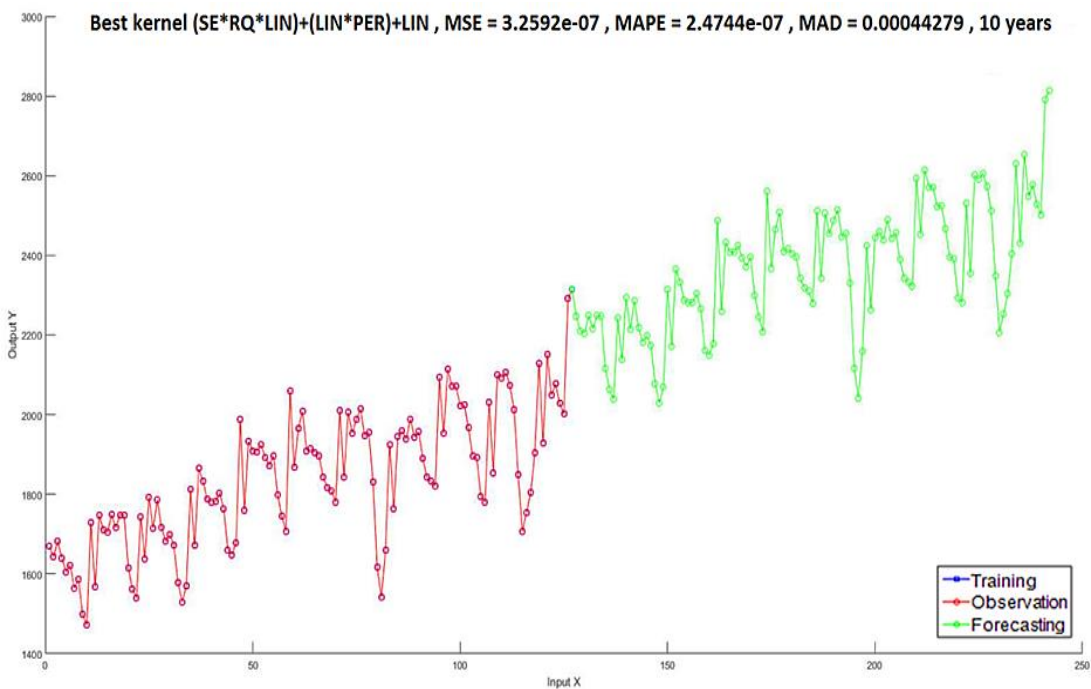


ภาพที่ 4-93 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

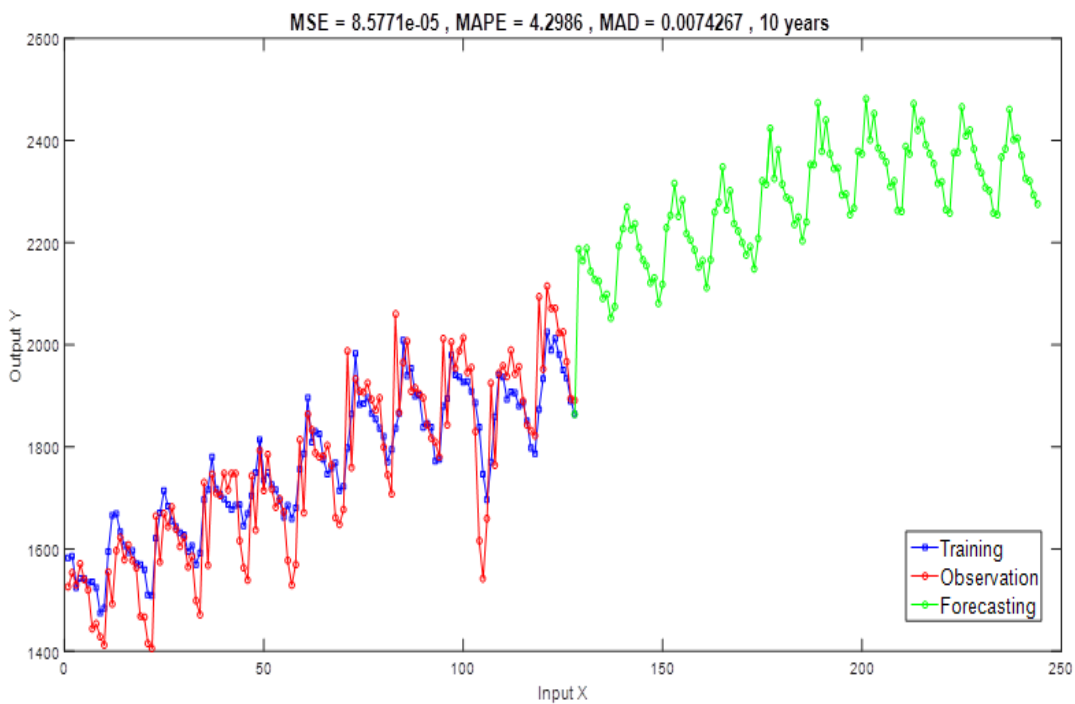


ภาพที่ 4-94 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

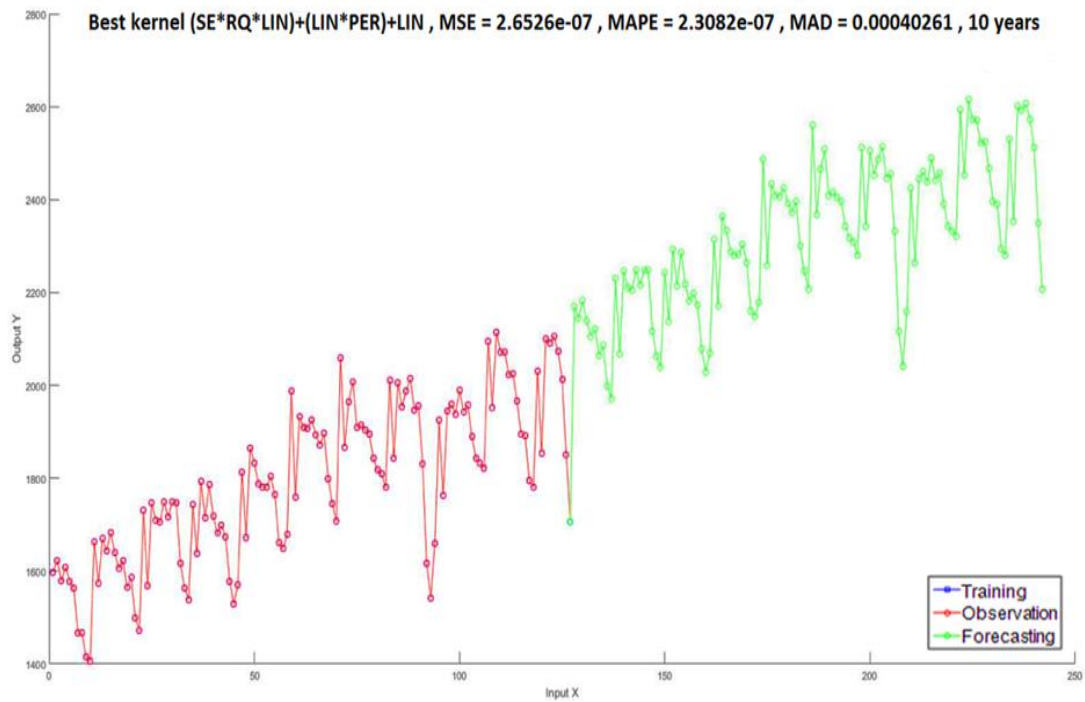




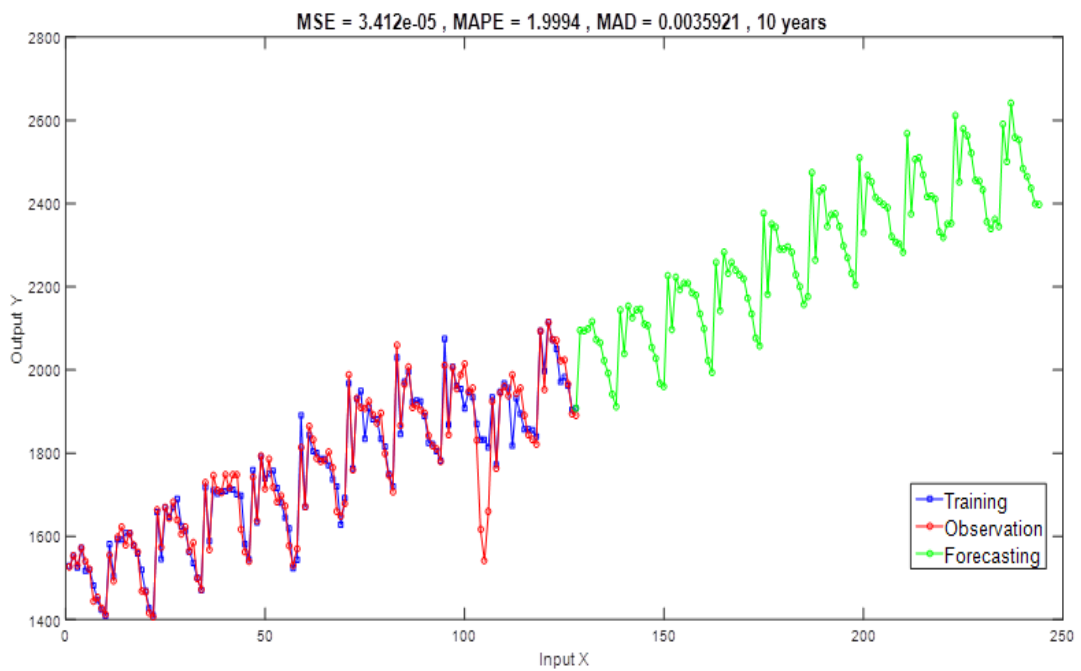
ภาพที่ 4-95 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-96 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-97 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-98 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-76 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.50E-08</b>	6.58E-07
	MAPE	<b>7.79E-07</b>	4.45E+00
	MAD	<b>8.90E-05</b>	5.73E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>7.40E-09</b>	1.09E-06
	MAPE	<b>5.32E-07</b>	6.60E+00
	MAD	<b>6.69E-05</b>	8.22E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>7.60E-09</b>	9.69E-07
	MAPE	<b>5.60E-07</b>	6.65E+00
	MAD	<b>6.81E-05</b>	7.76E-04

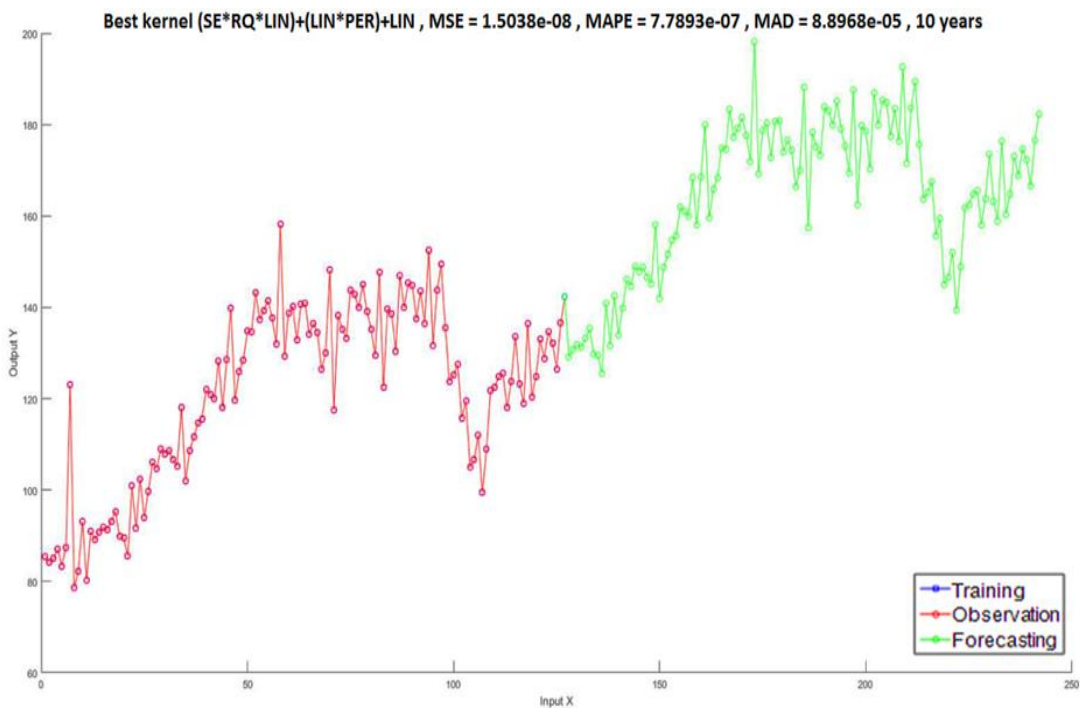
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ ดังนี้

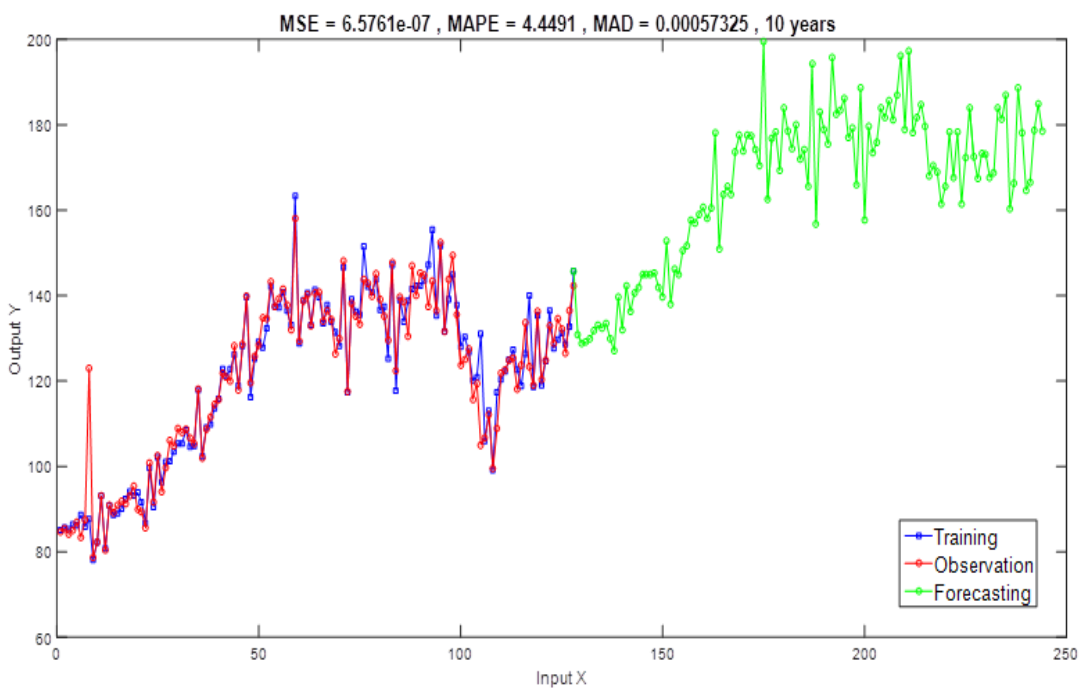
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.50E-08, 7.79E-07 และ 8.90E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 6.58E-07, 4.45E+00 และ 5.73E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 7.40E-09, 5.32E-07 และ 6.69E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.09E-06, 6.60E+00 และ 8.22E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

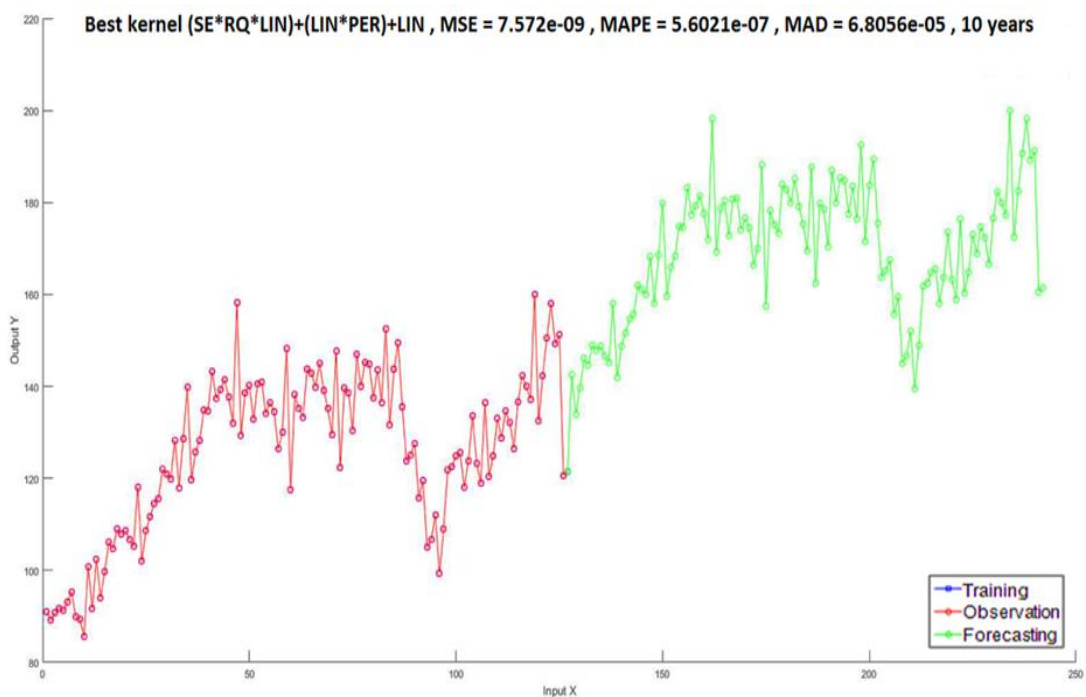
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 7.60E-09, 5.60E-07 และ 6.81E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 9.69E-07, 6.65E+00 และ 7.76E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



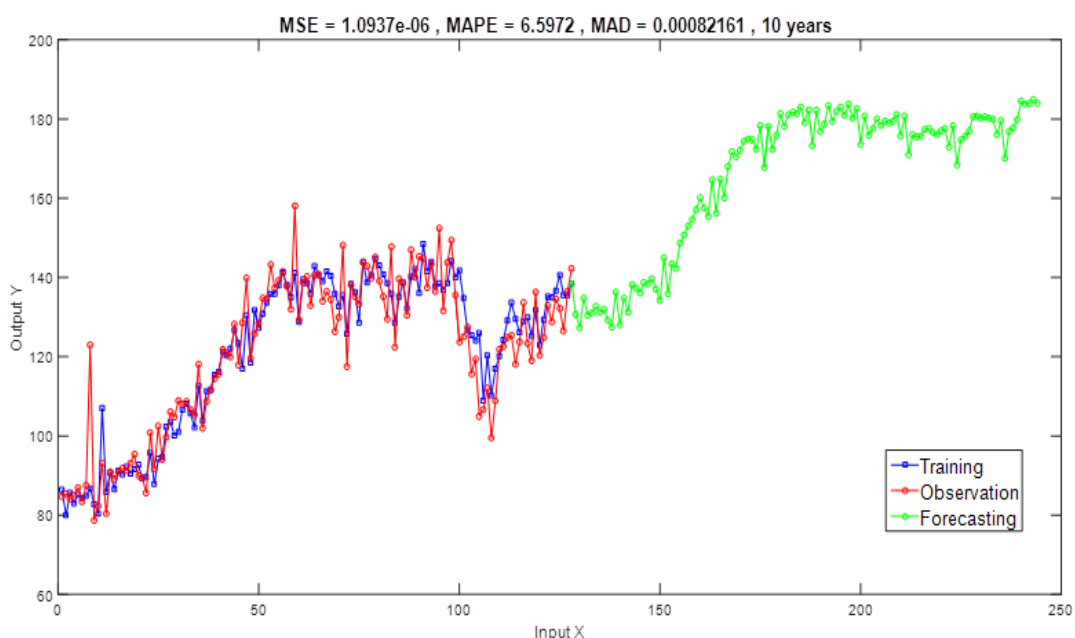
ภาพที่ 4-99 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



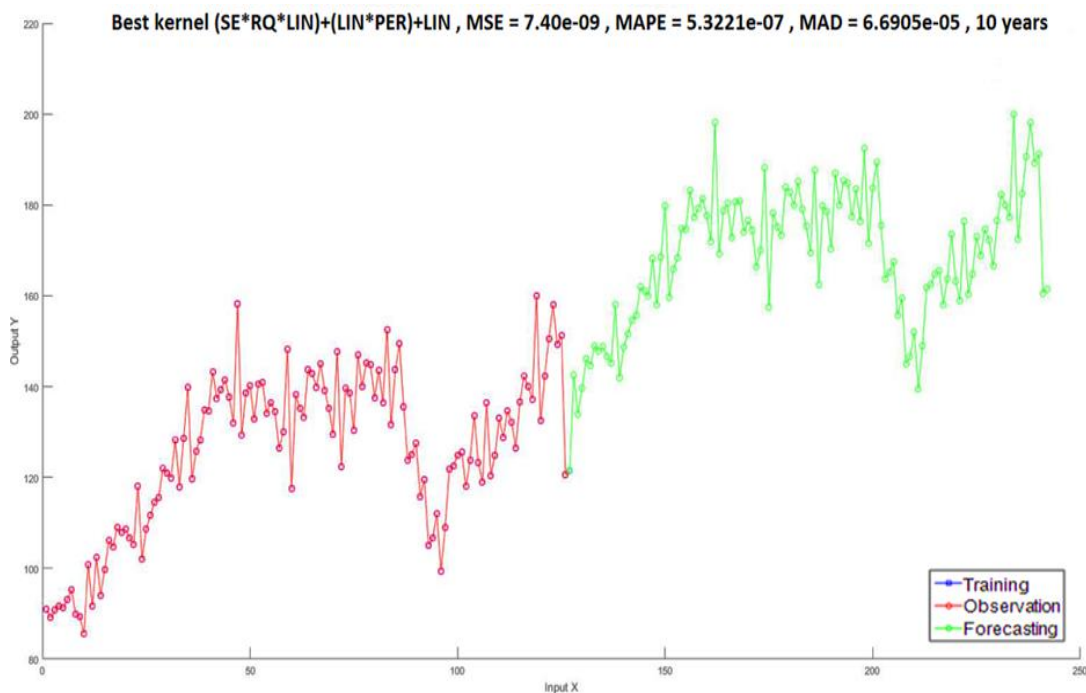
ภาพที่ 4-100 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



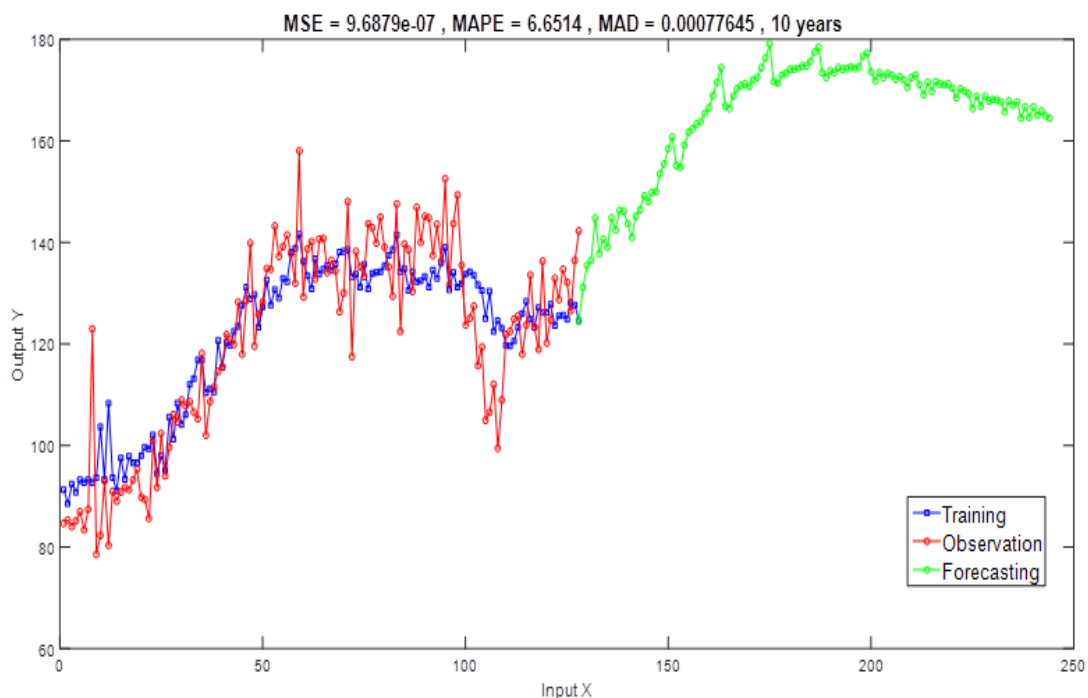
ภาพที่ 4-101 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-102 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-103 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-104 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-77 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.17E-08</b>	1.66E-06
	MAPE	<b>8.32E-07</b>	9.53E+00
	MAD	<b>8.98E-05</b>	9.60E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>1.18E-08</b>	1.40E-06
	MAPE	<b>7.68E-07</b>	8.38E+00
	MAD	<b>8.55E-05</b>	9.49E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>1.42E-08</b>	1.70E-06
	MAPE	<b>8.62E-07</b>	9.22E+00
	MAD	<b>9.32E-05</b>	1.01E-03

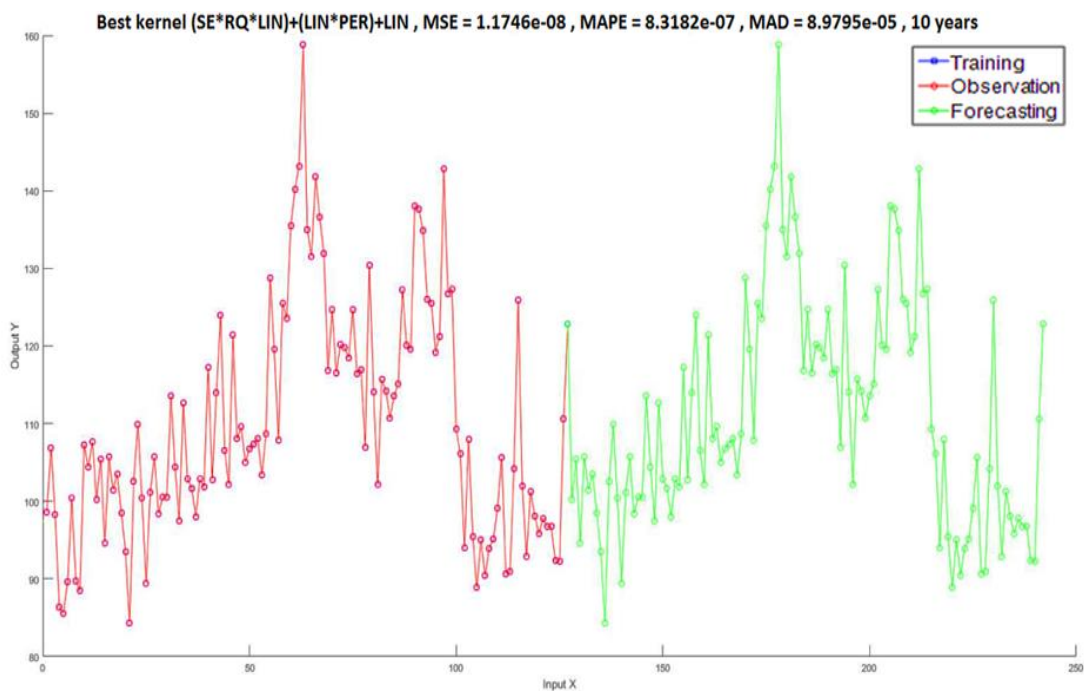
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับ ตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปกติ ดังนี้

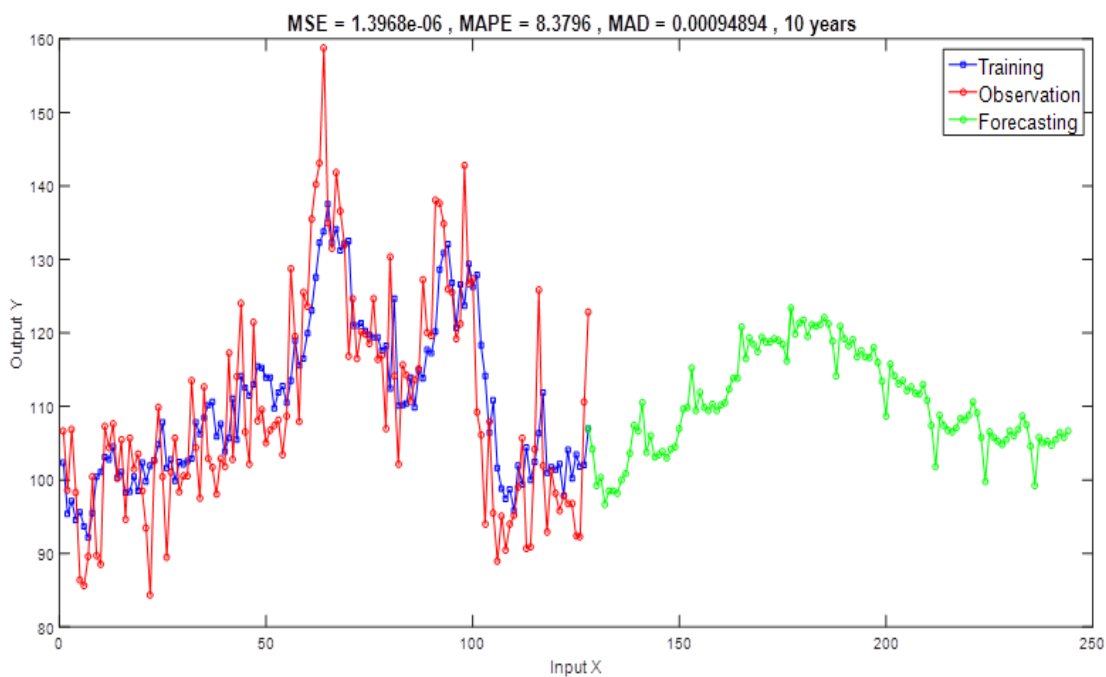
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.17E-08, 8.32E-07 และ 8.98E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.66E-06, 9.53E+00 และ 9.60E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.18E-08, 7.68E-07 และ 8.55E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.40E-06, 8.38E+00 และ 9.49E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.42E-08, 8.62E-07 และ 9.32E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.70E-06, 9.22E+00 และ 1.01E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

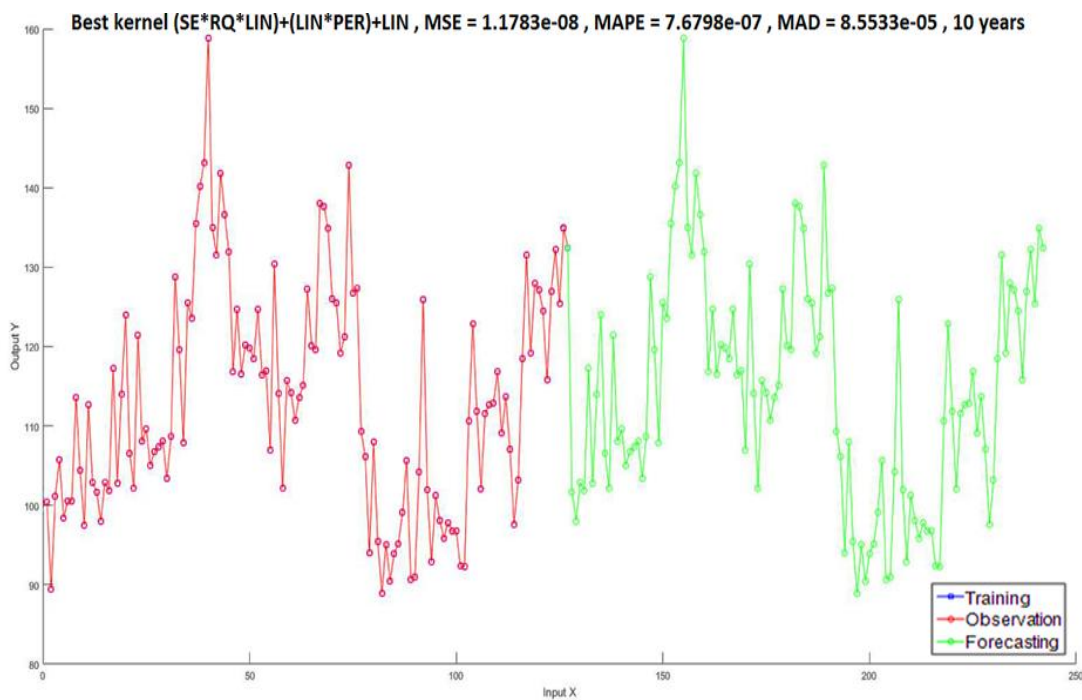


ภาพที่ 4-105 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขการ ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

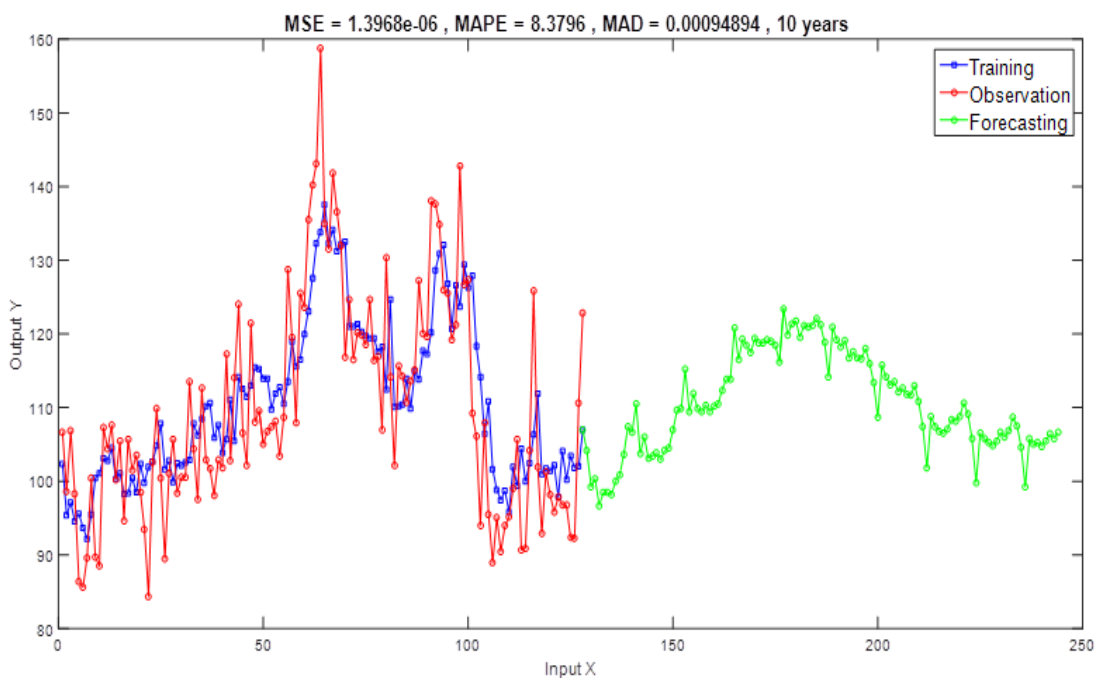


ภาพที่ 4-106 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

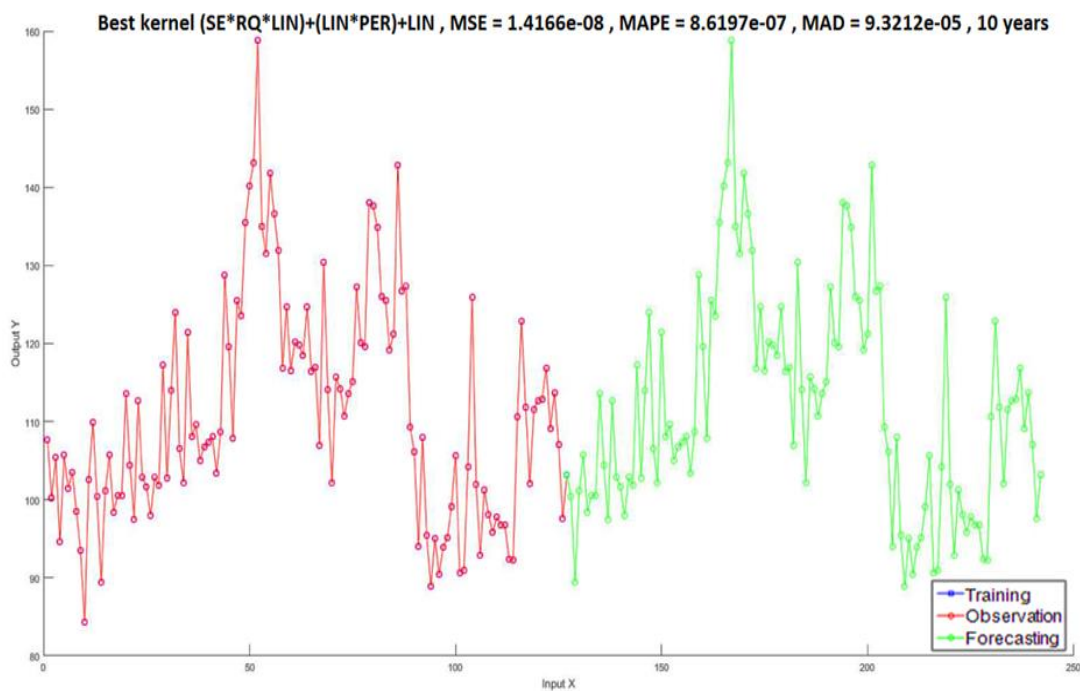




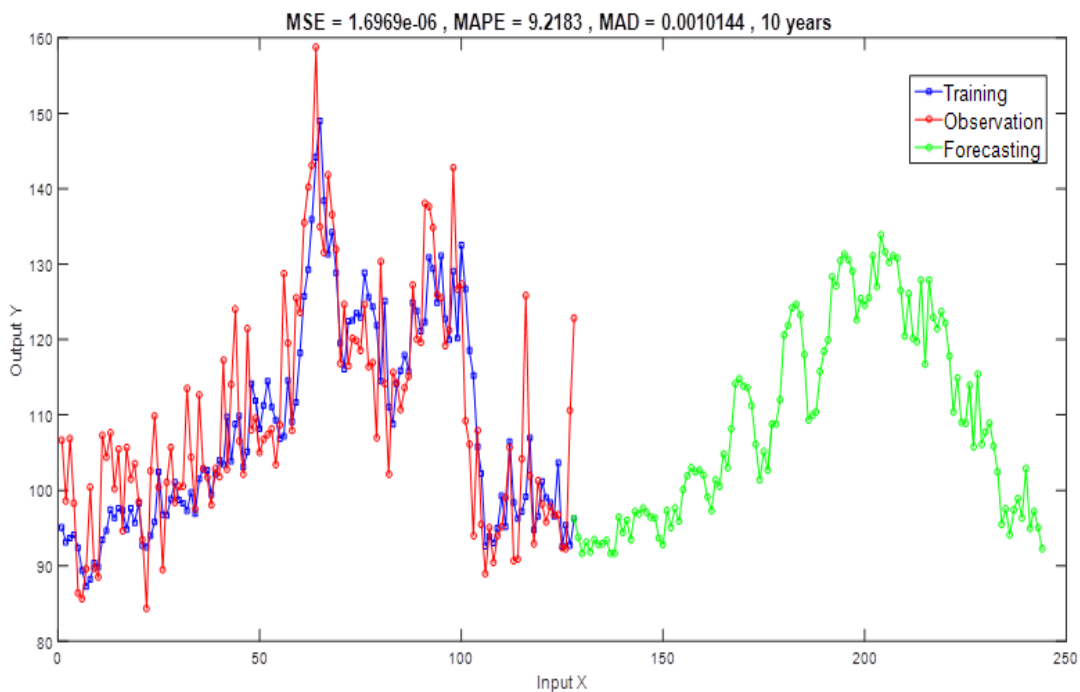
ภาพที่ 4-107 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-108 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-109 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-110 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-78 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้  
การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.60E-07</b>	1.26E-05
	MAPE	<b>3.15E-07</b>	2.70E+00
	MAD	<b>3.01E-04</b>	2.72E-03
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>2.30E-07</b>	1.12E-05
	MAPE	<b>3.47E-07</b>	2.48E+00
	MAD	<b>3.63E-04</b>	2.49E-03
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>1.45E-07</b>	2.40E-05
	MAPE	<b>2.88E-07</b>	3.71E+00
	MAD	<b>2.85E-04</b>	3.72E-03

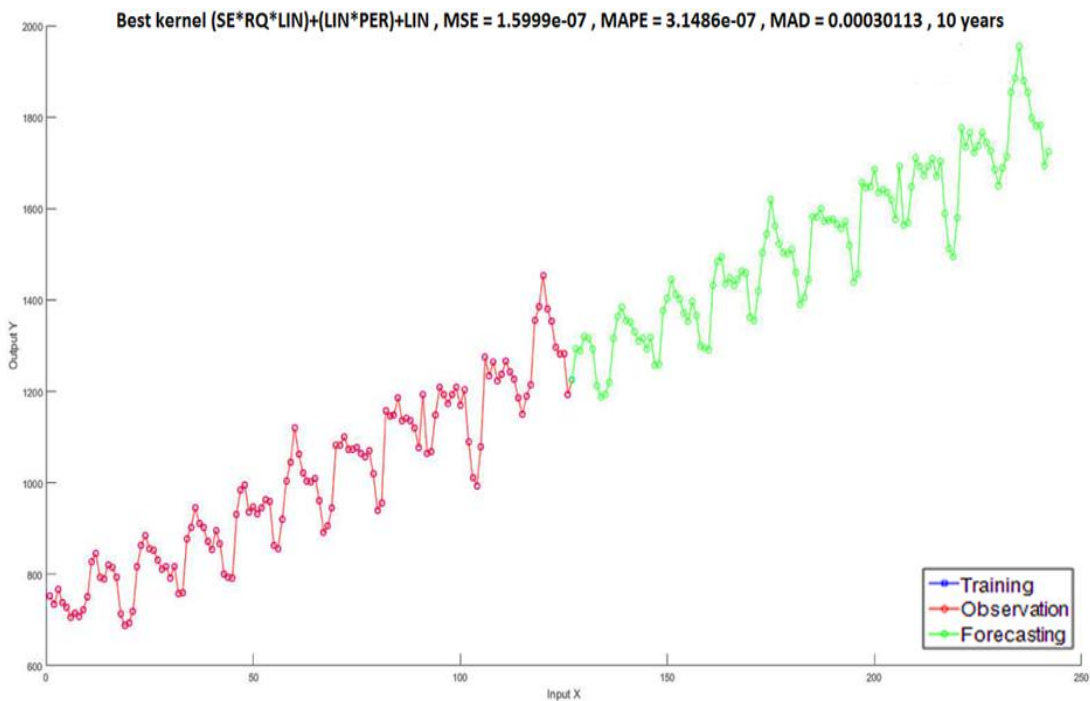
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล ดังนี้

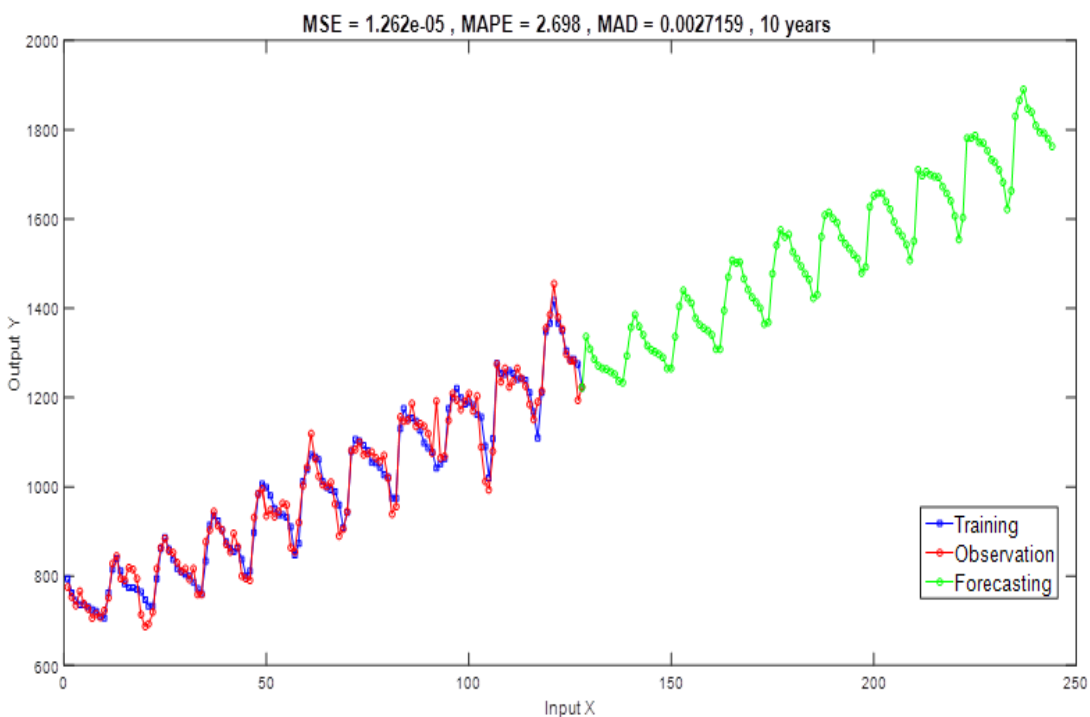
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.60E-07, 3.15E-07 และ 3.01E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 1.26E-05, 2.70E+00 และ 2.72E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.30E-07, 3.47E-07 และ 3.63E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 1.12E-05, 2.48E+00 และ 2.49E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

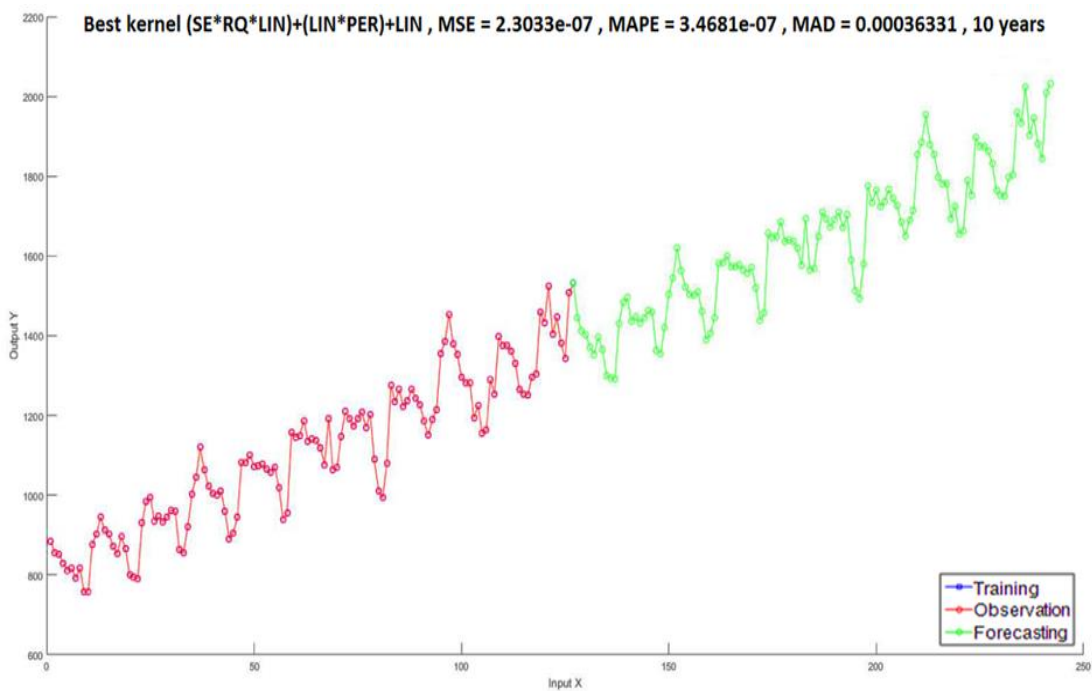
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.45E-07, 2.88E-07 และ 2.85E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 2.40E-05, 3.71E+00 และ 3.72E-03 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่า ตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



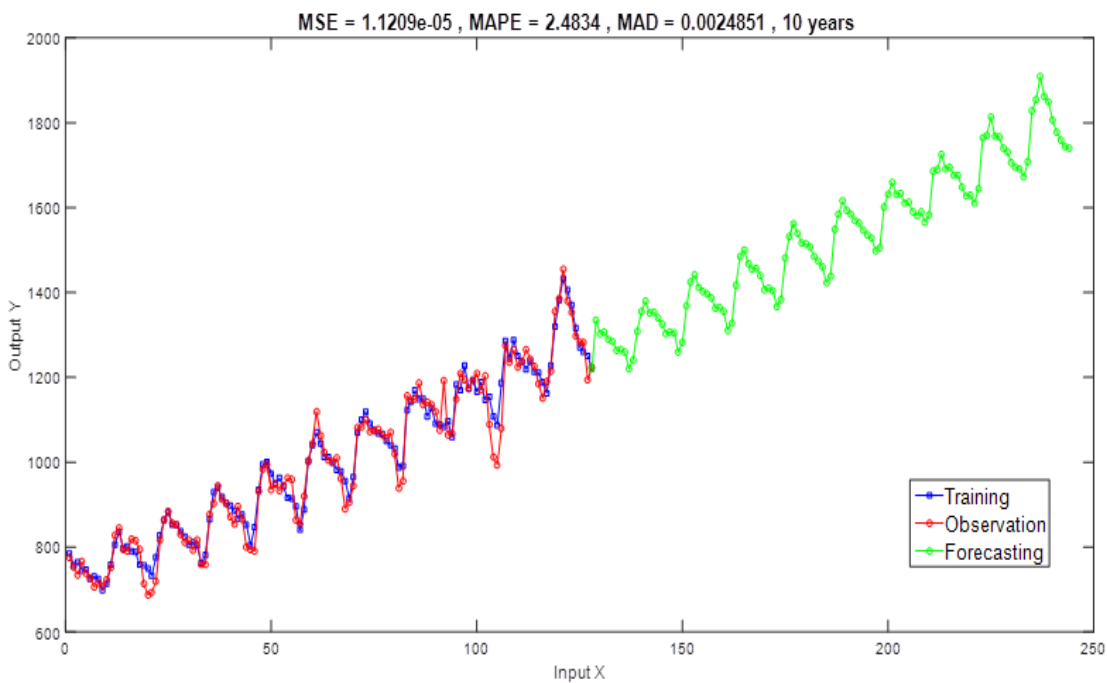
ภาพที่ 4-111 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร



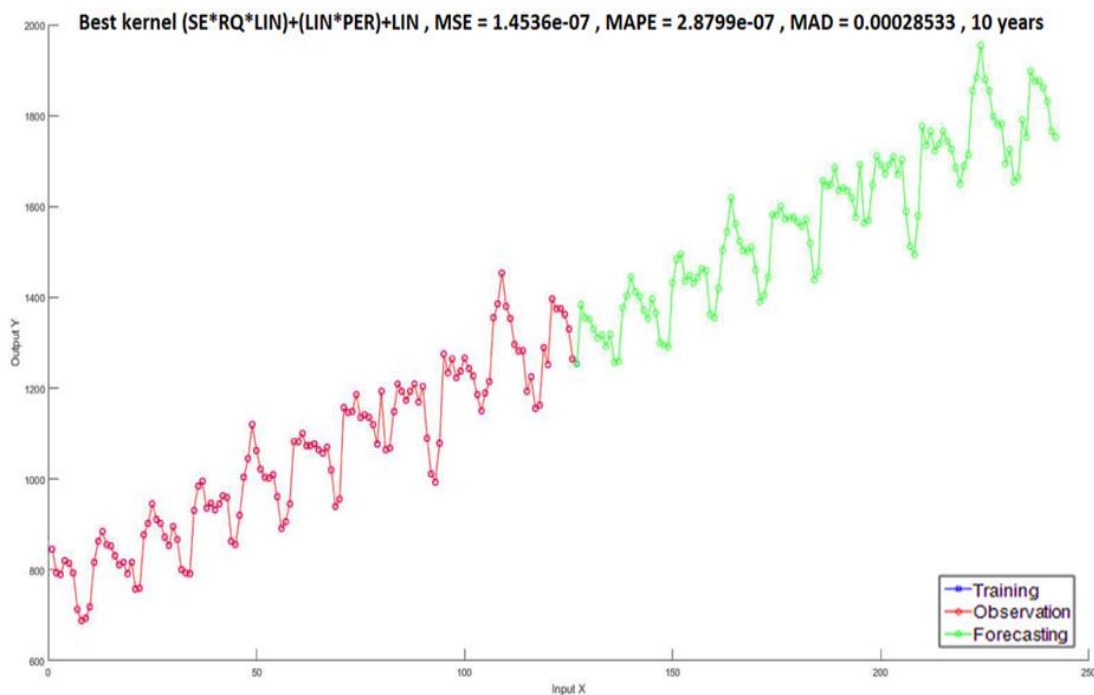
ภาพที่ 4-112 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร



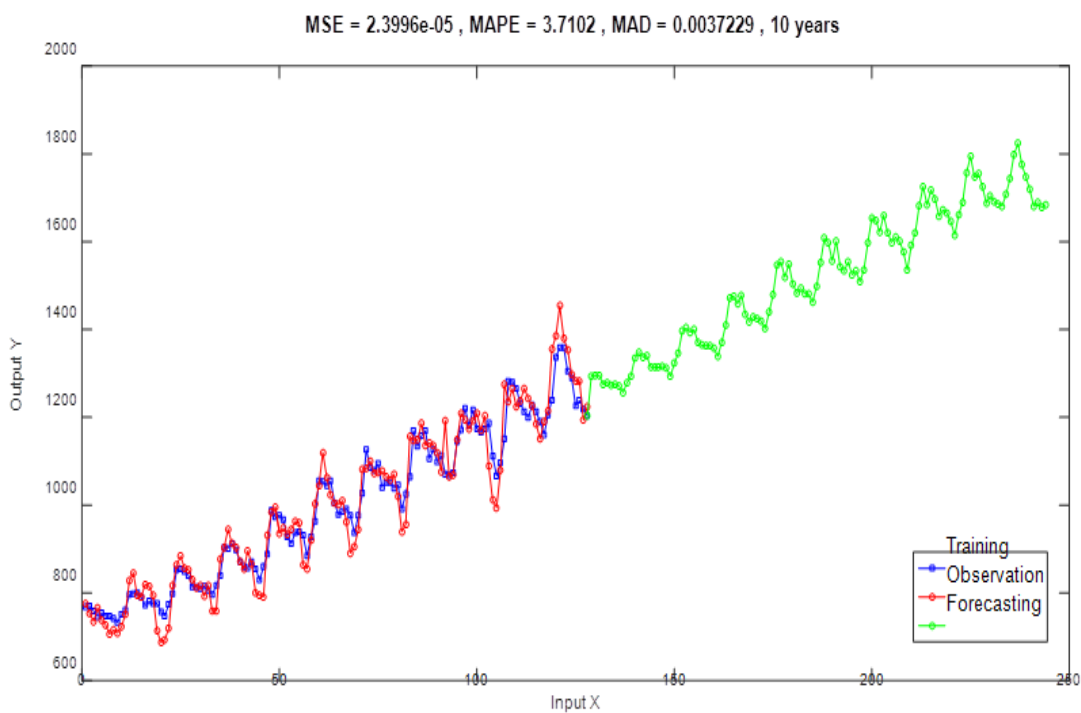
ภาพที่ 4-113 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-114 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-115 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-116 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-79 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.89E-08</b>	1.15E-06
	MAPE	<b>9.00E-07</b>	6.06E+00
	MAD	<b>1.10E-04</b>	7.71E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>1.32E-08</b>	1.30E-06
	MAPE	<b>6.82E-07</b>	6.04E+00
	MAD	<b>9.07E-05</b>	7.62E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>3.86E-08</b>	1.25E-06
	MAPE	<b>1.19E-06</b>	6.87E+00
	MAD	<b>1.52E-04</b>	8.58E-04

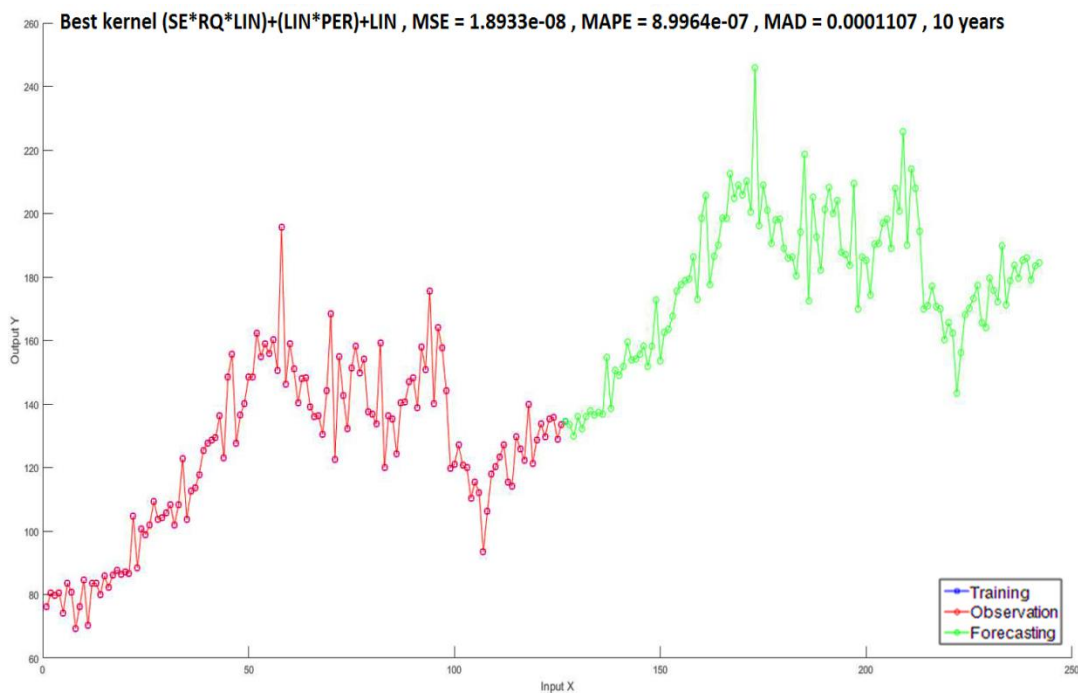
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบ ที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ ดังนี้

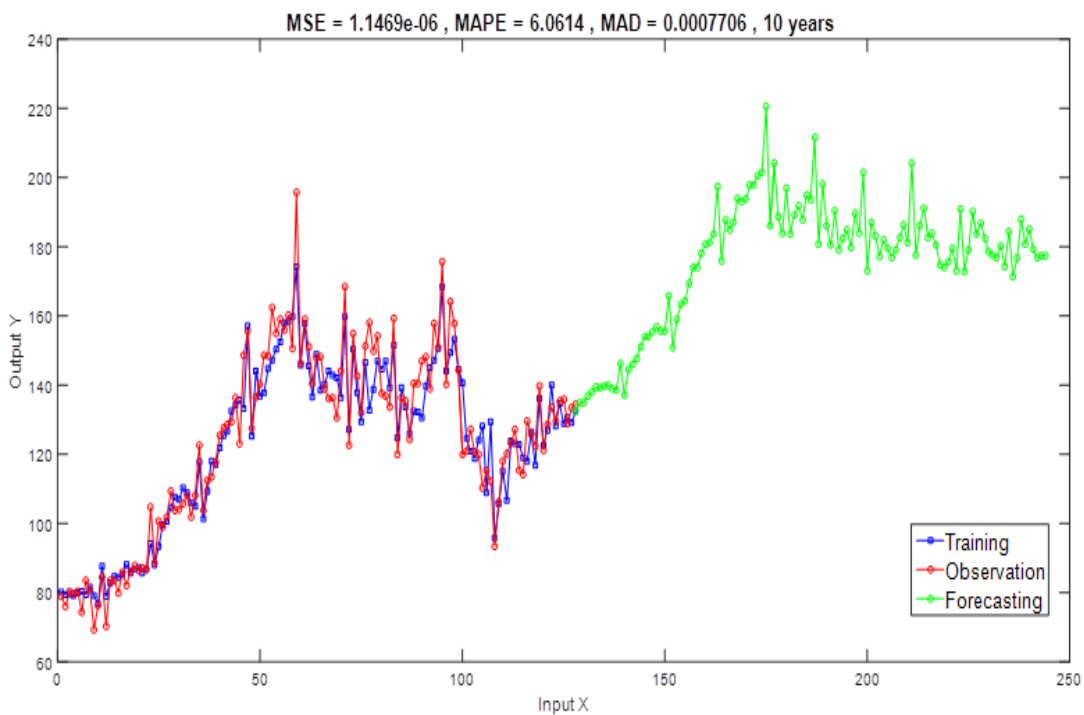
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.89E-08, 9.00E-07 และ 1.10E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 1.15E-06, 6.06E+00 และ 7.71E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบ ที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.32E-08, 6.82E-07 และ 9.07E-05 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 1.30E-06, 6.04E+00 และ 7.62E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 3.86E-08, 1.19E-06 และ 1.52E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.25E-06, 6.87E+00 และ 8.58E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

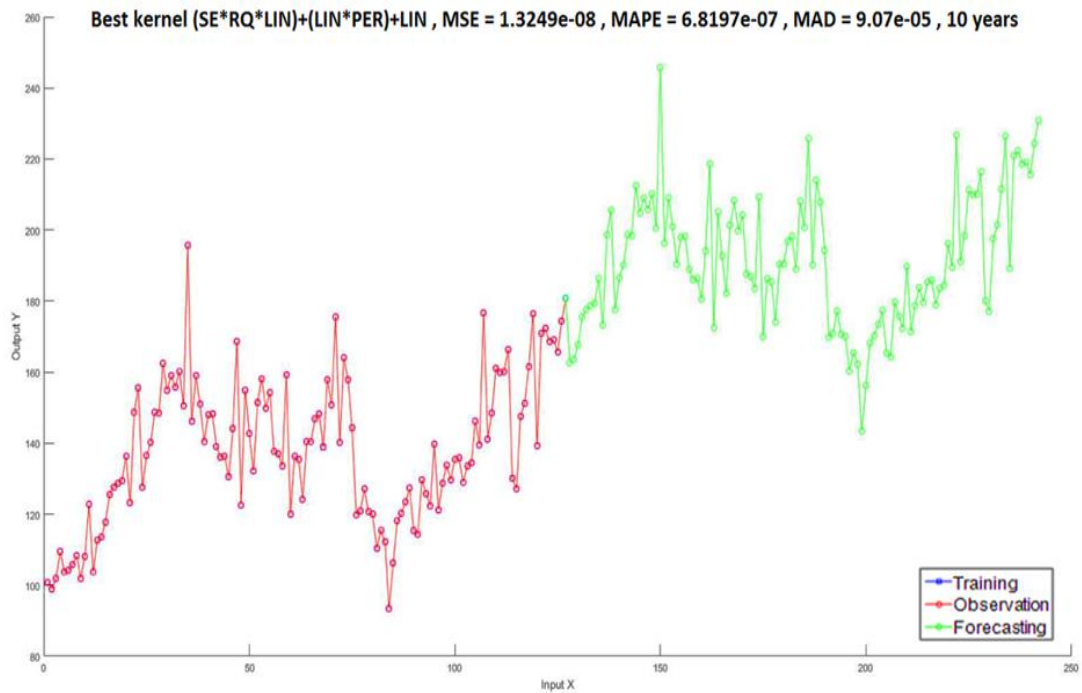


ภาพที่ 4-117 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

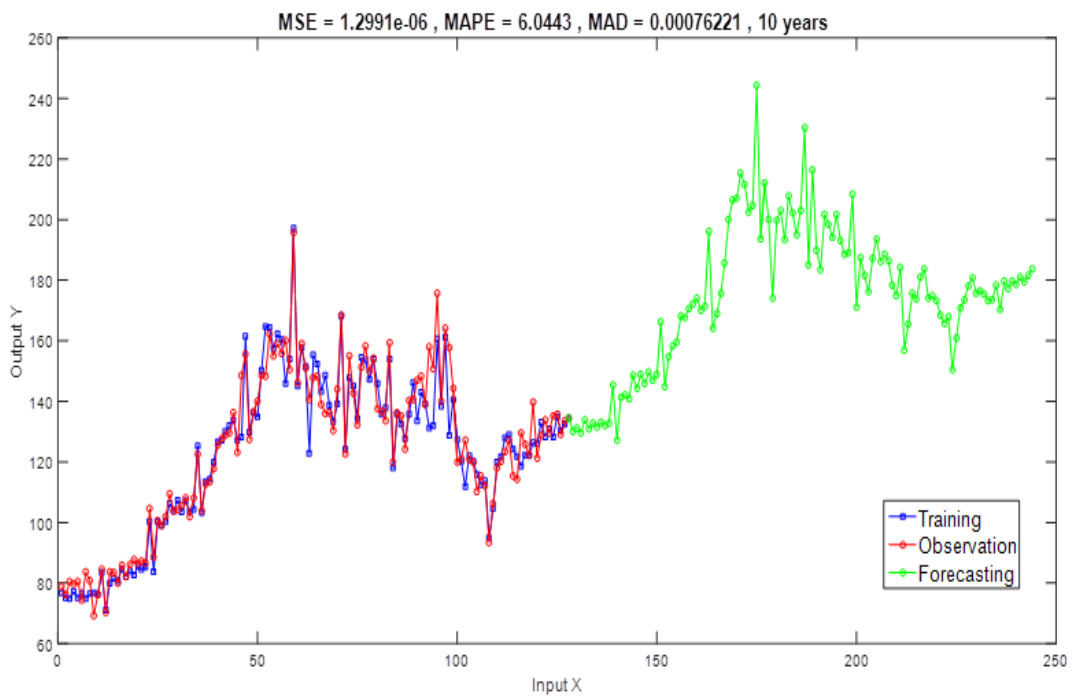


ภาพที่ 4-118 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

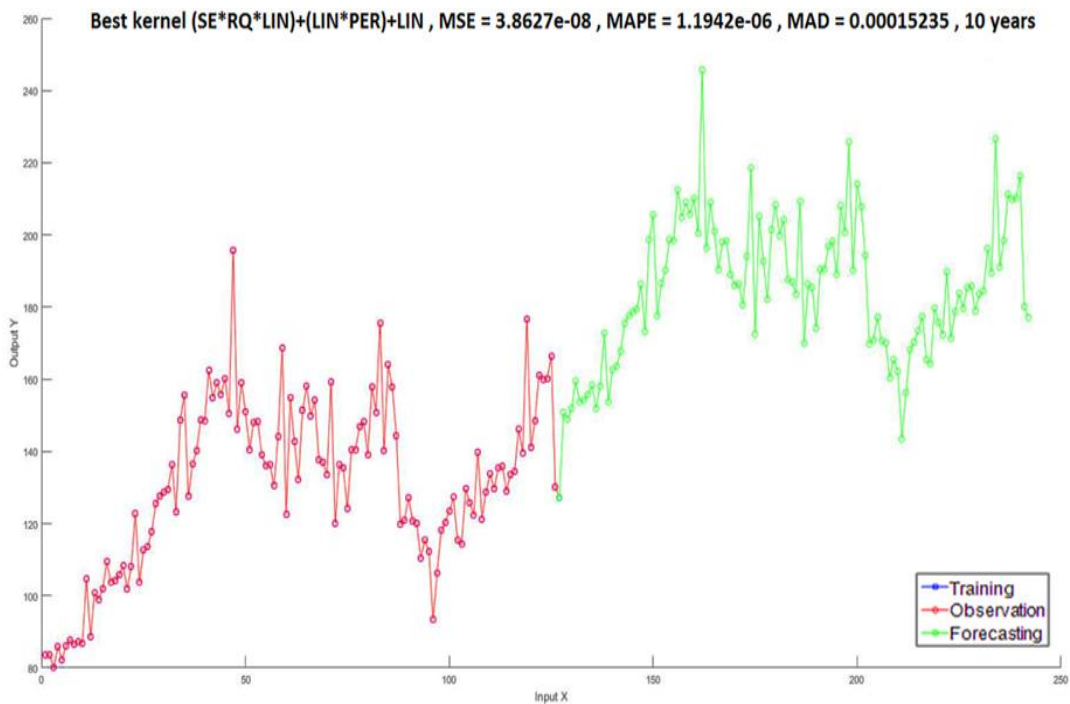




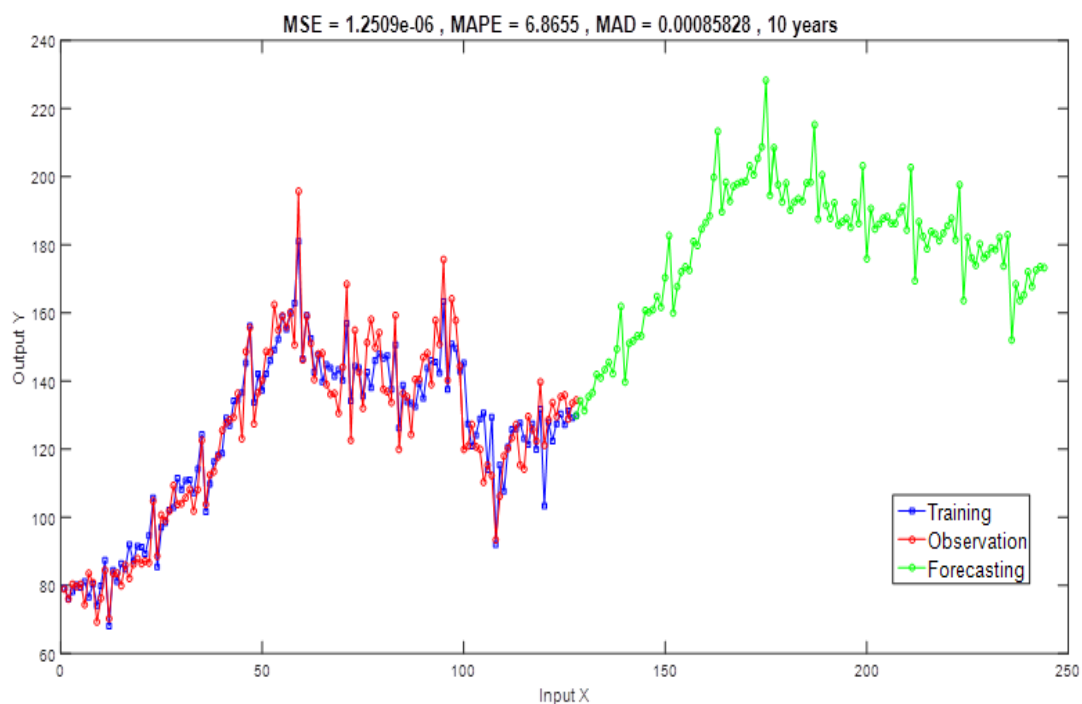
ภาพที่ 4-119 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-120 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-121 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-122 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-80 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>1.66E-10</b>	1.17E+02
	MAPE	<b>8.21E-12</b>	9.24E+00
	MAD	<b>6.65E-06</b>	7.68E+00
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>2.61E-10</b>	2.07E+02
	MAPE	<b>7.87E-12</b>	1.19E+01
	MAD	<b>6.96E-06</b>	1.04E+01
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>2.45E-10</b>	2.86E+02
	MAPE	<b>8.23E-12</b>	1.49E+01
	MAD	<b>7.31E-06</b>	1.07E+01

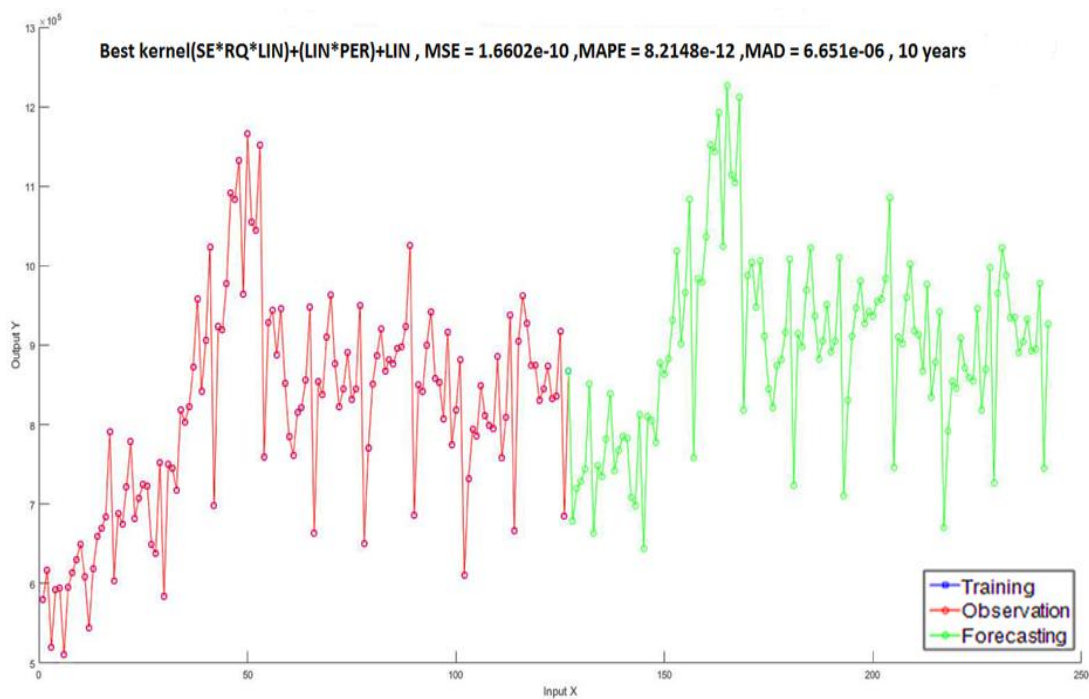
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

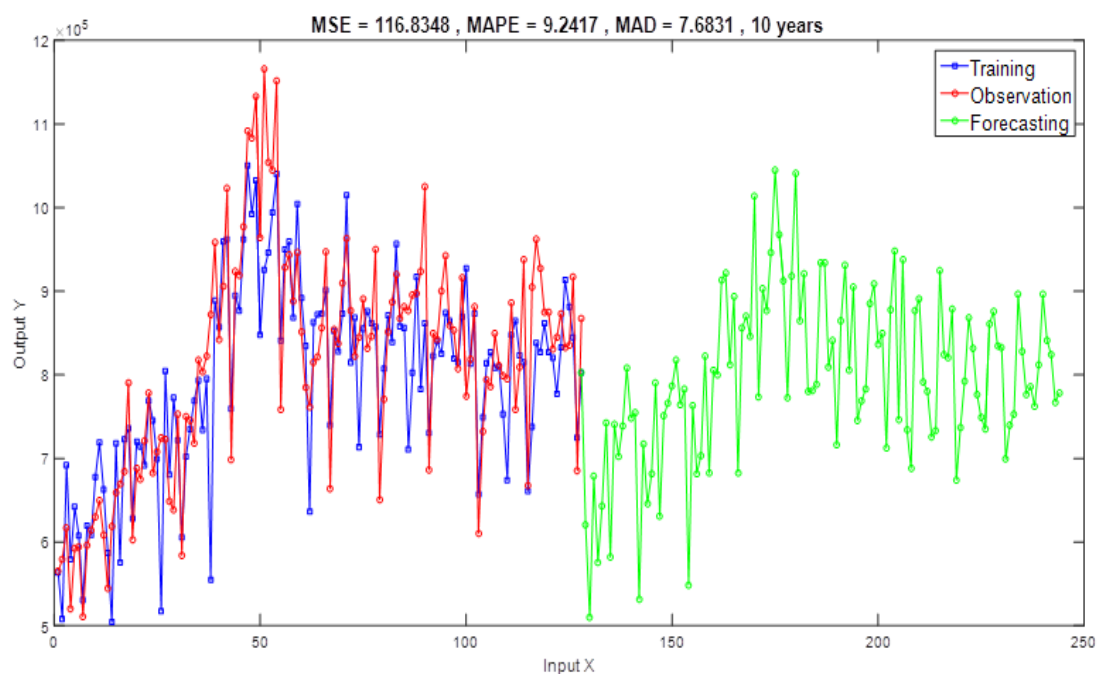
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.66E-10, 8.21E-12 และ 6.65E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.17E+02, 9.24E+00 และ 7.68E+00 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.61E-10, 7.87E-12 และ 6.96E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.07E+02, 1.19E+01 และ 1.04E+01 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

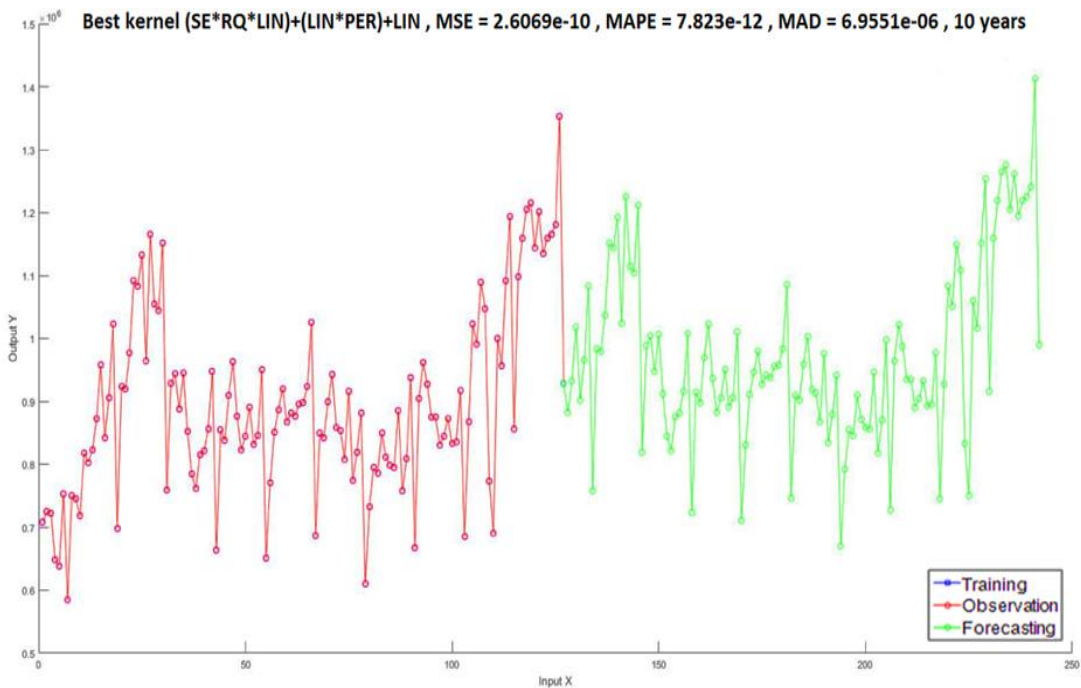
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.45E-10, 8.23E-12 และ 7.31E-06 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 2.86E+02, 1.49E+01 และ 1.07E+01 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



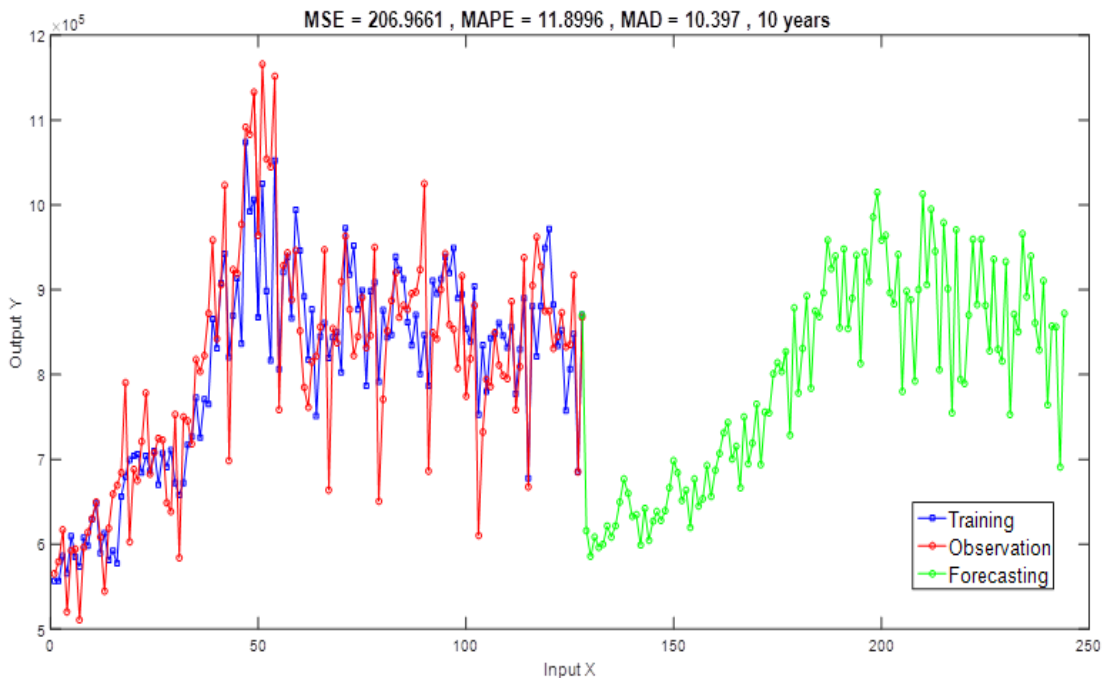
ภาพที่ 4-123 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



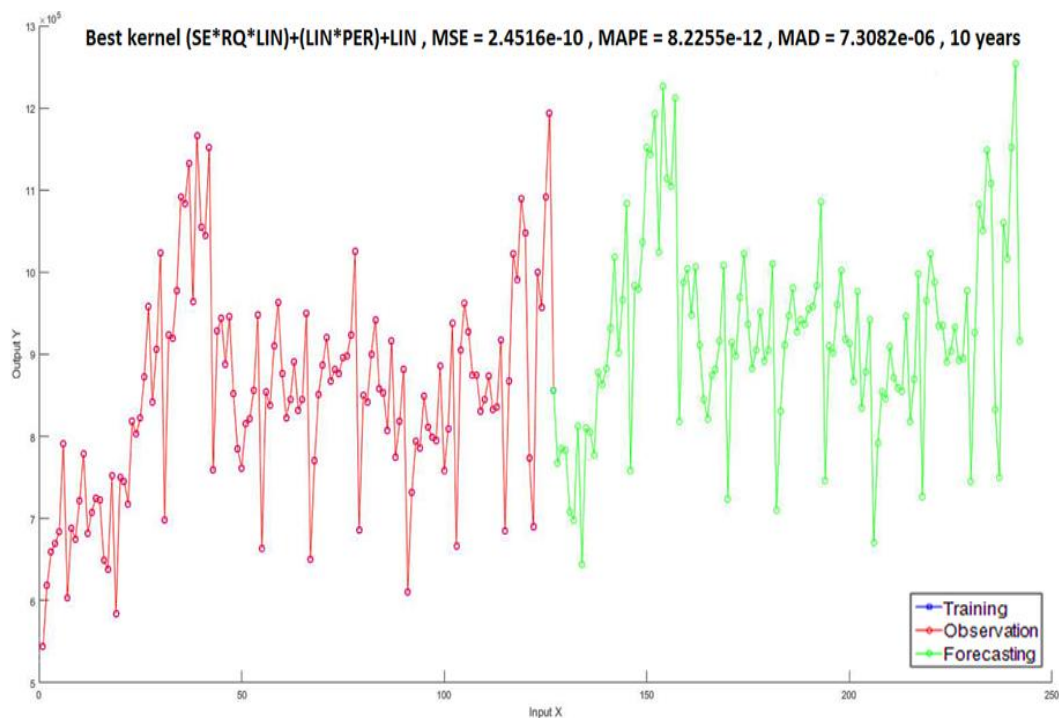
ภาพที่ 4-124 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



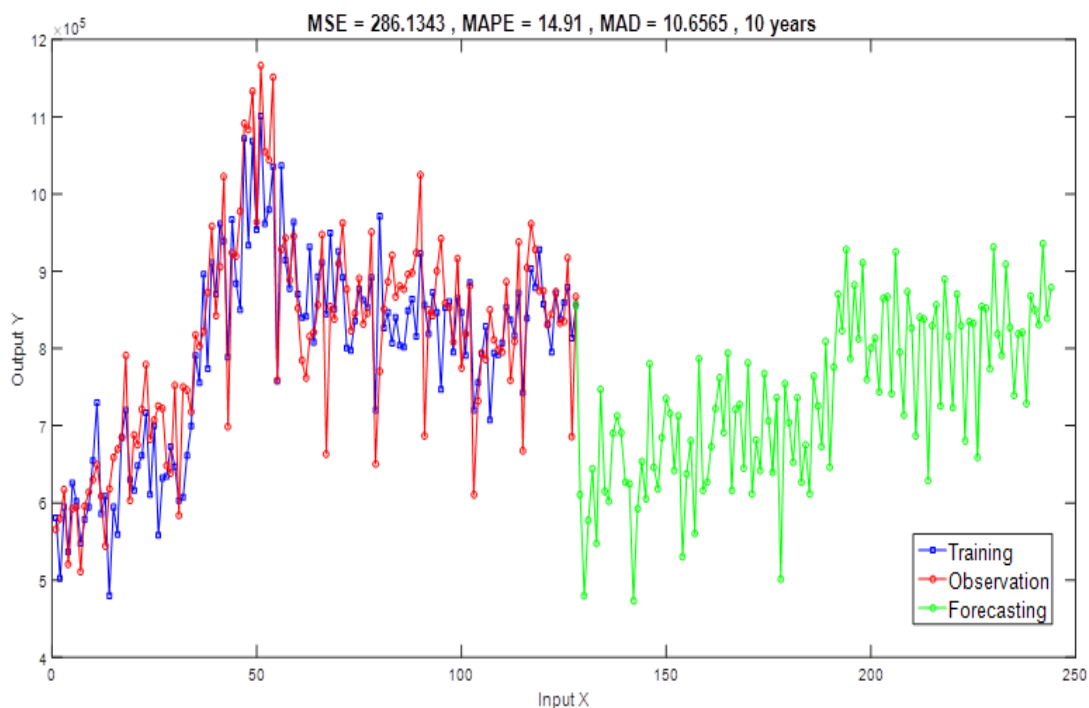
ภาพที่ 4-125 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-126 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-127 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-128 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-81 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>5.51E-07</b>	4.10E-04
	MAPE	<b>1.51E-07</b>	2.94E+00
	MAD	<b>5.78E-04</b>	1.25E-02
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>2.36E-06</b>	9.15E-04
	MAPE	<b>2.92E-07</b>	4.40E+00
	MAD	<b>1.21E-03</b>	1.94E-02
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>1.70E-06</b>	9.26E-04
	MAPE	<b>2.58E-07</b>	4.09E+00
	MAD	<b>1.03E-03</b>	1.81E-02

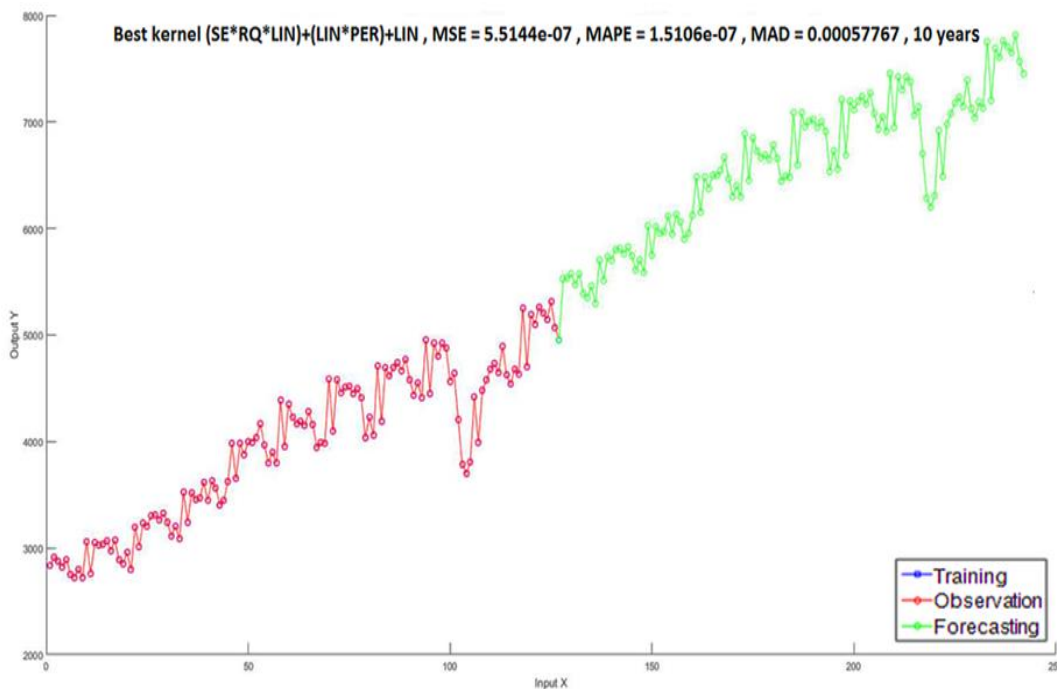
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวคอลัมน์

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

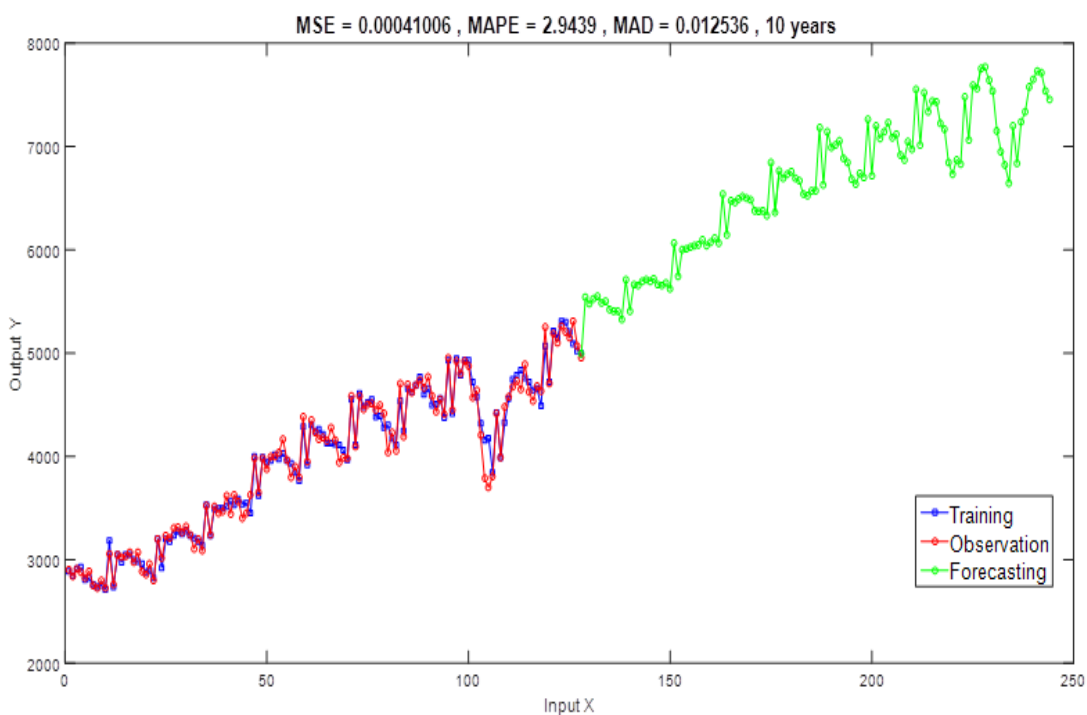
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.51E-07, 1.51E-0 และ 5.78E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 4.10E-04, 2.94E+00 และ 1.25E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.36E-06, 2.92E-07 และ 1.21E-03 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 9.15E-04, 4.40E+00 และ 1.94E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 1.70E-06, 2.58E-07 และ 1.03E-03 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อน เท่ากับ 9.26E-04, 4.09E+00 และ 1.81E-02 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

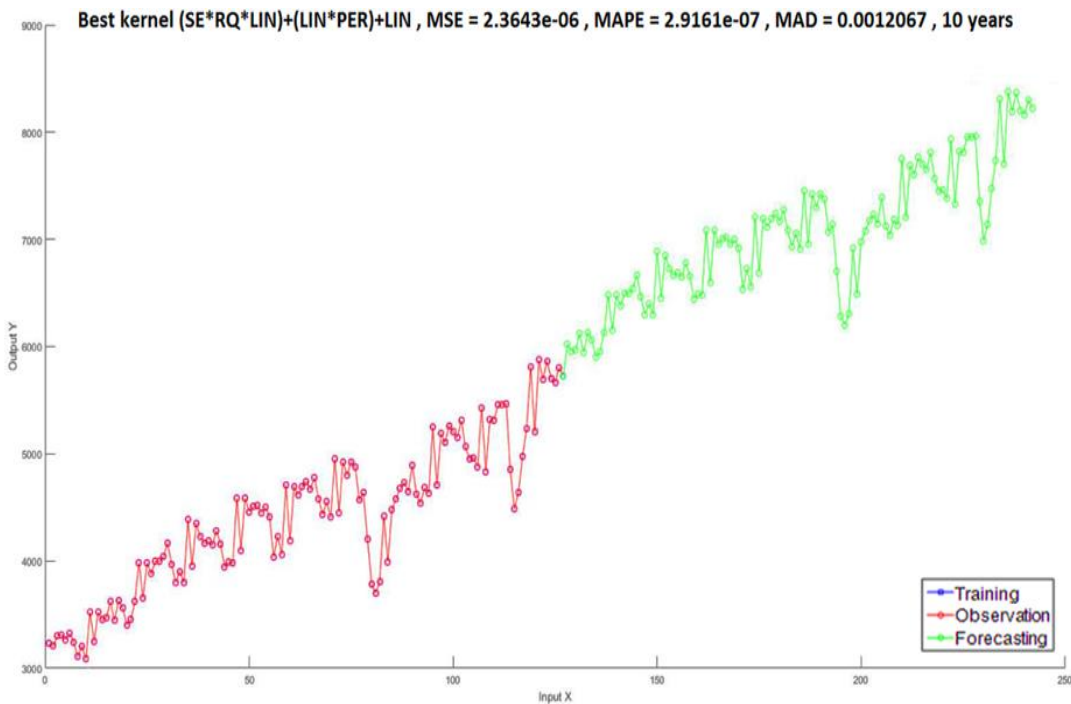


ภาพที่ 4-129 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

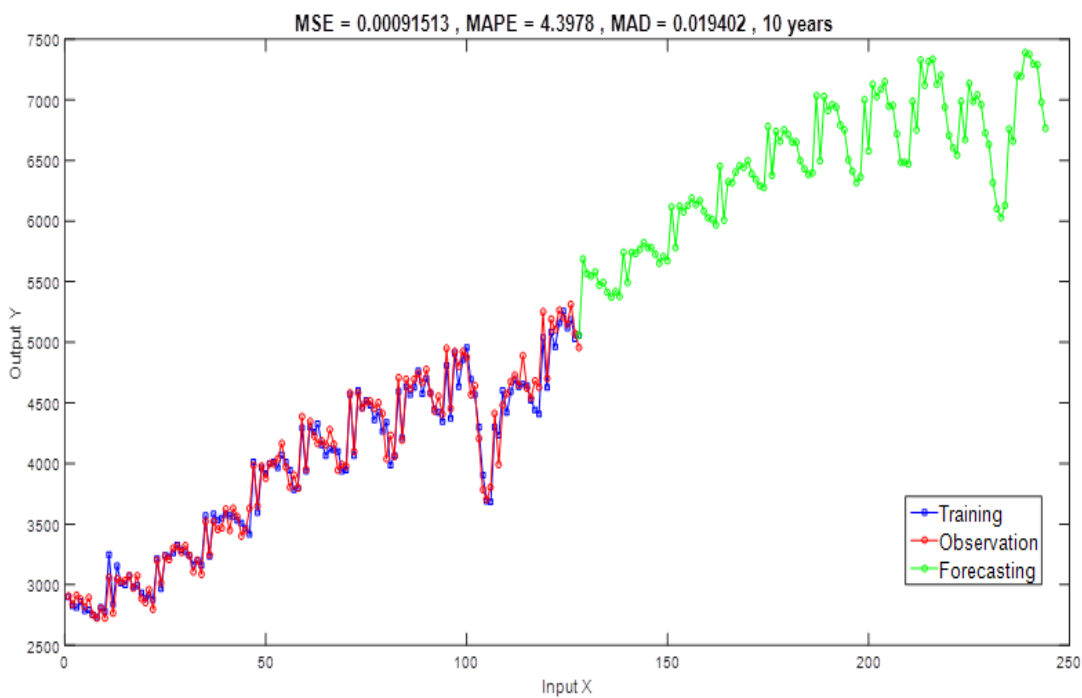


ภาพที่ 4-130 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

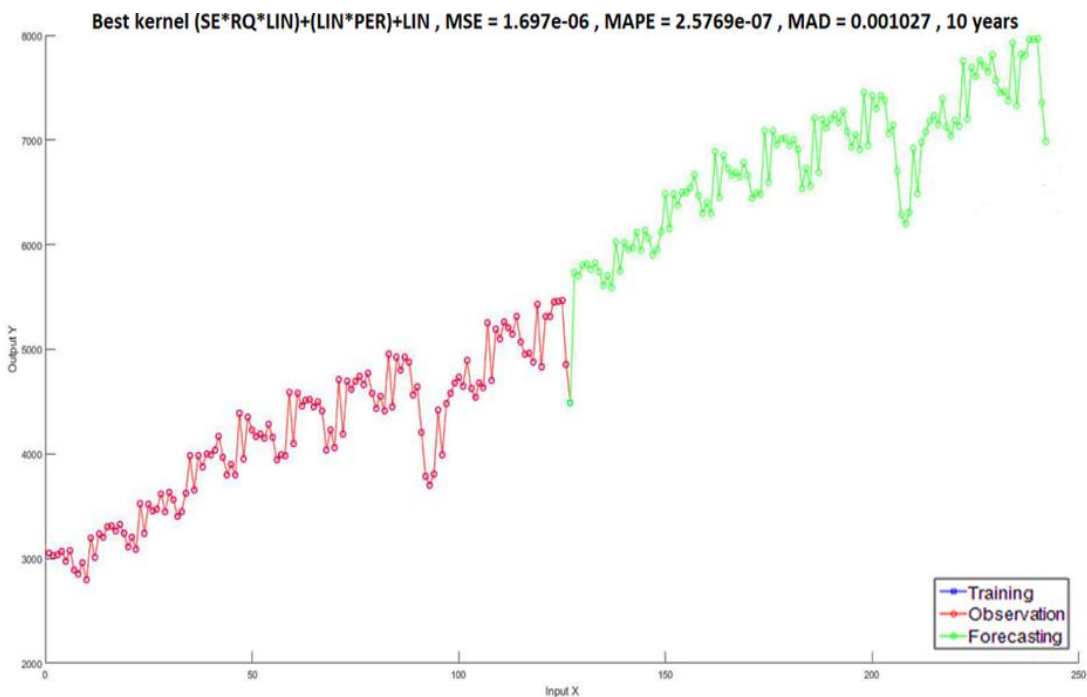




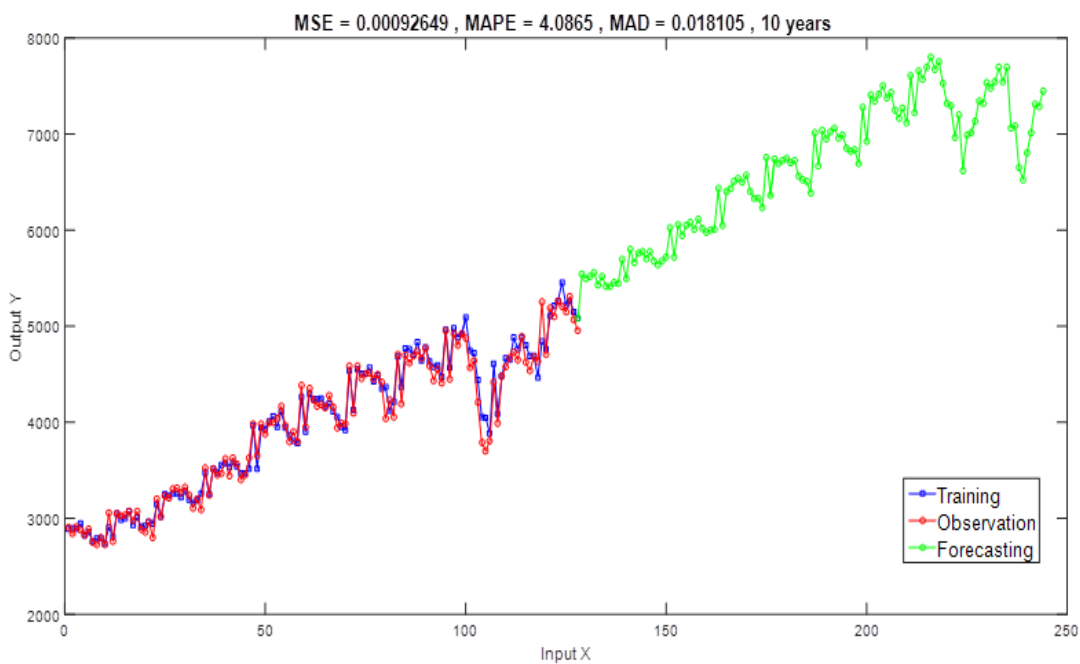
ภาพที่ 4-131 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-132 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-133 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



ภาพที่ 4-134 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ตารางที่ 4-82 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น กับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ และข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ

การแจกแจง	ความคลาดเคลื่อน	SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	SARIMA-ANN
ไวบูลแบบสมมาตร	MSE	<b>5.78E-08</b>	1.69E-06
	MAPE	<b>6.43E-07</b>	3.10E+00
	MAD	<b>1.87E-04</b>	9.75E-04
ไวบูลแบบเบ้ขวา	MSE	<b>5.12E-08</b>	1.15E-06
	MAPE	<b>5.64E-07</b>	2.64E+00
	MAD	<b>1.81E-04</b>	8.21E-04
ไวบูลแบบเบ้ซ้าย	MSE	<b>2.86E-07</b>	1.21E-06
	MAPE	<b>1.30E-06</b>	2.88E+00
	MAD	<b>4.01E-04</b>	8.85E-04

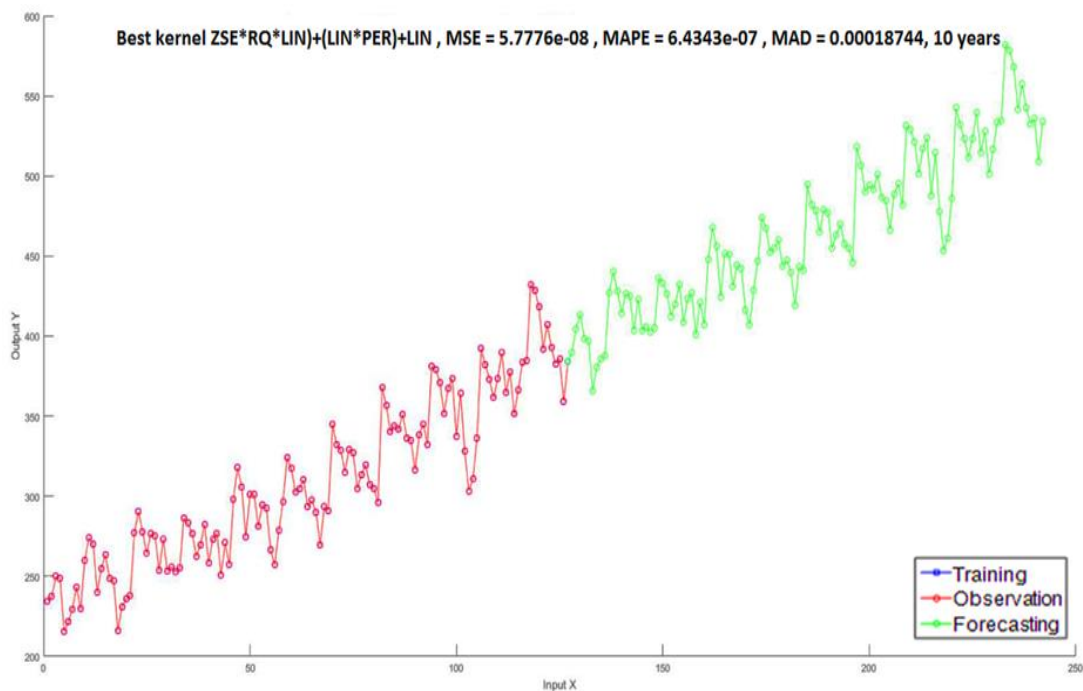
หมายเหตุ ตัวหนา หมายถึง ค่า MSE MAD หรือค่า MAPE ที่มีค่าน้อยที่สุดในแนวแถว

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้การแจกแจงไวบูลแบบต่าง ๆ ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ ดังนี้

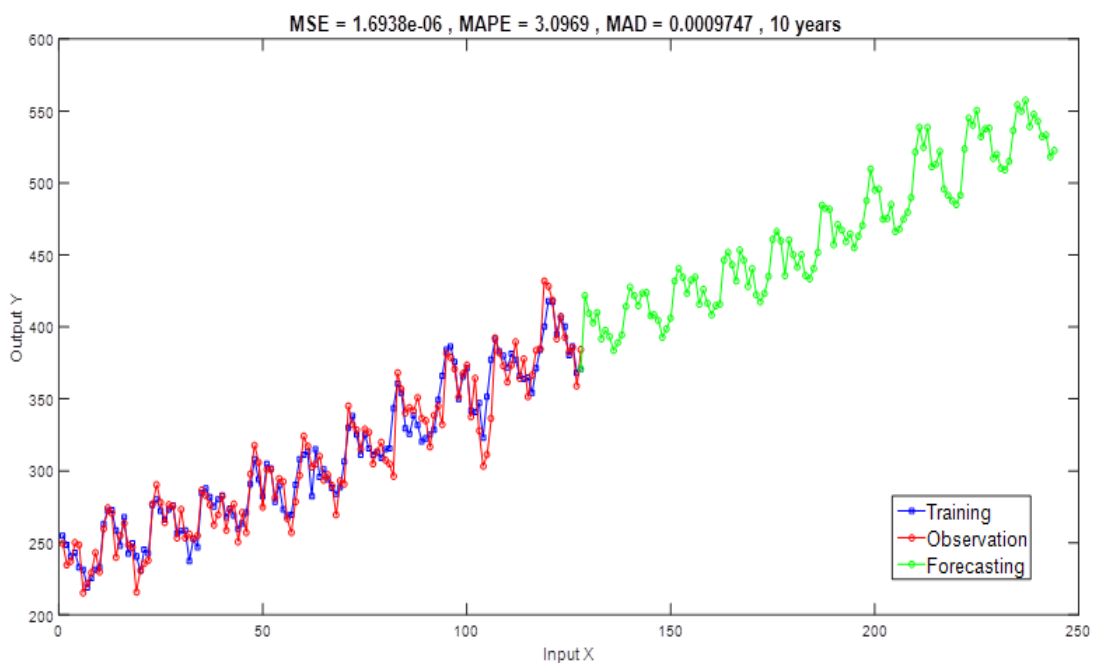
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบสมมาตรแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.78E-08, 6.43E-07 และ 1.87E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.69E-06, 3.10E+00 และ 9.75E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ขวาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 5.12E-08, 5.64E-07 และ 1.81E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.15E-06, 2.64E+00 และ 8.21E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า

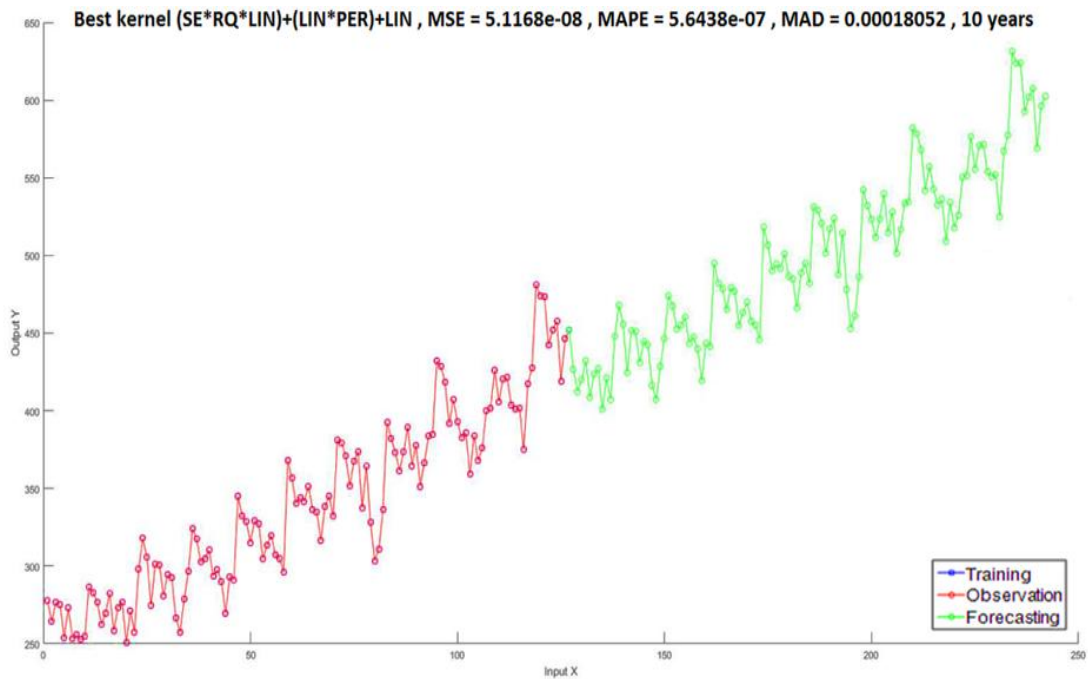
กรณีการแจกแจงไวบูลแบบเบ้ซ้ายแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD เท่ากับ 2.86E-07, 1.30E-06 และ 4.01E-04 ตัวแบบ SARIMA-ANN ให้ค่าคลาดเคลื่อนเท่ากับ 1.21E-06, 2.88E+00 และ 8.85E-04 สรุปได้ว่า ตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าคลาดเคลื่อนต่ำกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ถือว่าเป็นตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่า



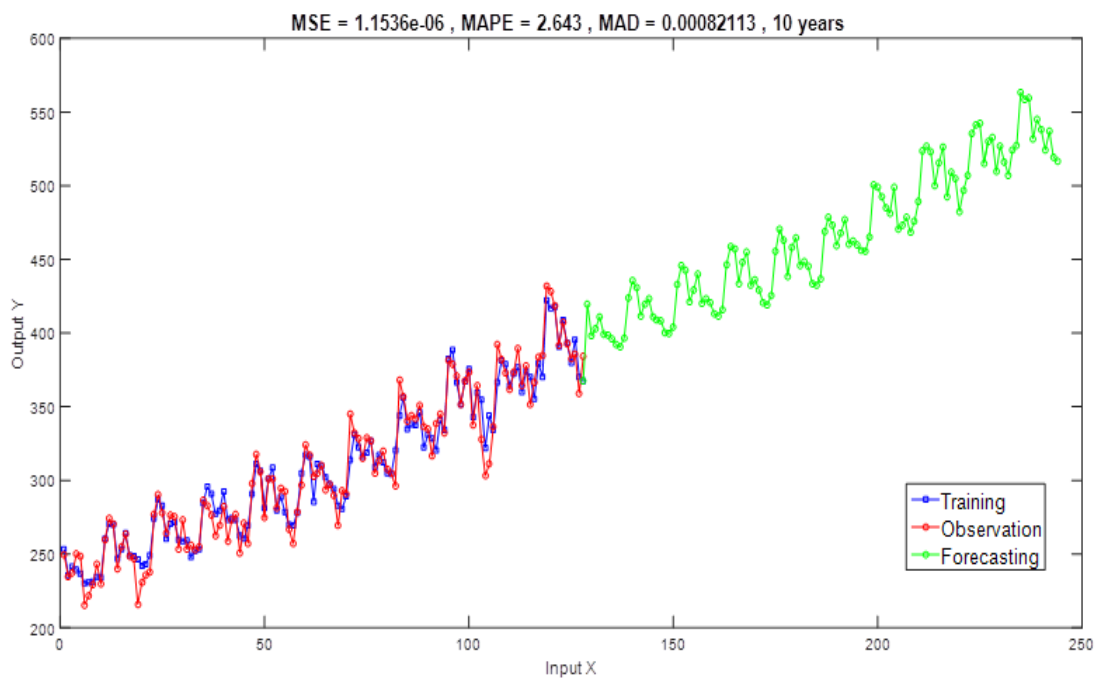
ภาพที่ 4-135 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



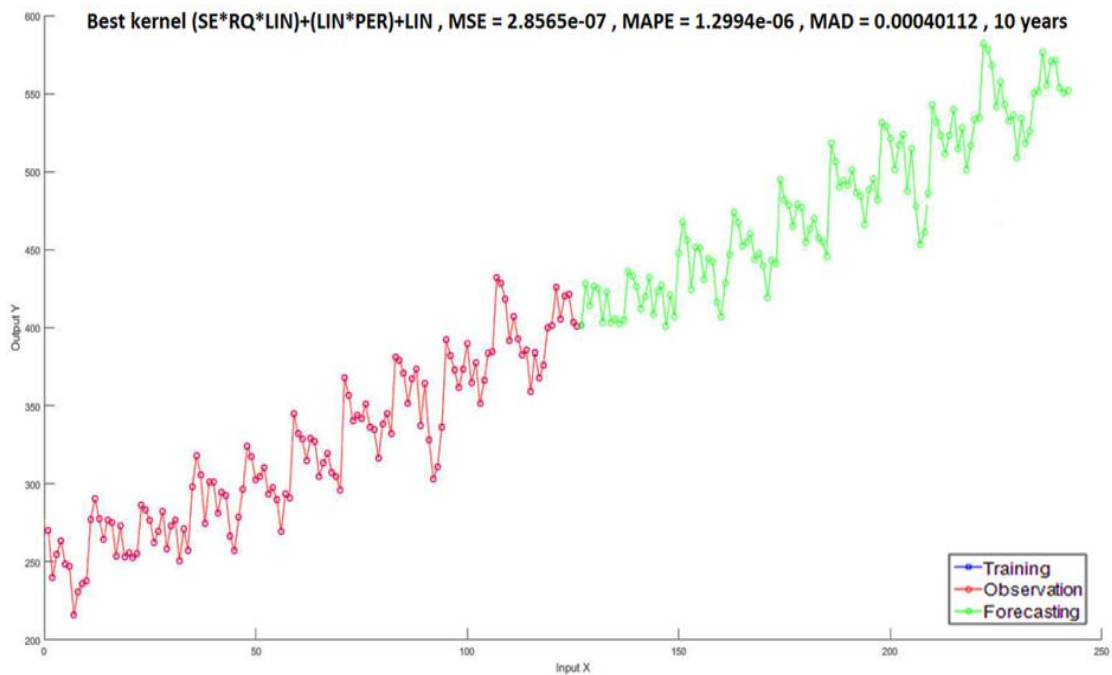
ภาพที่ 4-136 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร



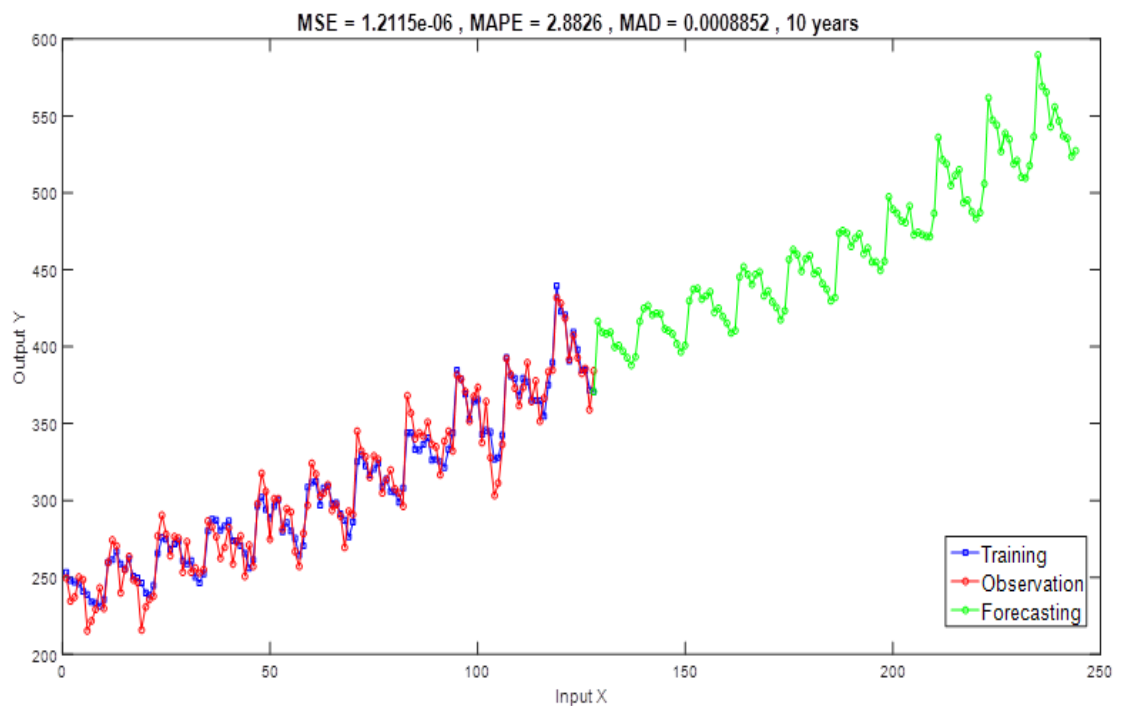
ภาพที่ 4-137 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-138 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา



ภาพที่ 4-139 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย



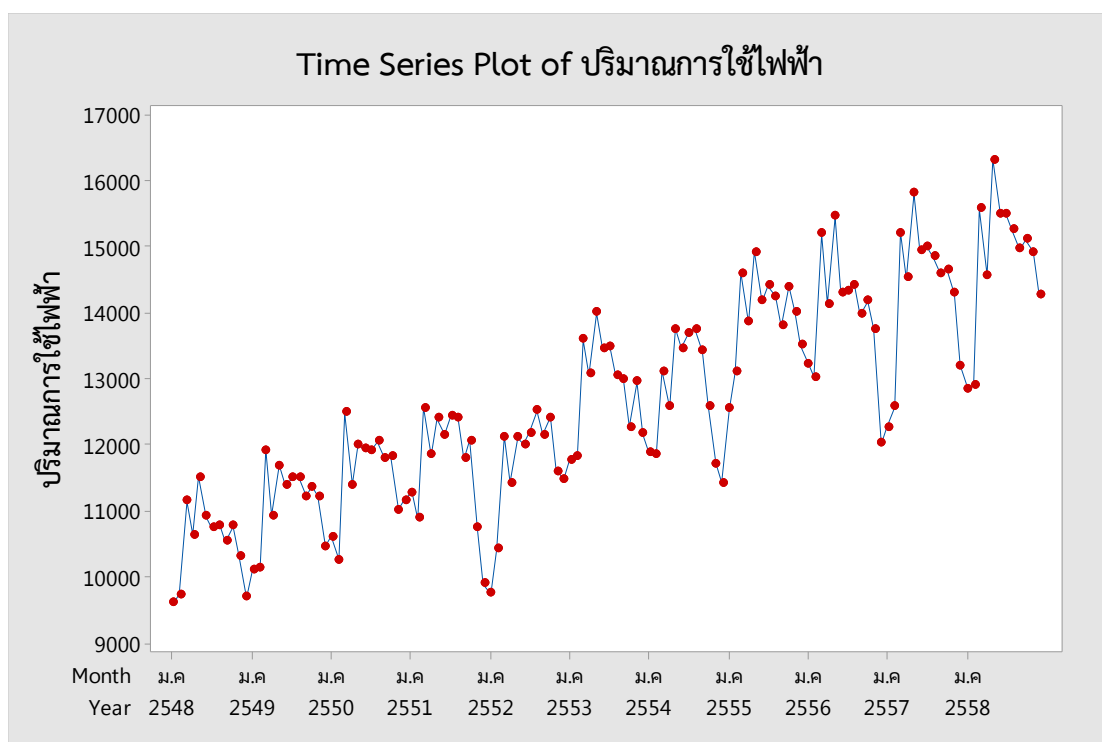
ภาพที่ 4-140 ค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ผลการจำลองสถานการณ์ พิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น และตัวแบบ SARIMA-ANN ภายใต้ 2 สถานการณ์ จำนวน 45 เงื่อนไข พบว่า ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD ของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นมีค่าน้อยกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ในทุกสถานการณ์ จึงสรุปได้ว่าตัวแบบที่พัฒนาขึ้นให้ค่าพยากรณ์แม่นยำสูงกว่าตัวแบบ SARIMA-ANN ในทุกสถานการณ์ซึ่งสอดคล้องเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 2

### ตอนที่ 3 ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2568 ด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น นำเสนอผลการวิจัยตามลำดับ ดังนี้

#### 1. ผลการตรวจสอบการแจกแจงข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย

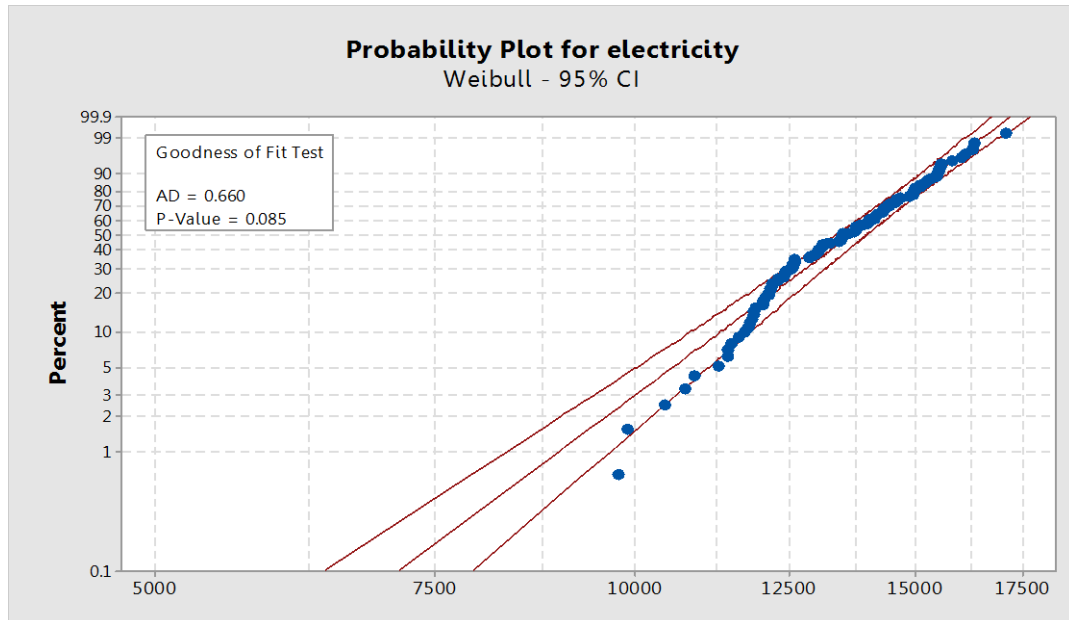


ภาพที่ 4-141 ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย

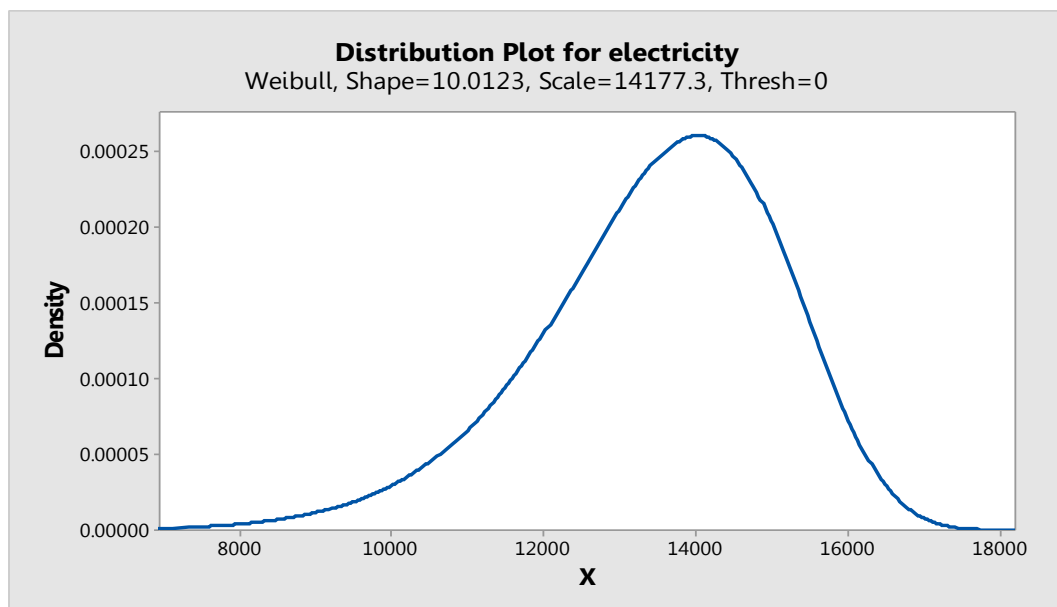
จากภาพที่ 4-141 พบว่า ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยมีลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาแบบแนวโน้มเชิงเส้น วัฏจักรและฤดูกาล

เมื่อทำการตรวจสอบการแจกแจงพบว่าปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยมีการแจกแจงแบบไวบูลแบบเบ้ซ้าย มีค่าสถิติ Anderson-darling เท่ากับ 0.660 ค่า  $p$ -value มีค่า

เท่ากับ 0.085 ที่ระดับนัยสำคัญ .05 โดยมี พารามิเตอร์สเกล,  $\eta$  เท่ากับ 14177.3 และพารามิเตอร์รูปร่าง,  $\beta$  เท่ากับ 10.0123 ซึ่งตรงกับสถานการณ์ที่ 41 แสดงดังภาพที่ 4-142 และ 4-143



ภาพที่ 4-142 ลักษณะการแจกแจงข้อมูลของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย



ภาพที่ 4-143 ลักษณะข้อมูลของปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยเป็นการแจกแจงแบบไวบูลแบบเบ้ซ้าย

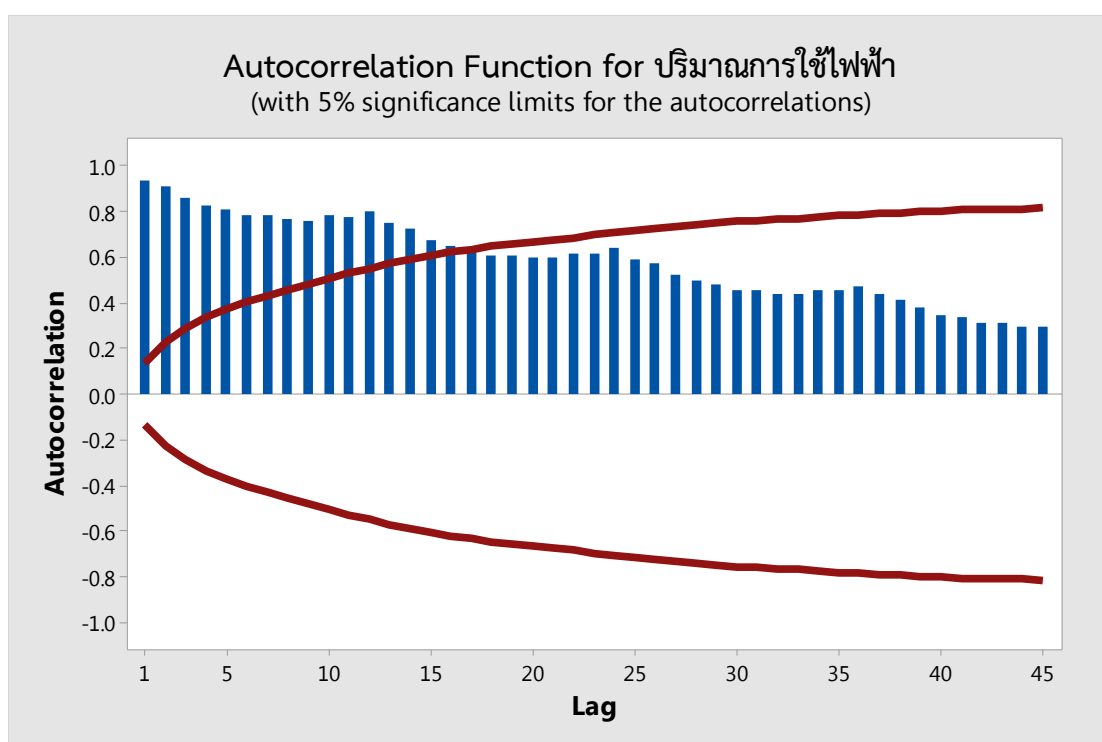


## 2. ผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA

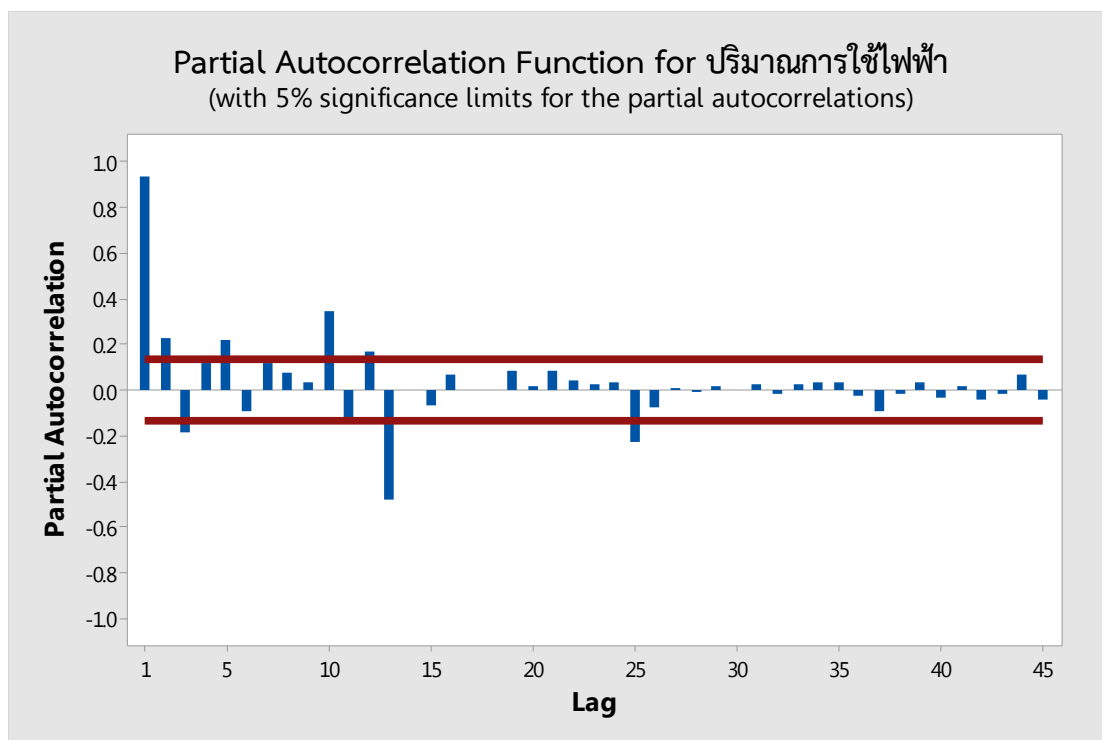
ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยด้วยตัวแบบ SARIMA ตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2568 นำเสนอตามขั้นตอนดังนี้ 1) ผลการตรวจสอบ กระบวนการคงที่ของอนุกรมเวลาโดยพิจารณาจากกราฟ ACF และกราฟ PACF 2) ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของ ตัวแบบ SARIMA 3) ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA โดยพิจารณาจากกราฟ ACF ของค่าตกค้าง และสถิติ Q และ 4) ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าปี พ.ศ. 2559 ถึง 2568

### 1.1 การตรวจสอบกระบวนการคงที่ของอนุกรมเวลา

จากภาพที่ 4-141 เมื่อพิจารณาจากลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลา คือ ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 พบว่า อนุกรมเวลา ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น และมีฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ขนาดของฤดูกาลจะแปรผันไปตามเวลาแสดงว่าอนุกรมเวลาที่มีความแปรปรวนไม่คงที่

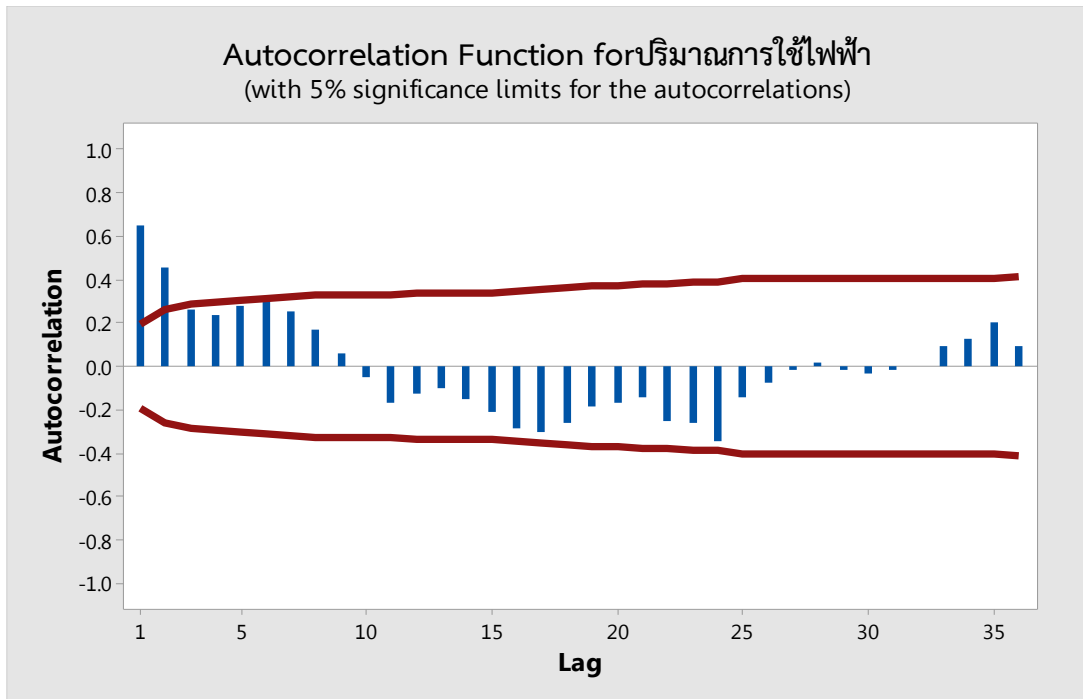


ภาพที่ 4-144 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย

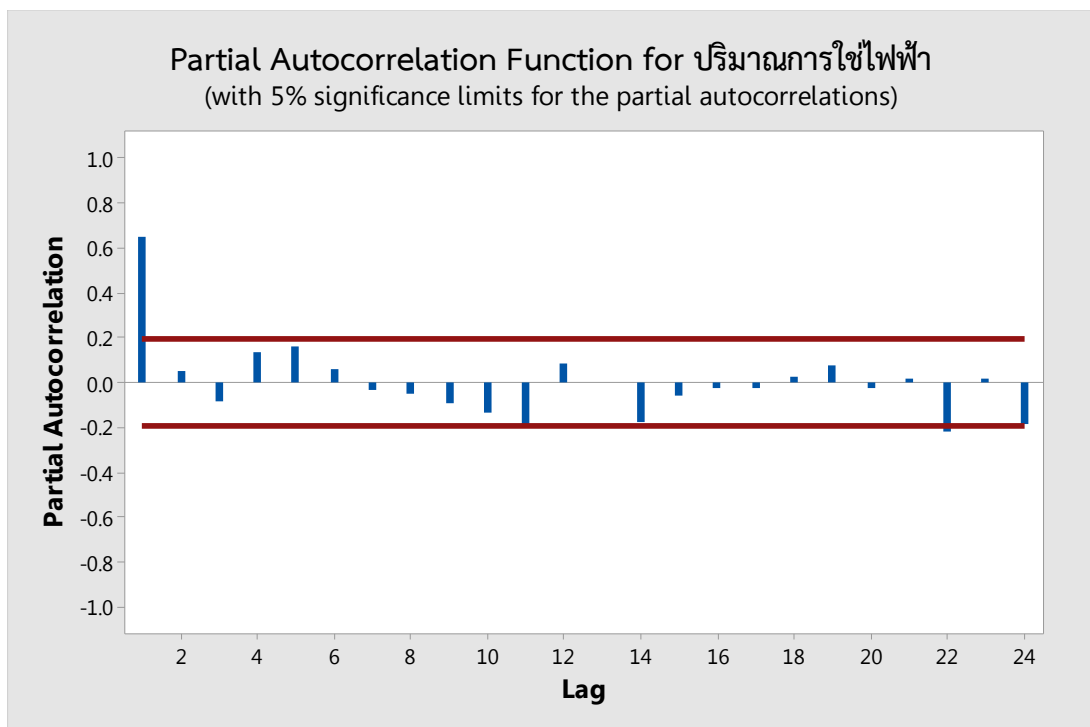


ภาพที่ 4-145 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย

จากกราฟ ACF ภาพที่ 4-144 และ PACF ภาพที่ 4-145 พบว่า อนุกรมเวลายังไม่คงที่ เนื่องจากมีส่วนประกอบของแนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง นั่นคือ มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนไม่คงที่ ดังนั้นจึงทำการแปลงข้อมูลด้วย Natural logarithms (แทนด้วย  $\ln Y$ ) และหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ Nonseasonal ( $d=1$ ) และหาผลต่างอันดับที่ 1 แบบ Seasonal ( $D=1$ ) เพื่อให้อนุกรมเวลามีค่าเฉลี่ยคงที่อยู่ในระดับเดียวกัน และนำไปเขียนกราฟแสดงค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) แสดงดังภาพที่ 4-146 และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (PACF) แสดงดังภาพที่ 4-147



ภาพที่ 4-146 กราฟ ACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย เมื่อแปลงข้อมูลด้วยลอการิทึมธรรมชาติและผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1



ภาพที่ 4-147 กราฟ PACF ของอนุกรมเวลาปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย เมื่อแปลงข้อมูลด้วยผลต่าง และผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 และลอการิทึมธรรมชาติ

เมื่อพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่าง ( $d=1$ ) ผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 ( $D=1, s=12$ ) แล้ว พบว่าอนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้ มีตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด 23 ตัวแบบ ดังตารางที่ 4-83

ตารางที่ 4-83 ตัวแบบที่เป็นไปได้ทั้งหมด

ลำดับ	ตัวแบบ	ลำดับ	ตัวแบบ
1	SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	16	SARIMA (2,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>
2	SARIMA (0,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>	17	SARIMA (2,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>
3	SARIMA (0,1,0)(1,1,1) <sub>12</sub>	18	SARIMA (2,1,0)(1,1,1) <sub>12</sub>
4	SARIMA (0,1,1)(0,1,0) <sub>12</sub>	19	SARIMA (2,1,0)(0,1,0) <sub>12</sub>
5	SARIMA (0,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	20	SARIMA (2,1,1)(1,1,0) <sub>12</sub>
6	SARIMA (0,1,1)(1,1,0) <sub>12</sub>	21	SARIMA (2,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>
7	SARIMA (0,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>	22	SARIMA (2,1,1)(0,1,0) <sub>12</sub>
8	SARIMA (1,1,0)(0,1,0) <sub>12</sub>	23	SARIMA (2,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>
9	SARIMA (1,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>		
10	SARIMA (1,1,0)(1,1,0) <sub>12</sub>		
11	SARIMA (1,1,0)(1,1,1) <sub>12</sub>		
12	SARIMA (1,1,1)(0,1,0) <sub>12</sub>		
13	SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>		
14	SARIMA (1,1,1)(1,1,0) <sub>12</sub>		
15	SARIMA (1,1,1)(1,1,1) <sub>12</sub>		

#### การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ

ตัวแบบที่เป็นไปได้มีทั้งหมด 23 ตัวแบบ ทำการประมาณค่าพารามิเตอร์ทั้ง 23 ตัวแบบ พบว่า มีเพียง 2 ตัวแบบที่เหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ คือ SARIMA(0, 1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> และ SARIMA(1,1, 1)(0,1,1)<sub>12</sub> รายละเอียดดังแสดงในตารางที่ 4-84

ตารางที่ 4-84 ค่าประมาณพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA

	ค่าประมาณ	SE	t	p-value
SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>				
SMA 12	0.9193	0.0604	15.23	0.000
SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>				
AR 1	0.5901	0.1259	4.69	0.000
MA 1	0.8736	0.0837	10.44	0.000
SMA 12	0.8495	0.0862	9.86	0.000

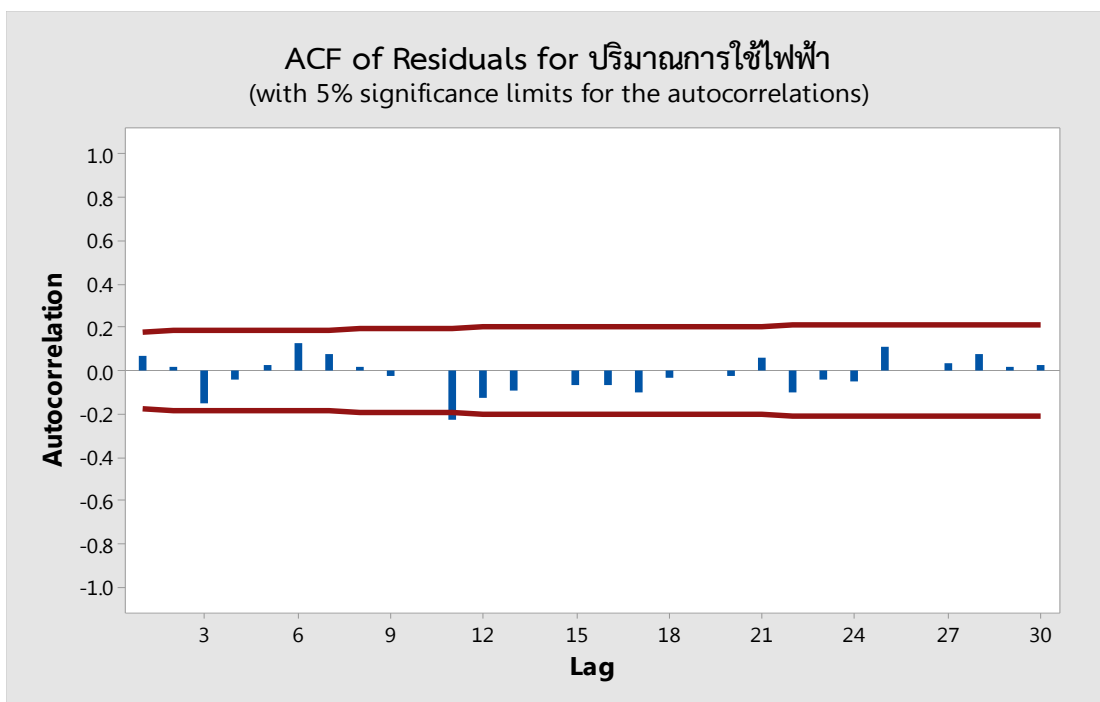
ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบพยากรณ์ที่มีพารามิเตอร์ทุกตัว มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.05 โดยตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (0,1,0)(0, 1, 1)<sub>12</sub> ค่าประมาณพารามิเตอร์  $\theta_1$  มีค่าเท่ากับ 0.9193 ( $p$ -value = 0.000) ตัวแบบการพยากรณ์ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ค่าประมาณพารามิเตอร์  $\phi_1$  มีค่าเท่ากับ 0.5901 ( $p$ -value = 0.000) พารามิเตอร์  $\theta_1$  มีค่าเท่ากับ 0.8736 ( $p$ -value = 0.000) พารามิเตอร์  $\theta_1$  มีค่าเท่ากับ 0.8495 ( $p$ -value = 0.000) ค่าประมาณพารามิเตอร์ของทั้ง 2 ตัวแบบ มีค่าไม่เท่ากับ 0 นั้นหมายความว่าค่าพารามิเตอร์ของทั้ง 2 ตัวแบบมีความเหมาะสม

ตารางที่ 4-85 ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของตัวแบบ

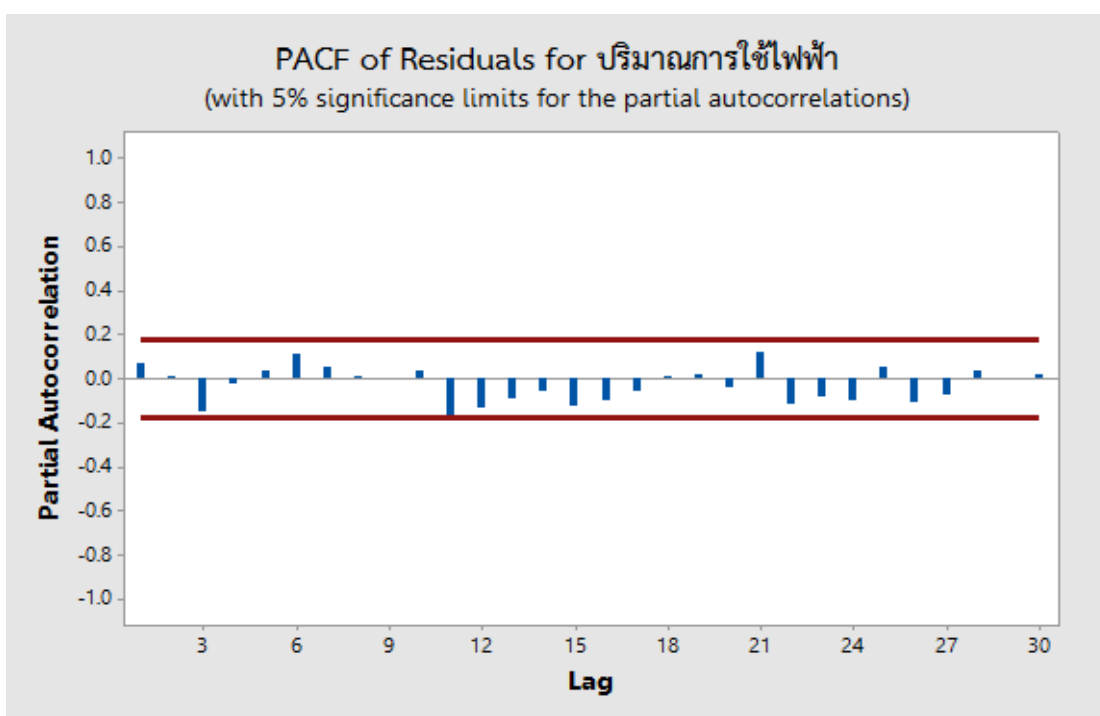
ตัวแบบ	RMSE	MAPE	MAE	Normalized BIC
SARIMA (0,1,0)(0,1,1) <sub>12</sub>	0.125	0.358	0.091	-4.046
SARIMA (1,1,1)(0,1,1) <sub>12</sub>	0.119	0.334	0.085	-4.062

จากตารางที่ 4-85 เมื่อเปรียบเทียบค่า BIC และ MAPE ของทั้ง 2 ตัวแบบ พบว่า ตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> มีค่า BIC เท่ากับ -4.062 และ MAPE เท่ากับ 0.334 มีค่าน้อยกว่า ตัวแบบ SARIMA (0,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> ที่มีค่า BIC เท่ากับ -4.046 และ MAPE เท่ากับ 0.358 ทั้ง 2 ค่าดังนั้นตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> สามารถพยากรณ์ได้ดีกว่า

ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ พบว่า พบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov -Smirnov  $Z = 0.146$ ,  $p$ -value = 0.2.00) จากภาพที่ 4-148 และ 4-149 พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ในตัวเองและสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 แสดงว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน (RunsTest:  $Z = -1.361$ ,  $p$ -value = 0.173) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ ศูนย์ ( $t = -1.480$ ,  $p$ -value = 0.153) และ มีความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา (Levene Statistic = 1.243,  $p$ -value = 0.334) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA(1, 1, 1)(0, 1, 1)<sub>12</sub> มีความเหมาะสม



ภาพที่ 4-148 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ด้วยกราฟ ACF



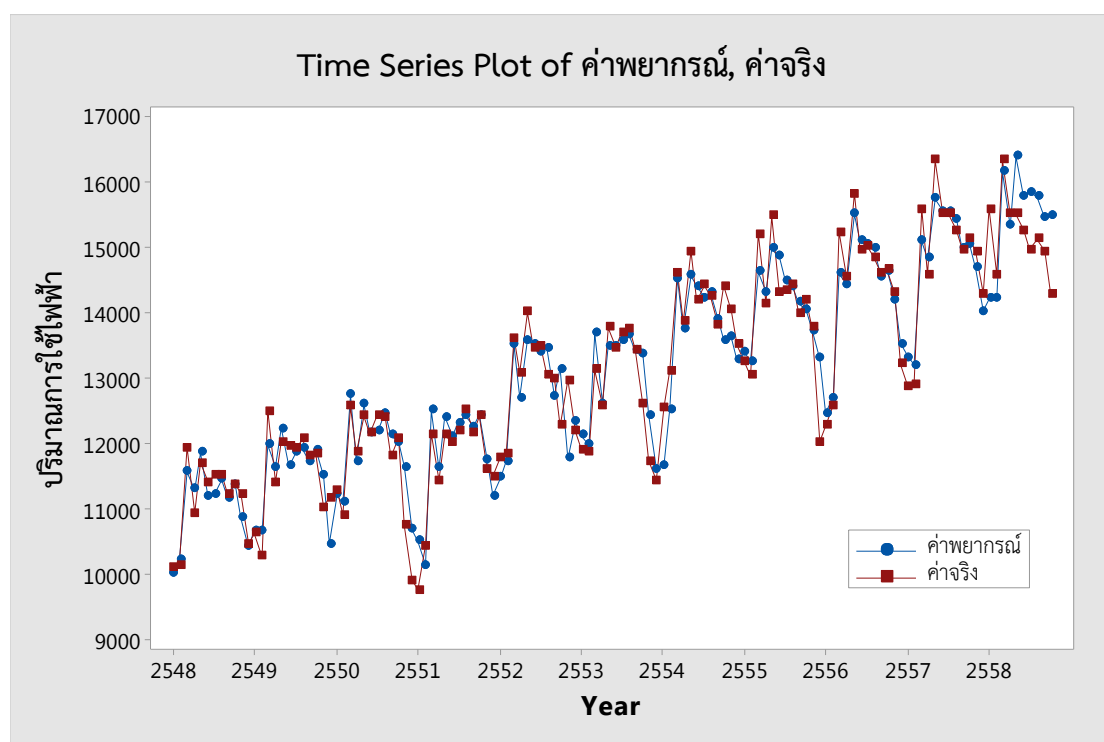
ภาพที่ 4-149 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ด้วยกราฟ PACF

ตารางที่ 4-86 ผลการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ด้วยสถิติทดสอบ Q

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	17.9	22.3	38.4	48.0
df	10	22	34	46
p-value	0.057	0.443	0.276	0.391

ผลการตรวจสอบตัวแบบแสดงให้เห็นว่า ค่าสถิติทดสอบ  $Q_{12}$  มีค่าเท่ากับ 17.9 ( $p$ -value = 0.057) ค่าสถิติทดสอบ  $Q_{24}$  มีค่าเท่ากับ 22.3 ( $p$ -value = 0.443) ค่าสถิติทดสอบ  $Q_{36}$  มีค่าเท่ากับ 38.4 ( $p$ -value = 0.276) ค่าสถิติทดสอบ  $Q_{48}$  มีค่าเท่ากับ 48 ( $p$ -value = 0.391) สรุปได้ว่าตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> มีความเหมาะสมเหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการพยากรณ์เนื่องจากค่า  $p$ -value > 0.05 ทุกช่วงเวลา (Lag)

ผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> แสดงดังภาพที่ 4-150,4-151

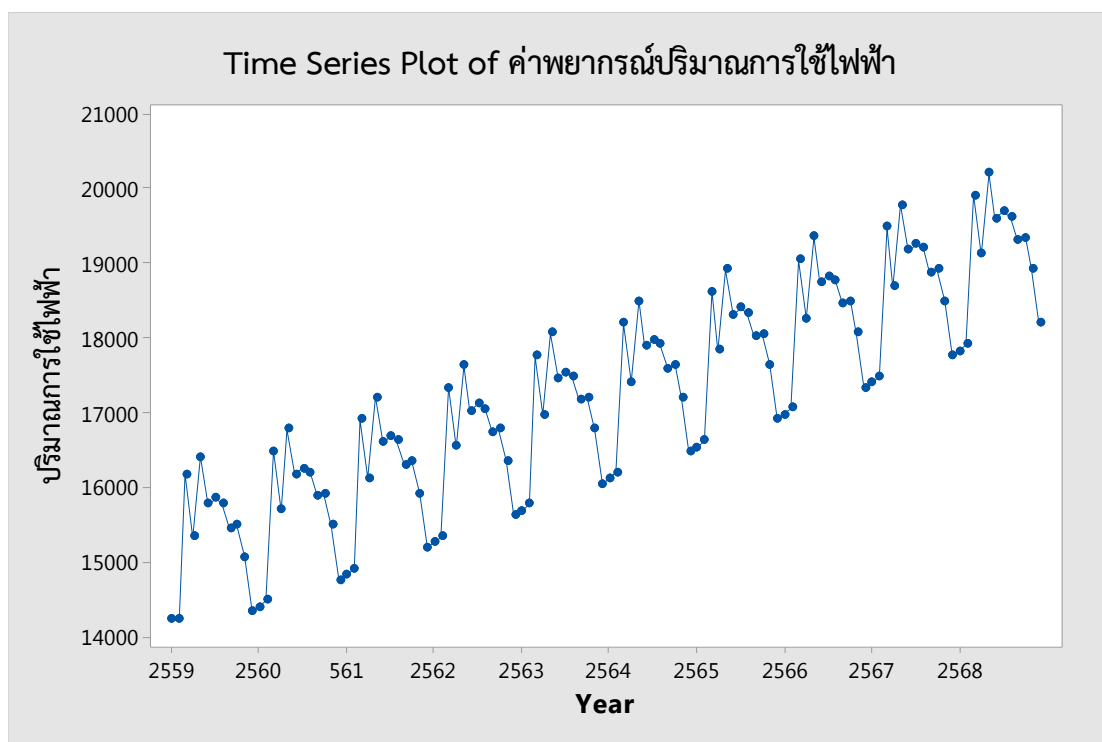


ภาพที่ 4-150 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับค่าจริงด้วยตัวแบบ SARIMA

เมื่อนำค่าจริงมาทำการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> แสดงให้เห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกัน และตัวแบบ SARIMA(1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> ให้ค่าความ

คลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ค่า MAPE เท่ากับ 0.334 ค่า MAE เท่ากับ 0.085 และมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ( $R^2$ ) เท่ากับ 94.1 %

ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า 10 ปีข้างหน้า ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2568 ด้วยตัวแบบ SARIMA(1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub> แสดงดังภาพที่ 4-151 และตารางที่ 4-86



ภาพที่ 4-151 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้า ด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>



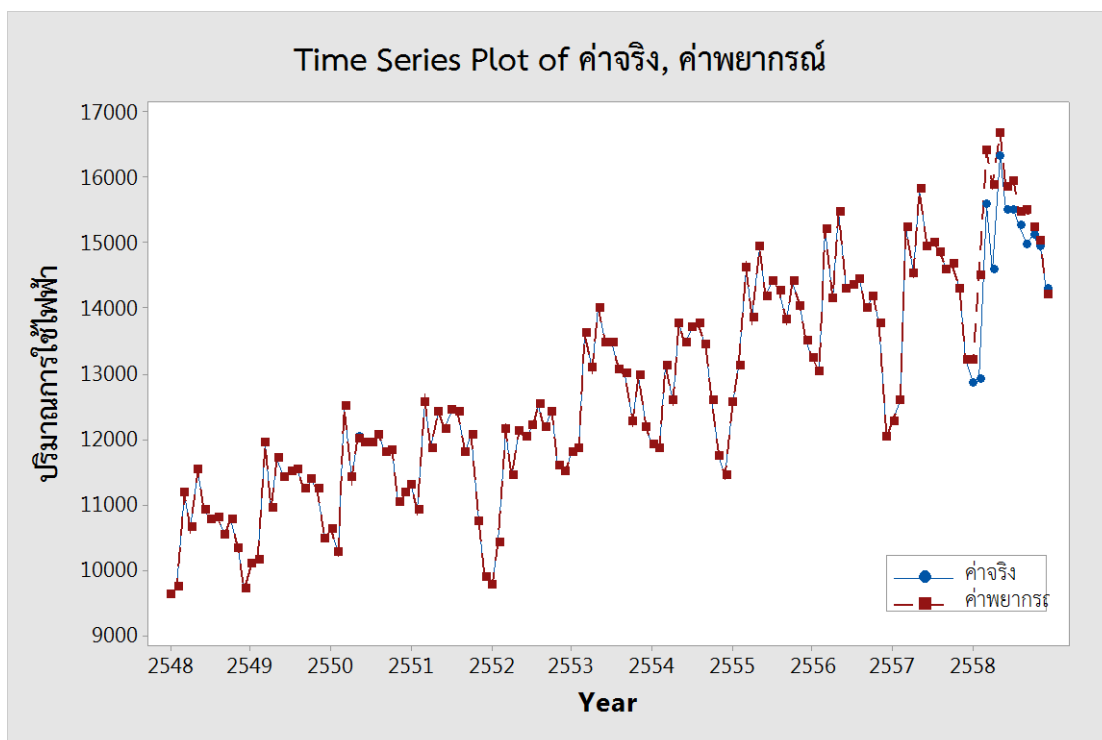
ตารางที่ 4-87 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วยตัวแบบ SARIMA (1,1,1)(0,1,1)<sub>12</sub>

หน่วย: กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง

เดือน	2559	2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566	2567	2568
มกราคม	14,223	14,500	14,988	15,488	15,999	16,522	17,056	17,601	18,157	18,725
กุมภาพันธ์	14,237	14,590	15,079	15,580	16,093	16,616	17,151	17,697	18,254	18,823
มีนาคม	16,252	16,654	17,144	17,646	18,160	18,684	19,220	19,767	20,325	20,895
เมษายน	15,413	15,845	16,336	16,839	17,353	17,878	18,415	18,963	19,522	20,093
พฤษภาคม	16,574	17,025	17,518	18,022	18,537	19,063	19,601	20,149	20,710	21,281
มิถุนายน	15,901	16,365	16,858	17,363	17,879	18,406	18,945	19,494	20,056	20,628
กรกฎาคม	15,978	16,449	16,943	17,449	17,966	18,494	19,034	19,585	20,147	20,720
สิงหาคม	15,899	16,376	16,871	17,378	17,896	18,425	18,966	19,517	20,080	20,654
กันยายน	15,570	16,051	16,547	17,054	17,573	18,103	18,645	19,197	19,761	20,337
ตุลาคม	15,619	16,103	16,600	17,108	17,628	18,159	18,701	19,255	19,820	20,396
พฤศจิกายน	15,221	15,706	16,204	16,714	17,234	17,766	18,309	18,864	19,430	20,007
ธันวาคม	14,440	14,927	15,426	15,936	16,458	16,991	17,535	18,090	18,657	19,235

### 3. ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

การพยากรณ์โดยตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ เป็นการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย จากเดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึง เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2568 จำนวนทั้งหมด 120 เดือน ข้อมูลสำหรับพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้า คือปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน โดยมีค่าอยู่ระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 ซึ่งมีจำนวนข้อมูลทั้งสิ้น 132 เดือน งานวิจัยนี้ใช้กระบวนการแบบเกาส์เซียนในการพยากรณ์ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้า โดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2548-2556 เป็นข้อมูลฝึกสอน (Training data set) ซึ่งประกอบไปด้วย 1. ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้า 2. เวลา (เดือน ปี) 3. ค่า GDP และ 4. ค่าปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากการพยากรณ์ด้วย SARIMA และใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2557-2559 เป็นข้อมูลทดสอบความสามารถของ Algorithm โดยจะใช้เพียงแค่ ตัวแปรเวลา (ไม่ใช้ GDP และค่าพยากรณ์จาก SARIMA ) โดยฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้กระบวนการแบบเกาส์เซียนคือฟังก์ชันเคอร์เนลที่ออกแบบใหม่คือ  $k_{SE*RQ*LIN} + k_{Per*LIN} + k_{LIN}$  และผลการพยากรณ์แสดงดัง ภาพที่ 4-152 ,4-153 และ ตารางที่ 4-88



ภาพที่ 4-152 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเปรียบเทียบกับกับค่าจริงตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 ด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

เมื่อนำค่าจริงมาทำการเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2548 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2558 ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ แสดงให้เห็นว่าค่าจริงและค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกัน

ตารางที่ 4-88 ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่ มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง กันยายน พ.ศ. 2560 เปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

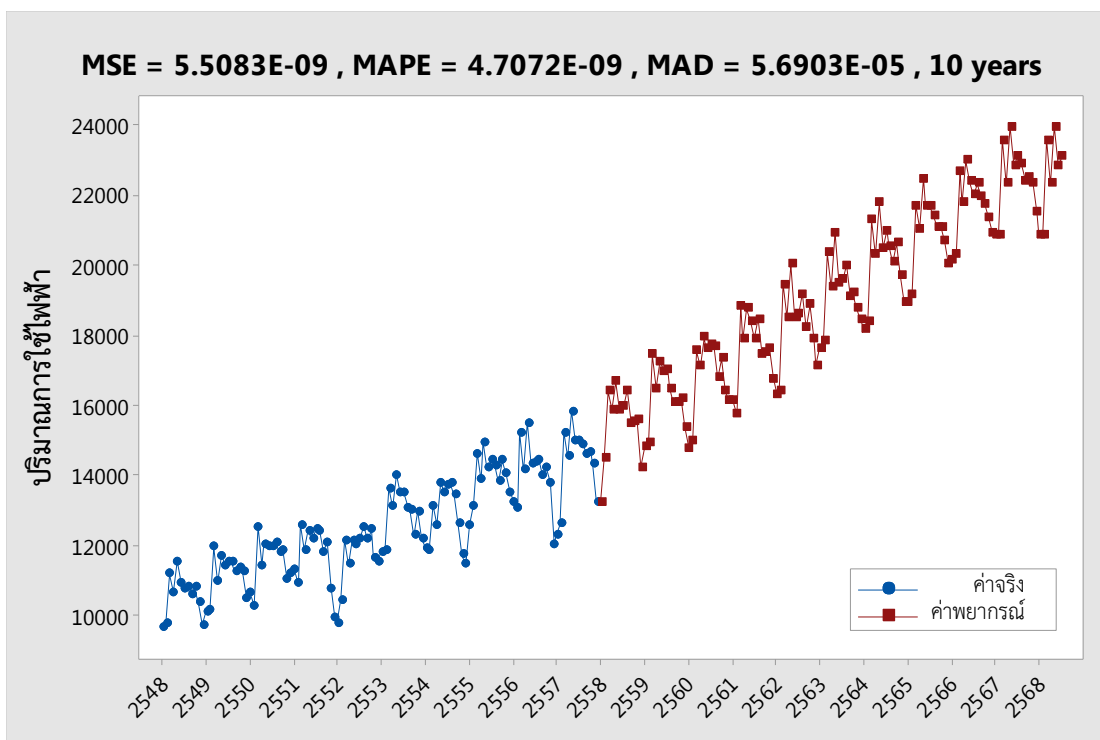
เดือน/ปี	ปริมาณการใช้ไฟฟ้า	ค่าพยากรณ์จาก SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	คลาดเคลื่อน	ส่วนต่าง %
มกราคม 2559	14,285.00	<b>14,039.60</b>	-245.40	-1.75
กุมภาพันธ์ 2559	13,493.00	<b>13,485.70</b>	-7.30	-0.05
มีนาคม 2559	16,396.00	<b>16,302.70</b>	-93.30	-0.57
เมษายน 2559	15,879.00	<b>16,109.70</b>	230.70	1.43
พฤษภาคม 2559	16,675.00	<b>17,067.10</b>	392.10	2.30
มิถุนายน 2559	15,838.00	<b>15,450.10</b>	-387.90	-2.51

ตารางที่ 4-88 (ต่อ)

เดือน/ปี	ปริมาณการใช้ไฟฟ้า	ค่าพยากรณ์จาก SARIMA-GP (เคอร์เนลใหม่)	ค่าความคลาดเคลื่อน	ส่วนต่าง %
กรกฎาคม 2559	15,945.00	<b>15,494.60</b>	-450.40	-2.91
สิงหาคม 2559	16,415.00	<b>16,027.10</b>	-387.90	-2.42
กันยายน 2559	15,490.00	<b>15,352.80</b>	-137.20	-0.89
ตุลาคม 2559	15,501.00	<b>15,538.10</b>	37.10	0.24
พฤศจิกายน 2559	15,587.00	<b>15,087.80</b>	-499.20	-3.31
ธันวาคม 2559	14,211.00	<b>14,113.30</b>	-97.70	-0.69
มกราคม 2560	14,340.00	<b>14,070.60</b>	-269.40	-1.91
กุมภาพันธ์ 2560	14,812.00	<b>13,618.00</b>	-1,194.00	-8.77
มีนาคม 2560	13,916.00	<b>16,539.20</b>	2,623.20	15.86
เมษายน 2560	16,454.00	<b>15,326.10</b>	-1,127.90	-7.36
พฤษภาคม 2560	15,466.00	<b>16,511.00</b>	1,045.00	6.33
มิถุนายน 2560	16,256.00	<b>15,921.60</b>	-334.40	-2.10
กรกฎาคม 2560	15,982.00	<b>15,672.80</b>	-309.20	-1.97
สิงหาคม 2560	15,016.00	<b>16,403.50</b>	1,387.50	8.46
กันยายน 2560	16,476.00	<b>16,048.00</b>	-428.00	-2.67
			รวม	-5.27
			เฉลี่ย	0.25

จากตารางที่ 4-88 พบว่า ค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบที่พัฒนาขึ้น มีค่าพยากรณ์ใกล้เคียงค่าจริงมาก โดยมีค่าเฉลี่ยของส่วนต่าง 0.25 %

ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนล่วงหน้า 10 ปีข้างหน้า ตั้งแต่เดือน มกราคม พ.ศ. 2559 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2568 โดยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น แสดงดังภาพที่ 4-153 และตารางที่ 4-89



ภาพที่ 4-153 ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วย  
ตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

ตารางที่ 4-89 ค่าพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าโดยตัวแบบ  
SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่

หน่วย: กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง

เดือน/ปี	2559	2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566	2567	2568
มกราคม	14,285	14,340	14,759	16,110	16,296	17,636	18,199	18,960	20,140	20,863
กุมภาพันธ์	13,493	14,812	14,984	15,743	16,419	17,846	18,372	19,137	20,299	2,0883
มีนาคม	16,396	13,916	17,544	18,837	19,459	20,372	21,302	21,721	22,689	23,576
เมษายน	15,879	16,454	17,115	17,869	18,526	19,369	20,302	21,056	21,793	22,346
พฤษภาคม	16,675	15,466	17,944	18,756	20,018	20,945	21,799	22,475	22,995	23,974
มิถุนายน	15,838	16,256	17,615	18,412	18,528	19,499	20,492	21,699	22,389	22,868
กรกฎาคม	15,945	15,982	17,707	17,921	18,600	19,584	20,993	21,714	22,023	23,102
สิงหาคม	16,415	15,016	17,690	18,461	19,174	20,013	20,548	21,440	22,355	22,903
กันยายน	15,490	16,476	16,782	17,478	18,222	19,107	20,085	21,095	21,970	22,433
ตุลาคม	15,501	16,056	17,333	17,532	18,862	19,237	20,625	21,114	21,745	22,527
พฤศจิกายน	15,587	16,177	16,389	17,608	17,912	18,793	19,706	20,685	21,355	22,344
ธันวาคม	14,211	15,338	16,107	16,753	17,145	18,473	18,926	20,031	20,899	21,509

ตารางที่ 4-90 ค่าคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น

ตัวแบบ	MSE	MAPE	MAD
SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่	5.5083E-09	4.7072E-09	5.6903E-05

จากตารางที่ 4-90 ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้น ให้ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE ค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD และค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE ผลดังนี้

ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย MSE และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย MAD ของตัวแบบที่พัฒนาขึ้น มีค่าเท่ากับ 5.5083E-09 และ 5.6903E-05 และค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย MAPE ของตัวแบบที่พัฒนาขึ้นมีค่าเท่ากับ 4.7072E-09 มีค่าน้อยกว่าร้อยละ 6 เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ สอดคล้องเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 3

และจากผลการพยากรณ์ด้วยตัวแบบที่พัฒนาขึ้นคือ SARIMA-GP ด้วยฟังก์ชันเคอร์เนลใหม่ พบว่าการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศแสดงให้เห็นว่าในอีก 10 ปี ข้างหน้าปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศจะเพิ่มขึ้นเกือบสองเท่าตัวจากปัจจุบัน เห็นได้ว่าค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2568 มีค่าประมาณ 269,328 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2559 เฉลี่ยปีละ 9,290 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง หรือเพิ่มขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 4.23 ต่อปี เนื่องจากโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทใช้เชื้อเพลิง แตกต่างกันไป เช่น ก๊าซธรรมชาติ พลังน้ำ ชีวมวล แสงอาทิตย์ และลม เป็นต้น ต่างมีศักยภาพในการผลิตไฟฟ้าที่ต่างกันไป การที่ทราบปริมาณความต้องการพลังงานใช้ไฟฟ้าที่ใช้ในปี ๆ หนึ่ง ว่าเป็นปริมาณเท่าใดในระยะยาวจะนำไปสู่การลงทุนและเตรียมการ ในการจัดหาเชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้า และจะทำให้สามารถ กำหนดขนาดและจำนวนโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทที่จะสร้างขึ้น ให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตได้

## บทที่ 5

### สรุป และอภิปรายผล

การวิจัยนี้เป็นการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าระยะยาวใน 10 ปีข้างหน้า โดยใช้ตัวแบบผสมด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่มาทำการพยากรณ์เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) พัฒนาตัวแบบผสมทางคณิตศาสตร์ตามแนวคิดของ Barak and Sadegh (2016) โดยทำการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA หลังจากนั้นนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA มาเป็นตัวแปรนำเข้าในกระบวนการเกาส์เซียนจะได้ตัวแบบผสม SARIMA-GP และในกระบวนการเกาส์เซียนทำการออกแบบและพัฒนาเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ตามรูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 4 รูปแบบ ได้แก่ เคอร์เนลเลขชี้กำลังสองสอดคล้องกับแนวโน้ม เคอร์เนลคาบสอดคล้องกับวัฏจักรและฤดูกาล เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะสอดคล้องกับความไม่ปกติ และเคอร์เนลเชิงเส้นสอดคล้องกับแนวโน้ม จากนั้นนำเคอร์เนลฟังก์ชันทั้ง 4 รูปแบบมาหาผลรวมและผลคูณเพื่อหาเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดโดยการเปรียบเทียบค่าคลาดเคลื่อนจากการจำลองข้อมูลโดยเทคนิควิธีของมอนติคาร์โลภายใต้ 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข โดยแต่ละเงื่อนไขทำซ้ำจำนวน 5,000 รอบ 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นกับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ภายใต้การจำลองข้อมูล 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข (เหมือนกับวัตถุประสงค์ข้อที่ 1) โดยแต่ละเงื่อนไขดำเนินการเพียงครั้งเดียว และ 3) พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปีข้างหน้าด้วยตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้น ดัชนีวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์พิจารณาจากค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยมีค่าน้อยกว่า 6%

#### สรุปผลการวิจัย

##### 1. ผลการพัฒนาตัวแบบทางคณิตศาสตร์โดยใช้ตัวแบบผสม SARIMA-GP

##### ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่

##### 1.2 ผลการออกแบบเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่

ผลการพิจารณาเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ทั้งหมด 3,639 ฟังก์ชัน ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เงื่อนไข ทำซ้ำจำนวน 5,000 รอบ พบว่าเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือ

$$k_{SE*RQ*LIN} + k_{PER*LIN} + k_{LIN}$$

##### 1.3 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ กับเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น

##### การพิจารณาประสิทธิภาพของเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์

จำนวน 45 เงื่อนไข ทำซ้ำเพียงครั้งเดียว พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยของเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่มีค่าน้อยกว่าเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น ในทุกสถานการณ์ ส่วนค่าส่วน

เบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยของเคอร์เนลฟังก์ชันที่สร้างขึ้นใหม่มีค่าน้อยกว่าเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น เกือบทุกสถานการณ์ มีเพียง สถานการณ์เดียวคือ ภายใต้ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดียวกันและข้อมูลเบ้ขวาของเคอร์เนลเลขชี้กำลัง สองซึ่งมีค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $5.88E-04$  ซึ่งน้อยกว่าเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่มีค่าส่วน เบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $6.69E-04$  และเมื่อพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนจากเคอร์เนล ฟังก์ชันทั้งสองพบว่ามีความไม่แตกต่างกันมาก จึงสามารถสรุปได้ว่า เคอร์เนลฟังก์ชันใหม่มีประสิทธิภาพ สูงกว่าเคอร์เนลเลขชี้กำลังสอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น ในทุก สถานการณ์

#### 1.4 ผลการสร้างตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่

การพัฒนาตัวแบบผสมทางคณิตศาสตร์ตามแนวคิดของ Barak and Sadegh (2016) โดยการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA และนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA มาเป็นตัวแปร นำเข้าในการเรียนรู้ในกระบวนการเกาส์เป็นตัวแบบผสม SARIMA-GP ดังนั้น GP ของการพยากรณ์ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าคือ

$$f^* : GP (m(X^*|\theta), \mathbf{K}(X^*|\theta))$$

มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนร่วม GP คือ  $m(X^*|\theta) = \mathbf{K}_{f,f^*}^T \mathbf{K}_{f,f}^{-1} f$  ซึ่ง  $\mathbf{K}(X^*|\theta) = \mathbf{K}_{f^*,f^*} - \mathbf{K}_{f^*,f}^T \mathbf{K}_{f,f}^{-1} \mathbf{K}_{f,f^*}$  ได้ตัวแบบคือ

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon_i$$

และความแปรปรวนร่วมมีค่าเท่ากับ  $cov(y_i, y_j) = \mathbf{K}(x_i, x_j) + \sigma_\varepsilon^2 \delta_{ij}$  หรือ ซึ่ง  $\delta_{ij}$  คือเดลตาโครเนกเกอร์ โดย  $\delta_{ij} = 1$  เมื่อ  $i = j$  และนอกนั้นมีค่าเป็น 0 ซึ่งความสัมพันธ์ร่วมระหว่าง ข้อมูลการสังเกตกับเป้าหมายในการทดสอบ (Target:  $f_j$ ) คือ

$$\begin{bmatrix} y \\ f_j \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left( 0, \begin{bmatrix} \mathbf{K}(X, X) + \sigma_\varepsilon^2 I_N & \mathbf{k}(X, x_j) \\ \mathbf{k}(X, x_j)^T & \mathbf{k}(x_j, x_j) \end{bmatrix} \right)$$

ดังนั้นสามารถพยากรณ์ค่าทดสอบด้วยค่าเฉลี่ยของกระบวนการเกาส์เขียนคือ

$$f(x_j) \sim m(x_j) = \mathbf{k}(X, x_j)^T (\mathbf{K}(X, X) + \sigma_\varepsilon^2 I_N)^{-1} \mathbf{y}$$

#### 2. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างตัวแบบผสม SARIMA-GP กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบผสม SARIMA-GP กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ภายใต้ 2 สถานการณ์ จำนวน 45 เงื่อนไข พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยของตัวแบบผสม SARIMA-GP มีค่าน้อยกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN ทุกสถานการณ์ จึงสรุปได้ว่าตัวแบบผสม SARIMA-GP มีประสิทธิภาพการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN ทุกสถานการณ์ซึ่งสอดคล้องและเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 2

### 3. ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยโดยใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยจากตัวแบบผสม SARIMA-GP

ผลการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้าด้วยตัวแบบผสม SARIMA-GP พบว่า ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยของตัวแบบผสม SARIMA-GP มีค่าเท่ากับ  $5.5083E-09$  และ  $5.6903E-05$  ตามลำดับ สำหรับค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยของตัวแบบผสม SARIMA-GP มีค่าเท่ากับ  $4.7072E-09$  ซึ่งมีค่าน้อยกว่าร้อยละ 6 ซึ่งเป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้และสอดคล้องตามสมมติฐานการวิจัยตามวัตถุประสงค์ข้อที่ 3 สรุปได้ว่าตัวแบบผสม SARIMA-GP มีความเหมาะสมสำหรับนำไปใช้พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย 10 ปี ข้างหน้า

จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบผสม SARIMA-GP พบว่า การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศไทยแสดงให้เห็นว่าในอีก 10 ปีข้างหน้า ความต้องการไฟฟ้ามีแนวโน้มเพิ่มขึ้นเกือบสองเท่าเมื่อเทียบกับความต้องการไฟฟ้าในปัจจุบัน เห็นได้ว่าค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2568 มีค่าประมาณ 269,328 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง ซึ่งเพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2559 เฉลี่ยปีละ 9,290 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง หรือเพิ่มขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 4.23 ต่อปี

### อภิปรายผล

1. การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยระยะยาวล่วงหน้า 10 ปี จากข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนย้อนหลังของประเทศไทยนั้น ลักษณะข้อมูลเป็นแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแนวโน้มและฤดูกาล ตัวแบบที่มีความเหมาะสมในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้องที่ได้รับความนิยมว่าเหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์คือ ตัวแบบ SARIMA (Zhang, Pang, Cui, Stallones, and Xiang, 2015) และ (Feng, Duan, Zhang, & Zhang, 2014) แต่ตัวแบบ SARIMA มีข้อจำกัดคือ มีความเหมาะสมสำหรับอนุกรมเวลาที่มีโครงสร้างเชิงเส้นเท่านั้นและต้องมีค่าสังเกตอย่างน้อย 50 ค่า (Zhang, Pang, Cui, Stallones and Xiang, 2015) แต่ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนย้อนหลังของประเทศไทยไม่ได้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาเชิงเส้น ดังนั้นการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA เพียงตัวแบบเดียวอาจมีความคลาดเคลื่อนมาก ด้วยเหตุผลดังกล่าวผู้วิจัยจึงได้พัฒนาตัวแบบผสมโดยนำข้อดีของแต่ละตัวแบบมารวมกันทำให้มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดีกว่าการใช้ตัวแบบพยากรณ์เพียงตัวแบบเดียว และนอกจากนี้ตัวแบบผสมมีหลักการของวิธีการพยากรณ์หนึ่งในการปรับค่าพารามิเตอร์ของอีกวิธีหนึ่งทำให้ได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูลซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Jeong, Koo and Hong (2014) ที่ได้พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในสถานศึกษาในกรุงโซล ประเทศเกาหลีใต้โดยใช้ตัวแบบ SARIMA และโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งผลการศึกษาศึกษาพิสูจน์ได้ว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN ให้ค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องกว่าเมื่อเทียบกับวิธีการทั่วไป



งานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้ตัวแบบ SARIMA ผสมกับกระบวนการเกาส์เซียนเนื่องจากตัวแบบ SARIMA เป็นตัวแบบทางสถิติที่มีความแกร่งในการพยากรณ์แบบเชิงเส้นระยะสั้นและระยะปานกลางที่มีความแม่นยำมาก (Chikobvu & Sigauke, 2012) เมื่อนำมาผสมเข้ากับกระบวนการเกาส์เซียนที่มีความแกร่งในเรื่องจำนวนข้อมูลนำเข้า โดยถึงแม้ว่ามีข้อมูลการเรียนรู้ก็ยังมีความสามารถอย่างเต็มรูปแบบในการกระจายการทำนายความน่าจะเป็นรวมถึงการประมาณความความไม่แน่นอนของการพยากรณ์ (Claveria, Monte, & Torra, 2016) และสามารถพยากรณ์โดยเฉพาะข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงในเทอมของค่าพารามิเตอร์

แต่หลักสำคัญของกระบวนการเกาส์เซียนคือ เคอร์เนลฟังก์ชัน โดยความแม่นยำในการพยากรณ์ของขั้นตอนวิธีของกระบวนการเกาส์เซียนขึ้นอยู่กับ การเลือกเคอร์เนลฟังก์ชันที่เหมาะสมกับปัญหา (Simionovici, 2016; Duvenaud, 2014; Williams & Rasmussen, 2006) ปัญหาสำคัญคือ ควรเลือกเคอร์เนลฟังก์ชันตัวไหนมาใช้เพื่อให้เหมาะสมกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าล่วงหน้า ได้อย่างชัดเจนและมีประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่สูงยิ่งขึ้น ผู้วิจัยจึงได้ออกแบบเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ เพื่อที่จะสามารถใช้เคอร์เนลฟังก์ชันนี้ได้กับทุกปัญหาหรือทุกสถานการณ์ที่อยู่ภายใต้ลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาทุกแบบ ผลของการจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพเคอร์เนลฟังก์ชันที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดภายใต้ 2 สถานการณ์จำนวน 45 เงื่อนไข โดยการจำลองข้อมูลให้สอดคล้องกับลักษณะข้อมูลจริงได้เคอร์เนลฟังก์ชันใหม่คือ  $k_{SE*RQ*LIN} + k_{PER*LIN} + k_{LIN}$  ที่ให้ค่าคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

จากการผสมตัวแบบทั้งสองที่ใช้ค่าพยากรณ์ของตัวแบบ SARIMA มาเป็นหนึ่งในตัวแปรของกระบวนการเกาส์เซียนที่ใช้เคอร์เนลฟังก์ชันใหม่จึงทำให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อย ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นเป็นเพราะค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA เป็นค่าพยากรณ์ในรูปแบบเชิงเส้น เมื่อนำเอาค่าพยากรณ์นี้ไปเป็นตัวแปรนำเข้าซึ่งนำไปใช้ในกระบวนการเรียนรู้ของกระบวนการเกาส์เซียนด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่ครอบคลุมกับลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาทุกแบบ จึงเป็นตัวแบบที่มีความแกร่งในเรื่องของโครงสร้างของข้อมูลซึ่งมีทั้งส่วนประกอบเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น ความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำในระยะยาวและสามารถใช้ได้กับข้อมูล สถานการณ์ และปรากฏการณ์ต่าง ๆ ได้หลากหลายแม้จะมีจำนวนข้อมูลน้อยก็ตาม นอกจากนี้ยังสามารถนำไปใช้ได้กับทุกปัญหาโดยไม่ต้องทำการปรับเปลี่ยนเคอร์เนลฟังก์ชัน ตัวแบบผสมนี้จึงมีความเหมาะสมในการพยากรณ์กับทุกสถานการณ์

2. ผลการวิจัยพบว่า การจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบผสม SARIMA-GP กับตัวแบบผสม SARIMA-ANN ภายใต้ 2 สถานการณ์จำนวน 45 เงื่อนไข ด้วยค่า MSE และค่า MAPE พบว่า ตัวแบบผสม SARIMA-GP มีค่าน้อยกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN ในทุกสถานการณ์ นั่นคือ ตัวแบบผสม SARIMA-GP มีประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN ในทุกสถานการณ์ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ ชญาสินี บุญมานะ และนัท กุลวานิช (2560), Wu, Law and Xu (2012), Blum and Riedmiller (2013), Ploysuwan, Atsawathawichok, and Teekaput (2014), Hachino, Okubo, Takata, Fukushima, and Igarashi (2015), Senanayake, Callaghan, and Ramos (2016), Jeong, Koo, and Hong (2014) และ Shafaei, Adamowski, Fakheri-Fard, Dinpashoh, and

Adamowski (2016) จึงกล่าวได้ว่า ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่มี ประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าตัวแบบผสม SARIMA-ANN

3. เมื่อนำตัวแบบผสม SARIMA-GP ทำการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของ ประเทศไทยใน 10 ปีข้างหน้า ซึ่งข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยมีลักษณะข้อมูล ออนุกรมเวลาแบบมีแนวโน้มฤดูกาลและวัฏจักร และมีการแจกแจงแบบไวบูลแบบเบ้ซ้ายซึ่งเป็นหนึ่งใน สถานการณ์จำลอง 45 เงื่อนไข ผลการพยากรณ์พบว่า ตัวแบบผสม SARIMA-GP มีค่าความ คลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $5.5083E-09$  และ  $5.6903E-05$  ตามลำดับ และให้ค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับ  $4.7072e-09$  ผลจากการพยากรณ์ คาดการณ์ได้ว่าการใช้ปริมาณไฟฟ้าใน 10 ปีข้างหน้า มีแนวโน้มที่เพิ่มมากขึ้นเกือบสองเท่าจาก ปัจจุบัน แสดงให้เห็นว่าค่าพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2568 มีค่าประมาณ 269,328 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2559 เฉลี่ยปีละ 9,290 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง หรือ เพิ่มขึ้นเฉลี่ยร้อยละ 4.23 ต่อปี ซึ่งสอดคล้องกับค่าพยากรณ์ของคณะกรรมการการพยากรณ์ความ ต้องการไฟฟ้าที่ได้ทำการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าเมื่อสิ้นปี พ.ศ. 2573 มีค่าประมาณ 346,767 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2554 เฉลี่ยปีละ 9,739 กิกะวัตต์ต่อชั่วโมง หรือเพิ่มขึ้นเฉลี่ย ร้อยละ 4.13 ต่อปี (สำนักนโยบายและแผน กระทรวงพลังงาน, 2558, หน้า 22) ซึ่งจากผลการ พยากรณ์นี้จะสามารถนำไปวางแผนกำหนดขนาดและจำนวนโรงไฟฟ้าแต่ละประเภทที่จะสร้างขึ้น ให้สอดคล้องกับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่คาดว่าจะเกิดขึ้นในอนาคต รวมถึงการใช้เชื้อเพลิง เนื่องจาก โรงไฟฟ้าแต่ละประเภทใช้เชื้อเพลิงแตกต่างกัน เช่น ก๊าซธรรมชาติ พลังน้ำ ชีวมวล แสงอาทิตย์ และ ลม เป็นต้น ต่างมีศักยภาพในการผลิตไฟฟ้าที่แตกต่างกัน การที่ทราบปริมาณความต้องการพลังงาน ใช้ไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละปีว่าเป็นปริมาณเท่าใด ในระยะยาวจะนำไปสู่การลงทุนและเตรียมการ ในการ จัดหาเชื้อเพลิงเพื่อใช้ในการผลิตไฟฟ้า ให้เหมาะสมต่อไป

ตามข้อค้นพบดังกล่าวไว้ข้างต้น จึงสรุปได้ว่า การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือน ของประเทศไทยล่วงหน้า 10 ปี ด้วยตัวแบบผสมที่พัฒนาขึ้นคือ ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์ เนลฟังก์ชันใหม่มีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย โดยมีค่าคลาดเคลื่อนร้อยละสัมบูรณ์ของการพยากรณ์ไม่เกินร้อยละ 6 ซึ่งสอดคล้องเป็นไป ตามสมมติฐานการวิจัย สรุปได้ว่า ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่มีความ คลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้และมีความเหมาะสมในการนำไปใช้พยากรณ์ ปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยล่วงหน้า 10 ปี

## ข้อเสนอแนะ

### ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. ผลการวิจัยมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของ ประเทศไทยได้ทั้งในระดับภูมิภาค ระดับจังหวัด หรือในระดับหน่วยงาน เพื่อนำไปสู่การวางแผนการ ใช้ไฟฟ้าให้เหมาะสม รวมทั้งการวางแผนในการจัดหาพลังงานทางเลือกต่อไป
2. ตัวแบบผสม SARIMA-GP ด้วยเคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ สามารถนำไปใช้กับการพยากรณ์ ข้อมูลอนุกรมได้ทุกแบบ เนื่องจากเคอร์เนลฟังก์ชันที่ใช้ในกระบวนการเกาส์เซียนเป็นเคอร์เนลฟังก์ชัน

ที่ถูกสร้างขึ้นมาให้ครอบคลุมกับคุณลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาทุกประเภท รวมทั้งคุณสมบัติของกระบวนการเกาส์เซียนที่มีความแกร่งในเรื่องของ ความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำในระยะยาว และสามารถใช้ได้กับข้อมูล สถานการณ์ และปรากฏการณ์ต่าง ๆ ได้หลากหลาย

#### ข้อเสนอแนะในการศึกษาต่อไป

1. เคอร์เนลฟังก์ชันใหม่ที่สร้างขึ้น มากจากเคอร์เนลฟังก์ชัน 4 ตัวคือ เคอร์เนลเลขชี้กำลัง สอง เคอร์เนลคาบ เคอร์เนลกำลังสองตรรกยะ และเคอร์เนลเชิงเส้น ดังนั้นในการศึกษาครั้งต่อไปควรทำการทดลองใช้เคอร์เนลฟังก์ชันตัวอื่นนอกเหนือจากเคอร์เนลฟังก์ชันทั้ง 4 ตัวนี้ซึ่งอาจให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

2. ในการจำลองข้อมูลเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพผู้วิจัยใช้การแจกแจงแบบไวบูล ซึ่งใช้ตามแนวทางการศึกษาของ Munkhammar, Rydén, and Widén (2014) ที่ได้ทำการทดสอบการแจกแจงข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าที่เหมาะสม ดังนั้นในการศึกษาครั้งต่อไปอาจทำการทดสอบการแจกแจงข้อมูลด้วยการแจกแจงแบบอื่นเพื่อทำการเปรียบเทียบหาประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เหมาะสม

## บรรณานุกรม

- กนกกาญจน์ มูลผาลา และเรืองศักดิ์ แก้วธรรมชัย. (2557). การศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ยอดขายสินค้าอุปโภคที่เหมาะสมของบริษัทเอกชนแห่งหนึ่ง. *วารสารวิชาการบริหารธุรกิจ*, 3(1), 12-21.
- เฉลิมพล จตุพร และพัฒนา สุขประเสริฐ. (2559). ตัวแบบพยากรณ์ผลผลิตและปริมาณส่งออกยางพาราของประเทศไทย. *แก่นเกษตร*, 44(2), 219-228.
- คงฤทธิ โกมาสถิต และปารเมศ ชูติมา. (2555). การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทยในระยะยาว ด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. ใน *การประชุมวิชาการช่างงานวิศวกรรมอุตสาหกรรม* (หน้า 1085-1090). กรุงเทพฯ: สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีปทุม.
- ชญาสิน บุญมานะ และนัท กุลวานิช. (2560). การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์*, 25(2), 177-190.
- ดวงกมล สุขแก้วมณี และสุชาดา กรเพชรปानी. (2558). การตรวจสอบการจัดการกำไรด้วยแบบจำลองการสังเคราะห์ปรับใหม่และซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน. *วิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา*, 13(2), 14-29.
- ดาว สวงนรังศิริกุล, หรรษา เชี่ยวอนันตวานิช และมณีนรัตน์ แสงเกษม. (2558). การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.*, 38(1), 35-55.
- ทักษิณ โสภากปิยะ. (2559). *การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า*. เอกสารประกอบการสอนวิชาการส่งและการจ่ายไฟฟ้า. วิทยาลัยเทคนิคสระบุรี.
- ทัศนัย พลอยสุวรรณ และวิภาวัลย์ นาคทรัพย์. (2559). การพยากรณ์พฤติกรรมราคาซื้อขายไฟฟ้าระยะยาวโดยกระบวนการเกาส์เซียน และกระบวนการย้อนกลับเข้าหาค่าเฉลี่ย. ใน *การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมไฟฟ้ามหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล ครั้งที่ 8* (หน้า 569-572). ปทุมธานี: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคล.
- นิลา แก้วหาวงษ์. (2558). การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบ SARIMA และตัวแบบการถดถอย ที่มีความคลาดเคลื่อนเป็นตัวแบบ ARMA. *Thai Journal of Science and Technology*, 4(1), 24-36.
- นันทชัย กานตานั้นทะ. (2555). การพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์เชิงสาเหตุ. *วารสารวิศวกรรมศาสตร์*, 4(1), 33-48.
- ประเสริฐ จรรยาสุภาพ และอนุพันธ์ สมบูรณ์วงศ์. (2556). *การพยากรณ์พื้นที่เพาะปลูกและผลผลิตของยางพาราในเขตพื้นที่ภาคเหนือ*. รายงานผลการวิจัย. มหาวิทยาลัยแม่โจ้.
- พิเชษฐ วงษ์เคี่ยม และดุสิตพิเชษฐ์ ฤกษ์ปรีดาพงศ์. (2558). การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของ กฟภ. โดยใช้วิธีการแยกส่วนประกอบร่วมกับการวิเคราะห์ การถดถอยเชิงซ้อน. *วารสารวิศวกรรม มก.*, 28(91), 31-40.

- ภัทรภรณ์ หิรัญวงศ์ และสิงห์พันธุ์ สิงห์เสนี. (2558). อนาคตพลังงานไฟฟ้าไทย พอเพียงแต่เสี่ยงภัย. *Focused and Quick (FAQ)*, 102, 1-7.
- ภูมิฐาน รั้งคกุลณวัฒน์. (2556). *การวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ*. กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- วรางคณา กิริติวิบูลย์. (2558). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝน อำเภอเมือง จังหวัดน่าน. *วารสารวิจัยและพัฒนา มจร.*, 38(3), 211-223.
- วรางคณา กิริติวิบูลย์. (2559 ก). การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกเนื้อไก่แช่แข็งและแช่เย็น. *วารสารวิชาการและวิจัย มทร. พระนคร.*, 10(1), 37-50.
- วรางคณา กิริติวิบูลย์. (2559 ข). ตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้มีงานทำในประเทศไทย. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยอุบลราชธานี*, 18(2), 52-62.
- วรางคณา เรียนสุทธิ. (2559). การพยากรณ์ราคาน้ำยางสด. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 24(2), 211-224.
- วีระชัย ชันทองคา, ธันวา เจริญศิริ และชนาธิป โสภณพิมล. (2559). การพยากรณ์ราคาไก่พันธุ์เนื้อ. *วารสารวิทยาศาสตร์บูรพา*, 21(1), 100-109.
- ศิริลักษณ์ สุวรรณวงศ์. (2556). *เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ: การวิเคราะห์อนุกรมเวลา*. นครปฐม: สำนักพิมพ์มหาวิทยาลัยมหิดล.
- ส่วนสื่อสารองค์กร ฝ่ายองค์กรสัมพันธ์ บริษัทผลิตไฟฟ้าราชบุรี จำกัด. (2555). ไฟฟ้ากับอนาคต. *บ้านเรา*, 9(3), 2-3.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2557). *รายงานเผยแพร่ความรู้*. 21.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558 ก). *แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558-2579 (PDP2015)*.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558 ข). ไฟฟ้า. *นโยบายพลังงาน, ฉบับพิเศษ*, 6-7.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558 ค). *Load Forecast ต้นทางการสร้างโรงไฟฟ้า*.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2558 ง). *รายงานสถิติพลังงานของประเทศไทย 2558*.
- สำนักนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2560). *รายงานภาพรวมพลังงานในช่วง 10 เดือนแรกของปี 2560*.
- อัครพงศ์ อ้นทอง. (2555). *เศรษฐมิติว่าด้วยการท่องเที่ยว*. เชียงใหม่: สถาบันศึกษานโยบายสาธารณะ.
- อังคณา จิตตามาศ และพิมพ์วิวัฒน์ มะณีวงศ์. (2558). การพยากรณ์สถานการณ์การพบผู้ป่วยทางด้านจิตเวชในผู้สูงอายุเขตพื้นที่เฝ้าระวังผู้ป่วย ของอำเภอหัวหิน จังหวัดประจวบคีรีขันธ์. *วารสารสังคมศาสตร์*, 4(2), 92-100.

- Abreu, T., Paredes, M., Araújo, K. A., Lotufo, A. D. P., & Lopes, M. L. (2015). Electrical load forecasting using a hybrid model with artificial neural networks. *International Journal of Computer and Information Technology*, 4, 187-193.
- Akpınar, M., & Yumusak, N. (2016). Year ahead demand forecast of city natural gas using seasonal time series methods. *Energies*, 9(9), 727.
- Ambera, K. P., Aslamb, M. W., & Hussainca, S. K. (2015). Electricity consumption forecasting models for administration buildings of the UK higher education sector. *Energy and Buildings*, 90, 127-136.
- Anvari, S., Tuna, S., Canci, M., & Turkay, M. (2015). Automated Box–Jenkins forecasting tool with an application for passenger demand in urban rail systems. *Journal of Advanced Transportation*, 50(1), 25-49.
- Apadula, F., Bassini, A., Elli, A., & Scapin, S. (2012). Relationships between meteorological variables and monthly electricity demand. *Applied Energy*, 98, 346-356.
- Ardakani, F. J., & Ardehali, M. M. (2014). Long-term electrical energy consumption forecasting for developing and developed economies based on different optimized models and historical data types. *Energy*, 65, 452-461.
- Awan, S. M., Aslam, M., Khan, Z. A., & Saeed, H. (2014). An efficient model based on artificial bee colony optimization algorithm with neural networks for electric load forecasting. *Neural Computing and Applications*, 25(7-8), 1967-1978.
- Babu, C. N., & Reddy, B. E. (2014). A moving-average filter based hybrid ARIMA–ANN model for forecasting time series data. *Applied Soft Computing*, 23, 27-38.
- Babu, C. N., & Reddy, B. E. (2015). Performance comparison of four new ARIMA–ANN prediction models on internet traffic data. *Journal of Telecommunications and Information Technology*, 1, 67-75.
- Bahrani, S., Hooshmand, R. A., & Parastegari, M. (2014). Short term electric load forecasting by wavelet transform and grey model improved by PSO (particle swarm optimization) algorithm. *Energy*, 72, 434-442.
- Balogh, P., Golea, P., & Inceu, V. (2013). Profit forecast model using Monte Carlo simulation in excel. *Romanian Statistical Review*, 61(12), 33-40.
- Barak, S., & Sadegh, S. S. (2016). Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA–ANFIS hybrid algorithm. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 82, 92-104.
- Barkan, O., Weill, J., & Averbuch, A. (2016, September). Gaussian process regression for out-of-sample extension. In *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2016 IEEE 26th International Workshop on* (pp. 1-6). IEEE.

- Blum, M., & Riedmiller, M. A. (2013, a). Optimization of Gaussian process hyperparameters using Rprop. In *European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning*, (pp. 339-344).
- Blum, M., & Riedmiller, M. (2013,b). Electricity demand forecasting using Gaussian processes. In *Trading Agent Design and Analysis: Papers from the AAAI 2013 Workshop*, (pp. 10-13).
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2015). *Time series analysis: forecasting and control*. New York: John Wiley & Sons.
- Camara, A., Feixing, W., & Xiuqin, L. (2016). Energy consumption forecasting using seasonal ARIMA with artificial neural networks models. *International Journal of Business and Management*, 11(5), 231-243.
- Celik, S., & Sengul, T. (2016). Forecasting numbers of poultry in Turkey using exponential smoothing techniques. *International Journal of Scientific Research*, 5(6), 171-175.
- Chae, Y. T., Horesh, R., Hwang, Y., & Lee, Y. M. (2016). Artificial neural network model for forecasting sub-hourly electricity usage in commercial buildings. *Energy and Buildings*, 111, 184-194.
- Che, J., & Wang, J. (2014). Short-term load forecasting using a kernel-based support vector regression combination model. *Applied Energy*, 132, 602-609.
- Chen, Y., Yang, Y., Liu, C., Li, C., & Li, L. (2015). A hybrid application algorithm based on the support vector machine and artificial intelligence: An example of electric load forecasting. *Applied Mathematical Modelling*, 39(9), 2617-2632.
- Chen, N., Qian, Z., & Meng, X. (2013). Multistep wind speed forecasting based on wavelet and Gaussian processes. *Hindawi Publishing Corporation, Mathematical Problems in Engineering*, 2013, Article ID 461983, 1-8.
- Chen, Y. H., Hong, W. C., Shen, W., & Huang, N. N. (2016). Electric load forecasting based on a least squares support vector machine with fuzzy time series and global harmony search algorithm. *Energies*, 9(2), 70.
- Chikobvu, D., & Sigauke, C. (2012). Regression-SARIMA modeling of daily peak electricity demand in South Africa. *Journal of Energy in South Africa*, 23(3), 23-30.
- Claveria, O., Monte, E., & Torra, S. (2016). Modelling cross-dependencies between Spain's regional tourism markets with an extension of the Gaussian process regression model. *Journal of the Spanish Economic Association*, 7(3), 341-357.

- Cui, H., Wei, P., Mu, Y., & Peng, X. (2016). SARIMA-orthogonal polynomial curve fitting model for medium-term load forecasting. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, Vol.2016, Article ID 9649682, 1-9.
- David Gerbing. (2016). *Time series components*. School of Business Administration Portland State University, 9.
- Demir, A., & Ozsoy, S. (2014). Forecasting the Monthly Electricity Demand of Georgia using Competitive Models and Advices for the Strategic Planning. *International Journal of Academic Research in Economics and Management Sciences*, 3(5), 301-329.
- Do, L. P. C., Lin, K. H., & Molnár, P. (2016). Electricity consumption modeling: A case of Germany. *Economic Modelling*, 55, 92-101.
- Dong, Y., Ma, X., Ma, C., & Wang, J. (2016). Research and application of a hybrid forecasting model based on data decomposition for electrical load forecasting. *Energies*, 9(12), 1050.
- Dritsaki, C. (2016). Forecast of Sarima models: An application to unemployment rates of Greece. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 4(5), 136-148.
- Duvenaud, D. (2014). *Automatic model construction with Gaussian processes*, Ph.D. dissertation, Pembroke College, University of Cambridge, Cambridge, U.K.
- Duvenaud, D. K., Lloyd, J. R., Grosse, R. B., Tenenbaum, J. B., & Ghahramani, Z. (2013, June). Structure discovery in nonparametric regression through compositional kernel search. *In ICML (3)* (pp. 1166-1174).
- Earls, C., & Hooker, G. (2014). Bayesian covariance estimation and inference in latent Gaussian process models. *Statistical Methodology*, 18, 79-100.
- Elamin, N., & Fukushige, M. (2016). Forecasting extreme seasonal tourism demand. *Graduate School of Economics and Osaka School of International Public Policy (OSIPP) Osaka University Discussion Papers In Economics And Business*, 16, 1-31.
- Farahani, D. S., Momeni, M., & Amiri, N. S. (2016). Car sales forecasting using artificial neural networks and analytical Hierarchy process. In *DATA ANALYTICS 2016 : The Fifth International Conference on Data Analytics* , (pp.57-62).
- Fard, A. K., & Akbari-Zadeh, M. R. (2014). A hybrid method based on wavelet, ANN and ARIMA model for short-term load forecasting. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 26(2), 167-182.



- Feng, H., Duan, G., Zhang, R., & Zhang, W. (2014). Time series analysis of hand-foot-mouth disease hospitalization in Zhengzhou: establishment of forecasting models using climate variables as predictors. *PLoS One*, *9*(1), e87916.
- Gaillard, P., & Goude, Y. (2015). Forecasting electricity consumption by aggregating experts; how to design a good set of experts. In *Modeling and Stochastic Learning for Forecasting in High Dimensions* (pp. 95-115). Springer International Publishing.
- Ganguly, K. S., Modak, S., Chattopadhyay, A. K., Ganguly, K. S., Mukherjee, T. K., Dutta, A., & Biswas, D. (2016). Forecasting based on a SARIMA model of urban Malaria for Kolkata. *American Journal of Epidemiology and Infectious Disease*, *4*(2), 22-33.
- Ghayekhloo, M., Menhaj, M. B., & Ghofrani, M. (2015). A hybrid short-term load forecasting with a new data preprocessing framework. *Electric Power Systems Research*, *119*, 138-148.
- Ghelardoni, L., Ghio, A., & Anguita, D. (2013). Energy load forecasting using empirical mode decomposition and support vector regression. *Smart Grid, IEEE Transactions on*, *4*(1), 549-556.
- Ghorbani, M. A., Khatibi, R., Goel, A., FazeliFard, M. H., & Azani, A. (2016). Modeling river discharge time series using support vector machine and artificial neural networks. *Environmental Earth Sciences*, *75*(8), 1-13.
- Ghoshal, S., & Roberts, S. (2016). Extracting predictive information from heterogeneous data streams using Gaussian Processes. *Algorithmic Finance*, *5*(1-2), 21-30.
- Gikungu, S. W., Waititu, A. G., & Kihoro, J. M. (2015). Forecasting inflation rate in Kenya using SARIMA model. *American Journal of Theoretical and Applied Statistics*, *4*(1), 15-18.
- Gujarati, D. N. (2009). *Basic econometrics* (5<sup>th</sup> ed.). New York: McGraw-Hill.
- Hachino, T., Okubo, S., Takata, H., Fukushima, S., & Igarashi, Y. (2015). Improvement of Gaussian process predictor of electric power damage caused by Typhoons considering time-varying characteristics. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*, *3*(4), 263-268.
- Hamzaçebi, C. (2016). Primary energy sources planning based on demand forecasting: The case of Turkey. *Journal of Energy in Southern Africa*, *27*(1), 1-10.

- Huang, C., Zhang, Z., & Bensoussan, A. (2016, November). Forecasting of daily global solar radiation using wavelet transform-coupled Gaussian process regression: case study in Spain. In *Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT-Asia), 2016 IEEE* (pp. 799-804). IEEE.
- Hussain, A., Rahman, M., & Memon, J. A. (2016). Forecasting electricity consumption in Pakistan: the way forward. *Energy Policy, 90*, 73-80.
- Hu, J., & Wang, J. (2015). Short-term wind speed prediction using empirical wavelet transform and Gaussian process regression. *Energy, 93*, 1456-1466.
- Imran, M. I. M., Nasir, J. A. N. J. A., & Rehman, N. U. R. N. U. (2016). Reported murdered cases in Pakistan: Application of seasonal box-Jenkins methods. *Asian Journal of Multidisciplinary Studies, 4*(5), 131-137.
- Jeong, K., Koo, C., & Hong, T. (2014). An estimation model for determining the annual energy cost budget in educational facilities using SARIMA (seasonal autoregressive integrated moving average) and ANN (artificial neural network). *Energy, 71*, 71-79.
- Jiang, P., Zhou, Q., Jiang, H., & Dong, Y. (2014, June). An optimized forecasting approach based on grey theory and Cuckoo search algorithm: A case study for electricity consumption in New South Wales. *Abstract and Applied Analysis, 2014*, 1-14.
- Katara, S., Faisal, A., & Engmann, G. M. (2014). A time series analysis of electricity demand in Tamale, Ghana. *International Journal of Statistics and Applications, 4*(6), 269-275.
- Kandananond, K. (2011). Forecasting electricity demand in Thailand with an artificial neural network approach. *Energies, 4*(8), 1246-1257.
- Kang, J., & Zhao, H. (2012). Application of improved grey model in long-term load forecasting of power engineering. *Systems Engineering Procedia, 3*, 85-91.
- Kavousi-Fard, A., Samet, H., & Marzbani, F. (2014). A new hybrid modified firefly algorithm and support vector regression model for accurate short term load forecasting. *Expert systems with applications, 41*(13), 6047-6056.
- Kavousi-Fard, A., & Kavousi-Fard, F. (2013). A new hybrid correction method for short-term load forecasting based on ARIMA, SVR and CSA. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence, 25*(4), 559-574.
- Kaur, A. (2016). Various statistical methods for time series forecasting. *International Journal of Recent Advances in Multidisciplinary Research, 3*(07), 1655-1658.

- Kaytez, F., Taplamacioglu, M. C., Cam, E., & Hardalac, F. (2015). Forecasting electricity consumption: a comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *67*, 431-438.
- Khashei, M., & Bijari, M. (2011). A novel hybridization of artificial neural networks and ARIMA models for time series forecasting. *Applied Soft Computing*, *11*(2), 2664-2675.
- Kialashaki, A., & Reisel, J. R. (2014). Development and validation of artificial neural network models of the energy demand in the industrial sector of the United States. *Energy*, *76*, 749-760.
- Ko, C. N., & Lee, C. M. (2013). Short-term load forecasting using SVR (support vector regression)-based radial basis function neural network with dual extended Kalman filter. *Energy*, *49*, 413-422.
- Kouhi, S., & Keynia, F. (2013). A new cascade NN based method to short-term load forecast in deregulated electricity market. *Energy Conversion and Management*, *71*, 76-83.
- Kowal, D. R., Matteson, D. S., & Ruppert, D. (2016). Functional autoregression for sparsely sampled data. *Journal of Business & Economic Statistics*. In press. Preprint arXiv:1603.02982.
- Kroese, D. P., & Rubinstein, R. Y. (2012). Monte Carlo methods. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, *4*(1), 48-58.
- Lee, D., & Baldick, R. (2014). Short-term wind power ensemble prediction based on Gaussian processes and neural networks. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *5*(1), 501-510.
- Lei, Y., Guo, M., Cai, H., Hu, D., & Zhao, D. (2015). Prediction of Length-of-day Using Gaussian Process Regression. *Journal of Navigation*, *68*(3), 563-575.
- Li, W., Yang, X., Li, H., & Su, L. (2017). Hybrid Forecasting Approach Based on GRNN Neural Network and SVR Machine for Electricity Demand Forecasting. *Energies*, *10*(1), 44.
- Lourenço, J. M., & Santos, P. J. (2012). Short-term load forecasting using a Gaussian process model: The influence of a derivative term in the input regressor. *Intelligent Decision Technologies*, *6*(4), 273-281.
- Ludkovski, M., Risk, J., & Zail, H. (2016). Gaussian Process Models for Mortality Rates and Improvement Factors. *arXiv preprint arXiv:1608.08291*.

- Malone, J., Guleria, R., Craven, C., Horton, P., Järvinen, H., Mayo, J., ... & Rehani, M. (2012). Justification of diagnostic medical exposures: some practical issues. Report of an International Atomic Energy Agency Consultation. *The British Journal of Radiology*, 85(1013), 523-538.
- Malla, S., & Timilsina, G. R. (2016). Long-term energy demand forecasting in Romania: an end-use demand. *Policy Research Working Paper(No. 7697)*, The World Bank Group, Development Research Group Environment and Energy Team.
- Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N., & Funabashi, T. (2006). A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 28(6), 367-373.
- Marinescu, A., Harris, C., Dusparic, I., Cahill, V., & Clarke, S. (2014, February). A hybrid approach to very small scale electrical demand forecasting. In *Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), 2014 IEEE PES* (pp. 1-5). IEEE.
- Meeds, E., & Welling, M. (2014). GPS-ABC: Gaussian process surrogate approximate Bayesian computation. In *Proceedings of the 30th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, (pp.593-603).
- Milenković, M., Švadlenka, L., Melichar, V., Bojović, N., & Avramović, Z. (2016). SARIMA modelling approach for railway passenger flow forecasting. In press *Transport*, 1-8.
- Mohamed, A., Ismail Alyaa, R., Zahran Eman, M., Abd El-Metaal.(2015). Forecasting hourly electricity demand in Egypt. In *ALLDATA 2015: The First International Conference on Big Data, Small Data, Linked Data and Open Data IARIA*, (pp. 42-45).
- Mohamed, T. M., & Ibrahim, A. A. (2016). Time series analysis of Nyala Rainfall using ARIMA method. *Journal of Engineering and Computer Science*, 17(1), 5-11.
- Mohamed, T. M., & Etuk, E. H. (2016). Modelling the Inflation Rate in Sudan by a Seasonal ARIMA Model. *Euro-Asian Journal of Economics and Finance*, 4(3), 81-92.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. New York: John Wiley & Sons.
- Munkhammar, J., Rydén, J., & Widén, J. (2014). Characterizing probability density distributions for household electricity load profiles from high-resolution electricity use data. *Applied Energy*, 135, 382-390.
- Nedellec, R., Cugliari, J., & Goude, Y. (2014). GEFCom2012: Electric load forecasting and backcasting with semi-parametric models. *International Journal of Forecasting*, 30(2), 375-381.

- Nie, H., Liu, G., Liu, X., & Wang, Y. (2012). Hybrid of ARIMA and SVMs for short-term load forecasting. *Energy Procedia*, *16*, 1455-1460.
- Oscar, C., & Salvador, T. (2014). Forecasting tourism demand to Catalonia: Neural networks vs. Time series models. *Economic Modelling*, *36*, 220-228.
- Panklib, K., Prakasvudhisarn, C., & Khummongkol, D. (2015). Electricity consumption forecasting in Thailand using an artificial neural network and multiple linear regression. *Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy*, *10*(4), 427-434.
- Pappas, S. S., Ekonomou, L., Karampelas, P., Karamousantas, D. C., Katsikas, S. K., Chatzarakis, G. E., & Skafidas, P. D. (2010). Electricity demand load forecasting of the Hellenic power system using an ARMA model. *Electric Power Systems Research*, *80*(3), 256-264.
- Peng, L. L., Fan, G. F., Huang, M. L., & Hong, W. C. (2016). Hybridizing DEMD and quantum PSO with SVR in electric load forecasting. *Energies*, *9*(3), 221.
- Ploysuwan, T. (2014, October). Spectral mixture kernel for pattern discovery and time series forecasting of electricity peak load. In *TENCON 2014-2014 IEEE Region 10 Conference* (pp. 1-5). IEEE.
- Ploysuwan, T., Atsawathawichok, P., & Teekaput, P. (2014, March). Peak Load Forecasting of Electricity Generating Authority of Thailand by Gaussian Process. In *Electrical Engineering Congress (iEECON), 2014 International* (pp. 1-4). IEEE.
- Prema, V., & Rao, K. U. (2015). Time series decomposition model for accurate wind speed forecast. *Renewables: Wind, Water, and Solar*, *2*(1), 18.
- Puah, Y. J., Huang, Y. F., Chua, K. C., & Lee, T. S. (2016). River catchment rainfall series analysis using additive Holt-Winters method. *Journal of Earth System Science*, *125*(2), 269-283.
- Rasmussen, C. E., & Nickisch, H. (2010). Gaussian processes for machine learning (GPML) toolbox. *Journal of Machine Learning Research*, *11*, 3011-3015.
- Ruiz-Aguilar, J. J., Turias, I. J., & Jiménez-Come, M. J. (2014). Hybrid approaches based on SARIMA and artificial neural networks for inspection time series forecasting. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *67*, 1-13.
- Salcedo-Sanz, S., Casanova-Mateo, C., Muñoz-Mari, J., & Camps-Valls, G. (2014). Prediction of daily global solar irradiation using temporal Gaussian processes. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE*, *11*(11), 1936-1940.

- Senanayake, R., Simon Timothy, O. C., & Ramos, F. (2016, February). Predicting Spatio-Temporal Propagation of Seasonal Influenza Using Variational Gaussian Process Regression. In *AAAI* (pp. 3901-3907).
- Selakov, A., Cvijetinović, D., Milović, L., Mellon, S., & Bekut, D. (2014). Hybrid PSO–SVM method for short-term load forecasting during periods with significant temperature variations in city of Burbank. *Applied Soft Computing*, *16*, 80-88.
- Shafaei, M., Adamowski, J., Fakheri-Fard, A., Dinpashoh, Y., & Adamowski, K. (2016). A wavelet-SARIMA-ANN hybrid model for precipitation forecasting. *Journal of Water and Land Development*, *28*(1), 27-36.
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2010). *Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples* (3<sup>rd</sup> ed.). New York: Dordrecht Heidelberg.
- Sigauke, C., & Chikobvu, D. (2012). Short-term peak electricity demand in South Africa. *African Journal of Business Management*, *6*(32), 9243-9249.
- Simionovici, A. M. (2016). *Load prediction and balancing for cloud-based voice-over-IP solutions* (Doctoral dissertation, University of Luxembourg, Luxembourg, Luxembourg).
- Sun, A. Y., Wang, D., & Xu, X. (2014). Monthly streamflow forecasting using Gaussian process regression. *Journal of Hydrology*, *511*, 72-81.
- Szoplik, J. (2015). Forecasting of natural gas consumption with artificial neural networks. *Energy*, *85*, 208-220.
- Talarposhti, F. M., Sadaei, H. J., Enayatifar, R., Guimarães, F. G., Mahmud, M., & Eslami, T. (2016). Stock market forecasting by using a hybrid model of exponential fuzzy time series. *International Journal of Approximate Reasoning*, *70*, 79-98.
- Tamizharasi, G., Kathiresan, S., & Sreenivasan, K. S. (2014). Energy forecasting using artificial neural networks. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, *3*(3), 7568-7576.
- Toksari, M. D. (2016). A hybrid algorithm of ant colony optimization (ACO) and iterated local search (ILS) for estimating electricity domestic consumption: Case of Turkey. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *78*, 776-782.
- Torres, G. L., Valiquette, B., & Mukhedkar, D. (2014, June). Short-term feeder load forecasting: An expert system using fuzzy logic. In *Power Systems and Power Plant Control 1989: Selected Papers from the IFAC Symposium, Seoul, Korea, 22-25 August 1989* (p. 455-460). Elsevier.

- Tutun, S., Chou, C. A., & Caniyılmaz, E. (2015). A new forecasting framework for volatile behavior in net electricity consumption: A case study in Turkey. *Energy*, *93*, 2406-2422.
- Valipour, M. (2015). Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications*, *22*(3), 592-598.
- Valipour, M., Banihabib, M. E., & Behbahani, S. M. R. (2013). Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir. *Journal of Hydrology*, *476*, 433-441.
- Van Vaerenbergh, S., Fernandez-Bes, J., & Elvira, V. (2016, November). On the relationship between online Gaussian process regression and kernel least mean squares algorithms. In *Machine Learning for Signal Processing (MLSP), 2016 IEEE 26th International Workshop on* (pp. 1-6). IEEE.
- Viegas, J. L., Vieira, S. M., Melício, R., Mendes, V. M., & Sousa, J. M. (2016, April). GA-ANN short-term electricity load forecasting. In *Doctoral Conference on Computing, Electrical and Industrial Systems* (pp. 485-493). Cham, Switzerland: Springer International Publishing.
- Wang, J., & Hu, J. (2015). A robust combination approach for short-term wind speed forecasting and analysis—Combination of the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), ELM (Extreme Learning Machine), SVM (Support Vector Machine) and LSSVM (Least Square SVM) forecasts using a GPR (Gaussian Process Regression) model. *Energy*, *93*, 41-56.
- Wang, X., & Meng, M. (2012). A hybrid neural network and ARIMA model for energy consumption forecasting. *Journal of Computers*, *7*(5), 1184-1190.
- Wang, Y., Li, F., Wan, Q., & Chen, H. (2011, July). Hybrid momentum TAR-GARCH models for short term load forecasting. In *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting* (pp. 1-6). IEEE.
- Williams, C. K., & Rasmussen, C. E. (2006). Gaussian processes for machine learning. *The MIT Press*, *2*(3), Cambridge, Massachusetts London, England.
- Wilson, A., & Adams, R. (2013, February). Gaussian process kernels for pattern discovery and extrapolation. In *International Conference on Machine Learning* (pp. 1067-1075).
- Wu, Q., Law, R., & Xu, X. (2012). A sparse Gaussian process regression model for tourism demand forecasting in Hong Kong. *Expert Systems with Applications*, *39*(5), 4769-4774.

- Wu, Q., Law, R., Wu, E., & Lin, J. (2013). A hybrid-forecasting model reducing Gaussian noise based on the Gaussian support vector regression machine and chaotic particle swarm optimization. *Information Sciences*, *238*, 96-110.
- Yan, J., Li, K., Bai, E. W., Deng, J., & Foley, A. M. (2016). Hybrid probabilistic wind power forecasting using temporally local Gaussian process. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, *7*(1), 87-95.
- Yetis, Y., & Jamshidi, M. (2014, August). Forecasting of Turkey's electricity consumption using Artificial Neural Network. In *World Automation Congress (WAC), 2014* (pp. 723-728). IEEE.
- Zhai, M. Y. (2015). A new method for short-term load forecasting based on fractal interpretation and wavelet analysis. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *69*, 241-245.
- Zhang, X., Pang, Y., Cui, M., Stallones, L., & Xiang, H. (2015). Forecasting mortality of road traffic injuries in China using seasonal autoregressive integrated moving average model. *Annals of Epidemiology*, *25*(2), 101-106.
- Zhang, C., Wei, H., Zhao, X., Liu, T., & Zhang, K. (2016). A Gaussian process regression based hybrid approach for short-term wind speed prediction. *Energy Conversion and Management*, *126*, 1084-1092.
- Zhao, H., Zhao, H., & Guo, S. (2016). Using GM (1, 1) optimized by MFO with rolling mechanism to forecast the electricity consumption of Inner Mongolia. *Applied Sciences*, *6*(1), 20.
- Zhou, T., Tang, Z., & Ren, S. (2013, September). Medium and long term load forecasting based on fuzzy times series. In *Proceedings of the 2013 International Conference on Advanced Mechatronic Systems* (pp. 671-673). IEEE.
- Zolala, F., Haghdoost, A. A., Ahmadijouybari, T., Salari, A., Bahrampour, A., Baneshi, M. R., & Razzaghi, A. (2016). Forecasting the Trend of Traffic Accident Mortality in West Iran. *Health Scope*, *5*(3), e31336.



ภาคผนวก

ภาคผนวก ก  
ฟังก์ชันเคอร์เนล 3,639 ฟังก์ชัน

### รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนล

แบบที่	รูปแบบฟังก์ชันเคอร์เนล
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$
2	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE$
3	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$
4	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$
5	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$
6	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$
7	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER$
8	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$
9	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$
10	$(SE*PER*RQ)$
11	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)$
12	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$
13	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER$
14	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER+RQ$
15	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$
16	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)$
17	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE$
18	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$
19	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$
20	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$
21	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)$
22	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE$
23	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$
24	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$
25	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ+LIN$
26	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)$
27	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$
28	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER$
29	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$
30	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$
31	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)$
32	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$
33	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$
34	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE$
35	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER$
36	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$
37	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ+LIN$
38	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$
39	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER$
40	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$
41	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$

จำนวนฟังก์ชันเคอร์เนลทั้งหมด

1. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$  20 วิธี ดังนี้

$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$
$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$
$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$
$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$
$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$
$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$
$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	$(PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)$
$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)$
$(PER*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)$	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$
$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	$(RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$

2. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE$  4 วิธีด้วยกันดังนี้

$(SE*PER*RQ*LIN)+SE$	$(SE*PER*RQ*LIN)+PER$
$(SE*PER*RQ*LIN)+RQ$	$(SE*PER*RQ*LIN)+LIN$

3. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$  6 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+RQ$
$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+LIN$	$(SE*PER*RQ*LIN)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ*LIN)+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ*LIN)+RQ+LIN$

4. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$  4 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+LIN$
$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+RQ+LIN$	$(SE*PER*RQ*LIN)+PER+RQ+LIN$

5. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$  1 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$

6. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$  80 วิธี ดังนี้

$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+RQ$
$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE$	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+RQ$
$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+RQ$
$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+SE$	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+RQ$
$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)+SE$	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)+RQ$
$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE$	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+RQ$
$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+RQ$
$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+SE$	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+RQ$
$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+RQ$
$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE$	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+RQ$
$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+RQ$
$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+SE$	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+RQ$
$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE$	$(PER*RQ)+(SE*PER)+(SE*RQ)+RQ$
$(RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE$	$(RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+RQ$

(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER

(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+LIN

### 7. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER 120 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+LIN

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN

#### 8. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ 80 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ+LIN

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+LIN

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+RQ+LIN

### 9. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN 20 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN

(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN

#### 10. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ) 4 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ)

(SE\*PER\*LIN)

(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ\*LIN)

#### 11. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ) 80 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)

(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)

(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)

(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)



(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)

## 12. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE 320 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+LIN

(SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+PER

(SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RQ\*LIN)+(SE\*RO\*LIN)+LIN

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER

(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN

### 13. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER 480 วิธีดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ



(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN





(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN

(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN

#### 14. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ 320 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN







(PER\**RQ*)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

#### 15. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN 80 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

#### 16. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN) 20 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

#### 17. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE 80 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (RO\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (RO\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER

(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (RO\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (RO\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+LIN

#### 18. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER 120 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (RO\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (RO\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+RO  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+RO  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+RO  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+RO  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+SE+RO

(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*RO)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (RO\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*LIN)+(SE\*RO)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*PER)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*RO)+(SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (RO\*LIN)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*PER)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*RO)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+RO  
 (SE\*PER)+(SE\*RO)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RO)+(SE\*LIN)+(PER\*RO)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RO)+(RO\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RO)+(RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+LIN  
 (RO\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RO\*LIN)+PER+LIN

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN

(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN

#### 19. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN) +SE+PER+RQ 80 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN



(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

## 20. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN) +SE+PER+RQ+LIN 20 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

21. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ)+(SE*PER)$  24 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)$
$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)$	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)$

22. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE$  96 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+PER$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+LIN$

$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+PER$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$

### 23. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ $(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$ 144 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+PER+RQ$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+PER+RQ$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+PER+RQ$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+PER+RQ$
$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+PER+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+PER+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+PER+LIN$

(SE\*PER\*RQ)+(RQ\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ)+(LIN\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+RQ  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+RQ  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(LIN\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN

(SE\*PER\*RQ)+(RQ\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(LIN\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(LIN\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+PER+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(LIN\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(LIN\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN

24. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ  $(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$  96 วิธี ดังนี้

$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ$	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(LIN*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*RQ)+(RQ*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(LIN*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*PER*LIN)+(RQ*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+PER+RQ+LIN$
$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+LIN$	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+PER+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+SE+PER+LIN$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+PER+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+SE+PER+LIN$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+PER+RQ+LIN$
$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+SE+PER+LIN$	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+PER+RQ+LIN$

(PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN

(PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

#### 25. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN 24 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(LIN\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(SE\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

#### 26. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ) 60 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)

27. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\* RQ)+SE 240 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ





(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER

(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+LIN

## 28. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER 360 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+PER+RQ



(PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+SE+PER  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+SE+PER  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+SE+PER  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+SE+RQ

(PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+PER+RQ  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+PER+RQ  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(PER\* RQ\* LIN)+PER+RQ  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* RQ)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (PER\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (PER\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* PER\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(SE\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(SE\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* PER)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(SE\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* RQ)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(PER\* RQ)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (SE\* LIN)+(RQ\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN  
 (PER\* RQ)+(PER\* LIN)+(SE\* RQ\* LIN)+PER+LIN

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN

(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN

(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN

(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN

### 29. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ 240 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+RQ+LIN





(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

### 30. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN 60 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN



(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

### 31. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER) 6 วิธี

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)

### 32. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ) 15 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)

### 33. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN) 20 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+(PER\*LIN)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+(SE\*PER)

### 34. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE 24 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE

(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER

(RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+LIN

### 35. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER 36 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER

(SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+LIN

(SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+RQ+LIN

### 36. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ 24 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+LIN

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

### 37. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+SE+PER+RQ+LIN 6 วิธี ดังนี้

(SE\*PER)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(PER\*RQ)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (PER\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (RQ\*LIN)+(SE\*PER\*RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

### 38. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE 60 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+LIN

### 39. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER 90 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+RQ

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+RQ+LIN

**40. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ60 วิธี ดังนี้**

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+PER+RQ+LIN

#### 41. ฟังก์ชันเคอร์เนลแบบ $(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$ 15 วิธี ดังนี้

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*PER)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(SE\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

(SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*RQ)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(SE\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(PER\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*RQ)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN  
 (SE\*PER\*RQ\*LIN)+(PER\*LIN)+(RQ\*LIN)+SE+PER+RQ+LIN

ภาคผนวก ข

ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนล

## 1. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

อย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 5.2619e-05, MAPE = 7.3294e-07, MAD = 0.0056671
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 5.0433e-05, MAPE = 7.1782e-07, MAD = 0.0055494
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00024069, MAPE = 1.3041e-06, MAD = 0.0089272
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00022825, MAPE = 1.4146e-06, MAD = 0.0098212
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00031665, MAPE = 1.7891e-06, MAD = 0.012583
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00013221, MAPE = 1.1454e-06, MAD = 0.0081268
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 3.3202e-05, MAPE = 6.189e-07, MAD = 0.0047617
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 8.9127e-05, MAPE = 9.6384e-07, MAD = 0.0069772
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 3.0353e-05, MAPE = 3.9105e-07, MAD = 0.002592
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 2.2096e-05, MAPE = 4.8015e-07, MAD = 0.0036669
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 8.4938e-05, MAPE = 9.4479e-07, MAD = 0.006849
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 3.081e-05, MAPE = 4.7189e-07, MAD = 0.0031699
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 6.2486e-05, MAPE = 6.9205e-07, MAD = 0.0046751
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 4.386e-05, MAPE = 5.4356e-07, MAD = 0.0036428
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 3.2404e-05, MAPE = 5.1377e-07, MAD = 0.0034815
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 3.8093e-05, MAPE = 5.9602e-07, MAD = 0.0040802
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.2757e-10, MAPE = 1.3835e-09, MAD = 1.3772e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 3.1545e-05, MAPE = 5.5389e-07, MAD = 0.0038091
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 3.7806e-06, MAPE = 1.7811e-07, MAD = 0.00122
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 2.5487e-05, MAPE = 4.5462e-07, MAD = 0.0030774
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.00011843, MAPE = 1.1066e-06, MAD = 0.0077132
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.894e-06, MAPE = 9.5578e-08, MAD = 0.00062749
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.2271e-05, MAPE = 7.1528e-07, MAD = 0.0048903
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 3.2229e-06, MAPE = 1.4055e-07, MAD = 0.00093031
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 4.1944e-05, MAPE = 6.2784e-07, MAD = 0.0048909
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 8.735e-05, MAPE = 9.6084e-07, MAD = 0.0067149
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 6.797e-05, MAPE = 7.1089e-07, MAD = 0.0048057
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 5.6656e-08, MAPE = 1.6415e-08, MAD = 0.00011121
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 5.6446e-05, MAPE = 7.1449e-07, MAD = 0.0049281
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 3.5173e-07, MAPE = 3.6472e-08, MAD = 0.00023598
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.8987e-05, MAPE = 4.4263e-07, MAD = 0.0034153
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00086476, MAPE = 2.7708e-06, MAD = 0.021461
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.3832e-05, MAPE = 7.4536e-07, MAD = 0.005632
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.0709e-05, MAPE = 6.389e-07, MAD = 0.0044129
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.3034e-05, MAPE = 5.6547e-07, MAD = 0.0038935
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.4777e-06, MAPE = 1.0487e-07, MAD = 0.00068292
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.249e-05, MAPE = 9.0933e-07, MAD = 0.0062662
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00010732, MAPE = 9.4646e-07, MAD = 0.0064699
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.1527e-07, MAPE = 1.4009e-08, MAD = 0.00011625
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.9526e-05, MAPE = 5.498e-07, MAD = 0.0037133
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.2326e-07, MAPE = 2.4175e-08, MAD = 0.00017012
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.198e-05, MAPE = 7.8309e-07, MAD = 0.0053562

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 2.2757e-10, MAPE = 1.3835e-09, MAD = 1.3772e-06

## 2. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรอย่าง เดียว และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0018716 , MAPE = 0.0011049 , MAD = 0.034296
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0015563 , MAPE = 0.0010096 , MAD = 0.031327
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0069567 , MAPE = 0.0020819 , MAD = 0.063249
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0011589 , MAPE = 0.00087286 , MAD = 0.026861
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00090541 , MAPE = 0.00077271 , MAD = 0.023733
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00096343 , MAPE = 0.00088777 , MAD = 0.026744
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0024789 , MAPE = 0.0012078 , MAD = 0.037596
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0017705 , MAPE = 0.0010792 , MAD = 0.033572
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.01471 , MAPE = 0.0030653 , MAD = 0.077072
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0033263 , MAPE = 0.0014604 , MAD = 0.046361
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.0022905 , MAPE = 0.0012613 , MAD = 0.038537
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.001066 , MAPE = 0.00083913 , MAD = 0.026031
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0028421 , MAPE = 0.0014333 , MAD = 0.043178
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.002115 , MAPE = 0.0011099 , MAD = 0.034618
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0007629 , MAPE = 0.00080515 , MAD = 0.024058
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.006079 , MAPE = 0.0020955 , MAD = 0.065298
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.00019431 , MAPE = 0.00040439 , MAD = 0.011948
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 15.3608 , MAPE = 0.10273 , MAD = 2.8734
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.15294 , MAPE = 0.010549 , MAD = 0.29852
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 2.1967 , MAPE = 0.039092 , MAD = 1.1929
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 17.5059 , MAPE = 0.10919 , MAD = 3.131
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00433 , MAPE = 0.0018075 , MAD = 0.053685
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 64.5829 , MAPE = 0.21989 , MAD = 6.0952
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 15.2204 , MAPE = 0.10177 , MAD = 2.8272
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.0016672 , MAPE = 0.00099069 , MAD = 0.031477
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 2.5884 , MAPE = 0.041024 , MAD = 1.2725
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0070645 , MAPE = 0.0022651 , MAD = 0.069328
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00203 , MAPE = 0.0011568 , MAD = 0.036016
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0013657 , MAPE = 0.0010877 , MAD = 0.032245
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 4.0474 , MAPE = 0.050515 , MAD = 1.552
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.001844 , MAPE = 0.0012048 , MAD = 0.036797
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0024673 , MAPE = 0.0013021 , MAD = 0.039748
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0031765 , MAPE = 0.0015085 , MAD = 0.046658
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0016603 , MAPE = 0.0011685 , MAD = 0.033204
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0029736 , MAPE = 0.0014776 , MAD = 0.046017
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0047379 , MAPE = 0.0016873 , MAD = 0.050984
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0024414 , MAPE = 0.0012753 , MAD = 0.039899
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0019645 , MAPE = 0.0012342 , MAD = 0.038203
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0020351 , MAPE = 0.0012179 , MAD = 0.037031
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.001666 , MAPE = 0.0010633 , MAD = 0.033041
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0033908 , MAPE = 0.0015148 , MAD = 0.047169
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0020433 , MAPE = 0.0012572 , MAD = 0.03894
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 0.00019431 , MAPE = 0.00040439 , MAD = 0.011948	



### 3. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 9.1633e-11, MAPE = 2.4494e-09, MAD = 4.2665e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 9.1097e-11, MAPE = 2.4837e-09, MAD = 4.2674e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 3.1741e-12, MAPE = 1.3272e-09, MAD = 1.2477e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.1861e-10, MAPE = 1.01e-10, MAD = 4.1766e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.2295e-10, MAPE = 8.0495e-11, MAD = 4.2521e-06
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 3.8359e-12, MAPE = 4.3179e-09, MAD = 1.4501e-06
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 9.1497e-11, MAPE = 2.4491e-09, MAD = 4.2588e-06
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.4361e-10, MAPE = 2.3655e-10, MAD = 4.5589e-06
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.3978e-10, MAPE = 2.9133e-10, MAD = 4.5633e-06
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 256261.8098, MAPE = 0.83897, MAD = 420.4471
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 1.4506e-10, MAPE = 2.4542e-10, MAD = 4.626e-06
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 1.0508e-10, MAPE = 4.2777e-09, MAD = 4.1735e-06
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 1.1517e-11, MAPE = 3.6995e-09, MAD = 2.2899e-06
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.7954e-11, MAPE = 4.2879e-09, MAD = 4.0868e-06
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.7592e-11, MAPE = 4.279e-09, MAD = 4.0767e-06
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.2963e-10, MAPE = 2.7665e-10, MAD = 4.368e-06
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.1958e-13, MAPE = 5.1432e-12, MAD = 1.9964e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.0881e-10, MAPE = 2.3869e-10, MAD = 4.0062e-06
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 8.9499e-11, MAPE = 4.0608e-09, MAD = 3.8885e-06
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 9.7993e-11, MAPE = 4.2033e-09, MAD = 4.0529e-06
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.0424e-10, MAPE = 4.372e-09, MAD = 4.2012e-06
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 8.9402e-11, MAPE = 4.0703e-09, MAD = 3.8933e-06
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.6366e-11, MAPE = 4.2493e-09, MAD = 4.0462e-06
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.0627e-10, MAPE = 4.4165e-09, MAD = 4.2328e-06
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 29609.7252, MAPE = 0.12159, MAD = 122.5306
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 1.1638e-10, MAPE = 3.465e-10, MAD = 4.1413e-06
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 7.7189e-11, MAPE = 1.262e-10, MAD = 3.3048e-06
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 9.3046e-11, MAPE = 4.2261e-10, MAD = 3.7791e-06
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 8.9011e-11, MAPE = 2.8987e-09, MAD = 3.9646e-06
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.1382e-11, MAPE = 7.3503e-12, MAD = 1.4021e-06
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 9.4664e-11, MAPE = 2.9952e-09, MAD = 4.0935e-06
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 9.7738e-11, MAPE = 3.0363e-09, MAD = 4.1542e-06
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.2967e-11, MAPE = 2.947e-09, MAD = 3.3575e-06
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.6476e-11, MAPE = 4.1103e-09, MAD = 4.0144e-06
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.3908e-11, MAPE = 4.2101e-09, MAD = 3.9601e-06
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.8321e-11, MAPE = 2.2175e-09, MAD = 2.7966e-06
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 5.7387e-11, MAPE = 2.8464e-09, MAD = 3.1691e-06
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.931e-11, MAPE = 4.3002e-09, MAD = 4.099e-06
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.503e-11, MAPE = 3.722e-09, MAD = 3.746e-06
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.0656e-10, MAPE = 4.277e-09, MAD = 4.2371e-06
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.1565e-11, MAPE = 3.8091e-09, MAD = 3.4084e-06
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.6477e-11, MAPE = 4.1975e-09, MAD = 4.0279e-06
-----		
Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$		
Error information : MSE = 1.1958e-13, MAPE = 5.1432e-12, MAD = 1.9964e-07		

4. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่  
ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00069815 , MAPE = 0.00042511 , MAD = 0.021255
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0010173 , MAPE = 0.00052079 , MAD = 0.026232
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0010222 , MAPE = 0.00048706 , MAD = 0.02445
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00072454 , MAPE = 0.00039214 , MAD = 0.019692
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.000455 , MAPE = 0.00034422 , MAD = 0.017372
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00037725 , MAPE = 0.00030614 , MAD = 0.015509
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.001176 , MAPE = 0.00057128 , MAD = 0.028525
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00064088 , MAPE = 0.00039694 , MAD = 0.019847
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0011304 , MAPE = 0.00031622 , MAD = 0.01605
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00066255 , MAPE = 0.00040044 , MAD = 0.020076
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.00057298 , MAPE = 0.00038469 , MAD = 0.019221
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00061293 , MAPE = 0.00038898 , MAD = 0.019474
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00083567 , MAPE = 0.00043355 , MAD = 0.021502
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00069567 , MAPE = 0.00041814 , MAD = 0.020929
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00032926 , MAPE = 0.00028348 , MAD = 0.014521
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0089133 , MAPE = 0.0014728 , MAD = 0.07384
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.1156e-06 , MAPE = 2.906e-05 , MAD = 0.0014723
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 41.7148 , MAPE = 0.086627 , MAD = 4.1557
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 25.563 , MAPE = 0.07764 , MAD = 3.8965
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 25.3274 , MAPE = 0.078087 , MAD = 3.908
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.017272 , MAPE = 0.0014459 , MAD = 0.069346
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0023102 , MAPE = 0.00074656 , MAD = 0.037431
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 53.5079 , MAPE = 0.10167 , MAD = 4.9651
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 38.364 , MAPE = 0.079625 , MAD = 4.0507
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.00081362 , MAPE = 0.00045684 , MAD = 0.022845
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0005129 , MAPE = 0.00035411 , MAD = 0.017857
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0010929 , MAPE = 0.00050013 , MAD = 0.025083
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00070746 , MAPE = 0.00042535 , MAD = 0.021262
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0010731 , MAPE = 0.00049655 , MAD = 0.025628
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00042474 , MAPE = 0.0002773 , MAD = 0.013332
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00085964 , MAPE = 0.00045547 , MAD = 0.0228
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00085993 , MAPE = 0.00045851 , MAD = 0.022966
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013156 , MAPE = 0.0005413 , MAD = 0.027252
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0007108 , MAPE = 0.00041324 , MAD = 0.020721
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013748 , MAPE = 0.00056153 , MAD = 0.028469
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00062687 , MAPE = 0.00037562 , MAD = 0.01894
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00068494 , MAPE = 0.00040936 , MAD = 0.020501
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00046618 , MAPE = 0.00031946 , MAD = 0.016073
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00090495 , MAPE = 0.00046429 , MAD = 0.023283
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00023761 , MAPE = 0.00023366 , MAD = 0.011852
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00084821 , MAPE = 0.00045448 , MAD = 0.02277
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00037896 , MAPE = 0.00032122 , MAD = 0.016502

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 4.1156e-06 , MAPE = 2.906e-05 , MAD = 0.0014723

## 5. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### และวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 1.4105e-10 , MAPE = 9.1075e-11 , MAD = 9.0098e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.0749e-10 , MAPE = 7.6811e-11 , MAD = 7.6545e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.3337e-10 , MAPE = 8.5329e-11 , MAD = 8.5163e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.6967e-10 , MAPE = 9.7248e-11 , MAD = 9.6836e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.0461e-10 , MAPE = 7.4519e-11 , MAD = 7.3052e-06
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 1.7132e-10 , MAPE = 9.9642e-11 , MAD = 9.9859e-06
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 7.7886e-11 , MAPE = 6.5212e-11 , MAD = 6.5388e-06
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.2788e-10 , MAPE = 8.6015e-11 , MAD = 8.5165e-06
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 9.3151e-10 , MAPE = 1.742e-10 , MAD = 1.7016e-05
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.3841e-10 , MAPE = 8.6946e-11 , MAD = 8.679e-06
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 1.1165e-10 , MAPE = 8.1135e-11 , MAD = 8.022e-06
	⋮	⋮
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.6298e-10 , MAPE = 1.5108e-10 , MAD = 1.5293e-05
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 8.7194e-10 , MAPE = 1.4609e-10 , MAD = 1.4621e-05
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.0467e-10 , MAPE = 1.4843e-10 , MAD = 1.5042e-05
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.081e-10 , MAPE = 1.4951e-10 , MAD = 1.515e-05
	⋮	⋮
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 7.8282e-10 , MAPE = 1.5296e-10 , MAD = 1.4994e-05
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.755e-12 , MAPE = 1.0297e-11 , MAD = 2.2908e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 7.2834e-10 , MAPE = 1.4251e-10 , MAD = 1.4389e-05
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 8.3703e-10 , MAPE = 1.4586e-10 , MAD = 1.4724e-05
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 9.5259e-10 , MAPE = 1.5504e-10 , MAD = 1.5706e-05
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 5.0278e-10 , MAPE = 1.1843e-10 , MAD = 1.1705e-05
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 8.7084e-10 , MAPE = 1.4685e-10 , MAD = 1.4757e-05
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 7.0419e-11 , MAPE = 1.7743e-11 , MAD = 2.9915e-06
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 4.7274e-10 , MAPE = 1.0497e-10 , MAD = 1.0547e-05
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 1.3685e-10 , MAPE = 8.6435e-11 , MAD = 8.6279e-06
	⋮	⋮
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 7.3732e-10 , MAPE = 1.5217e-10 , MAD = 1.4889e-05
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 1.1231e-09 , MAPE = 1.448e-10 , MAD = 1.4655e-05
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 8.0203e-10 , MAPE = 1.5211e-10 , MAD = 1.4951e-05
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.8099e-09 , MAPE = 1.8671e-10 , MAD = 1.9005e-05
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 9.54e-10 , MAPE = 1.4512e-10 , MAD = 1.4488e-05
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.4829e-09 , MAPE = 1.7612e-10 , MAD = 1.8104e-05
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 6.6626e-10 , MAPE = 9.9843e-11 , MAD = 1.0493e-05
	⋮	⋮
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.2731e-10 , MAPE = 1.4096e-10 , MAD = 1.391e-05
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.7031e-10 , MAPE = 1.8756e-10 , MAD = 1.8188e-05
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.2067e-09 , MAPE = 1.8365e-10 , MAD = 1.8056e-05
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.593e-10 , MAPE = 1.5278e-10 , MAD = 1.5123e-05
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.5365e-10 , MAPE = 1.4979e-10 , MAD = 1.4864e-05
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.0895e-09 , MAPE = 1.2949e-10 , MAD = 1.3611e-05
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.4215e-10 , MAPE = 1.4759e-10 , MAD = 1.4687e-05
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.9569e-10 , MAPE = 1.5108e-10 , MAD = 1.5046e-05
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.3398e-10 , MAPE = 1.4344e-10 , MAD = 1.4424e-05
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.1359e-09 , MAPE = 2.5751e-10 , MAD = 2.4356e-05
	⋮	⋮
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 1.755e-12 , MAPE = 1.0297e-11 , MAD = 2.2908e-07	

## 6. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### และฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 6.2058e-06 , MAPE = 1.1424e-06 , MAD = 0.0019535
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 9.57e-06 , MAPE = 1.4198e-06 , MAD = 0.0024189
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 5.6275e-06 , MAPE = 1.0842e-06 , MAD = 0.0018467
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.3372e-06 , MAPE = 6.9124e-07 , MAD = 0.0011498
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.1844e-05 , MAPE = 1.4759e-06 , MAD = 0.0024644
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 2.3453e-05 , MAPE = 1.9114e-06 , MAD = 0.0031148
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.3279e-05 , MAPE = 1.7509e-06 , MAD = 0.0029315
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 5.102e-06 , MAPE = 1.037e-06 , MAD = 0.0017724
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.6909e-05 , MAPE = 1.0084e-06 , MAD = 0.0015688
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 2.7727e-06 , MAPE = 7.8278e-07 , MAD = 0.0013274
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 5.7701e-06 , MAPE = 1.1026e-06 , MAD = 0.0018845
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 6.0744e-06 , MAPE = 1.1301e-06 , MAD = 0.0019326
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 8.6745e-06 , MAPE = 1.4155e-06 , MAD = 0.0024269
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 3.7362e-06 , MAPE = 9.0302e-07 , MAD = 0.0015286
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 3.2525e-06 , MAPE = 8.3305e-07 , MAD = 0.0014302
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.5078e-06 , MAPE = 5.7795e-07 , MAD = 0.00099349
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.3915e-10 , MAPE = 9.0568e-09 , MAD = 1.4352e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.7583e-05 , MAPE = 1.2681e-06 , MAD = 0.0020132
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.4748e-05 , MAPE = 1.0349e-06 , MAD = 0.0016117
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 6.4523e-07 , MAPE = 3.0047e-07 , MAD = 0.00050715
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.061e-05 , MAPE = 9.226e-07 , MAD = 0.0014519
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.9018e-05 , MAPE = 1.3705e-06 , MAD = 0.0021861
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.5536e-06 , MAPE = 6.3425e-07 , MAD = 0.00096717
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 9.5603e-06 , MAPE = 7.4314e-07 , MAD = 0.0011421
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 5.9932e-06 , MAPE = 1.1175e-06 , MAD = 0.0019045
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 1.4312e-05 , MAPE = 1.7293e-06 , MAD = 0.0029215
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 6.7343e-05 , MAPE = 3.9233e-06 , MAD = 0.0066235
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 4.6481e-06 , MAPE = 1.0755e-06 , MAD = 0.0018747
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.1378e-05 , MAPE = 9.9971e-07 , MAD = 0.0015805
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.4096e-05 , MAPE = 1.1478e-06 , MAD = 0.0018173
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 9.0013e-07 , MAPE = 3.9517e-07 , MAD = 0.00067211
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.6588e-06 , MAPE = 5.9134e-07 , MAD = 0.001007
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.6639e-06 , MAPE = 1.1773e-06 , MAD = 0.0020078
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.6625e-06 , MAPE = 9.3485e-07 , MAD = 0.0014642
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.0385e-06 , MAPE = 8.1121e-07 , MAD = 0.0012621
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.1164e-06 , MAPE = 1.2181e-06 , MAD = 0.0020772
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.1378e-06 , MAPE = 1.3521e-06 , MAD = 0.0022824
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.4894e-06 , MAPE = 8.7024e-07 , MAD = 0.0013582
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.6821e-07 , MAPE = 2.7878e-07 , MAD = 0.00046421
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.4928e-06 , MAPE = 9.1022e-07 , MAD = 0.0014254
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.4367e-06 , MAPE = 1.1598e-06 , MAD = 0.0019748
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.0781e-05 , MAPE = 1.0008e-06 , MAD = 0.0015722

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.3915e-10 , MAPE = 9.0568e-09 , MAD = 1.4352e-05

7. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0019631 , MAPE = 0.0004066 , MAD = 0.034344
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0033279 , MAPE = 0.00051906 , MAD = 0.043808
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0046666 , MAPE = 0.00063886 , MAD = 0.05354
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0012215 , MAPE = 0.00034349 , MAD = 0.027728
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0022224 , MAPE = 0.0004706 , MAD = 0.03825
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.001258 , MAPE = 0.00034702 , MAD = 0.02804
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0026684 , MAPE = 0.00048208 , MAD = 0.039869
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0034279 , MAPE = 0.00053746 , MAD = 0.044708
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.031291 , MAPE = 0.0010542 , MAD = 0.069485
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00032427 , MAPE = 0.00018058 , MAD = 0.014694
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.0027026 , MAPE = 0.00050081 , MAD = 0.041051
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00204 , MAPE = 0.00042164 , MAD = 0.035731
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0015535 , MAPE = 0.00035896 , MAD = 0.030161
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0013335 , MAPE = 0.00033637 , MAD = 0.028032
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0031214 , MAPE = 0.00059103 , MAD = 0.048044
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0019744 , MAPE = 0.00040813 , MAD = 0.034272
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.6677e-05 , MAPE = 3.8332e-05 , MAD = 0.0030957
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 34.6883 , MAPE = 0.045048 , MAD = 3.3413
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 7.5753 , MAPE = 0.026304 , MAD = 2.2069
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.3606 , MAPE = 0.011022 , MAD = 0.90914
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 56.999 , MAPE = 0.056512 , MAD = 4.311
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0031529 , MAPE = 0.00051619 , MAD = 0.043172
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 63.1455 , MAPE = 0.059586 , MAD = 4.5175
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 34.8076 , MAPE = 0.045407 , MAD = 3.3783
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.0012215 , MAPE = 0.00031346 , MAD = 0.02639
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.012568 , MAPE = 0.0011009 , MAD = 0.091194
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.023225 , MAPE = 0.0014395 , MAD = 0.11893
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0019028 , MAPE = 0.00039295 , MAD = 0.033268
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00047754 , MAPE = 0.00022587 , MAD = 0.017992
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00050053 , MAPE = 0.00021651 , MAD = 0.01713
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0013402 , MAPE = 0.00033789 , MAD = 0.028012
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0018459 , MAPE = 0.00040865 , MAD = 0.033592
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0021633 , MAPE = 0.00041579 , MAD = 0.03382
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0051189 , MAPE = 0.0006606 , MAD = 0.054876
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0024629 , MAPE = 0.0005482 , MAD = 0.044064
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0016924 , MAPE = 0.00038925 , MAD = 0.032039
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013145 , MAPE = 0.00033571 , MAD = 0.027834
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00038498 , MAPE = 0.00021331 , MAD = 0.017255
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0025888 , MAPE = 0.00046285 , MAD = 0.038333
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0012611 , MAPE = 0.00033528 , MAD = 0.027501
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0016233 , MAPE = 0.00037936 , MAD = 0.031293
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0011347 , MAPE = 0.00036429 , MAD = 0.029587
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 1.6677e-05 , MAPE = 3.8332e-05 , MAD = 0.0030957	

## 8. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 7.276e-06 , MAPE = 1.2821e-06 , MAD = 0.001945
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 7.124e-06 , MAPE = 1.2473e-06 , MAD = 0.0019008
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.1735e-05 , MAPE = 1.5545e-06 , MAD = 0.0023211
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 7.2493e-06 , MAPE = 1.4151e-06 , MAD = 0.0021272
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 3.0284e-06 , MAPE = 8.9874e-07 , MAD = 0.0013433
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 2.9547e-06 , MAPE = 7.4953e-07 , MAD = 0.0011164
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 5.0164e-06 , MAPE = 1.0345e-06 , MAD = 0.0015738
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.0063e-05 , MAPE = 1.4417e-06 , MAD = 0.0021971
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 5.0284e-06 , MAPE = 4.7797e-07 , MAD = 0.00070099
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.0558e-05 , MAPE = 1.7579e-06 , MAD = 0.0026455
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 7.5327e-06 , MAPE = 1.3984e-06 , MAD = 0.0021259
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 4.3169e-06 , MAPE = 1.0302e-06 , MAD = 0.0015561
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 4.7454e-06 , MAPE = 1.1369e-06 , MAD = 0.0017038
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 1.2945e-05 , MAPE = 1.702e-06 , MAD = 0.002594
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 3.3991e-06 , MAPE = 9.1986e-07 , MAD = 0.0013745
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.1726e-05 , MAPE = 1.7825e-06 , MAD = 0.0027359
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.8921e-09 , MAPE = 2.8536e-08 , MAD = 4.0237e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 2.0436e-06 , MAPE = 3.5783e-07 , MAD = 0.00053583
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 9.9163e-08 , MAPE = 1.1982e-07 , MAD = 0.0001766
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.6817e-06 , MAPE = 6.3598e-07 , MAD = 0.00096855
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.3299e-05 , MAPE = 1.6829e-06 , MAD = 0.0024756
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.3379e-05 , MAPE = 1.8948e-06 , MAD = 0.0029206
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.7234e-05 , MAPE = 1.9304e-06 , MAD = 0.0028366
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.3016e-05 , MAPE = 1.6789e-06 , MAD = 0.0024678
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 8.4254e-06 , MAPE = 1.4447e-06 , MAD = 0.0022053
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 8.5728e-06 , MAPE = 1.4612e-06 , MAD = 0.0022141
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 3.5732e-06 , MAPE = 1.0759e-06 , MAD = 0.0016131
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 7.5821e-06 , MAPE = 1.4466e-06 , MAD = 0.002183
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 2.8676e-05 , MAPE = 2.4805e-06 , MAD = 0.0036622
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 1.6805e-05 , MAPE = 1.6812e-06 , MAD = 0.0024646
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 2.5176e-05 , MAPE = 2.3589e-06 , MAD = 0.0036433
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 4.9375e-06 , MAPE = 1.2256e-06 , MAD = 0.0018451
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6074e-05 , MAPE = 1.6391e-06 , MAD = 0.0023971
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.0171e-05 , MAPE = 2.1319e-06 , MAD = 0.0031375
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.7389e-05 , MAPE = 1.9044e-06 , MAD = 0.0027951
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.7741e-05 , MAPE = 1.7331e-06 , MAD = 0.0025325
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.7164e-05 , MAPE = 1.6634e-06 , MAD = 0.0024281
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.5097e-05 , MAPE = 1.7941e-06 , MAD = 0.0026382
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.7532e-05 , MAPE = 1.7544e-06 , MAD = 0.0025696
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.8211e-05 , MAPE = 1.9626e-06 , MAD = 0.0028815
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6558e-05 , MAPE = 1.6546e-06 , MAD = 0.0024219
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6234e-05 , MAPE = 1.8756e-06 , MAD = 0.0027604

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.8921e-09 , MAPE = 2.8536e-08 , MAD = 4.0237e-05

## 9. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00031133 , MAPE = 0.00010905 , MAD = 0.010209
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00032356 , MAPE = 0.00011062 , MAD = 0.010351
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00050703 , MAPE = 0.00014843 , MAD = 0.013805
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00050424 , MAPE = 0.00014686 , MAD = 0.013669
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00010298 , MAPE = 7.3699e-05 , MAD = 0.0066483
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0002525 , MAPE = 0.00011335 , MAD = 0.010183
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0004129 , MAPE = 0.0001295 , MAD = 0.012136
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00030987 , MAPE = 0.00011782 , MAD = 0.011059
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0018862 , MAPE = 0.00020517 , MAD = 0.016416
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00033198 , MAPE = 0.00011269 , MAD = 0.010613
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.00030523 , MAPE = 0.0001169 , MAD = 0.010971
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00030993 , MAPE = 0.00011849 , MAD = 0.01113
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00024052 , MAPE = 0.0001055 , MAD = 0.0096135
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00030685 , MAPE = 0.00011292 , MAD = 0.010525
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00018869 , MAPE = 0.0001073 , MAD = 0.0096632
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00062964 , MAPE = 0.00016211 , MAD = 0.015136
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.276e-06 , MAPE = 1.6197e-05 , MAD = 0.0014574
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 133.703 , MAPE = 0.079639 , MAD = 7.358
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.00031761 , MAPE = 0.00013472 , MAD = 0.012359
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0025483 , MAPE = 0.00032629 , MAD = 0.030546
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 135.3471 , MAPE = 0.079899 , MAD = 7.3623
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0018131 , MAPE = 0.00027467 , MAD = 0.025683
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 186.5343 , MAPE = 0.094459 , MAD = 8.4211
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 152.4424 , MAPE = 0.087942 , MAD = 7.8109
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.00021119 , MAPE = 0.00010547 , MAD = 0.0097018
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00045049 , MAPE = 0.00015155 , MAD = 0.013932
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00073329 , MAPE = 0.00017543 , MAD = 0.01639
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00029902 , MAPE = 0.00011627 , MAD = 0.010919
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 7.7657e-05 , MAPE = 6.3071e-05 , MAD = 0.0057882
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00019051 , MAPE = 0.00010352 , MAD = 0.0091894
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00041401 , MAPE = 0.00013401 , MAD = 0.012562
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00038443 , MAPE = 0.00012752 , MAD = 0.011956
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00044331 , MAPE = 0.00013711 , MAD = 0.012854
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00034964 , MAPE = 0.00012832 , MAD = 0.012098
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.2389e-05 , MAPE = 7.5007e-05 , MAD = 0.0067009
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00042785 , MAPE = 0.00013421 , MAD = 0.012582
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00034829 , MAPE = 0.00012063 , MAD = 0.011282
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00010384 , MAPE = 8.0754e-05 , MAD = 0.0072566
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00026274 , MAPE = 0.00010333 , MAD = 0.0097075
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00036879 , MAPE = 0.00012298 , MAD = 0.011522
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00044666 , MAPE = 0.00014175 , MAD = 0.013275
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00018146 , MAPE = 0.00010736 , MAD = 0.0096584
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 4.276e-06 , MAPE = 1.6197e-05 , MAD = 0.0014574	

10. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาล  
และความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)	MSE = 0.00027437 , MAPE = 0.00014208 , MAD = 0.013628
2	(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)	MSE = 0.00041687 , MAPE = 0.00018299 , MAD = 0.017857
3	(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)	MSE = 0.00045215 , MAPE = 0.00018395 , MAD = 0.017842
4	(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)	MSE = 0.00088294 , MAPE = 0.00025538 , MAD = 0.024764
5	(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)	MSE = 0.00062846 , MAPE = 0.00021662 , MAD = 0.021069
6	(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)	MSE = 0.00048583 , MAPE = 0.00019336 , MAD = 0.0188
7	(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)	MSE = 0.00045458 , MAPE = 0.0001856 , MAD = 0.018049
8	(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)	MSE = 0.00035115 , MAPE = 0.00016169 , MAD = 0.015565
9	(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)	MSE = 0.0030997 , MAPE = 0.00034169 , MAD = 0.031948
10	(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)	MSE = 0.00018534 , MAPE = 0.00011979 , MAD = 0.011572
11	(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)	MSE = 0.00033389 , MAPE = 0.00015689 , MAD = 0.01505
	:	:
650	(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ	MSE = 0.00042788 , MAPE = 0.00018366 , MAD = 0.017915
651	(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ	MSE = 0.00072277 , MAPE = 0.00022095 , MAD = 0.02158
652	(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ	MSE = 0.00040528 , MAPE = 0.00017689 , MAD = 0.017233
653	(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ	MSE = 0.00068052 , MAPE = 0.00021961 , MAD = 0.02122
	:	:
2051	(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN	MSE = 0.00050746 , MAPE = 0.00019379 , MAD = 0.018797
2052	(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN	MSE = 1.4235e-05 , MAPE = 3.1784e-05 , MAD = 0.0029675
2053	(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN	MSE = 58.0148 , MAPE = 0.057648 , MAD = 5.3508
2054	(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN	MSE = 0.00060054 , MAPE = 0.00021597 , MAD = 0.020988
2055	(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN	MSE = 0.00061996 , MAPE = 0.00021493 , MAD = 0.020898
2054	(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN	MSE = 69.1456 , MAPE = 0.059419 , MAD = 5.5149
2057	(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN	MSE = 0.00038003 , MAPE = 0.00016857 , MAD = 0.016355
2058	(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN	MSE = 15.8708 , MAPE = 0.021785 , MAD = 2.0764
2059	(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN	MSE = 76.4523 , MAPE = 0.062166 , MAD = 5.8931
2060	(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER	MSE = 0.00036916 , MAPE = 0.00016124 , MAD = 0.015504
	:	:
2358	(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)	MSE = 0.00067843 , MAPE = 0.0002223 , MAD = 0.021655
2359	(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)	MSE = 0.0042188 , MAPE = 0.00056646 , MAD = 0.055202
2360	(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)	MSE = 0.00036303 , MAPE = 0.00016488 , MAD = 0.015915
2769	(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN	MSE = 0.00093422 , MAPE = 0.00023946 , MAD = 0.02314
2770	(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN	MSE = 0.00092217 , MAPE = 0.00023332 , MAD = 0.022653
2771	(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN	MSE = 0.00053428 , MAPE = 0.00019034 , MAD = 0.018536
2772	(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN	MSE = 0.00049162 , MAPE = 0.00019543 , MAD = 0.019102
	:	:
3630	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00065771 , MAPE = 0.00022613 , MAD = 0.022037
3631	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00072796 , MAPE = 0.0002379 , MAD = 0.023149
3632	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00034873 , MAPE = 0.00016154 , MAD = 0.015613
3633	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00090502 , MAPE = 0.00026891 , MAD = 0.026205
3634	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00045563 , MAPE = 0.00018303 , MAD = 0.017791
3635	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00047172 , MAPE = 0.00019011 , MAD = 0.018271
3636	(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00088176 , MAPE = 0.00024487 , MAD = 0.023973
3637	(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00032902 , MAPE = 0.00015193 , MAD = 0.014655
3638	(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00050088 , MAPE = 0.00019275 , MAD = 0.01875
3639	(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN	MSE = 0.00033865 , MAPE = 0.0001561 , MAD = 0.015096

Good result : (SE\*RQ\*LIN)+(LIN\*PER)+LIN

Error information : MSE = 1.4235e-05 , MAPE = 3.1784e-05 , MAD = 0.0029675



## 11. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### วิธีการและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 4.4713e-05, MAPE = 6.996e-06, MAD = 0.0053165
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 4.1e-05, MAPE = 6.6527e-06, MAD = 0.0050506
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.8639e-05, MAPE = 5.2518e-06, MAD = 0.0039152
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 3.0668e-05, MAPE = 5.3587e-06, MAD = 0.0039778
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00016328, MAPE = 1.2526e-05, MAD = 0.0093056
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00010854, MAPE = 9.9801e-06, MAD = 0.0074542
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 3.6634e-05, MAPE = 6.2608e-06, MAD = 0.0047696
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.2199e-05, MAPE = 6.8045e-06, MAD = 0.0051702
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.911e-05, MAPE = 2.4504e-06, MAD = 0.0017261
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00011537, MAPE = 1.153e-05, MAD = 0.0088036
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 4.6367e-05, MAPE = 7.1396e-06, MAD = 0.005428
	⋮	⋮
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 4.3847e-05, MAPE = 6.9144e-06, MAD = 0.0052539
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 4.1147e-05, MAPE = 6.8021e-06, MAD = 0.005123
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00012086, MAPE = 1.1974e-05, MAD = 0.0090112
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 7.3039e-05, MAPE = 9.6134e-06, MAD = 0.0072899
	⋮	⋮
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00015245, MAPE = 1.3669e-05, MAD = 0.01043
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.55e-08, MAPE = 1.3739e-07, MAD = 0.00010201
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 4.5413e-05, MAPE = 3.0481e-06, MAD = 0.0021541
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 8.1547e-05, MAPE = 9.6013e-06, MAD = 0.0073453
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 5.0874e-05, MAPE = 8.097e-06, MAD = 0.0061217
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 6.7334e-05, MAPE = 5.6278e-06, MAD = 0.0040036
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 3.5898e-05, MAPE = 6.0362e-06, MAD = 0.0046131
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.6417e-05, MAPE = 3.9341e-06, MAD = 0.0027822
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 5.8366e-05, MAPE = 5.1074e-06, MAD = 0.0036183
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 3.4398e-05, MAPE = 6.1315e-06, MAD = 0.0046531
	⋮	⋮
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00011864, MAPE = 1.2177e-05, MAD = 0.0093404
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 4.4312e-05, MAPE = 7.2657e-06, MAD = 0.0054976
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 4.2013e-05, MAPE = 6.9171e-06, MAD = 0.0051987
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 9.4456e-05, MAPE = 1.0975e-05, MAD = 0.0082192
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 4.0194e-06, MAPE = 1.0705e-06, MAD = 0.00075508
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 4.1323e-06, MAPE = 1.7821e-06, MAD = 0.0013333
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 3.4682e-05, MAPE = 6.1773e-06, MAD = 0.0046771
	⋮	⋮
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.7731e-06, MAPE = 1.7785e-06, MAD = 0.0013179
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.1345e-05, MAPE = 5.3736e-06, MAD = 0.0040682
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00017113, MAPE = 1.4669e-05, MAD = 0.011121
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00011974, MAPE = 1.2429e-05, MAD = 0.0094168
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.7182e-05, MAPE = 7.6215e-06, MAD = 0.0057989
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.3329e-06, MAPE = 1.588e-06, MAD = 0.0011756
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 5.3621e-05, MAPE = 5.3334e-06, MAD = 0.0037649
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00010139, MAPE = 1.0887e-05, MAD = 0.0082339
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.1547e-07, MAPE = 6.9036e-07, MAD = 0.00051188
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00079278, MAPE = 3.1036e-05, MAD = 0.023853

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 2.55e-08, MAPE = 1.3739e-07, MAD = 0.00010201

## 12. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### วิธีการและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00082122 , MAPE = 0.00027306 , MAD = 0.022361
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00087273 , MAPE = 0.00028587 , MAD = 0.023329
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0021916 , MAPE = 0.00044535 , MAD = 0.036834
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.000674 , MAPE = 0.00022824 , MAD = 0.01851
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00074468 , MAPE = 0.00023382 , MAD = 0.01895
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00076683 , MAPE = 0.00024121 , MAD = 0.019575
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0011011 , MAPE = 0.00031388 , MAD = 0.025834
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00084903 , MAPE = 0.0002831 , MAD = 0.023125
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0037501 , MAPE = 0.00036 , MAD = 0.026557
10	$(PER*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00092604 , MAPE = 0.00028227 , MAD = 0.023546
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.00084091 , MAPE = 0.00027819 , MAD = 0.022761
	⋮	⋮
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00090832 , MAPE = 0.00029246 , MAD = 0.024026
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00038352 , MAPE = 0.00019479 , MAD = 0.015924
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0009681 , MAPE = 0.00030943 , MAD = 0.025451
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00052587 , MAPE = 0.00023103 , MAD = 0.019116
	⋮	⋮
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0026491 , MAPE = 0.0004904 , MAD = 0.040709
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.8249e-06 , MAPE = 1.4245e-05 , MAD = 0.0012682
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 73.2481 , MAPE = 0.068811 , MAD = 5.5619
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 13.8239 , MAPE = 0.035179 , MAD = 2.957
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0043509 , MAPE = 0.00061672 , MAD = 0.050547
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 42.3065 , MAPE = 0.053977 , MAD = 4.2626
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0018501 , MAPE = 0.00041049 , MAD = 0.034083
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.017454 , MAPE = 0.00083651 , MAD = 0.061126
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 16.5191 , MAPE = 0.033924 , MAD = 2.6221
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.00074062 , MAPE = 0.00026093 , MAD = 0.021366
	⋮	⋮
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0017705 , MAPE = 0.00040109 , MAD = 0.033063
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0017282 , MAPE = 0.00038589 , MAD = 0.031774
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.00089043 , MAPE = 0.00028803 , MAD = 0.023515
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0012833 , MAPE = 0.00035378 , MAD = 0.029174
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00050911 , MAPE = 0.00020783 , MAD = 0.0169
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00073062 , MAPE = 0.00025068 , MAD = 0.020842
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0010516 , MAPE = 0.00031934 , MAD = 0.026284
	⋮	⋮
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0012365 , MAPE = 0.00033994 , MAD = 0.027827
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00088299 , MAPE = 0.00028925 , MAD = 0.023873
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0008237 , MAPE = 0.00028088 , MAD = 0.023544
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013271 , MAPE = 0.00036073 , MAD = 0.029458
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00094984 , MAPE = 0.0003004 , MAD = 0.024806
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00024231 , MAPE = 0.00014967 , MAD = 0.012654
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013243 , MAPE = 0.00034634 , MAD = 0.02901
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0014925 , MAPE = 0.0003542 , MAD = 0.029307
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00086618 , MAPE = 0.00029004 , MAD = 0.023891
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00022563 , MAPE = 0.00014447 , MAD = 0.012226

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.8249e-06 , MAPE = 1.4245e-05 , MAD = 0.0012682

### 13. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร

#### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 81876.0466 , MAPE = 0.00020595 , MAD = 145.7005
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 77304.9447 , MAPE = 0.00020085 , MAD = 141.3429
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 109342.35 , MAPE = 0.00017671 , MAD = 138.5091
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 136951.8921 , MAPE = 0.00020354 , MAD = 165.0759
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 141819.7308 , MAPE = 0.00020829 , MAD = 169.7673
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 156109.3669 , MAPE = 0.00022563 , MAD = 183.8356
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 88708.6027 , MAPE = 0.00021412 , MAD = 152.0355
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 68047.5111 , MAPE = 0.00017727 , MAD = 129.2304
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1851264.3981 , MAPE = 0.00057216 , MAD = 466.8618
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 618209.2358 , MAPE = 0.0010793 , MAD = 570.0007
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 71738.786 , MAPE = 0.00018145 , MAD = 132.8861
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 14535.422 , MAPE = 6.1134e-05 , MAD = 49.1256
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 11277.3278 , MAPE = 5.0642e-05 , MAD = 43.6032
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 15493.8611 , MAPE = 6.3189e-05 , MAD = 50.8603
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 16213.1794 , MAPE = 5.6371e-05 , MAD = 49.3166
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 44970.7424 , MAPE = 9.4197e-05 , MAD = 81.0999
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 165.2012 , MAPE = 6.0546e-06 , MAD = 5.0592
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 146041.3537 , MAPE = 0.00013825 , MAD = 129.0767
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 52394.9426 , MAPE = 0.00010638 , MAD = 92.2497
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 45867.634 , MAPE = 9.9084e-05 , MAD = 85.5344
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 138913.0481 , MAPE = 0.00014721 , MAD = 133.2588
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 51319.0854 , MAPE = 0.00010491 , MAD = 90.7969
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 235952.107 , MAPE = 0.00019347 , MAD = 178.6326
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 136616.0929 , MAPE = 0.00014462 , MAD = 132.0717
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 223982.0757 , MAPE = 0.00071697 , MAD = 83.9188
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 42003.9297 , MAPE = 9.3445e-05 , MAD = 76.779
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 43852.2705 , MAPE = 9.4001e-05 , MAD = 76.7292
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 27960.329 , MAPE = 8.6612e-05 , MAD = 68.1048
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 72873.817 , MAPE = 0.00011198 , MAD = 99.7524
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 50277.6323 , MAPE = 9.2588e-05 , MAD = 81.3762
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 33832.9026 , MAPE = 8.7555e-05 , MAD = 75.8257
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 22033.8175 , MAPE = 7.0261e-05 , MAD = 59.5529
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 542.1228 , MAPE = 1.1044e-05 , MAD = 9.161
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 413.3948 , MAPE = 9.7398e-06 , MAD = 8.0481
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 443.2883 , MAPE = 9.8279e-06 , MAD = 8.2802
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 505.2791 , MAPE = 1.0651e-05 , MAD = 8.8382
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 578.4123 , MAPE = 1.1413e-05 , MAD = 9.4712
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 771.9722 , MAPE = 1.2768e-05 , MAD = 10.8533
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 831.6839 , MAPE = 1.3484e-05 , MAD = 11.2563
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 481.3395 , MAPE = 1.024e-05 , MAD = 8.6358
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 539.9243 , MAPE = 1.1015e-05 , MAD = 9.144
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 730.7901 , MAPE = 1.2419e-05 , MAD = 10.5541

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 165.2012 , MAPE = 6.0546e-06 , MAD = 5.0592

### 14. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

#### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 2.785e-06 , MAPE = 4.8491e-07 , MAD = 0.0014156
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.9213e-06 , MAPE = 4.9234e-07 , MAD = 0.0014402
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.8113e-06 , MAPE = 5.6675e-07 , MAD = 0.0016376
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 4.2214e-06 , MAPE = 3.655e-07 , MAD = 0.0010178
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 7.2962e-06 , MAPE = 5.8317e-07 , MAD = 0.0016393
6	$(SE*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 8.5318e-06 , MAPE = 6.3703e-07 , MAD = 0.0018069
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.9868e-06 , MAPE = 5.0376e-07 , MAD = 0.0014721
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.4262e-06 , MAPE = 4.4825e-07 , MAD = 0.0013106
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.0132e-06 , MAPE = 1.1074e-07 , MAD = 0.00031424
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 5.7058e-06 , MAPE = 7.0099e-07 , MAD = 0.0020508
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 3.5939e-06 , MAPE = 5.3749e-07 , MAD = 0.0015787
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 9.0729e-06 , MAPE = 8.3438e-07 , MAD = 0.0024466
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 1.4323e-06 , MAPE = 3.6181e-07 , MAD = 0.0010502
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 1.2864e-05 , MAPE = 6.8221e-07 , MAD = 0.0019096
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 7.956e-06 , MAPE = 7.3458e-07 , MAD = 0.0021189
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 7.2678e-07 , MAPE = 2.3659e-07 , MAD = 0.00069302
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.6731e-11 , MAPE = 3.9851e-10 , MAD = 1.6208e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 8.5355e-07 , MAPE = 1.0361e-07 , MAD = 0.00029761
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 7.0158e-06 , MAPE = 5.8391e-07 , MAD = 0.0016153
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 4.477e-08 , MAPE = 3.8133e-08 , MAD = 0.00011202
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 5.5263e-06 , MAPE = 5.2496e-07 , MAD = 0.0014534
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.3332e-07 , MAPE = 1.0909e-07 , MAD = 0.00031033
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 5.2699e-06 , MAPE = 5.1267e-07 , MAD = 0.0014198
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 5.4093e-06 , MAPE = 5.105e-07 , MAD = 0.0014117
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 1.6814e-06 , MAPE = 3.6755e-07 , MAD = 0.0010723
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 5.6323e-05 , MAPE = 1.8515e-06 , MAD = 0.0052931
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 5.8383e-07 , MAPE = 9.9852e-08 , MAD = 0.00028862
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 1.1107e-06 , MAPE = 1.1836e-07 , MAD = 0.00033451
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 2.8269e-06 , MAPE = 4.2701e-07 , MAD = 0.0012008
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 8.2499e-06 , MAPE = 6.3832e-07 , MAD = 0.0017665
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 5.2765e-06 , MAPE = 6.1322e-07 , MAD = 0.0017321
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 7.6821e-06 , MAPE = 5.156e-07 , MAD = 0.0014232
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.1964e-06 , MAPE = 3.0418e-07 , MAD = 0.00087869
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.4595e-06 , MAPE = 5.3302e-07 , MAD = 0.0015603
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.6273e-06 , MAPE = 5.4493e-07 , MAD = 0.0015041
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.3985e-06 , MAPE = 3.2839e-07 , MAD = 0.00094927
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6043e-06 , MAPE = 3.4125e-07 , MAD = 0.0010017
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.69e-06 , MAPE = 5.634e-07 , MAD = 0.0015584
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.2405e-06 , MAPE = 5.9206e-07 , MAD = 0.0016277
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.2964e-06 , MAPE = 5.8439e-07 , MAD = 0.0016184
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.1364e-06 , MAPE = 4.158e-07 , MAD = 0.0011995
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.6463e-06 , MAPE = 5.6013e-07 , MAD = 0.0015482

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 1.6731e-11 , MAPE = 3.9851e-10 , MAD = 1.6208e-06

15. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0019631 , MAPE = 0.0004066 , MAD = 0.034344
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0033279 , MAPE = 0.00051906 , MAD = 0.043808
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0046666 , MAPE = 0.00063886 , MAD = 0.05354
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0012215 , MAPE = 0.00034349 , MAD = 0.027728
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0022224 , MAPE = 0.0004706 , MAD = 0.03825
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.001258 , MAPE = 0.00034702 , MAD = 0.02804
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0026684 , MAPE = 0.00048208 , MAD = 0.039869
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0034279 , MAPE = 0.00053746 , MAD = 0.044708
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.031291 , MAPE = 0.0010542 , MAD = 0.069485
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00032427 , MAPE = 0.00018058 , MAD = 0.014694
11	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)$	MSE = 0.0027026 , MAPE = 0.00050081 , MAD = 0.041051
	:	:
650	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.00204 , MAPE = 0.00042164 , MAD = 0.035731
651	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0015535 , MAPE = 0.00035896 , MAD = 0.030161
652	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0013335 , MAPE = 0.00033637 , MAD = 0.028032
653	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+RQ$	MSE = 0.0031214 , MAPE = 0.00059103 , MAD = 0.048044
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0019744 , MAPE = 0.00040813 , MAD = 0.034272
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.6677e-05 , MAPE = 3.8332e-05 , MAD = 0.0030957
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 34.6883 , MAPE = 0.045048 , MAD = 3.3413
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 7.5753 , MAPE = 0.026304 , MAD = 2.2069
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.3606 , MAPE = 0.011022 , MAD = 0.90914
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 56.999 , MAPE = 0.056512 , MAD = 4.311
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0031529 , MAPE = 0.00051619 , MAD = 0.043172
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 63.1455 , MAPE = 0.059586 , MAD = 4.5175
2059	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 34.8076 , MAPE = 0.045407 , MAD = 3.3783
2060	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER$	MSE = 0.0012215 , MAPE = 0.00031346 , MAD = 0.02639
	:	:
2358	$(SE*PER)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.012568 , MAPE = 0.0011009 , MAD = 0.091194
2359	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.023225 , MAPE = 0.0014395 , MAD = 0.11893
2360	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)$	MSE = 0.0019028 , MAPE = 0.00039295 , MAD = 0.033268
2769	$(SE*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00047754 , MAPE = 0.00022587 , MAD = 0.017992
2770	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.00050053 , MAPE = 0.00021651 , MAD = 0.01713
2771	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0013402 , MAPE = 0.00033789 , MAD = 0.028012
2772	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+LIN$	MSE = 0.0018459 , MAPE = 0.00040865 , MAD = 0.033592
	:	:
3630	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0021633 , MAPE = 0.00041579 , MAD = 0.03382
3631	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0051189 , MAPE = 0.0006606 , MAD = 0.054876
3632	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0024629 , MAPE = 0.0005482 , MAD = 0.044064
3633	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0016924 , MAPE = 0.00038925 , MAD = 0.032039
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013145 , MAPE = 0.00033571 , MAD = 0.027834
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00038498 , MAPE = 0.00021331 , MAD = 0.017255
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0025888 , MAPE = 0.00046285 , MAD = 0.038333
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0012611 , MAPE = 0.00033528 , MAD = 0.027501
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0016233 , MAPE = 0.00037936 , MAD = 0.031293
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0011347 , MAPE = 0.00036429 , MAD = 0.029587

-----  
 Good result :  $(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+LIN$

Error information : MSE = 1.6677e-05 , MAPE = 3.8332e-05 , MAD = 0.0030957

16. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 4.3431e-05 , MAPE = 6.0301e-07 , MAD = 0.0051737
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 4.224e-05 , MAPE = 5.9249e-07 , MAD = 0.0050912
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00020748 , MAPE = 9.6698e-07 , MAD = 0.006778
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0002209 , MAPE = 1.1354e-06 , MAD = 0.0081567
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 6.669e-05 , MAPE = 6.0176e-07 , MAD = 0.0042958
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00012343 , MAPE = 9.0507e-07 , MAD = 0.0066289
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.7461e-05 , MAPE = 3.8353e-07 , MAD = 0.003302
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.4336e-05 , MAPE = 6.2648e-07 , MAD = 0.0049958
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0001155 , MAPE = 8.3888e-07 , MAD = 0.0058978
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 3.1183e-05 , MAPE = 5.2724e-07 , MAD = 0.0046393
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 3.2613e-05 , MAPE = 4.3989e-07 , MAD = 0.0041011
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 4.2806e-05 , MAPE = 4.384e-07 , MAD = 0.0029801
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.1238e-07 , MAPE = 1.8923e-08 , MAD = 0.00013372
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.331e-05 , MAPE = 2.6654e-07 , MAD = 0.001821
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 8.5186e-05 , MAPE = 7.8116e-07 , MAD = 0.0056338
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.4045e-12 , MAPE = 1.261e-10 , MAD = 1.0226e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 5.9636e-05 , MAPE = 6.4798e-07 , MAD = 0.0046345
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 3.1069e-05 , MAPE = 5.0621e-07 , MAD = 0.0037004
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.00013837 , MAPE = 1.0261e-06 , MAD = 0.0073935
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 4.7597e-05 , MAPE = 5.0538e-07 , MAD = 0.0035299
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.3632e-05 , MAPE = 2.235e-07 , MAD = 0.0015312
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.00012763 , MAPE = 9.277e-07 , MAD = 0.0065845
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 3.2166e-05 , MAPE = 3.748e-07 , MAD = 0.0025677
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.3642e-05 , MAPE = 3.3057e-07 , MAD = 0.0022566
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.008e-05 , MAPE = 5.5533e-07 , MAD = 0.0048926
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.2979e-05 , MAPE = 5.8751e-07 , MAD = 0.0052035
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00017385 , MAPE = 9.2381e-07 , MAD = 0.0065641
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 3.3098e-05 , MAPE = 5.1173e-07 , MAD = 0.0045452
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00017216 , MAPE = 1.0904e-06 , MAD = 0.0078517
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.1613e-05 , MAPE = 3.3849e-07 , MAD = 0.0023738
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.1628e-05 , MAPE = 2.4769e-07 , MAD = 0.0016964
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.278e-05 , MAPE = 3.5756e-07 , MAD = 0.0024824
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00011296 , MAPE = 7.8178e-07 , MAD = 0.0054453
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 5.4096e-05 , MAPE = 4.4898e-07 , MAD = 0.0030311

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.4045e-12 , MAPE = 1.261e-10 , MAD = 1.0226e-06

17. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0019604 , MAPE = 0.0011147 , MAD = 0.035521
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0024791 , MAPE = 0.0012606 , MAD = 0.0401
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0035493 , MAPE = 0.00152 , MAD = 0.048236
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0031011 , MAPE = 0.001314 , MAD = 0.043021
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00064317 , MAPE = 0.00064685 , MAD = 0.019142
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00047111 , MAPE = 0.0005415 , MAD = 0.01634
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.001396 , MAPE = 0.00093634 , MAD = 0.029667
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0011758 , MAPE = 0.00086221 , MAD = 0.027275
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.067226 , MAPE = 0.0047059 , MAD = 0.11917
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00082236 , MAPE = 0.00071517 , MAD = 0.022092
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0020556 , MAPE = 0.0011486 , MAD = 0.03594
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.000935 , MAPE = 0.00073954 , MAD = 0.023251
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0014902 , MAPE = 0.00097259 , MAD = 0.031739
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00111 , MAPE = 0.00085545 , MAD = 0.028289
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.1379 , MAPE = 0.0094566 , MAD = 0.28743
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.9966e-05 , MAPE = 0.00016231 , MAD = 0.0048588
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 13.5023 , MAPE = 0.084025 , MAD = 2.4939
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 5.9421 , MAPE = 0.062974 , MAD = 1.889
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.6051 , MAPE = 0.031187 , MAD = 0.96008
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 13.4639 , MAPE = 0.083791 , MAD = 2.4902
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0076173 , MAPE = 0.0021381 , MAD = 0.067665
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 12.816 , MAPE = 0.078239 , MAD = 2.1787
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 0.0018228 , MAPE = 0.0011227 , MAD = 0.033919
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.012547 , MAPE = 0.002864 , MAD = 0.09091
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0018931 , MAPE = 0.0011098 , MAD = 0.036471
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0024708 , MAPE = 0.0012465 , MAD = 0.04006
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0011486 , MAPE = 0.00082096 , MAD = 0.026341
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00057088 , MAPE = 0.0005788 , MAD = 0.018239
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0019705 , MAPE = 0.0011065 , MAD = 0.036103
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0014768 , MAPE = 0.00099271 , MAD = 0.031667
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00189 , MAPE = 0.0010604 , MAD = 0.034363
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0020369 , MAPE = 0.0011583 , MAD = 0.037911
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0017459 , MAPE = 0.0010456 , MAD = 0.033805
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0021317 , MAPE = 0.0012078 , MAD = 0.038383

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.9966e-05 , MAPE = 0.00016231 , MAD = 0.0048588

18. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาล  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 2.8175e-10 , MAPE = 1.2579e-09 , MAD = 5.4011e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.4189e-10 , MAPE = 2.3741e-09 , MAD = 4.3591e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.3148e-12 , MAPE = 3.3661e-09 , MAD = 1.5844e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.1885e-10 , MAPE = 2.5728e-10 , MAD = 4.5346e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.0209e-07 , MAPE = 2.2901e-07 , MAD = 0.00021483
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 1.9332e-12 , MAPE = 1.3318e-09 , MAD = 1.0258e-06
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.2523e-10 , MAPE = 2.3303e-09 , MAD = 4.1493e-06
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 3.2286e-11 , MAPE = 4.1388e-10 , MAD = 1.758e-06
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.1185e-10 , MAPE = 3.4625e-10 , MAD = 4.4812e-06
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 403840.8891 , MAPE = 0.51947 , MAD = 516.586
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.4185e-10 , MAPE = 3.9365e-09 , MAD = 4.1002e-06
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.484e-10 , MAPE = 4.2554e-09 , MAD = 4.0936e-06
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.5507e-10 , MAPE = 4.343e-09 , MAD = 4.1831e-06
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.59e-10 , MAPE = 4.4102e-09 , MAD = 4.1951e-06
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.7881e-10 , MAPE = 5.8821e-10 , MAD = 4.068e-06
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.8488e-14 , MAPE = 3.6308e-12 , MAD = 1.8269e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.3948e-10 , MAPE = 2.6023e-10 , MAD = 3.6015e-06
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.382e-10 , MAPE = 4.086e-09 , MAD = 3.9444e-06
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.4461e-10 , MAPE = 4.1852e-09 , MAD = 4.0345e-06
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.444e-10 , MAPE = 4.1632e-09 , MAD = 4.0302e-06
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.4169e-10 , MAPE = 4.1289e-09 , MAD = 3.992e-06
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.3705e-10 , MAPE = 4.0179e-09 , MAD = 3.9869e-06
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 1.5492e-10 , MAPE = 4.3155e-09 , MAD = 4.1745e-06
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.3127e-10 , MAPE = 3.9028e-09 , MAD = 3.8394e-06
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 44061.2359 , MAPE = 0.14183 , MAD = 163.2806
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 39245.7108 , MAPE = 0.12366 , MAD = 153.2301
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.4858e-12 , MAPE = 3.9379e-09 , MAD = 1.6369e-06
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 43464.7898 , MAPE = 0.14025 , MAD = 162.2271
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6085e-10 , MAPE = 5.0852e-09 , MAD = 4.4196e-06
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.4878e-10 , MAPE = 4.2045e-09 , MAD = 4.0724e-06
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.3668e-10 , MAPE = 2.0684e-09 , MAD = 3.724e-06
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.1912e-10 , MAPE = 4.2151e-09 , MAD = 3.7778e-06
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.5251e-10 , MAPE = 4.3239e-09 , MAD = 4.1584e-06
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.4828e-10 , MAPE = 4.1579e-09 , MAD = 4.0593e-06

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.8488e-14 , MAPE = 3.6308e-12 , MAD = 1.8269e-07



19. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่  
ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00088894 , MAPE = 0.00049207 , MAD = 0.024311
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0011384 , MAPE = 0.00053215 , MAD = 0.026217
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00052663 , MAPE = 0.00036769 , MAD = 0.018118
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00038229 , MAPE = 0.00031139 , MAD = 0.015345
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00030425 , MAPE = 0.00028086 , MAD = 0.013791
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00018577 , MAPE = 0.00021804 , MAD = 0.010698
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00061562 , MAPE = 0.0004176 , MAD = 0.020593
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00071921 , MAPE = 0.00042223 , MAD = 0.020803
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0014525 , MAPE = 0.00028747 , MAD = 0.014428
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00024723 , MAPE = 0.00025982 , MAD = 0.012818
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00041647 , MAPE = 0.00032914 , MAD = 0.016438
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00079075 , MAPE = 0.00043852 , MAD = 0.021782
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00050773 , MAPE = 0.00036676 , MAD = 0.018109
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0010481 , MAPE = 0.00054524 , MAD = 0.026896
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00073008 , MAPE = 0.00042878 , MAD = 0.021125
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.5617e-06 , MAPE = 4.021e-05 , MAD = 0.0019988
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 47.5395 , MAPE = 0.10312 , MAD = 5.0326
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.00035632 , MAPE = 0.00030146 , MAD = 0.014792
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.058426 , MAPE = 0.0038212 , MAD = 0.18865
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 73.9375 , MAPE = 0.12128 , MAD = 5.834
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0014266 , MAPE = 0.00060412 , MAD = 0.029765
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 41.7102 , MAPE = 0.089958 , MAD = 4.4042
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 0.00032918 , MAPE = 0.00028846 , MAD = 0.014367
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00085984 , MAPE = 0.00045399 , MAD = 0.022686
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00050014 , MAPE = 0.00037077 , MAD = 0.018273
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00059897 , MAPE = 0.00041239 , MAD = 0.020343
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 8.1997e-05 , MAPE = 0.0001392 , MAD = 0.0068624
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00047477 , MAPE = 0.00036522 , MAD = 0.018009
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00059682 , MAPE = 0.00040969 , MAD = 0.020195
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00081472 , MAPE = 0.00048099 , MAD = 0.023845
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00030839 , MAPE = 0.00027394 , MAD = 0.013542
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00017087 , MAPE = 0.00019941 , MAD = 0.0097143
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00062582 , MAPE = 0.00041641 , MAD = 0.020528
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.001258 , MAPE = 0.00061795 , MAD = 0.030601

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 6.5617e-06 , MAPE = 4.021e-05 , MAD = 0.0019988

20. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม และวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา ของการแจกแจงไวบูลล์แบบเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 1.1353e-10 , MAPE = 7.414e-11 , MAD = 8.3424e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.0652e-10 , MAPE = 7.207e-11 , MAD = 8.111e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.3654e-10 , MAPE = 7.9906e-11 , MAD = 8.8803e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.4879e-10 , MAPE = 8.3941e-11 , MAD = 9.3009e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 2.1443e-10 , MAPE = 1.0313e-10 , MAD = 1.1018e-05
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 2.3395e-10 , MAPE = 1.0784e-10 , MAD = 1.153e-05
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 8.0751e-11 , MAPE = 6.1196e-11 , MAD = 6.8921e-06
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.0972e-10 , MAPE = 7.378e-11 , MAD = 8.1851e-06
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.3375e-09 , MAPE = 1.6775e-10 , MAD = 1.6866e-05
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 305.2402 , MAPE = 0.00011731 , MAD = 13.605
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.3556e-09 , MAPE = 1.4913e-10 , MAD = 1.527e-05
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.6843e-09 , MAPE = 1.2975e-10 , MAD = 1.3653e-05
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 9.4998e-10 , MAPE = 1.068e-10 , MAD = 1.1134e-05
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.8923e-09 , MAPE = 1.4337e-10 , MAD = 1.5099e-05
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.2551e-09 , MAPE = 3.5867e-10 , MAD = 3.5765e-05
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.1151e-12 , MAPE = 7.5771e-12 , MAD = 2.5889e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.2022e-09 , MAPE = 1.2586e-10 , MAD = 1.2886e-05
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.9045e-09 , MAPE = 1.4815e-10 , MAD = 1.5543e-05
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.8861e-09 , MAPE = 1.4614e-10 , MAD = 1.5358e-05
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.818e-09 , MAPE = 1.4559e-10 , MAD = 1.5284e-05
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.3e-09 , MAPE = 1.4289e-10 , MAD = 1.4596e-05
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.4065e-09 , MAPE = 1.2145e-10 , MAD = 1.2802e-05
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 5.1632e-10 , MAPE = 7.2352e-11 , MAD = 7.685e-06
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.9709e-09 , MAPE = 1.4739e-10 , MAD = 1.5485e-05
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 128.8381 , MAPE = 8.8297e-05 , MAD = 3.2243
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 99.0193 , MAPE = 7.7785e-05 , MAD = 2.7761
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 1.4727e-10 , MAPE = 8.2039e-11 , MAD = 9.1693e-06
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 107.5507 , MAPE = 8.0941e-05 , MAD = 2.9122
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.7952e-10 , MAPE = 9.2723e-11 , MAD = 9.9484e-06
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.1396e-09 , MAPE = 1.436e-10 , MAD = 1.4493e-05
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.599e-09 , MAPE = 1.369e-10 , MAD = 1.4441e-05
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.8281e-10 , MAPE = 6.1778e-11 , MAD = 6.1917e-06
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.1668e-10 , MAPE = 9.9334e-11 , MAD = 1.059e-05
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.3152e-09 , MAPE = 1.502e-10 , MAD = 1.5312e-05

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 1.1151e-12 , MAPE = 7.5771e-12 , MAD = 2.5889e-07

## 21. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### และฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 3.9109e-06 , MAPE = 8.6478e-07 , MAD = 0.0015834
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 3.8157e-06 , MAPE = 8.5459e-07 , MAD = 0.0015645
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.2774e-06 , MAPE = 9.2559e-07 , MAD = 0.0016544
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 8.3235e-07 , MAPE = 3.9803e-07 , MAD = 0.00071551
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 2.2358e-05 , MAPE = 1.4074e-06 , MAD = 0.0023192
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 4.6922e-06 , MAPE = 1.0232e-06 , MAD = 0.0018416
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 3.7325e-06 , MAPE = 8.452e-07 , MAD = 0.0015473
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 3.0017e-06 , MAPE = 7.5759e-07 , MAD = 0.0013871
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 4.4525e-05 , MAPE = 1.3659e-06 , MAD = 0.0021542
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 4.2247e-06 , MAPE = 9.1893e-07 , MAD = 0.0016643
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.4829e-05 , MAPE = 8.4754e-07 , MAD = 0.0013276
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 3.2924e-06 , MAPE = 8.1335e-07 , MAD = 0.001488
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.3441e-06 , MAPE = 5.0491e-07 , MAD = 0.00092543
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.8613e-06 , MAPE = 6.1839e-07 , MAD = 0.0011197
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.9213e-06 , MAPE = 7.4653e-07 , MAD = 0.0013694
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.2338e-09 , MAPE = 1.4528e-08 , MAD = 5.7328e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.9702e-05 , MAPE = 1.0408e-06 , MAD = 0.0016549
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.4325e-05 , MAPE = 9.3615e-07 , MAD = 0.0014815
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 4.1463e-07 , MAPE = 2.6364e-07 , MAD = 0.00045444
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.4694e-05 , MAPE = 9.683e-07 , MAD = 0.0015346
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.0019e-05 , MAPE = 9.4513e-07 , MAD = 0.0014747
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.9982e-05 , MAPE = 9.8663e-07 , MAD = 0.0015478
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 1.331e-05 , MAPE = 8.8667e-07 , MAD = 0.0013962
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.3452e-05 , MAPE = 8.6678e-07 , MAD = 0.0013633
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.0724e-06 , MAPE = 8.7638e-07 , MAD = 0.0015959
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 3.0316e-06 , MAPE = 7.546e-07 , MAD = 0.0013761
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.33e-06 , MAPE = 9.2663e-07 , MAD = 0.0016483
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 4.3905e-06 , MAPE = 9.0515e-07 , MAD = 0.0016506
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.3733e-07 , MAPE = 1.7058e-07 , MAD = 0.00028606
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.6317e-05 , MAPE = 1.0909e-06 , MAD = 0.0017418
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.8588e-05 , MAPE = 1.017e-06 , MAD = 0.0016039
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.8825e-05 , MAPE = 9.6921e-07 , MAD = 0.0015154
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.7408e-05 , MAPE = 1.0795e-06 , MAD = 0.001715
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.5333e-05 , MAPE = 1.0115e-06 , MAD = 0.0016071

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 2.2338e-09 , MAPE = 1.4528e-08 , MAD = 5.7328e-06

22. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00089605 , MAPE = 0.0002272 , MAD = 0.02264
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0019052 , MAPE = 0.00030811 , MAD = 0.031446
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.001327 , MAPE = 0.00025432 , MAD = 0.025796
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00066051 , MAPE = 0.00019378 , MAD = 0.019265
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0007219 , MAPE = 0.00021707 , MAD = 0.021716
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00020471 , MAPE = 0.00011298 , MAD = 0.010933
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0017352 , MAPE = 0.00029497 , MAD = 0.029971
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00080303 , MAPE = 0.00020533 , MAD = 0.020712
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0037221 , MAPE = 0.00029808 , MAD = 0.020439
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00085448 , MAPE = 0.00022315 , MAD = 0.022916
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0010403 , MAPE = 0.00025414 , MAD = 0.025935
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00071534 , MAPE = 0.00020452 , MAD = 0.020254
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00078698 , MAPE = 0.00019647 , MAD = 0.019972
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00039117 , MAPE = 0.00015221 , MAD = 0.015441
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.017577 , MAPE = 0.00094871 , MAD = 0.094775
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.08e-06 , MAPE = 2.1704e-05 , MAD = 0.0022179
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 75.1792 , MAPE = 0.062973 , MAD = 5.3926
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 4.3267 , MAPE = 0.016541 , MAD = 1.6231
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0024661 , MAPE = 0.00035454 , MAD = 0.035652
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 121.0767 , MAPE = 0.076982 , MAD = 6.8989
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0025791 , MAPE = 0.0003606 , MAD = 0.036374
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 28.8599 , MAPE = 0.037138 , MAD = 3.2364
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 0.00023251 , MAPE = 0.00012705 , MAD = 0.012232
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0029491 , MAPE = 0.00042416 , MAD = 0.042214
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00018124 , MAPE = 9.7673e-05 , MAD = 0.010013
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 3.9493e-05 , MAPE = 4.7073e-05 , MAD = 0.0047899
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0025953 , MAPE = 0.00039166 , MAD = 0.03863
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00035613 , MAPE = 0.0001376 , MAD = 0.014099
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0010022 , MAPE = 0.00023084 , MAD = 0.023119
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00022096 , MAPE = 0.00013759 , MAD = 0.012838
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00078677 , MAPE = 0.00022556 , MAD = 0.022399
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00029347 , MAPE = 0.00012895 , MAD = 0.012942
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.001226 , MAPE = 0.00025148 , MAD = 0.025257
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00026573 , MAPE = 0.00013414 , MAD = 0.013387

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.08e-06 , MAPE = 2.1704e-05 , MAD = 0.0022179

### 23. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร

#### และฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 4.3194e-06 , MAPE = 1.0321e-06 , MAD = 0.0016229
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 4.4653e-06 , MAPE = 1.0033e-06 , MAD = 0.0015834
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.1744e-05 , MAPE = 1.6726e-06 , MAD = 0.0026075
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.1969e-05 , MAPE = 1.5832e-06 , MAD = 0.0024212
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 4.4288e-06 , MAPE = 9.0836e-07 , MAD = 0.0013877
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 7.0908e-06 , MAPE = 1.0551e-06 , MAD = 0.001586
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 4.1078e-06 , MAPE = 1.0247e-06 , MAD = 0.0016089
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.9041e-06 , MAPE = 1.103e-06 , MAD = 0.0017123
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.0157e-05 , MAPE = 5.4426e-07 , MAD = 0.00079366
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 4.4241e-06 , MAPE = 9.9198e-07 , MAD = 0.0015662
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 2.7723e-05 , MAPE = 1.7781e-06 , MAD = 0.0026264
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 2.6343e-06 , MAPE = 5.7147e-07 , MAD = 0.00086778
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 4.6978e-06 , MAPE = 1.076e-06 , MAD = 0.0016921
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.1331e-06 , MAPE = 3.5979e-07 , MAD = 0.00054542
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 6.6317e-06 , MAPE = 1.4358e-06 , MAD = 0.0022535
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.2599e-09 , MAPE = 3.7163e-08 , MAD = 5.5398e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 4.909e-06 , MAPE = 4.3422e-07 , MAD = 0.00064604
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 7.6701e-06 , MAPE = 1.2899e-06 , MAD = 0.0020842
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 6.2776e-07 , MAPE = 3.3054e-07 , MAD = 0.00050092
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 2.2049e-05 , MAPE = 1.7651e-06 , MAD = 0.0026093
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.0635e-05 , MAPE = 1.6719e-06 , MAD = 0.0026433
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.7163e-05 , MAPE = 2.0227e-06 , MAD = 0.0029969
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 2.1443e-05 , MAPE = 1.8279e-06 , MAD = 0.0027136
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.9169e-05 , MAPE = 2.0403e-06 , MAD = 0.003018
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 1.0028e-05 , MAPE = 1.473e-06 , MAD = 0.0023176
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 5.6132e-06 , MAPE = 1.1061e-06 , MAD = 0.0017438
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 2.9606e-06 , MAPE = 9.1562e-07 , MAD = 0.0014041
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 6.0783e-06 , MAPE = 1.1512e-06 , MAD = 0.0018321
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.9774e-05 , MAPE = 1.72e-06 , MAD = 0.0025329
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.7085e-05 , MAPE = 2.0621e-06 , MAD = 0.0030605
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.9991e-05 , MAPE = 1.8298e-06 , MAD = 0.002699
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.9927e-05 , MAPE = 2.1781e-06 , MAD = 0.0032357
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.8245e-05 , MAPE = 1.5968e-06 , MAD = 0.0023298
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.9583e-05 , MAPE = 1.9678e-06 , MAD = 0.0029083

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.2599e-09 , MAPE = 3.7163e-08 , MAD = 5.5398e-05

24. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร  
และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00041001 , MAPE = 0.00012559 , MAD = 0.012782
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00041135 , MAPE = 0.00012583 , MAD = 0.012806
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00057475 , MAPE = 0.00014897 , MAD = 0.015193
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00019889 , MAPE = 9.5124e-05 , MAD = 0.0096107
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00039207 , MAPE = 0.00013895 , MAD = 0.014001
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0002601 , MAPE = 0.00011106 , MAD = 0.011059
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00053185 , MAPE = 0.00014356 , MAD = 0.014759
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00040595 , MAPE = 0.00012489 , MAD = 0.012718
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0024221 , MAPE = 0.00020368 , MAD = 0.016896
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00029026 , MAPE = 0.00011232 , MAD = 0.011301
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00061673 , MAPE = 0.00018075 , MAD = 0.017388
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00028534 , MAPE = 0.00011419 , MAD = 0.011273
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00040186 , MAPE = 0.00012489 , MAD = 0.012711
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00018033 , MAPE = 9.0016e-05 , MAD = 0.009168
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00060631 , MAPE = 0.00015243 , MAD = 0.015612
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.6431e-06 , MAPE = 1.8248e-05 , MAD = 0.001767
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 105.8507 , MAPE = 0.070245 , MAD = 6.5521
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 29.6104 , MAPE = 0.035898 , MAD = 3.6963
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.17454 , MAPE = 0.0025851 , MAD = 0.26376
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 109.1995 , MAPE = 0.071366 , MAD = 6.6208
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00069384 , MAPE = 0.00016335 , MAD = 0.01673
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 100.7811 , MAPE = 0.048027 , MAD = 4.8943
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 0.00010351 , MAPE = 6.891e-05 , MAD = 0.0067672
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0021 , MAPE = 0.00028568 , MAD = 0.029379
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 5.8464e-05 , MAPE = 4.9302e-05 , MAD = 0.0050476
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0003002 , MAPE = 0.00011136 , MAD = 0.011334
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00044527 , MAPE = 0.00013108 , MAD = 0.013491
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00053113 , MAPE = 0.00014949 , MAD = 0.015169
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0005378 , MAPE = 0.00014307 , MAD = 0.014627
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00018636 , MAPE = 0.00010077 , MAD = 0.0097735
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00040481 , MAPE = 0.00014473 , MAD = 0.014203
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00023568 , MAPE = 9.6006e-05 , MAD = 0.0098786
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00050977 , MAPE = 0.0001407 , MAD = 0.014459
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00011943 , MAPE = 8.1078e-05 , MAD = 0.0078635

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 6.6431e-06 , MAPE = 1.8248e-05 , MAD = 0.001767

25. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาล  
และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00032942 , MAPE = 0.00014661 , MAD = 0.014863
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00034766 , MAPE = 0.0001507 , MAD = 0.015287
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0006381 , MAPE = 0.00020203 , MAD = 0.020577
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00025381 , MAPE = 0.0001236 , MAD = 0.012558
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0001086 , MAPE = 8.2147e-05 , MAD = 0.0083205
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00042009 , MAPE = 0.00016741 , MAD = 0.017328
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00033826 , MAPE = 0.00014842 , MAD = 0.015047
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00046849 , MAPE = 0.00017483 , MAD = 0.017754
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.014915 , MAPE = 0.00045398 , MAD = 0.043184
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00024872 , MAPE = 0.00012368 , MAD = 0.012656
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00083744 , MAPE = 0.00023684 , MAD = 0.023949
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00025578 , MAPE = 0.0001259 , MAD = 0.012884
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00037579 , MAPE = 0.00015271 , MAD = 0.015696
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00010051 , MAPE = 7.8372e-05 , MAD = 0.0080646
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.099021 , MAPE = 0.0025602 , MAD = 0.25991
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.4415e-06 , MAPE = 1.1922e-05 , MAD = 0.0012594
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 51.8621 , MAPE = 0.054067 , MAD = 5.4098
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.0004584 , MAPE = 0.00016782 , MAD = 0.017499
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0029405 , MAPE = 0.00043844 , MAD = 0.044579
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 53.2303 , MAPE = 0.053956 , MAD = 5.3909
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00066116 , MAPE = 0.00020697 , MAD = 0.021073
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.0097783 , MAPE = 0.00037606 , MAD = 0.035506
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 5.031e-05 , MAPE = 5.6503e-05 , MAD = 0.0059378
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00014942 , MAPE = 0.00010543 , MAD = 0.010846
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00041902 , MAPE = 0.0001606 , MAD = 0.016404
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00046403 , MAPE = 0.00016817 , MAD = 0.017292
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00036311 , MAPE = 0.00016014 , MAD = 0.016429
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00018509 , MAPE = 0.00010552 , MAD = 0.010738
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00040983 , MAPE = 0.00016014 , MAD = 0.016484
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00022991 , MAPE = 0.00012433 , MAD = 0.012648
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0008063 , MAPE = 0.00022824 , MAD = 0.023266
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00026878 , MAPE = 0.0001279 , MAD = 0.012975
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0003877 , MAPE = 0.00015479 , MAD = 0.015931
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00019013 , MAPE = 0.00011264 , MAD = 0.011435

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.4415e-06 , MAPE = 1.1922e-05 , MAD = 0.0012594

## 26. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### วิธีการและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 2.7727e-05 , MAPE = 5.1649e-06 , MAD = 0.0041944
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.8465e-05 , MAPE = 5.1708e-06 , MAD = 0.0042058
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 3.942e-05 , MAPE = 6.3458e-06 , MAD = 0.0051272
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 4.9067e-05 , MAPE = 6.7033e-06 , MAD = 0.0052007
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00019683 , MAPE = 8.5959e-06 , MAD = 0.0064095
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00014481 , MAPE = 7.3094e-06 , MAD = 0.0054504
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.3161e-05 , MAPE = 4.9038e-06 , MAD = 0.0039834
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.396e-05 , MAPE = 5.0169e-06 , MAD = 0.0040807
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 6.482e-05 , MAPE = 2.7741e-06 , MAD = 0.001969
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 9.0678e-06 , MAPE = 2.9388e-06 , MAD = 0.0023621
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 3.2402e-06 , MAPE = 1.5837e-06 , MAD = 0.0012062
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 3.9637e-05 , MAPE = 6.2091e-06 , MAD = 0.0050383
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.0329e-05 , MAPE = 3.1868e-06 , MAD = 0.0026128
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.26607 , MAPE = 0.00041513 , MAD = 0.33579
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 7.9658e-05 , MAPE = 8.4726e-06 , MAD = 0.0069625
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.5103e-08 , MAPE = 1.2772e-07 , MAD = 9.1076e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 0.00017152 , MAPE = 4.787e-06 , MAD = 0.0033434
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 6.8195e-05 , MAPE = 8.1216e-06 , MAD = 0.006623
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 6.4504e-05 , MAPE = 8.5197e-06 , MAD = 0.006845
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.00019233 , MAPE = 8.8305e-06 , MAD = 0.0064162
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.6077e-05 , MAPE = 7.1754e-06 , MAD = 0.0057598
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.00014336 , MAPE = 7.9766e-06 , MAD = 0.0058228
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 6.3432e-06 , MAPE = 2.2786e-06 , MAD = 0.0017636
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00012557 , MAPE = 1.176e-05 , MAD = 0.0094001
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 1.3328e-05 , MAPE = 3.8602e-06 , MAD = 0.0031088
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 3.3847e-05 , MAPE = 5.7708e-06 , MAD = 0.004682
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 2.9708e-05 , MAPE = 5.613e-06 , MAD = 0.0044964
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 1.2176e-05 , MAPE = 3.2996e-06 , MAD = 0.002715
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 5.8544e-05 , MAPE = 2.6846e-06 , MAD = 0.0021222
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.5473e-05 , MAPE = 9.936e-06 , MAD = 0.00792
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.1344e-05 , MAPE = 6.1381e-06 , MAD = 0.004886
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.866e-05 , MAPE = 5.4159e-06 , MAD = 0.0043759
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.2672e-05 , MAPE = 3.1607e-06 , MAD = 0.0025137
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00017882 , MAPE = 1.4215e-05 , MAD = 0.011413

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.5103e-08 , MAPE = 1.2772e-07 , MAD = 9.1076e-05



## 27. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

วิธีการและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00048763 , MAPE = 0.00017072 , MAD = 0.017191
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.000575 , MAPE = 0.00018548 , MAD = 0.018673
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0011294 , MAPE = 0.00025146 , MAD = 0.025344
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00098893 , MAPE = 0.00025103 , MAD = 0.024303
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00030019 , MAPE = 0.00012299 , MAD = 0.012959
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.000241 , MAPE = 0.00011106 , MAD = 0.011605
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00062996 , MAPE = 0.00019294 , MAD = 0.019514
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00056528 , MAPE = 0.0001848 , MAD = 0.018573
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00769 , MAPE = 0.00032937 , MAD = 0.026738
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00025155 , MAPE = 0.00011367 , MAD = 0.011649
	⋮	⋮
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00083157 , MAPE = 0.00027541 , MAD = 0.023621
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0010112 , MAPE = 0.00029868 , MAD = 0.024689
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.0007138 , MAPE = 0.00026748 , MAD = 0.021949
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00044105 , MAPE = 0.00018805 , MAD = 0.015264
	⋮	⋮
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0026491 , MAPE = 0.0004904 , MAD = 0.040709
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.6819e-06 , MAPE = 1.7371e-05 , MAD = 0.0017196
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 73.2481 , MAPE = 0.068811 , MAD = 5.5619
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 13.8239 , MAPE = 0.035179 , MAD = 2.957
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0043509 , MAPE = 0.00061672 , MAD = 0.050547
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 42.3065 , MAPE = 0.053977 , MAD = 4.2626
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0018501 , MAPE = 0.00041049 , MAD = 0.034083
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.017454 , MAPE = 0.00083651 , MAD = 0.061126
	⋮	⋮
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 0.0012162 , MAPE = 0.00035103 , MAD = 0.029189
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0021681 , MAPE = 0.00043159 , MAD = 0.03553
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00083248 , MAPE = 0.00027654 , MAD = 0.022689
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00080063 , MAPE = 0.00028103 , MAD = 0.02309
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.0012983 , MAPE = 0.00035509 , MAD = 0.029335
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00074159 , MAPE = 0.00026458 , MAD = 0.021714
	⋮	⋮
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00094984 , MAPE = 0.0003004 , MAD = 0.024806
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00024231 , MAPE = 0.00014967 , MAD = 0.012654
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0013243 , MAPE = 0.00034634 , MAD = 0.02901
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0014925 , MAPE = 0.0003542 , MAD = 0.029307
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00086618 , MAPE = 0.00029004 , MAD = 0.023891
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00022563 , MAPE = 0.00014447 , MAD = 0.012226
-----		
Good result : $(PER*LIN)+(RQ*LIN)+(SE*PER*LIN)+SE+PER$		
Error information : MSE = 4.6819e-06 , MAPE = 1.7371e-05 , MAD = 0.0017196		

## 28. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร

### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 50732.2479 , MAPE = 0.00012752 , MAD = 100.4079
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 47992.782 , MAPE = 0.00012448 , MAD = 97.6277
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 66832.4535 , MAPE = 0.0001077 , MAD = 91.4438
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 91029.9562 , MAPE = 0.00013118 , MAD = 113.4854
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 94660.0886 , MAPE = 0.00013445 , MAD = 116.8204
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 104902.3357 , MAPE = 0.00014672 , MAD = 127.1214
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 54850.1883 , MAPE = 0.00013241 , MAD = 104.3301
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 42285.5679 , MAPE = 0.00010971 , MAD = 88.6343
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1203567.5244 , MAPE = 0.00035737 , MAD = 298.9963
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 593930.1432 , MAPE = 0.00092687 , MAD = 545.1457
	⋮	⋮
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 18252.1683 , MAPE = 4.2083e-05 , MAD = 39.4099
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 6884.5801 , MAPE = 3.0942e-05 , MAD = 28.2062
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 7256.1145 , MAPE = 3.3532e-05 , MAD = 28.8806
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 6116.53 , MAPE = 2.9094e-05 , MAD = 26.4884
	⋮	⋮
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 28341.8699 , MAPE = 5.8304e-05 , MAD = 53.2176
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 119.589 , MAPE = 4.0824e-06 , MAD = 3.5871
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 90039.181 , MAPE = 8.4521e-05 , MAD = 80.7919
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 33084.5837 , MAPE = 6.5954e-05 , MAD = 60.3451
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 28964.3767 , MAPE = 6.1393e-05 , MAD = 56.0596
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 86056.8028 , MAPE = 9.0285e-05 , MAD = 84.7836
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 32378.3447 , MAPE = 6.5004e-05 , MAD = 59.4012
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 156680.1077 , MAPE = 0.00012368 , MAD = 116.3786
	⋮	⋮
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 86827.8077 , MAPE = 9.4379e-05 , MAD = 88.1782
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 50577.9274 , MAPE = 7.0279e-05 , MAD = 65.5405
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 221527.5969 , MAPE = 0.000512 , MAD = 184.8708
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 209628.3426 , MAPE = 0.00049927 , MAD = 179.3195
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 10047.1485 , MAPE = 7.2825e-05 , MAD = 52.239
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 211015.108 , MAPE = 0.00050197 , MAD = 178.5414
	⋮	⋮
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 343.016 , MAPE = 6.8318e-06 , MAD = 6.035
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 540.6082 , MAPE = 8.2617e-06 , MAD = 7.4777
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 492.8263 , MAPE = 8.0653e-06 , MAD = 7.1547
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 350.9873 , MAPE = 6.7682e-06 , MAD = 6.0879
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 319.8808 , MAPE = 6.591e-06 , MAD = 5.8224
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 509.6587 , MAPE = 8.0194e-06 , MAD = 7.2554

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 119.589 , MAPE = 4.0824e-06 , MAD = 3.5871

## 29. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 2.2612e-06 , MAPE = 3.907e-07 , MAD = 0.0011976
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.5151e-06 , MAPE = 3.1587e-07 , MAD = 0.00098799
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 6.6663e-06 , MAPE = 3.8426e-07 , MAD = 0.0010689
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.8243e-06 , MAPE = 4.1459e-07 , MAD = 0.0012618
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.7042e-05 , MAPE = 8.2039e-07 , MAD = 0.0023865
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 5.3376e-05 , MAPE = 1.2267e-06 , MAD = 0.0035063
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.7336e-06 , MAPE = 3.3178e-07 , MAD = 0.0010683
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.1829e-06 , MAPE = 3.8025e-07 , MAD = 0.0011713
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.8187e-06 , MAPE = 1.4826e-07 , MAD = 0.00041773
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 3.4949e-06 , MAPE = 4.5767e-07 , MAD = 0.0014485
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.4305e-05 , MAPE = 5.6079e-07 , MAD = 0.0015476
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.1952e-05 , MAPE = 6.6226e-07 , MAD = 0.0018804
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 1.82e-05 , MAPE = 6.6239e-07 , MAD = 0.0018377
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 5.1895e-06 , MAPE = 5.6313e-07 , MAD = 0.0017848
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 9.9307e-07 , MAPE = 1.0465e-07 , MAD = 0.00029612
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.1986e-09 , MAPE = 9.569e-09 , MAD = 2.8592e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.1578e-06 , MAPE = 9.5261e-08 , MAD = 0.00028131
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.2083e-05 , MAPE = 6.6102e-07 , MAD = 0.0018735
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.6308e-07 , MAPE = 6.4753e-08 , MAD = 0.00019657
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 9.314e-06 , MAPE = 5.8168e-07 , MAD = 0.0016445
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.3847e-07 , MAPE = 1.1812e-07 , MAD = 0.00036604
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.0664e-05 , MAPE = 6.2589e-07 , MAD = 0.0017735
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 9.6456e-06 , MAPE = 6.3172e-07 , MAD = 0.0018017
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 9.0999e-06 , MAPE = 5.4759e-07 , MAD = 0.0015454
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 8.3683e-07 , MAPE = 2.3066e-07 , MAD = 0.00074223
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 6.0667e-07 , MAPE = 1.8825e-07 , MAD = 0.00060906
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 1.4476e-06 , MAPE = 2.9015e-07 , MAD = 0.00093732
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 6.3522e-07 , MAPE = 1.8556e-07 , MAD = 0.00060485
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.3984e-06 , MAPE = 3.9572e-07 , MAD = 0.0012273
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.3588e-05 , MAPE = 7.0192e-07 , MAD = 0.0019748
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.1994e-05 , MAPE = 1.0215e-06 , MAD = 0.0028909
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.2136e-05 , MAPE = 6.8047e-07 , MAD = 0.0019335
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.9503e-06 , MAPE = 3.6977e-07 , MAD = 0.0011654
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.2498e-05 , MAPE = 7.1332e-07 , MAD = 0.0020351

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 4.1986e-09 , MAPE = 9.569e-09 , MAD = 2.8592e-05

30. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ขวา

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00011296 , MAPE = 3.5338e-05 , MAD = 0.0091137
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00010562 , MAPE = 3.4417e-05 , MAD = 0.0088957
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00010711 , MAPE = 3.4975e-05 , MAD = 0.0090659
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00012912 , MAPE = 3.7308e-05 , MAD = 0.0095853
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00011627 , MAPE = 3.5057e-05 , MAD = 0.0090492
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 2.9065e-05 , MAPE = 1.7126e-05 , MAD = 0.0044195
7	$(SE*PER)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00010319 , MAPE = 3.3866e-05 , MAD = 0.0087372
8	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00010132 , MAPE = 3.3819e-05 , MAD = 0.008743
9	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0016352 , MAPE = 4.8325e-05 , MAD = 0.011427
10	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 5.5037e-05 , MAPE = 2.4747e-05 , MAD = 0.0064058
	:	:
808	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00036121 , MAPE = 4.8525e-05 , MAD = 0.012258
809	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 9.9005e-05 , MAPE = 3.2351e-05 , MAD = 0.0083479
810	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 0.00010687 , MAPE = 3.4578e-05 , MAD = 0.0089343
811	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(PER*RQ*LIN)+SE+PER$	MSE = 8.4668e-05 , MAPE = 3.0225e-05 , MAD = 0.0078187
	:	:
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 9.9023e-05 , MAPE = 3.3464e-05 , MAD = 0.0086729
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.0579e-07 , MAPE = 1.8826e-06 , MAD = 0.00043644
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 346.3467 , MAPE = 0.049265 , MAD = 12.4174
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 2.6697e-05 , MAPE = 1.7386e-05 , MAD = 0.0044415
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0001005 , MAPE = 3.3564e-05 , MAD = 0.0085394
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.0011642 , MAPE = 7.1066e-05 , MAD = 0.016894
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4e-05 , MAPE = 2.0918e-05 , MAD = 0.0053105
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.0013195 , MAPE = 7.0571e-05 , MAD = 0.016755
	:	:
2202	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+RQ+LIN$	MSE = 2.196e-05 , MAPE = 1.5694e-05 , MAD = 0.0040269
2203	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00011902 , MAPE = 3.7089e-05 , MAD = 0.0096057
2204	$(SE*PER*RQ)+(SE*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00013898 , MAPE = 3.8813e-05 , MAD = 0.010025
2205	$(SE*PER*RQ)+(SE*RQ)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00015502 , MAPE = 3.955e-05 , MAD = 0.010145
2206	$(SE*PER*RQ)+(SE*LIN)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00019776 , MAPE = 4.598e-05 , MAD = 0.01192
2207	$(SE*PER*RQ)+(RQ*PER)+SE+PER+RQ$	MSE = 0.00014863 , MAPE = 3.746e-05 , MAD = 0.0097026
	:	:
3634	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.7233e-05 , MAPE = 1.3226e-05 , MAD = 0.0032445
3635	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00051105 , MAPE = 4.1753e-05 , MAD = 0.0099118
3636	$(SE*PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00047376 , MAPE = 7.0678e-05 , MAD = 0.018143
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.339e-05 , MAPE = 1.5683e-05 , MAD = 0.0040747
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00063609 , MAPE = 8.0164e-05 , MAD = 0.020797
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00052466 , MAPE = 6.1508e-05 , MAD = 0.01564

Good result :

$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE+PER+RQ+LIN$

Error information : MSE = 4.0579e-07 , MAPE = 1.8826e-06 , MAD = 0.00043644

31. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00073935 , MAPE = 1.2837e-06 , MAD = 0.0097007
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.7701e-05 , MAPE = 3.6075e-07 , MAD = 0.0032095
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.5905e-05 , MAPE = 2.8467e-07 , MAD = 0.0021757
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0001366 , MAPE = 7.3165e-07 , MAD = 0.0058283
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00010946 , MAPE = 6.8255e-07 , MAD = 0.005533
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 2.5609e-05 , MAPE = 3.4667e-07 , MAD = 0.002857
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00012858 , MAPE = 6.6466e-07 , MAD = 0.0051494
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.6536e-05 , MAPE = 5.3369e-07 , MAD = 0.0048995
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.592e-05 , MAPE = 3.724e-07 , MAD = 0.0044005
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00016009 , MAPE = 7.4333e-07 , MAD = 0.0058242
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 8.6521e-06 , MAPE = 1.866e-07 , MAD = 0.0022848
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00017921 , MAPE = 7.1912e-07 , MAD = 0.0055372
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00013458 , MAPE = 6.4257e-07 , MAD = 0.0048278
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 6.1911e-05 , MAPE = 5.4908e-07 , MAD = 0.0046013
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 6.0821e-06 , MAPE = 1.2728e-07 , MAD = 0.0017039
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 6.757e-05 , MAPE = 4.7586e-07 , MAD = 0.0035359
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1087.9007 , MAPE = 0.0014715 , MAD = 22.7054
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 4.5331e-05 , MAPE = 3.9223e-07 , MAD = 0.0030549
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 9.6981e-06 , MAPE = 1.7626e-07 , MAD = 0.002319
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.1551e-10 , MAPE = 1.7077e-09 , MAD = 1.5939e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 4.7757e-05 , MAPE = 4.0102e-07 , MAD = 0.003107
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 4.8727e-05 , MAPE = 4.1116e-07 , MAD = 0.0030933
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0058381 , MAPE = 3.5308e-06 , MAD = 0.050519
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.9855e-05 , MAPE = 2.7493e-07 , MAD = 0.0020372
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.4342e-05 , MAPE = 3.9543e-07 , MAD = 0.0029949
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.1037e-05 , MAPE = 3.7715e-07 , MAD = 0.0028738
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00013769 , MAPE = 6.4868e-07 , MAD = 0.0049974
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.1042e-05 , MAPE = 1.7281e-07 , MAD = 0.0022974
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 3.3633e-05 , MAPE = 3.2108e-07 , MAD = 0.004152
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00031029 , MAPE = 9.1275e-07 , MAD = 0.0067777
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.9559e-05 , MAPE = 3.4716e-07 , MAD = 0.0025283
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.2295e-05 , MAPE = 2.6971e-07 , MAD = 0.0018718
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 4.2577e-05 , MAPE = 3.747e-07 , MAD = 0.0028222

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 6.1551e-10 , MAPE = 1.7077e-09 , MAD = 1.5939e-05

32. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0020407 , MAPE = 0.0014618 , MAD = 0.033173
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.0020292 , MAPE = 0.0014558 , MAD = 0.033126
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0031909 , MAPE = 0.0017583 , MAD = 0.041238
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0012984 , MAPE = 0.0012445 , MAD = 0.027877
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00038509 , MAPE = 0.00065337 , MAD = 0.014648
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00057959 , MAPE = 0.00078423 , MAD = 0.017418
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0020386 , MAPE = 0.001467 , MAD = 0.033318
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0021374 , MAPE = 0.0014468 , MAD = 0.033329
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0014765 , MAPE = 0.0011863 , MAD = 0.028121
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.001769 , MAPE = 0.0013649 , MAD = 0.031166
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0021278 , MAPE = 0.00144 , MAD = 0.033936
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.001766 , MAPE = 0.0013805 , MAD = 0.03126
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0012017 , MAPE = 0.0010507 , MAD = 0.024969
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0010736 , MAPE = 0.0011429 , MAD = 0.025721
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0024948 , MAPE = 0.0016038 , MAD = 0.03657
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0016545 , MAPE = 0.0012488 , MAD = 0.029546
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0034769 , MAPE = 0.0018921 , MAD = 0.043162
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 8.638 , MAPE = 0.092234 , MAD = 2.0465
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0050577 , MAPE = 0.0022249 , MAD = 0.052154
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.024892 , MAPE = 0.0017207 , MAD = 0.043982
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 8.7141 , MAPE = 0.092519 , MAD = 2.0552
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.0044288 , MAPE = 0.0020222 , MAD = 0.048092
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 3.4353 , MAPE = 0.060369 , MAD = 1.3675
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 9.4783 , MAPE = 0.097566 , MAD = 2.1638
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0057372 , MAPE = 0.0023915 , MAD = 0.055723
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.010392 , MAPE = 0.00060955 , MAD = 0.019921
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0025418 , MAPE = 0.001633 , MAD = 0.037704
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0015584 , MAPE = 0.0011999 , MAD = 0.028857
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0018004 , MAPE = 0.0013039 , MAD = 0.031127
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0035399 , MAPE = 0.001923 , MAD = 0.044407
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0034812 , MAPE = 0.0017667 , MAD = 0.042609
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.001805 , MAPE = 0.0013115 , MAD = 0.031149
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0024532 , MAPE = 0.0014522 , MAD = 0.035375

-----  
 Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 0.024892 , MAPE = 0.0017207 , MAD = 0.043982

33. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาล  
 อย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 2.7376e-10 , MAPE = 2.2979e-09 , MAD = 4.5397e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 2.7351e-10 , MAPE = 2.3263e-09 , MAD = 4.5514e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 4.9129e-12 , MAPE = 1.7056e-09 , MAD = 1.7041e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 4.2405e-10 , MAPE = 7.7533e-10 , MAD = 7.763e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 4.065e-10 , MAPE = 1.7993e-10 , MAD = 4.595e-06
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 3.32e-10 , MAPE = 1.9911e-09 , MAD = 4.7732e-06
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.8027e-12 , MAPE = 2.32e-09 , MAD = 1.8502e-06
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.2276e-12 , MAPE = 8.8727e-10 , MAD = 1.6682e-06
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 35756.9437 , MAPE = 0.044353 , MAD = 153.3817
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.4651e-12 , MAPE = 7.7101e-10 , MAD = 1.7959e-06
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 32014.8706 , MAPE = 0.039836 , MAD = 144.8156
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.9334e-12 , MAPE = 2.0807e-09 , MAD = 1.6994e-06
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.8328e-12 , MAPE = 1.3435e-09 , MAD = 1.7819e-06
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 4.64e-11 , MAPE = 1.6519e-10 , MAD = 1.7247e-06
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 3.8547e-10 , MAPE = 2.5252e-10 , MAD = 4.7765e-06
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 4.337e-10 , MAPE = 2.9446e-10 , MAD = 4.7046e-06
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 3.1858e-10 , MAPE = 9.3827e-10 , MAD = 4.0478e-06
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 2.9917e-10 , MAPE = 3.5431e-10 , MAD = 4.1907e-06
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 3.5439e-10 , MAPE = 1.3302e-10 , MAD = 4.186e-06
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 7.8411e-14 , MAPE = 5.7905e-12 , MAD = 1.3443e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 3.107e-10 , MAPE = 1.4485e-10 , MAD = 4.0724e-06
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 2.9416e-10 , MAPE = 4.1913e-09 , MAD = 4.2353e-06
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 2.6933e-10 , MAPE = 4.1881e-09 , MAD = 4.0718e-06
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 2.5401e-10 , MAPE = 4.043e-09 , MAD = 3.9517e-06
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.4859e-10 , MAPE = 3.8846e-09 , MAD = 3.9101e-06
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.2612e-10 , MAPE = 3.7257e-09 , MAD = 4.3467e-06
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 6.6962e-12 , MAPE = 1.7515e-09 , MAD = 1.9118e-06
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 33077.2372 , MAPE = 0.069808 , MAD = 150.7316
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 49778.3716 , MAPE = 0.091999 , MAD = 185.3325
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 5.7528e-12 , MAPE = 2.2639e-09 , MAD = 1.8406e-06
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.8591e-10 , MAPE = 4.1695e-09 , MAD = 4.1637e-06
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.7885e-10 , MAPE = 4.1917e-09 , MAD = 4.1368e-06
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.8095e-10 , MAPE = 4.1348e-09 , MAD = 4.1641e-06

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 7.8411e-14 , MAPE = 5.7905e-12 , MAD = 1.3443e-07

34. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีความไม่  
ปรกติอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00080842 , MAPE = 0.00047003 , MAD = 0.022183
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00053539 , MAPE = 0.00037836 , MAD = 0.017605
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00069923 , MAPE = 0.00045928 , MAD = 0.020734
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.0003321 , MAPE = 0.00030511 , MAD = 0.014405
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00038109 , MAPE = 0.00032985 , MAD = 0.015569
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00035948 , MAPE = 0.00032453 , MAD = 0.015391
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00049807 , MAPE = 0.00038456 , MAD = 0.017338
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00041236 , MAPE = 0.00033476 , MAD = 0.015874
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0002495 , MAPE = 0.00025478 , MAD = 0.012047
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00040419 , MAPE = 0.00035316 , MAD = 0.016112
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00033344 , MAPE = 0.00028997 , MAD = 0.013759
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0004758 , MAPE = 0.00038172 , MAD = 0.017051
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00027293 , MAPE = 0.00025786 , MAD = 0.012332
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00013621 , MAPE = 0.000198 , MAD = 0.0095233
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00043225 , MAPE = 0.00034512 , MAD = 0.015986
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 5.6592e-05 , MAPE = 0.0001225 , MAD = 0.0058621
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00041839 , MAPE = 0.00033866 , MAD = 0.015652
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 48.6248 , MAPE = 0.11434 , MAD = 5.244
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00055649 , MAPE = 0.0003992 , MAD = 0.018313
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.2597e-06 , MAPE = 2.207e-05 , MAD = 0.0010463
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 48.8012 , MAPE = 0.11424 , MAD = 5.2521
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.0026696 , MAPE = 0.00089335 , MAD = 0.042845
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.00072774 , MAPE = 0.00043198 , MAD = 0.020174
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 54.9301 , MAPE = 0.1184 , MAD = 5.4268
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00061991 , MAPE = 0.00041433 , MAD = 0.019236
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 50.0942 , MAPE = 0.10117 , MAD = 4.7822
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00041978 , MAPE = 0.00034082 , MAD = 0.015922
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0006173 , MAPE = 0.00041634 , MAD = 0.019307
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0010441 , MAPE = 0.00053153 , MAD = 0.024892
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00045828 , MAPE = 0.00035216 , MAD = 0.016387
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00086421 , MAPE = 0.00048082 , MAD = 0.022741
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.0003822 , MAPE = 0.00032382 , MAD = 0.015095
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00057996 , MAPE = 0.00041604 , MAD = 0.018893
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 2.2597e-06 , MAPE = 2.207e-05 , MAD = 0.0010463	



35. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
และวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 9.6003e-11 , MAPE = 5.4316e-11 , MAD = 7.4067e-06
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 7.7353e-11 , MAPE = 3.9724e-11 , MAD = 6.7392e-06
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 6.6923e-11 , MAPE = 3.6978e-11 , MAD = 6.1503e-06
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 7.6164e-11 , MAPE = 3.7142e-11 , MAD = 6.5581e-06
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 7.0642e-11 , MAPE = 4.8665e-11 , MAD = 6.6327e-06
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 1.0027e-10 , MAPE = 4.4083e-11 , MAD = 7.4549e-06
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 6.7777e-11 , MAPE = 3.5132e-11 , MAD = 6.1394e-06
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.2792e-11 , MAPE = 3.2133e-11 , MAD = 5.5634e-06
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 28.7215 , MAPE = 2.4517e-05 , MAD = 3.8841
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 7.4803e-11 , MAPE = 3.6629e-11 , MAD = 6.4404e-06
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 20.0353 , MAPE = 2.0478e-05 , MAD = 3.2402
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 7.3643e-11 , MAPE = 3.6686e-11 , MAD = 6.4286e-06
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 7.5161e-11 , MAPE = 3.6481e-11 , MAD = 6.4173e-06
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.1781e-09 , MAPE = 1.6434e-10 , MAD = 1.8838e-05
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.1787e-09 , MAPE = 1.6362e-10 , MAD = 1.9027e-05
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 6.0934e-09 , MAPE = 2.7862e-10 , MAD = 3.4912e-05
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.1928e-09 , MAPE = 1.5968e-10 , MAD = 1.7986e-05
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.3448e-09 , MAPE = 1.2839e-10 , MAD = 1.4847e-05
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 9.3823e-08 , MAPE = 1.4886e-09 , MAD = 0.00023983
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 8.2595e-13 , MAPE = 4.0472e-12 , MAD = 2.9446e-07
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 1.4343e-09 , MAPE = 1.3745e-10 , MAD = 1.6555e-05
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 2.4577e-09 , MAPE = 1.4818e-10 , MAD = 1.5672e-05
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 2.5833e-09 , MAPE = 1.4729e-10 , MAD = 1.5577e-05
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 2.5885e-09 , MAPE = 1.3646e-10 , MAD = 1.4415e-05
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.3732e-09 , MAPE = 1.4353e-10 , MAD = 1.5042e-05
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.4346e-09 , MAPE = 1.1167e-10 , MAD = 1.185e-05
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 7.8099e-11 , MAPE = 3.9514e-11 , MAD = 6.7414e-06
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 5.2592 , MAPE = 1.0506e-05 , MAD = 1.6322
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 61.4504 , MAPE = 3.5555e-05 , MAD = 5.6255
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 9.0911e-11 , MAPE = 4.0714e-11 , MAD = 7.1189e-06
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.3929e-09 , MAPE = 1.3428e-10 , MAD = 1.4127e-05
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.9854e-09 , MAPE = 1.325e-10 , MAD = 1.39e-05
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.2549e-09 , MAPE = 1.4096e-10 , MAD = 1.4794e-05

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 8.2595e-13 , MAPE = 4.0472e-12 , MAD = 2.9446e-07

### 36. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

#### และฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 1.2987e-06 , MAPE = 3.583e-07 , MAD = 0.00074418
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.3098e-06 , MAPE = 3.5912e-07 , MAD = 0.00074616
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.6265e-06 , MAPE = 5.891e-07 , MAD = 0.0011
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 1.3569e-06 , MAPE = 4.1996e-07 , MAD = 0.00085582
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.9743e-06 , MAPE = 5.2012e-07 , MAD = 0.0010526
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 1.7651e-06 , MAPE = 4.8384e-07 , MAD = 0.000995
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.871e-06 , MAPE = 5.1134e-07 , MAD = 0.00097774
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 9.8222e-07 , MAPE = 3.3892e-07 , MAD = 0.0006932
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2.2335e-07 , MAPE = 1.7533e-07 , MAD = 0.00034198
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.2041e-06 , MAPE = 3.4398e-07 , MAD = 0.00071367
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.5137e-06 , MAPE = 4.6861e-07 , MAD = 0.00095716
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 9.8018e-07 , MAPE = 3.1708e-07 , MAD = 0.00066092
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.4763e-06 , MAPE = 4.3014e-07 , MAD = 0.00087963
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.7224e-06 , MAPE = 4.6181e-07 , MAD = 0.00093785
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 7.1119e-05 , MAPE = 1.4386e-06 , MAD = 0.0023187
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.144e-06 , MAPE = 5.2524e-07 , MAD = 0.0010826
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 5.1358e-05 , MAPE = 9.608e-07 , MAD = 0.001495
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 4.8957e-05 , MAPE = 1.1995e-06 , MAD = 0.0019359
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.6947e-06 , MAPE = 4.4833e-07 , MAD = 0.00092939
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.669e-09 , MAPE = 2.1736e-08 , MAD = 6.4989e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 5.851e-05 , MAPE = 1.3551e-06 , MAD = 0.0021986
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 2.0805e-08 , MAPE = 3.2297e-08 , MAD = 6.0586e-05
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 3.1167e-07 , MAPE = 2.2636e-07 , MAD = 0.00043498
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 7.4601e-05 , MAPE = 1.4336e-06 , MAD = 0.0023261
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 6.9411e-07 , MAPE = 3.122e-07 , MAD = 0.00064206
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 3.7276e-05 , MAPE = 1.2139e-06 , MAD = 0.0019593
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.3506e-06 , MAPE = 3.7706e-07 , MAD = 0.00078307
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.2123e-06 , MAPE = 3.4425e-07 , MAD = 0.00071511
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.8872e-07 , MAPE = 1.5889e-07 , MAD = 0.00031183
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.317e-06 , MAPE = 3.7162e-07 , MAD = 0.00077244
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.0369e-05 , MAPE = 1.04e-06 , MAD = 0.0016747
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.1569e-07 , MAPE = 2.947e-07 , MAD = 0.00055911
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.5345e-05 , MAPE = 1.0679e-06 , MAD = 0.001707

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 3.669e-09 , MAPE = 2.1736e-08 , MAD = 6.4989e-06

37. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00069885 , MAPE = 0.0001517 , MAD = 0.019483
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00059239 , MAPE = 0.00013324 , MAD = 0.017549
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00037828 , MAPE = 0.00011146 , MAD = 0.014541
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00021516 , MAPE = 8.8908e-05 , MAD = 0.011266
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00032963 , MAPE = 0.00011377 , MAD = 0.014173
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.0002962 , MAPE = 0.00010732 , MAD = 0.012952
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00053892 , MAPE = 0.00012894 , MAD = 0.017038
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00019235 , MAPE = 8.2139e-05 , MAD = 0.010883
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2.1661e-05 , MAPE = 3.4155e-05 , MAD = 0.0036351
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00043418 , MAPE = 0.00011763 , MAD = 0.015219
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00018782 , MAPE = 9.0129e-05 , MAD = 0.010822
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00044254 , MAPE = 0.00011727 , MAD = 0.015336
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00010332 , MAPE = 6.7085e-05 , MAD = 0.007574
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00039678 , MAPE = 0.00013217 , MAD = 0.014741
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00043884 , MAPE = 0.00011634 , MAD = 0.015242
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.6228e-05 , MAPE = 3.7377e-05 , MAD = 0.0039839
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00052215 , MAPE = 0.00012647 , MAD = 0.016711
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 73.757 , MAPE = 0.052697 , MAD = 5.7283
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00045948 , MAPE = 0.00011764 , MAD = 0.015552
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.5558e-06 , MAPE = 1.2937e-05 , MAD = 0.0015959
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 73.8629 , MAPE = 0.052715 , MAD = 5.7291
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.00029913 , MAPE = 0.00011084 , MAD = 0.013329
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0014201 , MAPE = 0.00021282 , MAD = 0.027522
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 68.9278 , MAPE = 0.051476 , MAD = 5.3265
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00033122 , MAPE = 0.00010006 , MAD = 0.013231
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 80.0332 , MAPE = 0.054809 , MAD = 5.8276
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00029115 , MAPE = 9.6805e-05 , MAD = 0.012438
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00084771 , MAPE = 0.00016422 , MAD = 0.020997
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0004876 , MAPE = 0.00012626 , MAD = 0.016618
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00055165 , MAPE = 0.00014648 , MAD = 0.018796
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00015168 , MAPE = 7.9975e-05 , MAD = 0.0096177
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00044367 , MAPE = 0.00011655 , MAD = 0.01542
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00036953 , MAPE = 0.00011621 , MAD = 0.014906
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 4.5558e-06 , MAPE = 1.2937e-05 , MAD = 0.0015959	

## 38. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร

## และฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 3.6553e-06 , MAPE = 8.5988e-07 , MAD = 0.0014156
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.1384e-05 , MAPE = 1.3662e-06 , MAD = 0.0021767
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.4705e-06 , MAPE = 7.8723e-07 , MAD = 0.001289
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.1557e-06 , MAPE = 7.0537e-07 , MAD = 0.0011962
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 6.6569e-05 , MAPE = 1.8313e-06 , MAD = 0.002734
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 3.7207e-06 , MAPE = 8.642e-07 , MAD = 0.0014901
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.096e-06 , MAPE = 8.7051e-07 , MAD = 0.0014806
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.1758e-06 , MAPE = 9.5669e-07 , MAD = 0.001639
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.0645e-05 , MAPE = 1.5478e-06 , MAD = 0.0026741
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2.6253e-06 , MAPE = 7.8624e-07 , MAD = 0.0013329
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 7.4785e-07 , MAPE = 3.9434e-07 , MAD = 0.00064788
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.2537e-06 , MAPE = 8.8264e-07 , MAD = 0.0015069
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.4834e-06 , MAPE = 8.4831e-07 , MAD = 0.0014498
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 4.0796e-06 , MAPE = 9.1679e-07 , MAD = 0.0015666
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.3895e-06 , MAPE = 7.7915e-07 , MAD = 0.0012912
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 3.8315e-06 , MAPE = 9.5256e-07 , MAD = 0.0016162
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 8.5113 , MAPE = 0.0010835 , MAD = 1.9483
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.516e-05 , MAPE = 4.6915e-07 , MAD = 0.0006835
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.4782e-06 , MAPE = 7.6993e-07 , MAD = 0.0013083
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 6.132e-09 , MAPE = 2.3095e-08 , MAD = 3.8746e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 6.6935e-06 , MAPE = 3.4514e-07 , MAD = 0.00051416
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 3.8708e-06 , MAPE = 7.9516e-07 , MAD = 0.0013346
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 6.4366e-06 , MAPE = 1.2394e-06 , MAD = 0.0021036
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 4.2422e-05 , MAPE = 1.6971e-06 , MAD = 0.0025466
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.6132e-06 , MAPE = 9.4636e-07 , MAD = 0.0016274
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.8611e-05 , MAPE = 2.0984e-06 , MAD = 0.0031584
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 3.541e-06 , MAPE = 9.3401e-07 , MAD = 0.0015961
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 2.604e-06 , MAPE = 7.6341e-07 , MAD = 0.0012994
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 6.2189e-06 , MAPE = 1.0993e-06 , MAD = 0.0019003
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 2.2878e-06 , MAPE = 7.0059e-07 , MAD = 0.0011896
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 6.3712e-05 , MAPE = 2.3335e-06 , MAD = 0.0035036
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.063e-05 , MAPE = 1.9554e-06 , MAD = 0.0028926
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 5.1997e-05 , MAPE = 2.0866e-06 , MAD = 0.0031298

-----  
 Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 6.132e-09 , MAPE = 2.3095e-08 , MAD = 3.8746e-05

39. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร  
และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00041987 , MAPE = 0.00012563 , MAD = 0.014688
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00037834 , MAPE = 0.00011864 , MAD = 0.013904
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00045982 , MAPE = 0.00013042 , MAD = 0.015334
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 7.8428e-05 , MAPE = 5.7241e-05 , MAD = 0.0063833
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.0001378 , MAPE = 7.7337e-05 , MAD = 0.0086804
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00034102 , MAPE = 0.00011911 , MAD = 0.0134
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00050474 , MAPE = 0.00014207 , MAD = 0.016713
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 5.1499e-05 , MAPE = 4.5544e-05 , MAD = 0.004815
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00025881 , MAPE = 0.00010523 , MAD = 0.012262
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00036469 , MAPE = 0.00011834 , MAD = 0.013816
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00029012 , MAPE = 0.00010498 , MAD = 0.012278
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00037942 , MAPE = 0.00011976 , MAD = 0.014027
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00045437 , MAPE = 0.0001521 , MAD = 0.016916
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00015593 , MAPE = 7.5586e-05 , MAD = 0.0089218
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00036429 , MAPE = 0.00011746 , MAD = 0.013715
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 7.8537e-05 , MAPE = 5.7965e-05 , MAD = 0.0067135
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00046331 , MAPE = 0.00013317 , MAD = 0.015596
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 17.0638 , MAPE = 0.023692 , MAD = 2.522
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00045642 , MAPE = 0.00013368 , MAD = 0.015627
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 4.8514e-07 , MAPE = 4.4876e-06 , MAD = 0.00045924
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 86.6249 , MAPE = 0.059829 , MAD = 6.4105
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.006588 , MAPE = 0.00056194 , MAD = 0.061941
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.0004971 , MAPE = 0.00013645 , MAD = 0.015971
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 105.0737 , MAPE = 0.062902 , MAD = 6.5678
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.0007474 , MAPE = 0.00016706 , MAD = 0.019541
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.18306 , MAPE = 0.001611 , MAD = 0.13898
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00042996 , MAPE = 0.00012362 , MAD = 0.014398
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 7.9941e-05 , MAPE = 5.4978e-05 , MAD = 0.0063959
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 2.872e-05 , MAPE = 3.6287e-05 , MAD = 0.0039983
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00020109 , MAPE = 9.0539e-05 , MAD = 0.010524
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00049454 , MAPE = 0.00013454 , MAD = 0.015311
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00040198 , MAPE = 0.00012782 , MAD = 0.014895
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00080982 , MAPE = 0.00019298 , MAD = 0.02189
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 4.8514e-07 , MAPE = 4.4876e-06 , MAD = 0.00045924	

40. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีฤดูกาล  
และความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00031007 , MAPE = 0.00012745 , MAD = 0.01399
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00029008 , MAPE = 0.00012316 , MAD = 0.013487
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.0003527 , MAPE = 0.00013584 , MAD = 0.014946
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 0.00034935 , MAPE = 0.00013731 , MAD = 0.014952
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00014717 , MAPE = 8.5565e-05 , MAD = 0.00944
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00011374 , MAPE = 7.7075e-05 , MAD = 0.0082938
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00051761 , MAPE = 0.00016631 , MAD = 0.018261
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00015196 , MAPE = 8.3517e-05 , MAD = 0.0092413
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00012519 , MAPE = 8.117e-05 , MAD = 0.0089681
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00033109 , MAPE = 0.00013202 , MAD = 0.014487
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0004804 , MAPE = 0.00014985 , MAD = 0.016554
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00032151 , MAPE = 0.00012968 , MAD = 0.014189
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00021797 , MAPE = 0.00011356 , MAD = 0.012475
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00018038 , MAPE = 9.6399e-05 , MAD = 0.010321
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00033649 , MAPE = 0.00013504 , MAD = 0.014777
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00073931 , MAPE = 0.00019765 , MAD = 0.021941
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00034456 , MAPE = 0.00013336 , MAD = 0.014626
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 79.6373 , MAPE = 0.063374 , MAD = 6.7993
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00037222 , MAPE = 0.00013996 , MAD = 0.015404
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.9445e-06 , MAPE = 9.6051e-06 , MAD = 0.001034
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 52.2385 , MAPE = 0.049764 , MAD = 5.376
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.00032173 , MAPE = 0.00013058 , MAD = 0.01444
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.00060224 , MAPE = 0.00018324 , MAD = 0.020161
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 57.5265 , MAPE = 0.05228 , MAD = 5.6551
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00041459 , MAPE = 0.0001472 , MAD = 0.016148
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.3152 , MAPE = 0.0026702 , MAD = 0.26492
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0003297 , MAPE = 0.0001314 , MAD = 0.014406
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0003132 , MAPE = 0.00013042 , MAD = 0.014226
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.5659e-05 , MAPE = 3.0043e-05 , MAD = 0.0033026
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00021796 , MAPE = 0.00011078 , MAD = 0.012232
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 3.7119e-06 , MAPE = 1.3001e-05 , MAD = 0.0014067
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00041648 , MAPE = 0.00013846 , MAD = 0.015528
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00021562 , MAPE = 0.0001081 , MAD = 0.011846
	-----	
	Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	
	Error information : MSE = 1.9445e-06 , MAPE = 9.6051e-06 , MAD = 0.001034	

4.1. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขของข้อมูลมี  
แนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 1.3593e-05 , MAPE = 2.8297e-06 , MAD = 0.0027105
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 1.3493e-05 , MAPE = 2.8192e-06 , MAD = 0.0027008
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 2.39e-05 , MAPE = 3.7375e-06 , MAD = 0.0035987
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 2.8759e-06 , MAPE = 1.3043e-06 , MAD = 0.0012508
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 1.2545e-05 , MAPE = 2.7976e-06 , MAD = 0.002695
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 3.7623e-06 , MAPE = 1.4196e-06 , MAD = 0.0014175
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.577e-05 , MAPE = 3.0297e-06 , MAD = 0.0029073
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.5186e-06 , MAPE = 9.7053e-07 , MAD = 0.00086464
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.4419e-07 , MAPE = 5.6215e-07 , MAD = 0.00049325
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.5586e-05 , MAPE = 3.0151e-06 , MAD = 0.0028993
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.5054e-06 , MAPE = 1.6348e-06 , MAD = 0.0015691
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.5298e-05 , MAPE = 3.0373e-06 , MAD = 0.0029064
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.8756e-05 , MAPE = 3.0619e-06 , MAD = 0.0030313
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0035515 , MAPE = 4.0718e-05 , MAD = 0.042209
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.4627e-05 , MAPE = 2.9351e-06 , MAD = 0.0028107
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.2736e-05 , MAPE = 2.8988e-06 , MAD = 0.0026425
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.4296e-05 , MAPE = 2.9011e-06 , MAD = 0.0027788
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1711.4188 , MAPE = 0.026655 , MAD = 22.2499
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 1.1515e-05 , MAPE = 2.6867e-06 , MAD = 0.0025706
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.4561e-09 , MAPE = 3.9939e-08 , MAD = 3.4084e-05
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 122.2446 , MAPE = 0.0038147 , MAD = 2.734
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 1.493e-05 , MAPE = 2.9264e-06 , MAD = 0.0028369
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 1.3528e-05 , MAPE = 2.8623e-06 , MAD = 0.0027165
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.0003139 , MAPE = 7.9052e-06 , MAD = 0.0058683
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 5.2647e-06 , MAPE = 1.9004e-06 , MAD = 0.0017725
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.00021181 , MAPE = 6.7989e-06 , MAD = 0.0050549
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.2983e-05 , MAPE = 2.7502e-06 , MAD = 0.0026393
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.1827e-05 , MAPE = 2.7483e-06 , MAD = 0.0026234
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.0264e-06 , MAPE = 8.2712e-07 , MAD = 0.00069214
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.0529e-05 , MAPE = 2.557e-06 , MAD = 0.0024404
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 7.6966e-06 , MAPE = 2.3052e-06 , MAD = 0.0021856
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.4585e-05 , MAPE = 2.9548e-06 , MAD = 0.002824
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 1.0457e-05 , MAPE = 2.4328e-06 , MAD = 0.0020863

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 2.4561e-09 , MAPE = 3.9939e-08 , MAD = 3.4084e-05

4.2. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00023269 , MAPE = 8.865e-05 , MAD = 0.010935
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 0.00019247 , MAPE = 8.2992e-05 , MAD = 0.010177
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 0.00022469 , MAPE = 8.8495e-05 , MAD = 0.010879
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 9.8747e-05 , MAPE = 6.3439e-05 , MAD = 0.0075616
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 0.00038106 , MAPE = 0.0001243 , MAD = 0.015084
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 0.00017587 , MAPE = 8.6716e-05 , MAD = 0.010149
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.0002685 , MAPE = 9.7812e-05 , MAD = 0.01196
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.3643e-05 , MAPE = 4.3987e-05 , MAD = 0.0046839
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00019467 , MAPE = 8.9525e-05 , MAD = 0.010695
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00020047 , MAPE = 8.1639e-05 , MAD = 0.010025
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 8.4924e-05 , MAPE = 5.8485e-05 , MAD = 0.0068809
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00021776 , MAPE = 8.5196e-05 , MAD = 0.010499
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 0.00010119 , MAPE = 6.4969e-05 , MAD = 0.0076771
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00024017 , MAPE = 9.436e-05 , MAD = 0.011453
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.0002006 , MAPE = 8.1607e-05 , MAD = 0.010039
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00011043 , MAPE = 6.926e-05 , MAD = 0.0080984
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00021523 , MAPE = 8.5818e-05 , MAD = 0.010613
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 104.9195 , MAPE = 0.062596 , MAD = 7.0531
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00016906 , MAPE = 7.6939e-05 , MAD = 0.0094548
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.051e-06 , MAPE = 6.9841e-06 , MAD = 0.00075089
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 106.9565 , MAPE = 0.063251 , MAD = 7.1087
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 0.00019362 , MAPE = 9.0355e-05 , MAD = 0.010732
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 0.00023865 , MAPE = 8.9117e-05 , MAD = 0.010968
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 65.6001 , MAPE = 0.049964 , MAD = 5.5172
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 0.00018373 , MAPE = 8.2499e-05 , MAD = 0.010048
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 0.13482 , MAPE = 0.0015613 , MAD = 0.12157
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00046319 , MAPE = 0.00013168 , MAD = 0.01607
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00019966 , MAPE = 8.2087e-05 , MAD = 0.010154
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.0001912 , MAPE = 8.6363e-05 , MAD = 0.010561
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00020687 , MAPE = 8.4804e-05 , MAD = 0.010319
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00017347 , MAPE = 8.5878e-05 , MAD = 0.01037
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00016018 , MAPE = 7.5959e-05 , MAD = 0.0093221
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.00025169 , MAPE = 9.5612e-05 , MAD = 0.011986

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 1.051e-06 , MAPE = 6.9841e-06 , MAD = 0.00075089



### 43. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีวัฏจักร

#### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 25854.0957 , MAPE = 6.5224e-05 , MAD = 56.7237
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 24485.8696 , MAPE = 6.3712e-05 , MAD = 55.2165
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 33812.9688 , MAPE = 5.4464e-05 , MAD = 49.9781
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 52164.0658 , MAPE = 7.2083e-05 , MAD = 66.4978
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 54428.5522 , MAPE = 7.3896e-05 , MAD = 68.3808
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 60666.219 , MAPE = 8.1074e-05 , MAD = 75.0368
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3495.5441 , MAPE = 3.0033e-05 , MAD = 25.0626
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1390.6311 , MAPE = 1.7096e-05 , MAD = 15.0554
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 144347.0389 , MAPE = 0.00044455 , MAD = 293.8415
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3600.2243 , MAPE = 3.0454e-05 , MAD = 25.4355
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 131362.9946 , MAPE = 0.00042284 , MAD = 279.9353
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3708.4998 , MAPE = 3.085e-05 , MAD = 25.7546
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2159.9627 , MAPE = 2.2744e-05 , MAD = 19.6677
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 4890.3923 , MAPE = 1.8404e-05 , MAD = 17.6201
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2767.5978 , MAPE = 1.3167e-05 , MAD = 12.5873
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 4582.4234 , MAPE = 1.7554e-05 , MAD = 16.8108
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2835.9083 , MAPE = 1.3496e-05 , MAD = 12.891
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 49696.1733 , MAPE = 4.5454e-05 , MAD = 44.6583
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 15952.3993 , MAPE = 3.1602e-05 , MAD = 30.3794
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 72.1549 , MAPE = 2.2308e-06 , MAD = 2.0932
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 48120.828 , MAPE = 4.4318e-05 , MAD = 43.6254
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 18573.7711 , MAPE = 3.57e-05 , MAD = 34.3005
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 16326.5755 , MAPE = 3.3283e-05 , MAD = 31.9379
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 46296.1163 , MAPE = 4.7516e-05 , MAD = 46.3555
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 18171.3885 , MAPE = 3.5171e-05 , MAD = 33.7548
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 88299.2014 , MAPE = 6.6977e-05 , MAD = 65.2643
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 2379.8659 , MAPE = 2.54e-05 , MAD = 21.541
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 74918.2661 , MAPE = 0.00030523 , MAD = 208.5914
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 105124.1192 , MAPE = 0.00035775 , MAD = 245.6748
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1953.5624 , MAPE = 2.2053e-05 , MAD = 18.9077
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 267.2487 , MAPE = 4.1923e-06 , MAD = 4.0123
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 179.5451 , MAPE = 3.4951e-06 , MAD = 3.2932
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 355.4082 , MAPE = 4.7504e-06 , MAD = 4.5608
-----		
Good result : $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$		
Error information : MSE = 72.1549 , MAPE = 2.2308e-06 , MAD = 2.0932		

#### 44. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม

##### ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเปื้อน

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 1.0195e-06 , MAPE = 1.9266e-07 , MAD = 0.00074169
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 4.4638e-07 , MAPE = 1.4341e-07 , MAD = 0.00053909
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 1.1192e-06 , MAPE = 2.3383e-07 , MAD = 0.00086093
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 3.5454e-06 , MAPE = 3.949e-07 , MAD = 0.0013033
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 5.9043e-06 , MAPE = 4.7059e-07 , MAD = 0.0015009
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 9.7743e-06 , MAPE = 4.4392e-07 , MAD = 0.0013376
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.2665e-06 , MAPE = 2.5372e-07 , MAD = 0.00086303
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.2729e-06 , MAPE = 3.6653e-07 , MAD = 0.0011876
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.1924e-06 , MAPE = 4.0909e-07 , MAD = 0.0014908
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.5335e-06 , MAPE = 2.905e-07 , MAD = 0.0010202
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2.9635e-08 , MAPE = 3.728e-08 , MAD = 0.00012626
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 1.3459e-06 , MAPE = 2.5062e-07 , MAD = 0.00089262
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 2.0808e-07 , MAPE = 9.7709e-08 , MAD = 0.00034923
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.9993e-06 , MAPE = 2.7653e-07 , MAD = 0.001067
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 1.01e-06 , MAPE = 1.9209e-07 , MAD = 0.00073949
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 2.2943e-06 , MAPE = 3.3312e-07 , MAD = 0.0012417
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 7.4825e-07 , MAPE = 1.9303e-07 , MAD = 0.00072552
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.6434e-06 , MAPE = 9.6331e-08 , MAD = 0.00027807
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 3.4974e-06 , MAPE = 1.3211e-07 , MAD = 0.00038125
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 9.7121e-11 , MAPE = 5.3209e-10 , MAD = 2.4556e-06
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 4.6586e-06 , MAPE = 1.4767e-07 , MAD = 0.00040901
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 2.2699e-05 , MAPE = 6.8523e-07 , MAD = 0.0019822
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 2.1869e-05 , MAPE = 6.7585e-07 , MAD = 0.0019593
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 1.7732e-05 , MAPE = 6.2533e-07 , MAD = 0.0018133
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 2.2961e-05 , MAPE = 7.1033e-07 , MAD = 0.00206
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 1.9781e-05 , MAPE = 6.4996e-07 , MAD = 0.0018784
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 3.3325e-06 , MAPE = 3.3557e-07 , MAD = 0.0010709
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 8.0173e-07 , MAPE = 1.8599e-07 , MAD = 0.00071163
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 1.9056e-06 , MAPE = 3.1696e-07 , MAD = 0.0011531
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 7.8224e-07 , MAPE = 1.7351e-07 , MAD = 0.00067333
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.5148e-05 , MAPE = 7.7247e-07 , MAD = 0.0022579
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.1792e-07 , MAPE = 1.7428e-07 , MAD = 0.00066883
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 2.4245e-05 , MAPE = 7.4327e-07 , MAD = 0.0021429

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 9.7121e-11 , MAPE = 5.3209e-10 , MAD = 2.4556e-06

45. ค่าความคลาดเคลื่อนของฟังก์ชันเคอร์เนลที่น้อยที่สุดภายใต้เงื่อนไขข้อมูลมีแนวโน้ม  
 วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

ที่	ฟังก์ชันเคอร์เนล	ค่าความคลาดเคลื่อน
1	$(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*LIN)$	MSE = 8.7166e-05 , MAPE = 2.5945e-05 , MAD = 0.007611
2	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(PER*RQ)$	MSE = 8.318e-05 , MAPE = 2.5362e-05 , MAD = 0.0074384
3	$(SE*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)$	MSE = 6.8586e-05 , MAPE = 2.3284e-05 , MAD = 0.0068158
4	$(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)$	MSE = 8.086e-05 , MAPE = 2.5341e-05 , MAD = 0.0073905
5	$(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER)$	MSE = 4.2723e-05 , MAPE = 1.9054e-05 , MAD = 0.0055212
6	$(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*LIN)$	MSE = 3.4838e-05 , MAPE = 1.6362e-05 , MAD = 0.0046081
	:	:
427	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 8.0412e-05 , MAPE = 2.4863e-05 , MAD = 0.0072876
428	$(SE*LIN)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 9.4631e-05 , MAPE = 2.7931e-05 , MAD = 0.0080282
429	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.2429e-06 , MAPE = 4.5084e-06 , MAD = 0.0012458
430	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 8.191e-05 , MAPE = 2.5177e-05 , MAD = 0.0073841
431	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 3.0998e-05 , MAPE = 1.5202e-05 , MAD = 0.004222
432	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 8.784e-05 , MAPE = 2.6083e-05 , MAD = 0.0076412
433	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+SE$	MSE = 4.3627e-05 , MAPE = 1.8145e-05 , MAD = 0.0053021
	:	:
1189	$(PER*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 0.00011689 , MAPE = 3.1313e-05 , MAD = 0.0090472
1190	$(RQ*LIN)+(SE*PER)+(SE*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 8.4662e-05 , MAPE = 2.5596e-05 , MAD = 0.0075067
1191	$(PER*LIN)+(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 3.113e-05 , MAPE = 1.4731e-05 , MAD = 0.0041113
1192	$(SE*PER)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*RQ*LIN)+RQ+LIN$	MSE = 9.5457e-05 , MAPE = 2.6313e-05 , MAD = 0.0077546
	:	:
2050	$(SE*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 617.2537 , MAPE = 0.065232 , MAD = 18.0747
2051	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 7.9557e-05 , MAPE = 2.4944e-05 , MAD = 0.0073233
2052	$(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 2.9801e-07 , MAPE = 1.4317e-06 , MAD = 0.00039456
2053	$(SE*RQ*LIN)+(RQ*LIN)+LIN$	MSE = 626.1491 , MAPE = 0.065552 , MAD = 18.1425
2054	$(PER*RQ*LIN)+(SE*PER)+LIN$	MSE = 9.5245e-05 , MAPE = 2.7337e-05 , MAD = 0.0079135
2055	$(PER*RQ*LIN)+(SE*RQ)+LIN$	MSE = 7.6736e-05 , MAPE = 2.4388e-05 , MAD = 0.0071494
2056	$(PER*RQ*LIN)+(SE*LIN)+LIN$	MSE = 0.088984 , MAPE = 0.000386 , MAD = 0.092055
2057	$(PER*RQ*LIN)+(RQ*PER)+LIN$	MSE = 4.3802e-05 , MAPE = 1.8561e-05 , MAD = 0.0054512
2058	$(PER*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$	MSE = 101.8668 , MAPE = 0.015303 , MAD = 3.8687
	:	:
2869	$(SE*RQ)+(SE*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 0.00023223 , MAPE = 4.0598e-05 , MAD = 0.0119
2870	$(SE*RQ)+(PER*RQ)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 8.6142e-05 , MAPE = 2.5718e-05 , MAD = 0.0075588
2871	$(SE*RQ)+(PER*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 5.7618e-06 , MAPE = 6.0043e-06 , MAD = 0.0016566
2872	$(SE*RQ)+(RQ*LIN)+(SE*PER*RQ)+PER+LIN$	MSE = 7.5991e-05 , MAPE = 2.3835e-05 , MAD = 0.007014
	:	:
3637	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(PER*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 8.0934e-05 , MAPE = 2.6142e-05 , MAD = 0.0075956
3638	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*RQ)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 9.2752e-05 , MAPE = 2.6913e-05 , MAD = 0.0079242
3639	$(SE*PER*RQ*LIN)+(PER*LIN)+(RQ*LIN)+SE+PER+RQ+LIN$	MSE = 0.73449 , MAPE = 0.0018953 , MAD = 0.60093

Good result :  $(SE*RQ*LIN)+(LIN*PER)+LIN$

Error information : MSE = 2.9801e-07 , MAPE = 1.4317e-06 , MAD = 0.00039456

**ภาคผนวก ค**

ตัวแบบSARIMAที่เหมาะสมภายใต้การจำลอง 2 สถานการณ์ 45 เดือน

### เงื่อนไขที่ 1 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type			
Model ID	แนวโน้มสมมาตร	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	0.8803	0.0890	9.89	0.000
MA	1	0.6755	0.1385	4.88	0.000
SMA	12	0.8692	0.0772	11.27	0.000
Constant		0.06047	0.01542	23.76	0.000
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	15.3	25.3	45.1	56.4	
DF	5	17	29	41	
P-Value	0.053	0.190	0.062	0.100	

### เงื่อนไขที่ 2 ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type			
Model ID	วัฏจักรสมมาตร	Model_1	SARIMA(0,1,0)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
SMA	12	0.9549	0.0373	25.62	0.000
Constant		0.00128	0.03218	0.04	0.968
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	18.0	22.3	30.3	34.3	
DF	10	22	34	46	
P-Value	0.054	0.444	0.650	0.899	

### เงื่อนไขที่ 3 ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type			
Model ID	ฤดูกาลสมมาตร	Model_1	SARIMA(1,1,2)(1,2,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	0.3729	0.0806	4.63	0.000
SAR	12	-0.4766	0.0672	-7.09	0.000
MA	1	0.6365	0.0146	43.58	0.000
MA	2	0.3495	0.0446	7.83	0.000
SMA	12	0.9220	0.0535	17.24	0.000
Constant		-0.13838	0.06977	-1.98	0.049
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	3.5	20.9	32.7	36.7	
DF	6	18	30	42	
P-Value	0.746	0.286	0.335	0.700	

เงื่อนไขที่ 4 ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	ต้นสวนสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,1)(0,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.5920	0.0595	9.95	0.000
SMA 12	0.8503	0.0415	20.47	0.000
Constant	0.05467	0.03477	1.57	0.118

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	16.9	29.5	33.5	48.9
DF	9	21	33	45
P-Value	0.050	0.103	0.444	0.319

เงื่อนไขที่ 5 ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	แนวโน้มวัฏจักรสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(2,1,1)(2,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.9312	0.0737	12.64	0.000-
MA 1	0.9994	0.0001	9161.95	0.000
SMA 12	0.9125	0.0597	15.28	0.000
Constant	-0.00007047	0.00001872	-3.76	0.000

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	10.9	21.4	28.7	36.1
DF	5	17	29	41
P-Value	0.054	0.207	0.481	0.689

เงื่อนไขที่ 6 ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	แนวโน้มฤดูกาลสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4970	0.0670	7.41	0.000
MA 1	0.9813	0.0183	53.73	0.000
SMA 12	0.7554	0.0654	11.56	0.000
Constant	0.23053	0.09288	2.48	0.014

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	13.9	29.0	40.5	51.9
DF	8	20	32	44
P-Value	0.083	0.087	0.144	0.193

เงื่อนไขที่ 7 ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	แนวโน้มค่าสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,1)(0,1,1)	
Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
SMA 12	0.9549	0.0373	25.62	0.000
Constant	0.00128	0.03218	0.04	0.968
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	18.0	22.3	30.3	34.3
DF	10	22	34	46
P-Value	0.054	0.444	0.650	0.899

เงื่อนไขที่ 8 ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	ฤดูกาลวัฏจักรสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	
Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4988	0.0915	5.45	0.000
MA 1	0.8948	0.0463	19.31	0.000
SMA 12	0.8572	0.0814	10.53	0.000
Constant	0.1253	0.1115	1.12	0.263
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	10.4	22.7	37.2	49.4
DF	8	20	32	44
P-Value	0.239	0.302	0.240	0.265

เงื่อนไขที่ 9 ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	วัฏจักรค่าสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,1)(0,1,1)	
Final Estimates of Parameters				
Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.4830	0.0632	7.64	0.000
SMA 12	0.9331	0.0439	21.25	0.000
Constant	-0.05477	0.03611	-1.52	0.131
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic				
Lag	12	24	36	48
Chi-Square	12.3	28.4	46.1	54.8
DF	9	21	33	44
P-Value	0.196	0.129	0.064	0.128

### เงื่อนไขที่ 10 ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type	
Model ID	ฤดูกาลผันวนสมมาตร	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)
Final Estimates of Parameters			
Type	Coef	SE Coef	T P
AR 1	0.6181	0.1266	4.88 0.000
MA 1	0.8411	0.0859	9.79 0.000
SMA 12	0.8693	0.0529	16.43 0.000
Constant	-0.00631	0.01772	-0.36 0.722
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic			
Lag	12	24	36 48
Chi-Square	7.3	20.4	28.5 45.1
DF	8	20	32 44
P-Value	0.509	0.433	0.645 0.425

### เงื่อนไขที่ 11 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type	
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลสมมาตร	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)
Final Estimates of Parameters			
Type	Coef	SE Coef	T P
AR 1	0.6078	0.0626	9.70 0.000
MA 1	0.9671	0.0215	45.02 0.000
SMA 12	0.7844	0.0657	11.94 0.000
Constant	0.08451	0.05056	1.67 0.096
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic			
Lag	12	24	36 48
Chi-Square	12.2	20.5	31.7 42.5
DF	8	20	32 44
P-Value	0.143	0.425	0.482 0.536

### เงื่อนไขที่ 12 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร

Model Description		Model Type	
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรผันวนสมมาตร	Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)
Final Estimates of Parameters			
Type	Coef	SE Coef	T P
MA 1	0.3926	0.0747	5.26 0.000
SMA 12	0.8996	0.0556	16.18 0.000
Constant	-0.00412	0.07721	-0.05 0.957
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic			
Lag	12	24	36 48
Chi-Square	11.1	26.6	38.7 59.7
DF	9	21	33 45
P-Value	0.272	0.185	0.229 0.070



เงื่อนไขที่ 13 ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	แนวโน้มฤดูกาลผันวนสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.8259	0.0441	18.75	0.000
MA 1	0.9705	0.0149	64.92	0.000
SMA 12	0.7039	0.0591	11.91	0.000
Constant	-0.1019	0.1267	-0.80	0.422

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	14.4	25.6	35.5	44.3
DF	8	20	32	44
P-Value	0.073	0.180	0.308	0.461

เงื่อนไขที่ 14 ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	วัฏจักรฤดูกาลผันวนสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.3652	0.1814	2.01	0.046
MA 1	0.6478	0.1473	4.40	0.000
SMA 12	0.7421	0.0628	11.82	0.000
Constant	-0.0003614	0.0004664	-0.77	0.439

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	5.3	11.7	20.4	28.0
DF	8	20	32	44
P-Value	0.720	0.926	0.944	0.971

เงื่อนไขที่ 15 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลสมมาตร  
Model Description

Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลผันวนสมมาตร	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.5071	0.0676	7.50	0.000
MA 1	0.9831	0.0160	61.33	0.000
SMA 12	0.7424	0.0630	11.78	0.000
Constant	0.03535	0.01005	3.52	0.001

Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	5.5	19.4	26.9	33.0
DF	8	20	32	44
P-Value	0.707	0.497	0.724	0.888

### เงื่อนไขที่ 16 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	แนวโน้มเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(0,1,0)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
SMA 12	0.8983	0.2068	4.34	0.000
Constant	-62.98	35.88	-1.76	0.081

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	0.6	10	1.000
24	0.8	22	1.000
36	11.0	34	1.000
48	11.1	46	1.000

### เงื่อนไขที่ 17 ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	วัฏจักรเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(0,1,0)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
SMA 12	0.9461	0.0450	21.00	0.000
Constant	0.09627	0.04146	2.32	0.022

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	20.1	10	0.028
24	27.3	22	0.199
36	32.4	34	0.548
48	38.6	46	0.772

### เงื่อนไขที่ 18 ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	ฤดูกาลเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(1,1,2)(1,2,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.1370	0.1151	1.19	0.237
SAR 12	-0.5116	0.0776	-6.59	0.000
MA 1	0.6587	0.0497	13.25	0.000
MA 2	0.3516	0.0685	5.13	0.000
SMA 12	0.9164	0.0552	16.59	0.000
Constant	0.30077	0.01248	24.10	0.000

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	8.9	6	0.181
24	23.4	18	0.175
36	36.6	30	0.189
48	45.6	42	0.326

### เงื่อนไขที่ 19 ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ขวา

#### Model Description

Model ID	ต้นสวนเบ้ขวา	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	-0.2285	0.1070	-2.14	0.034
MA	1	0.5811	0.0891	6.52	0.000
SMA	12	0.9293	0.0429	21.68	0.000
Constant		0.05940	0.03627	1.64	0.103

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	6.9	12.4	18.4	27.3
DF	8	20	32	44
P-Value	0.553	0.901	0.974	0.977

### เงื่อนไขที่ 20 ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ขวา

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มวัฏจักรเบ้ขวา	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,0)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type		Coef	SE Coef	T	P
SMA	12	0.8632	0.0617	13.98	0.000
Constant		0.000242	0.002215	0.11	0.913

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11.8	20.1	26.7	29.9
DF	10	22	34	46
P-Value	0.297	0.576	0.811	0.968

### เงื่อนไขที่ 21 ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มฤดูกาลเบ้ขวา	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type		Coef	SE Coef	T	P
AR	1	0.3531	0.0990	3.56	0.000
MA	1	0.9085	0.0543	16.74	0.000
SMA	12	0.8608	0.0719	11.97	0.000
Constant		0.4185	0.2826	1.48	0.141

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	8.9	19.9	32.7	48.4
DF	8	20	32	44
P-Value	0.347	0.467	0.432	0.301

### เงื่อนไขที่ 22 ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type			
Model ID	แนวโน้มผันผวนเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
MA 1	0.4543	0.0832	5.46	0.000	
SMA 12	0.8695	0.0990	8.78	0.000	
Constant	-0.11651	0.08846	-1.32	0.190	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	19.3	29.4	34.7	49.4	
DF	9	21	33	45	
P-Value	0.053	0.105	0.386	0.302	

### เงื่อนไขที่ 23 ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type			
Model ID	ฤดูกาลวัฏจักรเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(1,1,1)(1,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
AR 1	0.6925	0.0674	10.28	0.000	
SAR 12	-0.3675	0.1150	-3.20	0.002	
MA 1	0.9956	0.0035	286.33	0.000	
SMA 12	0.8788	0.0648	13.57	0.000	
Constant	-0.09128	0.01123	-8.13	0.000	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	8.9	20.7	31.1	43.4	
DF	7	19	31	43	
P-Value	0.257	0.355	0.464	0.454	

### เงื่อนไขที่ 24 ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type			
Model ID	วัฏจักรผันผวนเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
MA 1	0.4664	0.0711	6.56	0.000	
SMA 12	0.8417	0.0603	13.95	0.000	
Constant	-0.02980	0.06925	-0.43	0.668	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	9.9	17.8	34.2	48.4	
DF	9	21	33	45	
P-Value	0.356	0.661	0.411	0.339	

### เงื่อนไขที่ 25 ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type
Model ID	ฤดูกาลผันผวนเบ้ขวา	Model_1 SARIMA(0,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.2851	0.0835	3.42	0.001
SMA 12	0.8922	0.0595	14.98	0.000
Constant	-0.01663	0.09085	-0.18	0.855

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	8.6	9	0.478
24	22.7	21	0.362
36	35.3	33	0.361
48	47.9	45	0.354

### เงื่อนไขที่ 26 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลเบ้ขวา	Model_1 SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.6125	0.0799	7.67	0.000
MA 1	0.9552	0.0478	19.97	0.000
SMA 12	0.8061	0.0792	10.18	0.000
Constant	0.08559	0.09227	0.93	0.355

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	11.7	8	0.166
24	18.7	20	0.542
36	30.7	32	0.532
48	38.4	44	0.708

### เงื่อนไขที่ 27 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรผันผวนเบ้ขวา	Model_1 SARIMA(0,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.3664	0.0874	4.19	0.000
SMA 12	0.8881	0.0739	12.01	0.000
Constant	0.0302	0.1167	0.26	0.796

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	12.3	9	0.195
24	24.1	21	0.287
36	38.6	33	0.232
48	56.8	45	0.112

### เงื่อนไขที่ 28 ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	แนวโน้มฤดูกาลผันผวนเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.8043	0.0751	10.71	0.000
MA 1	0.9486	0.0549	17.28	0.000
SMA 12	0.7785	0.0693	11.24	0.000
Constant	-0.1156	0.2306	-0.50	0.617

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	14.8	28.6	38.1	46.1
DF	8	20	32	44
P-Value	0.062	0.095	0.213	0.387

### เงื่อนไขที่ 29 ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	วัฏจักรฤดูกาลผันผวนเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.2506	0.0787	3.19	0.002
SMA 12	0.9125	0.0515	17.72	0.000
Constant	-0.0003215	0.0005979	-0.54	0.592

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	8.4	14.4	19.6	34.8
DF	9	21	33	45
P-Value	0.496	0.854	0.969	0.864

### เงื่อนไขที่ 30 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ขวา

Model Description		Model Type	
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลผันผวนเบ้ขวา	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.5314	0.0768	6.92	0.000
MA 1	0.9791	0.0335	29.22	0.000
SMA 12	0.7356	0.0742	9.92	0.000
Constant	0.02935	0.01147	2.56	0.012

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	5.0	17.9	23.4	29.0
DF	8	20	32	44
P-Value	0.753	0.593	0.867	0.961

### เงื่อนไขที่ 31 ข้อมูลมีแนวโน้มอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	ต้นผวนเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(1,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.8559	0.1194	7.17	0.000
MA 1	0.7032	0.1657	4.24	0.000
SMA 12	0.9084	0.0668	13.60	0.000
Constant	0.3101	0.3141	0.99	0.325

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	11.5	24.9	43.9	58.5
DF	8	20	32	44
P-Value	0.175	0.207	0.078	0.071

### เงื่อนไขที่ 32 ข้อมูลมีวัฏจักรอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	วัฏจักรเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,0)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
SMA 12	0.8926	0.0581	15.35	0.000
Constant	0.02205	0.05914	0.37	0.710

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	14.6	19.4	30.8	35.6
DF	10	22	34	46
P-Value	0.148	0.621	0.627	0.865

### เงื่อนไขที่ 33 ข้อมูลมีฤดูกาลอย่างเดียว และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	ฤดูกาลเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,2)(1,2,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
SAR 12	-0.6079	0.0806	-7.54	0.000
MA 1	0.4667	0.0872	5.35	0.000
MA 2	0.4760	0.0866	5.50	0.000
SMA 12	0.8567	0.0729	11.75	0.000
Constant	0.51848	0.05992	8.65	0.000

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	9.0	20.7	31.1	43.5
DF	7	19	31	43
P-Value	0.252	0.355	0.460	0.449

### เงื่อนไขที่ 34 ข้อมูลมีความไม่ปรกติอย่างเดี่ยว และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	ต้นสวนเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,1)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.7074	0.0642	11.02	0.000
SMA 12	0.9337	0.0536	17.43	0.000
Constant	0.11588	0.03554	3.26	0.001

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	7.2	11.8	17.7	27.3
DF	9	21	33	45
P-Value	0.618	0.944	0.986	0.983

### เงื่อนไขที่ 35 ข้อมูลมีแนวโน้มและวัฏจักร และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มวัฏจักรเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(0,1,0)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
SMA 12	0.9034	0.0540	16.74	0.000
Constant	-0.000763	0.001649	-0.46	0.644

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	17.1	27.0	31.8	38.7
DF	10	22	34	46
P-Value	0.071	0.210	0.577	0.767

### เงื่อนไขที่ 36 ข้อมูลมีแนวโน้มและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มฤดูกาลเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type	
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)	

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4852	0.0776	6.25	0.000
MA 1	0.9742	0.0329	29.61	0.000
SMA 12	0.7747	0.0770	10.07	0.000
Constant	0.3753	0.1326	2.83	0.005

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	12	24	36	48
Chi-Square	13.1	28.0	38.9	49.2
DF	8	20	32	44
P-Value	0.108	0.108	0.187	0.272



### เงื่อนไขที่ 37 ข้อมูลมีแนวโน้มและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type			
Model ID	แนวโน้มต้นความเบ้ซ้าย	Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
MA 1	0.3010	0.0816	3.69	0.000	
SMA 12	0.9212	0.0587	15.71	0.000	
Constant	-0.06933	0.08153	-0.85	0.397	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	15.9	23.1	29.8	44.4	
DF	9	21	33	45	
P-Value	0.069	0.340	0.629	0.499	

### เงื่อนไขที่ 38 ข้อมูลมีวัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type			
Model ID	ฤดูกาลวัฏจักรเบ้ซ้าย	Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
AR 1	0.5043	0.1063	4.74	0.000	
MA 1	0.8865	0.0577	15.36	0.000	
SMA 12	0.8636	0.1014	8.52	0.000	
Constant	0.2133	0.1594	1.34	0.183	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	9.5	19.5	32.1	44.5	
DF	8	20	32	44	
P-Value	0.302	0.487	0.460	0.449	

### เงื่อนไขที่ 39 ข้อมูลมีวัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type			
Model ID	วัฏจักรผันผวนเบ้ซ้าย	Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)		
Final Estimates of Parameters					
Type	Coef	SE Coef	T	P	
MA 1	0.3274	0.0958	3.42	0.001	
SMA 12	0.8278	0.0896	9.24	0.000	
Constant	0.0951	0.1364	0.70	0.487	
Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic					
Lag	12	24	36	48	
Chi-Square	10.1	24.0	41.9	60.6	
DF	9	21	33	45	
P-Value	0.345	0.291	0.139	0.060	

### เงื่อนไขที่ 40 ข้อมูลมีฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type
Model ID	ฤดูกาลผันผวนเบ้ซ้าย Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.2658	0.0826	3.22	0.002
SMA 12	0.8620	0.0668	12.90	0.000
Constant	-0.0203	0.1086	-0.19	0.852

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	5.0	9	0.831
24	23.4	21	0.322
36	29.5	33	0.643
48	42.6	45	0.576

### เงื่อนไขที่ 41 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและฤดูกาล และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลเบ้ซ้าย Model_1	SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4978	0.0814	6.11	0.000
MA 1	0.9609	0.0288	33.38	0.000
SMA 12	0.8705	0.0760	11.45	0.000
Constant	0.10515	0.04476	2.35	0.020

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	8.5	8	0.386
24	17.1	20	0.644
36	26.6	32	0.734
48	49.3	44	0.271

### เงื่อนไขที่ 42 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักรและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

Model Description		Model Type
Model ID	แนวโน้มวัฏจักรผันผวนเบ้ซ้าย Model_1	SARIMA(0,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.3842	0.0810	4.74	0.000
SMA 12	0.9188	0.0564	16.28	0.000
Constant	-0.00744	0.08522	-0.09	0.931

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	14.9	9	0.092
24	29.3	21	0.108
36	40.3	33	0.179
48	60.4	45	0.062

### เงื่อนไขที่ 43 ข้อมูลมีแนวโน้ม ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มฤดูกาลผันผวนเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.8287	0.0847	9.79	0.000
MA 1	0.9333	0.0602	15.50	0.000
SMA 12	0.7263	0.0734	9.90	0.000
Constant	0.0722	0.2251	0.32	0.749

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	7.0	8	0.534
24	17.1	20	0.647
36	28.8	32	0.632
48	37.0	44	0.765

### เงื่อนไขที่ 44 ข้อมูลมีวัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	วัฏจักรฤดูกาลผันผวนเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
MA 1	0.2285	0.0908	2.52	0.013
SMA 12	0.8920	0.0713	12.51	0.000
Constant	0.0002443	0.0009216	0.27	0.791

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	5.7	9	0.768
24	17.5	21	0.679
36	20.2	33	0.961
48	29.7	45	0.962

### เงื่อนไขที่ 45 ข้อมูลมีแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาลและความไม่ปรกติ และข้อมูลเบ้ซ้าย

#### Model Description

Model ID	แนวโน้มวัฏจักรฤดูกาลผันผวนเบ้ซ้าย	Model_1	Model Type
			SARIMA(1,1,1)(0,1,1)

#### Final Estimates of Parameters

Type	Coef	SE Coef	T	P
AR 1	0.4599	0.0794	5.79	0.000
MA 1	0.9873	0.0096	102.58	0.000
SMA 12	0.8706	0.0637	13.66	0.000
Constant	0.066108	0.009090	7.27	0.000

#### Modified Box-Pierce (Ljung-Box) Chi-Square statistic

Lag	Chi-Square	DF	P-Value
12	9.3	8	0.320
24	17.2	20	0.641
36	26.9	32	0.725
48	32.6	44	0.898

ภาคผนวก ง

ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทย

ข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้ารายเดือนของประเทศไทยจากเว็บไซต์

<http://www2.bot.or.th/statistics/BOTWEBSTAT.aspx?reportID=856&language=TH>

ธนาคารแห่งประเทศไทย

EC\_EI\_015\_S2 : เครื่องชี้การใช้จ่ายเพื่อการอุปโภคบริโภคภาคเอกชน

หน่วย : ล้านดอลลาร์ สรอ.หรือตามระบุ

ปรับปรุงล่าสุด : 31 ต.ค. 2560 14:30

วันที่เรียกข้อมูล : 20 พ.ย. 2560 11:29

การใช้กระแสไฟฟ้า (ล้านกิโลวัตต์-ชั่วโมง)

ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548	2548
9,616.32	9,742.06	11,165.43	10,645.34	11,524.95	10,928.14	10,754.20	10,800.45	10,546.37	10,773.80	10,325.34	9,698.95
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549	2549
10,104.43	10,138.38	11,933.75	10,938.29	11,694.61	11,400.93	11,505.51	11,518.19	11,229.71	11,370.27	11,230.64	10,470.28
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550	2550
10,623.43	10,268.38	12,499.76	11,401.98	12,016.29	11,944.12	11,935.58	12,067.73	11,797.95	11,825.81	11,023.15	11,174.82
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551	2551
11,287.79	10,902.27	12,568.31	11,858.24	12,415.07	12,156.87	12,440.51	12,406.64	11,796.25	12,074.21	10,745.03	9,900.64
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552	2552
9,758.41	10,426.80	12,135.50	11,435.06	12,124.89	12,023.12	12,193.32	12,526.48	12,163.68	12,420.31	11,604.09	11,489.75

ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553	2553
11,790.90	11,844.66	13,604.44	13,083.23	14,011.96	13,469.19	13,483.64	13,051.47	12,990.23	12,961.78	12,276.02	12,184.24
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554	2554
11,905.79	11,862.37	13,122.24	12,578.25	13,771.07	13,468.09	13,699.67	13,762.09	13,429.52	12,598.82	11,723.62	11,435.46
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555	2555
12,558.51	13,107.10	14,611.37	13,860.84	14,929.52	14,182.72	14,421.03	14,263.65	13,814.13	14,404.31	14,032.70	13,512.22
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556	2556
13,238.31	13,032.34	15,204.37	14,141.39	15,473.53	14,305.40	14,345.04	14,440.27	13,985.70	14,186.76	13,767.96	12,025.74
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557	2557
12,275.16	12,588.17	15,223.81	14,537.50	15,810.81	14,952.29	15,001.28	14,849.71	14,599.48	14,660.16	14,306.01	13,209.20
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558	2558
12,862.43	12,907.41	15,579.09	14,574.35	16,330.97	15,500.21	15,500.96	15,260.48	14,968.34	15,118.14	14,933.55	14,285.02
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559	2559
14,039.58	13,485.74	16,302.69	16,109.69	17,067.09	15,450.12	15,494.63	16,027.05	15,352.78	15,538.05	15,087.83	14,113.27
ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.
2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560	2560
14,070.63	13,618.04	16,539.15	15,326.07	16,511.03	15,921.58	15,672.75	16,403.54	16,047.97			

ที่มา: การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (ยอดการใช้รวมเป็นข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ยอดการใช้แยกตามสาขาเศรษฐกิจเป็นข้อมูลการไฟฟ้านครหลวงและการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค)