

การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ  
ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับการจำแนกประเภท  
กลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน

อกนิษฐ์ ทองจิตร

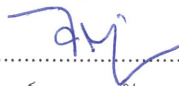
ดุขฎิณิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุขฎิณิบัณฑิต  
สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา  
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา มหาวิทยาลัยบูรพา  
ธันวาคม 2561  
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

คณะกรรมการควบคุมคุณิพนธ์และคณะกรรมการสอบคุณิพนธ์ ได้พิจารณา  
คุณิพนธ์ ของ อภินิษฐ์ ทองจิตร ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตร  
ปรัชญาคุณิพนธ์บัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมคุณิพนธ์

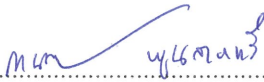


.....อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง)



.....อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพายัพ)

คณะกรรมการสอบคุณิพนธ์



.....ประธาน  
(รองศาสตราจารย์ ดร.กานดา พุนลาภทวี)



.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง)



.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพายัพ)



.....กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภัทราวดี มากมี)



.....กรรมการ  
(ดร.กนก พานทอง)

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญาอนุมัติให้รับคุณิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง  
ของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาคุณิพนธ์บัณฑิต สาขาวิชาการวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา  
ของมหาวิทยาลัยบูรพา



.....คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัย  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภัทราวดี มากมี) และวิทยาการปัญญา

วันที่ 16 เดือน มีนาคม พ.ศ. 2561

## กิตติกรรมประกาศ

ดุष्ฎิณิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จได้ด้วยคามกรุณาจาก ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.จตุภัทร เมฆพ่ายพ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่กรุณาให้คำปรึกษา แนะนำแนวทางที่ถูกต้อง ตลอดจนแก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ด้วยความละเอียดถี่ถ้วน และเอาใจใส่ด้วยดีเสมอมา ทำให้ดุष्ฎิณิพนธ์มีความถูกต้องสมบูรณ์ ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ โอกาสนี้

ขอขอบพระคุณนายแพทย์สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม และเจ้าหน้าที่สำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ที่ให้ความร่วมมือในการเก็บรวบรวมข้อมูลให้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอกราบขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัวที่เป็นกำลังใจสำคัญ ในการช่วยเหลือสนับสนุนผู้วิจัยทุก ๆ ด้าน และขอขอบคุณเพื่อน ๆ ทุกคน ผู้เกี่ยวข้องที่เป็นกำลังใจมีส่วนช่วยให้การทำดุष्ฎิณิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จ

สุดท้ายนี้ ขอกราบขอบพระคุณคณาจารย์ทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ คุณค่า และประโยชน์ของดุष्ฎิณิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบเป็นกตัญญูตเวทิตาแด่บุพการี บุรพจารย์ และผู้มีพระคุณทุกท่านทั้งในอดีตและปัจจุบัน ที่ทำให้ข้าพเจ้าเป็นผู้มีการศึกษาและประสบความสำเร็จมาจนตราบเท่าทุกวันนี้

อกนิษฐ์ ทองจิตร

53810290: สาขาวิชา: การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา;

ปร.ด. (การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา)

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม/ การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค/ โรคเบาหวาน  
 ออกนิษฐ์ ทองจิตร: การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม  
 แบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับการจำแนกประเภท  
 กลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (DEVELOPMENT OF DATA CLASSIFICATION USING A  
 HYBRID METHOD OF ADAPTIVEARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND PARTICLE SWARM  
 OPTIMIZATIONFOR IDENTIFYINGPATIENTS AT RISK OF DIABETES) อาจารย์ผู้ควบคุมดุษฐ์  
 นิพนธ์: พูลพงศ์ สุขสว่าง, ค.ด., จตุภัทร เมฆพ่ายพ, ปร.ด. 210 หน้า, ปี พ.ศ. 2561.

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) พัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาท  
 เทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค 2) เปรียบเทียบประสิทธิภาพ  
 วิธีการจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่า  
 เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหา  
 ค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)  
 และ 3) ศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานและกลุ่มปกติโดยใช้วิธีการจำแนก  
 ประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้นข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นตัวอย่างผู้ป่วยที่มีภาวะเสี่ยงต่อการเป็น  
 โรคเบาหวานในพื้นที่เขตรับผิดชอบของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ปี พ.ศ. 2561  
 จำนวน 7,000 ระเบียบวน ผลการวิจัยปรากฏว่า

1. วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่า  
 เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่พัฒนาขึ้น ด้วยฟังก์ชันการแปลงใหม่  $f(s') = \frac{2}{1 + e^{-2s'}} - 1$

เมื่อ  $s' = \frac{S - E(S)}{\sqrt{Var(S)}}$  ทำให้ค่าความชันของฟังก์ชันเป้าหมายลดลง และประสิทธิภาพการจำแนกประเภท

ข้อมูลมีค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้น

2. วิธี AANN-PSO มีประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลมากกว่าวิธี ANN-PSO และ  
 วิธี ANN ทั้ง 5 สถานการณ์ และมีประสิทธิภาพเพิ่มขึ้นเมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้น

3. ตัวแปรที่เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการเป็นโรคเบาหวาน ได้แก่ ดัชนีมวลกาย ความดัน  
 โลหิตช่วงหัวใจคลายตัว อายุ ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว เส้นรอบเอว และประวัติเบาหวานในญาติ  
 สายตรง โดยการจำแนกประเภทข้อมูลกลุ่มเสี่ยงผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวานด้วยวิธี AANN-PSO มีค่า  
 ความแม่นยำ ร้อยละ 92.79 และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.07

53810290: MAJOR: RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCE;  
Ph.D. (RESEARCH AND STATISTICS IN COGNITIVE SCIENCE)

KEYWORDS: ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS/ PARTICLE SWARMOPTIMIZATION/  
DIABETES

AKANIT THONGJIT: DEVELOPMENT OF DATA CLASSIFICATION USING A HYBRID  
METHOD OF ADAPTIVEARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND PARTICLE SWARM  
OPTIMIZATIONFOR IDENTIFYINGPATIENTS AT RISK OF DIABETES. ADVISORY COMMITTEE:  
POONPONG SUKSAWANG, Ph.D., JATUPAT MEKPAYUP, Ph.D., 210 P. 2018.

This research aimed to 1) develop a method of data classification using Adaptive Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization (AANN-PSO), 2) compare the performance of the developed data classification method with three types: Adaptive Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization (AANN-PSO), Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization (ANN-PSO) and Artificial Neural Network (ANN) and 3), classify the patients who are at risk of diabetes and normal subjects with the method of Adaptive Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization (AANN-PSO). The data set involved 7,000 patients who were at risk of diabetes, in the area under the responsibility of the Nakhon Phanom Provincial Health Office in the year 2018. The research results were as follows:

1. The data classification using Adaptive Artificial Neural Network and Particle Swarm Optimization (AANN-PSO) with the new conversion function  $f(s') = \frac{2}{1 + e^{-2s'}} - 1$  when  $s' = \frac{S - E(S)}{\sqrt{Var(S)}}$  acted to decrease the slope of the target function, while data classification performance increased.

2. Data classification using AANN-PSO resulted in better performance than ANN-PSO and ANN in all five situations. Furthermore, when the sample size was increased, the performance was even better.

3. Factors that affected the risk of diabetes included body mass index, diastolic blood pressure, age, systolic blood pressure, and a family history of diabetes. The classification of patients who are at risk of diabetes by using AANN-PSO had an accuracy of 92.79%, with mean square error of 0.07.

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ญ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	4
กรอบแนวคิดการวิจัย.....	6
สมมติฐานการวิจัย.....	7
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย.....	7
ขอบเขตของการวิจัย.....	7
นิยามศัพท์เฉพาะ.....	8
2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	10
ตอนที่ 1 การจำแนกประเภทข้อมูล.....	10
1. หลักการการจำแนกประเภทข้อมูล.....	10
2. กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล.....	12
ตอนที่ 2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
1. การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น.....	25
3. ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ.....	27
4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	32
ตอนที่ 3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	36
1. แนวคิดการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	36
2. ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	38
3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	40
ตอนที่ 4 โรคเบาหวาน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	42
3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	45
ขั้นตอนที่ 1 การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม	
แบบปรับเหมาะสมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	46

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
ขั้นตอนที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล ระหว่าง โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสม ที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสาน การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียม แบบดั้งเดิม.....	52
ขั้นตอนที่ 3 การศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น.....	54
4 ผลการวิจัย .....	58
ตอนที่ 1 ผลการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบปรับเหมาะ ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	58
ตอนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล ระหว่าง โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด แบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่า เหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม.....	60
ตอนที่ 3 ผลการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น.....	65
5 สรุปและอภิปรายผล.....	72
สรุปผลการวิจัย.....	73
อภิปรายผล .....	74
ข้อเสนอแนะ.....	74
บรรณานุกรม.....	76
ภาคผนวก.....	85
ภาคผนวก ก ตัวอย่างข้อมูล.....	86
ภาคผนวก ก1 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000.....	87
ภาคผนวก ก2 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000.....	88
ภาคผนวก ก3 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000.....	89
ภาคผนวก ก4 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000.....	90
ภาคผนวก ก5 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000.....	91
ภาคผนวก ก6 ตัวอย่างข้อมูลจริง.....	92

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
ภาคผนวก ข การวิเคราะห์ข้อมูล.....	93
ภาคผนวก ข1 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000.....	94
ภาคผนวก ข2 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000.....	95
ภาคผนวก ข3 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000.....	96
ภาคผนวก ข4 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000.....	97
ภาคผนวก ข5 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000.....	98
ภาคผนวก ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน..	99
ภาคผนวก ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน..	104
ภาคผนวก ข8 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน.....	203
ภาคผนวก ข9 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์ และตัวแปรทำนาย.....	206
ภาคผนวก ค.....	207
ภาคผนวก ค1 หนังสือรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์.....	208
ภาคผนวก ค2 หนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูล.....	209
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	210



## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2-1	21
3-1	56
4-1	61
4-2	61
4-3	62
4-4	63
4-5	63
4-6	64
4-7	64
4-8	65
4-9	66
4-10	67
4-11	67
4-12	68
4-13	71

## สารบัญญภาพ

ภาพที่	หน้า
1-1 กรอบแนวทางการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	6
2-1 กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล.....	13
2-2 การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้วิธีต้นไม้ตัดสินใจ.....	14
2-3 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กรณีแยกกลุ่มได้.....	16
2-4 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กรณีแยกกลุ่มไม่ได้.....	17
2-5 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
2-6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น.....	24
2-7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น.....	25
2-8 ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	39
2-9 การคำนวณการเคลื่อนที่ของแต่ละอนุภาค.....	40
3-1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยในภาพรวม.....	46
3-2 ขั้นตอนการทำงานโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค.....	49
3-3 ขั้นตอนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (AANN).....	50
3-4 ขั้นตอนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) .....	51
3-5 ขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม.....	53
3-6 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน.....	55
3-7 การจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN).....	57

# บทที่ 1

## บทนำ

### ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

สถานการณ์โรคเบาหวานมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง องค์การอนามัยโลก (World Health Organization, 2016) รายงานว่าในปี พ.ศ. 2552 มีผู้ป่วยโรคเบาหวาน จำนวน 108 ล้านคน ต่อมาเพิ่มขึ้นเป็น 422 ล้านคนในปี พ.ศ. 2557 และมีผู้เสียชีวิตจากโรคเบาหวาน จำนวน 1.5 ล้านคน นอกจากนี้ ยังปรากฏว่าประชากรทั่วโลกที่มีอายุมากกว่า 18 ปี ป่วยด้วยโรคเบาหวานเพิ่มขึ้นจากร้อยละ 4.7 เป็นร้อยละ 8.5 ซึ่งในปัจจุบันประชากรวัยผู้ใหญ่ 1 ใน 11 ผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวาน สำหรับในประเทศไทย ปรากฏว่า อัตราการตายด้วยโรคเบาหวานต่อประชากรแสนคนภาพรวมของประเทศไทย ในปี 2556-2558 เท่ากับ 14.93 17.53 และ 17.83 ตามลำดับ (สำนักนโยบายและยุทธศาสตร์ สำนักงานปลัดกระทรวงสาธารณสุข, 2559) แสดงให้เห็นว่าอัตราการตายด้วยโรคเบาหวานเพิ่มขึ้นทุกปี กระทรวงสาธารณสุขจึงให้ความสำคัญโดยได้บรรจุให้โรคเบาหวานอยู่ในแผนยุทธศาสตร์ประเทศไทยสุขภาพดีวิถีไทย พ.ศ. 2554-2563 ดังนั้น การคัดกรองหากกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานจึงมีความจำเป็น หากพบผู้ที่มีความเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานจะสามารถหาแนวทางป้องกันหรือชะลอไม่ให้เกิดโรคเบาหวานได้ อีกทั้งยังเป็นข้อมูลเบื้องต้นในการช่วยแพทย์เพื่อวางแผนการรักษาที่เหมาะสม และสามารถควบคุมได้ในระยะแรกตามเป้าหมาย

การคัดกรองความเสี่ยงสามารถทำได้โดยการนำข้อมูลในอดีต มาคาดการณ์หรือทำนายแนวโน้มข้อมูลปัจจุบัน ข้อมูลดังกล่าวในปัจจุบันมีการจัดเก็บฐานข้อมูลในรูปแบบดิจิทัล ซึ่งสะดวกต่อการนำมาประยุกต์ในการวิเคราะห์จำแนกประเภทระดับความเสี่ยงของการคาดการณ์ การวิเคราะห์ข้อมูลเหล่านี้จำเป็นต้องใช้เครื่องมือทางด้านการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) เข้ามาช่วยทำนายรูปแบบที่เรียนรู้จากข้อมูลเดิมที่มีอยู่ เพื่อให้ทราบถึงสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต การทำเหมืองข้อมูลมีหลายประเภทขึ้นอยู่กับเป้าหมายการนำไปใช้ เช่น การจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification) การหาความสัมพันธ์ของข้อมูล (Association Mining) และการจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) เป็นต้น ปัจจุบันการทำเหมืองข้อมูลนิยมนำไปใช้ในการแก้ปัญหาเกือบทุกด้าน อาทิ ด้านการแพทย์ใช้ในการวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านม (Sheikpour et al., 2016) ด้านการเงิน ใช้ทำนายภาวะล้มละลาย (Tsai, 2014) งานวิจัยส่วนใหญ่ใช้การจำแนกประเภทข้อมูลมาช่วยแก้ปัญหา ด้วยการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล (Classifier Model) เพื่อนำไปทำนายข้อมูลที่ยังไม่ทราบกลุ่มมาก่อน

การจำแนกประเภทข้อมูลมีขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น ซึ่งเป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลก่อนนำเข้ากระบวนการเรียนรู้ (Training Process) และตรวจสอบการจำแนกประเภทข้อมูล (Validation of Data Classification) ขั้นตอนนี้มีการเลือกคุณลักษณะข้อมูล (Feature Selection) เนื่องจากคุณสมบัติหรือลักษณะของข้อมูลบางอย่างมีค่าความสำคัญในการจำแนกค่า เมื่อตัดคุณลักษณะข้อมูลนั้นออกแล้วอาจไม่ส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูล การเลือกคุณลักษณะข้อมูลในการทำเหมืองข้อมูลมีวัตถุประสงค์หลัก 3 ประการ คือ 1) เพิ่มประสิทธิภาพการ

ทำนาย 2) สร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล และ 3) ลดความซับซ้อนของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์อาจมีข้อมูลรบกวน (Noises Data) ข้อมูลที่มีค่านอกเกณฑ์ (Outliers Data) หรือข้อมูลมีจำนวนมิติมาก (High-Dimensional Data) ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูล ดังเช่นงานวิจัยของจิราภรณ์ ถมแก้ว และศรัณย์ อินทโกสุม (2553) นำเสนอวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้การคัดเลือกลักษณะข้อมูลที่สำคัญร่วมกับวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) ผลการวิจัยปรากฏว่าการใช้วิธีเลือกคุณลักษณะด้วยกริดอัลกอริทึม (Grid Algorithm) ร่วมกับการจำแนกข้อมูลแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน สามารถเพิ่มประสิทธิภาพความแม่นยำของการจำแนกข้อมูล และลดเวลาในการประมวลผลเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยไม่มีการคัดเลือกลักษณะข้อมูล นอกจากนี้งานวิจัยของ Lu et al. (2012) เสนอแนวทางการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลของโรคมะเร็งโดยใช้วิธี Correlation based Feature Selection (CFS) เปรียบเทียบกับ 2 วิธี ได้แก่ วิธีอัตราการขยายสารสนเทศ (Information Gain: IG) และวิธีการวิเคราะห์ส่วนประกอบหลัก (Principal Components Analysis: PCA) แล้วนำคุณลักษณะข้อมูลของโรคมะเร็งที่ผ่านการคัดเลือกมาสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) ผลการวิจัยปรากฏว่า คุณลักษณะข้อมูลของโรคมะเร็งที่คัดเลือกโดยวิธี CFS มีความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูลโรคมะเร็งดีกว่าทั้งวิธี IG และวิธี PCA ดังนั้น การคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลจึงมีความสำคัญและจำเป็นสำหรับการวิเคราะห์การจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อลดผลกระทบจากข้อมูลการเรียนรู้สำหรับสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล และส่งผลให้ค่าความแม่นยำในการทำนายเพิ่มขึ้น แต่โดยทั่วไปยังไม่มีวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลใดที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดสำหรับทุกประเภทข้อมูล (Liang, Tsai, & Wu, 2015)

วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลบนพื้นฐานของการพัฒนาตัวแบบทางสถิติ (Statistical Model) ที่นิยมนำมาใช้ เช่น การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (Discriminant Analysis: DA) การวิเคราะห์การถดถอยลอจิสติก (Logistic Regression Analysis: LRA) ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree: DT) (Jin, Jin, & Qin, 2012) ต้นไม้การถดถอยและการจำแนกประเภท (Classification and Regression Tree: CART) Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) (Huang, & Chen, 2009; Chen & Li, 2010; Harris, 2015) การตัดสินใจเลือกเทคนิควิธีการจำแนกประเภทข้อมูล ส่วนใหญ่พิจารณาจากประสิทธิภาพค่าความถูกต้องแม่นยำของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์การจำแนกประเภทข้อมูล

โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่จำลองการทำงานของสมองมนุษย์ด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้และฝึกฝนได้ การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีการกำหนดค่าน้ำหนัก (Weight: W) ในการเชื่อมโยงและค่าความเอนเอียง (Bias: b) เป็นแบบที่มีผู้สอน (Supervised Learning) ซึ่งจะให้ข้อมูลป้อนเข้าและค่าผลลัพธ์เป้าหมายกับข่ายประสาทเพื่อปรับค่าน้ำหนักให้เกิดค่าคลาดเคลื่อนระหว่างผลลัพธ์จากข่ายประสาทกับผลลัพธ์เป้าหมายน้อยที่สุด (สุภโชค เรืองศรี และธวัชชัย งามสันติวงศ์, 2555, หน้า 130-131) จากการศึกษางานวิจัยที่ผ่านมา โครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่นิยมนำมาใช้แก้ปัญหาต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย

อาทิ ปัญหาด้านธุรกิจ ปัญหาด้านวิทยาศาสตร์ ปัญหาด้านการแพทย์ เป็นต้น สำหรับปัญหาทางด้านการแพทย์เป็นปัญหาเกี่ยวกับการวินิจฉัยโรคหรือการจำแนกประเภทผู้ป่วย เช่น งานวิจัยของ Yan, Jiang, Zheng, Peng and Li (2006) ศึกษาการวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหัวใจโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทแบบเพอร์เซปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron: MLP) ผลการวิจัยปรากฏว่า ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธี MLP สามารถวินิจฉัยผู้ป่วยโรคหัวใจได้ค่าแม่นยำมากกว่าร้อยละ 90 Botoca, Bardan, Botoca, and Alexa (2010) ศึกษาการทำนายจำแนกประเภทผู้ป่วยโรคมะเร็งต่อมลูกหมากโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม 3 รูปแบบ ได้แก่ 1) โครงข่ายประสาท MLP 2) โครงข่ายประสาทเรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function: RBF) และ 3) โครงข่ายประสาทย้อนกลับ (Recurrent Neural Network: RNN) เปรียบเทียบกับการถดถอยลอจิสติก (Logistic Regression: LR) ผลจากการศึกษาปรากฏว่า ประสิทธิภาพความแม่นยำการทำนายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 3 รูปแบบ ดีกว่าการถดถอยลอจิสติก ต่อมา Sumathi and Santhakumaran (2011) ศึกษาทำนายการเป็นโรคความดันโลหิตสูงโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาท MLP เพื่อประกอบการวางแผนรักษาในช่วงระยะแรก และป้องกันการเสียชีวิตจากโรคความดันโลหิตสูง ผลจากการศึกษาปรากฏว่า โครงข่ายประสาท MLP สามารถทำนายการเป็นโรคความดันโลหิตสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้ 3 แบบ ได้แก่ 1) โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้าชั้นเดียว (Single-Layer Feed Forward Neural Networks) ประกอบด้วย ชั้นสัญญาณประสาทขาเข้าและชั้นสัญญาณประสาทขาออกเท่านั้น 2) โครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward Neural Networks) มีลักษณะเช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้าชั้นเดียวแต่จะมีชั้นซ่อนเพิ่มขึ้น โดยอยู่ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก 3) โครงข่ายประสาทแบบแพร่ย้อนกลับ (Feedback Neural Networks) มีลักษณะเช่นเดียวกับโครงข่ายประสาทแบบป้อนไปข้างหน้า ซึ่งมีชั้นซ่อนอย่างน้อย 1 ชั้น และมีการวนซ้ำแบบป้อนย้อนกลับอย่างน้อยหนึ่งครั้ง ปัจจุบันมีการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมอย่างต่อเนื่อง ซึ่งมีบทบาทอย่างมากในด้านการจำแนกรูปแบบการทำนาย การหาความเหมาะสม และการจัดกลุ่ม ซึ่งม้งานวิจัยจำนวนมากที่นำเสนอวิธีการจัดประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งแต่ละงานวิจัยมีสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกัน ขั้นตอนการเรียนรู้ที่แตกต่างกัน สำหรับการวิจัยนี้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

แต่เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะสมด้วยวิธี Gradient Descent เพื่อปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายจากความคลาดเคลื่อน (Error) ที่ได้จากการเรียนรู้ ซึ่งการเรียนรู้ดังกล่าวทำให้ขั้นตอนการป้อนย้อนกลับ มักประสบปัญหาการหาค่าที่เหมาะสม (Local Optima) ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมไม่สามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) จึงเป็นเทคนิคที่นำไปใช้สำหรับหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุด ส่งผลให้ตัวแบบสามารถจำแนกประเภทข้อมูลได้แม่นยำมากขึ้น (Tsai, 2010) เป็นขั้นตอนการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบประมาณค่า (Approximation Optimization Algorithms: AOA) และใช้ระยะเวลาในการประมวลผลน้อยแต่ให้คำตอบใกล้เคียงกับคำตอบที่ดีที่สุด ทำให้วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) ได้รับความนิยมมากขึ้น (Mohammadi & Mirabedini, 2014, p.114)

จากเหตุผลที่กล่าวมาข้างต้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบเดิมนั้นมีข้อด้อย คือ มีการเรียนรู้เพื่อหาค่าคำตอบช้า เนื่องจากมีการปรับค่าน้ำหนักของแต่ละโหนด (Node) ในการนำข้อมูลเข้ามาประมวลผลทั้งหมดทุกครั้ง จึงเป็นเหตุให้ผู้วิจัยสนใจนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (Adaptive Artificial Neural Networks) มาใช้แทนโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค เพื่อให้การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมมีความรวดเร็วมากยิ่งขึ้น อีกทั้งยังไม่ลดประสิทธิภาพเดิมของโครงข่ายประสาทเทียม (Sahu & Mishra, 2012) ผู้วิจัยจึงเสนอแนวความคิดการพัฒนาวีธีจำแนกประเภทข้อมูล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค เพื่อให้ได้ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลให้มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นที่สามารถจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานในปีต่อไปได้

### วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาวีธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพวีธีจำแนกประเภทข้อมูล 3 วีธี ได้แก่ 1) วีธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค 2) วีธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และ 3) วีธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม
3. เพื่อศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานและกลุ่มปกติโดยใช้วีธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น

### กรอบแนวความคิดการวิจัย

การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมที่ใช้ในปัจจุบัน ยังพบข้อด้อยในกระบวนการเรียนรู้หาค่าคำตอบที่ใช้ระยะเวลาาน การรู้เข้าค่าผลลัพธ์ตามเป้าหมายช้า (Huang, 2011) เทคนิคของการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงตัวเลข (Numerical Optimization Techniques) เป็นเทคนิคการหาค่าตอบขั้นสูงซึ่งอาศัยกระบวนการแก้ปัญหาเชิงคณิตศาสตร์ที่เรียกว่า ผลเฉลยเหมาะสมที่สุด (Optimum Solutions) เทคนิคของการหาค่าเหมาะสมที่สุดเชิงตัวเลขสามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว เพื่อให้ข้อมูลเข้าสู่คำตอบที่แท้จริง และขจัดจุดอ่อนในเรื่องคำตอบมีค่าต่ำสุดเฉพาะที่ (Local Minimum) (Huang, 2011; จิราภา โสมชัย, สิริภัทร เขียวชาญวัฒนา, คำรณ สุนันติ และนิพนธ์พันธ์ เมื่อโคตร, 2557) ด้วยแนวคิดดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเลือกเทคนิคการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค มาประยุกต์ใช้ในการหาค่าน้ำหนักสำหรับแต่ละโหนดของโครงข่าย เพื่อให้ได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุด และปรับค่าฟังก์ชันผลรวมระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้ากับชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้กระบวนการแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) ดังสมการ (1.1) เพื่อปรับค่าข้อมูลให้พิสัยลดลง



$$S' = \frac{S - E(S)}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \quad (1.1)$$

โดยที่  $S'$  แทน ฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ้อนที่แปลงเป็นค่าปกติมาตรฐาน  
 $E(S)$  แทน ค่าคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ้อน  
 $\text{Var}(S)$  แทน ความแปรปรวนของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ้อน  
 $\sqrt{\text{Var}(S)}$  แทน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ้อน

เมื่อค่าฟังก์ชันผลรวมชั้นซ้อนถูกแปลงแล้ว จะทำให้ได้ชุดข้อมูลใหม่มีความละเอียด เพื่อนำไปใช้คำนวณหาค่าผลลัพธ์ในฟังก์ชันการแปลงไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) ทำให้ได้ฟังก์ชันการแปลงปรับใหม่ดังสมการที่ (1.2)

$$f(s') = \frac{2}{1 + e^{-2s'}} - 1 \quad (1.2)$$

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างวิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น กับวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม วัดประสิทธิภาพด้วยวิธี K-fold Cross-Validation และค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ซึ่งจากงานวิจัยส่วนใหญ่นิยมกำหนดให้ K=10 เนื่องจากให้ค่าความแม่นยำที่ดี (Onan, Korukoglu, & Bulut, 2016; Tsai, 2014; Wang, Hao, Ma, & Jiang, 2011) จากนั้นศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาคือ กลุ่มตัวอย่างผู้ป่วยที่มาคัดกรองโรคเบาหวานในเขตรับผิดชอบสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ปี พ.ศ. 2561

จากที่กล่าวข้างต้น สามารถสรุปกรอบแนวทางการวิจัยได้ ดังภาพที่ 1-1



ภาพที่ 1-1 กรอบแนวทางการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค



## สมมติฐานการวิจัย

1. วิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้นให้ค่าความแม่นยำมากกว่าวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม
2. วิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้นให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำกว่าวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม
3. การทำนายผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น มีค่าความแม่นยำในการทำนายถูกต้องมากที่สุด โดยมีค่ามากกว่าร้อยละ 80

## ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับการวิจัย

1. ได้วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลมากยิ่งขึ้น ให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยลดลง สำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลกรณีจำแนกประเภทออกเป็นสองกลุ่ม
2. ประสิทธิภาพการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานเพิ่มขึ้นเมื่อใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนา โดยให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยลดลง

## ขอบเขตของการวิจัย

### สำหรับข้อมูลจำลอง (วัตถุประสงค์การวิจัย ข้อ 1 และข้อ 2)

1. การจำลองข้อมูล ผู้วิจัยศึกษาลักษณะเบื้องต้นของข้อมูลผู้ป่วยที่มารับบริการตรวจคัดกรองกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 เพื่อนำคุณลักษณะเบื้องต้นเหล่านั้นไปใช้ในการจำลองข้อมูล ในที่นี้ข้อมูลประกอบด้วยตัวแปรทำนาย ( $x$ ) มีจำนวน 10 ตัว ตัวแปรเกณฑ์ ( $y$ ) มีจำนวน 1 ตัว ซึ่งเป็นตัวแปรเชิงคุณภาพ ซึ่งมี 2 ค่า คือ 1 และ 0 โดย 1 แทนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มที่ 1 และ 0 แทนข้อมูลที่อยู่ในกลุ่มที่ 2 ตามลำดับ
2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี ได้แก่ 1) วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค 2) วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และ 3) วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม โดยใช้ขนาดชุดข้อมูลป้อนเข้า 5 สถานการณ์ ได้แก่ 1000, 2000, 3000, 5000 และ 7000 หน่วย ทำซ้ำ 500 รอบ
3. เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE)

### สำหรับข้อมูลจริง (วัตถุประสงค์การวิจัยข้อ 3)

1. ข้อมูลจริงเป็นข้อมูลเกี่ยวกับผู้ป่วยที่มาคัดกรองการเป็นโรคเบาหวาน ในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 มีรายละเอียดของตัวแปรที่ศึกษาดังนี้

1.1 ตัวแปรทำนายที่ใช้ในการศึกษา ( $x$ ) คือ ได้แก่ เพศ (GENDER) อายุ (AGE) ดัชนีมวลกาย (BMI) ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว (SBP) ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว (DBP) เส้นรอบเอว (WAIST) ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง (DMFAMILY) ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง (HTFAMILY) ประวัติการสูบบุหรี่ (SMOKE) และประวัติการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ (ALCOHOL)

1.2 ตัวแปรเกณฑ์ ( $y$ ) คือ เป็นโรคเบาหวาน และไม่เป็นโรคเบาหวาน

2. จำแนกประเภทข้อมูลกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

3. วัดประสิทธิภาพการจำแนกประเภท โดยค่าความแม่นยำในการทำนายผลการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานไม่น้อยกว่าร้อยละ 80

### นิยามศัพท์เฉพาะ

การจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification) หมายถึง การจัดกระทำกับข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มหรือเป้าหมายที่กำหนดโดยใช้ขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทข้อมูล ในงานวิจัยนี้ใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (Artificial Neural Networks: ANN) หมายถึง วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่มีพื้นฐานมาจากการจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ โดยกระบวนการทำงานจะรับข้อมูลป้อนเข้าไปคำนวณ และสร้างผลลัพธ์ออกมาในลักษณะที่ไม่ใช่เชิงเส้น โดยผลลัพธ์แต่ละตัวขึ้นอยู่กับค่าน้ำหนักในแต่ละโครงข่าย ค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากการเชื่อมโยงกันนี้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลลัพธ์ที่กำหนดไว้ ถ้าค่าที่ออกมาเกิดความคลาดเคลื่อนจะนำไปสู่การปรับค่าน้ำหนักของค่าที่กำหนดให้แต่ละการป้อนเข้าข้อมูล

ฟังก์ชันการแปลง (Transfer Function) หรือบางครั้งเรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หมายถึง ฟังก์ชันที่ทำหน้าที่แปลงผลรวมของชั้นข้อมูลป้อนเข้าให้เป็นค่าผลลัพธ์ในชั้นข้อมูลส่งออก ในขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียม มี 2 รูปแบบให้นำไปใช้ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของข้อมูล ได้แก่ ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น (Linear Transfer Function) และฟังก์ชันการแปลงไม่เชิงเส้น (Nonlinear Transfer Function)

การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) หมายถึง การหาค่าคำตอบแบบสุ่มในการหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ในลักษณะอาศัยความสัมพันธ์กันของคำตอบเริ่มต้นหลายคำตอบ ให้ได้คำตอบที่เหมาะสมที่สุดตามค่าฟังก์ชันเป้าหมายที่กำหนด

โดยฟังก์ชันเป้าหมายมี 2 แบบ คือ ค่ามากที่สุด (Maximum) และค่าต่ำสุด (Minimum) ในงานวิจัยนี้ ใช้ฟังก์ชันเป้าหมายต่ำสุด โดยใช้ค่าเป้าหมายด้วยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Adaptive Artificial Neural Networks and Particle Swarm Optimization: ANN-PSO) หมายถึง ขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่เหมือนกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) แตกต่างกันเพียงการกำหนดค่าน้ำหนักในแต่ละชั้นของโครงข่าย ซึ่งใช้วิธีการสุ่มตามขั้นตอนของ PSO แทนการวนปรับค่าน้ำหนักในขั้นตอนวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Adaptive Artificial Neural Networks and Particle Swarm Optimization: AANN-PSO) หมายถึง ขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่ เหมือนกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) แตกต่างกันเพียงการเลือกใช้ฟังก์ชันการแปลงระหว่างข้อมูลป้อนเข้าและข้อมูลส่งออก โดยเลือกใช้ฟังก์ชันการแปลงค่าเดิมแต่ปรับค่าพารามิเตอร์ใหม่ให้ค่าข้อมูลที่ได้มีความเหมาะสม มีค่าความคลาดเคลื่อนลดลงและใช้เวลาประมวลผลลดลงจากการใช้ฟังก์ชันการแปลงเดิม

ความแม่นยำ (Accuracy) หมายถึง อัตราการทำนายถูกต้องเทียบกับจำนวนทั้งหมดของข้อมูลที่นำมาทำนายผล

ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) หมายถึง ค่าที่ใช้วัดประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทจากแต่ละวิธีการจำแนกประเภทข้อมูล โดยหาค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดจากการทำนายหรือการจำแนกประเภทผิดกลุ่ม ซึ่งเป็นการหาค่าเฉลี่ยรวมของผลต่างระหว่างค่าผลลัพธ์ในชั้นข้อมูลส่งออกกับค่าเป้าหมายจริง ในงานวิจัยนี้พิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลจากความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย โดยวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลใดมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำที่สุด ถือเป็นตัวประมาณที่มีความเที่ยงตรงและแม่นยำสูงสุด

ผู้ป่วยโรคเบาหวาน หมายถึง กลุ่มตัวอย่างข้อมูลผู้มาคัดกรองการเป็นโรคเบาหวานในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ปี พ.ศ. 2561 งานวิจัยนี้ใช้ตัวแปรทำนายสำหรับจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน จำนวน 10 ตัวแปร ได้แก่ เพศ อายุ ดัชนีมวลกาย ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว เส้นรอบเอว ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง ประวัติการสูบบุหรี่ และประวัติการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์

## บทที่ 2

### เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม และศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น ผู้วิจัยนำเสนอผลการทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องเป็น 4 ตอน ดังนี้

#### ตอนที่ 1 การจำแนกประเภทข้อมูล

1. หลักการการจำแนกประเภทข้อมูล
2. กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล

#### ตอนที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียม

1. การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม
2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น
3. ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ
4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

#### ตอนที่ 3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

1. แนวคิดการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
2. ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

#### ตอนที่ 4 โรคเบาหวาน และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

### ตอนที่ 1 การจำแนกประเภทข้อมูล

#### 1. หลักการการจำแนกประเภทข้อมูล

การจำแนกประเภทข้อมูลเป็นวิธีที่สำคัญของการสืบค้นความรู้บนฐานข้อมูลขนาดใหญ่ หรือเรียกว่า การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) จุดประสงค์หลักของการจำแนกประเภทข้อมูลคือ กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล (Classifier Model) เพื่อทำนายกลุ่มของข้อมูลใหม่ หรือข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อน (Unseen Data) ตัวอย่างของการจัดประเภทหรือกลุ่ม เช่น กลุ่มของลูกค้าที่ซื้อคอมพิวเตอร์-ไม่ซื้อคอมพิวเตอร์ กลุ่มของลูกค้าที่ฐานะดี-ปานกลาง-แย่ กลุ่มของการผลิตสินค้าผ่านเกณฑ์-ไม่ผ่านเกณฑ์ ในที่นี้คำว่ากลุ่มจะเรียกว่า ชั้น (Class) ของข้อมูล ซึ่งในชั้นเดียวกันต้องมีข้อมูลที่มีความเหมือนหรือคล้ายคลึงกันมากกว่าข้อมูลที่อยู่ต่างชั้นกัน ผลลัพธ์ที่ได้จากการฝึกเรียนรู้จากชุดข้อมูล คือ ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล ซึ่งตัวแบบนี้สามารถแทนได้ในหลายรูปแบบที่ได้จากการจำแนกประเภทข้อมูล จะทำให้สามารถพิจารณากลุ่มของข้อมูลที่ยังไม่ได้จำแนกกลุ่มในอนาคต การทำเหมืองข้อมูลประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังนี้

1.1 กระบวนการเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) เป็นขั้นตอนการเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมเป็นการประเมินคุณลักษณะคุณภาพของข้อมูล การกลั่นกรองข้อมูล การจัดการกับข้อมูลสูญหาย (Missing Value) และการแปลงข้อมูลหรือปรับเปลี่ยนรูปแบบข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการทำเหมืองข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่มีความเหมาะสม และสามารถนำมาประยุกต์กับเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลได้ การแปลงข้อมูล (Data Transformation) เป็นวิธีการหนึ่งของกระบวนการเตรียมข้อมูล โดยแปลงค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงสั้น ๆ ที่ข้อมูลสามารถนำไปใช้ประมวลผลได้ในการทำเหมืองข้อมูล การแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปปกติมาตรฐานเดียวกัน ที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายมีอยู่ 2 วิธี รายละเอียดดังนี้

1.1.1 การปรับให้เป็นค่าปกติ (Normalization) เป็นการปรับค่าคุณลักษณะของข้อมูลให้อยู่ในช่วงค่าน้อยสุดและค่ามากที่สุดตามที่กำหนด ซึ่งนิยมใช้ค่าน้อยสุดเป็น 0 และค่ามากที่สุดเป็น 1 บางครั้งนิยมเรียกวินิจฉัยการนี้ว่า การทำข้อมูลให้เป็นค่าปกติแบบ 0-1 วิธีการแปลงค่าข้อมูลสามารถคำนวณได้ ดังสมการที่ (2.1)

$$x' = \frac{x - \text{Min}(x)}{\text{Max}(x) - \text{Min}(x)} \quad (2.1)$$

โดย	$x'$	แทน	ค่าใหม่ของคุณลักษณะของข้อมูลเดิม
	$x$	แทน	ค่าของคุณลักษณะของข้อมูลเดิม
	$\text{Min}(x)$	แทน	ค่าน้อยที่สุดของคุณลักษณะ
	$\text{Max}(x)$	แทน	ค่ามากที่สุดของคุณลักษณะ

1.1.2 การปรับให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) เป็นการปรับค่าคุณลักษณะโดยหาค่าความแตกต่างระหว่างค่าของข้อมูลและค่าเฉลี่ยของข้อมูล แล้วหารด้วยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าข้อมูล เพื่อปรับให้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลมีค่าเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมีค่าเป็น 1 ดังสมการที่ (2.2)

$$x' = \frac{x - \text{Mean}(x)}{\text{SD}(x)} \quad (2.2)$$

โดย	$x'$	แทน	ค่าใหม่ของคุณลักษณะของข้อมูลเดิม
	$x$	แทน	ค่าของคุณลักษณะของข้อมูลเดิม
	$\text{Mean}(x)$	แทน	ค่าเฉลี่ยของคุณลักษณะ
	$\text{SD}(x)$	แทน	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของคุณลักษณะ

1.2 การทำเหมืองข้อมูล เป็นขั้นตอนการเลือกเทคนิคที่เหมาะสมกับข้อมูลและสิ่งที่สนใจศึกษาหรือปัญหาที่ต้องการ เพื่อประมวลผลค้นหาความรู้หรือสิ่งที่สนใจศึกษาจากข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการเตรียมข้อมูลแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนนี้เป็นรูปแบบฐานความรู้ที่ได้จากการฝึกเรียนรู้ของข้อมูลจากเทคนิควิธีที่เลือกใช้

1.3 การทดสอบข้อมูล (Data Post-processing) เป็นขั้นตอนการทดสอบข้อมูลโดยนำรูปแบบความรู้ที่ได้จากขั้นตอนการทำเหมืองข้อมูลมาทดสอบ และพิจารณาความถูกต้องว่าเป็นไปตามปัญหาหรือสิ่งที่ต้องการหรือไม่

การจำแนกประเภทข้อมูลเป็นขั้นตอนวิธีหาความสัมพันธ์ของข้อมูลในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ จัดกระทำกับข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มที่กำหนดมาให้ โดยใช้ข้อมูลส่วนหนึ่งจากข้อมูลทั้งหมดที่มีอยู่มาช่วยสอนให้ระบบฝึกเรียนรู้ (Training Data) เพื่อจำแนกข้อมูลออกเป็นกลุ่มตามที่กำหนดไว้ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากการเรียนรู้คือ ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล จากนั้นนำข้อมูลอีกส่วนหนึ่งมาใช้เป็นข้อมูลทดสอบ (Testing Data) ใช้เปรียบเทียบกับกลุ่มที่หามาได้จากตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อทดสอบ ความถูกต้อง โดยจะปรับปรุงตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลจนได้ค่าความถูกต้องอยู่ในระดับที่น่าพอใจ จากนั้นนำข้อมูลที่แปลงค่าใหม่ไปผ่านตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อให้ทำนายกลุ่มของข้อมูลใหม่ได้

## 2. กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล

การสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล แบ่งเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

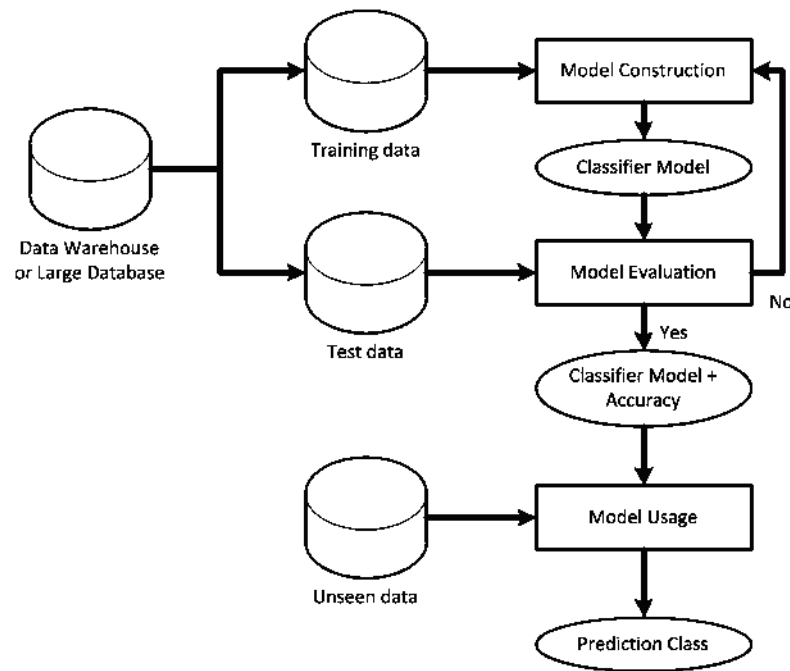
2.1 การสร้างตัวแบบ (Model Construction) เป็นขั้นตอนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล โดยอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้กำหนดกลุ่มไว้เรียบร้อยแล้ว หรือเรียกว่าข้อมูลฝึกเรียนรู้ ซึ่งตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้จะแสดงด้วยวิธีการพื้นฐานทางการทำเหมืองข้อมูล ตัวอย่างเช่น วิธีต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้จะมีลักษณะคล้ายต้นไม้จริงกลับหัวที่มีโหนดราก (Root Node) อยู่ด้านบนสุดและโหนดใบ (Leaf Node) อยู่ล่างสุดของต้นไม้ แต่ละโหนดบนต้นไม้มีคุณลักษณะ (Attributes) เป็นตัวเลือกทดสอบ ซึ่งจะมีกิ่งเป็นค่าที่เป็นไปได้ของคุณลักษณะ (Attribute Values) ที่ถูกเลือกทดสอบไว้ และมีโหนดใบแสดงกลุ่มที่กำหนดไว้

2.2 การประเมินตัวแบบ (Model Evaluation) เป็นขั้นตอนตรวจสอบความถูกต้อง โดยอาศัยข้อมูลที่ใช้สำหรับทดสอบเรียกว่า ข้อมูลทดสอบ กลุ่มที่แท้จริงของข้อมูลที่ใช้ทดสอบจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับกลุ่มที่หามาได้จากตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อทดสอบว่าตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้นี้ สามารถจัดกลุ่มประเภทข้อมูลได้อย่างถูกต้องแม่นยำมากน้อยเพียงใด และมีการปรับปรุงตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลจนกว่าจะได้ค่าความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้

2.3 การนำตัวแบบไปใช้ (Model Usage) เป็นขั้นตอนการนำตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่สร้างขึ้นไปใช้กับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Unseen Data) เพื่อทำนายและกำหนดกลุ่มให้กับข้อมูลนั้น

วิธีการทำเหมืองข้อมูลที่ใช้ในการแก้ปัญหาตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลมีหลายวิธี แต่ละวิธีมีหลายขั้นตอนให้เลือก และแต่ละวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลจะให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน สำหรับการแก้ปัญหาของงานชนิดต่าง ๆ ที่จะนำมาใช้ได้อย่างเหมาะสม โดยวิธีของการทำเหมืองข้อมูลนั้น

ส่วนใหญ่มาจากศาสตร์ทางด้านปัญญาประดิษฐ์หรือศาสตร์อื่น สำหรับงานวิจัยนี้เลือกใช้การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากความสามารถในการจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบที่มีความซับซ้อนจากข้อมูลนำเข้าให้เรียนรู้และจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) ซึ่งเป็นรูปแบบเดียวกับสมองมนุษย์ ทำให้มีประสิทธิภาพสูงในการทำนายข้อมูลในอนาคตได้ เพื่อนำไปประยุกต์ทำนายปัญหาการจำแนกประเภทข้อมูลต่อไป สรุปโดยภาพรวมแสดงดังภาพที่ 2-1

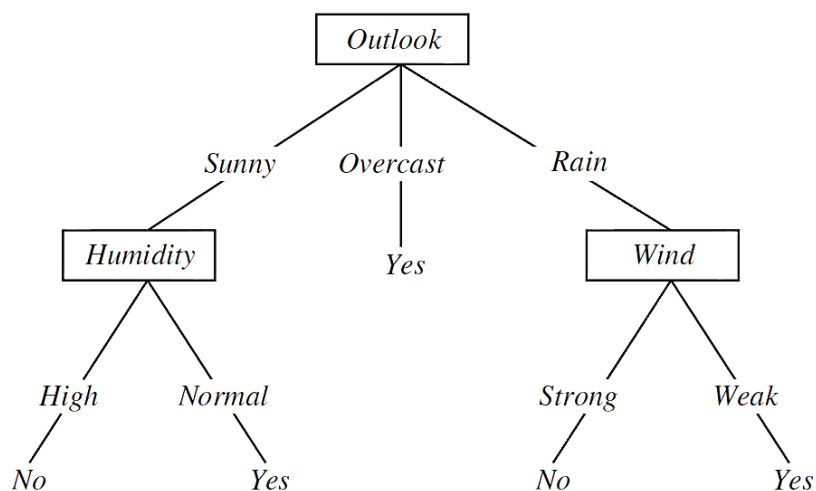


ภาพที่ 2-1 กระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล (ชินพัฒน์ แก้วชินพร, 2553, หน้า 59)

การจำแนกประเภทข้อมูลถูกนำมาประยุกต์ในหลายงาน ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์หุ้นเพื่อหาว่าหุ้นแต่ละบริษัทมีคุณภาพเป็นอย่างไร เมื่อมีปัจจัยที่เกี่ยวข้องไม่ว่าจะเป็นการเติบโตของรายได้ ความสามารถในการควบคุมต้นทุน ความผันผวนของรายได้และกำไร การทำนายอากาศ การจัดสรรกฎหมายที่เหมาะสมในการพิจารณาคดีความ การจัดการความสัมพันธ์ของลูกค้า (Customer Relationship Management) การขออนุมัติสินเชื่อ การวินิจฉัยโรคทางการแพทย์ ซึ่งรูปแบบการจำแนกประเภทมีหลายเทคนิคให้เลือก แต่ละเทคนิคมีหลายขั้นตอนและแต่ละขั้นตอนจะให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน การแก้ปัญหของงานชนิดต่าง ๆ ที่จะนำมาใช้ได้อย่างเหมาะสม ซึ่งส่วนใหญ่มาจากศาสตร์ทางปัญญาประดิษฐ์หรือศาสตร์อื่น วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่นิยมนำมาใช้ 3 วิธี ได้แก่ วิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และโครงข่ายประสาทเทียม (Wang et al., 2011) ที่มีความสามารถในการจัดประเภทข้อมูลได้ผลดี เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาต่อในการจำแนกที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้นและยังมีรูปแบบของผลลัพธ์ที่ได้แตกต่างกัน ซึ่งจะส่งผลให้ได้ผลลัพธ์ในการทำนายที่น่าจะแตกต่างกันด้วย



วิธีต้นไม้ตัดสินใจเป็นการนำข้อมูลมาสร้างตัวแบบการทำนายในรูปของต้นไม้ช่วยตัดสินใจ ซึ่งต้นไม้ช่วยตัดสินใจนั้น ทำงานแบบการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) คือ สามารถสร้างตัวแบบจัดหมวดหมู่ได้จากกลุ่มตัวอย่างของข้อมูลที่ได้กำหนดก่อนล่วงหน้าทีเรียกว่า ชุดการฝึกเรียนรู้ได้ อัตโนมัติ และสามารถทำนายกลุ่มของรายการที่ยังไม่เคยนำมาจัดหมวดหมู่ได้ด้วย ดังภาพที่ 2-2



ภาพที่ 2-2 การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้วิธีต้นไม้ตัดสินใจ (Mitchell, 1997, pp.60)

จากโครงสร้างวิธีต้นไม้ตัดสินใจ สามารถเขียนกฎการจำแนก (Classification Rules) ได้ดังนี้

IF (Sunny) AND (Humidity=High) THEN (Play Golf=No)  
 ถ้าวันนี้แดดร้อนและมีความชื้นสูง แล้วจะไม่เล่นกอล์ฟ

IF (Sunny) AND (Humidity=Normal) THEN (Play Golf=Yes)  
 ถ้าวันนี้แดดร้อนและมีความชื้นปกติ แล้วจะเล่นกอล์ฟ

IF (Rain) AND (Wind=Strong) THEN (Play Golf=No)  
 ถ้าวันนี้ฝนตกและลมแรง แล้วจะไม่เล่นกอล์ฟ

IF (Rain) AND (Wind=Weak) THEN (Play Golf=Yes)  
 ถ้าวันนี้ฝนตกและลมอ่อนๆ แล้วจะเล่นกอล์ฟ

IF (Overcast) THEN (Play Golf=Yes)  
 ถ้าวันนี้มีเมฆครึ้ม แล้วจะเล่นกอล์ฟ



การสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ มีขั้นตอนดังนี้

1. หากคุณลักษณะข้อมูลที่สำคัญที่สุดมาแบ่งข้อมูลโดยคุณลักษณะข้อมูลนี้ถูกนำมาสร้างเป็นโน้ตตรรก มีเป้าหมายของคุณลักษณะเป็นผลลัพธ์ซึ่งเป็นโน้ตตรรกที่ถูกกำหนดไว้ก่อน
2. นำค่าที่เป็นไปได้ในคุณลักษณะที่ถูกเลือกมาแบ่งออกเป็นกลุ่มของตัวเอง
3. แบ่งข้อมูลทั้งหมดตามกลุ่มที่แตกออกจากโน้ตตรรก
4. วนกลับไปทำที่ขั้นตอนแรกคือ หากคุณลักษณะที่สำคัญที่สุดจากข้อมูลที่เข้ามาเพื่อหาตัวแบ่งต่อไป

วิธีต้นไม้ตัดสินใจเป็นวิธีที่นำมาใช้ค่อนข้างแพร่หลาย เนื่องจากผู้ใช้สามารถทำความเข้าใจผลลัพธ์ได้ง่าย วิธีต้นไม้ตัดสินใจจะจำกัดข้อมูลที่เป็นตัวแปรตาม (Dependent Variable) 1 ตัว ต่อ 1 รูปแบบ ถ้าต้องการทำนายตัวแปรตามหลายตัวต้องสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลสำหรับตัวแปรตามแต่ละตัว ขั้นตอนของวิธีต้นไม้ตัดสินใจส่วนใหญ่ไม่รองรับข้อมูลต่อเนื่อง (Continuous Data) จะต้องมีการแบ่งให้เป็นข้อมูลไม่ต่อเนื่อง (Discrete Data) ก่อน และกรณีข้อมูลในการทดลองมีความแตกต่างกันมากกว่าข้อมูลที่นำไปใช้ในการทดสอบ ผลลัพธ์ที่ได้อาจไม่เหมือนเดิมและยังทำให้ผลลัพธ์ที่ได้ไม่แม่นยำ 100%

วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เป็นอีกเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย เนื่องจากความแม่นยำที่ได้จากวิธีการคำนวณของวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ใช้หลักวิธีการถดถอยมาคำนวณหาข้อสรุปในรูปแบบต่าง ๆ จึงทำให้มีการนำวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมาประยุกต์กับผลิตภัณฑ์ที่ใช้การวิเคราะห์ข้อมูล การจัดประเภทข้อมูลออกเป็นแต่ละกลุ่มหรือการเจาะจงข้อมูลบางประเภท หลักการคำนวณวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีพื้นฐานการคำนวณแบบเชิงเส้นซึ่งสามารถใช้กับข้อมูลหลายคุณลักษณะ ทั้งนี้ในการวิเคราะห์ข้อมูลแต่ละประเภทจะใช้หลักการวิเคราะห์ข้อมูลแตกต่างกันตามลักษณะข้อมูลตัวบ่งชี้การวิเคราะห์คือ ลักษณะที่บ่งชี้ข้อมูลเฉพาะที่อ้างอิงถึงข้อมูลที่นำมาในการคำนวณ แนวคิดพื้นฐานใช้หลักการหาขอบเขตการหาค่าระยะขอบที่มากที่สุด (Maximum Margin) ของระนาบตัดสินใจ (Decision Hyperplane) ซึ่งสามารถสรุปขั้นตอนได้ดังนี้ กำหนดให้กลุ่มข้อมูลทดลอง  $D = \{(x_i, y_j); i = 1, 2, \dots, n\}$  ขณะที่

$x_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in} \in R^n$  เป็นสมาชิกซึ่งเขียนอยู่ในรูปคู่อันดับเป็นข้อมูลนำเข้า

$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_j, y_j)\}$  และ  $y_j \in \{-1, 1\}$  (+1 = “ดี”, -1 = “ไม่ดี”) ซึ่งเป็นการ

กำหนดกลุ่มเป้าหมายให้วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน เพื่อหาฟังก์ชันการตัดสินใจที่สามารถจำแนกค่าที่ไม่ทราบได้โดยใช้สมการที่ (2.3)

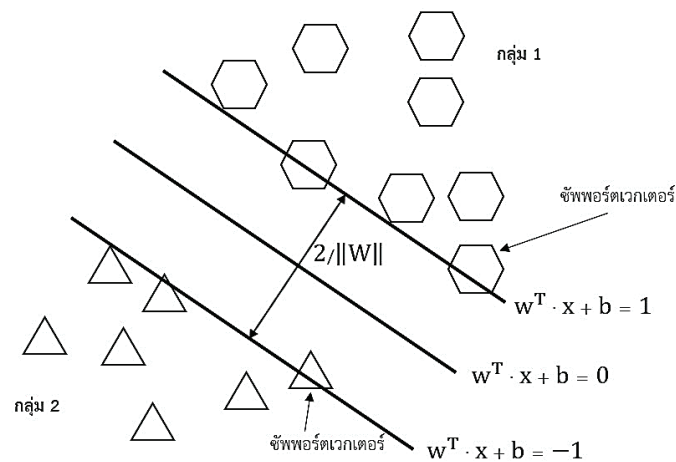
$$y = \text{sign} \left\{ \sum_{j=1}^n w_j \phi_j(x) + b \right\} \quad (2.3)$$

$$\phi(x) = [\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_n(x)]^T \quad (2.4)$$

จากสมการที่ (2.4) เป็นกลุ่มข้อมูล  $X$  ซึ่งไม่สามารถจำแนกได้ด้วยสมการเชิงเส้นตรงให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถใช้สมการเส้นตรงจำแนกได้ โดยที่  $\phi(x)$  แทนฟังก์ชันการแปลงข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นให้เป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบสมการเชิงเส้นที่สามารถจำแนกได้  $w_j$  แทนค่าน้ำหนัก (Weight) ที่เชื่อมโยงจากพื้นที่คุณลักษณะ (Feature Space) ไปสู่ Output Space และ  $b$  แทนค่าความเอนเอียง (Bias) ที่ตั้งไว้ ทำให้ได้สมการการจำแนกข้อมูล ดังสมการที่ (2.5)

$$f(x) = \sum_{j=1}^n w_j \phi_j(x) + b \quad (2.5)$$

จากฟังก์ชันที่สร้างนั้นเป็นการแบ่งประเภทของข้อมูลเชิงเส้นตรง ซึ่งได้ฟังก์ชันการจำแนกประเภทข้อมูลเป็น  $f(x) = y = mx + b$  หากข้อมูลเซต  $D$  สามารถแยกโดยใช้สมการเชิงเส้นตรง แสดงว่า เป็นการจำแนกประเภทข้อมูลที่สมบูรณ์ เส้นแบ่งกลุ่มที่ดีคือ เส้นที่มีระยะขอบ (Margin) กว้างมากที่สุดของเส้นคู่ขนานที่เพิ่มขึ้น จากเส้นแบ่งไปสัมผัสจุดข้อมูลของทั้งสองกลุ่มที่ไกลที่สุด โดยเรียกจุดข้อมูลอย่างน้อยหนึ่งจุดจากทั้งสองกลุ่มที่สัมผัสกับเส้นขนานว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support Vector) ดังภาพที่ 2-3



ภาพที่ 2-3 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมกซ์ิม กรณีข้อมูลแยกกลุ่มได้ (ดัดแปลงจาก Lessmann & Voß, 2009)

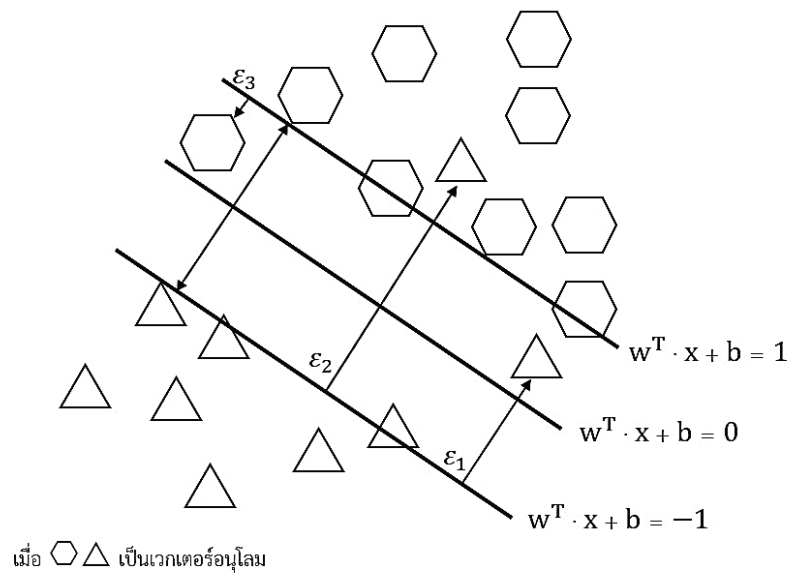
สำหรับปัญหาเชิงเส้นที่ข้อมูลมีคุณลักษณะมิติสูงแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม ในกรณีนี้ ระบายการตัดสินใจสามารถคำนวณได้จากสมการที่ (2.5) ซึ่งสามารถแทนด้วยสมการที่ (2.6) และ (2.7) สำหรับค่า  $y$  ถูกกำหนดให้มีค่าเป็น  $-1$  และ  $+1$  และสามารถรวมกันได้ดังสมการที่ (2.8)

$$w^T x + b \gg +1; y_i = +1 \quad (2.6)$$

$$w^T x + b \leq -1; y_i = -1 \quad (2.7)$$

$$y_i(w^T x + b) - 1 \geq 0; \forall_i \quad (2.8)$$

จากสมการที่ (2.6) และ (2.7) สามารถจำแนกกลุ่มออกเป็นสองกลุ่มได้อย่างชัดเจน รวมทั้งเป็นการแก้ปัญหาซึ่งเน้นเรื่องการกำหนดระยะขอบให้มีขนาดกว้างที่สุด โดยการเลือกไฮเปอร์เพลน (Hyperplane)  $l_1$  และ  $l_2$  ที่เหมาะสม จนกว่าจะพบจุดข้อมูลอย่างน้อยหนึ่งจุด จากทั้งสองกลุ่มที่สัมผัสกับเส้นขนาน โดยมีข้อแม้ว่าในช่วงระยะจำแนกไม่มีข้อมูลอยู่ ดังนั้น สมการที่เป็นเชิงเส้น และสามารถจำแนกข้อมูลได้ เกิดจากการเพิ่มขอบเขตเส้นแบ่งที่มีความกว้างเท่ากับ  $2 / \|w\|^2$



ภาพที่ 2-4 การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน กรณีข้อมูลแยกกลุ่มไม่ได้ (ดัดแปลงจาก Lessmann & Voß, 2009)

ในกรณีข้อมูลบางส่วนไม่สามารถจำแนกกลุ่มได้ถูกต้องทั้งหมด ทำให้ต้องมีการกำหนดตัวแปรเพื่อยอมรับค่าความผิดพลาดจากการจำแนกประเภทข้อมูล ด้วยการเพิ่มตัวแปร  $\epsilon$  (Slack Variable) ดังภาพที่ 2-4 และใช้สมการที่ (2.9) และ (2.10) ในการหาค่าระยะขอบการตัดสินใจ

$$w^T x + b \gg +1 - \epsilon_i; y_i = +1 \quad (2.9)$$

$$w^T x + b \geq -1 + \epsilon_i; y_i = -1 \quad (2.10)$$

โดย  $\epsilon_i > 0$

ดังนั้น แนวคิดหลักของวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเพื่อหาระนาบการตัดสินใจในการแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน โดยจะพยายามสร้างเส้นแบ่งตรงกึ่งกลางระหว่างกลุ่มให้มีระยะห่างระหว่างขอบเขตของทั้งสองกลุ่มมากที่สุด จะใช้วิธีแมป (Map) สำหรับย้ายข้อมูลจากปริภูมินำเข้า (Input Space) ไปยังพื้นที่คุณลักษณะ และสร้างฟังก์ชันวัดความคล้ายที่เรียกว่า เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการคำนวณเพื่อเพิ่มมิติของข้อมูลบนพื้นที่คุณลักษณะเหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีมิติข้อมูลสูง โครงสร้างของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ประกอบด้วย 2 ส่วนหลัก คือ การเพิ่มระยะจำแนกมากที่สุด และการแก้ปัญหาด้วยการลดข้อผิดพลาดในการจำแนกประเภทข้อมูลให้ต่ำที่สุด ดังแสดงในสมการที่ (2.11)

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^n \varepsilon_i \quad (2.11)$$

$$\text{โดย } y_i ((w \cdot x_i) + b) + \varepsilon_i \gg 1, \quad \varepsilon_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

จากสมการพบว่า มีอยู่สองส่วนด้วยกัน คือ ส่วนซ้ายมือจะเป็นสมการที่ใช้แทนการปรับค่าระยะจำแนกข้อมูล เพื่อใช้หาช่องว่างสำหรับระยะจำแนกข้อมูลสูงสุด ส่วนที่สองแทนการปรับค่าผิดพลาดในการจำแนกประเภทข้อมูลให้ต่ำสุด โดยมีค่า  $c$  ซึ่งเป็นค่าตัวแปรที่ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าได้เอง เพื่อปรับความสมดุลระหว่างการให้ความสำคัญของระยะจำแนกสูงสุด หรือให้ความสำคัญกับความผิดพลาดในการจำแนกประเภทข้อมูลที่ต้องการให้ต่ำที่สุด โดยปกติค่า  $c$  จะกำหนดให้มีค่ามากกว่า 1 ในการศึกษาี้ กำหนดค่า  $c_1$  และ  $c_2$  เท่ากับ 2 (Liang et al., 2015) จากนั้นแก้ปัญหาด้วยฟังก์ชันลากรองจ์ (Lagrangian) ด้วยการกำหนดค่าตัวแปรแบบเซตคู่ (Dual Sets) เพิ่มเติมแล้วแก้ปัญหาด้วยการกำหนดข้อจำกัดที่ดีที่สุด (Constrained Optimization) ดังสมการที่ (2.12)

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, y_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (2.12)$$

$$\sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0, \quad 0 \ll \alpha_i \ll c, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

โดยที่  $\alpha_i$  เป็น Lagrange Multipliers ที่จะใช้สำหรับการแก้ปัญหาที่ดีที่สุด และ  $\alpha_i$  ใช้ในการจำแนกข้อมูลที่ไม่ได้เป็นฟังก์ชันการจำแนกข้อมูลแบบเชิงเส้นตรง ดังสมการที่ (2.13)

$$f(x) = \sum_{j=1}^N w_j \alpha_j^* K(x, x_j) + b \quad (2.13)$$

ในขณะที่  $K(x, x_j) = \phi^T(x) \phi(x_j)$  นั้น เป็นเคอร์เนลฟังก์ชันวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน มีเคอร์เนลฟังก์ชันให้ผู้ใช้สามารถประยุกต์ในการแก้ปัญหาได้หลายวิธี เช่น ฟังก์ชันเชิงเส้น ฟังก์ชันพหุนาม (Polynomial Function) ฟังก์ชันเรเดียลเบซิส (Radial Basis Function: RBF) โดยเคอร์เนลที่นิยมใช้มี 3 วิธีด้วยกัน ดังแสดงในสมการที่ (2.14), (2.15) และ (2.16) ได้แก่ เคอร์เนลพหุนาม (Polynomial Kernel)

$$K(x_i, x_j) = (1 + x_i \cdot x_j)^d \quad (2.14)$$

เคอร์เนลเรเดียลเบซิส (Radial Basis Kernel)

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (2.15)$$

เคอร์เนลซิกมอยด์ (Sigmoid Kernel)

$$K(x_i, x_j) = \tanh((\kappa x_i \cdot x_j) - \delta) \quad (2.16)$$

ปริภูมิกริด (Grid Space) หมายถึง วิธีการพยายามเลือกค่า  $(c, \gamma)$  ที่ให้ผลความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูลที่ดีที่สุด โดยมีกระบวนการขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. พิจารณาค่าสำหรับ  $(c, \gamma)$
2. สำหรับการหาค่า  $(c, \gamma)$  ที่เหมาะสมใช้วิธีการ K-fold Cross Validation บนกลุ่มข้อมูลที่ทำการทดสอบ
3. เลือกค่า  $(c, \gamma)$  ที่ให้ค่าความผิดพลาดในการจำแนกประเภทข้อมูลต่ำที่สุด
4. ใช้ค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด สำหรับสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล เพื่อใช้ในการทำนาย โดยการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด

วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่ให้ผลการทำนายที่ดีภายใต้ขนาดข้อมูลฝึกเรียนรู้ที่ไม่มาก โดยสิ่งสำคัญที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนายกลุ่มข้อมูลที่แตกต่างกัน คือ ขนาดของข้อมูล คุณลักษณะของชุดข้อมูล และการเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ซึ่งสิ่งเหล่านี้ยังคงเป็นปัญหาที่ต้องอาศัยการทดสอบและแก้ไข เพื่อให้ได้มาซึ่งตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลในการตัดสินใจที่สามารถทำนายกลุ่มได้อย่างแม่นยำ และมีความผิดพลาดในการจำแนกประเภทน้อยที่สุด

สำหรับการศึกษาคั้งนี้ ผู้วิจัยเลือกใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้และนำไปใช้กับชุดข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นได้ จึงนิยมนำมาใช้ในการแก้ปัญหาด้านต่าง ๆ อย่างแพร่หลาย และการศึกษาวิจัยนี้เป็นการนำเสนอการจำแนกประเภทกลุ่มเสียงในการเป็นโรคเบาหวาน ซึ่งเป็นข้อมูลทางการแพทย์ที่ส่วนใหญ่นิยมใช้

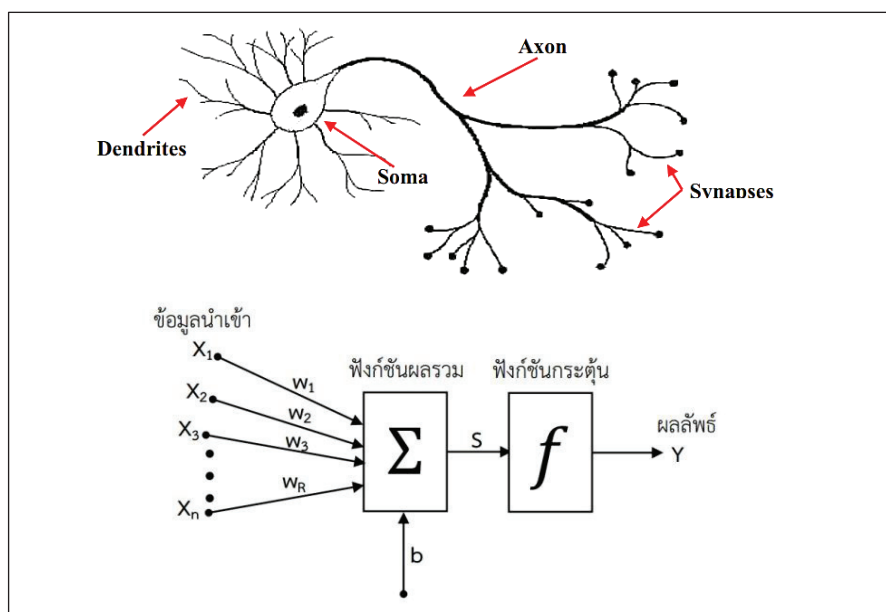
โครงข่ายประสาทเทียมมาใช้วิเคราะห์ประกอบการวินิจฉัยเบื้องต้น (Botoca et al., 2010; Sumathi & Santhakumaran, 2011)

## ตอนที่ 2 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

### 1. การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) เป็นกระบวนการทำงานของคอมพิวเตอร์ในการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยการประมวลผลแบบขนาน (Parallel Processing) ทำให้สามารถประมวลผลข้อมูล สารสนเทศ หรือองค์ความรู้ได้ครั้งละจำนวนมาก ช่วยให้จดจำและเรียนรู้จากประสบการณ์ได้มากขึ้น ด้วยเหตุนี้จึงส่งผลให้คอมพิวเตอร์สามารถเชื่อมโยงข้อเท็จจริงจำนวนมากเข้าด้วยกัน เพื่อหาข้อสรุปและดำเนินการปรับปรุงองค์ความรู้ที่มีอยู่ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นการประยุกต์เลียนแบบระบบประสาทและการทำงานของสมองมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาท (Neurons) ที่ถูกจัดเรียงกันเป็นกลุ่ม หากมีชนิดเดียวกันจะอยู่ในกลุ่มเดียวกัน แต่ละกลุ่มจะเชื่อมโยงเซลล์ประสาทจำนวนมากเข้าด้วยกันแบบโครงข่าย ลักษณะของกลุ่มเซลล์ประสาทในสมองของมนุษย์ถือต้นแบบในการสร้างระบบประสาทเสมือนให้กับคอมพิวเตอร์ โดยกำหนดให้ซอฟต์แวร์แต่ละตัวเป็นหนึ่งหน่วยของเซลล์ประสาท เรียกว่า โหนด (Node) โหนดจำนวนมากจะเชื่อมโยงเป็นโครงข่ายเช่นเดียวกับกลุ่มเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ แต่ละโหนดถูกแบ่งออกเป็นชั้น (Layer) แต่ละชั้นมีหน้าที่แตกต่างกัน และมีการแบ่งเซลล์ประสาทกับข้อมูลภายนอกด้วยขอบเขต (Boundary) เพื่อแยกให้เห็นอย่างชัดเจน การเลียนแบบสมองมนุษย์ของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังภาพที่ 2-5



ภาพที่ 2-5 กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม (ดัดแปลงจาก Ong and Corces, 2014, p. 43)

องค์ประกอบในการทำงานของระบบประสาทในสมองมนุษย์กับโครงข่ายประสาทเทียม มีความคล้ายคลึงกัน ในระบบประสาทของมนุษย์การรับกระแสประสาทจะอาศัยเดนไดรต์ (Dendrites) เป็นตัวนำพา เปรียบเทียบได้กับหน่วยข้อมูลป้อนเข้าในระบบโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนการนำกระแสประสาทไปยังเซลล์ประสาทอื่นผ่านทางเอกซอน (Axon) ที่เป็นตัวส่งออกกระแสประสาทเปรียบเทียบกับหน่วยผลลัพธ์ในโครงข่ายประสาทเทียม นอกจากนี้ยังมีองค์ประกอบอื่นที่มีหน้าที่คล้ายกัน ดังตารางที่ 2-1

ตารางที่ 2-1 แสดงโครงสร้างของระบบประสาทของมนุษย์ และโครงข่ายประสาทเทียม

ระบบประสาทของมนุษย์	โครงข่ายประสาทเทียม
นิวเคลียส	โหนด
แขนงเส้นประสาท	หน่วยข้อมูลนำเข้า
แกนประสาท	หน่วยผลลัพธ์
เส้นประสาท	น้ำหนัก
กระแสประสาท	ข้อมูล

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 6 องค์ประกอบ ดังนี้

1. ข้อมูลป้อนเข้า เป็นข้อมูลที่ระบบจะนำเข้ามาประมวลผลตามรูปแบบของปัญหาที่สนใจศึกษา ข้อมูลนำเข้าจะมีความสอดคล้องและเกี่ยวข้องกับปัญหาที่เกิดขึ้น เพื่อนำข้อมูลมาตัดสินใจแก้ไขปัญหานั้น โดยจะถูกจำแนกประเภทตามลักษณะของข้อมูลนำเข้าหรือความต้องการของระบบ ข้อมูลเหล่านี้อาจเป็นข้อมูลรูปภาพหรือเสียงก็ได้ ข้อมูลแต่ละชนิดจะแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ ซึ่งเป็นข้อมูลเชิงปริมาณ หากเป็นข้อมูลเชิงคุณภาพ ต้องแปลงให้อยู่ในรูปเชิงปริมาณที่โครงข่ายประสาทเทียมยอมรับได้ หลังจากนั้นขั้นตอนการประมวลผลต้องกำหนดค่าน้ำหนักของความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลให้กับข้อมูลป้อนเข้าด้วย

2. ค่าน้ำหนักเป็นองค์ประกอบที่สำคัญในโครงข่ายประสาทเทียม เนื่องจากเป็นค่าเฉพาะที่กำหนดให้ข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว ไข่แยกแยะความแตกต่างของข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัวซึ่งแสดงระดับความสำคัญของข้อมูลป้อนเข้า ทำให้เลือกคุณลักษณะข้อมูลที่ส่งผลต่อการแก้ไขปัญหาได้ โดยวิธีการอาจได้จากการประสบการณ์ที่ใช้ในการฝึกเรียนรู้ สิ่งที่ได้จากการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมหรือเรียกอีกอย่างหนึ่งว่า ค่าความรู้ ค่านี้จะถูกเก็บเป็นทักษะเพื่อใช้ในการจดจำข้อมูลอื่น ๆ ที่อยู่ในรูปแบบเดียวกัน

3. ฟังก์ชันผลรวม (Summation Functions: S) เป็นองค์ประกอบที่มีหน้าที่รวมค่าน้ำหนักที่ได้จากโครงข่ายชั้นข้อมูลป้อนเข้า เพื่อใช้สำหรับสรุปผลความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลป้อนเข้าทั้งหมด ดังภาพที่ 2-5 ฟังก์ชันผลรวมเป็นผลรวมของผลคูณระหว่างข้อมูลป้อนเข้า  $x_i$  และค่าน้ำหนัก  $w_i$  กับค่าเอนเอียง (Bias: b) ซึ่งสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.17)

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (2.17)$$

4. ฟังก์ชันการแปลง (Activation Function) เป็นส่วนที่ทำหน้าที่แปลงผลรวมของข้อมูลป้อนเข้าให้เป็นข้อมูลส่งออกหรือบางครั้งเรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท ได้แก่ ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น และฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น ดังนี้

4.1 ฟังก์ชันการแปลงเชิงเส้น เป็นฟังก์ชันที่สามารถเรียนรู้เพียงความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก ดังนั้นจะไม่สามารถหาคำตอบได้สำหรับบางกรณีที่ไม่ใช่เส้นตรง ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณจะมีค่าเท่ากับค่าที่ได้จากฟังก์ชันการแปลงเสมอเหมาะสมสำหรับผลลัพธ์ที่ไม่มีการกำหนดขอบเขตค่าเป้าหมาย เช่น ฟังก์ชันสเต็ป (Step Function) ฟังก์ชันเครื่องหมาย (Sign Function) ฟังก์ชันการแปลงฮาร์ดลิมิต (Hard Limit Activation Function)

4.2 ฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น ประกอบด้วยฟังก์ชันการแปลง 2 ชนิด คือ

4.2.1 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์จะบีบช่วงข้อมูลป้อนเข้าที่ไม่จำกัดให้เป็นช่วงของข้อมูลส่งออกที่จำกัด โดยที่ช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์จะแสดงลักษณะของข้อเท็จจริงที่มีความชันเข้าใกล้ศูนย์เมื่อข้อมูลป้อนเข้ามีจำนวนมาก ขั้นตอนการฝึกเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับวัตถุประสงค์เพื่อลดผลกระทบที่ส่งผลกระทบต่อขนาดของอนุพันธ์ไม่ให้มีผลกระทบต่อค่าน้ำหนักปัจจุบัน โดยขนาดของการเปลี่ยนแปลงค่า น้ำหนักถูกกำหนดโดยค่าปัจจุบันที่แยกออกมา ค่าปัจจุบันสำหรับค่าน้ำหนักและความเอนเอียงแต่ละค่าจะเพิ่มขึ้นเมื่ออนุพันธ์ของฟังก์ชันสัมพันธ์กับค่าน้ำหนักที่มีเครื่องหมายเดียวกันสำหรับการกระทำซ้ำรอบสอง และค่าปัจจุบันจะลดลงเมื่ออนุพันธ์ที่สัมพันธ์กับน้ำหนักเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากการกระทำซ้ำรอบก่อน ถ้าอนุพันธ์เท่ากับศูนย์แสดงว่าค่าปัจจุบันยังคงเดิม ฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.18)

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.18)$$

4.2.2 ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) มีลักษณะเช่นเดียวกับฟังก์ชันการแปลงซิกมอยด์ แต่ต่างกันเพียงช่วงของข้อมูลส่งออกจะอยู่ในช่วง -1 ถึง +1 ฟังก์ชันการแปลงแบบไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.19)

$$f(s) = \frac{2}{1 + e^{-2s}} - 1 \quad (2.19)$$

5. ชั้นซ่อน (Hidden Layer) เป็นชั้นที่เพิ่มประสิทธิภาพในการจัดกลุ่มข้อมูลเพื่อที่จะส่งต่อไปยังชั้นข้อมูลส่งออก การคำนวณดังสมการที่ (2.20)



$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^N w_{ij}x_i + \theta_j\right) \quad (2.20)$$

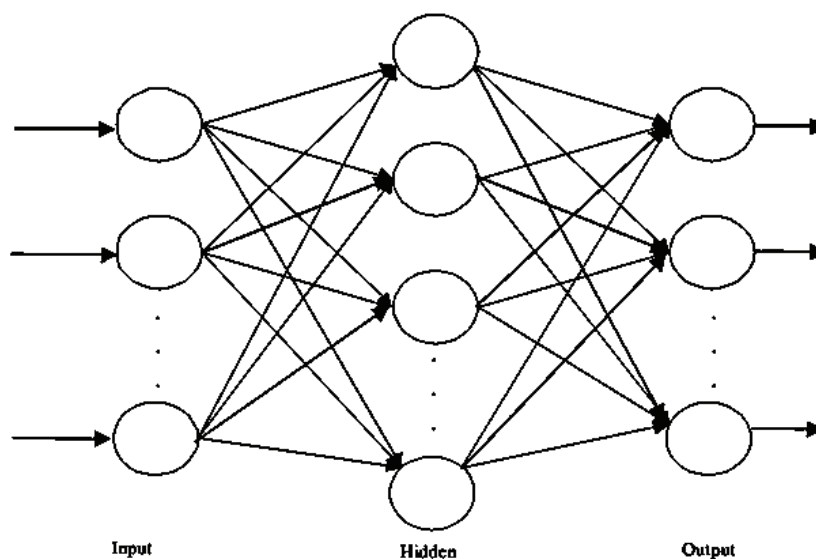
โดย	$y_j$	แทน	ผลลัพธ์ในชั้นซ่อนหรือข้อมูลส่งออกในชั้นซ่อนโหนดที่ $j$
	$x_i$	แทน	ข้อมูลนำเข้าโหนดที่ $i$ ในชั้นข้อมูลป้อนเข้า
	$w_i$	แทน	น้ำหนักบนเส้นเชื่อมระหว่างโหนดที่ $i$ ในชั้นข้อมูลป้อนเข้า และโหนดที่ $j$ ในชั้นซ่อน
	$\theta_j$	แทน	ค่าความเอนเอียงของโหนดที่ $j$ ในชั้นซ่อน
	$N$	แทน	จำนวนโหนดทั้งหมดของชั้นข้อมูลป้อนเข้า

6. ชั้นข้อมูลส่งออก (Output Layer) เป็นองค์ประกอบที่เกิดจากการประมวลผลข้อมูลผ่านชั้นตอนต่าง ๆ ทั้งการรวมค่าน้ำหนักและฟังก์ชันการแปลงสำหรับผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นแนวทางในการแก้ไขปัญหาตามที่ระบบทำนายไว้จากกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลส่งออกจะขึ้นอยู่กับจำนวนกลุ่มข้อมูลที่ต้องการจำแนกประเภทสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.21)

$$z_k = f\left(\sum_{j=1}^M w'_{jk}y_j + \theta_k\right) \quad (2.21)$$

โดย	$z_k$	แทน	ผลลัพธ์ในชั้นข้อมูลส่งออกโหนดที่ $k$
	$y_j$	แทน	ผลลัพธ์ในชั้นซ่อนหรือข้อมูลส่งออกในชั้นซ่อนโหนดที่ $j$
	$w'_{jk}$	แทน	น้ำหนักบนเส้นเชื่อมระหว่างโหนดที่ $j$ ในชั้นซ่อนและโหนดที่ $k$ ในชั้นข้อมูลส่งออก
	$\theta_k$	แทน	ค่าความเอนเอียงของโหนดที่ $k$ ในชั้นข้อมูลส่งออก
	$M$	แทน	จำนวนโหนดทั้งหมดของชั้นซ่อน

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้ 2 แบบ ได้แก่ 1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer) ซึ่งมีเพียงชั้นสัญญาณประสาทขาเข้าและชั้นสัญญาณประสาทขาออกเท่านั้น เช่น โครงข่ายเพอร์เซ็ปตรอนอย่างง่าย (Simple Perceptron) และโครงข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield Networks) และ 2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feedforward Neuron Network) ซึ่งมีลักษณะเช่นเดียวกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวแต่จะมีชั้นซ่อนเพิ่มขึ้น โดยอยู่ส่วนกลางระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นข้อมูลส่งออก ทั้งนี้ชั้นซ่อนอาจมีมากกว่า 1 ชั้น ดังภาพที่ 2-6



ภาพที่ 2-6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Ong and Corces, 2014, p. 43)

การแบ่งวิธีโครงข่ายประสาทเทียมตามประเภทการเรียนรู้ของโครงข่ายสามารถแบ่งได้ 2 ประเภท ดังนี้

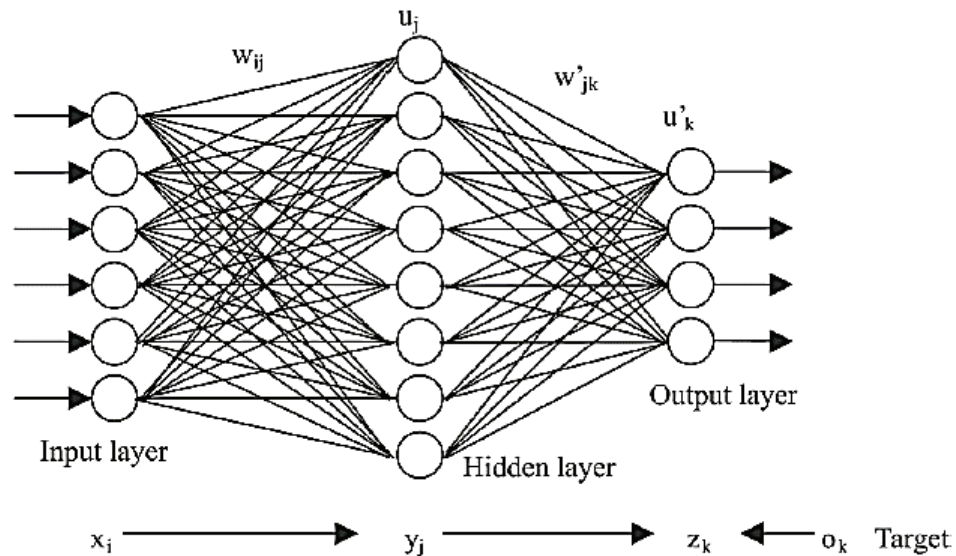
1. การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) เป็นข้อมูลประกอบด้วยตัวอย่างข้อมูลที่ต้องการสอนและผลลัพธ์ที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทสร้าง เมื่อมีการนำข้อมูลในลักษณะเดียวกันมาเป็นข้อมูลป้อนเข้าโครงข่ายประสาท จะกำหนดค่าผลลัพธ์ที่เป็นเป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว โครงข่ายประสาทจะนำค่าผิดพลาดระหว่างค่าเป้าหมายกับค่าผลลัพธ์ที่ได้มาใช้ในการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ค่าผลลัพธ์ที่ใกล้เคียงกับเป้าหมายมากที่สุด ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์ จะเหมือนกับการสอนนักเรียน โดยมีครูผู้สอนคอยให้คำแนะนำตัวอย่างตัวแบบนี้ ได้แก่ เพอร์เซพตรอน (Perceptron) การแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation)

2. การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) การเรียนรู้แบบนี้จะสอนโครงข่ายประสาทโดยการนำข้อมูลป้อนเข้าอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว ไม่มีการส่งค่าผลลัพธ์เป้าหมายให้กับข้อมูลป้อนเข้าแต่ละตัว การปรับน้ำหนักจะใช้ข้อมูลที่นำมาสอนเป็นตัวปรับค่า โดยค่าน้ำหนักจะปรับตามกลุ่มที่ข้อมูลป้อนเข้าที่มีรูปแบบคล้ายคลึงกัน ถ้าหากเปรียบเทียบกับมนุษย์ จะเหมือนกับการที่บุคคลสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้ด้วยตนเอง ตัวอย่างตัวแบบนี้ ได้แก่ ตัวแบบ Counter Propagation (ตัวแบบ CPN) ตัวแบบ Adaptive Resonance Theory Neural Networks (ตัวแบบ ART) เป็นต้น

ในปัจจุบันการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมยังคงมีการดำเนินการอย่างต่อเนื่องและคาดว่าจะมีบทบาทอย่างมากในด้านการจำแนกประเภทหรือรูปแบบ การหาความเหมาะสมและการจัดกลุ่ม นักวิจัยจำนวนมากได้นำเสนอตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำไปประยุกต์ในงานต่างกันซึ่งมีสถาปัตยกรรมและลักษณะของนิเวศที่แตกต่างกัน ขั้นตอนการเรียนรู้แตกต่างกัน

## 2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น หรือเพอร์เซพตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วย ชั้นข้อมูลป้อนเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลส่งออก ที่นี้จะพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนกลับไปข้างหน้าที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น (Single Layer Feed-Forward Neural Network) ดังภาพที่ 2-7



ภาพที่ 2-7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น (Winston, 1992, p. 443)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้น มีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้

2.1 จำนวนชั้นต่าง ๆ โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย ชั้นข้อมูลป้อนเข้ามีโหนด (ตัวแปร)  $x_i$ ;  $i = 1, 2, \dots, N$  ซึ่งแต่ละโหนด มีจำนวนตัวแปรป้อนเข้า เท่ากับ  $n$  ค่า ชั้นซ่อน

$y_j$ ;  $j = 1, 2, \dots, M$  และชั้นข้อมูลส่งออก  $z_k$ ;  $k = 1, 2, \dots, K$

2.2 การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่าง ๆ นั้น ทุก ๆ โหนด ในชั้นข้อมูลป้อนเข้า  $x_1, x_2, \dots, x_N$  จะส่งสัญญาณไปยังแต่ละโหนดในชั้นซ่อน  $u_j$  โดยมีค่าน้ำหนักของเส้นสัญญาณแต่ละเส้นคือ  $w_{ij}$  เมื่อ  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $j = 1, 2, \dots, M$  และทุก ๆ โหนดในชั้นซ่อน คือ  $u_1, u_2, \dots, u_M$  จะส่งสัญญาณไปยังแต่ละโหนดในชั้นข้อมูลส่งออก  $u'_k$ ;  $k = 1, 2, \dots, K$  โดยมีค่าน้ำหนักของเส้นสัญญาณแต่ละเส้น คือ  $w'_{jk}$  เมื่อ  $j = 1, 2, \dots, p$  และ  $k = 1, 2, \dots, K$

2.3 การทำงานของการส่งผ่านข้อมูลในชั้นต่าง ๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าเริ่มจากค่าป้อนเข้า  $x_1, x_2, \dots, x_N$  ในชั้นข้อมูลป้อนเข้าซึ่งไม่มีการประมวลผลข้อมูล เพียงแต่ทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าแล้วกระจายออกไปยังโหนดของชั้นซ่อนถัดไป ข้อมูลป้อนเข้าของโหนด

ที่  $j$  ในชั้นซ่อน ( $u_j$ ) จะรับข้อมูลป้อนเข้าที่เป็นฟังก์ชันผลรวมของผลคูณระหว่างค่าน้ำหนักกับค่าป้อนเข้าในชั้นข้อมูลป้อนเข้า ดังสมการที่ (2.22)

$$u_{pj} = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pi} \quad ; j=1,2,\dots,M \quad (2.22)$$

โดยที่  $n$  แทน จำนวนของโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า  
 $u_{pj}$  แทน ค่าป้อนเข้าของโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน สำหรับแต่ละค่าสังเกตหรือตัวแปร  $p$   
 $w_{ij}$  แทน ค่าน้ำหนักจากโหนดที่  $i$  ของชั้นข้อมูลป้อนเข้า และโหนดที่  $j$  ของชั้นซ่อน  
 $x_{pi}$  แทน ค่าป้อนเข้าจากโหนดที่  $i$  ของชั้นข้อมูลป้อนเข้า สำหรับแต่ละค่าสังเกต  $p$

ค่าข้อมูลส่งออกของแต่ละโหนดของชั้นซ่อน คำนวณจากการแปลงค่าป้อนเข้าในสมการที่ (2.22) ด้วยฟังก์ชันการแปลงไม่ใช่เชิงเส้น (Nonlinear Transfer Function) โดยใช้ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิคแทนเจนต์ ดังแสดงในสมการที่ (2.23)

$$y_{pj} = f(u_{pj}) = f\left(\sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pi}\right)$$

นั่นคือ

$$y_{pj} = \frac{2}{1 + e^{-2u_{pj}}} - 1 \quad (2.23)$$

หลังจากนั้นค่าส่งออกของทุกๆ โหนดในชั้นซ่อน  $y_1, y_2, \dots, y_M$  จะเป็นค่าป้อนเข้าในแต่ละโหนดของชั้นส่งข้อมูลออก  $v_k$  ซึ่งข้อมูลป้อนเข้าของโหนดที่  $k$  ในชั้นซ่อน ( $v_k$ ) จะรับข้อมูลป้อนเข้าที่เป็นฟังก์ชันผลรวมของผลคูณระหว่างค่าน้ำหนัก  $w'_{ij}$  กับค่าส่งออกในชั้นซ่อน  $y_j$  ดังสมการที่ (2.24)

$$v_{pk} = \sum_{j=1}^M w'_{jk} y_{pj} \quad ; k=1,2,\dots,K \quad (2.24)$$

โดยที่  $M$  แทน จำนวนของโหนดในชั้นซ่อน  
 $w'_{jk}$  แทน ค่าน้ำหนักจากโหนดที่  $j$  ของชั้นซ่อนและโหนดที่  $k$  ของชั้นข้อมูลส่งออก  
 $y_{pj}$  แทน ค่าส่งออกจากโหนดที่  $j$  ของชั้นซ่อน สำหรับแต่ละค่าสังเกต  $p$

ค่าส่งออกของแต่ละโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก คำนวณจากการแปลงค่าป้อนเข้าสมการที่ (2.24) ด้วยฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ ดังสมการที่ (2.25)

$$\begin{aligned} z_{pk} &= f(v_{pk}) = f\left(\sum_{j=1}^m w'_{jk} y_{pj}\right) \\ &= \frac{2}{1 + e^{-2v_{pk}}} - 1 \end{aligned} \quad (2.25)$$

เป้าหมายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า คือ การหาค่าส่งออกของแต่ละโหนดในชั้นข้อมูลส่งออก  $z_1, z_2, \dots, z_K$  ที่ทำให้ฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function) เหมาะสม ส่วนใหญ่นิยมใช้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ระหว่างค่าผลลัพธ์ที่ต้องการและค่าส่งออกของชั้นส่งข้อมูลออกของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นฟังก์ชันเป้าหมาย นั่นคือ

$$MSE = E = \frac{1}{nK} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk})^2 \quad (2.26)$$

โดยที่ $K$	แทน	จำนวนของโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก
$n$	แทน	จำนวนของค่าสังเกตของข้อมูลป้อนเข้า
$t_{pk}$	แทน	ค่าเป้าหมายของโหนดที่ $k$ ของชั้นข้อมูลส่งออก สำหรับค่าสังเกตที่ $p$
$z_{pk}$	แทน	ค่าผลลัพธ์ที่ได้จากโหนดที่ $k$ ของชั้นข้อมูลส่งออกของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับค่าสังเกตที่ $p$

ค่าส่งออกของแต่ละโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก คำนวณจากการแปลงค่าป้อนเข้าในสมการ ซึ่งการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสม (Optimal Weight) โดยใช้ฟังก์ชันเป้าหมายดังแสดงในสมการ (2.26) การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าที่นิยมใช้ คือ ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งจะกล่าวถึงในหัวข้อถัดไป

### 3. ขั้นตอนวิธีแบบแพร่ย้อนกลับ (Backpropagation Algorithm)

วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับเป็นขั้นตอนวิธีที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ในเพอร์เซพตรอนหลายชั้น เพื่อหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นซ่อน และค่าน้ำหนักที่เหมาะสมของการเชื่อมต่อระหว่างโหนดของชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออก โดยใช้ฟังก์ชันเป้าหมายในการหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมเหล่านี้ (Rumelhart, Hinton, & Williams, 1986) โครงข่ายประสาทเทียมชนิด (Artificial Neural Networks: ANN) ที่มีการแพร่ ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm)

เป้าหมายของวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ คือ การหาค่าน้ำหนัก  $w_{ij}$  ที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นซ่อน และน้ำหนัก  $w'_{jk}$  เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออกที่ทำให้ค่าฟังก์ชันเป้าหมายในสมการที่ (2.26) มีค่าต่ำที่สุด สมการดังกล่าวเป็นฟังก์ชันของน้ำหนัก  $w_{ij}$  และ  $w'_{jk}$  ที่ไม่ทราบค่า ดังนั้น จึงหาอนุพันธ์อันดับที่หนึ่งของฟังก์ชันเป้าหมายเทียบกับค่าน้ำหนัก  $w_{ij}$  และ  $w'_{jk}$  เพื่อแสดงให้เห็นถึงอัตราการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันเป้าหมายเมื่อค่าน้ำหนักเปลี่ยนไป ซึ่งก็คือ ค่าความชัน (Slope) ของฟังก์ชันเป้าหมาย ถ้าปรับค่าน้ำหนักในทิศทางที่ทำให้ค่าความชันลดลงจะทำให้ค่าฟังก์ชันเป้าหมายลดลงด้วย วิธีการหาค่าน้ำหนักที่เหมาะสมสามารถทำได้โดยหาอนุพันธ์บางส่วน (Partial Derivative) ของฟังก์ชันเป้าหมายเทียบกับค่าน้ำหนัก จากนั้นปรับค่าน้ำหนักไปในทิศทางที่ทำให้ค่าความชันลดลง และทำเช่นนี้ต่อไปจนกระทั่งฟังก์ชันเป้าหมายไม่สามารถลดลงได้อีกต่อไป ซึ่งสามารถแสดงในเชิงคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (2.27)

$$\Delta w'_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w'_{jk}} \quad (2.27)$$

โดยที่  $\eta$  คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) และเป็นค่าที่ใช้ปรับสเกลในแต่ละครั้งของการปรับค่าน้ำหนัก ซึ่งการปฏิบัติโดยทั่วไปในโครงข่ายประสาทเทียม คือ กำหนดค่าแน่นอนของอัตราการเรียนรู้  $\eta$  ณ ตอนเริ่มต้นแก้ปัญหาของโครงข่ายประสาทเทียม

การหาค่าน้ำหนักในโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีแบบแพร่ย้อนกลับจะเริ่มจากการคำนวณการปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อระหว่างชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออก  $w'_{jk}$  เมื่อนำสมการที่ (2.22) – (2.25) แทนลงในสมการที่ (2.26) จะได้สมการใหม่ที่มีค่าต่ำสุดเมื่อเทอม  $\sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk})^2$  มีค่าต่ำสุด ดังสมการที่ (2.28)

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{nK} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk})^2 \\ &= \frac{1}{nK} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K \left( t_{pk} - f \left( \sum_{j=1}^m w'_{jk} y_{pj} \right) \right)^2 \\ &= \frac{1}{nK} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K \left( t_{pk} - f \left( \sum_{j=1}^m w'_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pi} \right) \right) \right)^2 \end{aligned} \quad (2.28)$$

ดังนั้น การหาค่าน้ำหนัก  $w'_{jk}$  ที่ให้สมการที่ (2.28) มีค่าต่ำสุด จะเป็นคำตอบเดียวกันกับการหาค่าน้ำหนักที่ทำให้ค่าตามสมการที่ (2.29)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K \left( t_{pk} - f \left( \sum_{j=1}^m w'_{jk} f \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pi} \right) \right) \right)^2 \quad (2.29)$$

มีค่าต่ำสุด (เทอม  $\frac{1}{2}$  เป็นค่าคงที่ที่นำมาคูณเพื่อให้ผลลัพธ์ของอนุพันธ์บางส่วนของ  $E$  เทียบกับ  $w'_{jk}$  ไม่มีค่าคงที่ 2 คูณอยู่ในสมการ) และอนุพันธ์บางส่วนที่แสดงในสมการ (2.27) สามารถขยายโดยใช้กฎลูกโซ่ ดังนี้

$$\Delta w'_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w'_{jk}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial z_{pk}} \frac{\partial z_{pk}}{\partial v_{pk}} \frac{\partial v_{pk}}{\partial w'_{jk}} \quad (2.30)$$

เนื่องจาก

$$\frac{\partial E}{\partial z_{pk}} = \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial z_{pk}} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk})^2 = -(t_{pk} - z_{pk}) \quad (2.31)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial z_{pk}}{\partial v_{pk}} &= \frac{\partial f(v_{pk})}{\partial v_{pk}} = \frac{\partial}{\partial v_{pk}} \left( \frac{2}{1 + e^{-2v_{pk}}} - 1 \right) \\ &= -2(1 + e^{-2v_{pk}})^{-2} (e^{-2v_{pk}})(-2) \\ &= \left( \frac{2}{1 + e^{-2v_{pk}}} \right) \left( \frac{-2e^{-2v_{pk}}}{1 + e^{-2v_{pk}}} \right) \\ &= \left( \frac{2}{1 + e^{-2v_{pk}}} \right) \left( \frac{2}{1 + e^{-2v_{pk}}} - 2 \right) \\ &= (z_{pk} + 1)(z_{pk} - 1) = (z_{pk}^2 - 1) \end{aligned} \quad (2.32)$$

$$\frac{\partial v_{pk}}{\partial w'_{jk}} = \frac{\partial}{\partial w'_{jk}} \left( \sum_{j=1}^M w'_{jk} y_{pj} \right) = y_{pj} \quad (2.33)$$

แทนค่าอนุพันธ์บางส่วน  $\frac{\partial E}{\partial z_{pk}}$ ,  $\frac{\partial z_{pk}}{\partial v_{pk}}$  และ  $\frac{\partial v_{pk}}{\partial w'_{jk}}$  จากสมการที่ (2.31) – (2.33) ในสมการที่ (2.30) จะได้

$$\Delta w'_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w'_{jk}} = -\eta (-1)(t_{pk} - z_{pk})(z_{pk}^2 - 1)y_{pj} \quad (2.34)$$

สมการ (2.34) เป็นสูตรสำหรับการปรับค่าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออก โดยนำค่าน้ำหนักที่ได้ ณ ครั้งที่  $t$  เขียนแทนด้วย  $w''_{jk}$  บวกกับ  $\Delta w'_{jk}$  ซึ่งจะได้ค่าน้ำหนักที่มีการปรับค่าแล้วหรือ  $w''^{t+1}_{jk}$  ดังสมการ

$$w''^{t+1}_{jk} = w''_{jk} + \Delta w'_{jk}$$

การปรับค่าน้ำหนัก  $w_{ij}$  ที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้าและชั้นซ่อนใช้วิธีการคล้ายกับการหาสูตรปรับน้ำหนัก  $\Delta w'_{jk}$  ที่แสดงในสมการที่ (2.34)

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

จากกฎลูกโซ่

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \sum_{k=1}^K \frac{\partial E}{\partial z_{pk}} \cdot \frac{\partial z_{pk}}{\partial v_{pk}} \cdot \frac{\partial v_{pk}}{\partial y_{pj}} \cdot \frac{\partial y_{pj}}{\partial u_{pj}} \cdot \frac{\partial u_{pj}}{\partial w_{ij}} \quad (2.35)$$

โดยที่  $\frac{\partial E}{\partial z_{pk}}$  และ  $\frac{\partial z_{pk}}{\partial v_{pk}}$  แสดงในสมการ (2.31) และ (2.32) ตามลำดับ

เนื่องจาก

$$\frac{\partial v_{pk}}{\partial y_{pj}} = \frac{\partial}{\partial y_{pj}} \left( \sum_{j=1}^M w'_{jk} y_{pj} \right) = w'_{jk}, \quad (2.36)$$

$$\frac{\partial y_{pj}}{\partial u_{pj}} = \frac{\partial}{\partial u_{pj}} \left( \frac{2}{1 + e^{-2u_{pj}}} - 1 \right) = (u_{pj} + 1)(u_{pj} - 1) = u_{pj}^2 - 1, \quad (2.37)$$

$$\frac{\partial u_{pj}}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \left( \sum_{i=1}^n w_{ij} x_{pi} \right) = x_{pi} \quad (2.38)$$

แทนค่าอนุพันธ์บางส่วนจากสมการที่ (2.31), (2.32), (2.36)–(2.38) ในสมการที่ (2.35) จะได้

$$\Delta w_{ij} = -\eta \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk}) (z_{pk}^2 - 1) w'_{jk} (u_{pj}^2 - 1) x_{pi} \quad (2.39)$$

เป็นที่น่าสังเกตว่า สมการที่ (2.39) มีเครื่องหมายผลรวม (Summation) ตามจำนวนโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก เนื่องจากแต่ละโหนดของชั้นซ่อน เชื่อมต่อกับทุกโหนดของชั้นข้อมูลส่งออก



ดังนั้น ถ้าน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นป้อนเข้ากับชั้นซ่อนเปลี่ยนไป จะมีผลกระทบต่อค่าของผลลัพธ์ในทุกหน่วย ถ้าจำนวนโหนดของชั้นข้อมูลส่งออกเท่ากับ 1 ( $k=1$ ) แล้วจะได้ว่า

$$\Delta w_{ij} = -\eta(t_p - z_p)(z_p^2 - 1)w'_j(u_{pj}^2 - 1)x_{pi}$$

จากการหาค่าน้ำหนักของวิธีการแบบแพร่ย้อนกลับที่อธิบายตามสมการข้างต้น สามารถเขียนขั้นตอนของการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนเข้าไปข้างหน้าด้วยวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ ซึ่งปรับปรุงมาจาก Warner and Misra (1996) ดังนี้

1. กำหนดค่าเริ่มต้นของน้ำหนักให้เป็นค่าอย่างสุ่มที่มีค่าน้อย ซึ่งจะให้ค่าส่งออกของผลลัพธ์แต่ละโหนดประมาณ 0.5

2. เลือกค่าสังเกต  $p$  ค่าหนึ่ง และป้อนค่าสังเกตนี้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า ซึ่งจะได้ค่า  $u_{pj}$  และ  $z_{pk}$  ซึ่งเป็นค่าส่งออกของโหนดที่  $j$  ในชั้นซ่อน และโหนดที่  $k$  ของชั้นส่งข้อมูลออก

3. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของผลลัพธ์  $\delta_{pk} = (t_{pk} - z_{pk})(z_{pk}^2 - 1)$

4. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของชั้นซ่อน  $\psi_{pj} = \sum_{k=1}^K \delta_{pk} w'_{jk}(u_{pj}^2 - 1)$

5. คำนวณ  $\Delta w'_{jk}$  และ  $\Delta w_{ij}$  ตามสมการที่ (2.40) และ (2.41)

$$\Delta w'_{jk} = \eta(t_{pk} - z_{pk})(z_{pk}^2 - 1)y_{pj} \quad (2.40)$$

$$= \eta\delta_{pk}y_{pj}$$

และ

$$\Delta w_{ij} = -\eta \sum_{k=1}^K (t_{pk} - z_{pk})(z_{pk}^2 - 1)w'_{jk}(u_{pj}^2 - 1)x_{pi} \quad (2.41)$$

$$= -\eta\psi_{pj}x_{pi}$$

6. เพื่อปรับค่าน้ำหนักทำซ้ำขั้นตอน 1-5 สำหรับแต่ละค่าสังเกต

การตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกนซ์และตัวแปรทำนายของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (2.42)

$$RI_x = \frac{|\sum W_{ij} W_{jk} \times r_{ij,k}|}{\sum \sum W_{ij} W_{jk}} \quad (2.42)$$

โดยที่  $r_{ij,k}$  แทน สัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์ของข้อมูลป้อนเข้าและผลลัพธ์

ข้อจำกัดของการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม มีดังนี้

1. บางครั้งอาจเกิดเหตุการณ์การประเมินค่าเกิน (Over Fitting) กล่าวคือ ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลเรียนรู้ได้ผลลัพธ์ที่ดีในข้อมูลฝึกเรียนรู้ แต่กลับมีประสิทธิภาพไม่ดีเมื่อนำมาใช้กับข้อมูลทดสอบ

2. ทำความเข้าใจกระบวนการทำงานของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลได้ยากเพราะกระบวนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลเป็นแบบกล่องดำ

3. ใช้เวลาในการเรียนรู้และใช้หน่วยความจำมากหากข้อมูลมีขนาดใหญ่

4. ไม่คงทนต่อข้อมูลรบกวนและข้อมูลที่มีลักษณะนอกเกณฑ์

#### 4. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

นรินทร์ พนาवास และนิเวศ จิระวิจิตรชัย (2553) ศึกษาการจำแนกมะเร็งเม็ดเลือดขาวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น โดยเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีต้นไม้ตัดสินใจและขั้นตอนวิธีเอนีฟเบย์ ผลการศึกษาปรากฏว่า การจำแนกประเภทของมะเร็งเม็ดเลือดขาวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นให้ความแม่นยำมากที่สุด

เสาวลักษณ์ อร่ามพงศานวัต และพยุ่ง มีสัจ (2553) ศึกษาการพัฒนาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ปริมาณ PM10 โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นแบบแพร่ย้อนกลับ ผลการศึกษาปรากฏว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 12-24-12-1 ให้ผลการพยากรณ์คลาดเคลื่อนน้อยที่สุด โดยมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) เท่ากับ 0.0063 ให้ผลเป็นที่น่าพอใจ ซึ่งแสดงว่าตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับสามารถใช้ในการพยากรณ์ปริมาณ PM10 ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

กรวิภา ภูนบผา ระวี ฉวีวงศ์ และวงกต ศรีอุไร (2555) ศึกษาการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันด้วยภาษาพีเอชพีร่วมกับฐานข้อมูลมายเอสคิวแอล สำหรับระบบวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคอ้วนลงพุง และแนะนำอาหารสำหรับผู้ป่วยด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจที่ใช้โปรแกรม WEKA ในการสร้างตัวแบบจำแนกประเภท ข้อมูลที่นำมาใช้ในการวิเคราะห์ได้มาจากแบบสอบถาม ผลการศึกษาปรากฏว่าระบบสามารถวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรคอ้วนลงพุง และแนะนำอาหารสำหรับผู้ป่วยได้อย่างมีประสิทธิภาพและได้ผลประเมินความพึงพอใจจากผู้ใช้งานในระดับดี

โพธิพงษ์ ทูลภิรมย์ (2555) ศึกษาวิเคราะห์ข้อมูลการรักษาโรคด้วยศาสตร์โฮมิโอพาธีในผู้ป่วยโรคข้อเข่าเสื่อม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นร่วมกับขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ เปรียบเทียบกับวิธีต้นไม้ตัดสินใจ ผลการศึกษาปรากฏว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นร่วมกับขั้นตอนการเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับสามารถทำนายว่าผู้ป่วยมีอาการดีขึ้นหรือไม่จากการรักษาด้วยศาสตร์โฮมิโอพาธีได้ดีกว่าตัวแบบการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้วิธีต้นไม้ตัดสินใจ

วิชุดา ไชยศิวิมมงคล เปรม จันทร์สว่าง จุฬาทรรณ อึ้งจะนิล ประจวบ ชัยมณี วรุตม์ ชัยวงษ์ และวิราวรรณ พุทธมาตย์ (2556) ศึกษาการจำแนกผู้ป่วยโรคมะเร็งตับโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลในการทดลองมีทั้งหมด 6,499 ราย โดยเป็นผู้ป่วยมะเร็งตับ 3,412 ราย ตัวแปรที่ศึกษา 8 ตัวแปร ได้แก่ อายุ เพศ อาชีพ ค่าซีรัมอัลบิวมิน ค่าซีรัมไดเรคทีบิลูบิลิน ค่าซีรัมแอสปาเททอะมีโนทรานสเฟอรัส ค่าซีรัมอัลคาไลด์ฟอสฟาเทส และค่าซีรัมอะลานินอะมีโนทรานสเฟอรัส ผลการศึกษาปรากฏว่าประสิทธิภาพการจำแนกมีค่าสูงสุดเมื่อจำนวนชั้นซ่อนเท่ากับ 5 และอัตราส่วนของข้อมูล Training Set,

Testing Set และ Validation Set เป็น 70: 20: 10 ตามลำดับ ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลให้ค่าความแม่นยำ 95.39%

เขาวนนท์ โสโทะ พุทธสี ศิริแสงตระกูล และวรชัย ตั้งวรพงศ์ชัย (2556) ศึกษาตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลเพื่อทำนายผลการรักษาผู้ป่วยมะเร็งปากมดลูกที่เข้ารับการรักษาด้วยวิธีการฉายรังสี โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ ผู้วิจัยได้รวบรวมปัจจัยต่าง ๆ ที่มีความสัมพันธ์ต่อผลการรักษาจากงานวิจัยทางการแพทย์ที่เกี่ยวข้องจำนวน 6 ปัจจัย วิเคราะห์ความสัมพันธ์ของปัจจัยด้วยวิธีแบบลำดับขั้น แก้ปัญหาปรับความไม่สมดุลของข้อมูลด้วยวิธี Cost-Sensitive Learning และ Synthetic Minority Over-Sampling สร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและการถดถอยลอจิสติก ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการทำนายดีกว่าการถดถอยลอจิสติก

จิราภา โสมชัย สิริภัทร เชี่ยวชาญวัฒนา คำรณ สุนันติ และนิพนธ์พัทธ์ เมืองโคตร (2557) ศึกษาวิธีการจำแนกประชากรภาวะเสี่ยงสูงต่อโรคความดันโลหิตสูง (Prehypertension) ด้วยเครื่องจักรการเรียนรู้เอ็กซ์ทรีม (Extreme Learning Machine: ELM) ซึ่งเป็นขั้นตอนวิธีที่มีข้อดีในด้านความเร็วในการเรียนรู้และมีความแม่นยำสูงในการจำแนกประเภท เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูลทางการแพทย์ในการจำแนกกลุ่มเสี่ยงโรคความดันโลหิตสูง ได้ทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพความถูกต้องกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอนแบบแพร่ย้อนกลับ (MLP-BP) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซ็ปตรอนแบบเลเวนเบิร์ก-มาร์ควอธ (MLP-LM) โดยชุดข้อมูลที่น่าสนใจในการทดลองใช้ข้อมูลจากการคัดกรองกลุ่มเสี่ยงของประชากรที่มีอายุตั้งแต่ 15 ปี ขึ้นไป ในเขตพื้นที่ตำบลเจริญศิลป์ อำเภอเจริญศิลป์ จังหวัดสกลนคร ปีงบประมาณ พ.ศ. 2555 ซึ่งมีจำนวนปัจจัยทั้งหมด 12 ปัจจัย ใช้จำนวนข้อมูลทั้งหมด 2,987 ระเบียบ ผลการศึกษาปรากฏว่า ค่าความแม่นยำในการจำแนกประชากรที่มีภาวะเสี่ยงสูงต่อโรคความดันโลหิตสูง แบบ ELM ให้ความถูกต้องการจำแนกข้อมูลสูงที่สุด (โดยเฉลี่ย 90.95%)

จุฑารัตน์ ตั้งกิตติวัฒน์ และนลินภัทร์ ปรวัฒน์ปรียก (2557) ศึกษาการหาค่าที่เหมาะสมในการพัฒนาตัวแบบจำแนกประเภทวิเคราะห์โรคในสุกรโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ผลจากการทดสอบปรากฏว่า ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลมีค่าความแม่นยำ 99.5% ซึ่งอยู่ในระดับดีมากผลที่ได้จากตัวแบบนี้ถูกนำไปพัฒนาต่อให้อยู่ในรูปแบบของระบบสารสนเทศเพื่อให้ง่ายต่อการใช้งาน ทั้งนี้ระบบดังกล่าวนำเสนอวิธีการรักษาและคำแนะนำเพื่อลดการสูญเสียในอาชีพเกษตรกร

วงกต ศรีอุไร (2557) ศึกษาการพัฒนาตัวแบบจำแนกประเภทจำแนกผู้ป่วยโรคอ้วนลงพุง โดยใช้วิธีการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ผลจากการศึกษาปรากฏว่า การจำแนกที่มีการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูล 3 วิธี แตกต่างกันได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับวิธี Correlation-based Feature Selection (CFS) และโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ Information Gain ผลการศึกษาปรากฏว่า โครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับ CFS มีค่าความแม่นยำสูงสุดมีค่าเท่ากับ 92.56%

สุภาพร บรรดาศักดิ์ เครือวัลย์ เนตรพนา และจิราพรรณ จิตตานันท์ (2559) ศึกษาหาความสัมพันธ์ในการเกิดโรคมะเร็งจากปัจจัยเสี่ยง เช่น พฤติกรรมการสูบบุหรี่ พฤติกรรมการดื่มแอลกอฮอล์และพฤติกรรมการบริโภคอาหาร เป็นต้น วิเคราะห์ข้อมูลจากการตอบแบบสอบถามด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและโครงข่ายประสาทเทียม ผลการศึกษาปรากฏว่า วิธีต้นไม้ตัดสินใจทำนายข้อมูลได้ดีกว่าวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ดาราวดี ตรีมงคล วรสรณ์ อรรถโสภา และสุภาพร บรรดาศักดิ์ (2559) ศึกษาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ทำให้เกิดความเสียหายของการเป็นโรคเบาหวาน โดยได้ทดสอบและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีต้นไม้ตัดสินใจแบบ J48 โครงข่ายประสาทเทียม และนาอิวเบย์ (Naïve Bayes) จากการนำ 35 ปัจจัยมาช่วยในการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลให้ค่าความแม่นยำ 85.38%

เชิดศักดิ์ เจริญชัย สุรศักดิ์ แว่นรัมย์ และณัฐรุณี ดิษเจริญ (2560) ศึกษาการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคมะเร็งปากมดลูก ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ในโปรแกรมเวก้า ระบบพัฒนาด้วยภาษาพีเอชพีและฐานข้อมูลมายเอสคิวแอล การประเมินประสิทธิภาพของระบบในเบื้องต้นด้วยแบบสอบถามความพึงพอใจของผู้ใช้งานจำนวน 6 คน ผลการศึกษาปรากฏว่า ค่าเฉลี่ยความพึงพอใจโดยรวมอยู่ในระดับมาก ( $\bar{X} = 4.39$ , S.D.= 0.57) ระบบที่พัฒนาขึ้นนี้ช่วยอำนวยความสะดวกแก่ผู้ใช้ในการจำแนกผู้ป่วย ปรับปรุงตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลให้มีความแม่นยำ และจัดการเกณฑ์ในการจำแนกของแต่ละบุคคลได้ ซึ่งระบบนี้มีประโยชน์ในการสนับสนุนกระบวนการวินิจฉัยโรคของแพทย์

ยุพิน ไชยสมภาร และทวี ชัยพิมลผลิน (2560) ศึกษาการพยากรณ์ระดับน้ำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมกับข้อมูลปริมาณน้ำฝนจากตัวแบบ WRF-ECHAM5 เพื่อหาโครงสร้างสถาปัตยกรรมของตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ เปรียบเทียบกระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt (LM) และ Bayesian Regularization (BR) และกำหนดโหนดในชั้นซ่อนแตกต่างกัน รวมทั้งมีการเปรียบเทียบประเภทของข้อมูลป้อนเข้าระหว่างการใช้ค่าน้ำฝนจากกริด และค่าน้ำฝนที่ได้จากการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่ ผลการศึกษาปรากฏว่า โครงสร้างสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมคือ การเรียนรู้แบบ LM และจำนวนโหนดในชั้นซ่อนควรกำหนด 50% ของจำนวนข้อมูลป้อนเข้า และค่าน้ำฝนที่หาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่จะให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่าการใช้ค่าน้ำฝนจากกริดรวมกับการหาค่าเฉลี่ยแบบเคลื่อนที่

Chuang and Lin (2009) ศึกษาตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อแบบใหม่ โดยใช้วิธี Reassigning Credit Scoring Model (RCSM) ซึ่งเกี่ยวข้องในสองขั้นตอนคือ ขั้นตอนการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทการคะแนนสินเชื่อโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมจำแนกผู้ขอสินเชื่อที่มีเครดิตดีและผู้สมัครที่มีเครดิตไม่ดี (ถูกปฏิเสธ) และขั้นตอนที่กำหนดใหม่คือ การลดความผิดพลาดชนิด I ด้วยการกำหนดให้ผู้สมัครที่มีเครดิตดี แต่ถูกปฏิเสธให้อยู่ในสถานะที่ยอมรับตามเงื่อนไขใหม่ โดยใช้วิธีการจำแนกพื้นฐาน CBR ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อโดยใช้ LDA, LR, CART, BPN และ RCSM มีค่าเฉลี่ยของความแม่นยำของอัตราการจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อเท่ากับ 76.0%, 76.5%, 77.5%, 79.5%, 82.5% และ 86.0% ตามลำดับ จากผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่น่าเสนอมีความแม่นยำ สำหรับการจำแนกประเภท

ลูกค้ำของธนาคารมากกว่าตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลจากวิธีการจำแนกอื่นทั้งสี่รูปแบบ นอกจากนี้ยังทำให้รายได้ของธุรกิจเพิ่มขึ้นจากการลดความผิดพลาดชนิด I และความผิดพลาดชนิด II ของระบบการให้คะแนนสินเชื่อ

Lee and Chen (2009) ศึกษาการจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อของธนาคาร ด้วยขั้นตอนวิธีแบบผสมสองขั้นตอน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล และการจำแนกกลุ่มลูกค้ำที่จะให้สินเชื่อ โดยบูรณาการวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และ Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) เปรียบเทียบกับ วิธี LDA, LR, MARS และ ANN ผลการศึกษาปรากฏว่าตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อด้วยวิธี ANN+MARS มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำในการจำแนกกลุ่มมากที่สุด เท่ากับ 84.71% โดยจัดประเภทคะแนนสินเชื่อลูกค้ำธนาคารด้วยวิธี LDA, LR, MARS, และ ANN มีค่าเฉลี่ยความแม่นยำของอัตราการจำแนกประเภท มีค่าเท่ากับ 75.49%, 76.08%, 80.98% และ 84.31% ตามลำดับ

Wang et al. (2011) ศึกษาตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อ ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม 3 วิธี คือ Bagging Boosting และ Stacking บนพื้นฐานการเรียนรู้โดยใช้วิธีการจำแนกประเภท 4 วิธี ได้แก่ การวิเคราะห์การถดถอยลอจิสติก ต้นไม้ตัดสินใจ โครงข่ายประสาทเทียม และ ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลจากการศึกษาปรากฏว่า วิธีการเรียนรู้แบบรวมกลุ่มสามารถปรับปรุงความแม่นยำของการจำแนกประเภทข้อมูลในแต่ละวิธีจำแนกได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะชุดการฝึกเรียนรู้ด้วยวิธี Bagging มีประสิทธิภาพดีกว่าชุดการเรียนรู้อื่น ซึ่งให้ค่าเฉลี่ยความแม่นยำมากที่สุด ในแต่ละวิธี และ Bagging-DT มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในด้านของค่าเฉลี่ยความแม่นยำ (80.75%) และความผิดพลาดประเภทแบบที่ II ต่ำสุด (31.71%) แต่สำหรับชุดข้อมูลการให้คะแนนสินเชื่อของเยอรมันโดยใช้วิธีต้นไม้ตัดสินใจร่วมกับวิธีการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม Bagging ประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทลดลง

Tsai, Hsu, and Yen (2014) ศึกษาการเพิ่มประสิทธิภาพตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม สำหรับจำแนกประเภทการล้มละลาย โดยสร้างตัวแบบจำแนกประเภทบนพื้นฐานวิธีจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี ประกอบด้วย MLP, SVM และ DT ร่วมกับ 2 วิธีการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม คือ Boosting และ Bagging นอกจากนี้ยังเปรียบเทียบกับชุดจำนวนการจำแนกที่แตกต่างกันเป็น 10, 20, 30, ... , 100 ผลการศึกษาปรากฏว่า วิธี MLP-Bagging, MLP-Boosting, DT-Bagging, DT-Boosting, SVM-Boosting และ SVM-Bagging มีประสิทธิภาพในการจำแนกเพิ่มขึ้นจากวิธีการจำแนกประเภท MLP, DT และ SVM อย่างเดียว โดยเฉลี่ย DT-Boosting ดำเนินการบนชุดข้อมูลภาวะการล้มละลายของออสเตรเลียและญี่ปุ่นดีที่สุดที่สุดเป็น 86.68% และ 87.66% ตามลำดับ ประสิทธิภาพการจำแนกด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจร่วมกับการเรียนรู้แบบรวมกลุ่มลดลงในชุดข้อมูลของเยอรมัน

Koutanaei, Sajedi, and Khanbabaee (2015) ศึกษาการจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อด้วยวิธีการเรียนรู้แบบรวมกลุ่มแบบผสมผสาน โดยคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลก่อนนำมาใช้สร้างตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อของธนาคาร ซึ่งพัฒนาตัวแบบจำแนกประเภทผสมผสานบนพื้นฐานวิธีการจำแนกประเภท 3 ขั้นตอน ขั้นตอนแรก จัดเตรียมข้อมูลให้เหมาะสมก่อนประมวลผลขั้นตอนที่สอง คัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลด้วยขั้นตอนวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก วิธีเชิงพันธุกรรม



Information Gain Ratio และ Relief Attribute Evaluation Function การกำหนดค่าพารามิเตอร์ของการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลบนพื้นฐานของความแม่นยำด้วยวิธีจำแนกซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน หลังจากเลือกรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับคุณลักษณะข้อมูลที่เลือก นำคุณลักษณะเหล่านั้นจะไปใช้กับขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม ในขั้นตอนนี้จะได้ค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งจะถูกนำไปใช้ในการสร้างตัวแบบตามที่เสนอไว้ ขั้นตอนที่สาม ขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทสำหรับชุดข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 ผลการศึกษาปรากฏว่า การคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลด้วยวิธีการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลัก ให้ค่าความแม่นยำที่ดีที่สุด (87.80%) สำหรับตัวแบบจำแนกประเภทคะแนนซินเชื่อพบว่า ตัวแบบจำแนกประเภทด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม Adaptive Boosting (AdaBoost) ให้ค่าความแม่นยำสูงที่สุดเท่ากับ 91%

### สรุปทิศทางของการวิจัย

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลเกี่ยวกับทางการแพทย์ได้ดี เทคนิคที่ใช้ส่วนใหญ่ใช้การจำแนกประเภทพื้นฐาน แต่ปรับปรุงขั้นตอนวิธีด้วยเทคนิคต่าง ๆ แต่วัตถุประสงค์หลักของการศึกษาคือ การเพิ่มประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล และลดความคลาดเคลื่อนในการจำแนกผิดพลาดให้ต่ำสุด ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อด้อย คือ การเรียนรู้เพื่อหาค่าผลลัพธ์ซ้ำจากการปรับค่าน้ำหนักของแต่ละโหนดในการประมวลผลแต่ละรอบ ซึ่งมีนักวิจัยได้เสนอแนวทางการเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค มาช่วยปรับกระบวนการหาค่าน้ำหนักในโครงข่ายประสาท อีกทั้งยังทำให้การค้นหาค่าตอบมีความเร็วมากยิ่งขึ้น (Sahu & Mishra, 2012; Mohammadi & Mirabedini, 2014)

## ตอนที่ 3 การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

### 1. แนวคิดการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization) หรือ PSO พัฒนาขึ้นโดย Eberthart and Kennedy ในปี ค.ศ. 1995 (Eberthart & Kennedy, 1995) มีแนวคิดการคำนวณเชิงวิวัฒนาการ โดยนำพฤติกรรมเลียนแบบทางสังคมของสัตว์ในการเดินทางหรือหาอาหารของฝูงสัตว์ โดยเฉพาะฝูงนก ฝูงปลา เช่น มีนกฝูงหนึ่งกำลังบินสู่มหาสมุทรอยู่พื้นที่หนึ่งที่มีอาหารอยู่เพียงชั้นเดียวในบริเวณนั้น นกทุกตัวไม่รู้ว่าอาหารอยู่ที่ตำแหน่งไหนแต่สัญชาตญาณพวกมันรู้ว่ามันอยู่ห่างจากอาหารมากน้อยเพียงใด โดยเมื่อพวกมันบินไปในแต่ละช่วงจะหาระยะห่างของมันจากแหล่งอาหาร และนกทั้งฝูงจะเลือกบินตามนกตัวที่อยู่ใกล้อาหารมากที่สุด จากนั้นพวกมันก็จะบินช่วงต่อไปโดยที่นกทั้งฝูงจะทำซ้ำเช่นนี้ไปเรื่อย ๆ จนพวกมันบินมาถึงแหล่งอาหาร จากวิธีการหาอาหารของฝูงนกจะเห็นว่าในการกำหนดตำแหน่งระยะห่างของมันจากแหล่งอาหาร และการตัดสินใจบินตามนกตัวที่บินอยู่ใกล้แหล่งอาหารมากที่สุดในแต่ละช่วงจะใช้เวลาน้อยมากจนเหมือนมันบินเกาะกลุ่มกันไปแบบต่อเนื่อง PSO เป็นการจำลองการหาอาหารของฝูงนก ซึ่งการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบนี้ลักษณะการเคลื่อนที่ของนกแต่ละตัวในฝูงจะถูกแทนด้วยอนุภาค (Particle) ในอนุภาคแต่ละตัวจะมีค่าความเหมาะสม (Fitness Values) ที่บอกถึงระยะห่างของมันจากแหล่งอาหาร โดยอนุภาคทั้งหมดจะบินตามอนุภาคที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดในแต่ละช่วงหรือรอบ

แนวคิดของ PSO คล้ายกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในรูปแบบการหาคำตอบ เพื่อแก้ไข ปัญหาให้อยู่ในรูปของสิ่งมีชีวิตแต่กระบวนการคำนวณจะมีลักษณะที่แตกต่าง โดยอาศัยการแข่งขันหา คำตอบและไม่มี การแบ่งปันข้อมูลของผลลัพธ์ระหว่างอนุภาคสิ่งมีชีวิตเล็ก ๆ ในหนึ่งอนุภาคที่เป็น ตัวแทนของคำตอบของปัญหาจะมีการจัดเก็บค่าตัวแปรอยู่สองค่าคือ ค่าเวกเตอร์ระบุตำแหน่ง (Position) และค่าเวกเตอร์ระบุความเร็ว (Velocity) จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มหาตำแหน่งของอนุภาค หรือคำตอบขึ้นมาชุดหนึ่ง จากนั้นก็จะหาค่าเหมาะสมที่สุดด้วยการปรับปรุงค่าในแต่ละรอบของการ ตัดสินใจ โดยที่อนุภาคแต่ละตัวจะมีการปรับปรุงค่าด้วยการเปลี่ยนตำแหน่งตามค่าที่ดีที่สุดสองค่าคือ ค่าที่ดีที่สุดของการคำนวณที่ผ่านมาของอนุภาคนั้น จะเรียกว่า ค่าที่ดีที่สุดของอนุภาค (Particle Best: Pbest) อีกค่าหนึ่งคือ ค่าที่ดีที่สุดของทั้งกลุ่มที่ผ่านมาค่านี้จะเป็นค่าที่ดีที่สุดของทั้งกลุ่ม ที่เดินทางมาจะเรียกว่า ค่าที่ดีที่สุดของสากล (Global Best: Gbest) เมื่อมีการหาค่าที่ดีที่สุด 2 ค่า คือ Pbest และ Gbest แล้ว การปรับปรุงความเร็วและตำแหน่งก็จะเกิดขึ้นดังสมการที่ (2.43)

$$V'_D = \text{weight} * V_D + n_1 * \text{random}() * (P_{\text{best}} - X_D) + n_2 * \text{random}() * (G_{\text{best}} - X_D) \quad (2.43)$$

โดย	$V'_D$	แทน	ค่าความเร็วที่คำนวณได้จากอนุภาครุ่นปัจจุบัน
	$V_D$	แทน	ค่าความเร็วที่คำนวณได้จากอนุภาครุ่นก่อน
	Weight	แทน	ค่าการถ่วงน้ำหนัก
	$n_1$ และ $n_2$	แทน	ค่าคงที่ความเร็วในการค้นหา
	random()	แทน	ค่าสุ่มที่อยู่ระหว่าง [0,1]

การทำงานของ PSO เป็นกระบวนการที่ทำงานเป็นรอบ ซึ่งในแต่ละรอบของการทำงาน ความเร็วของอนุภาคแต่ละตัวจะถูกปรับปรุงโดยมีตัวแปรที่สำคัญ 3 ตัว คือ ความเร็วปัจจุบันของ อนุภาคนั้น ข้อมูลที่อนุภาคมีอยู่ (Pbest) ข้อมูลรวมของอนุภาคทั้งกลุ่ม (Gbest) ดังนั้น ในหนึ่ง อนุภาคเมื่อแทนด้วยพารามิเตอร์ของปัญหาหนึ่งจะประกอบด้วยตัวแปร ดังสมการที่ (2.44)

$$P_k = \{X, V, \text{Fitness value}, G_{\text{best}}, P_{\text{best}}\} \quad (2.44)$$

โดย	P	แทน	อนุภาคประกอบด้วย $P = \{P_1, P_2, \dots, P_k\}$
	K	แทน	จำนวนอนุภาค
	X	แทน	ตำแหน่งที่อนุภาคที่อยู่ในปัญหา เขียนในรูป $X_D = \{X_1, X_2, \dots, X_D\}$
	D	แทน	จำนวนมิติของปัญหา จะถูกกำหนดโดยลักษณะของปัญหาที่ต้องการ หาค่าที่เหมาะสมที่สุด
	V	แทน	ค่าความเร็วในการเคลื่อนที่ของอนุภาค ประกอบด้วยเวกเตอร์ตาม ขนาดของมิติของปัญหา $V_D = \{V_1, V_2, \dots, V_D\}$

Fitness value	แทน	ค่าความเหมาะสมของอนุภาคนั้น สามารถคำนวณได้จากฟังก์ชันเป้าหมายซึ่งได้จาก $\text{Fitness value} = \text{Objective Function (X)}$
Gbest <sub>D</sub>	แทน	ค่าตำแหน่งที่อนุภาคนั้นได้ค่าความเหมาะสมสูงสุด โดย $\text{Gbest}_D = \{\text{Gbest}_1, \text{Gbest}_2, \dots, \text{Gbest}_D\}$
Pbest	แทน	ค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดที่กลุ่มอนุภาครุ่นปัจจุบันที่ได้มา

## 2. ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

วิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ประกอบด้วยกระบวนการทั้งหมด 7 ขั้นตอน แสดงแผนผังในภาพที่ 2-8

2.1 กำหนดประชากรเริ่มต้นในการทำงาน โดยใช้การสุ่มตำแหน่งค่าให้  $X$  และค่าความเร็วการเคลื่อนที่ให้  $V$  ของอนุภาคแต่ละตัว ดังสมการที่ (2.45) และ (2.46) สุ่มค่าพารามิเตอร์ให้ตัวแปรของ  $X$  และ  $V$  ตามจำนวนของมิติของปัญหา และเก็บค่า  $V$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์เสริมคำนวณความเร็วการเคลื่อนที่

$$X_D = \text{Function Random Value } () \quad (2.45)$$

$$V_D = \text{Function Random Value } () \quad (2.46)$$

2.2 สำหรับอนุภาคแต่ละตัวจะมีการเปลี่ยนตำแหน่ง โดยพยายามมุ่งเข้าหาคำตอบของปัญหาที่กำหนด และประเมินค่าคำตอบนั้น ๆ (Fitness Evaluate) การคำนวณค่าฟังก์ชันความเหมาะสมของอนุภาค โดยขั้นตอนการแปลงตำแหน่ง ( $X$ ) ไปเป็นคำตอบขึ้นอยู่กับแต่ละฟังก์ชันเป้าหมาย คำนวณดังสมการที่ (2.47)

$$\text{Fitness Value} = \text{Objective Function } (X_D) \quad (2.47)$$

2.3 สำหรับตัวอนุภาคแต่ละตัวปรับตำแหน่งที่ดีที่สุดของตัวเอง โดยการเปรียบเทียบกับ Pbest หากค่าความเหมาะสมของแต่ละอนุภาคดีกว่าค่า Pbest ให้ปรับค่า Pbest เท่ากับค่าความเหมาะสมของตำแหน่งนั้น ๆ

2.4 การเก็บค่าตำแหน่งให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด เป็นตำแหน่งที่ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดพิจารณาจากการวนรอบตั้งแต่รอบแรกถึงปัจจุบัน ซึ่งแตกต่างจาก Pbest ที่พิจารณาการเก็บค่าที่ดีที่สุดเฉพาะรอบปัจจุบัน Gbest จึงเหมือนการเก็บค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดของภาพรวม เงื่อนไขการปรับปรุงดังสมการที่ (2.48)

IF Fitness value > Gbest THEN



$$Gbest_D = X_D \text{ ENDIF} \quad (2.48)$$

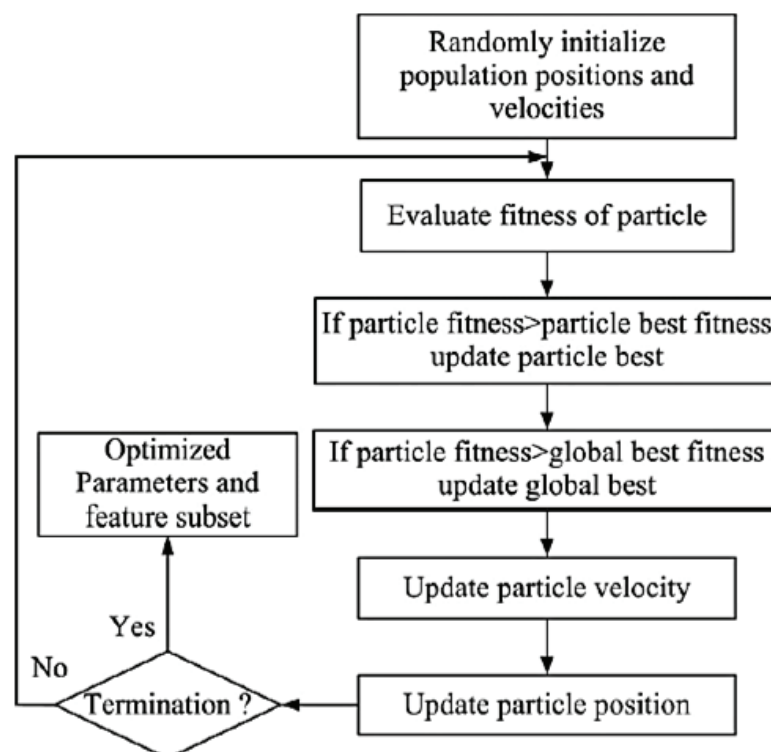
IF fitness value > Gbest THEN Gbest<sub>D</sub> = X<sub>D</sub> ENDIF

2.5 การปรับความเร็วการเคลื่อนที่ของแต่ละอนุภาค ดังสมการที่ (2.42)

2.6 การปรับปรุงค่าตำแหน่งของแต่ละอนุภาค โดยใช้ผลลัพธ์จากการคำนวณจากสมการที่ (2.42) ทำให้ได้ตำแหน่งใหม่ที่อนุภาคจะเคลื่อนที่ไปจากนั้นนำผลลัพธ์มาปรับปรุง ซึ่งการปรับปรุงด้วยการบวกค่าเพิ่มนั้นจำเป็นต้องตรวจสอบขอบเขตของปัญหาป้องกันไม่ให้ตำแหน่งเกินค่าขอบเขตของปัญหา ดังสมการที่ (2.49)

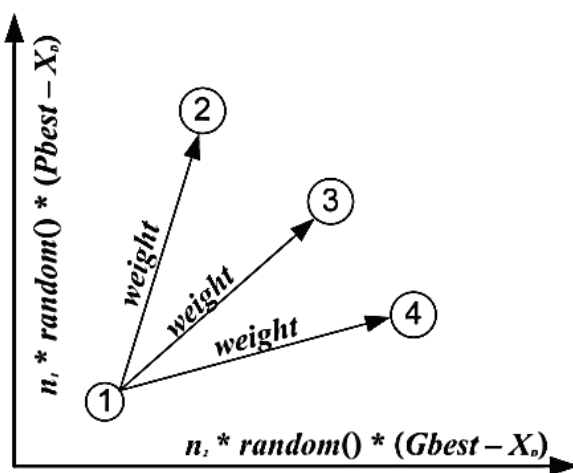
$$X'_D = X_D + V'_D \quad (2.49)$$

2.7 การตรวจสอบการสิ้นสุดในการวนรอบ เงื่อนไขที่ตรวจสอบแบ่งได้ 2 ลักษณะคือ เมื่อผลลัพธ์ที่ได้มีค่าที่สูงหรือดีกว่าคำตอบที่ต้องการให้หยุดการทำงานหรือมีจำนวนรอบถึงค่าที่กำหนดไว้ แต่ถ้าเงื่อนไขการหยุดทำงานไม่สมบูรณ์ให้กลับไปทำงานตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2.2



ภาพที่ 2-8 ขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Lin et al., 2008, p. 181)

การเคลื่อนที่ของอนุภาคตามการคำนวณในขั้นตอนที่ 3.2.5 ด้วยสมการที่ (2.44) เมื่อนำมาพิจารณาเขียนเป็นกราฟแสดงการเคลื่อนที่ดังภาพที่ 2-9 พิจารณาการเคลื่อนที่ในลักษณะหนึ่งมิติ จากสมการค่าถ่วงน้ำหนักใช้กำหนดระยะทางในการเคลื่อนที่ ช่วงสมการส่วนที่มี Pbest ประกอบอยู่ใช้คำนวณทิศทางตามแนวแกน y และช่วงสมการส่วนที่มี Gbest ประกอบอยู่ใช้คำนวณทิศทางตามแนวแกน x เมื่อสมการสามส่วนรวมกันสมมติให้อนุภาคอยู่ในตำแหน่งที่ 1 หากส่วนของ Pbest มีค่าที่ได้จากการสุ่มมากและเป็นทิศทางที่ได้ผลลัพธ์ดี จะทำให้อนุภาคเคลื่อนที่จากตำแหน่งที่ 1 ไปตำแหน่งที่ 2 ถ้าสมมติให้ส่วนของ Pbest ได้ผลลัพธ์ด้อยกว่าเดิมสมการในส่วนของ Gbest จะดึงให้อนุภาคเคลื่อนที่จากตำแหน่งที่ 1 ไปตำแหน่งที่ 4 จากปัญหาที่สมมตินี้เปรียบเทียบกับได้กับการที่นกเคลื่อนที่จาก 1 ไป 2 แสดงให้เห็นว่า นกตัวนี้พบอาหารมากขึ้นในตำแหน่งที่ 2 และอาหารมีมากกว่าที่นกในกลุ่มบอกกัน แต่หากนกเคลื่อนที่จาก 1 ไป 4 แสดงให้เห็นว่านกตัวนี้เคลื่อนลักษณะย้ายจากตำแหน่งที่นกในกลุ่มบอกไปยังตำแหน่งเดิม เพราะตำแหน่งใหม่มีอาหารลดลง



ภาพที่ 2-9 การคำนวณการเคลื่อนที่ของแต่ละอนุภาค (สุภกิจ นุตยะสกุล, 2554, หน้า 18)

### 3. งานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

Sahu and Mishra (2012) ศึกษาการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลด้วยวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับข้อมูลไมโครอะเรย์เกี่ยวกับโรคมะเร็ง เนื่องจากข้อมูลไมโครอะเรย์ส่วนใหญ่มีมิติสูง มีข้อมูลรบกวนและส่วนใหญ่มีข้อมูลของยีนที่ไม่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคมะเร็ง โดยแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกจัดกลุ่มชุดข้อมูลด้วยวิธี K-means ร่วมกับการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลแบบ Signal-to-Noise Ratio Score เพื่อจัดลำดับยีนในแต่ละกลุ่ม ซึ่งยีนที่ได้คะแนนสูงสุดจากแต่ละกลุ่มจะถูกรวบรวมและสร้างชุดข้อมูลย่อยใหม่ ขั้นตอนต่อไปนำชุดข้อมูลย่อยใหม่เป็นข้อมูลป้อนเข้าในการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูล ด้วยวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคเพื่อให้ได้คุณลักษณะข้อมูลที่ดีที่สุด แล้วตรวจสอบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลโดยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน K-Neighbor Neighbor (K-NN) และ Probabilistic Neural Network (PNN) ผลจากการศึกษาปรากฏว่า ความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูลไมโครอะเรย์

เกี่ยวกับโรคมะเร็งโดยใช้การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค มีประสิทธิภาพดีกว่าวิธีการอื่น

Vieira, Mendonc, Farinha, and Sousa (2013) ศึกษาการปรับแก้การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคแบบไบนารี (Modified Binary PSO: MBPSO) สำหรับการคัดเลือกคุณลักษณะ ข้อมูลทำนายอัตราการตายของผู้ป่วยที่ติดเชื้อมด้วยวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน โดยควบคุมความผันแปรของกลุ่มอนุภาคด้วยความเร็วและความคล้ายคลึงกันระหว่างคำตอบที่ดีที่สุดของกลุ่มอนุภาค นอกจากนี้ ยังปรับค่าพารามิเตอร์ให้เหมาะสมในเวลาเดียวกัน ทดสอบประสิทธิภาพเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการอื่น ๆ ในชุดข้อมูลมาตรฐานต่าง ๆ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า แนวทางที่เสนอสามารถเลือกคุณลักษณะข้อมูลได้อย่างถูกต้อง และยังมีความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูลสูง โดยเฉพาะเมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีการอื่น ๆ เมื่อเปรียบเทียบกับขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมพบว่า MBPSO มีความแม่นยำเท่ากันแต่วิธีแก้ปัญหาชุดย่อยมีคุณลักษณะข้อมูลที่เลือกน้อยกว่า

Sheikhpour, Sarram, and Sheikhpour (2016) ศึกษาการวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านม โดยการกำหนดค่าแบนวิดท์ (Bandwidth Determination) การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ร่วมกับการคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลด้วยการประมาณความหนาแน่นเชิงพื้นที่แบบเคอร์เนล ซึ่งวิธีการเลือกแบนวิดท์ที่เหมาะสม และจำนวนเซตย่อยลักษณะข้อมูลจากพื้นที่ที่กำหนดด้วยฟังก์ชันความหนาแน่นเชิงพื้นที่แบบเคอร์เนล ส่งผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลอย่างมีนัยสำคัญ และตรวจสอบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทในฐานข้อมูลมะเร็งเต้านมของวิสคอนซิน (Wisconsin Breast Cancer Dataset: WBCD) โดยวัดค่าความแม่นยำ ความไวและความจำเพาะ (Sensitivity and Specificity) จากการศึกษาแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบจำแนกประเภทวินิจฉัยโรคมะเร็งเต้านมด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ร่วมกับการประมาณความหนาแน่นเชิงพื้นที่แบบเคอร์เนล มีประสิทธิภาพดีกว่ารูปแบบเดิมที่ใช้ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม ร่วมกับการประมาณความหนาแน่นเชิงพื้นที่แบบเคอร์เนล

Li and Cheng (2017) ศึกษาขั้นตอนวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) แบบปรับใหม่ โดยมุ่งเน้นการพัฒนาวิธีการในการเปลี่ยนค่าพารามิเตอร์ที่สอดคล้องกับอนุภาคทั้งหมด (PSOFAP) ปรับค่าพารามิเตอร์สามส่วน คือ ความเร็วของแต่ละอนุภาคใน PSOFAP อนุภาคแต่ละตัว จะได้รับความเร็วที่เหมาะสมมากกว่ากลุ่ม และค่าเบี่ยงเบนระหว่างความเร็วจริงกับความเร็วที่เหมาะสม ความเร็วที่แท้จริงของอนุภาคบ่งบอกช่วงการเคลื่อนที่ของอนุภาคแต่ละตัวในการทำซ้ำต่อไป เพื่อให้เกิดการรวมตัวกันอย่างรวดเร็วใช้วิธีการวิเคราะห์เชิงสถิติการทดสอบลำดับที่ โดยเครื่องหมายของวิลค็อกซัน (Wilcoxon Signed Rank Test) เพื่อแสดงประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธี PSOFAP ที่เสนอ ผลการทดลองและการวิเคราะห์ทางสถิติพบว่า PSOFAP มีประสิทธิภาพในการเพิ่มความเร็วในการลู่เข้า และปรับค่าพารามิเตอร์ได้อย่างแม่นยำโดยไม่ต้องวิเคราะห์ความไวของตัวแปร และลดเวลาในการคำนวณโดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อแก้ปัญหาแบบหลายรูปแบบและขนาดใหญ่

Chen, Li, Xiao, Yang, Liang, and Li (2018) ศึกษาการเพิ่มประสิทธิภาพของอนุภาค ด้วยวิธีดำเนินการแบบครอสโอเวอร์ (PSOCO) โดยวิธีนี้สามารถเพิ่มการแบ่งปันข้อมูลระหว่างอนุภาค และป้องกันไม่ให้เกิดการลู่เข้าก่อนของกลุ่ม เป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการเลียนแบบอนุภาคสองแบบที่แตกต่างกัน ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า PSOCO ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพทั้งในแง่ของคุณภาพและ

ประสิทธิภาพในการแก้ปัญหา การศึกษานี้แนะนำเสนอตัวแบบคะแนนสินเชื่อชุดใหม่ด้วยวิธี Bagging ร่วมกับวิธี Stacking บนพื้นฐานตัวจำแนกประเภท 4 วิธี คือ SVM, GPC, RF และ XGBoost ในการเรียนรู้เพื่อสร้างตัวแบบ รูปแบบที่เสนอแตกต่างจากรูปแบบคะแนนสินเชื่อแบบเดิมที่มีอยู่ แสดงให้เห็น การเรียนรู้แบบรวมกลุ่มที่มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวจำแนกประเภทคะแนนสินเชื่อด้วยวิธีพื้นฐานอย่างเดียวนอกจากนี้ยังพิจารณาถึงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนการทำซ้ำกับประสิทธิภาพของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการทำซ้ำ 40-60 ครั้ง เหมาะสำหรับการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยวิธี Stacking

#### สรุปทิศทางของการวิจัย

การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคสามารถนำมาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหา เพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุดได้ โดยเริ่มจากสร้างฟังก์ชันเป้าหมายและการปรับเปลี่ยนอนุภาคเพื่อให้ได้คำตอบที่มีค่าความเหมาะสมที่สุด ผู้วิจัยจึงนำวิธีการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคมาใช้ในการหาค่า น้ำหนักที่เหมาะสม เนื่องจากการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคเป็นการค้นหาคำตอบที่สามารถแก้ปัญหาการได้ค่าที่เหมาะสมที่สุดเฉพาะบริเวณ (Local Optima) ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Sheikhpour et al., 2016, p. 114) และช่วยปรับปรุงสมรรถนะของการสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลทั้งในแง่ของความเร็วในการเรียนรู้และความแม่นยำในการจำแนกประเภทข้อมูลเพิ่มขึ้น

#### ตอนที่ 4 โรคเบาหวานและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

โรคเบาหวานเป็นโรคเรื้อรังที่เกิดจากความผิดปกติในการทำหน้าที่ของอินซูลิน หรือจากความบกพร่องของตับ ทำให้เมตาบอลิซึมของคาร์โบไฮเดรตผิดปกติ มีผลให้ระดับน้ำตาลกลูโคสในเลือด (น้ำตาลในเลือด) สูงขึ้นจนเกินความสามารถที่ไตจะเก็บกักไว้ได้ จึงมีการกรองน้ำตาลกลูโคสหรือน้ำตาลในเลือดออกมาทางปัสสาวะ เบาหวานเป็นโรคเรื้อรังซึ่งมีลักษณะสำคัญคือ มีระดับน้ำตาลในเลือดสูงกว่าปกติ เมื่อสูงเกินขีดจำกัดของไตก็จะถูกขับออกมาที่ปัสสาวะ ลักษณะดังกล่าวเกิดจากความผิดปกติของการเผาผลาญสารคาร์โบไฮเดรต เนื่องจากความไม่สมดุลระหว่างความต้องการกับการสร้าง หรือการใช้ฮอร์โมนอินซูลินของร่างกาย อินซูลินเป็นฮอร์โมนที่สร้างจากเซลล์เบต้า ( $\beta$  Cell) ในกลุ่มเซลล์แลนเกอร์ฮาน (Islets of Langerhan) ของตับอ่อน และจะหลั่งสู่กระแสเลือดเมื่อมีการกระตุ้นที่เหมาะสมที่กระตุ้นการหลั่งได้ดีที่สุดคือ อาหารประเภทออกฤทธิ์ช้า (Slow Phase) อินซูลินจะออกฤทธิ์ได้นาน 60 นาที หรือจนกว่าตัวกระตุ้นจะหมดฤทธิ์ไปอินซูลินที่หลั่งในระยะออกฤทธิ์ช้าส่วนใหญ่เป็นอินซูลินที่สร้างขึ้นมาใหม่ และมีความสำคัญในการควบคุมระดับน้ำตาลกลูโคสในเลือดหลังอาหารให้อยู่ในระดับปกติ อินซูลินที่หลั่งออกมาในกระแสเลือดจะออกฤทธิ์ที่เซลล์เป้าหมายคือตับ ไชมัน และกล้ามเนื้ออกการออกฤทธิ์ของอินซูลิน คือ อินซูลินอาจรวมตัวกับรีเซพเตอร์ของเอนไซม์ธัยโรซีนไคเนส (Tyrosine Kinase) ที่เยื่อผิวของพลาสมาเมมเบรนได้เป็นสารเชิงซ้อนแล้วออกฤทธิ์โดยผ่านตัวนำข่าวที่สอง (Secondary Messenger) เข้าไปในไซโตพลาสซึมของเซลล์ทำให้เกิดปฏิกิริยาเติมหมู่ฟอสเฟส (Dephosphorylation) อันเป็นฤทธิ์ทางชีวภาพของอินซูลิน ผลที่ได้คือทำให้มีการกระตุ้นระบบการขนย้ายกลูโคสเข้าสู่ภายในเซลล์ และกระตุ้นให้มีการไหลผ่านของกลูโคสอิสระเข้าสู่เซลล์โดยตรง เพื่อนำไปใช้ต่อไป เมื่อรับประทานอาหารคาร์โบไฮเดรตจะถูกดูดซึมผ่านผนังลำไส้เล็กในรูปของกลูโคส อินซูลินก็จะมีผลทำให้กลูโคสผ่านเข้าสู่เซลล์และถูกนำไปใช้เป็นพลังงานได้

นอกจากนี้อินซูลินยังมีความจำเป็นสำหรับการสังเคราะห์กลัยโคเจนจากกลูโคส และสะสมกลัยโคเจนที่กล้ามเนื้อและตับ เมื่อระดับอินซูลินต่ำลงกลัยโคเจนก็จะถูกเปลี่ยนรูปกลับมาเป็นกลูโคสอีก (Glycogenolysis)

### 1. กลุ่มที่เป็นโรคเบาหวาน แบ่งเป็น 2 ชนิด ดังนี้

1.1 โรคเบาหวานชนิดที่ 1 (Type 1 Diabetes) ซึ่งเคยเรียกว่า โรคเบาหวานในเด็ก (Juvenile on set Diabetes) โรคเบาหวานชนิดนี้เกิดจากเบต้าเซลล์ในตับอ่อนมีจำนวนน้อยหรือเกือบไม่มีเลยทำให้ไม่สามารถผลิตอินซูลินได้ พบในเด็กและวัยรุ่นใหญ่อายุไม่เกิน 40 ปี พบทั้งเพศชายและหญิงในจำนวนใกล้เคียงกัน อาการของโรคจะเกิดขึ้นกะทันหันและรุนแรง ผู้ป่วยมักมีรูปร่างผอมหรือน้ำหนักตัวลดลงอย่างรวดเร็ว ผู้ป่วยต้องได้รับการรักษาโดยอินซูลินทุกวัน มิฉะนั้นอาจเกิดอันตรายจากภาวะแทรกซ้อนที่มีอันตรายถึงชีวิตโดยเฉพาะภาวะกรดคีโตนคั่งในเลือด

1.2 โรคเบาหวานชนิดที่ 2 (Type 2 Diabetes) ซึ่งเดิมเคยเรียกว่าเบาหวานผู้ใหญ่ พบในผู้ใหญ่อายุไม่เกิน 40 ปีขึ้นไป พบในผู้หญิงมากกว่าผู้ชาย เบต้าเซลล์ในตับอ่อนยังสามารถสร้างอินซูลินได้บ้างในบางรายโดยเฉพาะในคนอ้วนพบว่าเบต้าเซลล์ในตับอ่อนสามารถสร้างอินซูลินได้

### 2. สาเหตุของการเกิดโรคเบาหวาน

2.1 สาเหตุจากพันธุกรรม เป็นสาเหตุที่ทำให้เกิดเบาหวานทั้งชนิดที่ 1 และชนิดที่ 2

2.2 สาเหตุอื่นที่ไม่ใช่พันธุกรรม

2.2.1 โรคอ้วน คนอ้วนมักมีระดับอินซูลินในเลือดสูง แต่อินซูลินรีเซปเตอร์ (Insulin Receptor) เป็นผลทำให้อินซูลินที่เหลือนอกฤทธิ์ไม่ได้ เซลล์จึงต้องทำงานมากเพื่อผลิตอินซูลินให้มากขึ้นจนตับอ่อนเสื่อมสมรรถภาพ ในที่สุดไม่สามารถผลิตอินซูลินได้เพียงพอ จึงทำให้เกิดโรคเบาหวาน หากคนอ้วนลดน้ำหนักลงจำนวนอินซูลินรีเซปเตอร์จะเพิ่มขึ้น ทำให้อินซูลินออกฤทธิ์ได้ดีเป็นปกติ

2.2.2 ความเครียดทำให้ฮอร์โมนแคทีโคลามีนถูกหลั่งมาก กลูโคสจึงสูงขึ้น ความเครียดและอารมณ์มีผลต่อเบาหวาน สำหรับความเครียดมีสองประเภท ประเภทที่หนึ่งให้ผลดีเพราะช่วยให้ทำงานอย่างเต็มความสามารถ ส่วนความเครียดประเภทที่สองทำให้รู้สึกไม่สบายเป็นอันตรายมากกว่า

2.2.3 เชื้อไวรัส ที่ทำให้เกิดโรคคางทูม เชื้อดังกล่าวอาจทำให้ตับอ่อนอักเสบเรื้อรังและทำลายเบต้าเซลล์จนไม่สามารถผลิตอินซูลินได้

2.2.4 ความผิดปกติในการผลิตฮอร์โมน เช่น โกรทฮอร์โมน (Growth Hormone) สูงทำให้มีการสลายกลัยโคเจนเป็นกลูโคสเพิ่มขึ้น คอร์ติโคสเตียรอยด์ (Corticosteroid) สูง ทำให้เร่งปฏิกิริยาการสร้างกลูโคสจากสารโปรตีนแคทีโคลามีน (Catecholamine) สูง ทำให้มีการสลายกลัยโคเจนเป็นกลูโคสมากขึ้น เป็นต้น

2.2.5 การขาดเบต้าเซลล์ หรือจำนวนเบต้าเซลล์น้อยลง มีสาเหตุจากการขาดโปรตีนอย่างรุนแรง ทำให้ตับอ่อนอักเสบเป็นผลให้เบต้าเซลล์ถูกทำลาย การตัดตับอ่อนจากการดื่มสุราทำให้ขาดสารอาหารโปรตีนและแคลลอรี่ เป็นต้น

2.2.6 โรคตับ ทำให้ตับไม่สามารถเก็บกลูโคสไว้ในรูปของกลัยโคเจนได้ระดับกลูโคสในเลือดจึงสูง

2.2.7 ยาบางชนิด เช่น ยาคูมกำเนิด ยาขับปัสสาวะ เพรดนิโซโลน โดยยาเหล่านี้จะไปต่อต้านการออกฤทธิ์ของอินซูลิน เมื่อยาดังกล่าวหมดฤทธิ์ยาอินซูลินก็จะออกฤทธิ์ดังเดิม

2.2.8 การขาดการออกกำลังกาย ทำให้อินซูลินรีเซปเตอร์ลดน้อยลง

2.2.9 การตั้งครรภ์ เนื่องจากฮอร์โมนหลายชนิดที่สังเคราะห์ขึ้น มีผลยับยั้งการทำงานของอินซูลินและความเครียดจากการตั้งครรภ์มีผลทำให้เกิดเบาหวานได้ด้วย โดยเฉพาะในรายที่มีประวัติคลอดลูกตัวใหญ่มืดปกติ

3. การวินิจฉัยโรคเบาหวาน นอกจากจะอาศัยการซักประวัติและการตรวจร่างกายแล้วยังต้องอาศัยการตรวจสอบซีวะเคมีร่วมด้วย จึงจำเป็นต้องพิจารณาเป็นรายบุคคลว่าควรให้การทดสอบด้วยวิธีการใดบ้างจึงสมควรกับเหตุผลและการสูญเสียทางเศรษฐกิจจนน้อยที่สุด รวมทั้งให้ผู้ป่วยได้รับความสะดวก เจ็บตัวและเสียเวลาน้อยที่สุด การวินิจฉัยโรคเบาหวานอาจทำได้ ดังนี้

3.1 การตรวจปัสสาวะสามารถตรวจได้โดยการตรวจด้วยเทสเทป ติดโดยจุ่มเทปลงในปัสสาวะเป็นเวลา 2 วินาที แล้วอ่านผลภายหลังจุ่มในปัสสาวะ 30 วินาทีที่เทียบสีของเทสเทปที่เปลี่ยนแปลงจากหน้ากล่องจะแสดงปริมาณน้ำตาลที่มีในปัสสาวะ การเก็บเทสเทปควรเก็บในที่มืดแห้งและปิดจุกขวดให้แน่น ไม่ควรเก็บในตู้เย็นเพราะไม่แสดงผล

3.2 การตรวจระดับน้ำตาลในเลือดหลังจากงดอาหาร เป็นเวลาอย่างน้อย 8 ชั่วโมง (Fasting Blood Sugar) ในเลือดสูงกว่า 126 มิลลิกรัมเปอร์เซ็นต์หรือในพลาสมาสูงกว่า 140 มิลลิกรัมเปอร์เซ็นต์ จำนวน 2 ครั้งที่แตกต่างกัน หรือโดยวิธีการตรวจน้ำตาลในเลือด หรือสูงกว่า 200 มิลลิกรัมเปอร์เซ็นต์ในพลาสมา

Edlaa and Cheruku (2017) ศึกษาการวินิจฉัยผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวานด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจร่วมกับวิธี Adaboost และ Bagging ผลการศึกษาปรากฏว่า ประสิทธิภาพโดยรวมของวิธีการเรียนรู้ร่วมกันด้วยเทคนิค Adaboost ดีกว่า Bagging

Sisodiaa and Sisodia (2018) ศึกษาการจำแนกประเภทผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวานด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน และ Naive Bayes ผลการศึกษาปรากฏว่า Naive Bayes ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด 76.30% เมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการจำแนกประเภทอื่นทั้ง 3 วิธี

### สรุปทิศทางของการวิจัย

จากงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า ประสิทธิภาพการจำแนกประเภทผู้ป่วยเป็นโรคเบาหวานในแต่ละวิธีการจำแนกให้ค่าความแม่นยำแตกต่างกันขึ้นอยู่กับเทคนิคขั้นตอนวิธีในการประมวลผลหาค่าผลลัพธ์ งานวิจัยนี้จึงต้องการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทผู้ป่วยในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค เพื่อสร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลให้มีค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้น สำหรับการทำนายกลุ่มเสี่ยงเป็นโรคเบาหวานต่อไป

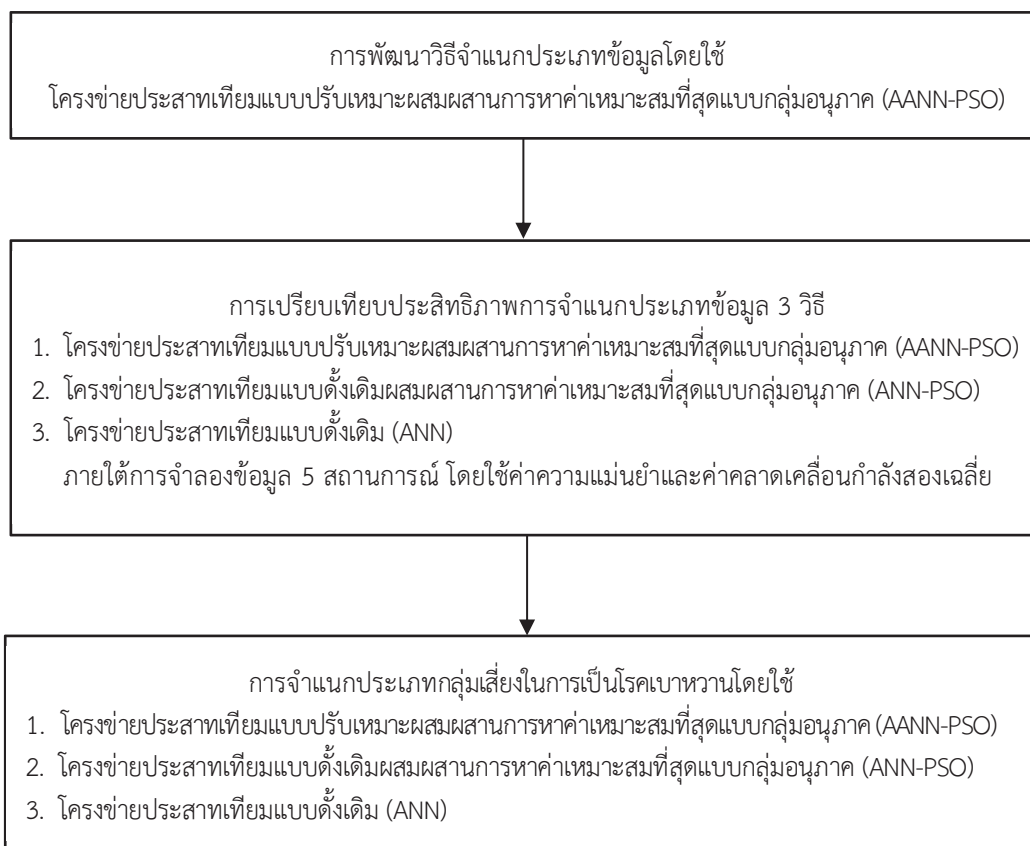


### บทที่ 3

## วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (Adaptive Artificial Neural Networks: AANN) ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO) หรือ AANN-PSO และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลกับอีก 2 วิธี ได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (Artificial Neural Networks: ANN) ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) หรือ ANN-PSO และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมหรือ ANN โดยพิจารณาจากค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย จากนั้นทำการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) การดำเนินงานวิจัยแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้

- ขั้นตอนที่ 1 การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
  - ขั้นตอนที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม
  - ขั้นตอนที่ 3 การศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)
- ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยในภาพรวมสามารถแสดงได้ดังภาพที่ 3-1



ภาพที่ 3-1 ขั้นตอนการดำเนินการวิจัยในภาพรวม

### ขั้นตอนที่ 1 การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

#### โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)

ดังกล่าวไปแล้วว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิควิธีการจำแนกประเภทข้อมูลวิธีการหนึ่ง ที่นำมาใช้ในการแก้ปัญหาอย่างแพร่หลาย ซึ่งให้ผลลัพธ์การจำแนกประเภทได้อย่างแม่นยำ อีกทั้งยังสามารถแก้ปัญหาที่มีความสัมพันธ์ซับซ้อน และข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นได้โดยการทดลองฝึกเรียนรู้ในรูปแบบการนำเข้าข้อมูลและการส่งออกข้อมูล ในงานวิจัยนี้เลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ เนื่องจากมีความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี (Mohammadi & Mirabedini, 2014, pp. 112-113) โครงข่ายประสาทเทียมนี้ประกอบด้วยเซลล์ประสาท 3 ชั้น ได้แก่ 1) ชั้นข้อมูลป้อนเข้า 2) ชั้นข้อมูลส่งออก และ 3) ชั้นซ่อน ซึ่งกำหนดสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) พิจารณาตามขั้นตอน ดังนี้

1. กำหนดจำนวนโหนดในชั้นข้อมูลป้อนเข้า (N) เท่ากับ 10 โหนด และจำนวนโหนดในชั้นซ่อน (M) จำนวน 24 โหนด จำนวนโหนดชั้นข้อมูลส่งออก (J) จำนวน 2 โหนด และจำนวนรอบสูงสุดที่จะเรียนรู้ (R) จำนวน 500 รอบ

2. กำหนดค่าพารามิเตอร์ของอัตราการเรียนรู้ ( $\eta$ ) เท่ากับ 0.30



3. สุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับทุกเส้นเชื่อมโยงภายในโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 ชั้น โดยมามีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1
4. รับค่าข้อมูลเข้าของข้อมูลชุดแรกหรือข้อมูลแถวแรก เพื่อใช้ในการคำนวณหาค่าผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม
5. คำนวณค่าฟังก์ชันผลรวม ( $S$ ) ของโหนดในชั้นซ่อนดังสมการที่ (3.1) แล้วนำค่าที่ได้ไปใช้ในฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent Function) ที่เลือกใช้เป็นฟังก์ชันการแปลงในงานวิจัยนี้ ดังสมการที่ (3.2)

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (3.1)$$

$$f(s) = \frac{2}{1 + e^{-2s}} - 1 \quad (3.2)$$

6. คำนวณค่าผลลัพธ์ของโหนดในชั้นข้อมูลส่งออก จากฟังก์ชันผลรวมด้วยฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ ซึ่งจะได้ค่าผลลัพธ์ของโหนดชั้นข้อมูลส่งออก ที่อยู่ในช่วง -1 ถึง 1
7. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของโหนดในชั้นข้อมูลส่งออก
8. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของโหนดในชั้นซ่อน
9. ปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนดชั้นซ่อนและโหนดชั้นข้อมูลส่งออกจากความคลาดเคลื่อนของโหนดชั้นข้อมูลส่งออก
10. ปรับค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่างโหนดชั้นข้อมูลป้อนเข้าและโหนดชั้นซ่อนจากความคลาดเคลื่อนของโหนดชั้นซ่อน
11. รับค่าข้อมูลเข้าของข้อมูลป้อนเข้าแถวถัดไปและกลับไปทำซ้ำข้อ 5 จำนวน 500 รอบ แต่ถ้าเป็นข้อมูลแถวสุดท้ายให้ไปข้อ 12
12. หาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ในทุกแถวข้อมูลป้อนเข้า ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าเกณฑ์ให้หยุดการฝึกเรียนรู้ แต่ถ้าค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมากกว่าเกณฑ์ให้ตรวจสอบจำนวนรอบของการฝึกเรียนรู้ว่าครบจำนวนรอบตามที่กำหนดไว้หรือไม่ ถ้ายังไม่ครบให้กลับไปทำข้อ 4 ใหม่ (เริ่มต้นการเรียนรู้รอบใหม่) แต่ถ้าครบแล้วให้หยุดการฝึกเรียนรู้ สำหรับเกณฑ์ในงานวิจัยนี้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ  $10^{-12}$  เพื่อให้โครงข่ายฝึกการเรียนรู้ให้มากที่สุด และได้ค่าน้ำหนักเหมาะสมที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละอนุภาค

ต่อมาในปี ค.ศ. 2014 Mohammadi และ Mirabedini เสนอแนวทางการเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม โดยการปรับค่าน้ำหนักของโครงข่ายด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ซึ่งกำหนดค่าน้ำหนักสำหรับโหนดชั้นซ่อนจากการสุ่มแทนวิธีการวนปรับค่าน้ำหนักแบบเดิม

ทำให้การฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่มีความเร็วในการประมวลผลมากยิ่งขึ้น อีกทั้งยังให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นด้วย

### **การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (Particle Swarm Optimization: PSO)**

การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคต้องกำหนดอนุภาค (Particle) การเคลื่อนที่ประกอบด้วยตำแหน่ง (Position) และความเร็วในการเคลื่อนที่ (Velocity) ซึ่งการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคประกอบด้วย 7 ขั้นตอน (Jaroenrat, 2015) ดังนี้

1. กำหนดอนุภาคเริ่มต้นและค่าความเร็วในการเคลื่อนที่ของแต่ละอนุภาคโดยการสุ่ม
2. คำนวณค่าความเหมาะสม (Fitness Value) ของแต่ละอนุภาคด้วยสมการฟังก์ชัน

เป้าหมาย (Fitness Function)

3. เก็บค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดซึ่งเป็นค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุดในรอบการทำงานปัจจุบัน

(Pbest)

4. เก็บค่าน้ำหนักที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด (Gbest) พิจารณาจากการวนรอบตั้งแต่รอบแรกถึงปัจจุบันซึ่งแตกต่างจากค่าที่ดีที่สุดของอนุภาค (Pbest) ที่พิจารณาการเก็บค่าที่ดีที่สุดเฉพาะรอบปัจจุบัน

5. ปรับค่าความเร็วในการเคลื่อนที่ของแต่ละอนุภาค

6. ปรับค่าน้ำหนักของแต่ละอนุภาค

7. ตรวจสอบเงื่อนไข 2 ลักษณะ ดังนี้

7.1 เงื่อนไขที่ 1) ผลลัพธ์ที่ได้มีค่าที่สูงหรือดีกว่าคำตอบที่ต้องการ

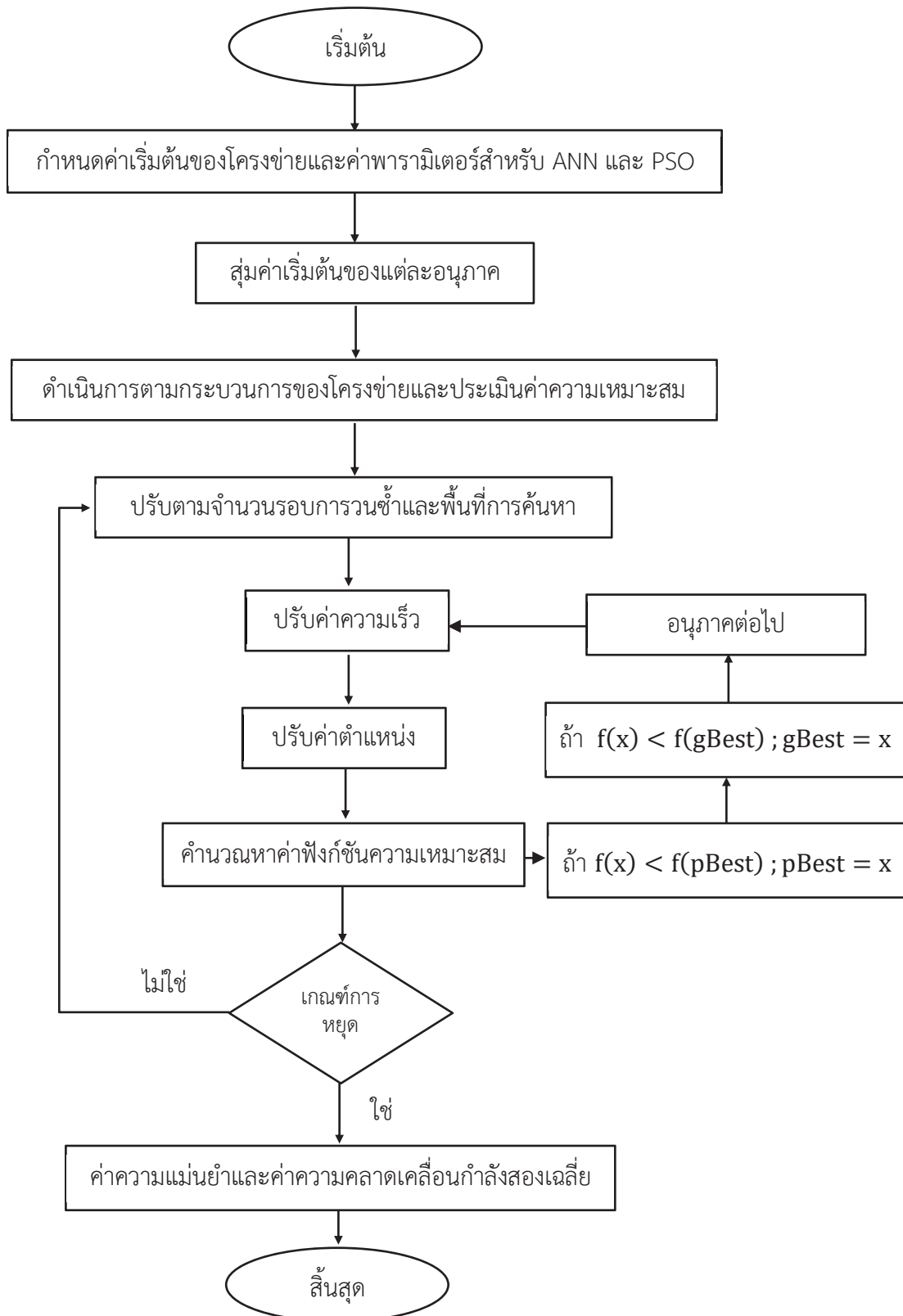
7.2 เงื่อนไขที่ 2) จำนวนรอบการทำงานถึงค่าที่กำหนดไว้

ถ้าพบว่าการทำงานมีทั้ง 2 เงื่อนไข ให้หยุดการทำงานแต่ถ้าไม่ครบทั้ง 2 เงื่อนไขให้กลับไปทำซ้ำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2

### **โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค**

(ANN-PSO)

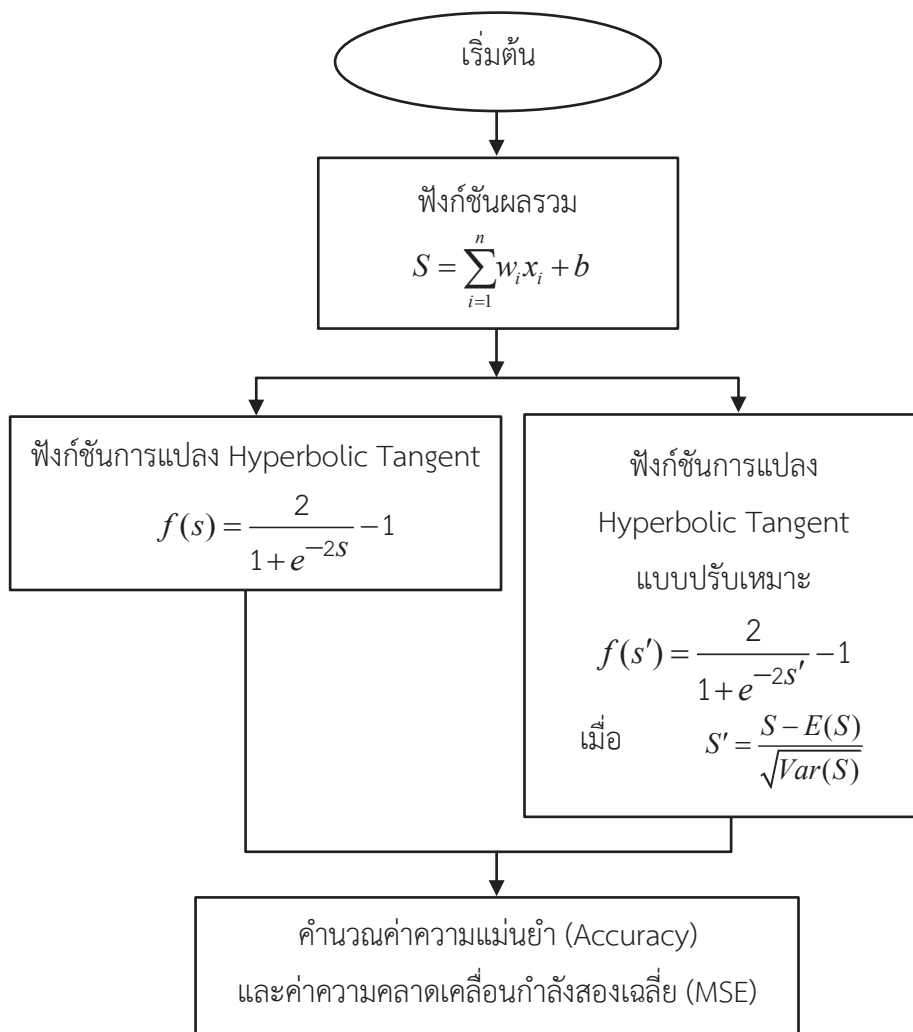
ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค แสดงดังภาพที่ 3-2



ภาพที่ 3-2 ขั้นตอนการทำงานโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO)

อย่างไรก็ตามขั้นตอนวิธี ANN-PSO ยังพบข้อบกพร่องในการเรียนรู้เพื่อหาค่าผลลัพธ์ที่ใช้เวลานาน จากขั้นตอนการคำนวณหาค่าผลลัพธ์ในชั้นซ่อน และจากฟังก์ชันผลรวมด้วยฟังก์ชันการแปลงไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์ พบว่า ผลคูณที่ได้จากการคำนวณด้วยฟังก์ชันผลรวมมีลักษณะการกระจายของข้อมูลแบบไม่ปกติส่งผลให้การลู่เข้าหาค่าตอบในชั้นข้อมูลส่งออกด้วยฟังก์ชันการแปลงซ้ำ ดังนั้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูล ก่อนจะส่งต่อข้อมูลไปยังขั้นต่อไป ผู้วิจัยจึงมีแนวคิดโดยนำหลักการแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) มาช่วยปรับค่าฟังก์ชันผลรวมของข้อมูลก่อนนำไปใช้ในฟังก์ชันการแปลงให้อยู่ในช่วงแคบลง ส่งผลทำให้การลู่เข้าหาค่าผลลัพธ์เร็วขึ้นและให้ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยลดลง

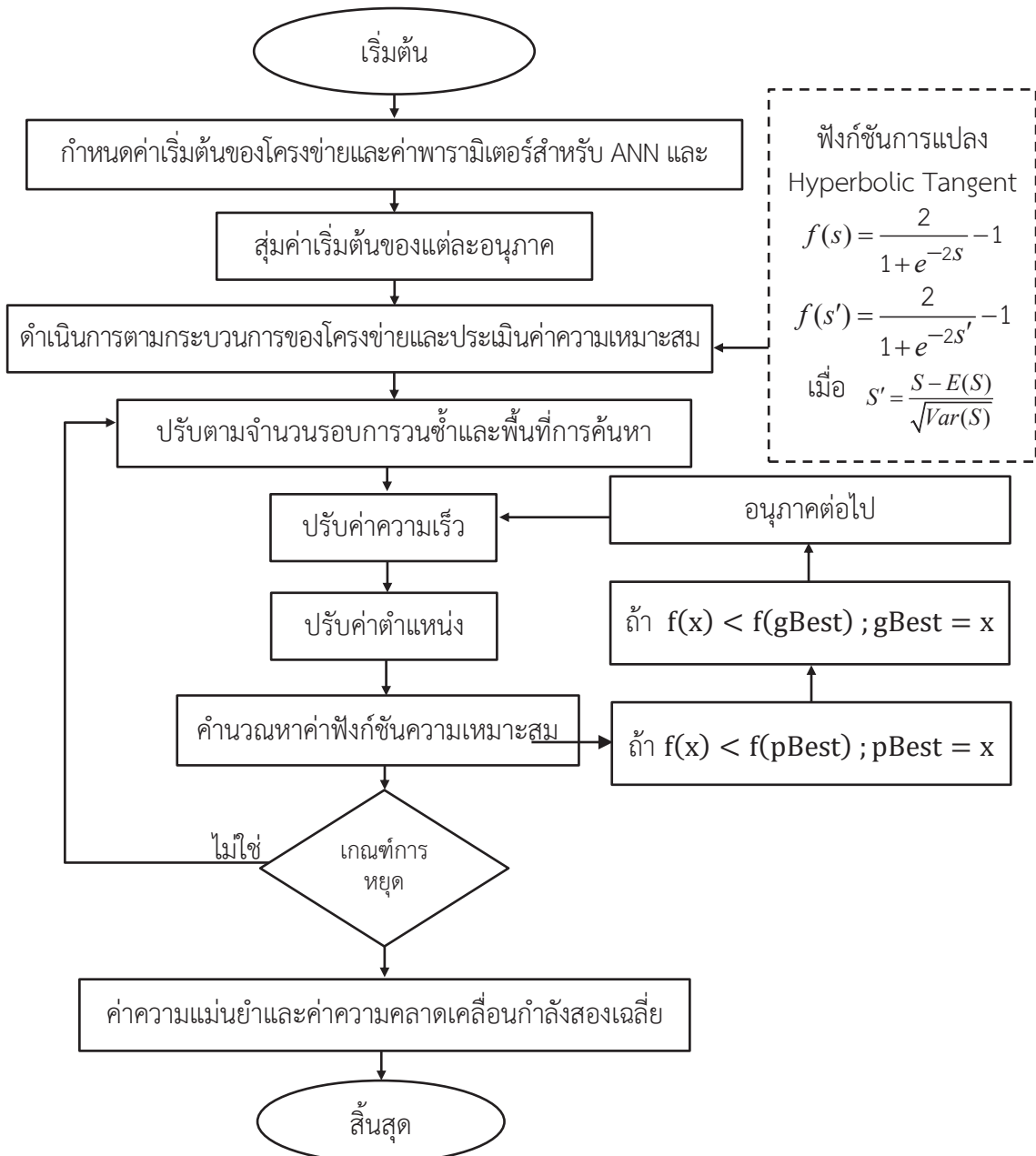
โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (Adaptive Artificial Neural Networks: AANN)  
ขั้นตอนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (AANN) แสดงดังภาพที่ 3-3



ภาพที่ 3-3 ขั้นตอนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ (AANN)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO)

ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค แสดงดังภาพที่ 3-4



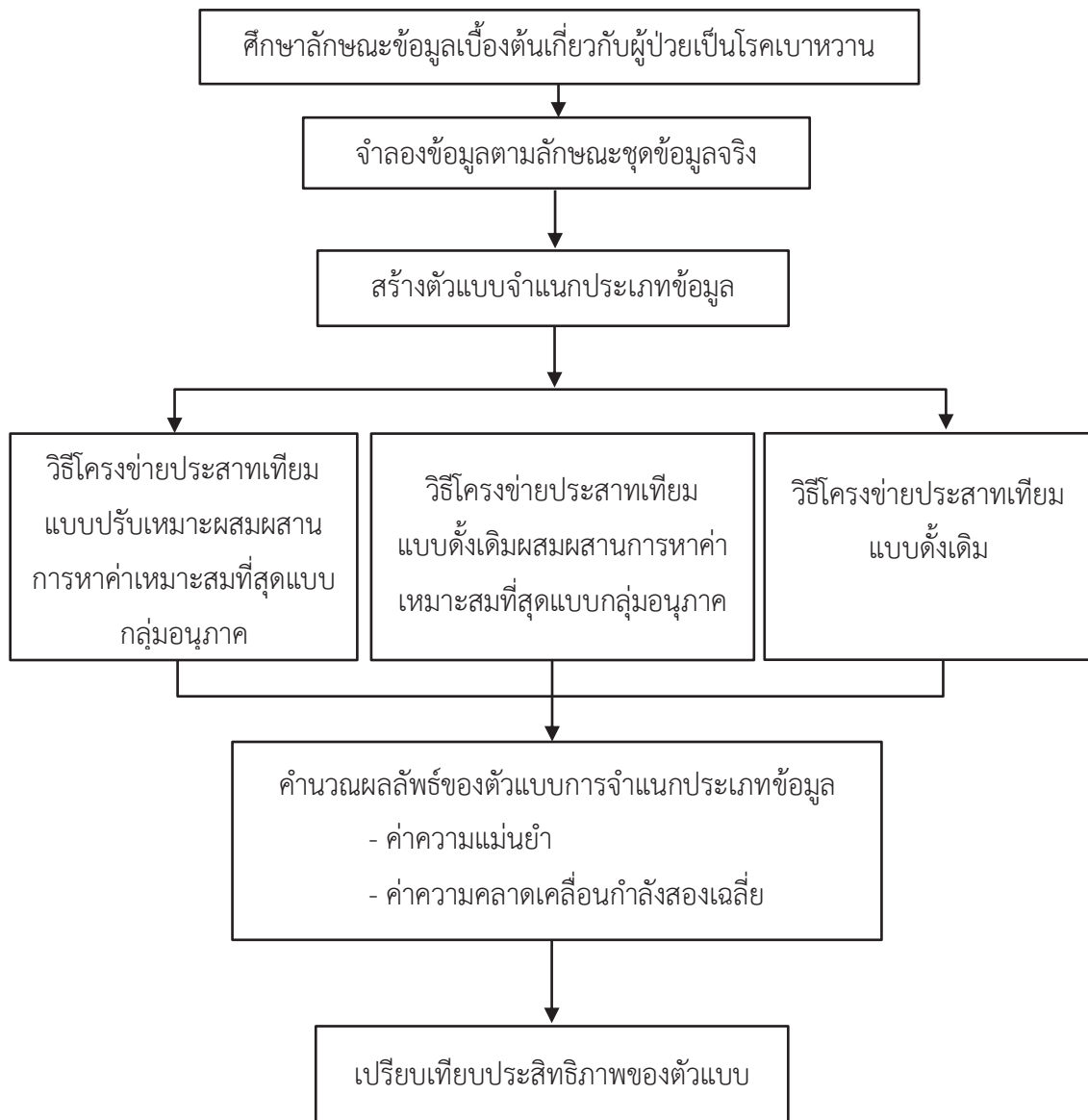
ภาพที่ 3-4 ขั้นตอนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคหรือ (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)

## ขั้นตอนที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) ภายใต้การจำลอง 5 สถานการณ์ ขั้นตอนนี้จำลองข้อมูลให้มีลักษณะเหมือนกับข้อมูลจริง ดังนั้น จึงศึกษาลักษณะเบื้องต้นของตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับกลุ่มเสี่ยงที่เป็นโรคเบาหวานเพื่อให้ทราบลักษณะการเกิดข้อมูล จากนั้นจึงจำลองข้อมูลรายละเอียดดังนี้ สร้างข้อมูลแต่ละหน่วยตัวอย่างประกอบด้วยข้อมูล  $\{x_i, y_i\}$  โดยกำหนดเงื่อนไขที่ใช้สำหรับการสร้างสถานการณ์ 5 สถานการณ์ จากขนาดชุดข้อมูลป้อนเข้า ได้แก่ 1,000, 2,000, 3,000, 5,000 และ 7,000 หน่วย ขั้นตอนการจำแนกประเภทข้อมูลในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพด้วยข้อมูลจำลอง มีรายละเอียดดังนี้

1. สร้างตัวแปรทำนาย  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij})$  ซึ่งเป็นเวกเตอร์ของตัวแปรทำนายขนาด  $j$  ของหน่วยตัวอย่างที่  $i$  ในงานวิจัยนี้กำหนด  $j = 10$  เป็นตัวแปรทำนาย
2. กำหนดตัวแปรเกณฑ์  $y$  ของแต่ละกลุ่ม ได้แก่ 1 และ 0
3. ค่าพารามิเตอร์ในกระบวนการของโครงข่ายประสาทเทียม และการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ประกอบด้วย อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.95 โมเมนตัม (Momentum) เท่ากับ 0.05  $\eta_1, \eta_2$  เท่ากับ 2 (Mohammadi & Mirabedini, 2014, p. 118)
4. ในแต่ละสถานการณ์จะมีการทำซ้ำ 500 รอบ
5. สร้างตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้วิธีจำแนกประเภทข้อมูล 3 วิธี ได้แก่
  - 1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
  - 2) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และ
  - 3) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม วัดประสิทธิภาพตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลด้วยค่าความแม่นยำของการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยชุดข้อมูลทดสอบที่แบ่งไว้จำนวน 20% โดยใช้สัดส่วนความถูกต้องในการจำแนกประเภทระหว่างค่าความถูกต้องเชิงบวก (True Positive: TP) และความถูกต้องเชิงลบ (True Negative: TN) ของการจำแนกประเภทข้อมูลกับจำนวนข้อมูลทั้งหมดที่นำมาทำนาย เมื่อ TP คือ จำนวนข้อมูลของกลุ่มข้อมูลทดสอบที่ได้ผ่านวิธีจำแนกประเภทที่ได้จากการจำแนกมีกลุ่มเป็นบวกและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายมีผลเป็นบวก และ TN คือ จำนวนข้อมูลของกลุ่มข้อมูลทดสอบที่ได้ผ่านวิธีจำแนกประเภทข้อมูลที่ได้จากการจำแนกมีค่ากลุ่มเป็นลบและผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายมีผลเป็นลบเช่นเดียวกัน แล้วคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยที่เกิดจากการหาค่าเฉลี่ยผลรวมของผลต่างความผิดพลาดของความผิดพลาดทุกโครงข่ายที่ขึ้นข้อมูลส่งออก

สรุปขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ดังภาพที่ 3-5



ภาพที่ 3-5 ขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

### ขั้นตอนที่ 3 การศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

ในขั้นตอนนี้เป็นการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยมีรายละเอียดดังนี้

การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลของผู้ป่วยที่มาใช้บริการตรวจคัดกรองกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 ซึ่งเป็นข้อมูลผู้ป่วยที่มาคัดกรองการเป็นโรคเบาหวานที่มีอายุตั้งแต่ 35 ปี ขึ้นไป ในเขตพื้นที่รับผิดชอบหน่วยตัวอย่างทั้งหมด 7,000 ราย โดยคัดเลือกจากระเบียนข้อมูลด้วยปัจจัยที่ส่งผลต่อการเป็นโรคเบาหวาน จำนวน 10 ตัวแปร ได้แก่ เพศ (GENDER) อายุ (AGE) ดัชนีมวลกาย (BMI) ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว (SBP) ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว (DBP) เส้นรอบเอว (WAIST) ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง (DMFAMILY) ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง (HTFAMILY) การสูบบุหรี่ (SMOKE) และการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ (ALCOHOL)

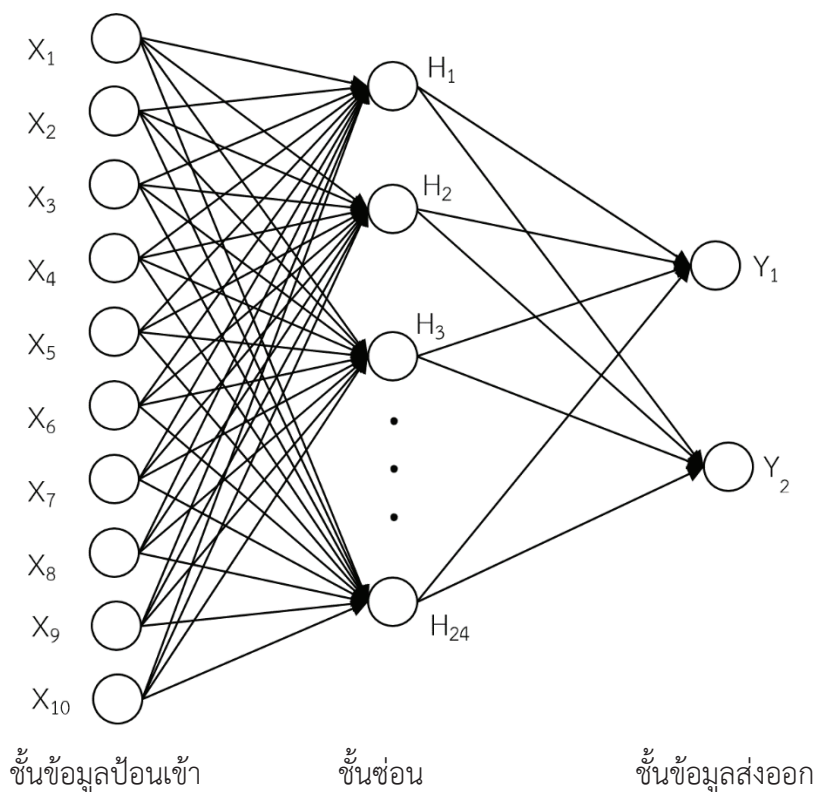
ตัวแบบจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะสมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค มีการเชื่อมโยงไปข้างหน้าอย่างทั่วถึง โดยที่เป็นโครงสร้างข่ายงานระบบประสาทเทียมแบบป้อนย้อนกลับมีฟังก์ชันการเชื่อมต่อการทำงานที่โหนดของชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลส่งออกเป็นฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic Tangent) และ Purelin ตามลำดับ และเป็นโครงสร้างข่ายงานซึ่งมีฟังก์ชันการปรับน้ำหนักโครงข่ายประสาทด้วยการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (PSO) อาศัยการกำหนดค่าน้ำหนักสำหรับโหนดชั้นซ่อนจากการสุ่มแทนวิธีการวนปรับค่าน้ำหนักแบบเดิมจะได้ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลที่นำไปประยุกต์ในงานวิจัยนี้ โดยมีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วน ดังภาพที่ 3-6

ส่วนที่ 1 จำนวนโหนดของชั้นข้อมูลป้อนเข้ามี จำนวน 10 โหนด ซึ่งมีค่าเท่ากับปัจจัยที่ส่งผลต่อการเป็นโรคเบาหวานจำนวน 10 ตัวแปร ได้แก่

$X_1$	แทน	เพศ
$X_2$	แทน	อายุ
$X_3$	แทน	ดัชนีมวลกาย
$X_4$	แทน	ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว
$X_5$	แทน	ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว
$X_6$	แทน	เส้นรอบเอว
$X_7$	แทน	ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง
$X_8$	แทน	ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง
$X_9$	แทน	การสูบบุหรี่
$X_{10}$	แทน	การดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์



ส่วนที่ 2 จำนวนโหนดของชั้นซ่อนมี 24 โหนด  
 ส่วนที่ 3 จำนวนโหนดของชั้นข้อมูลส่งออกมี 2 โหนด ซึ่งแสดงผลการวินิจฉัยของผู้ป่วย  
 มีผลลัพธ์จำนวนสองค่า คือ 1 แทน เป็นโรคเบาหวาน และ 0 แทน ไม่เป็นโรคเบาหวาน



ภาพที่ 3-6 ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน

### การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลนี้เป็นการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ซึ่งใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้วิธีที่พัฒนาขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมมีขั้นตอนดังนี้

1. แบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลการเรียนรู้และข้อมูลทดสอบโดยใช้อัตราส่วน 80% และ 20% ตามลำดับ
2. กำหนดจำนวนครั้งในการแบ่งชุดข้อมูลเป็น 100 ครั้ง
3. นำชุดข้อมูลที่ได้มาวิเคราะห์สร้างตัวแบบจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกที่พัฒนาขึ้น (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)

4. สร้างตัวแบบจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ด้วยชุดข้อมูลฝึกการเรียนรู้

5. ประเมินผลประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยคำนวณค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 ผลการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน และกลุ่มไม่เป็นโรคเบาหวาน

ประเภทผู้ป่วยที่เป็นจริง	ประเภทผู้ป่วยที่ได้รับการทำนาย	
	เป็นโรคเบาหวาน	ไม่เป็นโรคเบาหวาน
เป็นโรคเบาหวาน	a	b
ไม่เป็นโรคเบาหวาน	c	d

โดยที่ a หมายถึง จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานและได้รับการทำนายว่าเป็นโรคเบาหวาน

b หมายถึง จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวานและได้รับการทำนายว่าไม่เป็นโรคเบาหวาน

c หมายถึง จำนวนผู้ป่วยที่ไม่เป็นโรคเบาหวาน และได้รับการทำนายว่าเป็นโรคเบาหวาน

d หมายถึง จำนวนผู้ป่วยที่ไม่เป็นโรคเบาหวาน และได้รับการทำนายว่าไม่เป็นโรคเบาหวาน

ค่าความแม่นยำ หมายถึง อัตราที่มีการทำนายถูกต้องเทียบกับจำนวนทั้งหมดของข้อมูลที่นำมาทำนายผลคำนวณได้ตามสมการที่ (3.3)

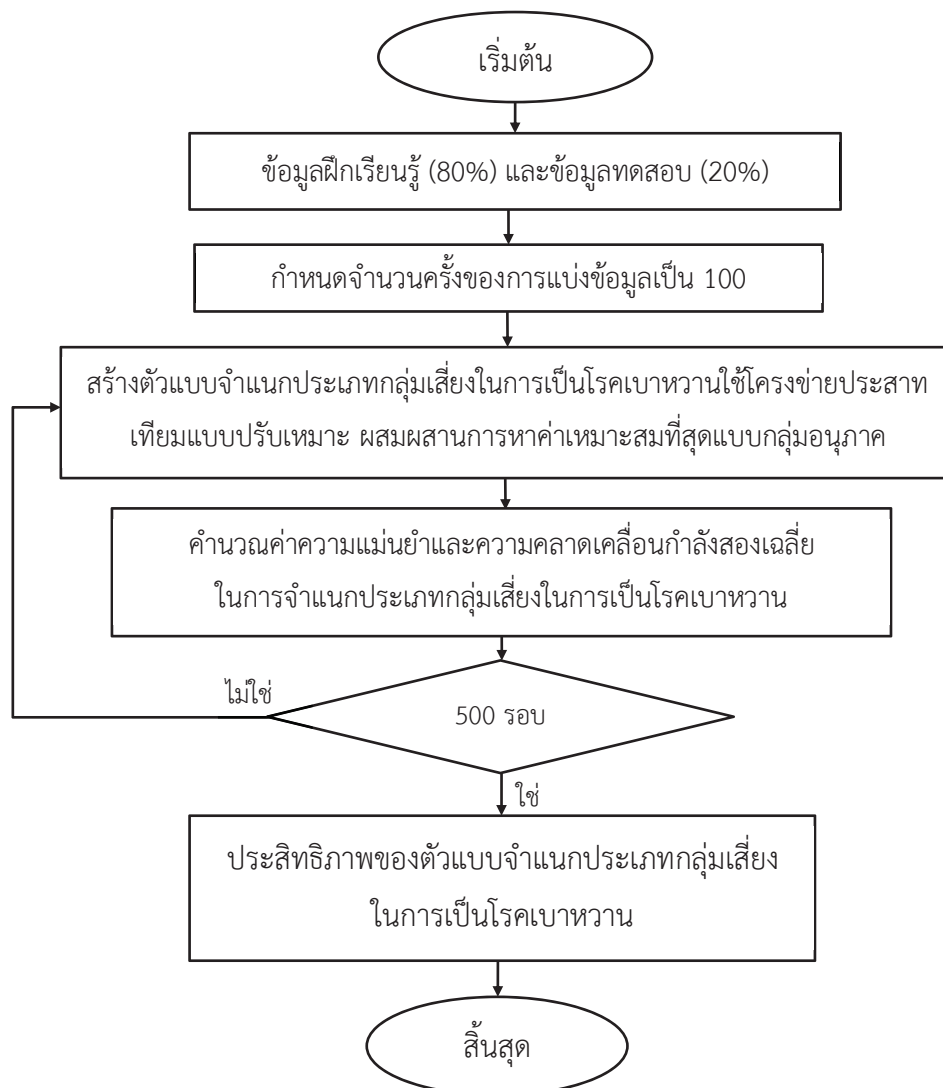
$$\text{Accuracy} = \left( \frac{a + d}{a + b + c + d} \right) \times 100 \quad (3.3)$$

ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE) หมายถึง ค่าเฉลี่ยของผลรวมค่าเฉลี่ยของผลต่างของความผิดพลาดทุก ๆ โหนดที่ขึ้นข้อมูลส่งออก

6. ทำซ้ำขั้นตอนที่ 3-5 จำนวน 500 รอบ

7. หาค่าเฉลี่ยของค่าความแม่นยำของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลจากการทำซ้ำ จำนวน 500 รอบ ของการแบ่งส่วนข้อมูล สำหรับแต่ละวิธีจำแนกประเภทข้อมูล

สรุปขั้นตอนการวิเคราะห์การจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ดังภาพที่ 3-7



ภาพที่ 3-7 การจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้วิธีการจำแนกที่พัฒนาขึ้น (AANN-PSO) โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)

## บทที่ 4 ผลการวิจัย

ผลการวิจัยการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน นำเสนอตามวัตถุประสงค์ของการวิจัย โดยแบ่งเป็น 3 ตอน ดังนี้

- ตอนที่ 1 ผลการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค
- ตอนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม
- ตอนที่ 3 ผลการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น

ก่อนการนำเสนอตอนที่ 1 ขอเสนอสัญลักษณ์ต่าง ๆ ที่ใช้ในงานวิจัย ดังนี้

$S$	แทน	ตัวแปรสุ่มของข้อมูลชั้นนำเข้า
$S'$	แทน	ตัวแปรสุ่มของข้อมูลชั้นซ่อน
$\mu_S$	แทน	ค่าเฉลี่ยของข้อมูล
$\sigma_S^2$	แทน	ความแปรปรวนของข้อมูล

### ตอนที่ 1 ผลการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

ผลการพัฒนาการจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) ด้วยหลักการแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) มีรายละเอียด ดังนี้

จากขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนย้อนกลับ (BPNN) ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาท 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นข้อมูลป้อนเข้า 1 ชั้น มีทั้งหมด 10 โหนด ( $N=10$ ) ชั้นซ่อน 1 ชั้น มีทั้งหมด 24 โหนด ( $M=24$ ) และชั้นข้อมูลส่งออก 1 ชั้น มีทั้งหมด 2 โหนด ( $J=2$ ) จำนวนรอบสูงสุดที่เรียนรู้เท่ากับ 500 รอบ ( $R=500$ ) อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.30 ( $\eta=0.30$ ) และใช้ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิกแทนเจนต์เป็นฟังก์ชันการแปลงส่งต่อไปยังขั้นต่อไป

กำหนดให้  $S$  เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงปกติด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับ  $\mu_S$  และความแปรปรวนเท่ากับ  $\sigma_S^2$  เนื่องจาก  $R_S \in \mathbb{R}$  ดังนั้น  $R_{S'} \in \mathbb{R}$  และฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็นสะสม (Cumulative Probability Density Function: c.d.f.) ของตัวแปรสุ่ม  $S'$  หรือ  $G_{S'}(s')$  หาค่าได้ดังนี้

$$\begin{aligned} G_{S'}(s') &= P(S' \leq s') = P\left(\frac{S - \mu_S}{\sigma_S} \leq s'\right) \\ &= P(S \leq \sigma_S s' + \mu_S) \\ &= F_S(\sigma_S s' + \mu_S) \\ &= \int_{-\infty}^{\sigma_S s' + \mu_S} f(s; \mu_S, \sigma_S^2) ds \\ &= \int_{-\infty}^{\sigma_S s' + \mu_S} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_S^2}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{S - \mu_S}{\sigma_S}\right)^2\right] ds \end{aligned}$$

กำหนดให้  $y = \frac{s - \mu_S}{\sigma_S} \Rightarrow s = \sigma_S y + \mu_S \Rightarrow ds = \sigma_S dy$  จะได้ว่า

$$\begin{aligned} G_{S'}(s') &= \int_{-\infty}^{s'} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_S^2}} \exp\left[-\frac{1}{2}y^2\right] \sigma_S dy = \int_{-\infty}^{s'} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}y^2\right] dy \\ &= \int_{-\infty}^{s'} f_Y(y) dy = P(Y \leq s') \\ &= F_Y(s') \end{aligned}$$

จะเห็นได้ว่า  $F_Y(s')$  เป็นฟังก์ชันความหนาแน่นความน่าจะเป็นสะสมของตัวแปรสุ่ม  $Y$  ซึ่งมีการแจกแจงปกติมาตรฐาน ดังนั้นตัวแปรสุ่ม  $S'$  จึงมีการแจกแจงปกติมาตรฐานด้วยเช่นกัน นั่นคือ

$$g_{S'}(s') = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}y^2\right] dy; & -\infty < s' < \infty \\ 0 & ; \text{ อื่น ๆ} \end{cases}$$

จากการพิสูจน์ข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ฟังก์ชันการแปลงปรับใหม่สามารถเพิ่มประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะได้ โดยให้ค่าความแม่นยำเพิ่มขึ้นได้ตั้งสมการ

$$f(s') = \frac{2}{1 + e^{-2s'}} - 1$$

$$\text{เมื่อ } S' = \frac{S - E(S)}{\sqrt{\text{Var}(S)}}$$

โดยที่ $S'$	แทน	ฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ่อนที่แปลงเป็นค่าปรกติมาตรฐาน
$E(S)$	แทน	ค่าคาดหวังหรือค่าเฉลี่ยของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ่อน
$\text{Var}(S)$	แทน	ความแปรปรวนของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ่อน
$\sqrt{\text{Var}(S)}$	แทน	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ่อน

**ตอนที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคและโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม**

ผลการจำลองข้อมูลภายใต้ 5 สถานการณ์ มีดังนี้ (ภาคผนวก ก1-ก5)

สถานการณ์ที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 1,000

สถานการณ์ที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 2,000

สถานการณ์ที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 3,000

สถานการณ์ที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 5,000

สถานการณ์ที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 7,000

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลภายใต้การจำลอง 5 สถานการณ์ ทำซ้ำ 500 รอบ แสดงดังนี้

ตารางที่ 4-1 ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย กรณี  $n=1,000$

วิธีจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	<b>86.00</b>	0.0837	<b>0.1400</b>
2. ANN-PSO	82.00	0.0475	0.1800
3. ANN	80.50	0.0142	0.1950

จากตารางที่ 4-1 ปรากฏว่า กรณี  $n=1,000$  ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลของแต่ละวิธีจำแนกประเภท มีดังนี้

1. ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่ามากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 86.00 ขณะที่ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 82.00

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่าน้อยที่สุด โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.14 ขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.18

ตารางที่ 4-2 ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย กรณี  $n=2,000$

วิธีจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	<b>89.00</b>	0.1056	<b>0.1100</b>
2. ANN-PSO	86.00	0.0881	0.1400
3. ANN	85.75	0.0831	0.1425

จากตารางที่ 4-2 ปรากฏว่า กรณี  $n=2,000$  ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลของแต่ละวิธีจำแนกประเภท มีดังนี้

1. ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่ามากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 89.00 ขณะที่ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 86.00

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่าน้อยที่สุด โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.11 ขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.14

ตารางที่ 4-3 ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย กรณี  $n=3,000$

วิธีจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	<b>89.50</b>	0.1158	<b>0.1050</b>
2. ANN-PSO	87.50	0.1040	0.1250
3. ANN	87.17	0.0983	0.1283

จากตารางที่ 4-3 ปรากฏว่า กรณี  $n=3,000$  ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลของแต่ละวิธีจำแนกประเภท มีดังนี้

1. ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่ามากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 89.50 ขณะที่ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 87.50

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่าน้อยที่สุด โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.11 ขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.13



ตารางที่ 4-4 ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย กรณี  $n=5,000$ 

วิธีจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	<b>91.70</b>	0.1215	<b>0.0830</b>
2. ANN-PSO	90.20	0.1117	0.0980
3. ANN	90.10	0.1080	0.0990

จากตารางที่ 4-4 ปรากฏว่า กรณี  $n=5,000$  ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลของแต่ละวิธีจำแนกประเภท มีดังนี้

1. ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่ามากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 91.70 ขณะที่ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 90.20

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่าน้อยที่สุด โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.08 ขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.10

ตารางที่ 4-5 ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย กรณี  $n=7,000$ 

วิธีจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	<b>92.71</b>	0.1160	<b>0.0728</b>
2. ANN-PSO	92.00	0.1117	0.0800
3. ANN	91.93	0.1112	0.0807

จากตารางที่ 4-5 ปรากฏว่า กรณี  $n=7,000$  ค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลของแต่ละวิธีจำแนกประเภท มีดังนี้

1. ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่า

มากที่สุด โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 92.71 ขณะที่ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความแม่นยำ คิดเป็นร้อยละ 92.00

2. ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่าน้อยที่สุด โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.07 ขณะที่ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่ารองลงมา โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยเท่ากับ 0.08

ตารางที่ 4-6 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลจำลอง

ขนาดตัวอย่างสุ่ม	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)		
	AANN-PSO	ANN-PSO	ANN
1,000	<b>86.00</b>	82.00	80.50
2,000	<b>89.00</b>	86.00	85.75
3,000	<b>89.50</b>	87.50	87.17
5,000	<b>91.70</b>	90.20	90.10
7,000	<b>92.71</b>	92.00	91.93

จากตารางที่ 4-6 ผลการเปรียบเทียบค่าความแม่นยำของการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลจำลองปรากฏว่า ค่าความแม่นยำในการทำนายของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีค่ามากที่สุดทุกสถานการณ์

ตารางที่ 4-7 ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลจำลอง

ขนาดตัวอย่างสุ่ม	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย		
	AANN-PSO	ANN-PSO	ANN
1,000	<b>0.1400</b>	0.1800	0.1950
2,000	<b>0.1100</b>	0.1400	0.1425
3,000	<b>0.1050</b>	0.1250	0.1283
5,000	<b>0.0830</b>	0.0980	0.0990
7,000	<b>0.0728</b>	0.0800	0.0807

จากตารางที่ 4-7 ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยจำแนกประเภท ข้อมูลจากข้อมูลจำลองปรากฏว่า ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยของตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีต่ำที่สุดทุกสถานการณ์

ตารางที่ 4-8 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลจากข้อมูลจำลอง

ขนาดตัวอย่างสุ่ม	ค่าความแม่นยำ (Accuracy)			ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE)		
	AANN-PSO	ANN-PSO	ANN	AANN-PSO	ANN-PSO	ANN
1,000	<b>86.00</b>	82.00	80.50	<b>0.1400</b>	0.1800	0.1950
2,000	<b>89.00</b>	86.00	85.75	<b>0.1100</b>	0.1400	0.1425
3,000	<b>89.50</b>	87.50	87.17	<b>0.1050</b>	0.1250	0.1283
5,000	<b>91.70</b>	90.20	90.10	<b>0.0830</b>	0.0980	0.0990
7,000	<b>92.71</b>	92.00	91.93	<b>0.0728</b>	0.0800	0.0807

จากตารางที่ 4-8 แสดงให้เห็นว่า การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลมากกว่าการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และการจำแนกประเภทข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN)

กล่าวโดยสรุปว่า วิธี AANN-PSO มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธี ANN-PSO และวิธี ANN ในทุกสถานการณ์ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยข้อ 1 และสมมติฐานการวิจัยข้อ 2 คือ วิธี AANN-PSO มีค่าความแม่นยำมากกว่าวิธีอื่นและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำกว่าวิธีอื่น เมื่อค่าฟังก์ชันผลรวมในชั้นซ่อนได้รับการแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน ซึ่งทำให้ข้อมูลป้อนเข้ามีค่าอยู่ในช่วงแคบลงส่งผลทำให้การลู่เข้าหาค่าผลลัพธ์เร็วขึ้น

### ตอนที่ 3 ผลการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น

การวิจัยนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิของผู้ป่วยที่มาคัดกรองกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 ประกอบด้วย จำนวนชุดข้อมูลตัวอย่างของผู้ป่วย จำนวน 7,000 ราย ซึ่งแต่ละตัวอย่างประกอบด้วยตัวแปรทำนาย 10 ตัวแปร ได้แก่ เพศ (GENDER) อายุ (AGE) ดัชนีมวลกาย (BMI) ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว (SBP) ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว (DBP) เส้นรอบเอว (WAIST) ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง (DMFAMILY) ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง (HTFAMILY) การสูบบุหรี่ (SMOKE) และการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ (ALCOHOL)

ลักษณะเบื้องต้นของข้อมูลแสดงดังตารางที่ 4-9 ค่าสถิติพื้นฐานของข้อมูลแสดงดังตารางที่ 4-9 และผลการทำนายผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะสมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค แสดงดังตารางที่ 4-10

ตารางที่ 4-9 ลักษณะเบื้องต้นของข้อมูลผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงที่เป็นโรคเบาหวาน

ตัวแปร	รายละเอียดตัวแปร	ผลการวิเคราะห์
1. เพศ (GENDER)	1=ชาย	46.10 %
	2= หญิง	53.90 %
2. อายุ (AGE)	ค่าตัวเลขอายุ	53.47±0.19
3. ดัชนีมวลกาย (BMI)	ค่าตัวเลขดัชนีมวลกาย	23.29±0.17
4. ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว (SBP)	ค่าตัวเลขความดันโลหิตขณะหัวใจบีบตัว	115.40±0.16
5. ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว (DBP)	ค่าตัวเลขความดันโลหิตขณะหัวใจคลายตัว	71.53±0.14
6. เส้นรอบเอว (WAIST)	ค่าตัวเลขเส้นรอบเอว	78.10±0.23
	1 = มีประวัติเบาหวานในญาติสายตรง	18 %
	2 = ไม่มี	80.40 %
7. ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง (DMFAMILY)	9 = ไม่ทราบ	1.60 %
	1 = มีประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง	18.10 %
	2 = ไม่มี	80.40 %
8. ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง (HTFAMILY)	9 = ไม่ทราบ	1.50 %
	1 = ไม่สูบบุหรี่	71.70 %
	2 = สูบนานๆครั้ง	4.70 %
9. การสูบบุหรี่ (SMOKE)	3 = สูบเป็นครั้งคราว	0.40 %
	4 = สูบเป็นประจำ	2.80 %
	9 = ไม่ทราบ	20.30 %
	1 = ไม่ดื่ม	69.80 %
	2 = ดื่มนาน ๆ ครั้ง	7.30 %
10. การดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ (ALCOHOL)	3 = ดื่มเป็นครั้งคราว	1.50 %
	4 = ดื่มเป็นประจำ	1.10 %
	9 = ไม่ทราบ	20.30 %

จากตารางที่ 4-9 แสดงค่าคุณลักษณะเบื้องต้นของตัวอย่างข้อมูลผู้ป่วยที่มาคัดกรองกลุ่มเสี่ยงเป็นโรคเบาหวาน ในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 ปรากฏว่า ผู้มาคัดกรองกลุ่มเสี่ยงที่เป็นโรคเบาหวานส่วนใหญ่เป็นเพศหญิง คิดเป็นร้อยละ 53.90 และเพศชาย คิดเป็นร้อยละ 46.10 มีค่าเฉลี่ยอายุเท่ากับ 53.47 ปี ค่าดัชนีมวลกาย มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 23.29 ค่าความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 115.40 ค่าความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 71.53 ค่าเส้นรอบเอว มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 78.10 ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง ปรากฏว่า ส่วนใหญ่ไม่มีญาติสายตรงเป็นโรคเบาหวาน คิดเป็นร้อยละ 80.40 ประวัติความดันโลหิตสูง

ในญาติสายตรง ปรากฏว่า ส่วนใหญ่ไม่มีญาติสายตรงมีความดันโลหิตสูง คิดเป็นร้อยละ 80.40 ประวัติการสูบบุหรี่ ปรากฏว่า ส่วนใหญ่ไม่สูบบุหรี่ คิดเป็นร้อยละ 71.70 และประวัติการดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ ปรากฏว่า ส่วนใหญ่ไม่ดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์ คิดเป็นร้อยละ 69.80

ตารางที่ 4-10 ค่าสถิติพื้นฐานของตัวแปรสำหรับการจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน

ผลการวินิจฉัย	จำนวน	ร้อยละ
เป็นโรคเบาหวาน (กลุ่มเสี่ยง)	1,646	23.50
ไม่เป็นโรคเบาหวาน (กลุ่มปกติ)	5,354	76.50
รวม	7,000	100

จากตารางที่ 4-10 ผลการวินิจฉัยจากการคัดกรองกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานของผู้ป่วยที่มาคัดกรอง จำนวน 7,000 ราย ปรากฏว่า มีจำนวนผู้ป่วยที่ไม่เป็นโรคเบาหวาน (กลุ่มปกติ) จำนวน 5,354 ราย คิดเป็นร้อยละ 76.50 และผู้ป่วยที่เป็นโรคเบาหวาน (กลุ่มเสี่ยง) จำนวน 1,646 ราย คิดเป็นร้อยละ 23.50

ตารางที่ 4-11 ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์และตัวแปรทำนาย

ตัวแปร	Relative Importance of Input (RI)
เพศ	1.46%
อายุ	<b>10.90%</b>
ดัชนีมวลกาย	<b>26.32%</b>
ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว	<b>22.40%</b>
ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว	<b>10.37%</b>
เส้นรอบเอว	<b>10.26%</b>
ประวัติเบาหวานในญาติสายตรง	<b>7.90%</b>
ประวัติความดันโลหิตสูงในญาติสายตรง	4.19%
การสูบบุหรี่	2.21%
การดื่มเครื่องดื่มแอลกอฮอล์	3.97%

จากตารางที่ 4-11 แสดงผลการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์และตัวแปรทำนายที่ใช้จำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแปรที่มีค่า Relative Importance of Input สูงต่างจากตัวแปรอื่น 6 ตัวแปร ได้แก่ ดัชนีมวลกาย ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว อายุ ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว เส้นรอบเอว และประวัติเบาหวานในญาติสายตรงที่มีค่า Relative Importance of Input เท่ากับ 26.32%, 22.40%, 10.90%, 10.37%, 10.26% และ 7.90% ตามลำดับ

ตารางที่ 4-12 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น

	GENDER	AGE	SMOKE	ALCOHOL	DMFAMILY	HTFAMILY	BMI	WAIST	SBP	DBP	Bias	LW
IW <sub>1</sub>	5.86	-0.96	2.35	-2.07	1.52	-1.52	1.64	-16.21	-1.83	17.96	1.69	0.56
IW <sub>2</sub>	5.51	-0.12	1.02	1.25	2.46	-1.23	17.07	3.98	6.77	-13.33	0.01	-14.75
IW <sub>3</sub>	3.22	0.32	-0.39	-0.26	4.70	11.67	37.89	-1.35	2.94	5.63	50.64	0.87
IW <sub>4</sub>	2.65	1.49	-0.39	0.40	0.71	-0.25	-9.22	-3.98	1.15	-3.43	-17.65	-1.10
IW <sub>5</sub>	0.63	-1.54	1.20	-16.67	4.24	-2.02	-35.06	52.82	4.70	22.83	12.40	0.39
IW <sub>6</sub>	-46.72	-10.35	1.48	-0.30	-11.48	-6.22	-31.54	5.31	-37.98	31.99	31.93	-0.8
IW <sub>7</sub>	21.52	-1.37	2.33	3.34	-16.64	-2.10	14.26	0.18	-1.58	29.25	19.01	-1.47
IW <sub>8</sub>	4.14	-0.69	2.10	-1.64	4.25	1.50	-17.10	-0.80	-2.32	8.56	-6.55	-1.03
IW <sub>9</sub>	-18.17	0.83	-1.49	-3.37	18.20	-2.29	-12.81	1.04	0.83	-25.59	-16.37	-1.77

ตารางที่ 4-12 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้ตารางข่ายประสาทยุติพัฒนาขึ้น (ต่อ)

	GENDER	AGE	SMOKE	ALCOHOL	DMFAMILY	HTFAMILY	BMI	WAIST	SBP	DBP	Bias	LW
IW <sub>10</sub>	-11.19	-0.22	-2.05	5.07	-39.93	-4.46	71.59	-18.33	31.84	35.22	53.76	-0.33
IW <sub>11</sub>	0.76	2.23	-0.40	3.85	2.71	-1.87	10.53	-11.25	0.84	-24.69	-25.74	0.65
IW <sub>12</sub>	-3.75	-1.21	-0.93	-0.07	-2.68	-2.88	-9.51	-9.57	-2.11	-19.71	-36.36	0.54
IW <sub>13</sub>	-13.08	-5.35	12.11	-10.88	-9.99	5.32	-11.21	14.76	-37.65	22.97	23.44	0.12
IW <sub>14</sub>	-8.80	2.70	-3.37	3.37	-1.82	3.91	12.41	6.38	28.17	-39.50	-21.49	0.22
IW <sub>15</sub>	-2.00	-1.04	5.17	-1.62	4.51	6.13	27.17	26.77	20.99	-43.61	9.80	0.61
IW <sub>16</sub>	23.67	8.47	-8.01	26.41	1.77	9.28	11.59	54.87	39.62	-7.55	49.08	-0.35
IW <sub>17</sub>	6.05	1.06	2.59	-2.04	-13.95	-1.21	-26.95	27.43	1.13	20.13	0.81	0.39
IW <sub>18</sub>	-11.02	-4.82	9.01	-5.65	11.81	-1.58	2.84	7.50	-18.15	-0.03	-0.14	-0.45

ตารางที่ 4-12 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น (ต่อ)

	GENDER	AGE	SMOKE	ALCOHOL	DMFAMILY	HTFAMILY	BMI	WAIST	SBP	DBP	Bias	LW
IW <sub>19</sub>	0.45	-0.10	0.03	1.68	-1.30	1.41	-6.25	1.38	-0.70	-1.17	-9.05	12.58
IW <sub>20</sub>	5.03	-0.04	-2.44	1.41	-0.54	1.13	40.07	-9.81	-15.45	-15.66	15.97	-0.32
IW <sub>21</sub>	10.21	-0.89	-6.63	0.61	-3.92	16.64	-12.35	-51.80	-22.50	-43.58	-68.96	-0.31
IW <sub>22</sub>	-5.23	-3.06	-5.91	-5.84	14.91	16.77	-18.37	-11.36	1.14	-15.76	6.53	-0.56
IW <sub>23</sub>	0.62	-0.12	0.07	0.52	0.74	-1.13	-0.85	-7.80	-2.77	2.06	-3.86	0.91
IW <sub>24</sub>	3.96	-3.42	0.22	-3.50	-0.20	0.27	2.30	3.86	3.28	22.77	19.90	-0.54

จากตารางที่ 4-12 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่พัฒนาขึ้น ในแต่ละโหนดของโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นซ่อน จำนวนทั้งหมด 24 โหนด จากตัวแปรทำนาย 10 ตัวแปร ที่ได้จากการฝึกเรียนรู้จากข้อมูลผู้ป่วยมาคัดกรองกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน จำนวน 7,000 ราย ในปี พ.ศ. 2561



ตารางที่ 4-13 ผลการจำแนกผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะสมผลสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผลสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

วิธีการจำแนกประเภท	ค่าความแม่นยำ (ร้อยละ)	ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย	
		ข้อมูลฝึกเรียนรู้	ข้อมูลทดสอบ
1. AANN-PSO	92.79	0.1175	0.0729
2. ANN-PSO	90.57	0.1196	0.0932
3. ANN	88.50	0.1563	0.1040

จากตารางที่ 4-13 ผลการศึกษาการจำแนกผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะสมผลสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) ปรากฏว่า มีค่าความแม่นยำ ร้อยละ 92.79 และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.07 ซึ่งมีประสิทธิภาพสูงกว่าการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผลสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) มีค่าความแม่นยำ ร้อยละ 90.57 และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) มีค่าความแม่นยำ 88.50 และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.09 และ 0.10 ตามลำดับ

## บทที่ 5

### สรุปและอภิปรายผล

การวิจัยนี้เป็นการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โดยเปรียบเทียบกับวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลอง 5 สถานการณ์ ได้แก่ สถานการณ์ที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 1,000 สถานการณ์ที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 2,000 สถานการณ์ที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 3,000 สถานการณ์ที่ 4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 5,000 และสถานการณ์ที่ 5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ภายใต้การจำลองข้อมูลขนาด 7,000 จากนั้นจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม ผลจากการศึกษาสามารถสรุปผลได้ดังนี้

#### สรุปผลการวิจัย

##### 1. ผลการพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค

การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โดยใช้การแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) มาปรับผลลัพธ์ค่าฟังก์ชันผลรวมเพื่อให้ช่วงของข้อมูลแคบลง นั่นคือ ค่าความชัน (Slope) ของฟังก์ชันเป้าหมาย ถ้าปรับผลรวมในทิศทางที่ทำให้ค่าความชันลดลงแล้วทำให้ค่าฟังก์ชันเป้าหมายลดลง แสดงให้เห็นว่า วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะ

ผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคที่พัฒนาขึ้น ด้วยฟังก์ชันการแปลงใหม่

$$f(s') = \frac{2}{1+e^{-2s'}} - 1 \text{ เมื่อ } s' = \frac{S - E(S)}{\sqrt{\text{Var}(S)}} \text{ ส่งผลให้ตัวแบบจำแนกประเภทข้อมูลมีประสิทธิภาพ}$$

การจำแนกเพิ่มขึ้น

## 2. ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) ด้วยค่าความแม่นยำและค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ภายใต้จากการจำลอง 5 สถานการณ์ พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) มีประสิทธิภาพมากกว่าการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) ในทุกสถานการณ์ ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานการวิจัยข้อ 1 และสมมติฐานการวิจัยข้อ 2 นอกจากนี้ พบว่าเมื่อขนาดตัวอย่างเพิ่มขึ้นส่งผลให้ประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลเพิ่มขึ้น

## 3. ผลการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานโดยใช้วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลที่พัฒนาขึ้น

ผลการศึกษาการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) ปรากฏว่าค่าความแม่นยำในการจำแนกกลุ่มมีค่าเท่ากับร้อยละ 92.79 และค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยมีค่าเท่ากับ 0.07 ซึ่งมีค่าความแม่นยำมากกว่าร้อยละ 80 เป็นไปตามสมมติฐานของการวิจัยข้อ 3 และมีประสิทธิภาพสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิมผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (ANN-PSO) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบดั้งเดิม (ANN) ที่มีค่าความแม่นยำ ร้อยละ 90.57 และ 88.50 ตามลำดับ และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 0.09 และ 0.10 ตามลำดับ

สำหรับตัวแปรที่เป็นปัจจัยสำคัญที่มีความสัมพันธ์ต่อการจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน ผลการศึกษาปรากฏว่า ตัวแปรทำนายที่มีค่าความสัมพันธ์ต่อตัวแปรเกณฑ์ ได้แก่ ดัชนีมวลกาย ความดันโลหิตช่วงหัวใจคลายตัว อายุ ความดันโลหิตช่วงหัวใจบีบตัว เส้นรอบเอว และประวัติเบาหวานในญาติสายตรง

## อภิปรายผล

ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค (AANN-PSO) ด้วยหลักการแปลงข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐาน (Standardization) มาช่วยปรับค่าฟังก์ชันผลรวมให้ช่วงของข้อมูลแคบลงทำให้ค่าฟังก์ชันเป้าหมายลดลง ภายใต้สถานการณ์จำลองที่แตกต่างกัน 5 สถานการณ์ ค้นพบว่า การจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคมีประสิทธิภาพมากที่สุดทั้ง 5 สถานการณ์ และประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลเพิ่มขึ้นเมื่อขนาดจำนวนข้อมูลมีจำนวนเพิ่มขึ้น ผลการศึกษาปรากฏเช่นเดียวกับกรณีที่ใช้ข้อมูลในการวิเคราะห์ซึ่งในสถานการณ์จริงนั้นข้อมูลมีการกระจายมาก ส่งผลให้ประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลต่ำกว่าชุดข้อมูลที่มีการกระจายตัวน้อยสอดคล้องกับงานวิจัยของ Jain, Shukla and Wadhvani (2018); Wang and Tang (2015) และ Smyth and Speed (2003) ที่นำหลักการแปลงค่าข้อมูลให้เป็นค่าปกติมาตรฐานมาประยุกต์ร่วมกับการจำแนกประเภทข้อมูล โดยปรับค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วงเดียวกันและมีค่าพิสัยลดลงทำให้การลู่เข้าหาค่าตอบในชั้นข้อมูลส่งออกเร็วขึ้น ส่งผลให้ประสิทธิภาพของตัวแบบการจำแนกประเภทข้อมูลเพิ่มขึ้นและค่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายลดลง

สรุปได้ว่า การนำวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค ไปใช้ในการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานที่ให้ค่าความแม่นยำ ร้อยละ 92.79 (มากกว่าร้อยละ 80) เป็นไปตามสมมติฐานของการวิจัยที่ตั้งไว้ ดังนั้น วิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค จึงมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูลคัดกรองผู้ป่วยกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวานต่อไป-

## ข้อเสนอแนะ

### ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. วิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสานการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค เป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูลที่ให้ค่าความแม่นยำสูงสามารถนำไปใช้กับข้อมูลที่มีการจำแนกประเภทข้อมูลออกเป็นสองกลุ่มได้
2. การกำหนดค่าฟังก์ชันการแปลงควรใช้ฟังก์ชันการแปลงในชั้นซ่อน ส่วนชั้นข้อมูลส่งออกควรใช้ค่าแท้จริงเพื่อประสิทธิภาพการจำแนกประเภทข้อมูล

### ข้อเสนอแนะในการวิจัยต่อไป

1. การศึกษานี้เป็นการศึกษาข้อมูลตัวอย่างของผู้ป่วยที่มาคัดกรองการเป็นโรคเบาหวานในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงกันยายน 2561 เท่านั้น เมื่อเวลาเปลี่ยนไปอาจมีผลต่อจำนวนตัวแปรทำนายที่อาจมีปัจจัยอื่นที่ส่งผลต่อการเกิดโรคเบาหวาน จึงควรมีการศึกษาตัวแปรอื่นที่มีความสัมพันธ์กับการเกิดโรคเพิ่มขึ้น และใช้

เทคนิควิธีการจำแนกประเภทที่หลากหลาย เพื่อให้ได้คำตอบที่หลากหลายในการหาค่าผลลัพธ์ในการตัดสินใจร่วมกัน เช่น เทคนิควิธีการเรียนรู้ร่วมกัน (Ensemble Learning) เป็นต้น

2. ในส่วนของข้อมูลที่นำมาใช้ในการจำแนกประเภท ถ้ามีขนาดใหญ่และตัวแปรทำนายนมาก อาจจะใช้วิธีการเลือกคุณลักษณะข้อมูล (Feature Selection) เพื่อเลือกเฉพาะตัวแปรที่สำคัญมาใช้ในการเรียนรู้ และสร้างตัวแบบจัดประเภทข้อมูล และถ้าจำนวนกลุ่มต่างกันมากอาจใช้เทคนิคการปรับข้อมูลให้สมดุล (Balance Data) เพื่อให้ข้อมูลในแต่ละกลุ่มไม่แตกต่างกันมากจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพค่าความแม่นยำให้กับตัวแบบจัดประเภทข้อมูล

3. ในงานวิจัยนี้ได้นำวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะสมพหุพหุการหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค มาประยุกต์กับข้อมูลผู้ป่วยที่มาคัดกรองการเป็นโรคเบาหวาน ในเขตพื้นที่บริการของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ในปี พ.ศ. 2561 ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีระดับความสัมพันธ์กันไม่มาก ดังนั้นในการศึกษาครั้งต่อไปควรศึกษากับข้อมูลทางด้านอื่นที่ข้อมูลมีคุณลักษณะและการแจกแจงแบบอื่น และมีกลุ่มในการจำแนกมากกว่าสองกลุ่ม เช่น การจำแนกกลุ่มบุคลิกภาพ การจำแนกประเภทเอกสาร เป็นต้น

## บรรณานุกรม

- กรวิกา ภูนพมา, ระวี ฉวีวงศ์ และวงกต ศรีอุไร. (2555). ระบบวิเคราะห์ความเสี่ยงของการเกิดโรค  
อ้วนลงพุง. *วารสารวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ศึกษา*, 14(1), 8-19.
- จิราภา โสมชัย, สิริภัทร เชี่ยวชาญวัฒนา, คำรณ สุนิติ และนิพนธ์พัทธ์ เมืองโคตร. (2557).  
การจำแนกการมีภาวะเสี่ยงสูงต่อโรคความดันโลหิตสูงด้วยเครื่องจักรการเรียนรู้เอ็กซ์ทรีม.  
*วิศวกรรมสาร มก.* 89(3), 89-99.
- จิราภรณ์ ถมแก้ว และศรัณย์ อินทโกสม. (2553). การจำแนกข้อมูลโดยการคัดเลือกคุณลักษณะ  
ที่สำคัญ. ใน *การประชุมวิชาการเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษาแห่งชาติ ครั้งที่ 23*  
(หน้า 7-120). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.
- จุฑารัตน์ ตั้งกิตติวัฒน์ และนลินภัสร์ ปรวัฒน์ปริญกร. (2557). โมเดลการวิเคราะห์โรคในสุกรโดยใช้  
โครงข่ายประสาทเทียม. กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้า  
พระนครเหนือ.
- ชินพัฒน์ แก้วชินพร. การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและการจัดกลุ่ม.  
ปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต. กรุงเทพฯ: สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหาร  
ลาดกระบัง; 2553.
- เชาวนนท์ โสโทะ, พุชชดี ศิริแสงตระกูล และวรชัย ตั้งวรพงศ์ชัย. (2556). แบบจำลองการทำงาน  
ผลการรักษาผู้ป่วยโรคมะเร็งปากมดลูกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม. *วารสารวิจัย  
มหาวิทยาลัยขอนแก่น*, 13(1), 39-50.
- เชิดศักดิ์ เจริญชัย สุรศักดิ์ แวนรัมย์ และณัฐ ดิษเจริญ. (2560). การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน  
เพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคมะเร็งปากมดลูก. *วารสารวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ศึกษา*,  
1(1), 27-37.
- โพธิพงศ์ ทูลภิรมย์. (2555). การวิเคราะห์ข้อมูลการรักษาโรคด้วยศาสตร์โฮมิโอพาธีในผู้ป่วยโรค  
ข้อเข่าเสื่อมโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ร่วมกับขั้นตอนวิธีการ  
เรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ เปรียบเทียบกับเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ. *วารสารวิทยาศาสตร์  
และเทคโนโลยี*, 14(3), 1-13.
- ดาราวดี ตรีมงคล วรสรณ์ อรรถโสภา และสุภาพร บรรดาศักดิ์. (2559). การวิเคราะห์ความเสี่ยง  
ของการเกิดโรคเบาหวานด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. ใน *การประชุมวิชาการระดับชาติ  
วิทยาศาสตร์วิจัย ครั้งที่ 8* (หน้า 117-125). ชลบุรี.
- เดช ธรรมศิริ, ณรงค์ โปธิ, วาทีนี น้อยเพียร, ภัทราวุฒิ แสงศิริ, ภรณ์ยา อำนวยรัตน์ และพญ มีสัจ.  
(2551). การให้คะแนนสินเชื่อโดยวิธีการทำเหมืองข้อมูลด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม  
แบบแพร่กระจายย้อนกลับ. ใน *การประชุมวิชาการระดับชาติด้านวิทยาศาสตร์และ  
เทคโนโลยี ครั้งที่ 4* (หน้า 13-18). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้า  
พระนครเหนือ.

- เชิดศักดิ์ เจริญชัย, สุรศักดิ์ แว่นรัมย์ และณัฐ ติชเจริญ. (2561). การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันเพื่อจำแนกผู้ป่วยโรคมะเร็งปวกมดลูก. *วารสารวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ศึกษา*, 1(1), 27-37.
- นรินทร์ พนาवास และนิเวศ จิระวิจิตชัย. (2554). การจำแนกมะเร็งเม็ดเลือดขาวโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น. ใน *ประชุมสัมมนาทางวิชาการมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก ครั้งที่ 4* (หน้า 154-161). กรุงเทพฯ: มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก
- นพมาศ อัครจันทร์โชติ. (2553). การคัดเลือกคุณลักษณะข้อมูลที่มีจำนวนมิติมากในการจำแนกประเภทข้อมูล. *วิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา*, 8(2), 1-13.
- ภรณ์ยา อามฤครัตน์ และพุง มีสัจ. (2553). การเปรียบเทียบประสิทธิภาพการลดมิติข้อมูลและจำแนกข้อมูลโดยวิธีการทางเครือข่ายประสาทเทียม. ใน *การประชุมวิชาการนำเสนอผลงานวิจัยระดับบัณฑิตศึกษา ครั้งที่ 11* (หน้า 58-65). ขอนแก่น: มหาวิทยาลัยขอนแก่น.
- วงศ ศรีอุไร. (2557). การจำแนกผู้ป่วยโรคอ้วนลงพุงโดยใช้วิธีการคัดเลือกคุณลักษณะและโครงข่ายประสาทเทียม. *วารสารวิทยาศาสตร์ มคอ.*, 30(1), 91-102.
- สุภโชค เรืองศรี และธวัชชัย งามสันติวงศ์. (2555). การประยุกต์ใช้วิธีอินฟอร์เมชันเกนในการเลือกตัวแปรสำหรับการประมาณค่าการใช้กระดาษภายในแผนกผู้โดยสารด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม. ใน *การประชุมวิชาการแห่งชาติ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. วิทยาเขตกำแพงแสน ครั้งที่ 9* (หน้า 129-136). กำแพงแสน: มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์.
- สุภาพร บรรดาศักดิ์ เครือวัลย์ เนตรพนา และจิราพรณ จิตตยานันท์. (2559). การวิเคราะห์ความเสี่ยงในการเกิดโรคมะเร็งด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจ. ใน *การประชุมวิชาการระดับชาติวิทยาศาสตร์วิจัย ครั้งที่ 8* (หน้า 58-67) ชลบุรี.
- สุธิดา ปรีชาเดช และชนะ รักษศิริ. (2554). การพยากรณ์เวลาที่ใช้ในการขัดแผ่นซิลิคอนโดยโครงข่ายประสาทเทียม. *วิศวกรรมสาร มก.* 77(3), 1-11.
- สำนักโรคไม่ติดต่อ. (2559). จำนวนและอัตราการตายด้วยโรคไม่ติดต่อและการบาดเจ็บประจำปีปฏิทิน พ.ศ. 2558. เข้าถึงได้จาก <http://thaincd.com/information-statistic/non-communicable-disease-data.php>
- Aburomman, A. A., & Reaz, M. B. I. (2016). A novel SVM-KNN-PSO ensemble method for intrusion detection system. *Applied Soft Computing*, 38(1), 360–372.
- Akkoç, S. (2012). An empirical comparison of conventional techniques, neural networks and the three stages hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) model for credit scoring analysis: The case of Turkish credit card data. *European Journal of Operational Research*, 222(1), 168–178.
- Agrawal, S., & Agrawal, J. (2015). Neural Network Techniques for Cancer Prediction: A Survey. *Procedia Computer Science*, 60(1), 769–774.



- Ala'raj, M., & Abbod, M. L. (2016). A new hybrid ensemble credit scoring model based on classifiers consensus system approach. *Expert Systems With Applications*, *64*(1), 36–55.
- Alweshah, M., & Abdullah, S. (2015). Hybridizing firefly algorithms with a probabilistic neural network for solving classification problems. *Applied Soft Computing*, *35*(1), 513–524.
- Bian, W., Ma, L., Qin, S., & Xue, X. (2018). Neural network for nonsmooth pseudoconvex optimization with general convex constraints. *Neural Networks*, *101*(1), 1–14.
- Botoca, C., Bardan, R., Botoca, M., & Alexa, F. (2010). Prostate cancer prognosis evaluation assisted by neural networks. *WSEAS Transactions on Computers*, *9*(2), 164-73.
- Cateni, S., Colla, V., & Vannucci, M. (2014). A method for resampling imbalanced datasets in binary classification tasks for real-world problems. *Neurocomputing*, *135*(1), 32-41.
- Chen, W. C., Tseng, L. Y., & Wu, C. S. (2014). A unified evolutionary training scheme for single and ensemble of feedforward neural network. *Neurocomputing*, *143*(1), 347–361.
- Chen, Y. C., Ke, W. C., Chiu, H. W. (2014). Risk classification of cancer survival using ANN with gene expression data from multiple laboratories. *Computers in Biology and Medicine*, *48*(1), 1–7.
- Chen, Y., Li, L., Xiao, J., Yang, Y., Liang, J., & Li, T. (2018). Particle swarm optimizer with crossover operation. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *70*(1), 159–169.
- Dehuri, S., & Cho, S. B. (2010). Evolutionarily optimized features in functional link neural network for classification. *Expert Systems with Applications*, *37*(6), 4379–4391.
- Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995, October). A new optimizer using particle swarm theory. In *Micro Machine and Human Science, 1995. MHS'95., Proceedings of the Sixth International Symposium on* (pp. 39-43). IEEE.
- Edlaa, D. R., & Cheruku, R. (2017). Diabetes-Finder: A Bat Optimized Classification System for Type-2 Diabetes. *Procedia Computer Science*, *115*(1), 235–242.
- Emoto, T., Abeyratne, U. R., Kawanoc, K., Okada, T., Jinnouchi, O., & Kawata, I. (2018). Detection of sleep breathing sound based on artificial neural network analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, *41*(1), 81–89.



- Ertuğrul, O. F. (2018). A novel type of activation function in artificial neural networks: Trained activation function. *Neural Networks*, *99*(1), 148–157.
- Geethanjali, M., Mary Raja Slochanal, S., & Bhavani, R. (2008). PSO trained ANN-based differential protection scheme for power transformers. *Neurocomputing*, *71*(4-5), 904-918.
- Godin, F., Degrave, J., Dambre, J. & Neve, W. D. (2018). Dual Rectified Linear Units (DReLU): A replacement for tanh activation functions in Quasi-Recurrent Neural Networks. *Pattern Recognition Letters*, *116*(1), 8–14.
- Harris, T. (2015). Credit scoring using the clustered support vector machine. *Expert Systems with Applications*, *42*(2), 741–750.
- Huang, C. L., & Dun, J. F. (2008). A distributed PSO–SVM hybrid system with feature selection and parameter optimization. *Applied Soft Computing*, *8*(4), 1381–1391.
- Huang, G. B., Zhu, Q. Y., & Siew, C. K. (2011). Extream Learning Machine a survey. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, *2*(2), 107-122.
- Hung, C., & Chen, J. H. (2009). A selective ensemble based on expected probabilities for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, *36*(3), 5297–5303.
- Jain, S., Shukla, S., & Wadhvani, R. (2018). Dynamic selection of normalization techniques using data complexity measures. *Expert Systems with Applications*, *106*, 252-262.
- Jian, C., Gao, J., & Ao, Y. (2016). A new sampling method for classifying imbalanced data based on support vector machine ensemble. *Neurocomputing*, *193*(1), 115–122.
- Jin, C., Jin, S. W., & Qin, L. N. (2012). Attribute selection method based on a hybrid BPNN and PSO algorithms. *Applied Soft Computing*, *12*(8), 2147–2155.
- Jiménez, F., Serradilla, F., Román, A., & Naranjo, J. E. (2014). Bus line classification using neural networks. *Transportation Research Part D*, *30*(1), 32–37.
- Jaroenrat, K. 2015. Particle Swarm Optimization for Open Shortest Path First Network's Traffic Engineering. *Information Technology Journal*, *11*(1), p. 43-52.
- Karan, O., Bayraktar, C., Gümüşkaya, H., & Karlık, B. 2012. Diagnosing diabetes using neural networks on small mobile devices. *Expert Systems with Applications*, *39*(1), 54–60.

- Kaymaka, S., Helwana, A., & Uzun, D. (2017). Breast cancer image classification using artificial neural networks. *Procedia Computer Science*, 120(1), 126–131.
- Kraipeerapun, P., & Fung, C. C. (2009). Binary classification using ensemble neural networks and interval neutrosophic sets. *Neurocomputing*, 72(13-15), 2845–2856.
- Kim, H., Kim, H., Moon, H., & Ahn, H. (2011). A weight-adjusted voting algorithm for ensembles of classifiers. *Journal of the Korean Statistical Society*, 40(4), 437–449.
- Koutanaei, F. N., Sajedi, H., & Khanbabaei, M. (2015). A hybrid data mining model of feature selection algorithms and ensemble learning classifiers for credit scoring. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 27(1), 11-13.
- Kusy, M., & Kowalski, P. A. (2018). Weighted probabilistic neural network. *Information Sciences*, 430–431(1), 65–76.
- Lazzús, J. A. (2013). Neural network-particle swarm modeling to predict thermal properties. *Mathematical and Computer Modelling*, 57(9-10), 2408–2418.
- Lessmann, S., & Voß, S. (2009). A reference model for customer-centric data mining with support vector machines. *European Journal of Operational Research*, 199(2), 520-530.
- Li, S. F. & Cheng, C. Y. (2017). Particle swarm optimization with fitness adjustment parameters. *Computers & Industrial Engineering*, 113(1), 831–841.
- Liang, D., Tsai, C. F., & Wu, H. T. (2015). The effect of feature selection on financial distress prediction. *Knowledge-Based Systems*, 73(1), 289-297.
- Lin, S. W., Ying, K. C., Chen, S. C., & Lee, Z. J. (2008). Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 35(4), 1817–1824.
- Lin, S. L. (2009). A new two-stage hybrid approach of credit risk in banking industry. *Computational Statistics and Data Analysis*, 36(4), 8333–8341.
- Liu, Y., Wang, G., Chen, H., Dong, H., Zhu, X., & Wang, S. (2011). An Improved Particle Swarm Optimization for Feature Selection. *Journal of Bionic Engineering*, 8(2), 191–200.
- Lu, X., Peng, X., Liu, P., Deng, Y., Feng, B., & Liao, B. (2012, August). A novel feature selection method based on CFS in cancer recognition. In *Systems Biology (ISB), 2012 IEEE 6th International Conference on* (pp. 226-231). IEEE.
- Manngard, M., Kronqvist, J., & Bölin, J. M. (2018). Structural learning in artificial neural networks using sparse optimization. *Neurocomputing*, 272(1), 660–667.

- Mahbod, A., Chowdhury, M., Smedby, O., & Wang, C. (2018). Automatic brain segmentation using artificial neural networks with shape context. *Pattern Recognition Letters*, *101*(1), 74–79.
- Majid, A., Ali, S., Iqbal, M., & Kausar, N. (2014). Prediction of human breast and colon cancers from imbalanced data using nearest neighbor and support vector machines. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *113*(3), 792–808.
- Meyer, R., & O'Keefe, F. (2013). A fuzzy binary neural network for interpretable classifications. *Neurocomputing*, *121*(1), 401–415.
- Ministry of Public Health. (2016, November) Department of Mental Health. [Online]. <https://www.dmh.go.th/news-dmh/view.asp?id=25634>
- Mohandes, M. A. (2012). Modeling global solar radiation using Particle Swarm Optimization (PSO). *Solar Energy*, *86*(11), 3137–3145.
- Mohammadi, N., & Mirabedini, S. J. (2014). Comparison of Particle Swarm Optimization and Backpropagation Algorithms for Training Feedforward Neural Network. *Journal of Mathematics and Computer Science*, *12*(1), 113-123.
- Moradi, P., & Gholampour, M. (2016). A hybrid particle swarm optimization for feature subset selection by integrating a novel local search strategy. *Applied Soft Computing*, *43*(1), 117–130.
- Moreira, M. W. L., Rodrigues, J. J. P. C., Kumar, N., Muhtadi, J. A., & Korotaev, V. (2018). Evolutionary radial basis function network for gestational diabetes data analytics. *Journal of Computational Science*, *27*(1), 410–417.
- Nai-aruna, N., & Mounigmaia, R. (2015). Comparison of Classifiers for the Risk of Diabetes Prediction. *Procedia Computer Science*, *69*(1), 132–142.
- Nanni, L., & Lumini, A. (2009). An experimental comparison of ensemble of classifiers for bankruptcy prediction and credit scoring. *Expert Systems with Applications*, *36*(2), 3028–3033.
- Nejatian, S., Parvin, H., & Faraji, E. (2018). Using sub-sampling and ensemble clustering techniques to improve performance of imbalanced classification. *Neurocomputing*, *276*(1), 55-66.
- Onan, A., Korukoglu, S., & Bulut, H. (2016). A multi objective weighted voting ensemble classifier based on differential evolution algorithm for text sentiment classification. *Expert Systems with Applications*, *62*(1), 1–16.

- Ong, C. T., & Corces, V. G. (2014). CTCF: an architectural protein bridging genome topology and function. *Nature reviews Genetics*, *15*(4), 234.
- Oreski, S., & Oreski, G. (2014). Genetic algorithm-based heuristic for feature selection in credit risk assessment. *Expert Systems with Applications*, *41*(4), 2052–2064.
- Perveena, S., Shahbaza, M., Guergachib, A., & Keshavjeec, K. (2016). Performance Analysis of Data Mining Classification Techniques to Predict Diabetes. *Procedia Computer Science*, *82*(1), 115–121.
- Qian, S., Liu, H., Liu, C., Wu, S., & Wong, H. S. (2018). Adaptive activation functions in convolutional neural networks. *Neurocomputing*, *272*(1), 204–212.
- Qian, Y., Liang, Y., Li, M., Feng, G., & Shi, X. (2014). A resampling ensemble algorithm for classification of imbalance problems. *Neurocomputing*, *143*(1), 57–67.
- Rincon, A. L., Tonda, A., Elati, M., Schwander, O., Piwowski, B., & Gallinari, P. (2018). Evolutionary optimization of convolutional neural networks for cancer miRNA biomarkers classification. *Applied Soft Computing*, *65*(1), 91–100.
- Ruan, X., Wang, J., Li, H., Perozzi, R. E., & Perozzi, E. F. (2008). The use of logic relationships to model colon cancer gene expression networks with mRNA microarray data. *Journal of Biomedical Informatics*, *41*(4), 530–543.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *nature*, *323*(6088), 533.
- Sahu, B., & Mishra, D. (2012). A Novel Feature Selection Algorithm using Particle Swarm Optimization for Cancer Microarray Data. *Procedia Engineering*, *38*(1), 27–31.
- Sajjadi, M., Seyedhosseini, M., & Tasdizen, T. (2016). Disjunctive normal networks. *Neurocomputing*, *218*(1), 276–285.
- Sheikhpour, R., Sarram, M. A., & Sheikhpour, R. (2016). Particle swarm optimization for bandwidth determination and feature selection of kernel density estimation based classifiers in diagnosis of breast cancer. *Applied Soft Computing*, *40*(1), 113–131.
- Sisodia, D., & Sisodia, D. S. (2018). Prediction of Diabetes using Classification Algorithms. *Procedia Computer Science*, *132*(1), 1578–1585.
- Smyth, G. K., & Speed, T. (2003). Normalization of cDNA microarray data. *Methods*, *31*(4), 265–273.
- Sumathi, B. & Santhakumaran, A. (2011). Pre-Diagnosis of Hypertension Using Artificial NeuralNetwork. *Journal of Computer Science and Technology*, *11*(2), 42–48.

- Temurtas, H., Yumusak, N., Temurtas, F. (2009). A comparative study on diabetes disease diagnosis using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 8610–8615.
- Tsai, C. F. (2009). Feature selection in bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 22(2), 120-127.
- Tsai, H. C. (2010). Predicting strengths of concrete-type specimens using hybrid Multilayer perceptrons with center-unified particle swarm optimization, *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1104–1112.
- Tsai, C. F. (2014). Combining cluster analysis with classifier ensembles to predict financial distress. *Information Fusion*, 16(1), 46–58.
- Tsai, C. F., Hsu, Y. F., & Yen, D. C. A. (2014). Comparative study of classifier ensembles for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 24(1), 977–984.
- Unler, A., & Murat, A. (2010). A discrete particle swarm optimization method for feature selection in binary classification problems. *European Journal of Operational Research*, 206(3), 528–539.
- Wang, C., Li, L., Wang, L., Ping, Z., Flory, M. T., Wang, G., Xi, Y., & Li, W. (2013). Evaluating the risk of type 2 diabetes mellitus using artificial neural network: An effective classification approach. *Diabetes Research and Clinical Practice*, 100(1), 111–118.
- Wang, G., Hao, J., Ma, J., & Jiang, H. (2011). A comparative assessment of ensemble learning for credit scoring. *Expert systems with applications*, 38(1), 223-230.
- Wang, G., MA, J., Haung, J., & Xu, K. (2012). Two credit scoring models based on dual strategy ensemble trees. *Knowledge-Based Systems*, 26(1), 61-68.
- Wang, W. L., & Tang, M. H. (2015). A Normalization Process to Standardize Handwriting Data Collected from Multiple Resources for Recognition. *Procedia Computer Science*, 61(1), 402–409.
- Warner, B., & Misra, M. (1996). Understanding neural networks as statistical tools. *The American Statistician*, 50(4), 284-293.
- Weng, C. H., Huang, T. C. K., & Han, R. P. (2016). Disease prediction with different Types of neural network classifiers. *Telematics and Informatics*, 33(2), 277–292.
- West, D., Dellana, S., & Qian, J. (2005). Neural network ensemble strategies for financial decision applications. *Computers & Operations Research*, 32(10), 2543–2559.

- World Health Organization. (2016).Diabetes Fact sheet. Retrieved from <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs312/en/>
- Xiao, J., He, C., Jiang, X., & Liu, D. (2010). A dynamic classifier ensemble selection approach for noise data. *Information Sciences*, 180(18), 3402–3421.
- Xue, B., Zhang, M., & Browne, W. N. (2014). Particle swarm optimisation for feature selection in classification: Novel initialisation and updating mechanisms. *Applied Soft Computing*, 18(1), 261–276.
- Yan, H., Jiang, Y., Zheng, J., Peng, C., & Li, Q. (2006). A multilayer perceptron-based medical decision support system for heart disease diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 30(2), 272-281.
- Yang, W., Li, D., & Zhu, L. (2011). An improved genetic algorithm for optimal feature subset selection from multi-character feature set. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 2733–2740.
- Yu, L., Wang, S., & Lai, K. K. (2008). Credit risk assessment with a multistage neural network ensemble learning approach. *Expert Systems with Applications*, 34(2), 1434–1444.
- Yu, L., Wang, S., & Lai, K. K. (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 942–959.
- Yuan, Y., & Shaw, M. J. (1995). Induction of fuzzy decision trees. *Fuzzy Sets and Systems*, 69(2), 125-139.
- Zhang, Y., Gong, D., Hu, Y., & Zhang, W. (2015). Feature selection algorithm based on bare bones particle swarm optimization. *Neurocomputing*, 148(1), 150–157.
- Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3508-3516.
- Zhou, Y., Wu, J., Ji, L., Yu, Z., Lin, K., & Hao, L. (2018). Transient stability preventive control of power systems using chaotic particle swarm optimization combined with two-stage support vector machine. *Electric Power Systems Research*, 155(1), 111–120.

ภาคผนวก

## ภาคผนวก ก

### ตัวอย่างข้อมูล

- ก1 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000
- ก2 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000
- ก3 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000
- ก4 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000
- ก5 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000
- ก6 ตัวอย่างข้อมูลจริง



ก1 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000

ID	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	Y
1	2	68	25	120	60	82	1	1	9	9	1
2	2	62	23	116	78	64	2	2	1	1	0
3	2	82	17	100	60	71	1	1	9	9	1
4	2	52	26	124	66	91	1	1	9	9	0
5	2	37	27	107	69	98	1	1	9	9	1
6	1	48	27	139	90	94	1	1	9	9	1
7	1	65	27	116	65	94	1	1	9	9	1
8	1	56	23	120	85	84	1	1	9	9	0
9	2	83	25	110	70	80	1	1	9	9	1
10	2	33	20	110	68	80	2	2	2	2	0
11	2	75	22	112	76	77	2	2	1	1	1
12	2	55	22	130	80	66	1	1	9	9	1
13	2	69	30	133	62	86	1	1	9	9	0
14	2	51	21	126	76	77	1	1	9	9	1
15	2	82	25	115	78	78	2	2	1	1	1
16	2	72	20	114	70	75	2	2	1	1	1
17	2	52	26	119	72	78	1	1	9	9	1
18	2	61	27	123	73	90	1	1	9	9	1
19	2	64	23	112	60	79	1	1	9	9	1
20	2	69	20	103	74	79	2	2	1	1	1
21	2	64	23	128	78	80	2	2	1	1	1
22	1	83	31	125	62	80	2	2	1	1	1
23	2	64	27	139	80	87	1	1	9	9	1
24	1	66	23	127	64	0	1	1	9	9	1
25	1	68	22	140	70	89	1	1	9	9	1
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
1,000	1	72	19	133	58	70	1	1	9	9	1

ก2 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000

ID	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	Y
1	1	50	21	132	78	81	1	1	9	9	1
2	2	70	21	126	71	78	1	1	9	9	1
3	1	64	23	107	70	88	2	2	2	1	0
4	2	48	33	134	84	110	1	1	9	9	1
5	1	55	23	135	84	88	1	1	9	9	1
6	1	61	21	100	78	60	2	2	1	1	0
7	2	81	16	113	74	61	2	2	1	1	0
8	2	53	0	137	74	80	1	1	9	9	1
9	1	68	29	128	80	97	1	1	9	9	1
10	2	58	17	130	68	70	1	1	9	9	1
11	2	45	33	140	80	95	1	1	9	9	1
12	1	81	20	116	79	75	2	2	1	1	1
13	2	71	15	112	66	70	2	2	1	1	0
14	2	71	28	124	64	98	1	1	9	9	0
15	2	66	34	120	60	102	1	1	9	9	1
16	2	47	30	130	80	104	2	2	1	1	1
17	1	61	29	117	67	98	1	1	9	9	1
18	2	56	25	119	66	82	1	1	9	9	1
19	1	87	21	122	66	91	1	1	9	9	0
20	2	57	19	123	66	78	1	1	9	9	1
21	2	79	18	130	60	73	1	1	9	9	1
22	2	69	21	138	62	74	1	1	9	9	1
23	2	81	15	97	59	74	1	1	9	9	1
24	2	54	27	115	76	88	1	1	9	9	0
25	2	76	23	120	72	76	2	2	1	1	1
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
2,000	2	43	18	118	70	80	2	2	1	1	0

ก3 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000

ID	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	Y
1	2	38	22	120	80	83	1	1	9	9	1
2	2	60	23	139	75	80	1	1	9	9	1
3	1	37	20	130	84	82	1	1	9	9	1
4	2	68	19	124	60	80	1	1	9	9	1
5	1	76	28	118	72	85	1	1	9	9	1
6	1	44	26	136	85	89	1	1	9	9	1
7	1	80	17	97	55	76	1	1	9	9	1
8	2	84	22	120	84	78	2	2	1	1	0
9	2	58	27	128	76	81	1	1	9	9	1
10	2	49	28	114	56	93	1	1	9	9	1
11	2	57	23	116	77	77	1	1	9	9	1
12	0	0	25	115	76	83	2	2	9	9	0
13	2	63	22	140	75	83	1	1	9	9	1
14	2	75	24	116	66	90	1	1	9	9	1
15	2	35	29	120	80	89	1	1	9	9	1
16	2	54	21	133	84	77	1	1	9	9	1
17	1	78	27	121	74	91	1	1	9	9	1
18	2	64	23	116	78	80	2	2	1	1	1
19	1	70	29	116	74	95	2	2	1	1	1
20	1	62	21	140	80	80	1	1	9	9	0
21	2	54	31	150	80	102	1	1	9	9	1
22	2	83	26	139	51	88	1	1	9	9	1
23	2	68	22	141	74	70	2	2	1	1	1
24	2	56	30	131	79	80	1	1	9	9	1
25	1	46	15	120	70	88	1	1	9	9	1
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
3,000	2	63	31	120	67	106	1	1	9	9	1

ก4 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000

ID	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	Y
1	2	71	28	118	78	92	1	1	9	9	1
2	1	85	31	140	100	95	1	1	9	9	1
3	0	0	22	104	67	80	2	2	1	1	0
4	1	83	17	133	75	0	1	1	9	9	0
5	2	75	19	100	74	71	2	2	1	1	1
6	2	61	25	163	98	90	1	1	9	9	1
7	2	55	22	133	80	78	1	1	9	9	1
8	1	90	17	130	89	83	1	1	9	9	0
9	2	73	24	138	74	83	1	1	9	9	1
10	2	62	24	114	78	78	2	2	1	1	0
11	2	57	24	146	84	78	1	1	9	9	1
12	2	51	30	133	78	101	1	1	9	9	1
13	1	53	23	111	84	80	2	2	1	1	1
14	2	82	26	110	80	70	1	1	9	9	1
15	1	63	24	120	80	82	2	2	1	1	0
16	2	63	20	126	66	70	1	1	9	9	1
17	2	73	25	130	70	95	1	1	9	9	1
18	2	74	27	123	69	82	1	1	9	9	0
19	2	68	21	120	80	65	2	2	1	1	0
20	1	57	26	130	81	97	1	1	9	9	1
21	2	67	24	130	80	84	1	1	9	9	1
22	1	79	25	130	80	88	1	1	9	9	1
23	1	59	30	159	86	0	1	1	9	9	1
24	2	66	28	110	72	79	2	2	2	2	1
25	2	49	25	117	78	90	2	2	1	1	1
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
5,000	1	53	28	135	76	101	1	1	9	9	1

ก5 ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000

ID	X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>3</sub>	X <sub>4</sub>	X <sub>5</sub>	X <sub>6</sub>	X <sub>7</sub>	X <sub>8</sub>	X <sub>9</sub>	X <sub>10</sub>	Y
1	2	70	28	130	80	99	1	1	9	9	1
2	2	56	29	120	80	0	1	1	9	9	1
3	2	47	23	110	75	75	2	2	1	1	1
4	2	84	21	110	60	77	2	2	1	1	0
5	1	59	27	135	80	85	1	1	9	9	1
6	2	69	21	110	70	82	1	1	9	9	1
7	2	63	37	112	74	89	1	9	1	1	1
8	2	67	29	140	80	93	1	1	9	9	1
9	2	68	23	106	62	88	2	2	1	1	1
10	1	75	25	133	74	89	1	1	9	9	0
11	2	72	17	122	65	69	1	1	9	9	1
12	1	55	23	117	67	78	2	2	2	2	0
13	2	57	30	145	89	104	2	2	1	1	1
14	2	43	22	110	60	82	2	2	1	1	0
15	2	72	28	121	62	90	1	1	9	9	0
16	1	58	20	137	71	80	1	1	9	9	0
17	2	37	19	101	65	80	1	1	9	9	1
18	1	55	31	137	87	102	1	1	9	9	1
19	2	36	27	115	70	80	2	2	1	1	1
20	2	82	22	100	60	78	2	2	1	1	0
21	2	52	31	137	69	0	1	1	9	9	1
22	1	45	24	152	94	88	2	2	2	2	0
23	2	47	22	110	70	85	2	2	1	1	0
24	2	45	19	118	53	51	2	2	1	1	1
25	1	50	22	112	80	80	2	2	1	1	0
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
7,000	2	45	23	144	95	0	2	2	1	1	1

ก6 ตัวอย่างข้อมูลจริง

ID	Gender	Age	BMI	SBP_1	DBP_1	WAIST	DMFAMILY	HTFAMILY	SMOKE	ALCOHOL	DM
1	2	54	25	116	67	93	1	1	9	9	1
2	2	65	0	129	75	0	1	1	9	9	1
3	1	23	23	130	80	74	1	1	9	9	1
4	2	53	30	155	100	90	1	1	9	9	1
5	1	53	23	138	87	85	2	2	9	9	0
6	1	62	27	162	90	94	1	1	9	9	1
7	2	75	20	130	80	68	2	2	1	1	1
8	2	65	28	114	67	96	1	1	9	9	1
9	2	57	24	100	60	79	1	1	9	9	1
10	2	64	22	114	78	79	1	1	9	9	1
11	1	65	17	121	74	82	2	2	1	1	1
12	2	49	29	136	90	103	1	1	9	9	1
13	2	62	21	140	90	85	1	1	9	9	1
14	1	59	20	137	69	77	1	1	9	9	1
15	1	64	22	100	78	86	1	1	9	9	1
16	2	73	23	130	80	77	1	1	9	9	0
17	1	52	22	130	80	84	1	1	9	9	1
18	1	79	0	105	62	0	1	1	9	9	1
19	1	70	25	132	74	94	1	1	9	9	1
20	2	61	25	128	70	96	1	1	9	9	1
21	1	56	22	137	84	83	1	1	9	9	1
22	2	68	22	112	63	68	2	2	1	1	0
23	1	65	26	124	75	85	2	2	1	1	1
24	2	38	20	110	60	78	2	2	1	1	0
25	2	45	26	110	70	80	1	1	9	9	1
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.	.
7,000	1	70	20	184	83	0	2	2	1	1	1

## ภาคผนวก ข

### การวิเคราะห์ข้อมูล

- ข1 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000
- ข2 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000
- ข3 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000
- ข4 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000
- ข5 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000
- ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน
- ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน
- ข8 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน
- ข9 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์และตัวแปรทำนาย

## ข1 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 1,000

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_1000.txt

```

1 Result_1000.txt
2 เป็นโครงข่าย : 173
3 กลุ่มคลัสต์ : 27
4 MSE : 0.1950
5 True : 161
6 False : 39
7 Accuracy : 80.50 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.041250
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.195000

```

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_1000.txt

```

1 Result_1000.txt
2 เป็นโครงข่าย : 164
3 กลุ่มคลัสต์ : 36
4 MSE : 0.1800
5 True : 164
6 False : 36
7 Accuracy : 82.00 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.047500
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.180000

```

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_NEW\_Adjust-Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_1000.txt

```

1 Result_1000.txt
2 เป็นโครงข่าย : 184
3 กลุ่มคลัสต์ : 16
4 MSE : 0.1400
5 True : 172
6 False : 28
7 Accuracy : 86.00 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.083750
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.140000

```



## ข2 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 2,000

MATLAB R2015a

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_2000.txt

```

1 Result_2000.txt
2 1 เป็นจำนวนหาวน : 353
3 2 กลุ่มปกติ : 47
4 3 MSE : 0.1425
5 4 True : 343
6 5 False : 57
7 6 Accuracy : 85.75 %
8 7
9 8 MSE_NN_Pso_performance = 0.093125
10 9 MSE_NN_Pso_testing = 0.142500

```

MATLAB R2015a

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_2000.txt

```

1 Result_2000.txt
2 1 เป็นจำนวนหาวน : 350
3 2 กลุ่มปกติ : 50
4 3 MSE : 0.1400
5 4 True : 344
6 5 False : 56
7 6 Accuracy : 86.00 %
8 7
9 8 MSE_NN_Pso_performance = 0.088125
10 9 MSE_NN_Pso_testing = 0.140000

```

MATLAB R2015a

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_NEW\_Adjust-Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_2000.txt

```

1 Result_2000.txt
2 1 เป็นจำนวนหาวน : 362
3 2 กลุ่มปกติ : 38
4 3 MSE : 0.1100
5 4 True : 356
6 5 False : 44
7 6 Accuracy : 89.00 %
8 7
9 8 MSE_NN_Pso_performance = 0.105625
10 9 MSE_NN_Pso_testing = 0.110000

```

Command Window

New to MATLAB? See resources for [Getting Started.](#)

f >>

### ข3 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 3,000

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_3000.txt

```

Result_3000.txt
1 เป็นจำนวน : 542
2 กลุ่มค่า : 58
3 MSE : 0.1283
4 True : 523
5 False : 77
6 Accuracy : 87.17 %
7
8 MSE_NN_Fao_performance = 0.098333
9 MSE_NN_Fao_testing = 0.128333

```

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_3000.txt

```

Result_3000.txt
1 เป็นจำนวน : 546
2 กลุ่มค่า : 54
3 MSE : 0.1250
4 True : 525
5 False : 75
6 Accuracy : 87.50 %
7
8
9 MSE_NN_Fao_performance = 0.104167
10 MSE_NN_Fao_testing = 0.125000

```

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_NEW\_Adjust-Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_3000.txt

```

Result_3000.txt
1 เป็นจำนวน : 558
2 กลุ่มค่า : 42
3 MSE : 0.1050
4 True : 537
5 False : 63
6 Accuracy : 89.50 %
7
8 MSE_NN_Fao_performance = 0.115833
9 MSE_NN_Fao_testing = 0.105000

```

#### ข4 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 5,000

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_5000.txt

```

1 Result_5000.txt
2 เปรี่งคณาหาวาน : 925
3 คลุ่มคัด : 75
4 MSE : 0.0990
5 True : 901
6 False : 99
7 Accuracy : 90.10 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.108000
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.099000

```

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_5000.txt

```

1 Result_5000.txt
2 เปรี่งคณาหาวาน : 932
3 คลุ่มคัด : 68
4 MSE : 0.0980
5 True : 902
6 False : 98
7 Accuracy : 90.20 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.111750
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.098000

```

MATLAB R2015a

HOME PLOTS APPS EDITOR VIEW

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

Editor - C:\Users\NIT\Desktop\041218\ANN\_PSO\_NEW\_Adjust-Hyperbolic-Tangent\_purelin\Result\_5000.txt

```

1 Result_5000.txt
2 เปรี่งคณาหาวาน : 949
3 คลุ่มคัด : 51
4 MSE : 0.0830
5 True : 917
6 False : 83
7 Accuracy : 91.70 %
8
9 MSE_NN_Pso_performance = 0.121500
10 MSE_NN_Pso_testing = 0.083000

```

## ข5 การวิเคราะห์ข้อมูลจำลองขนาดตัวอย่างสุ่ม 7,000

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

```

Result_7000.txt
  ANN_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_NEW_Adjust-Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  
```

```

Result_7000.txt
1  เปรียบเทียบหาหาค่า : 1306
2  กลุ่มเกิด : 94
3  MSE : 0.0807
4  True : 1287
5  False : 113
6  Accuracy : 91.93 %
7
8  MSE_NN_Fao_performance = 0.111250
9  MSE_NN_Fao_testing = 0.080714
  
```

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

```

Result_7000.txt
  ANN_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_NEW_Adjust-Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  
```

```

Result_7000.txt
1  เปรียบเทียบหาหาค่า : 1311
2  กลุ่มเกิด : 89
3  MSE : 0.0900
4  True : 1298
5  False : 112
6  Accuracy : 92.00 %
7
8  MSE_NN_Fao_performance = 0.111786
9  MSE_NN_Fao_testing = 0.080000
  
```

Current Folder: C:\Users\NIT\Desktop\041218

```

Result_7000.txt
  ANN_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  ANN_PSO_NEW_Adjust-Hyperbolic-Tangent_purelin
    Result_1000.txt
    Result_2000.txt
    Result_3000.txt
    Result_5000.txt
    Result_7000.txt
  
```

```

Result_7000.txt
1  เปรียบเทียบหาหาค่า : 1323
2  กลุ่มเกิด : 77
3  MSE : 0.0729
4  True : 1298
5  False : 102
6  Accuracy : 92.71 %
7
8  MSE_NN_Fao_performance = 0.116071
9  MSE_NN_Fao_testing = 0.072857
  
```

ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน

```

clc;

%clear all;
%load('Assume_data.mat');
if exist('Data.mat') == 0
[num, txt, raw] = xlsread('Data.xlsx', 1, 'A2:S58233'); % read data from excel
[One_data Zeros_data] = Generate_rnd_data(raw); % Generate random data
raws = [One_data ; Zeros_data];
Age = raws(:, 2);
SEX = raws(:, 3);
SMOKE = raws(:, 16);
ALCOHOL = raws(:, 17);
DMFAMILY = raws(:, 14);
HTFAMILY = raws(:, 15);
BMI = raws(:, 6);
WAIST_CM = raws(:, 13);
SBP_1 = raws(:, 9);
DBP_1 = raws(:, 10);
DM = raws(:, 18);
save('Data.mat', 'raws');
else
load('Data.mat');
Age = raws(:, 2);
SEX = raws(:, 3);
SMOKE = raws(:, 16);
ALCOHOL = raws(:, 17);
DMFAMILY = raws(:, 14);
HTFAMILY = raws(:, 15);
BMI = raws(:, 6);
WAIST_CM = raws(:, 13);
SBP_1 = raws(:, 9);
DBP_1 = raws(:, 10);
DM = raws(:, 18);

End
end

```

ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

%% Normalization

```
P = [double(cell2mat(Age)) double(str2num(cell2mat(SEX)))
      double(str2num(cell2mat(SMOKE))) double(str2num(cell2mat(ALCOHOL)))
      double(str2num(cell2mat(DMFAMILY)))
      double(str2num(cell2mat(HTFAMILY))) double(cell2mat(BMI))
      double(cell2mat(WAIST_CM)) double(cell2mat(SBP_1))
      double(cell2mat(DBP_1))];
```

```
Ts = [double(str2num(cell2mat(DM)))];
```

```
for i = 1:length(Ts)
```

```
if Ts(i) == 1
```

```
    a = [1 0]';
```

```
    T = [T a];
```

```
else
```

```
    a = [0 1]';
```

```
    T = [T a];
```

```
end
```

```
global p % training set input data
```

```
global t % training set output data
```

```
global R % numbers of input layer neruons
```

```
global S2 % numbers of output layer neruons
```

```
global S1 % numbers of hidden layer neruons
```

```
global S % length of coding?
```

```
S1 = 24;
```

```
P = P';
```

```
T = T';
```

```
[pn, ps] = mapminmax(P);
```

```
[tn, ts] = mapminmax(T);
```

```
p = pn(:, 1:5600);
```

```
t = tn(:, 1:5600);
```

BP Nerual Network %

ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

```
% Create Network
    net = newff(minmax(p),[S1, 2],{'propose_transfer_function', 'purelin'},
        'trainlm');
% elliot sig % Set training parameters
    net.trainParam.show = 10;
    net.trainParam.epochs = 500;
    net.trainParam.goal = 1.0e-12;
    %net.trainParam.lr=0.3;
    %net.trainParam.mu = 1.0e-21;
% Train network
    %[net, tr] = train(net, p, t);
% Use the Simulink
    %s_bp = sim(net, p); % Simulink result of BP Network
    % [V ind] = max(mapminmax('reverse', s_bp, ts));
    % [V2 ind2] = max(T(:, 1:5600));
    %MSE_bp = mse(ind2, ind);
%% Particle swarm optimized Neural Network
    R=size(p,1);
    S2=size(t,1);
    S=R*S1+S1*S2+S1+S2;
    [optimized_weight_nn, Fx, StopMessage] = Neural_Pso(S, ones(1, S)*-1,
        ones(1, S)*1);
    [W1,B1,W2,B2,va] = Pso_decod(optimized_weight_nn);
    net.IW{1,1}=W1;
    net.LW{2,1}=W2;
    net.b{1}=B1;
    net.b{2}=B2;
net = train(net, p, t);
% Simulink train
    sim_pso_train = sim(net, p); % Simulink result after optimized by PSO
    [V_train ind_train] = max(mapminmax('reverse', sim_pso_train, ts))
    [V_train2 ind_train2] = max(T(:, 1:5600));
    MSE_NN_Pso_performance = mse(ind_train2, ind_train)
% Performance NN-Pso figure(10)
    plot(1:length(ind_train2 - 1), ind_train2 - 1, 'ro');
```

ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

```

    hold on
    plot(1:len
gth(ind_train - 1), ind_train - 1, 'bo');
    xlabel('Sampling');
    ylabel('Neural network');
    title(['NN-Pso performace , MSE = ' num2str
(MSE_NN_Pso_perforemance)]);
    legend('Target', 'Forecasting');
    ylim([-3 3]);
    % Testing network (Unknown class)
    sim_pso_test = sim(net, pn(:, 5601:end));
    [V_test ind_test] = max(mapminmax('reverse', sim_pso_test, ts))
    [V_test2 ind_test2] = max(T(:, 5601:end))
    MSE_NN_Pso_testing = mse(ind_test2, ind_test)
    figure(11)
    plot(1:length(ind_test2 - 1), ind_test2 - 1, 'ro');
    hold on
    plot(1:length(ind_test - 1), ind_test - 1, 'bo');
    xlabel('Sampling');
    ylabel('Neural network');
    title(['NN-Pso Forecasting, MSE = ' num2str(MSE_NN_Pso_testing)]);
    legend('Target', 'Forecasting');
    ylim([-3 3]);
    fprintf('MSE_NN_Pso_perforemance = %.6f \n', MSE_NN_Pso_perforemance);
    fprintf('MSE_NN_Pso_testing = %.6f \n', MSE_NN_Pso_testing);
    TP = 0;
    FP = 0;
    for i = 1:length(ind_test)
    if ind_test(i) == ind_test2(i)
    TP = TP + 1;
else
    FP = FP + 1;
end
end

```



ข6 การวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

```
Percentage = (TP * 100) / length(ind_test);  
% Write to text file  
fileID = fopen('Result.txt','w');  
fprintf(fileID, 'เป็นโรคเบาหวาน : %d\r\nกลุ่มปกติ : %d\r\nMSE : %.4f\r\nTrue :  
%d\r\nFalse : %d\r\nAccuracy : %.2f %%%', length(find(ind_test == 2)),  
length(find(ind_test == 1)), MSE_NN_Pso_testing, TP, FP, Percentage);  
fclose(fileID);
```

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน

Warning: NEWFF used in an obsolete way.

```
> In nnerr.obs_use (line 17)
In newff>create_network (line 126)
In newff (line 101)
In test_nn_pso (line 78)
```

See help for NEWFF to update calls to the new argument list.

```
Iteration: 1 | Best Cost = 15907.20876
Iteration: 100 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 200 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 300 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 400 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 500 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 600 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 700 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 800 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 900 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 1000 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 1100 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 1200 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 1300 | Best Cost = 10881.72200
Iteration: 1400 | Best Cost = 10881.72200
```

V\_train =

Columns 1 through 12

```
0.9922  0.8565  0.8398  0.7982  0.8768  0.7301  0.7999  0.9903  0.9142
0.7255  0.8440  0.9627
```

Columns 13 through 24

```
0.6793  1.0174  0.8787  0.8533  0.8045  0.9057  0.9073  0.7269  0.7546
0.8047  0.7347  1.0030
```

Columns 25 through 36

```
0.8207  0.8199  0.8463  0.8718  0.9409  0.7855  0.9308  0.7667  0.8185
0.8282  0.9672  0.7808
```

Columns 37 through 48

```
0.8719  0.7249  0.8640  0.9225  0.9540  0.7669  0.8441  0.9076  0.7161
0.8367  1.0162  0.9943
```

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 49 through 60

0.7123 0.7173 0.7164 0.9471 0.8389 0.9130 0.8291 0.8880 0.8528  
0.9198 0.9139 0.6890

Columns 61 through 72

0.9916 0.8948 0.8949 0.7459 0.6563 0.8451 0.9021 0.7925 0.8749  
0.8518 0.9044 0.8444

Columns 73 through 84

0.9390 0.8689 0.7369 0.9085 0.9701 0.8280 0.9791 0.9403 0.9463  
0.6694 0.9606 0.9419

Columns 85 through 96

0.9317 0.5803 0.9660 0.7771 0.8058 0.8851 0.6856 0.9369 0.9124  
1.0161 0.9040 0.9592

Columns 97 through 108

0.7760 0.8491 0.7622 0.7653 0.9888 0.6373 0.7613 0.7541 0.6585  
0.6119 0.7779 0.6650

Columns 109 through 120

0.8537 0.8472 0.6830 0.7366 0.7110 0.8952 0.7682 0.9938 0.5054  
0.9231 0.7519 1.0110

Columns 121 through 132

0.8508 0.8886 0.6750 0.7426 0.7789 0.6549 1.0157 0.9277 0.7304  
0.6288 0.6817 1.0838

Columns 133 through 144

0.6663 0.8745 0.9990 0.9749 0.8154 0.8613 0.8644 0.6974 0.7523  
0.9165 0.6378 0.8090

Columns 145 through 156

0.7473 0.9383 0.7744 0.8251 0.7112 0.5392 0.7504 0.9100 0.9242  
0.8821 0.8453 0.9464

Columns 157 through 168

0.7605 0.8617 0.9132 0.8581 0.8046 0.6871 0.8307 0.9318 0.8940  
0.7937 0.7644 0.6162

Columns 169 through 180

0.9381 0.9816 1.0767 0.8879 0.6589 0.8749 0.9942 0.6339 0.6828  
0.8587 0.7461 0.9369

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 181 through 192

0.7768 0.6996 0.8368 0.8745 0.8653 0.9286 0.9949 0.9240 0.7746  
0.8088 0.6558 0.8655

Columns 193 through 204

0.7750 0.8391 0.8692 0.5949 0.8908 0.8394 0.9137 1.0166 0.6655  
0.8443 0.7813 0.9020

Columns 205 through 216

0.6357 0.8044 0.6983 0.7874 0.8839 0.7956 0.9806 0.9001 0.9360  
0.8243 0.7248 0.7378

Columns 217 through 228

0.7246 0.8904 0.9098 0.8175 0.7889 0.8803 0.9730 0.6175 0.8468  
0.8250 0.8576 0.9262

Columns 229 through 240

0.8475 0.9129 0.8685 0.8287 0.9194 0.9130 0.7592 0.9933 0.6710  
0.7737 0.6642 0.6802

Columns 241 through 252

0.9482 0.7642 0.6671 0.6811 0.8765 0.8311 0.8814 0.7635 0.9560  
0.9199 0.7363 0.8517

Columns 253 through 264

0.8294 0.8205 0.9140 0.7658 0.9070 0.8763 0.8529 0.7601 0.7980  
0.6424 0.7067 0.8036

Columns 265 through 276

0.8912 0.8993 0.9534 0.8818 0.8355 0.9166 1.0011 0.7769 0.9534  
0.7499 0.9331 0.8891

Columns 277 through 288

0.8729 0.9957 0.6914 0.8738 0.8053 0.8278 0.8843 0.9578 0.9915  
0.8735 0.8433 0.6948

Columns 289 through 300

0.8092 0.9847 0.8498 0.7392 0.7342 0.7657 0.8292 0.8208 0.9283  
0.7776 0.5905 0.8373

Columns 301 through 312

0.8680 0.7282 0.9070 0.7621 0.5925 0.6691 0.7927 0.9533 0.7464  
0.9054 0.7983 0.9427

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 313 through 324

0.8857 0.9991 0.9609 0.7163 0.9188 0.8781 0.7814 0.9936 0.6928  
0.7176 0.8178 0.9864

Columns 325 through 336

0.8009 0.8310 0.8400 0.6858 0.6223 0.9588 0.8519 0.8830 0.7799  
0.9437 0.9681 0.9348

Columns 337 through 348

0.7129 0.7504 0.8458 0.8431 0.7665 0.7185 0.7995 0.8566 0.9047  
1.0304 0.8799 0.7290

Columns 349 through 360

0.8561 0.7117 0.6648 0.9796 0.8497 0.8666 0.8326 0.6917 0.9225  
0.7097 0.8726 0.7487

Columns 361 through 372

0.9026 0.9962 0.8549 0.8729 0.9788 1.0226 0.8205 0.8677 0.8454  
0.8887 0.8614 0.8245

Columns 373 through 384

0.9193 0.7713 0.5399 0.8043 0.7725 0.8517 0.8371 0.8799 0.6527  
0.9507 0.8742 0.8222

Columns 385 through 396

0.5530 0.8876 0.8894 0.9193 0.8792 0.9366 1.0283 0.8703 0.8342  
0.6067 0.9300 0.8861

Columns 397 through 408

0.7864 0.8840 0.8484 0.6679 0.8165 0.9872 0.8048 0.9454 0.7185  
0.6236 0.9394 0.8021

Columns 409 through 420

0.8225 0.7846 0.8761 0.9417 0.8614 0.9194 0.7893 0.9807 0.8993  
0.7774 0.8674 0.8525

Columns 421 through 432

0.8857 0.6442 0.8293 0.7940 0.6964 0.8621 0.9559 0.8562 0.6772  
0.7787 0.7082 0.7884

Columns 433 through 444

0.8887 0.8984 0.8860 0.9344 0.8611 0.8720 0.7109 0.8057 1.0150  
0.8042 0.8426 0.9959

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 445 through 456

0.8481 0.8582 0.7441 0.7789 0.8123 0.6812 0.7871 0.7227 0.7725  
0.9424 0.8409 0.8760

Columns 457 through 468

0.9030 0.6988 0.9221 0.9401 0.9717 0.9287 0.8302 0.6451 0.8802  
0.7360 0.8089 0.6065

Columns 469 through 480

0.8793 0.8217 0.8843 0.9594 0.7967 0.9824 0.9100 0.8099 0.7133  
0.9865 0.9616 0.7040

Columns 481 through 492

0.7761 0.8640 0.9828 0.9730 0.8076 0.8801 0.9849 0.5611 0.8159  
0.8810 0.7267 0.8140

Columns 493 through 504

1.0429 0.9979 0.8091 0.5556 1.0015 0.7231 0.8490 0.9380 0.8709  
0.7652 0.7937 0.8807

Columns 505 through 516

0.7752 0.9198 1.0056 0.8170 0.8000 0.6625 0.8385 0.8858 0.8786  
0.7174 0.7677 0.8879

Columns 517 through 528

0.7120 0.8750 0.7212 0.8640 0.8033 0.5459 0.8914 0.8406 0.9390  
0.7164 0.8328 0.8730

Columns 529 through 540

0.8215 0.9098 0.9467 0.7609 1.0797 0.9826 0.9028 0.8407 0.8228  
0.8133 0.8414 0.7882

Columns 541 through 552

1.0198 0.7429 0.9099 0.7205 0.8309 0.8591 0.9945 0.8872 0.8504  
0.8773 0.8604 0.8360

Columns 553 through 564

0.7477 0.8087 0.8993 0.9208 0.7402 0.9098 0.7648 0.7141 0.8160  
0.9751 0.8327 0.8467

Columns 565 through 576

0.6220 0.6734 0.6830 0.8632 0.7783 0.8120 0.9481 0.9373 0.8457  
0.7400 0.6662 0.5374

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 577 through 588

0.7695 0.7400 1.0354 0.9191 0.9356 0.6496 0.8849 0.9876 0.8330  
0.8598 0.8569 0.8505

Columns 589 through 600

0.8723 0.8767 0.8481 0.7917 0.8334 0.5401 0.8809 1.0073 0.8255  
0.7224 0.9015 0.6876

Columns 601 through 612

0.8199 0.9219 0.8702 0.8804 0.8645 0.7917 0.8158 0.9013 0.7202  
0.7093 0.7694 0.7530

Columns 613 through 624

0.6779 0.9952 0.8310 0.9904 0.6839 0.8570 0.7462 0.8037 0.9000  
0.7988 0.6618 0.8867

Columns 625 through 636

0.9022 0.7578 0.8846 0.9193 0.9113 0.9059 0.8011 0.8170 0.8599  
0.8151 0.7314 0.5675

Columns 637 through 648

0.8268 0.8233 0.8899 0.7738 0.9111 0.7170 0.9643 0.9926 0.8523  
0.8927 0.7310 0.9082

Columns 649 through 660

0.9160 0.8285 0.8987 0.6392 0.9447 0.7530 0.6922 0.7362 0.8104  
0.8622 0.7529 0.7198

Columns 661 through 672

0.6183 0.7628 0.9363 0.9008 0.7807 0.9071 0.9302 0.9177 0.8182  
0.9029 0.5012 0.7579

Columns 673 through 684

0.9314 0.7802 0.7811 0.7916 0.7903 0.7875 0.8685 0.8863 0.9388  
0.9254 0.8428 0.8666

Columns 685 through 696

0.8249 0.9205 0.7758 0.7465 0.9089 0.7610 0.9775 0.9666 0.8991  
0.8726 0.6751 0.8492

Columns 697 through 708

0.9169 0.8942 0.5007 0.8865 0.8370 0.9852 0.7337 0.8304 0.8284  
0.9870 0.7809 0.6561

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 709 through 720

0.9580 0.8296 1.0215 0.9171 0.5042 0.9696 0.8611 0.9713 0.9242  
0.8621 0.8063 0.8774

Columns 721 through 732

0.7961 0.9978 0.8620 0.9980 0.8219 0.8040 0.9541 1.0109 0.9322  
0.5195 0.8966 0.7827

Columns 733 through 744

0.8683 0.7307 0.7203 0.8538 0.6839 0.6371 0.6784 0.8349 0.6704  
0.9997 0.7571 0.7530

Columns 745 through 756

1.0438 0.8573 0.9392 0.9079 0.8663 0.6770 0.8942 0.9281 0.6822  
0.8649 0.9349 0.6285

Columns 757 through 768

0.6996 0.9089 0.8552 0.7986 0.9511 0.9590 0.7638 0.7508 0.8754  
0.9607 0.8928 0.8856

Columns 769 through 780

0.9628 0.9288 0.5901 0.8728 0.8065 0.8648 0.8941 0.8945 0.7375  
0.8768 0.6854 0.6763

Columns 781 through 792

0.8364 0.6992 0.7475 0.8525 0.9268 0.7351 0.8061 0.7119 0.8654  
0.9393 0.7796 0.7172

Columns 793 through 804

0.6598 0.7222 1.0645 0.8778 0.7285 0.7799 0.8204 0.8584 0.9696  
0.7207 0.6981 0.8633

Columns 805 through 816

0.6888 0.9987 0.7268 0.7432 0.9172 0.9362 0.7328 0.9222 0.9883  
0.9166 0.7911 0.9040

Columns 817 through 828

0.8329 0.7131 0.7444 0.8889 0.9759 0.7382 0.9410 0.8055 0.8834  
0.8039 0.8418 0.8407

Columns 829 through 840

0.8729 1.0139 0.7851 0.9053 0.8611 0.8998 0.8494 0.6979 0.8232  
0.8084 0.9217 0.8581



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 841 through 852

0.8471 0.7892 0.8407 0.8526 0.7350 0.9153 0.9097 0.7284 0.7542  
0.8352 0.7724 0.9105

Columns 853 through 864

0.6950 0.6373 0.9023 0.9210 0.9880 0.8959 1.0048 0.8231 0.7908  
0.8612 0.9841 0.8269

Columns 865 through 876

0.9174 0.8627 0.7317 0.6739 0.8755 0.5794 0.8160 0.7523 0.9035  
0.8992 0.9117 0.8316

Columns 877 through 888

0.7050 0.5939 0.7703 0.8954 0.8574 0.6575 0.8790 0.8376 0.7328  
0.9688 0.8517 0.8624

Columns 889 through 900

0.8570 0.6471 0.8756 0.8066 0.9155 1.0009 0.5756 0.9004 0.8830  
0.9241 0.8229 0.8324

Columns 901 through 912

0.9525 0.5520 0.8325 0.9146 1.0675 0.9576 0.9253 0.8086 0.8696  
0.9264 0.7951 0.8628

Columns 913 through 924

0.7124 0.9191 0.9754 0.9082 0.8740 0.8961 0.9999 0.9853 0.9206  
0.8475 0.8604 0.9852

Columns 925 through 936

1.0705 0.9071 0.8312 0.5414 0.5063 0.8474 0.8256 0.8645 0.9114  
0.9244 0.7248 0.8756

Columns 937 through 948

0.9000 0.6974 0.9063 0.9613 0.9229 0.6718 0.7343 0.8696 0.8694  
0.7164 0.9606 0.8162

Columns 949 through 960

0.8514 1.1184 1.0224 0.6669 0.8321 0.9541 0.8194 0.8014 0.8584  
0.8584 0.8127 0.9800

Columns 961 through 972

0.6745 0.7484 1.0253 0.9524 0.7496 0.9307 0.9237 0.9395 0.8611  
0.9120 0.9688 0.7429

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 973 through 984

0.6292 0.7206 0.7641 1.0106 0.7723 0.9141 0.9011 0.9622 0.7187  
0.7659 0.8592 0.8542

Columns 985 through 996

0.8169 1.0136 0.8366 0.8169 0.8679 0.9117 0.7448 0.6429 0.8503  
0.8897 0.7671 0.9653

Columns 997 through 1008

0.8751 0.9304 0.9295 0.8890 0.9962 0.8733 0.8478 0.6696 0.8837  
0.6704 0.8944 0.9296

Columns 1009 through 1020

0.8019 0.8300 0.8696 0.7246 0.9218 0.9504 0.8262 0.9578 0.9013  
0.9752 0.6301 0.8615

Columns 1021 through 1032

0.9244 0.7614 0.8409 0.8972 0.9330 0.7969 0.7373 1.0274 0.8264  
0.7805 0.9703 0.8348

Columns 1033 through 1044

0.7950 0.8599 0.9807 0.8903 0.7990 0.8242 0.8865 0.6112 0.8823  
0.6026 0.9057 0.6025

Columns 1045 through 1056

0.8976 0.8765 0.8481 0.8326 0.8037 0.8254 0.7408 0.8634 0.8505  
0.7961 0.7611 0.7658

Columns 1057 through 1068

0.9263 0.8453 0.7265 0.8570 0.8493 0.8183 0.7854 0.8282 0.9825  
1.0153 0.7525 0.8969

Columns 1069 through 1080

0.5471 0.8757 0.8295 0.6903 0.6977 0.8213 0.8484 0.7128 0.7099  
0.9696 0.6335 0.9464

Columns 1081 through 1092

0.8634 0.8711 0.7258 0.7258 0.9883 0.7596 0.8338 0.9180 0.9922  
0.7846 0.7779 1.0675

Columns 1093 through 1104

0.8399 0.8978 0.6814 0.6289 0.9353 0.7009 0.7407 0.8522 0.9738  
0.8625 0.8740 0.8476

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1105 through 1116

0.7761 0.8085 0.6975 0.8537 0.6944 1.0104 0.8033 0.8603 0.8529  
0.7511 0.8186 1.0194

Columns 1117 through 1128

0.9337 0.9238 0.8412 0.8939 0.8904 0.8991 1.0265 0.8912 0.9191  
0.8386 0.9422 0.6665

Columns 1129 through 1140

0.9430 0.9403 0.8575 0.8669 0.8778 0.8359 0.8335 0.8119 0.8978  
0.8191 0.6361 0.7332

Columns 1141 through 1152

0.9740 0.8764 0.9461 0.9393 0.7560 0.8941 0.8212 0.8832 0.8446  
0.8163 0.7403 0.9260

Columns 1153 through 1164

0.7927 0.7241 0.8610 0.7146 0.6600 0.9937 0.7230 0.7557 0.8207  
0.8251 0.7352 0.8944

Columns 1165 through 1176

0.9027 0.8501 0.8644 0.5747 0.9584 0.6959 0.7605 0.9258 1.0208  
0.7010 0.8705 0.9004

Columns 1177 through 1188

0.9076 1.0261 0.8140 1.0175 0.8786 0.8187 0.8055 0.7377 0.8534  
0.8721 0.8159 0.8151

Columns 1189 through 1200

0.8864 0.9173 0.8437 0.6693 0.9525 0.8279 0.8224 0.7893 0.7822  
1.0045 0.9421 0.7561

Columns 1201 through 1212

0.7763 0.9578 0.8717 0.9199 0.9778 0.7736 0.9551 0.6496 0.7204  
0.7614 0.9293 0.7775

Columns 1213 through 1224

0.8699 0.9269 0.6937 0.8564 0.6779 0.6066 1.0051 0.8710 0.9066  
0.9039 0.6907 0.8687

Columns 1225 through 1236

0.8859 0.7328 0.9993 0.6473 0.8039 0.7624 0.8621 0.7958 0.8477  
0.9308 0.9922 0.9525

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1237 through 1248

0.8831 0.8804 0.9141 0.7276 0.8999 0.5737 0.9494 1.0032 0.8295  
0.8003 0.8429 0.8829

Columns 1249 through 1260

0.9097 0.7488 0.8515 0.8831 0.8116 0.9405 0.8084 0.9131 0.8951  
0.6583 0.6884 0.8128

Columns 1261 through 1272

0.8635 0.9234 0.6184 0.8763 0.6337 0.8405 0.8695 0.6765 0.7320  
0.8203 0.9019 0.9128

Columns 1273 through 1284

0.8709 0.8281 0.8115 0.8960 0.5649 0.9593 0.8724 0.7798 0.6518  
0.9185 0.7719 0.8094

Columns 1285 through 1296

0.8160 0.8579 0.9861 0.5359 0.8494 0.8372 0.8238 0.8538 0.9995  
0.6741 0.9332 0.9141

Columns 1297 through 1308

0.7823 0.9413 0.7335 0.9539 0.7002 0.7670 0.8230 0.8594 0.8129  
0.9123 0.8330 0.8610

Columns 1309 through 1320

0.7902 0.8376 0.7551 0.6324 0.8605 0.8568 0.8247 0.9153 0.9545  
0.7595 0.8418 0.8828

Columns 1321 through 1332

0.7356 0.7478 0.9135 0.9595 0.8877 0.8780 0.8290 0.8715 0.8626  
0.9174 0.7717 0.8924

Columns 1333 through 1344

0.6168 0.9021 0.9218 0.6555 0.8635 0.8980 0.9810 0.8989 0.9563  
0.8812 0.9801 0.9196

Columns 1345 through 1356

0.8718 0.7136 0.7883 1.0077 0.6291 0.8599 0.8602 0.9288 0.8513  
0.8906 0.7850 0.8846

Columns 1357 through 1368

0.9117 0.9812 0.9201 0.7995 0.5688 0.9134 0.9665 0.9951 0.8199  
0.7704 0.8864 0.7492

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1369 through 1380

0.8122 0.9005 0.9088 0.8080 0.8509 1.0278 0.9447 0.9053 0.6305  
0.6690 0.9580 0.8668

Columns 1381 through 1392

0.9137 0.8905 0.7111 0.8801 0.8218 0.8941 0.7574 1.0393 0.6244  
0.8830 0.8343 0.9529

Columns 1393 through 1404

0.8768 0.9228 0.9799 0.8433 0.8995 0.5332 0.7110 0.8593 0.6943  
0.6831 0.8585 1.0080

Columns 1405 through 1416

0.7245 0.7626 0.8859 0.7626 0.7192 0.7014 0.8046 0.9988 0.9724  
0.7365 0.9299 0.9535

Columns 1417 through 1428

0.8126 0.8463 0.9604 0.8176 0.8991 0.6592 0.9979 0.7886 0.9603  
0.9443 0.9462 0.7827

Columns 1429 through 1440

0.9706 0.9418 0.7026 0.7426 1.0878 0.7011 0.9891 0.9891 0.9437  
0.8784 1.0022 0.8135

Columns 1441 through 1452

0.9839 1.0018 0.9241 0.9623 0.9690 0.9658 0.9510 0.9810 0.8721  
1.0650 0.9981 0.5735

Columns 1453 through 1464

1.0134 0.7304 0.9749 0.7439 1.0305 0.8197 0.9671 1.0071 0.9955  
0.8464 0.9947 0.8707

Columns 1465 through 1476

0.8773 0.9252 0.9647 0.7012 1.0703 0.5570 0.8112 0.9675 0.9530  
1.0095 1.0290 0.8966

Columns 1477 through 1488

0.9906 0.7114 0.9006 0.9883 0.9697 1.0001 0.8182 0.9152 0.9401  
0.9322 0.9682 0.7314

Columns 1489 through 1500

0.9573 1.0243 0.8561 0.9224 0.9856 0.9585 1.0079 0.9817 1.0059  
0.9821 0.9394 0.9335

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1501 through 1512

0.8441 0.8934 0.8252 0.7057 0.6679 0.9259 0.9797 0.9284 0.6904  
0.9515 1.0522 0.9947

Columns 1513 through 1524

1.0048 0.6958 0.6770 0.9633 0.9999 0.9351 0.9961 1.0910 0.7752  
0.6058 0.9457 1.0612

Columns 1525 through 1536

0.9738 0.6111 0.8677 0.8692 0.6610 0.9858 0.9656 0.9239 0.8341  
0.7588 0.8777 0.9734

Columns 1537 through 1548

0.8183 0.7253 0.9877 0.9916 0.8628 0.9977 0.6410 0.8839 0.9524  
0.6900 0.9207 0.8800

Columns 1549 through 1560

0.8465 0.8820 1.0327 0.9561 0.9912 0.8692 0.9354 1.0002 1.0158  
0.6653 0.6848 0.8708

Columns 1561 through 1572

1.0003 0.8109 0.8727 0.7669 0.9454 0.8482 0.9949 0.9851 0.9837  
0.9707 0.9477 1.0019

Columns 1573 through 1584

0.7088 0.9019 1.0040 0.9876 0.8740 1.0203 0.9872 0.9710 0.7010  
0.8849 0.8090 0.6622

Columns 1585 through 1596

0.8307 0.9926 0.7403 0.9638 0.7135 0.9227 0.9692 1.0164 0.6645  
0.7701 1.0227 0.9806

Columns 1597 through 1608

0.7073 0.9905 0.9573 0.7504 0.9464 1.0092 0.8578 0.8873 0.9386  
0.9626 0.8491 0.8859

Columns 1609 through 1620

0.8361 0.9573 0.7507 0.8275 0.8587 0.8206 0.7100 1.0306 1.0081  
0.9891 0.9825 0.9503

Columns 1621 through 1632

0.9149 0.9365 0.9137 0.9612 0.9520 0.9993 0.6617 0.7414 0.8871  
0.7182 0.9258 0.8418

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1633 through 1644

1.0178 0.7941 0.9617 0.7507 0.6215 0.7821 0.9347 0.9157 0.9471  
0.9516 0.7566 0.9765

Columns 1645 through 1656

0.9524 0.8352 0.9511 0.8643 0.9806 0.8710 0.6028 0.9802 1.0457  
0.9043 0.9948 0.7312

Columns 1657 through 1668

1.0552 0.9902 0.9321 0.9502 0.9012 0.8821 0.8859 0.7990 0.7831  
0.9339 0.8333 0.9804

Columns 1669 through 1680

0.7853 0.8090 1.0204 0.7461 0.7453 0.9515 0.9198 0.8819 0.6992  
0.8426 0.8863 1.0103

Columns 1681 through 1692

0.7172 0.8767 0.9135 0.9363 0.7842 0.9498 0.8737 0.9310 0.9937  
0.8866 1.0196 1.0404

Columns 1693 through 1704

0.9016 0.9095 0.7213 0.9681 0.6459 0.9730 0.9768 0.9739 0.8232  
0.9413 0.8771 0.9749

Columns 1705 through 1716

1.0198 0.7014 0.8177 0.9402 1.0060 0.6363 0.7763 0.9255 0.9968  
0.6678 0.9533 0.8854

Columns 1717 through 1728

1.0732 0.9028 0.8189 0.9104 0.8101 0.5198 0.9907 0.9334 1.1054  
0.8175 0.9898 0.9930

Columns 1729 through 1740

0.9795 0.9854 0.8800 0.9414 0.9360 1.0162 1.0628 0.7303 0.8124  
0.9369 0.9256 0.9571

Columns 1741 through 1752

0.9795 0.8473 0.9287 1.0367 0.9331 0.9673 1.0267 1.0099 0.6746  
0.6522 0.8371 0.9428

Columns 1753 through 1764

0.9168 0.8235 0.8570 0.9600 0.9569 0.8587 0.7821 0.7278 1.0058  
0.8092 0.7235 0.7774

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1765 through 1776

1.0343 0.8456 0.9797 0.9992 0.8478 0.9626 0.9621 0.8717 0.9775  
1.0039 0.9548 0.9339

Columns 1777 through 1788

1.0228 0.8640 1.0048 0.6572 0.9725 0.8963 1.0366 0.9948 0.8494  
1.0379 0.8332 0.9102

Columns 1789 through 1800

0.5675 0.7315 0.8913 0.9672 0.8550 0.6843 0.7470 0.9364 0.7137  
0.7737 0.7868 0.7484

Columns 1801 through 1812

0.9365 0.7602 1.0674 0.9872 0.9175 0.7626 0.9666 0.5098 0.9780  
0.7061 0.9057 0.9833

Columns 1813 through 1824

0.9241 0.9928 0.9738 1.0153 0.8370 1.0062 0.7679 0.8289 1.0016  
1.0082 0.9779 0.9760

Columns 1825 through 1836

0.9083 0.8222 0.9760 0.9770 0.8654 0.7784 0.9518 0.8339 0.8844  
0.9289 0.9484 0.8978

Columns 1837 through 1848

0.8944 0.9239 0.8677 0.9866 0.9750 0.9698 0.7876 0.9059 0.9312  
0.8836 0.8977 1.0127

Columns 1849 through 1860

0.8109 0.8364 0.9012 0.9811 0.9796 0.9454 0.9581 0.7222 0.9987  
0.9936 0.8784 0.8873

Columns 1861 through 1872

0.9505 0.7610 0.9119 0.8864 0.9031 0.9558 0.9174 0.9556 0.9800  
0.8181 0.9722 0.9446

Columns 1873 through 1884

0.9776 0.8490 0.7199 1.0100 1.1421 0.8016 0.8635 1.0106 1.0263  
0.9080 0.9441 0.7031

Columns 1885 through 1896

1.0216 0.6279 0.9373 0.8001 0.9936 1.0441 0.8301 0.9480 0.7802  
0.7157 0.9382 1.0134



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1897 through 1908

0.7669 0.8741 0.9416 0.8534 0.9529 0.9789 0.9437 1.0132 0.9786  
0.9959 0.8235 0.8122

Columns 1909 through 1920

0.9737 0.6551 0.9792 0.8590 0.9802 0.9924 1.0044 0.7787 0.7598  
0.7753 0.9362 0.9652

Columns 1921 through 1932

0.8320 0.5373 0.8533 0.9694 0.8265 0.9811 0.9763 0.7880 0.9459  
0.9948 0.8465 0.9270

Columns 1933 through 1944

0.9679 0.9319 1.0635 0.7843 1.0354 0.9210 0.9742 0.8284 0.9027  
0.9513 1.0258 0.8462

Columns 1945 through 1956

0.8645 0.9818 0.9162 0.9385 0.9948 0.9238 0.6886 0.8416 0.8853  
1.0464 0.7862 0.9744

Columns 1957 through 1968

0.9994 0.9808 0.8363 0.7492 0.8663 1.0367 0.8980 0.9538 0.9834  
1.0115 0.7632 0.8096

Columns 1969 through 1980

0.7059 0.8090 0.6440 0.8721 0.7814 0.8002 0.7611 0.7899 0.9723  
0.8466 0.8240 0.8459

Columns 1981 through 1992

0.9806 0.5958 0.8459 0.9450 0.8288 0.9621 0.9867 0.9153 0.9453  
0.9716 0.9839 0.8497

Columns 1993 through 2004

0.8546 0.7166 1.0347 0.9398 0.9811 0.9760 0.9929 0.8838 0.9466  
0.9483 0.8488 0.8814

Columns 2005 through 2016

0.8028 0.9770 0.9576 0.9730 0.8829 0.9015 1.0106 0.7305 0.9675  
0.9610 0.9105 0.9666

Columns 2017 through 2028

1.0139 0.9673 0.7801 0.9129 1.0303 0.7700 0.8763 0.9616 0.8772  
0.7597 0.9563 0.9503

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2029 through 2040

0.9833 1.1629 0.6904 0.9074 0.9385 0.8035 0.9601 0.9984 0.7981  
0.9837 0.9419 0.7274

Columns 2041 through 2052

0.8869 0.9304 0.7093 0.9774 0.7219 1.0700 0.9405 0.9046 0.9402  
0.9840 0.9179 0.9272

Columns 2053 through 2064

0.9917 0.9706 0.9690 0.8835 0.5522 0.9274 0.9553 0.9739 0.6846  
0.8102 1.0099 0.8785

Columns 2065 through 2076

0.7886 0.9647 0.9493 0.7340 0.6408 1.0076 0.8111 1.0065 0.9611  
1.0065 0.7319 0.7132

Columns 2077 through 2088

0.9695 0.9024 0.9433 0.9725 0.6322 0.9266 0.9800 0.9867 0.7655  
0.8978 0.6937 0.9852

Columns 2089 through 2100

0.8930 0.9061 0.8776 0.7612 0.8182 0.6889 0.8423 0.9912 0.9130  
0.9764 0.9402 0.9816

Columns 2101 through 2112

0.7880 0.9100 1.0497 0.9562 0.9746 0.8376 0.8281 0.9310 0.9163  
0.7181 0.7913 0.9975

Columns 2113 through 2124

0.9453 0.9383 1.0079 0.9297 0.8704 0.6274 0.7936 0.9705 0.9264  
0.7633 0.9883 0.8809

Columns 2125 through 2136

0.7371 0.7792 0.9314 1.0002 0.9868 0.8805 0.8084 0.9186 0.9909  
0.6183 0.8829 0.7211

Columns 2137 through 2148

0.9821 0.6390 0.8177 0.9345 0.6461 1.1065 0.8056 0.6878 0.6721  
0.8309 0.9054 0.9975

Columns 2149 through 2160

0.6662 0.9676 0.9941 0.9821 0.9243 0.9779 0.9525 0.8926 0.9550  
0.8885 0.8275 0.8358

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2161 through 2172

0.8703 0.9462 0.9053 0.6558 1.0223 0.7169 0.9840 0.9162 0.9727  
1.0024 0.8390 0.9448

Columns 2173 through 2184

0.9812 0.8724 1.0042 0.7181 0.9485 0.9024 0.9613 0.6836 0.8019  
1.0471 0.9109 0.7976

Columns 2185 through 2196

0.8516 1.0044 0.8755 0.7998 0.7375 0.9936 0.9924 0.8980 0.9938  
0.9085 0.8025 0.9804

Columns 2197 through 2208

0.9782 0.9531 0.7239 0.8575 0.6992 0.7930 0.8176 0.7987 0.7065  
0.6986 0.9384 0.9666

Columns 2209 through 2220

0.9219 0.9315 0.8173 0.8305 0.7392 0.8213 0.8102 0.9220 0.8403  
0.9936 0.7215 0.8473

Columns 2221 through 2232

0.9043 0.9374 0.9584 0.9220 1.0236 0.9943 0.9963 0.9140 1.0010  
0.9317 0.8805 0.9789

Columns 2233 through 2244

0.8642 0.9854 0.9187 0.9306 1.0491 1.0091 0.9805 0.9869 0.6919  
0.9508 0.9275 1.0082

Columns 2245 through 2256

1.0063 0.9789 0.9828 0.8548 0.7978 0.9754 0.9036 0.8902 1.0662  
0.9937 0.9436 0.9625

Columns 2257 through 2268

0.9061 0.6969 0.9616 0.7641 0.9928 0.8068 0.8182 0.7451 0.8660  
0.9983 0.8406 0.9492

Columns 2269 through 2280

0.7641 1.0099 0.5685 0.8295 0.8780 0.9813 0.6527 0.9407 0.9539  
1.0053 0.9842 0.9671

Columns 2281 through 2292

0.8458 0.7253 0.9502 0.8175 1.0187 1.0011 0.9628 0.9611 1.0076  
0.8306 1.0568 0.9798

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2293 through 2304

0.8641 1.0171 0.7793 0.7743 0.9746 0.8993 0.9974 0.9782 0.8239  
0.7829 0.8226 0.9943

Columns 2305 through 2316

0.9103 0.6099 1.0137 0.8028 0.8789 1.0061 0.6769 0.7338 0.8470  
1.0056 0.9916 0.9634

Columns 2317 through 2328

0.8460 0.8063 0.9468 0.8222 0.9154 0.7043 0.6560 0.9655 0.7936  
0.9714 0.9541 0.7749

Columns 2329 through 2340

0.9311 0.9212 0.9392 1.0047 0.8468 0.9326 0.9622 0.9397 0.9356  
0.8111 0.9035 1.0165

Columns 2341 through 2352

0.9431 1.0064 0.9290 0.9770 1.0242 0.9982 0.9797 0.8526 0.7284  
0.9773 0.7923 0.9200

Columns 2353 through 2364

1.0106 0.9016 0.6509 0.9228 1.0912 0.9602 1.0379 0.9567 0.9351  
0.9439 0.8629 0.9835

Columns 2365 through 2376

0.8363 0.6967 0.7909 0.9720 0.7703 0.9377 1.0250 0.9155 0.8462  
0.7827 0.9395 0.7218

Columns 2377 through 2388

0.8771 0.8718 1.0599 0.9761 0.9461 1.0077 0.9191 0.9795 0.7839  
0.8151 0.9960 0.9979

Columns 2389 through 2400

0.9260 0.7962 0.7526 0.9694 0.6682 0.7226 0.8828 1.0276 1.0156  
1.0012 0.9922 0.8184

Columns 2401 through 2412

0.9638 0.9695 0.6942 0.9582 0.9417 0.7996 0.7443 0.9713 0.9097  
0.9628 0.8080 0.7718

Columns 2413 through 2424

0.8132 0.9289 0.7886 0.7558 1.0108 0.9717 0.7663 0.8375 0.6979  
0.9975 1.0092 0.9561

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2425 through 2436

0.8852 0.7239 0.7675 0.7838 0.9434 0.9444 0.8970 0.8921 0.7917  
0.8244 0.8297 0.9955

Columns 2437 through 2448

0.9674 0.8615 0.8392 0.9229 0.7525 0.7089 0.9541 0.7947 0.8326  
0.9339 0.6003 0.9580

Columns 2449 through 2460

0.8960 0.6240 0.9227 0.9103 0.8688 0.9842 1.0004 0.9895 0.8789  
0.9653 0.7852 0.9241

Columns 2461 through 2472

0.9264 0.9072 0.9527 0.9021 0.8996 0.7482 0.7682 0.9491 0.9580  
0.7873 0.8308 0.9348

Columns 2473 through 2484

0.7675 0.9185 0.8486 0.6396 0.8232 0.6139 0.8687 0.9199 0.9011  
0.8484 0.8271 0.9663

Columns 2485 through 2496

0.5951 0.6954 0.9528 0.8591 0.6823 1.0567 0.8564 0.8927 0.9809  
0.9577 0.9269 0.9610

Columns 2497 through 2508

0.9757 0.9657 0.8845 0.9955 0.8697 0.6745 0.8428 0.9281 0.7264  
0.9230 0.7744 0.6798

Columns 2509 through 2520

0.8534 0.7082 0.9343 0.9712 0.8011 0.8952 0.7314 0.9722 0.8882  
0.9378 0.8221 0.8653

Columns 2521 through 2532

0.8951 0.9850 0.7426 0.9293 0.8991 0.8343 1.0032 0.9321 0.9755  
0.8695 0.9052 0.7374

Columns 2533 through 2544

0.8610 0.8818 0.8455 0.9834 0.9287 0.6934 0.7229 0.9741 0.9643  
0.8174 0.9401 0.9613

Columns 2545 through 2556

0.6948 0.8390 0.9803 0.8792 0.8856 0.9823 0.8623 0.9634 0.8123  
0.8381 0.8045 1.0012

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2557 through 2568

0.9839 1.0528 0.8938 0.9455 0.8726 0.8855 1.0370 1.0034 1.0363  
0.9908 0.7551 0.9683

Columns 2569 through 2580

0.9664 0.7275 0.9609 0.9892 0.9587 0.7892 0.9805 0.9213 0.9515  
0.7029 0.8367 0.7810

Columns 2581 through 2592

0.8090 0.9586 1.0037 0.9529 0.7082 0.9783 0.9737 0.9770 0.8273  
0.8294 0.8327 0.9591

Columns 2593 through 2604

0.9342 0.9807 0.9618 0.9295 0.8335 1.0058 0.7256 0.7385 0.9592  
0.9239 0.9872 0.7868

Columns 2605 through 2616

0.9867 0.9403 0.8378 0.9273 0.9633 0.9923 0.9954 0.9463 0.7390  
0.8479 0.7240 0.8960

Columns 2617 through 2628

0.7973 0.7192 0.7401 0.8358 0.8927 0.9931 0.9807 0.9420 1.0452  
0.9934 0.8524 0.8389

Columns 2629 through 2640

0.9947 0.9751 0.9622 0.9172 0.7209 0.7540 0.9614 0.9771 1.0119  
1.0065 0.9145 0.9637

Columns 2641 through 2652

0.9623 0.9016 0.8656 0.8688 0.6655 0.7970 0.7921 0.8480 0.9721  
0.8489 0.9857 0.9770

Columns 2653 through 2664

0.8785 0.7099 0.9732 0.8809 0.9687 1.0276 0.9551 0.8283 0.9913  
0.9941 1.0154 0.9176

Columns 2665 through 2676

0.7718 0.8792 0.7470 0.9303 0.9805 1.0040 0.9994 0.9031 0.8154  
0.8275 1.0031 0.9502

Columns 2677 through 2688

0.8412 0.9220 0.9028 0.7818 1.0208 0.9610 0.8686 0.8708 0.7993  
0.7916 0.9716 0.8409

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2689 through 2700

0.9725 0.8057 0.9830 0.6555 0.7014 0.8053 1.0137 0.7658 0.6593  
0.6487 0.8737 0.7479

Columns 2701 through 2712

0.9208 0.9226 0.9588 0.8921 0.9673 0.7663 0.9565 0.9786 0.7818  
0.7995 0.7862 0.7324

Columns 2713 through 2724

1.0537 0.7597 0.8705 0.9292 1.0023 0.9990 0.9691 0.8166 0.7061  
1.1018 0.8254 0.9310

Columns 2725 through 2736

0.9794 0.8001 0.9703 0.7704 0.6671 0.8996 0.9596 1.0897 0.7736  
0.6844 0.9053 0.9356

Columns 2737 through 2748

0.9035 0.9218 0.9927 0.9053 0.9497 0.7835 0.9851 1.0090 0.6879  
0.9330 0.8722 0.7145

Columns 2749 through 2760

0.9540 0.8106 0.8759 0.9927 0.8222 0.9845 0.9830 0.9670 0.9906  
0.9942 1.0130 0.9984

Columns 2761 through 2772

0.7865 1.0324 0.9346 0.9512 0.9071 1.0276 0.8944 0.8702 0.7266  
0.9988 0.6159 1.0278

Columns 2773 through 2784

0.7856 0.9127 0.8790 0.9985 0.9216 0.9746 0.9441 0.8306 0.7514  
0.9364 0.8668 0.7709

Columns 2785 through 2796

0.8890 1.0191 0.9827 0.9561 0.8006 0.9593 0.9887 1.0304 0.7507  
0.9147 0.9360 0.9563

Columns 2797 through 2808

0.7699 0.9640 0.9927 0.9891 0.8172 0.9081 0.9357 1.0078 0.8449  
0.9913 0.9133 0.9755

Columns 2809 through 2820

0.7206 0.7900 0.9897 0.9975 1.0358 1.0368 0.8780 0.6149 0.7291  
0.8133 0.9372 0.6784

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2821 through 2832

0.9689 0.6448 0.9720 0.9142 0.9016 1.0585 0.9923 1.0028 0.9881  
1.0720 0.7457 0.8905

Columns 2833 through 2844

0.9752 1.0125 0.9336 0.8314 0.9268 0.9915 0.9801 0.9643 0.7178  
1.0355 0.8498 0.8446

Columns 2845 through 2856

0.9906 1.0260 1.0212 0.9645 0.7587 1.0088 0.9807 0.6295 0.9800  
0.9675 0.8306 0.8726

Columns 2857 through 2868

0.9866 0.9738 0.7231 0.8250 0.7470 0.9709 0.9608 0.9714 0.9110  
0.9280 0.9525 0.7963

Columns 2869 through 2880

0.7673 0.6355 1.0061 0.9101 0.7935 0.8755 0.9560 0.7562 0.9991  
0.7411 0.9998 0.8763

Columns 2881 through 2892

0.7054 0.9622 0.9793 0.9389 0.9880 0.9095 0.8705 0.9467 1.2481  
1.0017 0.9744 0.9089

Columns 2893 through 2904

0.7215 0.8199 0.8948 0.9447 0.7347 0.6666 0.8985 0.7395 0.8270  
0.9429 0.9708 1.0231

Columns 2905 through 2916

1.1659 0.8492 0.7480 0.9426 0.9662 0.8729 0.9221 0.9443 0.8100  
0.9523 1.0460 0.7971

Columns 2917 through 2928

0.6668 1.0238 0.8234 0.8898 0.9816 0.9613 0.9574 1.0412 0.9826  
0.8837 0.6924 0.9228

Columns 2929 through 2940

0.9960 1.0652 0.6932 0.8272 0.8617 1.0302 0.9553 0.9714 0.9465  
0.9465 0.9262 0.9281

Columns 2941 through 2952

0.8812 0.9670 0.8372 0.9042 0.7054 0.9939 1.0002 0.8538 0.8268  
0.9856 0.9863 1.0143



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2953 through 2964

1.0429 0.8988 0.8631 0.7436 0.9200 0.9891 0.7926 0.9817 0.8938  
0.9419 0.6318 0.9709

Columns 2965 through 2976

0.9940 0.9933 0.8140 0.9792 0.9323 0.9024 0.7503 1.0229 0.8525  
0.8624 1.1659 0.9035

Columns 2977 through 2988

0.9659 1.0722 0.9734 0.9735 0.6977 0.9886 0.8478 0.9397 0.9690  
0.8192 1.0152 0.6334

Columns 2989 through 3000

0.8701 0.7880 0.8380 0.9860 0.9537 0.6610 0.9521 0.6313 0.8913  
0.9663 0.9745 0.9762

Columns 3001 through 3012

0.9405 0.9347 0.9933 0.9986 0.9514 0.8844 0.9061 0.6766 0.9715  
0.9580 0.9620 0.9390

Columns 3013 through 3024

0.9863 0.9548 0.9893 1.1100 0.9452 0.8493 0.8997 0.9613 1.0162  
0.9703 0.6997 0.5899

Columns 3025 through 3036

0.8300 0.9384 0.9946 0.8900 0.8889 0.8506 0.6730 0.9065 0.6047  
1.0116 0.8758 0.8392

Columns 3037 through 3048

0.9779 0.7372 0.9289 0.8117 0.6730 0.7045 1.0350 0.7813 0.9723  
0.9946 0.8425 0.9192

Columns 3049 through 3060

0.9707 0.8812 1.0095 0.9245 1.0367 0.8705 0.8968 0.9973 0.9631  
0.9658 0.9625 1.0768

Columns 3061 through 3072

0.9734 0.9439 0.9235 0.9392 0.9489 0.9783 1.0004 0.7456 0.9379  
0.8728 0.8299 0.9371

Columns 3073 through 3084

1.0038 0.9912 0.7314 0.8122 0.7985 0.8687 0.7371 0.9705 0.9727  
0.7993 0.9996 0.9909

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3085 through 3096

0.9776 0.8183 0.9757 0.6524 0.9926 0.7315 0.5491 0.7106 1.0008  
0.8558 0.9973 0.9457

Columns 3097 through 3108

0.9898 0.7700 0.9826 0.9990 0.5946 0.8119 0.9561 0.9379 1.0089  
0.6945 0.9406 0.9257

Columns 3109 through 3120

0.9593 0.9348 0.9738 0.6698 0.8420 0.9710 0.9124 0.6917 1.0056  
0.9694 0.8175 0.9127

Columns 3121 through 3132

0.9102 0.9836 0.9069 0.8740 0.9803 0.9096 0.9039 0.8714 0.9270  
0.9148 0.8679 0.7707

Columns 3133 through 3144

0.9569 0.8792 0.8723 0.7155 0.9876 1.0151 0.9485 0.9482 0.9743  
0.9324 0.9659 0.6250

Columns 3145 through 3156

0.6651 0.9166 0.9226 0.9491 0.9946 0.9595 0.7295 0.8243 0.9530  
0.7706 0.9270 0.8523

Columns 3157 through 3168

1.0251 0.8953 0.9246 0.8422 0.8465 1.0011 0.8742 0.9257 0.5949  
0.6630 0.9372 0.9847

Columns 3169 through 3180

0.8983 0.9201 0.5592 0.9963 0.8204 0.9603 0.9457 0.9275 0.9659  
0.8457 0.9426 1.0729

Columns 3181 through 3192

1.0116 0.8299 0.6390 1.0013 0.9994 0.8245 0.7901 0.7659 0.8936  
0.9766 0.8281 0.9738

Columns 3193 through 3204

0.9901 0.8596 1.0111 0.9339 0.9147 1.0068 0.8964 0.9681 1.0296  
0.8550 0.8770 0.9458

Columns 3205 through 3216

0.9858 0.9613 0.7243 0.8261 0.7830 0.8634 0.9589 1.0973 0.9817  
0.9483 0.8792 0.9304

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3217 through 3228

1.0344 0.8791 0.9669 0.6849 0.9167 1.0209 0.8651 0.8881 0.9569  
1.0193 0.6873 0.9121

Columns 3229 through 3240

0.9883 0.9511 0.9283 0.9111 1.0076 0.8113 0.7798 0.8113 0.9875  
1.0491 0.8635 0.9687

Columns 3241 through 3252

0.7330 0.7276 1.0624 0.9050 0.8551 0.9471 0.9099 0.9659 0.9532  
0.9420 1.0188 1.0206

Columns 3253 through 3264

0.8004 0.9590 0.9665 0.7932 0.9513 0.9677 0.9562 0.9444 0.9876  
0.9294 1.0046 0.8282

Columns 3265 through 3276

0.7803 0.6707 0.9605 0.9540 0.8528 0.9928 0.8788 0.7828 0.8625  
0.9094 0.8734 0.7292

Columns 3277 through 3288

0.9918 0.9422 0.8422 0.8023 0.8041 0.8510 0.9161 0.9512 1.0427  
0.9731 0.9744 1.0350

Columns 3289 through 3300

0.8025 0.8205 0.9996 0.8275 0.9606 0.8469 0.7215 0.8900 1.0173  
0.6856 0.8311 1.0316

Columns 3301 through 3312

1.0024 0.9078 0.9558 0.8403 0.9178 0.9493 0.8985 0.9129 0.8871  
0.9950 0.9387 0.9509

Columns 3313 through 3324

0.9760 0.6914 0.6312 0.9333 0.9430 0.9405 0.9541 0.7152 0.9138  
0.8865 0.7685 0.8793

Columns 3325 through 3336

0.9381 0.9356 1.0151 0.9977 0.9310 0.9925 1.0278 0.9443 0.8359  
1.0043 0.9540 0.8391

Columns 3337 through 3348

0.8198 0.9518 0.9457 1.0831 0.8534 0.6876 0.9306 0.9795 0.7596  
0.7162 1.0004 0.9756

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3349 through 3360

0.7144 0.8144 0.9658 0.9911 0.9876 0.9501 0.6619 0.8190 0.9945  
0.8795 1.0032 0.7521

Columns 3361 through 3372

0.8094 0.8023 0.9136 1.0100 0.9243 0.9176 0.8607 0.7031 0.5983  
0.7656 1.0009 1.0418

Columns 3373 through 3384

0.9801 0.9396 1.0538 0.7426 0.8184 0.9755 1.0446 1.0509 0.9962  
1.0010 0.7655 0.9251

Columns 3385 through 3396

0.9430 0.7407 0.8757 0.9668 0.6812 0.9693 0.8389 0.7560 0.9705  
0.8885 0.9811 1.0059

Columns 3397 through 3408

0.9685 0.8510 0.8404 0.6562 0.6211 0.8197 0.9856 0.9257 0.8202  
0.8588 0.9005 0.7929

Columns 3409 through 3420

0.7912 0.9226 0.8501 0.9242 0.9485 0.8592 1.0231 1.0533 0.7578  
0.8336 0.9961 0.9344

Columns 3421 through 3432

1.0141 0.9813 0.9934 0.9431 0.5715 0.8854 0.7776 0.9861 0.8013  
0.9604 0.7711 0.8786

Columns 3433 through 3444

0.7365 0.7976 1.0296 0.7544 0.8796 1.0051 0.9362 0.9955 0.8365  
0.9463 0.7103 0.9864

Columns 3445 through 3456

0.8836 0.9563 0.7000 1.1378 0.9403 0.8426 1.0521 0.6163 0.9892  
0.8326 0.8249 0.9945

Columns 3457 through 3468

0.9627 0.8191 0.8630 0.7870 0.9838 0.9707 0.6739 0.9492 1.0550  
0.6877 0.9913 0.8906

Columns 3469 through 3480

0.7340 0.9213 0.8453 0.7774 0.7186 1.0152 1.0106 0.8589 0.8938  
1.0040 0.9322 0.9758

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3481 through 3492

0.7507 0.8077 0.9898 0.9569 0.9457 0.7484 0.9869 1.0164 1.0088  
0.8421 0.8490 0.7757

Columns 3493 through 3504

0.7991 0.9656 0.9829 1.0376 0.8192 0.7913 0.9710 0.8589 0.9358  
0.8678 0.9993 0.9312

Columns 3505 through 3516

0.9968 0.6680 0.9999 0.7776 0.6351 0.9153 0.9037 0.9276 0.8902  
0.8701 0.9267 0.7375

Columns 3517 through 3528

0.6729 0.9534 0.9937 0.6903 0.8734 1.0007 0.6282 0.6849 0.9288  
0.7856 1.0251 1.0047

Columns 3529 through 3540

1.0431 0.8323 1.0212 1.0104 0.7452 0.9569 0.9815 1.0455 0.6531  
0.9702 0.9386 1.0040

Columns 3541 through 3552

0.8536 0.9610 0.9159 0.7034 0.8927 0.8433 0.7364 0.9692 0.8354  
0.9800 0.9796 0.8197

Columns 3553 through 3564

0.8527 0.8535 0.6935 0.9914 0.8529 0.7110 0.7751 0.8219 0.8193  
0.9567 1.0157 0.9222

Columns 3565 through 3576

0.7223 0.5710 0.9768 0.9494 0.9866 0.9273 0.7581 0.8420 0.9360  
1.0180 1.0116 0.9474

Columns 3577 through 3588

0.9823 0.9780 0.8642 0.8812 0.8146 0.7698 0.7664 0.8577 0.9908  
0.8479 0.6393 0.9955

Columns 3589 through 3600

0.8900 0.8961 0.8991 1.0398 0.9924 1.0224 0.9733 0.8955 0.7564  
0.8701 0.8786 0.9547

Columns 3601 through 3612

0.8087 0.8355 0.7696 0.7541 0.9616 0.8084 0.8955 0.8333 0.9491  
0.9701 0.8678 1.0039

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3613 through 3624

0.8941 0.9732 0.8766 0.7299 1.0034 0.9939 1.0009 0.9070 0.8700  
0.6412 0.8637 0.9533

Columns 3625 through 3636

0.7487 1.0678 0.8337 0.9100 0.7780 0.8549 0.9816 1.0276 0.8018  
0.6832 0.8929 0.8861

Columns 3637 through 3648

1.1109 0.9914 0.7822 0.7484 0.8218 0.9135 0.9868 0.8595 0.9719  
0.8995 0.7031 0.9415

Columns 3649 through 3660

0.9861 0.5337 1.0059 1.0091 0.9535 0.9641 1.0078 0.9418 0.9759  
0.9823 0.9670 1.0178

Columns 3661 through 3672

0.7338 0.9139 0.6935 1.0354 0.9886 0.9690 0.7311 0.8869 0.9437  
0.7309 1.0035 0.8852

Columns 3673 through 3684

0.8042 0.8867 0.8054 0.9787 0.9221 0.8479 0.7123 0.9899 0.7884  
1.0135 0.9173 0.9162

Columns 3685 through 3696

0.8181 0.9589 0.9452 0.7538 0.8086 0.9959 0.9515 0.6879 0.8828  
0.9723 0.8471 0.9621

Columns 3697 through 3708

0.6878 0.8882 0.7550 0.8963 0.9517 0.8981 0.9467 0.7217 0.9855  
0.8676 0.7632 0.8910

Columns 3709 through 3720

0.9932 0.7070 0.9159 0.9996 0.9135 0.6845 0.8844 0.7916 0.9927  
0.9680 0.7811 0.9595

Columns 3721 through 3732

0.9947 0.7327 0.7184 0.5734 0.9595 1.0467 0.8309 0.8735 0.7366  
0.9403 0.9167 1.0304

Columns 3733 through 3744

0.9720 0.8983 1.0269 0.9563 0.8073 1.0222 0.9946 0.7930 0.9840  
1.0239 1.0941 1.0001

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3745 through 3756

0.9594 0.9599 0.9493 0.5660 0.9030 0.8805 1.1018 0.6741 0.9277  
0.6471 0.8433 0.8691

Columns 3757 through 3768

1.0389 0.8971 0.9749 0.9332 0.7967 0.9983 0.8348 0.9914 0.9391  
0.9317 0.9783 0.8423

Columns 3769 through 3780

0.8882 1.0009 0.8611 0.9723 0.9772 0.8107 0.9524 0.8655 0.7699  
0.8116 0.9774 0.7821

Columns 3781 through 3792

0.9677 0.9111 1.0053 0.9505 0.6757 0.7667 1.0000 0.9448 0.6719  
1.0150 1.0118 0.8709

Columns 3793 through 3804

0.9394 0.7986 0.9958 0.8992 1.0043 0.9533 0.9918 0.6931 0.9670  
0.6534 0.9165 0.8936

Columns 3805 through 3816

0.9919 0.8341 0.9752 0.9720 1.0222 0.6963 0.9393 0.9373 1.0077  
0.6970 0.9890 0.7260

Columns 3817 through 3828

1.0128 0.9746 0.9083 0.5868 0.9382 1.0143 0.8731 1.0015 0.7857  
0.6842 0.8724 0.9333

Columns 3829 through 3840

0.6528 0.8831 0.7070 0.9299 0.9835 0.8616 0.9414 0.8063 0.9244  
0.8452 0.8162 0.8156

Columns 3841 through 3852

0.6507 0.6907 0.8153 1.0524 0.8508 0.9978 0.7301 0.8833 0.9282  
0.8537 0.9556 1.0225

Columns 3853 through 3864

0.7873 0.6789 0.9795 0.6317 0.8324 0.9110 0.6591 0.7996 0.8704  
0.7856 0.9198 0.8615

Columns 3865 through 3876

0.8341 1.0089 0.9285 0.9771 0.9564 0.9815 0.9683 0.9285 0.7406  
0.8512 0.7249 0.8812

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3877 through 3888

0.8969 0.8194 0.8055 1.0122 0.9426 0.9038 0.9355 0.8210 0.9150  
1.0432 1.0531 0.9373

Columns 3889 through 3900

0.6546 0.9334 0.8848 0.8725 0.8288 0.9270 0.8994 0.9659 0.9053  
0.8041 0.8326 0.9687

Columns 3901 through 3912

0.9771 0.9739 0.9962 0.9701 0.9798 0.9994 0.8833 1.0072 0.8389  
0.8764 0.9741 0.8914

Columns 3913 through 3924

0.9167 0.7550 0.9754 0.7294 0.9459 0.9122 0.9345 0.9697 0.9965  
0.8621 0.9098 0.8189

Columns 3925 through 3936

0.6994 0.7223 0.8418 1.0030 0.9766 0.9923 0.6778 1.0428 0.9967  
0.8393 0.8196 0.9368

Columns 3937 through 3948

0.7134 0.6748 0.8507 0.9864 0.7729 0.6841 0.7666 0.9127 0.5963  
0.9579 0.8377 0.8141

Columns 3949 through 3960

0.6408 0.9570 0.7980 0.7549 0.9692 0.9316 0.9427 0.8787 0.8436  
0.7442 0.8990 0.9959

Columns 3961 through 3972

0.7664 0.9812 0.8920 0.8166 0.9429 0.7577 0.9639 0.8490 0.8879  
0.8354 0.7885 0.8211

Columns 3973 through 3984

0.7712 0.6377 0.7847 1.0677 0.8975 0.9325 0.6815 0.9423 0.7308  
0.5870 0.8646 0.8487

Columns 3985 through 3996

1.0533 0.8299 0.9946 0.8575 0.6433 0.9693 0.9140 0.9502 0.9072  
0.9712 1.0178 0.9715

Columns 3997 through 4008

0.7432 0.7136 0.6584 0.5880 0.6324 0.9437 0.9755 0.8769 1.0053  
0.7083 1.0208 0.9469



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4009 through 4020

0.8278 0.9949 0.8976 0.9773 0.9434 0.9492 0.6388 0.9686 0.9250  
1.0545 0.9050 0.9945

Columns 4021 through 4032

0.8227 0.7242 0.9594 0.9734 0.6967 0.8606 0.9076 0.6527 1.1061  
1.0812 0.9066 0.8366

Columns 4033 through 4044

0.8688 0.7807 0.8319 1.0521 0.7553 0.9429 0.9434 0.9065 1.0004  
0.9888 0.9973 1.0082

Columns 4045 through 4056

0.7968 0.9192 0.7862 0.7482 0.9562 0.9771 0.8841 0.6693 0.7888  
0.9885 0.8403 0.9384

Columns 4057 through 4068

0.8774 0.9483 0.9348 0.9584 0.8056 0.7479 0.5499 0.7868 0.9700  
0.8042 0.9379 0.9974

Columns 4069 through 4080

1.0289 0.7486 0.9132 0.8496 0.6812 0.7278 0.8399 0.6986 0.9724  
1.0181 0.8145 1.0273

Columns 4081 through 4092

0.7177 0.9158 0.9710 0.9772 0.9812 0.9303 0.8631 0.8939 0.9753  
1.0201 0.9256 0.9517

Columns 4093 through 4104

0.7954 0.7793 0.8884 0.8409 1.0203 0.9614 0.9518 0.9697 0.9011  
0.8663 0.9890 1.0018

Columns 4105 through 4116

1.0356 0.9558 0.8820 0.9772 0.9472 0.8183 0.9667 0.6841 0.6253  
0.9210 1.0059 0.6944

Columns 4117 through 4128

0.9734 0.9304 0.9528 0.7360 0.8874 0.8993 0.9729 0.9752 0.9695  
0.9735 0.5538 0.7106

Columns 4129 through 4140

0.8805 0.8544 0.9891 0.6805 0.9625 1.0133 1.0034 0.7405 0.7950  
0.9763 0.9581 0.9299

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4141 through 4152

0.9882 0.9564 0.8978 0.8314 0.6932 0.7380 0.8585 0.9307 1.0461  
0.8073 0.6595 0.8873

Columns 4153 through 4164

0.7002 0.9431 0.9703 1.0208 0.9771 1.0055 0.8010 0.9459 1.0085  
0.9652 0.8314 0.6415

Columns 4165 through 4176

0.7410 0.5881 1.0143 0.8663 1.0273 0.9782 0.8060 0.8381 0.9604  
0.7515 0.7724 0.9604

Columns 4177 through 4188

0.6681 0.9611 0.8963 0.9786 0.8090 0.9427 0.7333 0.8604 0.8964  
0.8935 0.8764 0.9778

Columns 4189 through 4200

0.7326 0.9440 0.6963 1.0045 0.9267 0.8145 0.9822 0.7725 0.7513  
0.8875 0.7563 0.9841

Columns 4201 through 4212

0.9967 0.8952 0.7884 1.0596 0.7649 0.9580 0.9339 0.9073 1.0052  
0.7491 0.7257 0.7601

Columns 4213 through 4224

1.0338 0.9812 0.9963 0.7969 0.9664 0.8388 0.9784 0.9366 0.9388  
0.6596 0.7981 0.7741

Columns 4225 through 4236

0.8405 0.8170 0.8573 0.9765 0.8370 0.9746 0.9116 0.9136 0.9481  
1.0472 0.9555 0.8404

Columns 4237 through 4248

0.9991 0.7995 1.0190 0.7418 0.5196 0.9483 0.8788 0.9809 0.8885  
0.8031 1.0038 0.9738

Columns 4249 through 4260

0.9914 0.9849 0.6447 0.8211 0.9797 0.8204 0.6831 0.8130 0.9727  
0.9358 0.9816 0.8210

Columns 4261 through 4272

0.8326 0.9875 1.0012 0.8900 0.9112 0.9955 0.9440 1.0077 0.7390  
0.9123 0.7082 0.9327

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4273 through 4284

0.8042 0.8379 1.0284 0.9658 0.7286 0.9667 0.9051 0.9076 1.0057  
0.9904 0.7832 0.8135

Columns 4285 through 4296

0.9642 1.0939 0.7381 1.0013 0.9906 0.6661 0.7283 0.9835 0.9486  
0.7976 0.7550 0.9358

Columns 4297 through 4308

0.9484 0.9509 0.8543 0.9589 1.0219 0.8563 0.8875 0.9558 0.8374  
0.9669 0.8715 0.8368

Columns 4309 through 4320

0.9525 1.0287 0.9885 0.7281 0.7573 0.6691 1.0179 1.0869 0.9829  
0.9189 0.8612 0.7476

Columns 4321 through 4332

0.9888 0.9086 0.6116 1.0019 0.9649 0.9922 0.5877 0.8027 0.7715  
1.0159 0.9824 0.7519

Columns 4333 through 4344

0.8779 0.7855 0.6889 0.7192 0.7753 0.7085 0.9954 0.9554 0.8284  
0.8590 0.7355 0.8937

Columns 4345 through 4356

0.9964 0.7666 0.8300 0.9681 0.9370 0.7070 0.9453 0.9794 1.0317  
0.9186 0.9749 1.0317

Columns 4357 through 4368

0.7743 0.7157 0.8965 0.5102 0.8785 0.6939 0.9319 0.5767 0.5462  
0.8535 0.7371 0.7268

Columns 4369 through 4380

0.9753 0.6939 0.7991 0.7377 0.9990 0.9590 0.9745 0.6622 0.9842  
0.7829 0.9423 0.6942

Columns 4381 through 4392

1.0252 0.5760 0.7138 0.8513 0.7460 0.9344 0.8724 0.8331 0.9283  
0.8493 0.8469 0.8709

Columns 4393 through 4404

1.0196 0.9749 0.9201 0.9574 0.8023 1.0101 0.9518 0.9512 0.6785  
0.6760 0.8528 0.8638

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4405 through 4416

0.9836 0.9356 0.8197 0.9417 0.9769 1.0562 0.8360 0.9905 0.8843  
0.9677 0.9445 0.6334

Columns 4417 through 4428

0.9770 0.9961 0.6979 0.7127 0.7931 0.7457 0.8647 1.0396 0.9628  
0.9261 0.6542 0.9393

Columns 4429 through 4440

0.8222 0.9436 0.9641 0.9543 0.7241 0.8844 0.9790 0.9400 0.9400  
0.9663 0.7350 1.0084

Columns 4441 through 4452

0.8654 0.7362 0.9952 1.0155 0.8327 0.9993 0.9485 0.9541 0.8862  
0.8865 0.8732 0.9746

Columns 4453 through 4464

0.8077 0.7276 0.9221 0.6774 0.9298 1.0856 0.6980 0.6870 0.8064  
0.9469 0.8988 0.9856

Columns 4465 through 4476

0.8554 0.8599 0.6828 0.9883 0.9002 0.9943 0.9813 0.9564 0.7378  
0.7217 1.0117 0.7915

Columns 4477 through 4488

0.8475 0.8650 0.7298 0.9877 0.8777 0.9464 0.9227 1.0133 0.9716  
0.9474 0.9583 0.8905

Columns 4489 through 4500

0.9429 0.9611 0.9931 0.7718 0.9990 0.7953 0.8156 0.8352 0.7563  
1.0295 0.9313 0.6598

Columns 4501 through 4512

0.7823 1.0093 0.8569 0.7470 0.9433 0.7373 0.8883 0.7275 0.9594  
0.8943 0.8194 0.9951

Columns 4513 through 4524

1.0105 0.9888 0.9466 0.8522 0.9525 0.9470 0.9067 0.6358 0.8747  
0.8506 1.0449 0.8524

Columns 4525 through 4536

0.8582 0.8974 0.7203 0.8870 0.7661 0.8484 0.7191 0.9254 0.9998  
0.7855 0.9308 0.5729

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4537 through 4548

0.7433 0.8493 0.7194 1.0061 0.7087 1.0060 0.7615 0.9921 1.0002  
0.9862 0.6507 0.9882

Columns 4549 through 4560

0.9077 1.0454 0.9546 0.9116 0.8585 0.9881 0.8637 0.7562 0.8056  
1.0072 0.9723 0.7266

Columns 4561 through 4572

0.9755 0.9729 0.9880 0.9333 0.6959 1.1114 0.9129 0.9634 0.9965  
0.9951 0.9747 0.9771

Columns 4573 through 4584

0.8473 0.6791 0.9745 0.8350 1.0044 0.9726 0.9886 1.0104 0.6424  
0.6758 0.9111 0.9568

Columns 4585 through 4596

0.8897 0.9281 0.9408 0.9589 0.8210 0.9769 0.9565 0.9677 0.9337  
0.9524 0.8462 0.7510

Columns 4597 through 4608

0.9342 0.9845 0.9942 0.9528 0.9849 1.0176 0.9515 0.9985 0.9535  
1.0806 0.8572 0.9164

Columns 4609 through 4620

0.8856 0.8795 0.8662 0.9939 0.9466 0.7653 1.0113 1.0555 0.9613  
0.9088 0.9512 0.5795

Columns 4621 through 4632

0.6861 0.6950 0.9790 0.8726 0.8856 1.0007 0.7675 0.7447 0.7549  
0.9893 0.9618 0.9752

Columns 4633 through 4644

0.9302 0.9252 0.9943 1.0277 0.8375 0.9883 0.8332 1.0069 0.8067  
0.9322 0.9292 0.7938

Columns 4645 through 4656

0.9459 0.9295 0.8492 0.9291 0.9854 0.8086 0.9861 0.9284 0.8679  
0.9683 0.9835 0.8287

Columns 4657 through 4668

0.9236 0.9509 0.9788 0.7771 0.9310 0.9031 0.9707 0.9054 0.9204  
0.8845 0.9276 0.9516

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4669 through 4680

0.9419 0.8519 0.9329 1.0063 0.7668 0.9867 0.9785 0.8761 0.7436  
0.7772 0.7962 0.8438

Columns 4681 through 4692

0.9525 0.7966 0.7579 0.9782 0.6904 0.8388 0.6822 1.0255 0.9409  
0.7997 0.8816 0.8410

Columns 4693 through 4704

0.6827 0.9717 0.9651 1.0161 1.0208 0.7743 0.8967 0.9361 0.7631  
1.0002 1.0263 0.9339

Columns 4705 through 4716

0.9904 0.6334 0.8134 0.7008 1.0344 0.8505 0.9388 0.7601 1.0021  
0.7485 0.9406 0.9132

Columns 4717 through 4728

0.9906 0.7366 0.9195 0.7344 1.0084 0.9549 0.7649 0.6756 0.7799  
0.9874 0.7927 0.9542

Columns 4729 through 4740

1.0050 0.7065 0.9704 0.7700 0.9921 0.7977 0.7712 0.9607 0.9421  
0.7009 0.9812 0.6854

Columns 4741 through 4752

0.9182 0.9428 1.0048 0.8193 0.8528 0.7959 0.7236 0.9207 0.7966  
0.9480 0.9496 0.9663

Columns 4753 through 4764

0.9557 0.9654 0.7809 0.9764 0.8381 1.0750 0.7497 0.9181 0.9668  
1.0048 0.9866 0.9044

Columns 4765 through 4776

0.9534 0.7431 0.7633 0.8877 0.8166 0.7367 0.9870 0.9168 1.0379  
0.9357 0.9708 0.9039

Columns 4777 through 4788

0.9587 0.7057 1.0312 0.8946 0.7631 0.9067 0.7564 0.6423 0.9407  
0.9057 1.0076 0.8273

Columns 4789 through 4800

0.9780 1.0045 0.7642 1.0206 0.9519 0.7454 0.8848 0.9274 0.9875  
0.8308 0.8355 0.8167

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4801 through 4812

0.9774 0.7439 0.7755 0.6866 0.7328 0.7764 0.9657 0.6496 0.9540  
0.8857 0.6851 0.8829

Columns 4813 through 4824

0.8882 0.7319 0.9349 1.0155 0.9245 0.9006 0.9868 0.9714 0.9070  
0.7593 0.9862 0.8585

Columns 4825 through 4836

0.6804 1.0056 0.8800 0.9896 0.9711 0.9642 1.0182 0.7197 0.9447  
0.9563 0.7041 0.6905

Columns 4837 through 4848

0.9271 0.9983 0.7795 1.1188 1.0459 0.9486 1.0237 1.0424 0.9587  
0.9955 0.9525 0.9696

Columns 4849 through 4860

0.7529 1.0213 0.9172 0.7145 0.8921 0.8875 0.7980 0.9686 1.0011  
0.8505 0.9650 0.8072

Columns 4861 through 4872

0.8910 0.9752 0.7057 0.8178 0.9341 0.8191 0.7274 0.8190 0.9400  
0.9745 0.9283 0.9745

Columns 4873 through 4884

0.8767 0.8993 0.8229 0.8962 1.0119 0.7539 0.7957 0.8589 0.8248  
1.0087 0.9587 0.9997

Columns 4885 through 4896

0.7315 0.8930 0.6898 0.9751 0.9475 0.9011 0.9322 1.0807 0.8618  
1.0121 0.9433 0.7081

Columns 4897 through 4908

0.9932 0.9717 0.9149 0.5343 0.9795 1.0044 1.0297 0.9751 0.7596  
0.9313 0.9845 0.7873

Columns 4909 through 4920

0.5570 0.6817 0.6580 1.0264 1.0117 0.9610 0.9615 0.9270 1.0200  
0.8320 1.0056 0.7712

Columns 4921 through 4932

0.9356 1.0192 0.8531 0.8630 0.9755 0.9921 0.9509 0.9712 0.9428  
0.6735 0.9845 0.9860

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4933 through 4944

1.0116 0.6710 1.0009 0.7587 0.7562 0.7980 0.8010 0.9476 0.8157  
0.9431 0.6152 0.9797

Columns 4945 through 4956

0.7167 0.7891 0.7982 0.9172 0.7708 0.7937 0.8671 0.8290 0.8957  
0.9032 0.8586 0.9406

Columns 4957 through 4968

0.9207 1.0037 0.9977 0.8826 0.6154 0.8117 0.7917 0.9985 0.9569  
0.8602 1.0192 0.9748

Columns 4969 through 4980

0.8358 0.9131 0.9109 0.9858 0.8295 0.8950 0.9776 1.0404 0.7033  
0.9901 0.9659 1.0606

Columns 4981 through 4992

1.1913 0.7146 0.6284 0.6701 0.8939 0.8955 0.8699 0.9512 0.8257  
1.0505 0.7346 0.9325

Columns 4993 through 5004

0.6009 0.8217 0.9564 0.8540 0.8435 1.0176 0.9647 0.9270 0.9426  
1.0075 0.9041 0.7772

Columns 5005 through 5016

0.9421 0.9683 1.0312 0.9919 0.9298 0.9195 0.7730 1.0064 0.9145  
0.7139 0.9662 0.9828

Columns 5017 through 5028

0.9328 0.8941 0.9657 0.8334 1.0021 0.8539 0.8882 0.9446 0.9123  
0.9511 0.6692 0.9228

Columns 5029 through 5040

0.7437 0.7921 0.9773 0.9462 1.0115 0.9539 0.8416 0.9910 0.8196  
0.9874 0.9207 0.6973

Columns 5041 through 5052

0.9700 0.9844 1.0067 0.9234 0.8404 1.0014 0.9338 1.0298 0.7949  
0.9956 0.7654 0.9200

Columns 5053 through 5064

0.7948 0.7891 0.7373 0.9342 0.9884 0.8543 0.9963 0.9964 0.9619  
0.9828 0.9609 0.9990



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5065 through 5076

0.9316 1.0448 0.8308 0.9716 0.7057 0.6592 0.6855 0.7848 0.9678  
0.8881 0.9906 0.9836

Columns 5077 through 5088

0.9380 0.6162 0.7476 0.8086 0.7351 0.9097 0.7843 0.9643 0.8744  
0.8890 0.7975 0.9710

Columns 5089 through 5100

0.7168 0.9953 0.9632 0.9887 0.7846 0.6771 0.7763 0.9327 0.8480  
0.8062 0.9135 0.8741

Columns 5101 through 5112

0.7393 1.0334 0.9934 0.7755 1.0656 0.8633 0.8353 1.0137 0.9574  
1.0150 0.9991 0.6865

Columns 5113 through 5124

0.7980 0.8619 0.8305 0.9762 0.8497 0.8769 0.9653 0.9898 0.7406  
0.7049 0.9447 0.7837

Columns 5125 through 5136

0.7170 0.9019 0.8461 0.9011 0.6598 1.0092 1.0117 0.9711 0.9876  
0.9128 0.7473 0.9365

Columns 5137 through 5148

0.9607 0.9066 0.9261 0.8076 0.9702 0.9401 0.9131 0.9627 0.9984  
0.8203 0.9769 0.6934

Columns 5149 through 5160

0.9187 1.0085 0.9903 1.0011 0.7758 0.8059 0.9786 0.8499 0.8576  
0.8368 0.8412 0.9491

Columns 5161 through 5172

0.8726 0.9242 0.9762 0.9527 0.9672 0.6426 0.9593 0.8433 0.9271  
0.6577 0.9960 0.9333

Columns 5173 through 5184

0.9853 0.6524 0.8968 0.9905 0.9921 0.9966 0.7407 0.9692 0.7372  
0.9616 0.9553 1.0013

Columns 5185 through 5196

0.9814 0.8734 0.8466 0.7488 0.7179 0.9977 0.9400 1.0052 0.8364  
1.0093 0.7691 0.8200

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5197 through 5208

0.7366 0.6558 1.0167 0.9697 0.8092 0.9143 0.8259 0.8144 0.9222  
0.9379 0.7347 0.9887

Columns 5209 through 5220

0.8501 1.0311 0.9592 0.9771 0.8151 1.0258 0.8472 1.0140 0.8903  
0.7245 0.8314 1.0067

Columns 5221 through 5232

0.6121 0.9718 0.9578 0.9360 0.8038 1.0115 0.7415 0.8634 0.9121  
0.7139 0.9357 0.7424

Columns 5233 through 5244

0.9788 0.8484 0.8157 0.8219 0.7733 1.0099 0.7230 0.9658 0.9070  
0.8140 0.8031 0.9851

Columns 5245 through 5256

0.9814 0.8702 0.9907 0.8043 1.0291 0.9551 0.8437 0.6996 0.9927  
0.7332 0.8276 0.9449

Columns 5257 through 5268

0.7621 0.6930 1.0062 0.9805 0.9612 0.9404 0.7919 1.0078 0.8542  
0.8850 0.9750 0.8979

Columns 5269 through 5280

0.7560 1.0037 0.9445 0.9283 1.0008 1.0455 0.7618 0.6182 0.8323  
0.6819 0.9251 1.0341

Columns 5281 through 5292

1.0499 0.9872 0.8077 0.8531 0.9499 0.8630 0.9157 0.8809 0.9075  
0.9966 0.9478 0.9695

Columns 5293 through 5304

0.7363 0.9964 0.9733 0.9694 0.9592 1.0084 0.9970 0.7717 0.8249  
0.7004 0.9912 0.8969

Columns 5305 through 5316

0.9301 0.8366 0.9980 1.0071 0.9888 0.6745 0.9802 0.8879 0.9227  
0.8607 0.9946 0.8802

Columns 5317 through 5328

0.6435 0.8239 0.9619 0.6883 1.0955 0.8421 0.9945 0.6620 0.8921  
0.9779 0.8077 0.8669

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5329 through 5340

0.9328 0.7965 0.9942 0.9729 0.9529 0.9163 0.6905 0.8519 0.9455  
0.8169 0.9850 0.7437

Columns 5341 through 5352

0.8794 0.7750 1.0063 0.8829 0.7553 0.9848 0.9263 0.9725 1.0269  
1.0220 1.0397 0.8659

Columns 5353 through 5364

1.0239 0.9697 0.9383 0.8980 0.7166 1.0036 0.7521 0.8384 0.8562  
0.7371 0.9640 0.8186

Columns 5365 through 5376

0.7070 0.9532 0.7327 0.8247 0.9295 0.8120 0.9589 0.9307 0.8988  
0.7913 0.8630 1.0078

Columns 5377 through 5388

0.8306 0.9474 0.9793 0.7972 0.7761 0.9758 0.9573 0.9704 0.9400  
1.0619 0.9649 0.9148

Columns 5389 through 5400

0.8976 0.7760 0.8525 0.7251 0.9099 0.9950 0.9402 0.9001 0.7654  
0.9211 0.9798 0.9793

Columns 5401 through 5412

0.8110 0.9673 0.8437 0.8101 0.9298 0.9634 0.9372 0.9534 0.8823  
1.0088 0.6887 0.9575

Columns 5413 through 5424

0.9741 0.8171 0.9575 0.9393 0.9601 0.9979 0.8258 0.7506 0.9946  
0.6574 1.0079 1.0087

Columns 5425 through 5436

0.8570 0.8930 0.9837 0.8459 0.9024 0.9713 0.9506 0.9525 0.7973  
0.9788 0.9171 0.9513

Columns 5437 through 5448

0.7751 0.9580 0.9556 0.7578 0.9917 1.2896 0.8953 0.9902 0.9113  
0.6856 0.7816 0.7060

Columns 5449 through 5460

0.7469 0.9858 0.9112 0.8962 0.8546 1.0050 1.0403 0.8020 0.9492  
0.6983 0.7444 1.0340

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5461 through 5472

0.9815 0.9751 0.8849 0.8180 0.8421 1.0107 0.9269 0.8660 0.9565  
0.7757 0.8534 1.0391

Columns 5473 through 5484

0.8487 0.9709 1.0266 0.9322 0.7684 0.9853 0.8943 0.9678 0.6568  
0.8959 0.9961 0.8138

Columns 5485 through 5496

0.7590 0.7976 0.9412 0.9362 0.9524 1.0241 1.0070 0.8745 0.8859  
0.7878 0.7800 0.9344

Columns 5497 through 5508

1.0044 0.8389 0.9572 0.9276 1.0148 0.9255 0.9258 0.8910 0.9358  
0.8344 0.9922 0.7932

Columns 5509 through 5520

0.9136 0.9524 0.8502 1.0038 0.9669 0.8446 0.9863 0.9775 1.0434  
0.7187 0.9251 0.7889

Columns 5521 through 5532

0.6520 0.7823 0.6301 0.9910 1.0259 0.8739 0.7276 0.6665 0.7826  
0.9854 0.9587 0.7399

Columns 5533 through 5544

0.9230 0.8671 0.9640 0.7761 0.8213 0.9286 0.7888 0.9859 1.0054  
0.7470 0.6571 0.7415

Columns 5545 through 5556

0.8017 0.8754 0.9660 0.9119 0.8754 0.9099 0.9785 0.8746 0.8412  
0.7306 0.9234 0.8997

Columns 5557 through 5568

0.5838 0.8628 0.9932 0.8508 0.8583 0.8200 1.0155 0.8403 1.0057  
0.7775 1.0228 0.9398

Columns 5569 through 5580

0.8018 0.8523 0.9285 0.9862 0.8389 0.7270 0.7366 0.9729 0.8502  
0.7599 1.0654 0.9342

Columns 5581 through 5592

0.6714 1.0011 1.0256 0.7114 1.0232 0.8513 1.1477 0.8195 0.7570  
0.9715 0.9869 0.5820

Columns 5593 through 5600

0.6796 0.9900 0.9523 0.9166 0.9267 0.7648 0.8959 0.8248

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

ind\_train =

Columns 1 through 20

1 1 1 1 1 2 2 2 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1  
1 1

Columns 21 through 40

1 1 2 2 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 2  
2 1

Columns 41 through 60

1 1 1 1 1 1 2 2 2 1 1 2 1 1 2 1 1 1  
1 2

Columns 61 through 80

1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 2 1  
1 1

Columns 81 through 100

1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1  
1 2

Columns 101 through 120

1 2 1 2 1 2 2 1 1 2 1 1 2 2 1 2 2 1  
2 2

Columns 121 through 140

1 2 2 1 2 1 2 1 2 1 2 2 2 2 2 1 2 1  
1 2

Columns 141 through 160

2 2 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 161 through 180

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 2 1 1  
1 1

Columns 181 through 200

1 2 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 1 2 2 1 1  
1 2

Columns 201 through 220

1 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1 2 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 221 through 240

2 2 2 2 1 2 1 2 1 1 1 1 2 1 2 2 1 1  
2 1

Columns 241 through 260

2 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 1 1 2 1  
1 2

Columns 261 through 280

2 2 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2  
1 1

Columns 281 through 300

1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 301 through 320

1 1 1 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 1 2 1 2  
2 2

Columns 321 through 340

2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2  
1 1

Columns 341 through 360

2 2 1 1 1 2 1 2 1 2 2 2 1 2 2 1 1 1  
1 2

Columns 361 through 380

1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 1 2  
1 1

Columns 381 through 400

2 2 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 2

Columns 401 through 420

2 2 2 1 2 2 1 1 2 1 1 2 2 1 2 1 1 2  
1 1

Columns 421 through 440

1 2 1 2 2 1 2 1 1 2 2 2 1 1 1 2 1 2  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 441 through 460

2 2 1 2 1 1 2 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 2  
1 1

Columns 461 through 480

1 1 1 2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 2 1  
1 1

Columns 481 through 500

2 1 2 2 1 1 2 2 1 1 2 1 2 2 1 1 1 1  
1 1

Columns 501 through 520

1 2 1 1 1 2 2 1 2 2 2 1 1 1 1 1 2 1  
1 1

Columns 521 through 540

1 2 1 2 1 1 1 1 1 2 1 2 2 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 541 through 560

2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1  
1 1

Columns 561 through 580

1 1 2 1 1 1 2 2 2 1 2 1 2 1 1 2 2 1  
2 1

Columns 581 through 600

2 2 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2  
1 2

Columns 601 through 620

2 1 1 1 2 2 2 1 2 2 2 1 2 1 2 2 2 1  
1 2

Columns 621 through 640

1 1 2 2 1 2 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1  
1 2

Columns 641 through 660

2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2 2 1 2 1  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 661 through 680

1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1  
1 1

Columns 681 through 700

1 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 2 2 1 1 1  
2 1

Columns 701 through 720

1 1 1 1 2 2 1 1 2 2 1 2 1 1 1 1 1 1  
2 1

Columns 721 through 740

1 1 1 2 1 1 2 2 1 2 1 2 1 2 2 1 1 2  
1 2

Columns 741 through 760

2 2 1 1 2 1 1 2 2 2 1 1 2 1 1 1 2 1  
1 1

Columns 761 through 780

1 2 2 2 1 1 1 1 2 2 1 2 1 1 1 1 2 1  
2 1

Columns 781 through 800

1 1 1 1 2 1 2 1 1 2 2 1 2 2 1 1 2 1  
2 1

Columns 801 through 820

2 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2  
2 2

Columns 821 through 840

1 2 2 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 1  
1 1

Columns 841 through 860

1 2 1 2 2 1 1 2 1 2 2 1 2 2 1 1 2 1  
2 1

Columns 861 through 880

1 1 1 1 2 1 2 2 1 2 1 1 1 2 1 1 2 2  
1 1



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 881 through 900

2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 1 1 2  
1 2

Columns 901 through 920

2 2 2 1 2 1 2 1 2 1 1 1 2 1 1 1 1 2  
2 1

Columns 921 through 940

1 1 1 2 1 1 1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 2 1  
1 1

Columns 941 through 960

2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 2 1 1  
2 2

Columns 961 through 980

1 2 1 1 2 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 2 1 1  
1 2

Columns 981 through 1000

2 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1001 through 1020

2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 1 2  
1 1

Columns 1021 through 1040

1 1 1 1 2 1 1 1 2 1 2 1 2 1 1 1 1 1  
1 2

Columns 1041 through 1060

1 1 1 2 1 1 1 1 2 2 2 1 2 2 1 1 1  
2 1

Columns 1061 through 1080

1 1 1 2 1 2 1 1 2 1 2 2 1 1 1 2 2 1  
2 2

Columns 1081 through 1100

1 1 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 1 2 2 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1101 through 1120

2 1 2 1 1 2 2 1 2 1 1 1 1 2 1 2 2 1  
2 1

Columns 1121 through 1140

1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1141 through 1160

2 1 1 1 1 2 2 1 1 2 1 2 1 2 2 2 1 1  
2 2

Columns 1161 through 1180

1 1 1 1 1 2 1 2 1 2 1 1 2 2 1 1 1 1  
1 2

Columns 1181 through 1200

1 2 1 1 2 2 1 2 1 1 1 2 2 1 1 2 2 2  
1 1

Columns 1201 through 1220

2 1 1 2 2 2 1 2 1 2 1 1 1 1 1 2 1 2  
1 1

Columns 1221 through 1240

1 1 2 1 1 2 2 2 1 1 1 1 1 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 1241 through 1260

1 2 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 1 2 1 2  
2 1

Columns 1261 through 1280

1 1 2 1 2 2 1 2 2 2 1 1 1 1 2 1 2 1  
2 1

Columns 1281 through 1300

2 2 1 2 1 1 2 1 2 1 1 1 1 2 2 1 1 1  
2 1

Columns 1301 through 1320

2 1 1 1 1 1 2 1 1 1 2 2 2 1 1 1 1 1  
1 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1321 through 1340

1 1 1 1 1 1 2 1 1 1 1 1 2 1 2 2 1 1  
2 1

Columns 1341 through 1360

1 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 2  
2 1

Columns 1361 through 1380

2 1 2 1 1 2 1 1 1 1 1 1 2 1 2 1 2 2  
2 2

Columns 1381 through 1400

1 1 2 2 1 1 2 1 1 2 1 1 2 1 2 1 1 1  
1 1

Columns 1401 through 1420

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 1421 through 1440

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1441 through 1460

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1461 through 1480

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1481 through 1500

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1501 through 1520

1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1521 through 1540

1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1541 through 1560

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1561 through 1580

2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1581 through 1600

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1601 through 1620

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 1621 through 1640

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
1 2

Columns 1641 through 1660

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1661 through 1680

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 1681 through 1700

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 1701 through 1720

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
1 2

Columns 1721 through 1740

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1741 through 1760

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1761 through 1780

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 1781 through 1800

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1801 through 1820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1821 through 1840

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 1841 through 1860

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 1 2 2  
2 1

Columns 1861 through 1880

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1881 through 1900

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1901 through 1920

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 1921 through 1940

2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1941 through 1960

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1961 through 1980

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1981 through 2000

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 2001 through 2020

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2021 through 2040

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2041 through 2060

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2061 through 2080

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2081 through 2100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2101 through 2120

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2121 through 2140

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 2141 through 2160

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 2161 through 2180

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2181 through 2200

2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2201 through 2220

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2221 through 2240

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2241 through 2260

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2261 through 2280

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2281 through 2300

1 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 2301 through 2320

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2321 through 2340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 2341 through 2360

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2361 through 2380

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2381 through 2400

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2401 through 2420

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2421 through 2440

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 2441 through 2460

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2461 through 2480

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2481 through 2500

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 2501 through 2520

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2521 through 2540

2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2541 through 2560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2561 through 2580

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2581 through 2600

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 2601 through 2620

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 2621 through 2640

2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2641 through 2660

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2661 through 2680

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2681 through 2700

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2701 through 2720

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 2721 through 2740

2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 1

Columns 2741 through 2760

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2761 through 2780

2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2781 through 2800

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 2801 through 2820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2821 through 2840

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2841 through 2860

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 2861 through 2880

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 2881 through 2900

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 2901 through 2920

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2921 through 2940

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 2941 through 2960

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2961 through 2980

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 2981 through 3000

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3001 through 3020

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3021 through 3040

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3041 through 3060

2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3061 through 3080

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3301 through 3320

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3321 through 3340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3341 through 3360

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 3361 through 3380

1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 3381 through 3400

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3401 through 3420

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3421 through 3440

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3441 through 3460

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 3461 through 3480

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3481 through 3500

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3501 through 3520

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3521 through 3540

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 3541 through 3560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3561 through 3580

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3581 through 3600

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 3601 through 3620

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3621 through 3640

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3641 through 3660

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3661 through 3680

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 3681 through 3700

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3701 through 3720

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3721 through 3740

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3741 through 3760

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 3761 through 3780

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3781 through 3800

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3801 through 3820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 3821 through 3840

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 3841 through 3860

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1  
2 2

Columns 3861 through 3880

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3881 through 3900

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 3901 through 3920

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3921 through 3940

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 3941 through 3960

2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 3961 through 3980

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 3981 through 4000

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4001 through 4020

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4021 through 4040

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 4041 through 4060

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4061 through 4080

2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4081 through 4100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 4101 through 4120

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4121 through 4140

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4141 through 4160

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4161 through 4180

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4181 through 4200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 4201 through 4220

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4221 through 4240

2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4241 through 4260

1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4261 through 4280

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 4281 through 4300

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4301 through 4320

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4321 through 4340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4341 through 4360

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 4361 through 4380

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4381 through 4400

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4401 through 4420

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4421 through 4440

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 4441 through 4460

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 4461 through 4480

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4481 through 4500

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2  
2 2

Columns 4501 through 4520

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4521 through 4540

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 4541 through 4560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4561 through 4580

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4581 through 4600

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4601 through 4620

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4621 through 4640

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 4641 through 4660

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4661 through 4680

2 1 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4681 through 4700

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 4701 through 4720

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 4721 through 4740

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4741 through 4760

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4761 through 4780

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4781 through 4800

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1  
1 2

Columns 4801 through 4820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4821 through 4840

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 4841 through 4860

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4861 through 4880

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4881 through 4900

1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4901 through 4920

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4921 through 4940

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 4941 through 4960

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 4961 through 4980

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 4981 through 5000

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5001 through 5020

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5021 through 5040

2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5041 through 5060

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5061 through 5080

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 5081 through 5100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5101 through 5120

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 5121 through 5140

1 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 5141 through 5160

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 5161 through 5180

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5181 through 5200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 5201 through 5220

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 5221 through 5240

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5241 through 5260

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 5261 through 5280

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5281 through 5300

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5301 through 5320

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 1

Columns 5321 through 5340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5341 through 5360

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 5361 through 5380

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5381 through 5400

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 5401 through 5420

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 5421 through 5440

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 5441 through 5460

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5461 through 5480

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5481 through 5500

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 5501 through 5520

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5521 through 5540

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5541 through 5560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5561 through 5580

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 5581 through 5600

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

MSE\_NN\_Pso\_perforemance =

0.1179

V\_test =

Columns 1 through 12

0.9604 0.9091 1.0091 0.8926 1.0417 0.9493 0.8172 0.8517 0.5205  
0.8518 0.9306 0.9575

Columns 13 through 24

0.9180 0.9816 1.0124 1.0034 0.8997 0.9064 0.9610 1.0084 0.9573  
1.0236 0.8900 0.7667

Columns 25 through 36

0.6921 0.7290 0.9862 0.9747 0.8210 0.8986 0.8344 0.9728 0.9601  
0.9154 0.9590 0.9264

Columns 37 through 48

0.6435 1.0084 0.8273 0.8111 0.8665 0.8098 0.9426 1.0274 0.9798  
0.8910 1.0320 0.8194

Columns 49 through 60

0.7201 0.8050 0.9987 0.6690 1.0121 0.6592 0.7755 1.0566 0.9343  
0.8639 0.7298 0.9645

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 61 through 72

0.9891 1.0134 0.8965 0.9868 0.9560 0.9862 0.7356 1.0113 0.9139  
0.9118 0.9523 0.9034

Columns 73 through 84

0.8688 0.8978 0.9232 0.8676 0.7201 0.9214 0.8044 0.9251 0.9265  
0.9609 0.8637 0.9502

Columns 85 through 96

0.9560 0.8269 0.8733 1.0365 0.9871 0.9987 0.9798 0.7555 0.9058  
0.8457 0.9629 0.9103

Columns 97 through 108

0.8932 0.8202 1.0023 0.8178 0.8807 0.7259 0.9592 0.8415 0.8985  
0.9323 1.0020 0.6069

Columns 109 through 120

0.8228 1.0062 1.0225 0.9936 0.9227 0.7289 0.8627 0.9910 0.8708  
0.8919 0.9595 0.9989

Columns 121 through 132

0.9474 0.7268 1.0588 0.9567 0.7440 0.9978 0.8448 0.9984 1.1088  
0.9271 0.7795 0.9847

Columns 133 through 144

0.7008 0.7261 0.8447 0.9739 0.8688 0.8053 0.8225 0.9712 0.8663  
0.9634 0.6794 0.8641

Columns 145 through 156

0.7131 1.0021 0.9754 0.9874 0.7489 0.9571 0.7610 0.8662 0.9005  
0.6865 0.9096 0.9455

Columns 157 through 168

0.7675 0.9838 0.8708 0.9700 0.7733 0.7656 0.8036 0.8174 0.8939  
0.9590 0.8709 0.9864

Columns 169 through 180

0.9796 1.0191 0.9642 0.8591 1.0666 0.9997 0.7311 0.9406 0.8465  
0.9345 0.7059 0.8355

Columns 181 through 192

0.8674 1.0527 0.8789 0.9718 0.9827 1.0028 0.9743 0.7316 0.9563  
0.9394 0.9085 1.2409

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 193 through 204

0.9726 0.8870 1.1274 0.9857 0.7474 0.9912 0.8664 1.0271 0.7095  
0.8734 0.8080 0.9468

Columns 205 through 216

0.6736 1.0174 1.0015 1.0387 0.5867 0.8437 0.9493 0.6923 1.0018  
1.0143 0.8823 0.7772

Columns 217 through 228

0.6866 0.9875 0.7643 0.7104 0.9661 0.8834 0.8314 0.9001 0.7860  
0.8964 0.9199 0.8488

Columns 229 through 240

0.9207 0.9130 0.9721 0.8016 0.9803 0.9710 0.9701 0.9973 0.8170  
0.9103 0.7386 0.9091

Columns 241 through 252

0.9276 0.7304 0.8014 0.8754 0.9236 0.8632 0.7923 0.9061 0.8649  
0.9471 0.7320 0.5280

Columns 253 through 264

0.9036 0.9873 1.0191 1.1857 0.9288 0.9620 0.8345 0.9752 0.9282  
0.9936 0.9344 0.9767

Columns 265 through 276

1.0583 0.7368 0.9754 0.6320 0.9345 0.9818 0.7857 0.9035 0.9262  
0.9972 0.9674 0.7542

Columns 277 through 288

0.8105 0.9987 0.9937 1.0344 0.7318 0.9351 0.8140 0.8046 0.8820  
0.9660 0.9622 0.7234

Columns 289 through 300

0.9816 0.9757 0.9443 0.8411 0.9735 0.7455 0.9117 0.9629 0.8385  
0.7639 1.0258 0.9816

Columns 301 through 312

0.9832 0.7026 0.7512 0.9640 0.6934 0.7990 0.9686 0.9709 0.6234  
0.9773 1.0170 1.0427

Columns 313 through 324

0.7254 0.8438 0.7137 0.7523 0.9200 0.8720 0.9905 0.8990 0.9845  
0.9719 0.8842 0.9691



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 325 through 336

0.9222 0.9469 0.6269 0.9675 0.7469 0.8749 0.8900 0.9504 0.8945  
0.9238 0.7397 1.0121

Columns 337 through 348

0.9174 0.6410 0.8564 0.7288 0.7256 0.8653 1.0199 0.9629 0.9392  
0.9774 0.8908 0.7828

Columns 349 through 360

0.8223 0.7134 0.7425 1.0051 0.8243 0.9924 0.9667 0.6696 0.9326  
0.8744 0.7025 0.5376

Columns 361 through 372

0.9832 0.8451 0.7957 0.8780 0.8352 0.7470 0.7314 1.0055 1.0085  
0.9428 1.0052 0.8565

Columns 373 through 384

1.0265 0.9399 0.7622 0.9007 0.8678 0.7208 1.0429 0.9860 0.7148  
0.7357 0.8103 0.9352

Columns 385 through 396

1.0066 0.9857 1.0977 0.7053 0.9050 1.0604 0.9447 0.6927 0.6811  
0.7776 1.0058 0.7746

Columns 397 through 408

1.0026 1.0076 0.9471 0.9026 0.7812 0.9734 0.9806 1.0461 0.9879  
0.9791 0.7689 0.5989

Columns 409 through 420

0.9988 0.7839 0.8447 0.9575 0.9867 0.7334 0.9549 1.0193 0.9360  
1.0244 0.9617 0.9365

Columns 421 through 432

0.7967 0.9409 0.8591 0.9685 0.7613 0.9932 0.9220 0.8615 1.0143  
0.6586 0.9203 0.8327

Columns 433 through 444

0.9962 0.8897 0.8724 0.7745 0.8621 1.0031 0.7613 0.7963 0.8565  
3.8673 0.9437 0.7334

Columns 445 through 456

0.7101 0.7288 0.9197 0.8584 0.8453 0.7999 0.8646 0.8679 0.9728  
0.9441 0.7664 0.9036

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 457 through 468

0.9495 1.0088 0.9015 0.9802 0.8218 0.8211 0.8923 0.9171 0.9968  
0.6959 0.7562 0.6887

Columns 469 through 480

0.9620 0.9260 0.9703 0.9933 0.9969 0.9518 0.9095 0.5622 0.9105  
0.8322 0.9543 0.9298

Columns 481 through 492

0.9902 0.9816 0.8376 1.0724 0.9481 0.6590 0.8516 1.0275 0.8801  
0.9742 0.9059 0.9841

Columns 493 through 504

0.6835 0.7380 0.5285 0.9036 1.0064 0.7761 0.9403 0.8248 1.0042  
1.0284 0.8272 0.9898

Columns 505 through 516

0.8741 1.0016 0.8996 0.9428 0.9378 0.9335 0.9853 0.8010 0.8524  
0.7303 0.9381 0.9406

Columns 517 through 528

0.9810 0.7346 0.9026 0.7246 0.8157 0.9436 0.9394 0.8126 0.9760  
0.8237 1.0046 1.0558

Columns 529 through 540

0.5800 0.9886 0.7187 0.9708 0.8737 0.9193 0.7154 0.8863 0.8227  
0.8209 0.9729 1.0139

Columns 541 through 552

0.9900 0.9807 0.8057 0.9993 0.8479 1.0710 0.9415 0.9644 0.9752  
0.9864 0.8028 0.8869

Columns 553 through 564

1.0043 1.0053 0.9412 0.9909 0.9814 1.0399 1.0012 0.6914 0.9737  
0.8980 0.7595 0.9610

Columns 565 through 576

0.9249 0.7281 0.8736 0.8165 0.9500 0.8902 0.8254 0.8169 0.9787  
0.7954 0.9805 0.9732

Columns 577 through 588

0.9685 0.7475 0.8703 0.7428 0.8255 0.9942 0.6130 0.8974 0.7473  
0.8205 0.6695 1.0157

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 589 through 600

0.9890 0.9997 0.6521 0.9732 0.7650 1.0013 0.9962 0.9382 0.8554  
0.8911 0.7183 0.6615

Columns 601 through 612

1.0010 0.8357 0.9659 0.9085 0.9777 0.7795 0.6610 0.7596 0.8746  
0.9408 0.9615 0.9276

Columns 613 through 624

0.9519 0.8334 0.7185 1.0635 1.0505 0.9324 0.8493 1.2164 0.6539  
0.8156 0.9005 0.9580

Columns 625 through 636

0.9391 0.8880 0.8870 0.9575 0.7732 0.8251 1.0091 0.9436 0.9316  
0.9624 0.9186 0.9603

Columns 637 through 648

0.9685 0.9779 0.9493 0.9070 0.8367 0.8029 1.0008 0.8391 0.9167  
0.9048 0.9510 0.9961

Columns 649 through 660

0.8940 0.8135 0.8805 0.8319 0.7538 1.0333 0.8624 0.8405 0.8819  
1.0162 0.9993 0.9374

Columns 661 through 672

0.7790 0.9597 0.9824 0.8626 0.8588 0.7931 1.0383 1.0126 1.0058  
1.0020 0.9709 0.8008

Columns 673 through 684

1.0102 0.8241 0.9381 1.0712 0.9086 0.6834 0.9141 0.9122 0.9223  
1.0146 0.8776 0.9921

Columns 685 through 696

0.9775 0.6530 0.8914 0.7017 1.0048 0.9953 0.8455 0.9723 1.0096  
0.8441 0.9124 0.9866

Columns 697 through 708

0.8925 0.7479 0.9771 0.9485 0.9687 0.6802 0.7591 0.9225 0.9817  
0.9286 0.9181 0.9326

Columns 709 through 720

0.9254 0.8668 1.0148 0.9641 1.0009 1.0540 0.9020 0.9715 0.8706  
1.0446 0.9606 0.9756

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 721 through 732

0.7995 0.6511 0.8699 0.9487 0.8606 0.9987 1.0027 0.9003 0.9770  
0.9714 0.8000 1.0005

Columns 733 through 744

0.7882 0.8719 0.7517 0.8083 1.0065 0.6252 0.9799 0.9455 0.8530  
0.7809 0.9798 0.9699

Columns 745 through 756

0.9398 0.9656 0.6307 0.9312 1.0234 0.8573 0.9991 0.8767 0.8787  
0.9110 0.9979 1.0160

Columns 757 through 768

0.9757 0.9573 0.7429 0.7925 0.9581 1.0040 0.9915 0.8986 0.5620  
0.9554 0.9542 0.8064

Columns 769 through 780

1.0040 0.7381 0.8710 0.9567 0.6543 0.8419 0.9557 0.9854 0.9112  
0.9291 0.9612 0.7302

Columns 781 through 792

0.9329 1.0538 0.8576 0.6561 0.7790 1.0159 1.0318 0.7594 0.8427  
0.9439 0.8078 0.9662

Columns 793 through 804

1.0040 1.0138 0.9252 0.9865 0.9006 0.9929 0.8127 0.9444 0.9237  
0.9804 0.9913 1.0070

Columns 805 through 816

0.8680 0.6887 0.6936 0.7925 1.0023 0.8075 0.8894 0.9649 1.0256  
1.3481 0.9596 0.5858

Columns 817 through 828

0.5919 1.0100 0.8410 0.8387 0.7502 1.0662 1.0108 0.7895 0.9880  
0.6712 0.7595 0.8766

Columns 829 through 840

0.8015 0.6952 0.9573 0.8450 1.0052 0.9709 0.9625 1.0144 0.8828  
0.8416 0.9540 0.9902

Columns 841 through 852

0.6942 1.1410 0.8562 0.9934 0.9836 0.9494 0.8505 1.0018 0.9134  
0.5584 0.8792 0.7692

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 853 through 864

0.8403 0.9037 0.6783 0.7737 1.0002 0.9454 0.8634 0.7843 0.8040  
0.9677 0.8294 0.9382

Columns 865 through 876

0.9345 0.7532 0.8760 1.0461 0.9740 0.8181 0.9506 0.7641 0.7377  
0.6512 1.0039 1.0469

Columns 877 through 888

0.9953 0.9735 0.9465 0.9515 0.9013 1.0321 0.8027 0.8566 0.8442  
0.7007 0.7698 0.7296

Columns 889 through 900

0.9937 0.9499 0.9927 1.0019 0.9681 0.8179 0.9436 0.7081 0.8932  
0.8504 0.9951 1.0056

Columns 901 through 912

0.8677 0.9493 0.8956 0.9945 0.6773 0.9102 0.9566 0.9908 0.9469  
0.6847 0.7618 0.9005

Columns 913 through 924

0.9536 0.9566 0.8963 0.9302 0.9715 1.0132 0.7580 0.9628 0.8876  
1.0022 0.8409 0.9129

Columns 925 through 936

0.7559 0.9598 0.9083 0.8952 0.9872 0.8361 0.8838 0.8915 0.9436  
1.0362 0.8163 0.9861

Columns 937 through 948

0.8490 0.9422 0.9827 1.0131 1.0442 1.0964 0.9840 0.7474 0.8429  
0.9970 0.9501 0.9271

Columns 949 through 960

0.9564 0.9472 0.7487 0.9595 0.9796 1.0198 0.8708 0.6911 0.8511  
0.9372 0.9674 0.9759

Columns 961 through 972

0.9615 0.9567 0.9119 0.6967 0.9587 0.7870 0.9127 0.8466 0.6966  
0.7492 1.0091 0.8181

Columns 973 through 984

0.7557 0.9624 0.9681 0.9065 1.0147 0.7361 0.8506 0.9607 0.9406  
0.9990 0.9648 1.0022

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 985 through 996

0.9567 1.0505 0.8149 1.0334 0.9592 0.7694 0.8893 1.0259 0.8882  
1.0385 0.9941 0.8919

Columns 997 through 1008

0.6410 0.8580 0.8509 0.9425 0.8760 0.9709 0.8480 0.9585 0.8837  
0.8910 0.7330 0.8711

Columns 1009 through 1020

0.9867 0.9994 0.8684 0.9158 0.5901 0.7562 0.6799 1.0130 0.7668  
0.9481 0.8693 0.9306

Columns 1021 through 1032

0.7485 0.9232 0.9050 0.8588 0.9686 0.8255 1.0165 0.9533 0.8774  
0.9955 0.8845 1.0059

Columns 1033 through 1044

0.9806 0.6393 0.8297 1.0451 0.8875 0.7191 1.0082 0.5770 0.9738  
0.9497 0.9002 0.7108

Columns 1045 through 1056

0.9828 1.0232 0.6681 0.8962 1.0244 0.9798 0.8981 0.7603 0.9421  
0.8276 0.8917 0.9580

Columns 1057 through 1068

0.9924 0.9270 0.8850 0.9629 0.7288 0.9154 0.9773 0.9242 0.9730  
0.9558 0.8779 0.9307

Columns 1069 through 1080

0.9770 0.9570 0.9715 0.9608 0.6876 0.7413 0.9557 0.8255 0.9686  
0.8053 0.9006 0.9980

Columns 1081 through 1092

0.8681 0.9086 0.8421 0.9722 0.5642 0.6522 0.9677 0.9399 1.0093  
0.9762 0.9540 0.9921

Columns 1093 through 1104

0.8634 0.7891 0.6294 0.9800 0.9730 0.9902 0.9334 0.9133 0.8941  
0.6777 1.0383 0.9677

Columns 1105 through 1116

0.9699 0.7056 0.9626 0.7932 0.7897 0.6979 0.9605 1.1762 0.8035  
0.7055 0.8100 0.9474

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1117 through 1128

1.0233 0.8405 0.8453 1.0060 0.8811 0.9905 0.7215 1.0092 0.6667  
0.9379 0.9845 0.7509

Columns 1129 through 1140

0.8847 0.9597 0.9329 0.9981 0.9996 0.9103 0.6898 0.9132 0.7078  
0.5800 0.9962 1.0184

Columns 1141 through 1152

0.8708 0.9833 0.9465 0.9055 0.9050 0.5890 0.8343 0.7734 0.9885  
1.0226 0.9440 0.7513

Columns 1153 through 1164

1.0011 0.9965 0.9868 0.9467 0.8200 0.9299 0.9746 0.8982 0.8428  
0.7557 0.8101 0.9736

Columns 1165 through 1176

0.8707 0.9006 0.8554 0.9503 0.9945 0.9226 1.0017 0.9905 0.7401  
0.7715 0.7969 0.9681

Columns 1177 through 1188

0.8526 0.9602 0.8960 1.0879 0.9055 0.9517 0.7337 0.8580 0.9315  
0.9713 0.9056 0.7499

Columns 1189 through 1200

0.7975 0.9751 0.9870 0.8313 0.9641 0.8224 0.6996 0.6449 1.0019  
0.8076 0.8235 0.9874

Columns 1201 through 1212

0.9663 0.8583 0.8221 0.7113 0.7541 0.8858 0.5379 0.8852 0.7305  
0.9918 1.0536 0.9647

Columns 1213 through 1224

0.9715 0.9115 0.9015 0.9499 0.8302 0.9438 0.9589 0.7826 0.9094  
0.9502 0.9176 0.8365

Columns 1225 through 1236

0.9652 0.8067 0.9440 1.0066 0.6103 0.9916 0.8870 0.9696 0.9408  
1.0606 0.9208 1.0163

Columns 1237 through 1248

0.8904 0.8598 0.9682 0.9619 1.0499 0.8824 0.9162 0.7898 0.7983  
1.0391 1.0094 1.0215

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1249 through 1260

0.8168 0.9450 1.0142 0.9484 0.8872 0.8278 0.8900 0.8750 0.9482  
1.0188 0.9943 0.9905

Columns 1261 through 1272

0.9225 0.8557 0.8689 0.9268 0.9368 1.0040 0.9273 1.0143 0.7322  
0.9107 0.9332 1.2472

Columns 1273 through 1284

1.0652 0.8628 0.9790 0.9266 0.7820 0.8161 0.8247 0.9486 0.8274  
0.7813 0.9553 0.8377

Columns 1285 through 1296

1.0146 0.9433 0.7664 0.9085 0.9342 0.7165 0.8160 0.9630 0.8970  
0.7385 0.7192 0.7074

Columns 1297 through 1308

0.9687 0.9267 0.7122 0.9717 0.9102 0.8257 0.7961 0.8306 0.7224  
0.7019 0.8335 1.0037

Columns 1309 through 1320

0.9341 0.9741 0.9765 1.1747 0.8965 0.8665 0.9711 0.8567 0.9138  
1.0138 0.9634 0.9836

Columns 1321 through 1332

0.8839 0.7759 0.9492 0.9118 0.8891 0.7263 0.9271 0.9298 0.8573  
1.0261 0.7853 0.9434

Columns 1333 through 1344

0.9324 0.9750 0.9482 0.6646 0.9718 0.7934 0.9111 0.8713 0.8484  
1.0117 0.8254 0.8724

Columns 1345 through 1356

0.7273 0.7670 0.9767 0.9909 0.8860 0.9839 0.9449 0.9478 0.7751  
0.7538 1.0626 0.9170

Columns 1357 through 1368

0.8004 0.9889 0.8876 0.9902 0.9420 0.8142 0.8392 0.6141 0.9547  
1.0084 0.9881 0.7132

Columns 1369 through 1380

0.8561 1.0013 0.7280 0.9714 0.9941 0.7948 0.9782 1.0005 0.8828  
0.9209 0.9873 0.8950



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1381 through 1392

0.6499 0.7887 0.9186 0.7714 0.9305 0.8765 0.8658 0.9968 0.7475

1.0023 1.0021 0.7679

Columns 1393 through 1400

0.9337 0.8819 1.0065 0.9920 0.8565 1.0063 0.8642 0.9964

ind\_test =

Columns 1 through 20

2 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 21 through 40

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 41 through 60

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 61 through 80

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 81 through 100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 101 through 120

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 121 through 140

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 141 through 160

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 161 through 180

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 181 through 200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 201 through 220

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 221 through 240

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 241 through 260

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 261 through 280

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 281 through 300

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 301 through 320

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 321 through 340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 341 through 360

1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 361 through 380

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 381 through 400

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 401 through 420

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 421 through 440

2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 441 through 460

2 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 461 through 480

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 481 through 500

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 501 through 520

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 521 through 540

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 541 through 560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 561 through 580

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 581 through 600

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 2  
2 2

Columns 601 through 620

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 621 through 640

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 641 through 660

2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 661 through 680

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 681 through 700

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 701 through 720

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 721 through 740

2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 741 through 760

1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 761 through 780

2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 781 through 800

2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 801 through 820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 821 through 840

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 841 through 860

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 1

Columns 861 through 880

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 881 through 900

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 901 through 920

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 921 through 940

2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 941 through 960

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 961 through 980

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 981 through 1000

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1001 through 1020

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1021 through 1040

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1041 through 1060

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1061 through 1080

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 1081 through 1100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 2  
2 2

Columns 1101 through 1120

2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1121 through 1140

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1141 through 1160

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1161 through 1180

1 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1181 through 1200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1201 through 1220

2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1  
2 2

Columns 1221 through 1240

2 2 2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1241 through 1260

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1261 through 1280

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1281 through 1300

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1301 through 1320

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1321 through 1340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 1341 through 1360

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1361 through 1380

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 1381 through 1400

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

V\_test2 =

Columns 1 through 20

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 21 through 40

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 41 through 60

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 61 through 80

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 81 through 100

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 101 through 120

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 121 through 140

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 141 through 160

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 161 through 180

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 181 through 200

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 201 through 220

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 221 through 240

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 241 through 260

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 261 through 280

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 281 through 300

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 301 through 320

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 321 through 340

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 341 through 360

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 361 through 380

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 381 through 400

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 401 through 420

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 421 through 440

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 441 through 460

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 461 through 480

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 481 through 500

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 501 through 520

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 521 through 540

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 541 through 560

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 561 through 580

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 581 through 600

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 601 through 620

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 621 through 640

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 641 through 660

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 661 through 680

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 681 through 700

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 701 through 720

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 721 through 740

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 741 through 760

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 761 through 780

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 781 through 800

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 801 through 820

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 821 through 840

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 841 through 860

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 861 through 880

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 881 through 900

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 901 through 920

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 921 through 940

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 941 through 960

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 961 through 980

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 981 through 1000

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1001 through 1020

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1021 through 1040

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1041 through 1060

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1061 through 1080

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1081 through 1100

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1101 through 1120

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1121 through 1140

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1141 through 1160

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1161 through 1180

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1181 through 1200

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1201 through 1220

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1221 through 1240

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1241 through 1260

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1261 through 1280

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1281 through 1300

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1301 through 1320

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1321 through 1340

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1341 through 1360

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1361 through 1380

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

Columns 1381 through 1400

1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1  
1 1

ind\_test2 =

Columns 1 through 20

2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 21 through 40

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 41 through 60

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 61 through 80

2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 81 through 100

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 1

Columns 101 through 120

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 121 through 140

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2  
1 2

Columns 141 through 160

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 161 through 180

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 181 through 200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

Columns 201 through 220

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 221 through 240

1 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 241 through 260

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 261 through 280

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 281 through 300

1 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 301 through 320

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 321 through 340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 341 through 360

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 1

Columns 361 through 380

2 1 1 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 381 through 400

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 401 through 420

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 421 through 440

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 441 through 460

2 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 461 through 480

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 481 through 500

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 501 through 520

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 521 through 540

2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 541 through 560

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 561 through 580

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 581 through 600

1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1  
2 2

Columns 601 through 620

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 621 through 640

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 641 through 660

2 1 2 1 2 2 1 2 2 2 2 1 1 2 1 2 2  
2 2

Columns 661 through 680

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2



ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 681 through 700

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 701 through 720

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 721 through 740

2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 1  
2 2

Columns 741 through 760

2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 761 through 780

2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2  
2 1

Columns 781 through 800

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 801 through 820

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 821 through 840

2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 841 through 860

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 1 2 1 2 2 2  
2 1

Columns 861 through 880

2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 881 through 900

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 1  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 901 through 920

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 921 through 940

2 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2  
2 2

Columns 941 through 960

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 961 through 980

2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2  
2 2

Columns 981 through 1000

2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1001 through 1020

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1021 through 1040

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1041 through 1060

2 2 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1061 through 1080

2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 1 2 1  
2 2

Columns 1081 through 1100

1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 1101 through 1120

2 1 1 2 2 2 2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1121 through 1140

2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 1  
2 2

Columns 1141 through 1160

1 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2  
2 2

Columns 1161 through 1180

1 2 1 2 2 1 1 2 1 2 2 1 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 1181 through 1200

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 1201 through 1220

2 1 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1  
2 2

Columns 1221 through 1240

2 1 2 1 1 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1241 through 1260

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1261 through 1280

2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
2 2

Columns 1281 through 1300

2 1 2 2 2 2 2 2 1 2 2 2 2 1 2 2 2 2  
1 2

Columns 1301 through 1320

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1 2 2 2 2  
2 2

Columns 1321 through 1340

2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
1 2

ข7 ผลการวิเคราะห์ข้อมูลจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

Columns 1341 through 1360

```
2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2
2 2
```

Columns 1361 through 1380

```
2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 1
2 2
```

Columns 1381 through 1400

```
2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 1 2 2
2 2
```

MSE\_NN\_Pso\_testing =0.0729

MSE\_NN\_Pso\_perforemance = 0.117857

MSE\_NN\_Pso\_testing = 0.072857

>>

ข8 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสียงในการเป็นโรคเบาหวาน

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Hidden 1	5.86	-0.96	2.35	-2.07	1.52	-1.52	1.64	-16.21	-1.83	17.96
Hidden 2	5.51	-0.12	1.02	1.25	2.46	-1.23	17.07	3.98	6.77	-13.33
Hidden 3	3.22	0.32	-0.39	-0.26	4.70	11.67	37.89	-1.35	2.94	5.63
Hidden 4	2.65	1.49	-0.39	0.40	0.71	-0.25	-9.22	-3.98	1.15	-3.43
Hidden 5	0.63	-1.54	1.20	-16.67	4.24	-2.02	-35.06	52.82	4.70	22.83
Hidden 6	-46.72	-10.35	1.48	-0.30	-11.48	-6.22	-31.54	5.31	-37.98	31.99
Hidden 7	21.52	-1.37	2.33	3.34	-16.64	-2.10	14.26	0.18	-1.58	29.25
Hidden 8	4.14	-0.69	2.10	-1.64	4.25	1.50	-17.10	-0.80	-2.32	8.56
Hidden 9	-18.17	0.83	-1.49	-3.37	18.20	-2.29	-12.81	1.04	0.83	-25.59
Hidden 10	-11.19	-0.22	-2.05	5.07	-39.93	-4.46	71.59	-18.33	31.84	35.22
Hidden 11	0.76	2.23	-0.40	3.85	2.71	-1.87	10.53	-11.25	0.84	-24.69
Hidden 12	-3.75	-1.21	-0.93	-0.07	-2.68	-2.88	-9.51	-9.57	-2.11	-19.71
Hidden 13	-13.08	-5.35	12.11	-10.88	-9.99	5.32	-11.21	14.76	-37.65	22.97
Hidden 14	-8.80	2.70	-3.37	3.37	-1.82	3.91	12.41	6.38	28.17	-39.50
Hidden 15	-2.00	-1.04	5.17	-1.62	4.51	6.13	27.17	26.77	20.99	-43.61
Hidden 16	23.67	8.47	-8.01	26.41	1.77	9.28	11.59	54.87	39.62	-7.55
Hidden 17	6.05	1.06	2.59	-2.04	-13.95	-1.21	-26.95	27.43	1.13	20.13
Hidden 18	-11.02	-4.82	9.01	-5.65	11.81	-1.58	2.84	7.50	-18.15	-0.03
Hidden 19	0.45	-0.10	0.03	1.68	-1.30	1.41	-6.25	1.38	-0.70	-1.17
Hidden 20	5.03	-0.04	-2.44	1.41	-0.54	1.13	40.07	-9.81	-15.45	-15.66

ข8 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
Hidden 21	10.21	-0.89	-6.63	0.61	-3.92	16.64	-12.35	-51.80	-22.50	-43.58
Hidden 22	-5.23	-3.06	-5.91	-5.84	14.91	16.77	-18.37	-11.36	1.14	-15.76
Hidden 23	0.62	-0.12	0.07	0.52	0.74	-1.13	-0.85	-7.80	-2.77	2.06
Hidden 24	3.96	-3.42	0.22	-3.50	-0.20	0.27	2.30	3.86	3.28	22.77

หมายเหตุ ระหว่างชั้นข้อมูลป้อนเข้ากับชั้นซ่อน

ข8 ค่าสัมประสิทธิ์การจำแนกกลุ่มเสี่ยงในการเป็นโรคเบาหวาน (ต่อ)

	GY1	GY2
Hidden1	0.56	-0.56
Hidden2	-14.75	14.75
Hidden3	0.87	-0.87
Hidden4	-1.10	1.10
Hidden5	0.39	-0.39
Hidden6	-0.80	0.80
Hidden7	-1.47	1.47
Hidden8	-1.03	1.03
Hidden9	-1.77	1.77
Hidden10	-0.33	0.33
Hidden11	0.65	-0.65
Hidden12	0.54	-0.54
Hidden13	0.12	-0.12
Hidden14	0.22	-0.22
Hidden15	0.61	-0.61
Hidden16	-0.35	0.35
Hidden17	0.39	-0.39
Hidden18	-0.45	0.45
Hidden19	12.58	-12.58
Hidden20	-0.32	0.32
Hidden21	-0.31	0.31
Hidden22	-0.56	0.56
Hidden23	0.91	-0.91
Hidden24	-0.54	0.54

หมายเหตุ ระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นข้อมูลส่งออก

ข9 ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเกณฑ์และตัวแปรทำนาย

	Hd <sub>1</sub>	Hd <sub>2</sub>	Hd <sub>3</sub>	Hd <sub>4</sub>	Hd <sub>5</sub>	Hd <sub>6</sub>	Hd <sub>7</sub>	Hd <sub>8</sub>	Hd <sub>9</sub>	Hd <sub>10</sub>	.	.	Hd <sub>24</sub>	Sum	Relative	Rank
X <sub>1</sub>	3.26	81.29	2.82	2.91	0.25	37.25	31.65	4.28	32.12	3.69	.	.	2.13	238.37	10.90%	3
X <sub>2</sub>	0.54	1.80	0.28	1.64	0.60	8.25	2.02	0.71	1.46	0.07	.	.	1.84	32.02	1.46%	10
X <sub>3</sub>	1.31	14.99	0.34	0.43	0.46	1.18	3.43	2.17	2.63	0.68	.	.	0.12	48.29	2.21%	9
X <sub>4</sub>	1.15	18.50	0.23	0.44	6.47	0.24	4.91	1.70	5.96	1.67	.	.	1.88	86.79	3.97%	8
X <sub>5</sub>	0.84	36.35	4.10	0.78	1.64	9.15	24.47	4.39	32.18	13.17	.	.	0.11	172.79	7.90%	6
X <sub>6</sub>	0.85	18.22	10.19	0.27	0.78	4.96	3.09	1.55	4.04	1.47	.	.	0.14	91.66	4.19%	7
X <sub>7</sub>	0.91	251.77	33.08	10.11	13.60	25.14	20.98	17.66	22.66	23.62	.	.	1.24	575.38	26.32%	1
X <sub>8</sub>	9.00	58.74	1.18	4.36	20.49	4.23	0.26	0.83	1.83	6.05	.	.	2.07	224.37	10.26%	5
X <sub>9</sub>	1.01	99.90	2.57	1.26	1.82	30.28	2.32	2.40	1.47	10.50	.	.	1.76	226.75	10.37%	4
X <sub>10</sub>	9.97	196.68	4.92	3.76	8.85	25.50	43.03	8.84	45.25	11.62	.	.	12.25	489.67	22.40%	2
Sum	28.84	778.23	59.70	25.94	54.97	146.17	136.16	44.53	149.60	72.55	.	.	23.54	2186.08	100%	



### ภาคผนวก ค

- ค1 หนังสือรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์
- ค2 หนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูล

ค1 หนังสือรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

ที่ ๐๗๐/๒๕๖๑



เอกสารรับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์  
วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา  
มหาวิทยาลัยบูรพา

๑. ชื่อเรื่องคุณิพนธ์

ชื่อเรื่อง: การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสาน  
การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาคสำหรับการจำแนกประเภทกลุ่มเสี่ยง  
ในการเป็นโรคเบาหวาน

TITLE: DEVELOPMENT OF DATA CLASSIFICATION USING A HYBRID METHOD OF ADAPTIVE  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR  
IDENTIFYING PATIENTS AT RISK OF DIABETES

๒. ชื่อนิติกร: นางอกนิษฐ์ ทองจิตร

หลักสูตร ปรัชญาคุณิพนธ์บัณฑิต (Ph.D.) สาขาวิชา การวิจัยและสถิติทางวิทยาการปัญญา  
รหัส ๕๓๘๑๐๒๙๐

๓. ผลการพิจารณาของคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

คณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา  
มหาวิทยาลัยบูรพา ได้พิจารณาแล้วเห็นว่า ค่าโครงคุณิพนธ์ดังกล่าวเป็นไปตามหลักการของจริยธรรม  
การวิจัยในมนุษย์ โดยที่ผู้วิจัยเคารพสิทธิและศักดิ์ศรีในความเป็นมนุษย์ ไม่มีการล่วงละเมิดสิทธิ สวัสดิภาพ  
และไม่ก่อให้เกิดอันตรายแก่ตัวอย่างการวิจัย กลุ่มตัวอย่าง และผู้เข้าร่วมในโครงการวิจัย

จึงเห็นสมควรให้ดำเนินการวิจัยในขอบข่ายของเค้าโครงคุณิพนธ์ที่เสนอได้ ตั้งแต่วันที่ออกเอกสาร  
รับรองผลการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ฉบับนี้ จนถึงวันที่ ๓๐ ธันวาคม พ.ศ. ๒๕๖๑

ออกให้ ณ วันที่ ๓๐ ตุลาคม พ.ศ. ๒๕๖๑

ลงนาม

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภัทรวัตติ์ มากมี)

คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา  
มหาวิทยาลัยบูรพา

## ค2 หนังสือขอความอนุเคราะห์ข้อมูล



ที่ ศธ ๖๒๒๔/๐๕๕๖

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

มหาวิทยาลัยบูรพา

ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี ๒๐๑๓๑

๗ พฤศจิกายน ๒๕๖๑

เรื่อง ขอความอนุเคราะห์ขอข้อมูลเพื่อการวิจัย

เรียน นายแพทย์สาธารณสุขจังหวัดนครพนม

สิ่งที่ส่งมาด้วย ตารางข้อมูลผู้ป่วยที่เข้ามารับการรักษา จำนวน ๑ ชุด

ด้วย นางอภนิษฐ์ ทองจิตร รหัสประจำตัวนิสิต ๕๓๘๑๐๒๕๐ นิสิตหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวิชาการศึกษาและสถิติทางวิทยาการปัญญา ได้รับอนุมัติให้ทำดุษฎีนิพนธ์เรื่อง “การพัฒนาวิธีจำแนกประเภทโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับเหมาะผสมผสาน การหาค่าเหมาะสมที่สุดแบบกลุ่มอนุภาค สำหรับจำแนกประเภทกลุ่มเสียงเป็นโรคเบาหวาน” โดยมี ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.พูลพงศ์ สุขสว่าง เป็น อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก ในการนี้ ผู้วิจัยมีความประสงค์ขอความอนุเคราะห์คัดกรองข้อมูลผู้ป่วยที่มาเข้ารับการรักษาในโรงพยาบาล สังกัดสาธารณสุขจังหวัดนครพนม ช่วงปีพุทธศักราช ๒๕๕๘-๒๕๖๑ โดยคัดเลือกเฉพาะผู้ป่วยที่มีช่วงอายุตั้งแต่ ๓๕ ปีขึ้นไป ซึ่งข้อมูลดังกล่าวผู้วิจัยจะปกปิดเป็นความลับ และนำไปใช้วิเคราะห์งานวิจัยดุษฎีนิพนธ์ของนิสิตครั้งนี้เท่านั้น

จึงเรียนมาเพื่อโปรดพิจารณา วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา หวังเป็นอย่างยิ่งว่าคงจะได้รับความอนุเคราะห์จากท่านด้วยดี และขอขอบคุณมา ณ โอกาสนี้

ขอแสดงความนับถือ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ภัทราวดี มากมี)

คณบดีวิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา

โทร. ๐ ๓๘๑๐ ๒๐๗๗-๘

โทร/ โทรสาร ๐ ๓๘๓๙ ๓๔๘๔

http://www.rmcs.buu.ac.th