

สำนักหอสมุด มหาวิทยาลัยบูรพา  
ต.แสนสุข อ.เมือง จ.ชลบุรี 20131

การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม

ทศพล ปราชญ์ปรีชา

23 ส.ค. 2559  
365236

TH0024421

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

มีนาคม 2556

ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยบูรพา

DEFECT DETECTION IN TEXTILE FABRICS WITH EDGE DETECTION  
AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

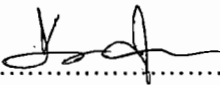
THODSAPHON PRACHPREECHA

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENT  
FOR THE MASTER DEGREE OF SCIENCE IN INFORMATION TECHNOLOGY  
FACULTY OF INFORMATICS BURAPHA UNIVERSITY

2013

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์ และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ได้พิจารณา  
วิทยานิพนธ์ของ ทศพล ปราชญ์ปรีชา ฉบับนี้แล้ว เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม  
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพาได้

คณะกรรมการควบคุมวิทยานิพนธ์

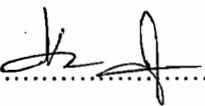
..... อาจารย์ที่ปรึกษา

(ดร.คณินิจ กุโบล่า)

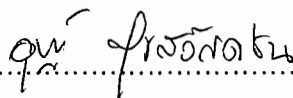
คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ

(ศาสตราจารย์ นาวาอากาศเอก ดร.สรกฤช ศรีเกษม)

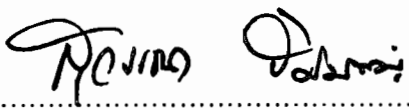
..... กรรมการ

(ดร.คณินิจ กุโบล่า)

..... กรรมการ

(ดร.อุรිරัฐ สุขสวัสดิ์ชน)

คณะวิทยาการสารสนเทศ อนุมัติให้รับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ไว้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตาม  
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ ของมหาวิทยาลัยบูรพา

..... คณบดีคณะวิทยาการสารสนเทศ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.สุวรรณ รัศมีขวัญ)

วันที่ 10 เดือน เมษายน .....พ.ศ. 2556

## ประกาศคุณูปการ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลงได้โดยได้รับความกรุณาและความช่วยเหลือจาก ดร.คณินิจ กุโบล อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ตลอดระยะเวลาที่จัดทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ อาจารย์ได้ให้ความช่วยเหลือในทุกๆด้าน ทำให้วิทยานิพนธ์นี้มีความคืบหน้าในการทำงานที่รวดเร็วและสำเร็จภายในระยะเวลาที่กำหนด แม้ในบางครั้งจะมีปัญหาและอุปสรรคในการทำงานที่ไม่เป็นไปตามเป้าหมาย หลายครั้งแต่อาจารย์ก็ได้ให้กำลังใจและให้ความเอาใจใส่ ชี้แนะแนวทางมาโดยตลอด ทำให้ผู้วิจัยมีกำลังใจในการดำเนินงานวิจัยนี้ให้แล้วเสร็จ

ขอขอบพระคุณคณาจารย์ คณะวิทยาการสารสนเทศทุกท่าน ที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชา คอยชี้แนะแนวทางที่เป็นประโยชน์ต่อการศึกษาและประสบการณ์ในการทำงานวิจัย ตลอดจนให้กำลังใจแก่ลูกศิษย์ด้วยดีเสมอมา ทำให้ผู้วิจัยมีความเข้าใจจุดมุ่งหมายของการทำวิจัยมากขึ้น และมีแรงบันดาลใจที่จะทำวิทยานิพนธ์ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณศาสตราจารย์ นาวาอากาศเอก ดร.สรกฤษ ศรีเกษม, ดร.อุไรรัฐ สุขสวัสดิ์ชื่น และ ดร.อุษณา แจ็งคล้อย ที่ช่วยชี้แนะแนวทางในการดำเนินงานวิจัย และคำแนะนำในการเขียนโปรแกรม รวมทั้งข้อเสนอแนะในกรอบการทำงานหลักของงานวิจัย ที่เป็นประโยชน์อย่างมาก ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สัมฤทธิ์ผลในเวลาที่กำหนด

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.สงวน วงษ์ชวลิตกุล, ดร.บุษยา วงษ์ชวลิตกุล ที่คอยชี้แนะ สนับสนุน ให้กำลังใจ และเป็นแบบอย่างในการทำงาน ทำให้ผู้วิจัยไม่ย่อท้อต่ออุปสรรคและมีความตั้งใจในการทำวิทยานิพนธ์นี้ให้สำเร็จ

ขอขอบพระคุณร้านมัชชาดาไหม่ไทย อำเภอปรางค์กู่ ที่เอื้อเฟื้อข้อมูล สถานที่ และคำแนะนำต่างๆเกี่ยวกับสภาพพื้นเมือง ที่เป็นประโยชน์ในการศึกษาวิจัยในครั้งนี้

ขอขอบพระคุณมหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล ที่ให้โอกาสทางการศึกษาในระดับปริญญาโท สาขาบัณฑิต ที่ช่วยสนับสนุนทุนการศึกษาตลอดระยะเวลาของการศึกษาวิจัย

ขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ และภรรยา ที่คอยเติมกำลังใจตลอดการทำวิทยานิพนธ์ในครั้งนี้ ทำให้ผู้วิจัยมีความตั้งใจในการทำวิทยานิพนธ์นี้ให้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบคุณนิสิตปริญญาโท สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ รุ่น 6 ทุกคน สำหรับการดูแลเอาใจใส่ มิตรภาพ ความช่วยเหลือและกำลังใจที่มอบให้ตลอดระยะเวลาของการศึกษาและทำวิทยานิพนธ์นี้ ขอขอบคุณที่ทำให้การทำวิทยานิพนธ์นี้เป็นช่วงที่มีความสุข

ทศพล ปราชญ์ปรีชา

53910008 : สาขาวิชา : เทคโนโลยีสารสนเทศ ; วทม. (เทคโนโลยีสารสนเทศ)

คำสำคัญ : การตรวจจับจุดบกพร่องของเส้นขอบ/การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ/โครงข่ายประสาทเทียม/สิ่งทอ

ทศพล ปราชญ์ปรีชา: การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (DEFECT DETECTION IN TEXTILE FABRICS WITH EDGE DETECTION AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK)

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ : คณิงนิจ กุโบล่า, Ph.D. 84 หน้า.ปี พ.ศ.2556.

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีทางปัญญาประดิษฐ์ที่เหมาะสมสำหรับการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยการวิเคราะห์จุดบกพร่องทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไปของผ้าทอพื้นเมือง โดยให้นำเทคนิคการตรวจหาเส้นขอบภาพ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการนำเสนอนี้ ในการพัฒนาระบบใช้การแบ่งส่วนเพื่อให้ได้ขนาดข้อมูลที่เหมาะสมในการดำเนินการวิธีต่อไป ใช้วิธีการดึงคุณลักษณะเด่นเพื่อแยกลักษณะเด่นบนสิ่งทอให้ชัดเจน และวิธีการลดขนาดข้อมูลเพื่อลดขนาด ในการดำเนินการเพื่อแยกประเภทของจุดบกพร่องบนสิ่งทอ จะใช้วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) หรือ LOG ซึ่งเป็นวิธีการที่สำคัญในการดึงคุณลักษณะเด่น และลดขนาดของข้อมูลที่ได้โดยวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ผลที่ได้ คือ เวกเตอร์คุณลักษณะซึ่งจะป้อนเวกเตอร์คุณลักษณะนี้เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอนเพื่อแยกประเภท ความถูกต้องของรูปแบบที่นำเสนอวัดโดยการใช้อุปกรณ์ภาพผ้าทอพื้นเมืองขนาด 256x256x3 ไบต์ แบบละ 60 ภาพ จำนวน 6 แบบ รวมทั้งสิ้น 360 ภาพ ในขั้นตอนการฝึกสอน และในขั้นตอนการทดสอบใช้ภาพแบบละ 40 ภาพ จำนวน 6 แบบ รวมทั้งสิ้น 240 ภาพ เพื่อหาค่าความถูกต้องของระบบในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ผลการทดลองพบว่า วิธีการที่นำเสนอมีความถูกต้องสูงสุดถึงร้อยละ 93.75 และใช้เวลาน้อยในการฝึกสอน เห็นได้ชัดเจนว่า วิธีที่นำเสนอเป็นวิธีที่เหมาะสม มีความถูกต้องและเที่ยงตรงที่ดี สามารถนำวิธีที่นำเสนอไปใช้ในภาคอุตสาหกรรม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงาน นำไปสู่การปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลาในการตรวจสอบ และลดต้นทุนในการดำเนินงานโดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัย

53910008 : MAJOR : INFORMATION TECHNOLOGY; M.Sc.

(INFORMATION TECHNOLOGY)

KEYWORDS : EDGE DETECTION/ 2DPCA/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK/ TEXTILE FABRIC.

THODSAPHON PRACHPREECHA : DEFECT DETECTION IN TEXTILE FABRICS WITH EDGE DETECTION AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK.

THESIS ADVISOR : KANUENGNIJ KUBOLA, Ph.D. 84 P.2013.

This research proposed the suitable artificial intelligence method in defect detection of the textile fabrics by analyzing the physical or general characteristic deflection of the fabric. The techniques of the edge detection, two-dimensional principal component analysis (2DPCA), and artificial neural networks were employed in the proposed method. In the development of the scheme, we used segmentation to obtain the required processing data, feature extraction to extract the distinct feature of the textile fabric, data reduction to reduce data size, and classification to classify the deflection/non-deflection fabric. Laplacian of Gaussian (LOG) method is applied as the major technique for feature extraction of the textile fabric. Data reduction is done by 2DPCA to form the feature vector. This feature vector was input to the artificial neural network in training for classification. The performance of the scheme is evaluated fabric images on segmentation of the size 256x256x3, by using 360 fabric images 60x6 images for training and 240 fabric images 40x6 images for testing on efficiency and effectiveness of the system in defect detection. The experimental results showed that the proposed method had the average accuracy of 93.75% and spent less time in training. It is obviously seen that the proposed method is the most suitable, accuracy, and efficient means. The proposed method can be able applied in industrial sector to increase in quality, reduce in inspection time, and reduce in operating costs by using modern technology.

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฉ
สารบัญภาพ.....	ญ
บทที่	1
1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์การวิจัย.....	2
1.3 สมมติฐานของการวิจัย.....	2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.6 ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์.....	4
2 ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 ผลิตภัณฑ์ผ้าทอพื้นเมือง.....	5
2.2 การประมวลผลภาพ(Image Processing).....	7
2.2.1 แบบจำลองระดับเทา (Gray scale model).....	7
2.2.2 แบบจำลองสี RGB.....	8
2.3 การแยกส่วนภาพ (Image Segmentation).....	9
2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ (Edge detection).....	9
2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding).....	11
2.4 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA).....	12
2.4.1 แนวคิดของวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA).....	12
2.4.2 การสกัดลักษณะเด่น (Feature Extraction).....	14
2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network).....	14
2.5.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม.....	14
2.5.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)..	16

## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า	
2.5.3	โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network).....	18
2.6	กฎการเรียนรู้ (Learning Rule).....	19
2.7	งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	20
3	วิธีดำเนินงานวิจัย.....	23
3.1	การเตรียมเครื่องมือและอุปกรณ์ในการวิจัย.....	24
3.2	การเตรียมข้อมูลภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบ .....	25
3.2.1	ภาพต้นแบบ (Image Prototype).....	25
3.2.2	ขนาดของภาพ (Size Image).....	27
3.2.3	ภาพที่ใช้ในการประมวลผล (Evaluation).....	27
3.3	กระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ.....	29
3.3.1	การดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction).....	29
3.3.2	การลดขนาดของข้อมูล.....	34
3.3.3	การคัดแยกประเภทของจุดบกพร่องและไม่บกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network).....	36
3.3.4	โครงสร้างของระบบ.....	38
3.3.4.1	การฝึกสอน (Training).....	38
3.3.4.2	การทดสอบ (Testing).....	41
3.4	การหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ.....	43
3.5	สรุปวิธีการดำเนินงานวิจัย.....	43
4	ผลการดำเนินงาน.....	44
4.1	การทดลองและผลการทดลอง.....	44
4.1.1	การหาเส้นขอบภาพ.....	44
4.1.2	การหาค่าความแม่นยำ (Accuracy).....	47
5	สรุปและอภิปรายผล.....	53
5.1	อภิปรายผล.....	53
5.1.1	ขั้นตอนวิธีการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพ.....	54



## สารบัญ (ต่อ)

บทที่	หน้า
5.1.2 การทดสอบค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ.....	55
5.2 สรุปผลการวิจัย.....	56
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	57
บรรณานุกรม.....	58
ภาคผนวก.....	61
ภาคผนวก ก รายการสัญลักษณ์.....	62
ภาคผนวก ข ภาพในการทดสอบระบบ.....	65
ภาคผนวก ค การเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์.....	72
ประวัติย่อของผู้วิจัย.....	84

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
1-1 ระยะเวลาในการจัดทำวิทยานิพนธ์ .....	4
3-1 ตัวอย่างภาพต้นแบบของผ้าที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง.....	26
3-2 จำนวนข้อมูลภาพที่ใช้ในการประมวลผล.....	28
4-1 ผลการทดสอบการตรวจจับสิ่งบกพร่องบนสิ่งทอเมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธี ของโรเบิร์ตส์ (Roberts method) .....	47
4-2 ผลการทดสอบการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอเมื่อใช้การหาเส้น ขอบภาพด้วยวิธีของโซเบล (Sobel method).....	48
4-3 ผลการทดสอบการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอเมื่อใช้การหาเส้น ขอบภาพด้วยวิธีของพรีวิตต์ (Prewitt method) .....	49
4-4 ผลการทดสอบการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอเมื่อใช้การหาเส้น ขอบภาพด้วยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) .....	50

## สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
2-1 คำระดับเทา.....	8
2-2 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB.....	8
2-3 แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ.....	9
2-4 ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพโดยใช้วิธีต่าง ๆ.....	10
2-5 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ.....	12
2-6 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
2-7 แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม.....	17
2-8 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม.....	17
2-9 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	17
2-10 การกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย N ชั้น.....	18
3-1 ภาพรวมของขั้นตอนการดำเนินงาน.....	23
3-2 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทปมผ้า (Gout).....	31
3-3 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทกระจุก (Knot).....	31
3-4 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทก้อนเส้นไหม (Burl).....	32
3-5 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทปมเส้นไหมตามยาว (Warp float)...	32
3-6 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทกระจุกใหญ่ (Big knot).....	33
3-7 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect).....	33
3-8 ตัวอย่างการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA).....	35
3-9 ขั้นตอนการตรวจจับจุดบกพร่องขั้นต้น.....	37
3-10 การฝึกสอน (Training).....	38
3-11 ตัวอย่างการฝึกสอน (Example Training).....	40
3-12 การทดสอบ (Testing).....	41
3-13 ตัวอย่างการทดสอบ (Example Testing).....	42
4-1 ภาพที่มีจุดบกพร่องแบบต่างๆ Gout , Knot , Burl , Warp float, Big knot และ Non-defect.....	45
4-2 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์.....	45
4-3 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโซเบล.....	45

## สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพที่		หน้า
4-4	ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของพีริวิตต์.....	46
4-5	ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีลาปาเซียนของเกาส์.....	46
4-6	กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้อง (Accuracy) กับจุดบกพร่องแบบต่างๆ.....	51

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในประเทศไทยผ้าทอพื้นเมืองเป็นสินค้าหัตถกรรมพื้นบ้านที่ได้รับการส่งเสริมในการผลิตเพื่อการจำหน่ายที่เกิดขึ้นจากฝีมือของชาวบ้าน ซึ่งผ้าทอพื้นเมืองแต่ละประเภทล้วนมีวัตถุดิบ และกระบวนการผลิตที่แตกต่างกันไปตามท้องถิ่น (อรอุมา พร้อมจะบกและทศพล ปราชญ์ปรีชา, 2551) โดยรูปแบบของการทอผ้ายังคงยึดแบบดั้งเดิม ลักษณะการผลิตยังคงขาดความเป็นมาตรฐาน ทั้งการฟอก ย้อม ทอ ตกแต่ง และการออกแบบให้เหมาะสมตรงกับประโยชน์ใช้สอย และปัญหาของผ้าทอพื้นเมืองในขณะนี้ คือ คุณภาพของผ้าทอไม่เป็นไปตามมาตรฐาน จึงไม่ได้รับการรับรองมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชน ทำให้ไม่เกิดความมั่นใจของผู้บริโภค (คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล, 2550)

วิธีการทดสอบมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนของสิ่งทอก็ยังคงใช้วิธีการทดสอบแบบง่าย คือ การตรวจสอบด้วยตาเปล่า ทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไปของผ้า ในเรื่องของสี จุดบกพร่อง และความหนาแน่นของผ้า ทำให้พบปัญหาในเรื่องการตัดสินใจว่า ผ้าทอพื้นเมืองที่ทำการตรวจสอบเหล่านั้นผ่านตามมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนหรือไม่ (ศูนย์ทดสอบผลิตภัณฑ์ชุมชน มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล, 2551) จากเหตุผลและความสำคัญดังกล่าว ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะนำเทคนิคการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้แทนวิธีการตรวจจับจุดบกพร่องแบบดั้งเดิม ที่ยังมีความคลุมเครือและผิดพลาดได้ เนื่องจากปัจจุบันกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องของสิ่งต่างๆได้รับความสนใจและพัฒนาอย่างต่อเนื่อง มีการคิดค้นเทคนิควิธีการใหม่ๆ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพทั้งในเรื่องเวลา ต้นทุน และความแม่นยำอยู่เสมอ เพื่อให้ได้รับมาตรฐานผลิตภัณฑ์ อันจะเป็นการรับรองและแสดงเครื่องหมายรับรองผลิตภัณฑ์ให้เป็นที่ยอมรับและสร้างความมั่นใจให้กับผู้บริโภค

ในปัจจุบันการวิจัยและพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องได้รับความสนใจและพัฒนาอย่างต่อเนื่องเป็นระยะเวลากว่า 2 ทศวรรษ (วิไลลักษณ์ คิดสร้าง และอาทิตย์ ศรีแก้ว, 2550) มีการคิดค้นเทคนิคและวิธีการใหม่ๆ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพและความแม่นยำอยู่เสมอ เทคนิคดังกล่าวล้วนเป็นเทคนิคที่ต้องอาศัยหลักการประมวลผลข้อมูลภาพแทบทั้งสิ้น โดยทั่วไปก็มัก

เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์พื้นผิวหรือเนื้อหาของภาพ (Texture Analysis) เป็นการคำนวณหาคุณลักษณะของพื้นผิว (Texture Feature) ที่โดดเด่นมีเอกลักษณ์เฉพาะตัวในการแสดงความเป็นพื้นผิวนั้นๆ ซึ่งจะแตกต่างจากคุณลักษณะพื้นผิวที่ได้จากภาพพื้นผิวอื่นๆ คุณลักษณะของพื้นผิวดังกล่าวสามารถคำนวณได้โดยใช้ความสัมพันธ์ในปริภูมิภายใต้เกณฑ์การกระจายสัญญาณสีเทา ฟังก์ชันการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่น่าสนใจในการจำแนกพื้นผิว เนื่องจากสามารถดำเนินการง่ายและให้ผลการจำแนกที่มีประสิทธิภาพ

วิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้การหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยทำการวิเคราะห์ผ้าทอพื้นเมืองทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไปของผ้า ในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้าทอ เพื่อให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอได้อย่างถูกต้องและครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด โดยขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์ที่วิทยานิพนธ์นี้ได้ผสมผสานการทำงานระหว่างการหาเส้นขอบภาพ (Edge Detection) ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) ซึ่งเป็นเทคนิคที่ต้องอาศัยหลักการประมวลผลข้อมูลภาพและจำแนกพื้นผิว สามารถดำเนินการง่ายและให้ผลการจำแนกที่ถูกต้อง ดังนั้น เทคนิคดังกล่าวข้างต้นเหมาะสมที่จะนำมาประยุกต์ใช้ และเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการลดระยะเวลาในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ตลอดจนค่าใช้จ่ายเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงานในอุตสาหกรรม นำไปสู่การปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลาการตรวจสอบ และลดต้นทุนในการดำเนินงานโดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัย

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1.2.1 เพื่อตรวจจับลักษณะพื้นผิวของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง
- 1.2.2 เพื่อหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

พัฒนาระบบโดยการประยุกต์ใช้การหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ให้มีความถูกต้องไม่น้อยกว่า 90%

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับจากการศึกษา

- 1.4.1 เพื่อนำไปใช้ในการตรวจจับจุดบกพร่องของผ้าทอพื้นเมืองจากภาพสี
- 1.4.2 เพื่อเป็นระบบต้นแบบการตรวจจับจุดบกพร่องของผ้าทอพื้นเมืองจากภาพสี สำหรับศูนย์ทดสอบมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนด้วยวิธีการประมวลผลภาพและวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์

1.4.3 ได้ระบบการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมและแนวคิด เพื่อนำไปประยุกต์ใช้ในงานอุตสาหกรรม และงานด้านอื่นๆ

## 1.5 ขอบเขตของการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มุ่งเน้นที่จะศึกษาและพัฒนาระบบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยกำหนดขอบเขตการศึกษาดังต่อไปนี้

1.5.1 ผ้าที่ใช้ในการตรวจจับจุดบกพร่องจะพิจารณาเฉพาะผ้าไหมลักษณะสีพื้นเท่านั้น จำนวนทั้งสิ้น 240 ภาพ และต้องเป็นภาพที่มีรายละเอียดในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้าเพียงพอที่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่าอย่างชัดเจน ซึ่งเป็นภาพที่อยู่ในสภาวะแวดล้อม ที่มีรายละเอียดของภาพ ดังนี้

ขนาดภาพ (Dimensions)	256x256 พิกเซล
ความละเอียดในแนวนอน-แนวตั้ง (Horizontal-Vertical resolution)	72 dpi
ความลึกของสี (Bit depth)	24
การแสดงค่าสี (Color representation)	sRGB
รุ่นกล้อง (Camera model)	Canon EOS7D
ค่ารูรับแสง (F-stop)	f/0
ระยะเวลารับแสง (exposure time)	1/160 sec.
ค่าความไวแสง (ISO speed)	ISO-200
ความยาวโฟกัส (Focal length)	50 mm
โหมดแฟลช (Flash mode)	No flash, compulsory

1.5.2 ระบบทำงานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีความถูกต้องไม่น้อยกว่า 90%

1.5.3. ระบบมีขั้นตอนการทำงานหลัก 2 ขั้นตอน คือ ขั้นฝึกสอน และขั้นทดสอบ

1.5.3.1 ขั้นฝึกสอน ภาพของผ้าทอพื้นเมืองที่ใช้ในการฝึกสอนประกอบด้วย ภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ แบบละ 60 ภาพ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ จำนวน 60 ภาพ รวมทั้งสิ้น 360 ภาพ

1.5.3.2 ขั้นทดสอบ ภาพของผ้าทอพื้นเมืองที่ใช้ในการทดสอบประกอบด้วย ภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ แบบละ 40 ภาพ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ จำนวน 40 ภาพ รวมทั้งสิ้น 240 ภาพ

1.5.4 ระบบสามารถทำการวิเคราะห์และจำแนกจุดบกพร่องบนสิ่งทอจากภาพได้ด้วยกระบวนการประมวลผลภาพและวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์





## บทที่ 2

### ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

วิทยานิพนธ์นี้ได้กล่าวถึง ผลกระทบผ้าทอพื้นเมือง รวมถึงปัญหาการไม่ได้รับรองมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนของผ้าทอพื้นเมืองจากผลการวิจัยของศูนย์ทดสอบผลิตภัณฑ์ชุมชน นอกจากนี้ยังได้ทำการศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้ทราบถึงแนวทางการวิจัย ระเบียบวิธีการที่เคยมีการใช้งานมาก่อน ผลการดำเนินงาน ข้อเสนอแนะต่างๆ จากงานวิจัยตั้งแต่อดีตเป็นต้นมา ซึ่งจากการสำรวจสืบค้นงานวิจัยดังกล่าว สามารถใช้เป็นแนวทางสำหรับการประยุกต์และพัฒนาเข้ากับระบบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ผู้วิจัยขอแนะนำเสนอตามหัวข้อต่อไปนี้

- 2.1 ผลกระทบผ้าทอพื้นเมือง
- 2.2 การประมวลผลภาพ (Image Processing)
- 2.3 การแยกส่วนภาพ (Image Segmentation)
- 2.4 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA)
- 2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)
- 2.6 กฎการเรียนรู้ (Learning Rule)
- 2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ผลกระทบผ้าทอพื้นเมือง

ผ้าทอพื้นเมืองเป็นสินค้าหัตถกรรมพื้นบ้านที่ได้รับการส่งเสริมในการผลิตเพื่อการจัดจำหน่ายที่เกิดขึ้นจากฝีมือของชาวบ้าน ได้แสดงให้เห็นถึงร่องรอยทางวัฒนธรรมด้านกรรมวิธีการทอผ้ามาจากบรรพชนในอดีตที่ได้รับการส่งต่อถ่ายทอดมายาวนาน การทอผ้าเป็นศิลปะพื้นบ้านที่มีมาแต่ครั้งโบราณสืบทอดจากบรรพบุรุษสู่ลูกหลาน การทอผ้าสมัยก่อนจะทอกันในครอบครัว โดยทออยู่ใต้ถุนบ้าน ไม่มีโรงงานอย่างเช่นปัจจุบัน เมื่อได้รับความนิยมนั้นมากขึ้น จึงมีการผลิตออกจำหน่าย กระบวนการผลิตและเครื่องมือที่ใช้ทอได้รับการพัฒนาให้ดีขึ้นและทอได้รวดเร็วขึ้น สามารถผลิตได้จำนวนมาก ทั้งประเภทผ้ามัดหมี่ ผ้าจิด และผ้าจก จนสามารถนำมาขายเป็นสินค้าส่งออกได้

อย่างไรก็ตาม รูปแบบของการทอผ้ายังคงยึดแบบดั้งเดิม ลักษณะการผลิตยังคงขาดความเป็นมาตรฐานทั้งการฟอก ย้อม ทอ ตกแต่ง และการออกแบบให้เหมาะสมตรงกับประโยชน์ใช้สอย และปัญหาของผ้าทอพื้นเมืองในขณะนี้ คือ คุณภาพของผ้าทอไม่เป็นไปตามมาตรฐาน จึงไม่ได้รับการรับรองมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชน ทำให้ไม่เกิดความมั่นใจของผู้บริโภค

## ปัญหาการไม่ได้รับรองมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนของผ้าทอพื้นเมือง

จากรายงานการวิจัยปัญหาการไม่ได้รับมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนของผ้าทอพื้นเมืองของ อรอุมา พร้อมจะบก และทศพล ปราชญ์ปรีชา (2551) พบว่า ผลการตรวจสอบมาตรฐานผลิตภัณฑ์ทางด้านกายภาพ หรือลักษณะทั่วไปของสิ่งทอ โดยผู้เชี่ยวชาญ กรณีที่ไม่ผ่านมาตรฐานผลิตภัณฑ์ชุมชนของผ้าทอพื้นเมือง ส่วนใหญ่พบปัญหาทางด้านกายภาพ หรือลักษณะทั่วไปของผ้ามากที่สุด กล่าวคือ ผ้าทอพื้นเมืองส่วนใหญ่มีจุดบกพร่องในด้านต่อไปนี้

### 1) ลักษณะของสีผ้าไม่สม่ำเสมอ และมีสีตกในภายหลัง

ปัญหาสีตกในผ้าไหมเกิดขึ้นได้จากหลายสาเหตุ เช่น ความกระด้างของน้ำที่ใช้ การลอกขาวและฟอกขาวไม่เพียงพอทำให้เส้นไหมมีกาว เซริซินตกค้าง การใช้สีราคาถูก เสื่อมคุณภาพ มีกรรมวิธีการย้อมไม่เหมาะสม อุณหภูมิในหม้อย้อมไม่สม่ำเสมอ และ การใช้สีซึ่งมีความคงทนของสีต่อการซักฟอกต่ำเช่นสีไคแรนท์ เป็นต้น

### 2) ผ้ามีรูหรือมีรอยแยก

การเลือกใช้เส้นด้ายยืนที่มีขนาดเล็กมาก ไม่แข็งแรง ขาดง่าย ไม่เรียบ และมีรอยปมหรือเป็นขน ทำให้เมื่อมีการกระทบทำให้ผ้ามีผ้ามีรูหรือมีรอยแยก เกิดเป็นรอยตำหนิบนผืนผ้า

### 3) ลักษณะของเส้นด้ายพุ่งและเส้นด้ายยืนของผ้าไม่ยึดติดแน่น

อาจเกิดจากพืมหรือพื้นหวิมีช่องกว้าง (จีพินห่าง) ซึ่งแต่ละจีของพืมจะเป็นช่องสำหรับสอดด้ายยืนเข้าไป เป็นการจัดเรียงด้ายยืนให้ห่างกันตามความละเอียดของเนื้อผ้า เป็นส่วนที่ใช้กระทบให้เส้นด้ายที่ทอเรียงติดกันแน่นเป็นผืนผ้า เมื่อพุ่งด้ายเส้นนอนหรือเส้นพุ่งแล้วจะกระทบพืมให้เส้นนอนแนบกันแน่น

### 4) ผ้ามีรอยเส้นด้ายขาด รอยเส้นด้ายหย่อนหรือเป็นบ่วงเส้นด้าย

การเลือกใช้เส้นด้ายยืนที่มีขนาดใหญ่ ทำให้การกระทบทำได้ยาก และเส้นด้ายจะถูกพื้นหวิเสียดสีทุกครั้งที่มีการกระทบทำให้ผ้ามีรอยเส้นด้ายขาด รอยเส้นด้ายหย่อนหรือเป็นบ่วงเส้นด้าย เกิดเป็นรอยตำหนิบนผืนผ้า

### 5) ผ้ามีรอยเส้นด้ายดึงหรือเส้นไส

เส้นด้ายจะถูกพื้นหวิเสียดสีทุกครั้งที่มีการกระทบทำให้ผ้ามีรอยเส้นด้ายขาด รอยเส้นด้ายดึงหรือเส้นไส ริมผ้าเสียหรือเกิดเป็นรอยตำหนิบนผืนผ้า

## 6) ความหนาบางของผ้าไม่สม่ำเสมอ

การเลือกใช้เส้นด้ายยี่ห้อที่มีขนาดเล็กหรือใหญ่มาก ไม่สม่ำเสมอ มีรอยปุ่ม หรือพื้นหวิ มีสีพื้นไม่สม่ำเสมอ ซึ่งแต่ละสีของพื้อมีผลต่อการจัดเรียงด้ายยี่ห้อให้ห่างกันตามความละเอียดของเนื้อผ้า ทำให้ความหนาบางของผ้าไม่สม่ำเสมอ

## 7) ผ้ามีรอยเปื้อนและลายผ้าไม่สม่ำเสมอ

ช่วงรอยต่อของสีในเส้นด้ายที่เกิดจากการมัดย้อมจะปรากฏรอยซึมของสีที่ซึมเข้าไปตรงส่วนที่มัดไว้ หรือรอยเปื้อนที่เกิดขึ้นระหว่างกระบวนการผลิต ทำให้ผ้ามีรอยเปื้อนและลายผ้าไม่สม่ำเสมอ

เนื่องจากกระแสนิยมในเรื่องของแฟชั่นเปลี่ยนแปลงไปตามยุคสมัย ประกอบกับมีการตั้งโรงงานอุตสาหกรรมผลิตผ้าทอของไทยมีความทันสมัย ความสามารถในการผลิต คุณภาพ และมีมาตรฐานของผลิตภัณฑ์จึงเป็นเรื่องสำคัญ ที่จะทำให้เกิดความมั่นใจของผู้บริโภค ดังนั้น การคิดค้นเทคนิคและวิธีการใหม่ๆ มาใช้ เพื่อให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอได้อย่างถูกต้อง เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิต ปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลา และต้นทุนในการดำเนินงาน โดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัยจึงเป็นเรื่องที่น่าสนใจ เพื่อนำมาใช้แทนวิธีการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอแบบดั้งเดิมที่ยังมีความคลุมเครือและผิดพลาดได้

## 2.2 การประมวลผลภาพ (Image Processing)

การประมวลผลภาพมีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพ เพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้นและเพื่อเตรียมข้อมูลฉาก (Scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้ กระบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 กระบวนการ คือ กระบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพและการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณของภาพ เป็นต้น กระบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมา และกระบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ

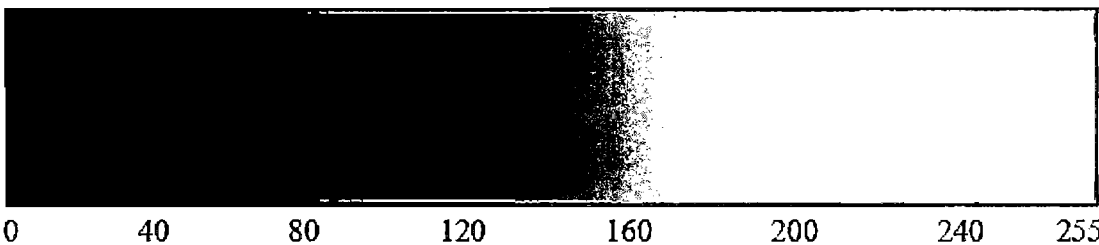
### 2.2.1 แบบจำลองระดับเทา (Gray scale model)

ภาพระดับเทาสามารถเขียนแทนด้วย  $f(x,y)$  โดยที่ขนาดของ  $f$  ที่ตำแหน่ง  $(x,y)$  คือ ค่าความเข้มของภาพที่จุดนั้นๆ โดยที่ค่า  $f(x,y)$  จะต้องไม่เป็นศูนย์และมีค่าจำกัด ซึ่งสามารถแยกองค์ประกอบได้เป็น 2 ส่วน คือ องค์ประกอบความสว่าง (Illumination component :  $i(x,y)$ ) และองค์ประกอบการสะท้อนของแสง (Reflectance component :  $r(x,y)$ ) โดยที่  $f(x,y)$  เกิดจากการคูณกันขององค์ประกอบทั้งสองดังสมการที่ 2.1

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \tag{2.1}$$

โดยที่  $i(x,y)$  จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และมีค่าจำกัด ส่วน  $r(x,y)$  จะต้องมีค่ามากกว่าศูนย์และน้อยกว่าหนึ่ง ภาพ  $f$  เป็นภาพที่มีเฉดสีเดียว ดังนั้น ความเข้มของ  $f$  ที่ตำแหน่ง  $(x, y)$  เรียกว่า ระดับเทา (Gray level :  $l$ ) ของภาพในตำแหน่งนั้น โดยที่ระดับเทาจะอยู่ในช่วง

$$L_{\min} \leq l \leq L_{\max} \tag{2.2}$$

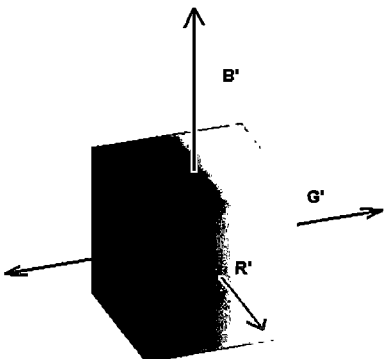


ภาพที่ 2-1 ค่าระดับเทา

เรียกช่วง  $[L_{\min}, L_{\max}]$  ว่า สเกลระดับเทา (Gray scale) โดยปกติจะเลื่อนช่วงนี้ให้เป็น  $[0, L]$  โดยที่  $l$  เป็นศูนย์ คือ จุดภาพที่มีสีดำ และที่  $l$  เท่ากับ  $L$  คือ จุดภาพที่มีสีขาว ส่วนจุดภาพที่มีค่า  $l$  ระหว่างนี้จะแสดงระดับสีของสีเทา แสดงดังภาพที่ 2-1

**2.2.2 แบบจำลองสี RGB**

แบบจำลองสี RGB เป็นแบบจำลองที่ประกอบไปด้วยองค์ประกอบสเปกตรัมของ 3 แม่สีปฐมภูมิ (Primary spectral components) ได้แก่ สีแดง (Red : R) สีเขียว (Green : G) และสีน้ำเงิน (Blue : B) ซึ่งแต่ละสีอยู่บนระนาบภาพ (Image planes) ที่เป็นอิสระต่อกันบนพื้นฐานของระบบพิกัดคาร์ทีเซียน ดังแสดงในภาพที่ 2-2 กล้องสีส่วนมากที่ใช้ในการรับภาพดิจิทัล นิยมใช้แบบจำลองสี RGB เป็นรูปแบบในการรับภาพ ดังนั้น แบบจำลองสี RGB จึงเป็นแบบจำลองที่สำคัญในการประมวลผลภาพ



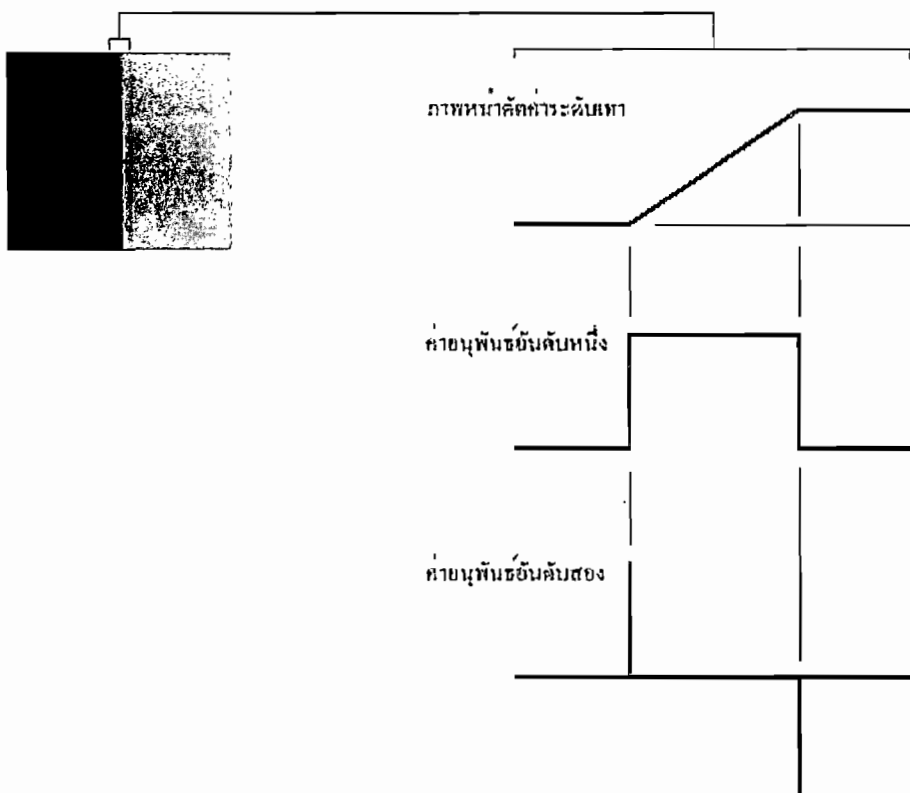
ภาพที่ 2-2 ลูกบาศก์ของแบบจำลองสี RGB

## 2.3 การแยกส่วนภาพ (Image segmentation)

ขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (Image processing) คือ การแยกส่วนต่างๆของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่าย หลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ หลักการแรก คือ แยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (Discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ หลักการที่สอง คือ การแยกส่วนภาพตามความคล้ายกัน (Similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (Byte) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มีความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมีดังต่อไปนี้

### 2.3.1 การตรวจหาเส้นขอบของภาพ (Edge detection)

เส้นขอบ (Edge) คือ จุดของจุดภาพที่เชื่อมต่อกันวางตัวบนขอบระหว่าง 2 พื้นที่ (Region) ที่มีค่าระดับเทาต่างกัน แบบจำลองของเส้นขอบหาได้จากการเปลี่ยนค่าระดับเทา (Gray levels) ของจุดภาพ มีลักษณะของแบบจำลองเป็นรูปลาดเอียง (Ramp like) ดังแสดงในภาพที่ 2-3

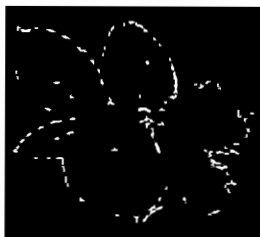


ภาพที่ 2-3 แบบจำลองรูปลาดเอียงของขอบภาพ (Gonzalez and Woods, 2001)

จากรูปแสดงให้เห็นค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่ง และค่าอนุพันธ์อันดับสองของค่าระดับเทา ซึ่งค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่งสามารถใช้ในการตรวจจับเส้นขอบในภาพ และเครื่องหมายของอนุพันธ์อันดับสองสามารถใช้ในการตรวจสอบว่า จุดภาพทางด้านไหนของเส้นขอบมีค่าระดับเทาสูงกว่าหรือต่ำกว่า หรือจุดภาพทางด้านไหนเป็นจุดภาพที่สว่างกว่าหรือมืดกว่า อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพที่ใช้ในปัจจุบันมีดังนี้ วิธีของโซเบล (Sobel method) หรือ SB วิธีของพรีวิตต์ (Prewitt method) หรือ PW วิธีของโรเบิร์ตส์ (Roberts method) หรือ RB วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) หรือ LOG วิธีตัดขวางศูนย์ (Zerocrossmethod) หรือ ZC วิธีของแคนนี่ (Canny method) หรือ CN เป็นต้น (Suppatoomsin, C. & Srikaew, A. , 2010) ตัวอย่างแสดงดังภาพที่ 2-4



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) วิธี SB



(ค) วิธี PW



(ง) วิธี RB



(จ) วิธี LOG

ภาพที่ 2-4 ตัวอย่างการตรวจหาเส้นขอบของภาพโดยใช้วิธีต่างๆ

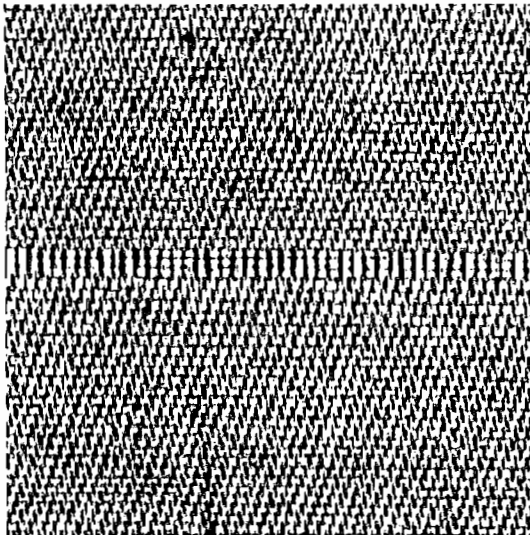
### 2.3.2 การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding)

การหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ เป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกรูป (Uniformity) ในรูปภาพออกเป็นส่วน ๆ ตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold criterion :  $T$ ) ซึ่งแสดงดังสมการที่ 2.3 เมื่อ  $T$  เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน  $f(x,y)$  เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่  $(x,y)$  และ  $A(x,y)$  แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง

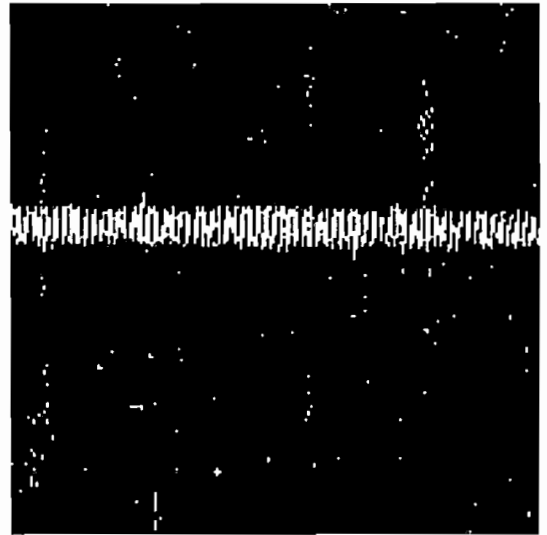
$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.3)$$

ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว  $g(x,y)$  มีค่าดังสมการที่ 2.4

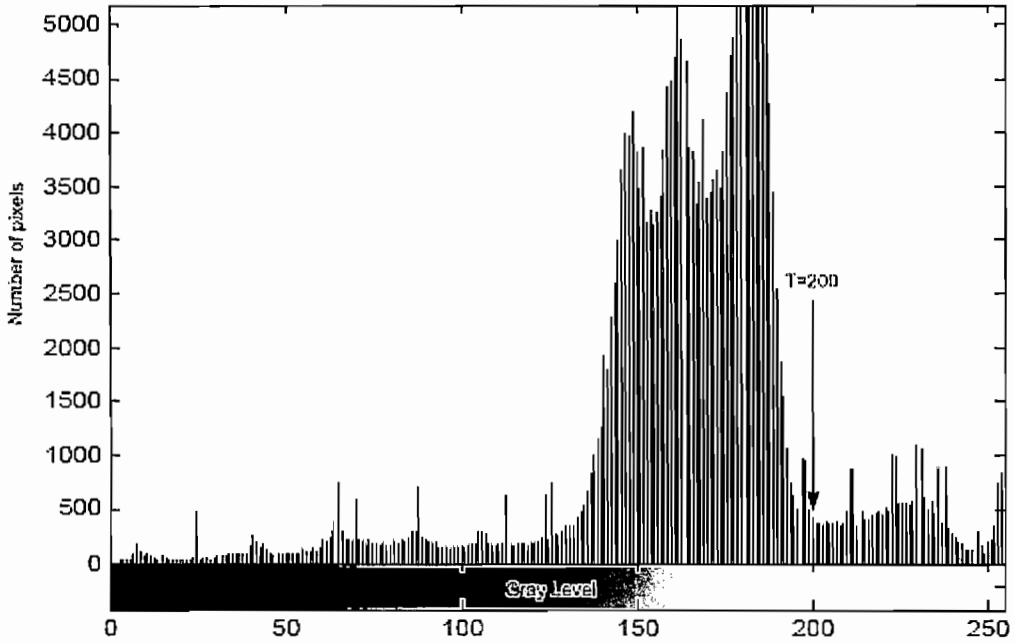
$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{ถ้า } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{ถ้า } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.4)$$



(ก) ภาพต้นแบบ



(ข) ภาพที่ทำการหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว



(ค) ฮิสโทแกรมของค่าระดับเทา

ภาพที่ 2-5 ตัวอย่างการหาขีดเริ่มเปลี่ยนของภาพ

ค่าของฟังก์ชัน  $T$  สามารถแบ่งได้ 3 วิธีด้วยกันดังนี้

1) ขีดเริ่มเปลี่ยนวงกว้าง (Global threshold) ค่าของ  $T$  ขึ้นอยู่กับค่าระดับเทาของแต่ละจุดภาพที่  $(x,y)$  เท่านั้น

$$T = T\{f(x, y)\} \quad (2.5)$$

2) ขีดเริ่มเปลี่ยนเฉพาะที่ (Local threshold) ค่าของ  $T$  ขึ้นอยู่กับจุดภาพข้างเคียงและค่าระดับเทาของจุดภาพที่  $(x,y)$

$$T = T\{A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.6)$$

3) ขีดเริ่มเปลี่ยนพลวัต (Dynamic threshold) เป็นขีดเริ่มเปลี่ยนที่มีค่าของ  $T$  ขึ้นอยู่กับตำแหน่งของจุดภาพ จุดภาพข้างเคียง และค่าระดับเทาของจุดภาพที่  $(x,y)$

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (2.7)$$

## 2.4 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA)

### 2.4.1 แนวคิดของวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA)

ให้  $X$  มีขนาด  $n$  มิติ ( $n$ -Dimensional) แนวคิด คือ การฉายภาพ  $A$  เป็นเมทริกซ์ขนาด  $m \times n$  ลงบนแกนการฉาย  $X$  ดังสมการ 2.8

$$Y = AX \quad (2.8)$$



ดังนั้น จะได้เวกเตอร์จากการฉาย  $Y$  ขนาด  $m$  มิติ ( $m$ - Dimensional) ซึ่งเรียกเวกเตอร์  $Y$  เป็นเวกเตอร์ลักษณะเด่น (Feature Vector) ของภาพ  $A$  และการหาเวกเตอร์  $X$  ที่ดีที่สุด สามารถหาได้จากเทรส (Trace) ของโควาเรียนซ์เมทริกซ์ของเวกเตอร์ลักษณะเด่น สามารถเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$J(X) = tr(s_x) \quad (2.9)$$

โดยที่  $s_x$  ใช้แทนเมทริกซ์โควาเรียนซ์ของเวกเตอร์ลักษณะเด่นของตัวอย่างที่ใช้ฝึกสอน และ  $tr(s_x)$  ใช้แทนเทรส ของ  $s_x$  ลักษณะที่สำคัญของการหาค่าที่มากที่สุดในสมการ 2.9 ก็เพื่อหาทิศทางการฉาย  $X$  ที่มีความแปรปรวนมากที่สุด โดยสามารถหาเมทริกซ์โควาเรียนซ์  $s_x$  ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} s_x &= E(Y - EY)(Y - EY)^T \\ &= E[AX - E(AX)][AX - E(AX)]^T \\ &= E[(A - EA)X][(A - EA)X]^T \end{aligned}$$

ดังนั้น

$$tr(s_x) = X[E(A - EA)^T(A - EA)]X \quad (2.10)$$

เมื่อกำหนดเมทริกซ์ดังนี้

$$G_i = E[(A - EA)^T(A - EA)] \quad (2.11)$$

เมทริกซ์  $G_i$  เรียกว่า เป็นเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของภาพ (Scatter)  $G_i$  ขนาด  $n \times n$  สมมติว่า มีภาพที่ใช้ฝึกสอนทั้งหมด  $M$  ภาพ ภาพที่ใช้ฝึกสอนที่  $J^{th}$  มีขนาด  $m \times n$  เมทริกซ์  $A_j$  ( $j=1,2,\dots,M$ ) และภาพเฉลี่ยของภาพฝึกสอนทั้งหมดเขียนแทนด้วย  $\bar{A}$  ดังนั้น  $G_i$  ได้จากสมการ

$$G_i = \frac{1}{M} G_i = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (A_j - \bar{A})^T (A_j - \bar{A}) \quad (2.12)$$

จากสมการ 2.9 สมการแทนค่าได้โดย

$$J(X) = X^T G_i X \quad (2.13)$$

ซึ่งเรียกว่า สมการทั่วไปของผลรวมการกระจาย (Generalized Total Scatter Criterion) ซึ่ง  $X$  ที่มากที่สุดจากสมการ เรียกว่า แกนการฉายที่เหมาะสมที่สุด (Optimal Projection Axis) เพื่อหาการกระจายของ  $X$  ที่มากที่สุด หลังจากที่มีการฉายภาพลงบน  $X$

แกนการฉายที่เหมาะสม  $X_{opt}$  เป็นเวกเตอร์  $J(X)$  ที่มากที่สุด ที่ไอเจนเวกเตอร์ของ  $G_i$  ที่สอดคล้องกับค่าไอเจน (Eigen values) ที่มากที่สุด โดยใช้แกนการฉาย  $X_1, \dots, X_d$  ที่เป็นออร์โธโนมอล (Orthonormal) และให้ค่า  $J(X)$  ที่มากที่สุด ซึ่งหาได้จาก

$$\begin{cases} \{X_1, \dots, X_d\} = \arg \max J(X) \\ X_i^T X_j = 0, i \neq j, i, j = 1, \dots, d \end{cases} \quad (2.14)$$

ความจริงแล้วแต่ละแกนการฉายที่เหมาะสม  $X_1, \dots, X_d$  ต่างก็เป็นออโรนอมอลไอเกนเวกเตอร์ของ  $G$ , ที่สอดคล้องกับค่าไอเกน  $d$  ตัวแรกที่มีค่ามากที่สุด

#### 2.4.2 การสกัดลักษณะเด่น (Feature Extraction)

เวกเตอร์ที่เหมาะสมที่ใช้ในการฉายของวิธี 2DPCA คือ  $X_1, \dots, X_d$  ใช้สำหรับการสกัดลักษณะเด่นสำหรับภาพตัวอย่าง  $A$  กำหนดให้

$$Y_k = AX_k, k = 1, 2, \dots, d \quad (2.15)$$

ดังนั้น สามารถหาคลุ่มของเวกเตอร์ลักษณะเด่นที่ได้จากการฉาย  $Y_1, \dots, Y_d$  ซึ่งเรียกว่าเวกเตอร์องค์ประกอบหลัก (Principal Component Vector) ของภาพตัวอย่าง  $A$  สังเกตแต่ละองค์ประกอบหลัก (Principal Component) ของ 2DPCA เป็นเวกเตอร์ ในขณะที่องค์ประกอบหลัก (Principal Component) ของ PCA นั้น เป็นสเกลาร์

เวกเตอร์องค์ประกอบหลักนำมาเพื่อสร้างเมทริกซ์  $B = [Y_1, \dots, Y_d]$  ขนาด  $m \times n$  เรียกว่าเป็นเมทริกซ์ลักษณะเด่น (Feature Matrix) หรือเรียกว่า ลักษณะเด่นของภาพ นั่นเอง

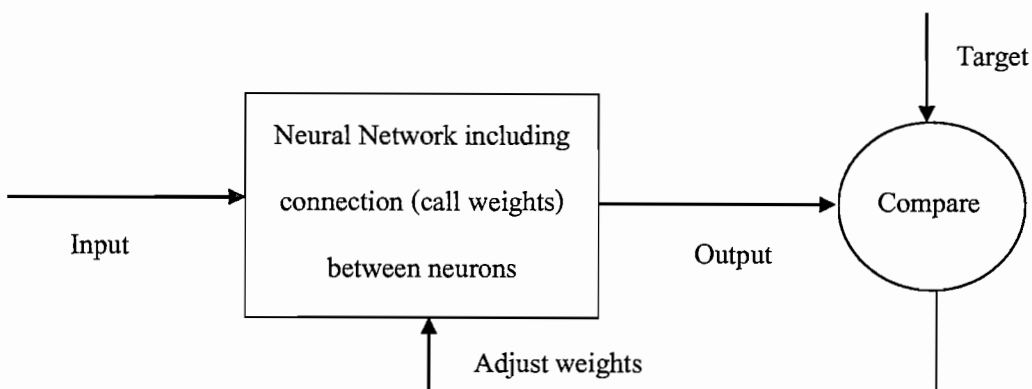
### 2.5 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural network : ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นเทคนิคหนึ่งทางด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่พยายามเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ (สุภาวดี ศรีคำดี, 2555) โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโครงข่ายที่สามารถปรับเปลี่ยนตัวเองต่อการตอบสนองของอินพุต (Input) ตามกฎการเรียนรู้ (Learning rule) หลังจากที่โครงข่ายได้เรียนรู้สิ่งที่ต้องการแล้ว โครงข่ายจะสามารถทำงานที่กำหนดไว้ได้ โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนาคิดค้นจากการทำงานของสมองมนุษย์ โดยสมองมนุษย์ประกอบไปด้วยหน่วยประมวลผล เรียกว่า เซลล์ประสาท (Neuron) จำนวนเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์มีอยู่ประมาณ  $10^{11}$  และมีการเชื่อมต่อกันอย่างมากมาย สมองมนุษย์จึงสามารถกล่าวได้ว่าเป็นคอมพิวเตอร์ที่มีการปรับตัวเองไม่เป็นเชิงเส้น และทำงานแบบขนานในการดูแลจัดการการทำงานร่วมกันของเซลล์ประสาทในสมอง ดังนั้น โครงข่ายประสาทเทียมที่เลียนแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์นี้ จึงมีความสามารถในการเรียนรู้จากตัวอย่าง และการทำให้เป็นกรณีทั่วไป ซึ่งถือว่าเป็นคุณลักษณะสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียม โดยโครงข่ายจะถูกฝึกสอนโดยการแสดงรูปแบบต่างๆ ที่ต้องการให้โครงข่ายเรียนรู้ด้วยกฎการเรียนรู้ กระบวนการเรียนรู้ได้ของโครงข่ายนี้ทำให้มีความแตกต่างไปจากการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์อื่นๆ การที่โครงข่ายถูกทำให้เป็นกรณีทั่วไปทำให้ตัวโครงข่ายสามารถจำแนกแยกแยะรูปแบบของอินพุตแบบใหม่ๆ ที่ตัวโครงข่ายไม่รู้จักมาก่อนได้ ตัวโครงข่ายประสาทเทียมทำการเก็บข้อมูลความรู้ในระหว่างขั้นตอนของการเรียนรู้ ซึ่งเก็บไว้ที่จุดประสาท (Synaptic weights) โครงสร้างของตัวเซลล์ประสาทเทียมภายในโครงข่ายมีอยู่หลายชนิด ซึ่งโครงสร้าง

ดังกล่าวเป็นองค์ประกอบสำคัญที่ทำให้คุณลักษณะต่าง ๆ ของโครงข่ายแตกต่างกันออกไป ไม่ว่าจะเป็นการจัดวางเรียงตัวของเซลล์ประสาทเทียม กฎการเรียนรู้ที่ทำให้เกิดการปรับเปลี่ยนค่าของจุดประสาทและเงื่อนไขในการฝึกฝนของโครงข่าย อย่างไรก็ตามโครงข่ายชนิดต่าง ๆ มีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมที่เชื่อมต่อกันเป็นจำนวนมาก เหมือนกับสมองของมนุษย์ ความไม่เป็นเชิงเส้นก็เป็นคุณลักษณะร่วมกันของโครงข่ายเกือบทุกแบบ (อาทิตย์ ศรีแก้ว, 2546) นอกจากนี้ โครงข่ายประสาทเทียมยังมีข้อดีอีกมากมาย เช่น มีความทนทานต่อความบกพร่อง เพราะข้อมูลภายในโครงข่ายได้ถูกกระจายไปทั้งโครงข่ายตามเซลล์ประสาทเทียมต่างๆ การจะทำให้ทั้งระบบไม่สามารถทำงานได้นั้นจะต้องทำให้เกิดความเสียหายอย่างหนักเท่านั้น โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการโต้ตอบและตอบสนองต่อสถานะแวดล้อมได้โดยเมื่อสถานะแวดล้อมเปลี่ยนไปตัวโครงข่ายจะสามารถตอบสนองกับการเปลี่ยนแปลงนั้นๆ แล้วทำการฝึกฝนให้เข้ากับสถานะแวดล้อมใหม่ได้ (ชมพู่ ทรัพย์ประทุมสิน, 2548)

### 2.5.1 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานโดยสร้างการเชื่อมต่อระหว่างหน่วยที่ใช้ในการประมวลผล ซึ่งทำหน้าที่เหมือนเซลล์ประสาท (Neuron) การประมวลผลข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมจะเกิดขึ้นที่หน่วยพื้นฐานจำนวนมากที่เรียกว่า Neuron, Cell, Node หรือ Unit และสัญญาณข้อมูลจะส่งผ่านกันระหว่างเซลล์ประสาทได้โดยเส้นเชื่อมต่อ (Connection Link) ระหว่างเซลล์ประสาท ซึ่งแต่ละเส้นเชื่อมต่อจะได้รับการกำหนดค่าน้ำหนักประสาท (Weight) ไว้เพื่อจะนำไปใช้คูณกับสัญญาณข้อมูลที่ผ่านมาตามเส้นเชื่อมต่อนั้นๆ จากนั้นแต่ละเซลล์ประสาทจะใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หรือเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) กับสัญญาณข้อมูลที่ส่งเข้ามาเพื่อคำนวณค่าสัญญาณผลลัพธ์ออกไป เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมเริ่มเรียนรู้แล้ว โครงข่ายจะพยายามปรับหรือฝึกฝนเพื่อลดค่าความผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับค่าเป้าหมาย (Target) ลงเรื่อยๆ สำหรับหลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียมแสดงดังภาพที่ 2-6



ภาพที่ 2-6 หลักการทำงานเบื้องต้นของโครงข่ายประสาทเทียม (อรนันท์ เชาวน์พานิช, 2553)

### 2.5.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture)

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วยสองส่วนใหญ่ๆ คือ แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม และสถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียม แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียมแสดงดังภาพที่ 2-7 เซลล์ประสาทเทียมมี  $R$  อินพุต แต่ละอินพุตย่อย  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$  ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (Weight) ของแต่ละตัว  $w_{1p}, w_{2p}, \dots, w_{Rp}$  และไบอัส  $b$  (bias) เป็นอีกหนึ่งอินพุตที่มีค่าน้ำหนักประสาทคงที่เท่ากับ 1 โดยอินพุตทั้งสองถูกรวม (Sum) ได้เอาต์พุตเป็น  $n$  เรียกว่า เน็ตอินพุต (Net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน  $f$  (Transfer function) และได้เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียม คือ  $y$  โดยเอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมสามารถคำนวณได้ดังนี้

$$y = f(Wp + b) \quad (2.16)$$

เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมขึ้นอยู่กับน้ำหนักประสาท  $W$  และ  $b$  ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนถูกออกแบบเลือกโดยผู้ใช้ และพารามิเตอร์  $W$  และ  $b$  จะถูกปรับค่าจากกฎการเรียนรู้

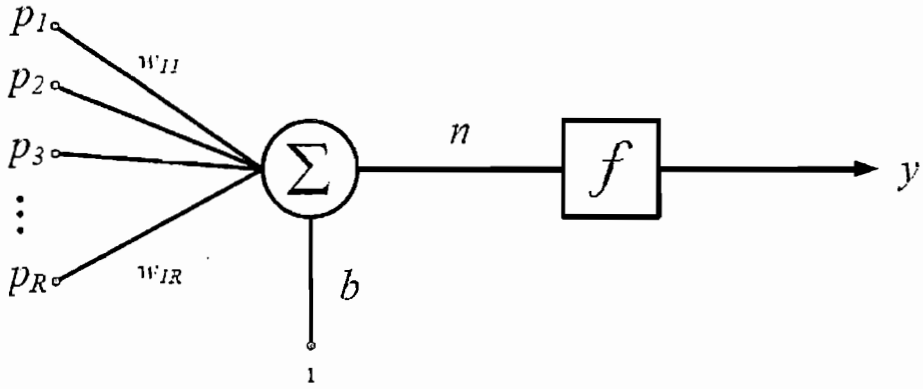
ปกติในทางปฏิบัติ โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างหลายชั้น (Multiple layer) ดังแสดงในภาพที่ 2-9 จำนวนเซลล์ประสาทเทียมของแต่ละชั้น คือ  $R-S^1-S^2-\dots-S^N$  โดยปกติชั้นแรกเป็นชั้นอินพุต (Input layer) ซึ่งทำหน้าที่รับอินพุตจากภายนอกโครงข่าย ในชั้นสุดท้ายจะเป็นชั้นเอาต์พุต (Output layer) สำหรับส่งค่าเอาต์พุตออกไปจากโครงข่าย ส่วนชั้นระหว่างอินพุตและเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ซึ่งแต่ละชั้นมีเมตริกซ์น้ำหนักประสาท  $W$  ไบอัสเวกเตอร์  $b$  เน็ตเอาต์พุต  $n$  และเอาต์พุต  $y$  ของชั้นนั้น และแต่ละชั้นสามารถมีจำนวนเซลล์ประสาทเทียมแตกต่างกันได้จากภาพที่ 2-10 พิจารณาโครงข่าย  $N$  ชั้น เอาต์พุตของแต่ละชั้นจะเป็นอินพุตให้กับชั้นถัดไป สามารถเขียนในรูปความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$y^{l+1} = f^{l+1}(W^{l+1}y^l + b^{l+1}) \quad (2.17)$$

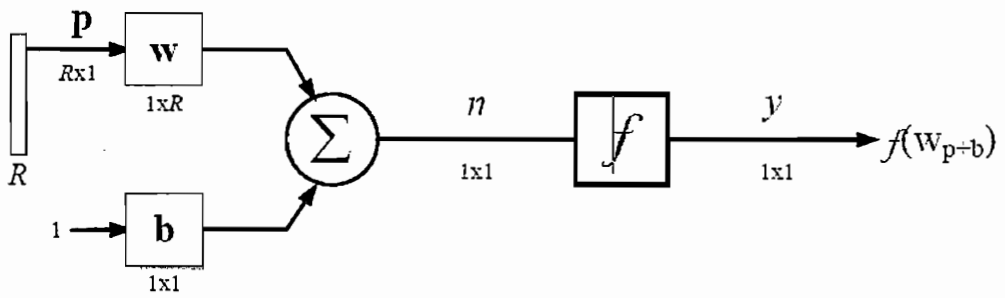
โดยที่  $l=0,1,2,\dots,N-1$  ในชั้นแรกเป็นชั้นอินพุตซึ่งรับอินพุตโดยตรงจากภายนอกโครงข่าย คือ

$$y^0 = p \quad (2.18)$$

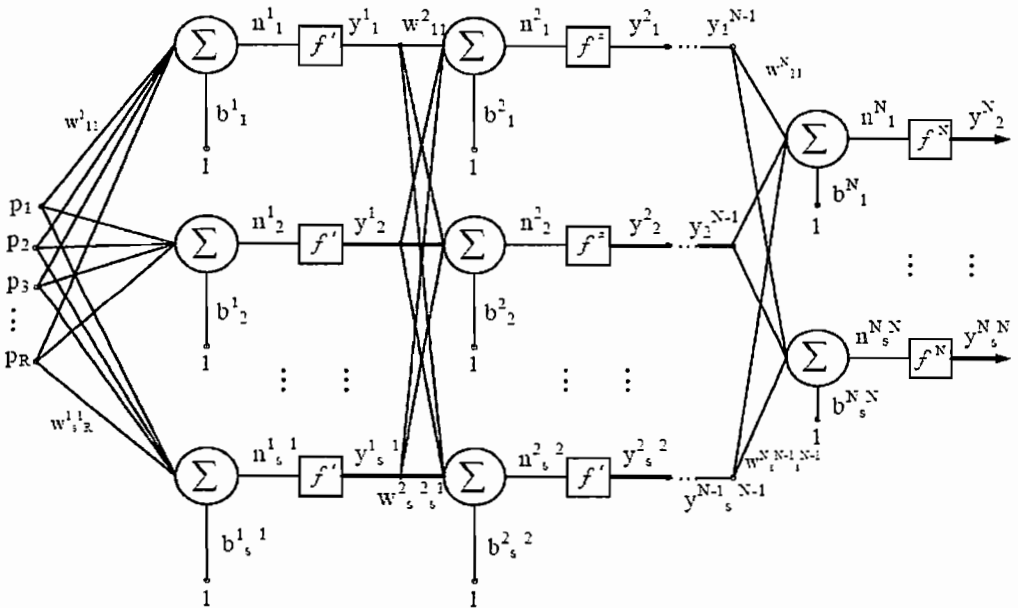
ในขณะที่เอาต์พุตในชั้นสุดท้าย คือ  $y^N$  โครงข่ายหลายชั้นมีพารามิเตอร์ค่อนข้างมาก ดังนั้น สิ่งแรกที่จะนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งานจึงต้องทำการออกแบบพารามิเตอร์ต่างๆ เช่น จำนวนชั้น จำนวนเซลล์ประสาทเทียมในแต่ละชั้น จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน ฯลฯ ให้เหมาะสม



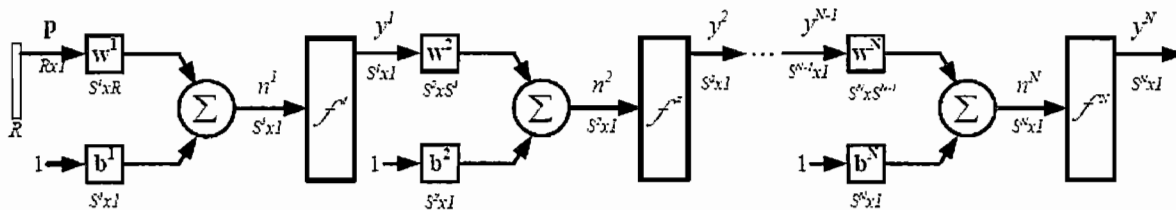
ภาพที่ 2-7 แบบจำลองของเซลล์ประสาทเทียม



ภาพที่ 2-8 รูปแบบสัญลักษณ์ของเซลล์ประสาทเทียม



ภาพที่ 2-9 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น



ภาพที่ 2-10 การกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโครงข่าย  $N$  ชั้น

### 2.5.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เป็นโครงข่ายแบบหลายชั้นมีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised learning) คือ เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับและใช้วิธีลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุดโดยเทียบกับน้ำหนักประสาท อัลกอริทึมดั้งเดิมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับใช้หลักการเดียวกันกับอัลกอริทึม LMS ซึ่งเป็นการวิเคราะห์หาค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ย (Mean square error) เช่นเดียวกัน ในอัลกอริทึมแบบแพร่กลับมีการนำเสนอคู่อินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ดังนี้

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (2.19)$$

เมื่อป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย อัลกอริทึมจะทำการปรับพารามิเตอร์ของเครือข่าย ซึ่งได้แก่ น้ำหนักประสาทและไบอัส เพื่อให้ค่าความผิดพลาดแบบกำลังสองเฉลี่ยของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุดจะได้ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Performance index) คือ

$$F(x) = E[(t - y)^T (t - y)] \quad (2.20)$$

โดยที่  $x$  เป็นเมตริกซ์ของน้ำหนักประสาทและไบอัส อัลกอริทึมแบบแพร่กลับสำหรับปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัส ณ รอบที่  $k+1$  และค่าคงที่การเรียนรู้  $\alpha$  คือ

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (2.21)$$

และ

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (2.22)$$

โดยที่  $\delta_i^m$  เป็นค่าความไวของค่าความผิดพลาด ณ ชั้น  $m$  ซึ่งสามารถแยกพิจารณาได้เป็น 2 กรณี คือ กรณีชั้นที่  $m$  เป็นชั้นเอาต์พุต จะได้

$$\delta_i^N = -2(t_i - y_i^N) f'(n_i^N) \quad (2.23)$$

และในกรณีชั้นที่  $m$  เป็นชั้นซ่อนเร้น จะได้

$$\delta_i^m = f'(n_i^m) \sum_{l=1}^{\delta^{m+1}} \delta_l^{m+1} w_{il}^{m+1} \quad (2.24)$$

จากสมการข้างต้นแสดงให้เห็นว่า ค่าความไวของค่าความผิดพลาดที่ได้ในชั้นที่พิจารณาสามารถคำนวณได้จากองค์ประกอบในชั้นถัดไป ซึ่งองค์ประกอบฟังก์ชันค่าความไว เป็นส่วนที่ทำให้ อัลกอริทึมแบบแพร่กลับแตกต่างไปจากอัลกอริทึม LMS การปรับค่าน้ำหนักประสาทและไบอัสยังเป็นไปในแบบลงชันสุด (Steepest descent) ซึ่งจะนำเครือข่ายไปในทิศทางที่ทำให้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยมีค่าน้อยที่สุด

## 2.6 กฎการเรียนรู้ (Learning Rule)

กฎการเรียนรู้เป็นกระบวนการที่ใช้ในการเปลี่ยนแปลงค่าน้ำหนักของการเชื่อมต่อ ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้วิธีการแก้ไขปัญหาได้ โดยค่าน้ำหนักการเชื่อมต่อจะถูกปรับเมื่อมีการเรียนรู้ความรู้ใหม่เกิดขึ้น กระบวนการนี้อาจเรียกอีกอย่างว่า ขั้นตอนวิธีในการฝึกสอน (Training Algorithm) กฎการเรียนรู้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภท คือ

### 1) กฎการเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

เป็นการเรียนแบบที่มีการตรวจคำตอบ เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมมีการปรับตัว โดยชุดข้อมูลที่ใช้สอน โครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูก โครงข่ายประสาทเทียมก็จะปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้น โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้กลุ่มข้อมูลตัวอย่างมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยกลุ่มข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน (Training Set) นี้ จะประกอบด้วยข้อมูลอินพุตและข้อมูลเป้าหมาย (Target) ที่ต้องการ เมื่อโครงข่ายได้รับข้อมูลอินพุตและทำการคำนวณได้ข้อมูลเอาต์พุตแล้ว โครงข่ายจะเปรียบเทียบข้อมูลเอาต์พุตกับข้อมูลเป้าหมายแล้วปรับค่าน้ำหนักใหม่ เพื่อให้เอาต์พุตในครั้งต่อไปเข้าใกล้ค่าเป้าหมายมากขึ้น

### 2) กฎการเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

เป็นการเรียนแบบไม่มีผู้แนะนำ ไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตนเองตามลักษณะข้อมูล และผลลัพธ์ที่ได้ โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้กฎการเรียนรู้แบบนี้จะสามารถจัดหมวดหมู่ของข้อมูลได้ โดยกฎการเรียนรู้แบบนี้จะใช้แต่ข้อมูลอินพุต ไม่ใช่ข้อมูลเป้าหมาย โครงข่ายจะปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้ข้อมูลอินพุตที่ใกล้เคียงกันหรือมีรูปแบบคล้ายกันแสดงค่าข้อมูลเอาต์พุตออกมาเหมือนกัน

## 2.7 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ปัจจุบันเทคโนโลยีการเชื่อมต่อระหว่างคนกับคอมพิวเตอร์เป็นเทคโนโลยีที่สำคัญที่จะทำให้การใช้งานคอมพิวเตอร์ได้ดียิ่งขึ้น การวิจัยและพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องจึงได้รับความสนใจและพัฒนาอย่างต่อเนื่องเป็นระยะเวลากว่า 2 ทศวรรษ มีการคิดค้นวิธีการใหม่ๆ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพทั้งในเรื่องเวลา ต้นทุน และความแม่นยำอยู่เสมอ ดังจะเห็นได้จากการนำแขนกลหุ่นยนต์มาใช้งานตามโรงงานอุตสาหกรรมต่างๆ อย่างแพร่หลาย ซึ่งงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการนำเทคนิคการหาเส้นขอบภาพ การวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และโครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันเริ่มมีจำนวนมากขึ้น และได้ผลที่ถูกต้องแม่นยำ ตัวอย่างงานวิจัยเช่น Suppatoomsin, C. et al., (2010) ได้ศึกษาการแยกส่วนมือจากภาพสีโดยใช้การหาเส้นขอบภาพ และโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งระบบนี้เป็นระบบการแยกส่วนมือแบบอัตโนมัติโดยไม่จำเป็นต้องมีการกำหนดสถานะเริ่มต้น และสามารถทำงานในสถานะแสงสว่างที่แตกต่างกันได้ นอกจากนี้แล้วระบบนี้ยังสามารถแยกส่วนมือที่มีขนาดและการวางตัวที่แตกต่างกันได้ โดยระบบที่ได้สามารถให้ผลการแยกส่วนมือได้อย่างถูกต้องแม่นยำด้วยอัตราสูงสุดถึงร้อยละ 98 แต่ยังมีข้อจำกัดในการแยกส่วนมือออกจากภาพพื้นหลังที่มีสีผิวคล้ายสีผิวมนุษย์

สำหรับงานวิจัยที่ใช้วิธีทางปัญญาประดิษฐ์ อาทิ Meunkaewjinda, A. et al., (2008) ได้ทำการวินิจฉัยโรคใบอ่อนจากภาพสีด้วยวิธีการทางปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริด ได้นำเสนอระบบวินิจฉัยโรคแบบอัตโนมัติที่สถานะกลางแจ้งภายในสถานที่จริงของไร่อ่อน ระบบที่นำเสนอสามารถทำงานกับภาพที่มีระดับความสว่างและสีของกล้องดิจิทัลแต่ละประเภทที่แตกต่างกันในสถานะที่ซับซ้อนของพื้นหลังได้อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจจับสูง แต่ระบบดังกล่าวสามารถวินิจฉัยโรคที่มีภาพพื้นหลังเป็นกลุ่มหญ้า หรือกลุ่มใบไม้ขนาดใหญ่ได้ไม่ดัดนัก เนื่องจากระบบนี้พิจารณาข้อมูลทางสีเป็นสำคัญ และยังมีการนำเทคนิคที่คล้ายคลึงกันนี้มาประยุกต์ใช้ทางด้านการจราจรอีกด้วย เช่น Posawang, P., (2008) ได้พัฒนาระบบรายงานระดับความตืดชัดของการจราจรทางบกโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นระบบที่สามารถรายงานระดับความตืดชัดของการจราจรทางบกได้ แต่มีข้อจำกัด คือ สามารถนำไปใช้ได้กับเส้นทางลักษณะทางตรงในสถานะแสงตอนกลางวันเท่านั้น และ Suppatoomsin, C. et al., (2012) ได้ทำการตรวจจับรถจากภาพที่ได้จากกล้องวงจรปิด โดยประยุกต์ใช้การวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และการค้นหาแบบจินเนติก (GA) ซึ่งระบบนี้สามารถตรวจจับรถที่มีขนาดแตกต่างกันได้ด้วยความแม่นยำสูง อย่างไรก็ตามระบบนี้สามารถใช้ได้ในสถานะแสงตอนกลางวันเท่านั้น ยังไม่สามารถใช้ในการตรวจจับรถในสถานะแสงตอนกลางคืนได้ จะเห็นได้ว่าการใช้วิธีการทางปัญญาประดิษฐ์แบบไฮบริดในงานวิจัยข้างต้น มีความสอดคล้องกัน กล่าวคือ มีประสิทธิภาพ และความแม่นยำสำหรับการตรวจจับสูง แต่มีข้อจำกัด คือ ใช้ได้ดีในสถานะแสงตอนกลางวันเท่านั้น



ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยของ Yang, J., Zhang, D.& Frangi, A., (2004) ที่ได้นำเสนออัลกอริทึมการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) เพื่อใช้ในการจดจำหน้าคนจากภาพ ซึ่งพบว่าอัลกอริทึมการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) นี้มีประสิทธิภาพที่ดีกว่า PCA มาก ดังนั้นในงานวิจัยนี้จึงเกิดแนวคิดที่จะนำอัลกอริทึมการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) มาช่วยในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอด้วยเช่นเดียวกัน

นอกจากนี้ยังมีผู้สนใจที่จะนำเสนอเทคนิคใหม่ๆ มาใช้ในอุตสาหกรรมสิ่งทอ ตัวอย่างเช่น Ben salem, Y. et al., (2010) ได้นำเทคนิคการรับรู้โดยอัตโนมัติของผ้าทอบนพื้นฐานของพื้นผิวและการใช้ SVM ได้ทำการเปรียบเทียบทฤษฎีต่างๆ เช่น กาบอร์เวฟเลต และ GLCM ซึ่งมีความถูกต้องแม่นยำสูงในการวิเคราะห์หลายผ้าทอ และหนึ่งในงานวิจัยที่สำคัญที่ได้รับการวิจัยและพัฒนาอย่างต่อเนื่องเพื่อการใช้งานเทคโนโลยี ก็คือ การตรวจจับจุดบกพร่องความไม่สมบูรณ์ของสิ่งต่างๆ ตัวอย่างเช่น Mak, K.L. & Peng, P., (2009) ได้ทำการตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าทอโดยใช้ตัวกรองการบีบอัด พบว่า วิธีดังกล่าวสามารถตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าทอได้อย่างมีประสิทธิภาพสูง และเป็นเครื่องมือที่สามารถตรวจสอบข้อบกพร่องได้เป็นอย่างดี ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยของ Srikaew, A. et al., (2011) ได้ทำการตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าโดยประยุกต์ใช้ไฮบริดของตัวกรองกาบอร์และการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิตในอุตสาหกรรมสิ่งทอ ซึ่งตัวกรองการบีบอัดสามารถนำไปใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ให้วิธีการที่ตรงไปตรงมาและมีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจสอบข้อบกพร่องสูงถึงร้อยละ 98 ทั้งนี้ต้องมีการกำหนดสภาวะแวดล้อมในเรื่องของแสงที่เหมาะสม

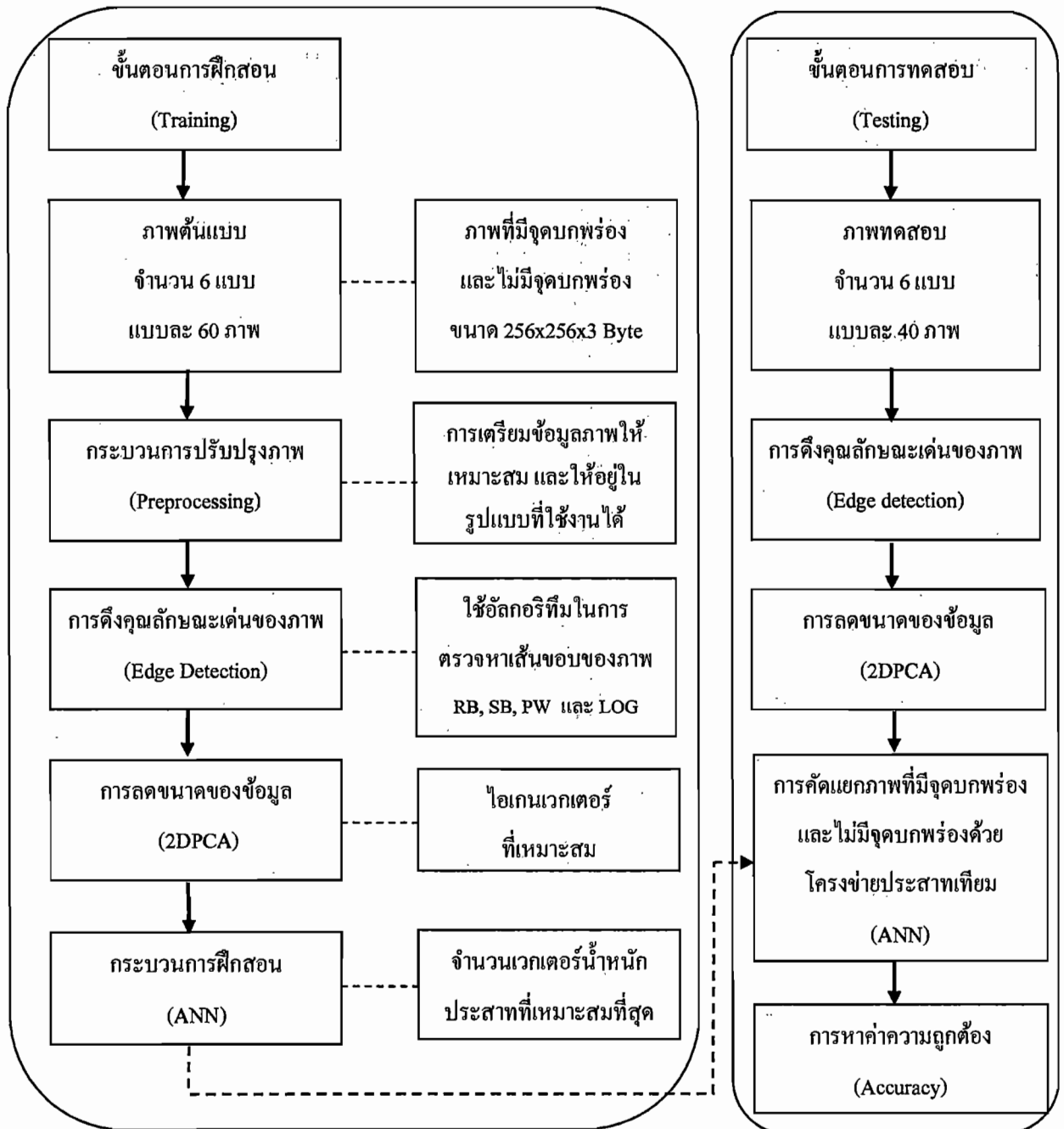
จากตัวอย่างงานวิจัยที่กล่าวข้างต้น ได้มีการนำเสนอเทคนิคใหม่ๆ มาใช้ในงานอุตสาหกรรมจะสังเกตเห็นว่า มีการนำเอาขั้นตอนวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาใช้กันอย่างหลากหลาย เพื่อทำงานร่วมกันในลักษณะต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นลักษณะของไฮบริด หรือลักษณะของ Cooperative เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานร่วมกันของขั้นตอนวิธี เพิ่มประสิทธิภาพการผลิตในอุตสาหกรรม เป็นต้น ผลจากงานวิจัยทั้งหมดแสดงให้เห็นว่า การทำงานร่วมกันระหว่างขั้นตอนวิธีต่างๆ สามารถทำงานร่วมกันได้ดี ช่วยเติมเต็มกระบวนการทำงานให้แก่กัน และช่วยให้อีกขั้นตอนวิธีหนึ่งมีการดำเนินงานที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น เช่น การประยุกต์ใช้ไฮบริดของตัวกรองกาบอร์และการวิเคราะห์ห้วงค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ในการตรวจสอบข้อบกพร่องของสิ่งทอ โดยกำหนดสภาวะแสงที่เหมาะสม ซึ่งสามารถนำไปใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ให้วิธีการที่ตรงไปตรงมาและมีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจสอบข้อบกพร่องสูง (Srikaew, A. et al., 2011)

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง จะเห็นได้ว่า เทคโนโลยีการประมวลผลภาพโดยผ่านการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญมากขึ้นในหลายๆด้าน โดยมีจุดมุ่งหมายของการเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงานในอุตสาหกรรม เพื่อปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลา และต้นทุนในการดำเนินงาน โดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัย และจากการศึกษาผลงานวิจัยที่ผ่านมา พบว่า มีผู้สนใจที่จะนำเสนอเทคนิคใหม่ๆมาใช้ในอุตสาหกรรมต่างๆมากมาย แต่มีการนำมาประยุกต์ใช้งานในอุตสาหกรรมสิ่งทอค่อนข้างน้อย ซึ่งเทคนิคการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอเป็นอีกเทคนิคหนึ่งที่น่าสนใจในอุตสาหกรรมสิ่งทอ ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะนำวิธีการประมวลผลภาพและวิธีทางด้านปัญญาประดิษฐ์มาประยุกต์ใช้ในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เนื่องจากจากการศึกษาผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่า วิธีดังกล่าวสามารถดำเนินการง่ายและให้ผลการจำแนกที่มีประสิทธิภาพ โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการตรวจจับจุดบกพร่องของผ้าทอพื้นเมือง ให้มีความถูกต้อง และครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด เพื่อลดระยะเวลาในการตรวจสอบ และลดต้นทุนในการดำเนินงานต่อไป

บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

วิทยานิพนธ์นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจจับลักษณะพื้นผิวของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง และหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ซึ่งเป็นการพัฒนาระบบวิศวกรรมต้นแบบที่เหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ในบทนี้นำเสนอขั้นตอนการดำเนินงานซึ่งกระบวนการทั้งหมดมีดังนี้



จากภาพที่ 3-1 แสดงภาพรวมของขั้นตอนการดำเนินการศึกษาและทดลองการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เพื่อตรวจจับลักษณะพื้นผิวของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งผู้วิจัยขอเสนอรายละเอียดของขั้นตอนการดำเนินงานทั้งหมดดังนี้

- 3.1 การเตรียมเครื่องมือและอุปกรณ์ในการวิจัย
- 3.2 การเตรียมข้อมูลภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบ
- 3.3 กระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ
- 3.4 การหาค่าความถูกต้องของระบบในตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ
- 3.5 สรุปขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย

### 3.1 การเตรียมเครื่องมือและอุปกรณ์ในการวิจัย

ในการดำเนินงานวิจัย เครื่องมือและอุปกรณ์เป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยให้การศึกษาและทดลองนั้นมีผลสำเร็จได้อย่างเต็มที่ มีคุณภาพ และทำให้กระบวนการศึกษาและทดลองมีประสิทธิภาพมากขึ้น ดังนั้น เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ในการวิจัยในครั้งนี้ ควรมีคุณสมบัติขั้นต่ำดังนี้

#### 3.1.1 คอมพิวเตอร์

CPU Model Intel i5 3450 , CPU Frequency 3.10 GHz, Hard disk 500 GB (7200rpm), RAM 12 GB, Graphic RAM 1 GB พร้อมด้วย Optical Drive DVD+/-RW Super Multi DVD Writer Double Layer, Light scribe และขนาดจอแสดงผล (Monitor Size) 20 นิ้ว ความละเอียด (Resolution) 1280800

#### 3.1.2 กล้อง

เป็นกล้องเซ็นเซอร์ CMOS ขนาด APS-C ความละเอียด 18 ล้านพิกเซล ความเร็วในการทำงานชิปประมวลผลภาพอัจฉริยะ Dual DIGIC 4 มีช่องมองภาพอัจฉริยะ มุมกว้าง 29.4 แสดงภาพเต็ม 100% และระบบวัดแสงแบบ iFCL Metering พร้อมเซ็นเซอร์ Dual Layer แบ่งพื้นที่วัดแสง 63 โชน ความไวแสงสูง ISO 12800 เพื่อความสมบูรณ์แบบในการถ่ายภาพในที่แสงน้อย (ISO 100 – 6400)

#### 3.1.3 ระบบปฏิบัติการที่ใช้ทดสอบ คือ Microsoft Windows 7 / XP

#### 3.1.4 โปรแกรมที่ใช้ในการทดสอบ คือ โปรแกรม MATLAB(R) Version 7.1

#### 3.1.5 เครื่องพิมพ์ ink jet printer / laser printer

### 3.2 การเตรียมข้อมูลภาพที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบ

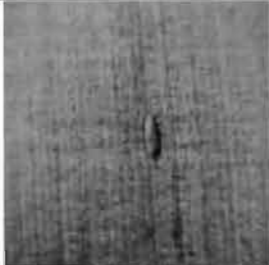
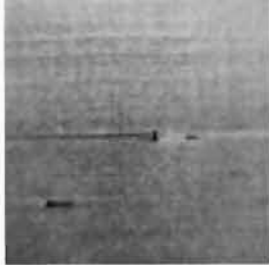
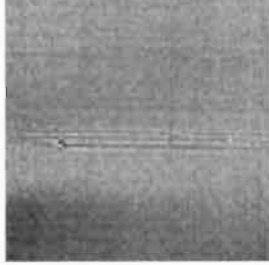
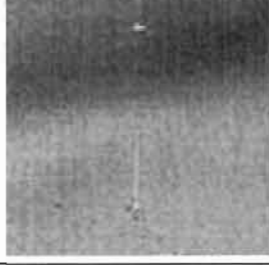

การเตรียมข้อมูลภาพเป็นขั้นตอนที่จำเป็นสำหรับขั้นตอนการฝึกสอน (Training) และขั้นตอนการทดสอบ (Testing) โดยเป็นภาพถ่ายที่อยู่ในสภาวะแวดล้อม และมีรายละเอียดของภาพ ดังนี้

ขนาดภาพ (Dimensions)	256x256 Byte
ความละเอียดในแนวนอน-แนวตั้ง (Horizontal-Vertical resolution)	72 dpi
ความลึกของสี (Bit depth)	24
การแสดงค่าสี (Color representation)	sRGB
รุ่นกล้อง (Camera model)	Canon EOS7D
ค่ารูรับแสง (F-stop)	f/0
ระยะเวลารับแสง (exposure time)	1/160 sec.
ค่าความไวแสง (ISO speed)	ISO-200
ความยาวโฟกัส (Focal length)	50 mm
โหมดแฟลช (Flash mode)	No flash, compulsory

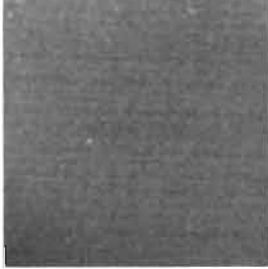
#### 3.2.1 ภาพต้นแบบ (Image Prototype)

ในการศึกษาและทดลองนี้ผู้วิจัยนำภาพต้นแบบประกอบด้วย ภาพผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ ที่ถูกวิเคราะห์แล้วจากผู้เชี่ยวชาญ แสดงดังตารางที่ 3-1

ตารางที่ 3-1 ตัวอย่างภาพต้นแบบของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง

ประเภทของ จุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่อง	ภาพต้นแบบ	รายละเอียดของจุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่อง	ขนาดของ ข้อมูลของ ภาพต้นแบบ (ไบต์)
ปมผ้า (Gout)		รอยเส้นด้ายหย่อนหรือเป็นบ่วง เส้นด้าย ทำให้เกิดเป็นปมเส้นด้าย	256x256x3
กระจุก (Knot)		การทอแบบหยาบจะมีจี๋ไหมอยู่ ตลอดทั้งผืน มีลักษณะตะปุ่มตะป่ำ ไม่เรียบ	256x256x3
ก้อนเส้นไหม (Burl)		ลักษณะของเส้นด้ายพุ่งและเส้นด้าย ยืนของผ้าไม่ยึดติดแน่นหรือเป็น รอยขาด เป็นก้อนเส้นไหม	256x256x3
ปมเส้นไหม ตามยาว (Warp float)		ผ้ามีรอยเส้นด้ายตึงหรือเส้นใส เกิด จากปมเส้นไหมลักษณะตามยาว ทำให้ผ้าทอไม่เรียบ	256x256x3
กระจุกใหญ่ (Big knot)		ผ้ามีรอยเส้นด้ายขาด เกิดเป็นกระจุก เส้นด้ายขนาดใหญ่	256x256x3

ตารางที่ 3-1 ตัวอย่างภาพต้นแบบของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง (ต่อ)

ประเภทของ จุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่อง	ภาพต้นแบบ	รายละเอียดของจุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่อง	ขนาดของ ข้อมูลของ ภาพต้นแบบ (ไบต์)
ไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect)		ผ้าไม่มีจุดบกพร่อง เนื้อผ้าที่ได้ มีคุณภาพ มีเนื้อแน่น ไม่มีรอยขาด ลายผ้าสม่ำเสมอ	256x256x3

### 3.2.2 ขนาดของภาพ (Size Image)

ในการศึกษาและทดลองผู้วิจัยใช้ภาพขนาด 256x256x3 ไบต์ เป็นขนาดของภาพต้นแบบ ภาพต้นแบบเป็นภาพมีจุดบกพร่อง 5 แบบ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ


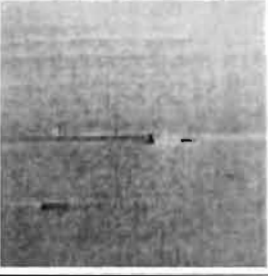
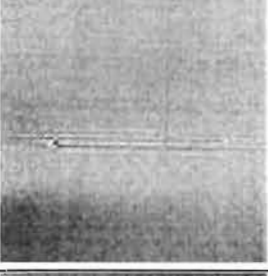
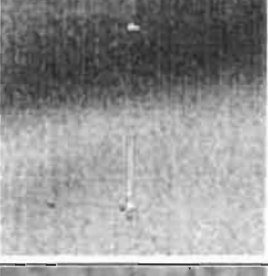

### 3.2.3 ภาพที่ใช้ในกระบวนการ

ภาพที่ใช้ในกระบวนการเป็นภาพถ่ายที่อยู่ในสถานะเวดล้อม และมีรายละเอียดของภาพตามที่กำหนดไว้ในหัวข้อที่ 3.2 โดยใช้ภาพถ่ายที่มีขนาด 256x256x3 ไบต์ และเปลี่ยนเป็นค่าระดับเทา (Gray Scale) ซึ่งประกอบด้วย

3.2.3.1 ภาพที่ใช้ในการฝึกสอน (Training) เป็นภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ แบบละ 60 ภาพ รวมเป็นจำนวนภาพทั้งสิ้น 360 ภาพ


3.2.3.2 ภาพที่ใช้ในการทดสอบ (Testing) เป็นภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ แบบละ 40 ภาพ รวมเป็นจำนวนภาพทั้งสิ้น 240 ภาพ

ตารางที่ 3-2 จำนวนข้อมูลภาพที่ใช้ในกระบวนการ

ประเภทของ จุดบกพร่อง/ไม่มี จุดบกพร่อง	ภาพระดับเทา (Gray Scale)	ขนาดของภาพ (ไบต์)	จำนวนภาพที่ใช้ ในกระบวนการ (ภาพ)	
			การฝึกสอน	การทดสอบ
ปมผ้า (Gout)		256x256	60	40
กระจุก (Knot)		256x256	60	40
ก้อนเส้นไหม (Burl)		256x256	60	40
ปมเส้นไหมตามยาว (Warp float)		256x256	60	40
กระจุกใหญ่ (Big knot)		256x256	60	40



ตารางที่ 3-2 จำนวนข้อมูลภาพที่ใช้ในกระบวนการ (ต่อ)

ประเภทของ จุดบกพร่อง/ไม่มี จุดบกพร่อง	ภาพระดับเทา (Gray Scale)	ขนาดของภาพ (ไบต์)	จำนวนภาพที่ใช้ ในกระบวนการ (ภาพ)	
			การฝึกสอน	การทดสอบ
ไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect)		256x256	60	40
<b>รวมทั้งสิ้น</b>			<b>360</b>	<b>240</b>

### 3.3 กระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

กระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เพื่อตรวจจับลักษณะพื้นผิวของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม มีขั้นตอนที่สำคัญประกอบไปด้วย ขั้นตอนการดึงคุณลักษณะเด่น ขั้นตอนการลดขนาดข้อมูล ขั้นตอนการคัดแยกจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง และ โครงสร้างของระบบ ที่มีขั้นตอนการทำงานหลัก 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการฝึกสอน(Training)และขั้นตอนการทดสอบ (Testing) ซึ่งกระบวนการทั้งหมดในข้างต้น มีรายละเอียดดังนี้

#### 3.3.1 การดึงคุณลักษณะเด่น (Feature Extraction)

ขั้นตอนการดึงคุณลักษณะเด่นเป็นการดึงข้อมูลหรือส่วนสำคัญออกจากข้อมูลดิบ โดยการนำภาพภาพระดับเทา (Gray Scale) ตามตารางที่ 3-2 ที่มีขนาด 256x256 ไบต์ มาทำการดึงคุณลักษณะเด่นด้วยการใช้การหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพมีดังนี้

- 1) วิธีของโรเบิร์ตส์ (Roberts method) หรือ RB
- 2) วิธีของโซเบล (Sobel method) หรือ SB
- 3) วิธีของพรีวิตต์ (Prewitt method) หรือ PW

#### 4) วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) หรือ LOG

การใช้อัลกอริทึมทั้ง 4 วิธี ที่กล่าวมาในข้างต้น ผู้วิจัยใช้โปรแกรม MATLAB (R)

Version 7.1 ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพ ดังตัวอย่างโปรแกรมการหาเส้นขอบภาพ ดังนี้

```

clc,clear all
A = imread('fd3.jpg');
A = rgb2gray(A);
A = double(A);
imshow(A)
[m,n] =size(A);

B = (1/9).*[1 1 1 ; 1 1 1;1 1 1];
R1 = [-1 0 1;-2 0 2;-1 0 1];%robert
R2 = R1';
S1 = [-1 0 1;-1 0 1;-1 0 1];%Sobel
S2 = S1';
P1 = [-1 0 1;-1 0 1;-1 0 1];%Prewitt
P2 = P1';
L1 = [0 1 0;1 -4 1;0 1 0];%Laplacian
L2 = [1 1 1;1 -8 1; 1 1 1];
L3 = [-1 2 -1;2 -4 2;-1 2 -1];

A1=A;A2=A;
A3=A;A4=A;
A5=A;A6=A;
A7=A;A8=A;
A9=A;
for i=2:m-1;
    for j=2:n-1;
        C=A(i-1:i+1, j-1:j+1);

        D1=R1.*C;D2=R2.*C;
        D1=sum(sum(D1));D2=sum(sum(D2));
        A1(i,j)=D1;A2(i,j)=D2;

        E1=S1.*C;E2=S2.*C;
        E1=sum(sum(E1));E2=sum(sum(E2));
        A3(i,j)=E1;A4(i,j)=E2;

        F1=P1.*C;F2=P2.*C;
        F1=sum(sum(F1));F2=sum(sum(F2));
        A5(i,j)=F1;A6(i,j)=F2;

        G1=L1.*C;G2=L2.*C;G3=L3.*C;
        G1=sum(sum(G1));G2=sum(sum(G2));G3=sum(sum(G3));
        A7(i,j)=G1;A8(i,j)=G2;A9(i,j)=G3;
    end
end
A = uint8(A);
A1 = uint8(A1);A2 = uint8(A2);
A3 = uint8(A3);A4 = uint8(A4);
A5 = uint8(A5);A6 = uint8(A6);
A7 = uint8(A7);A8 = uint8(A8);
A9 = uint8(A9);
imshow(A1)
X=mean(A)
Y=mean(A1)
Z= ((Y-X)/Y)*100
subplot(431),imshow(A)
subplot(432),imshow(A1)
subplot(433),imshow(A2)

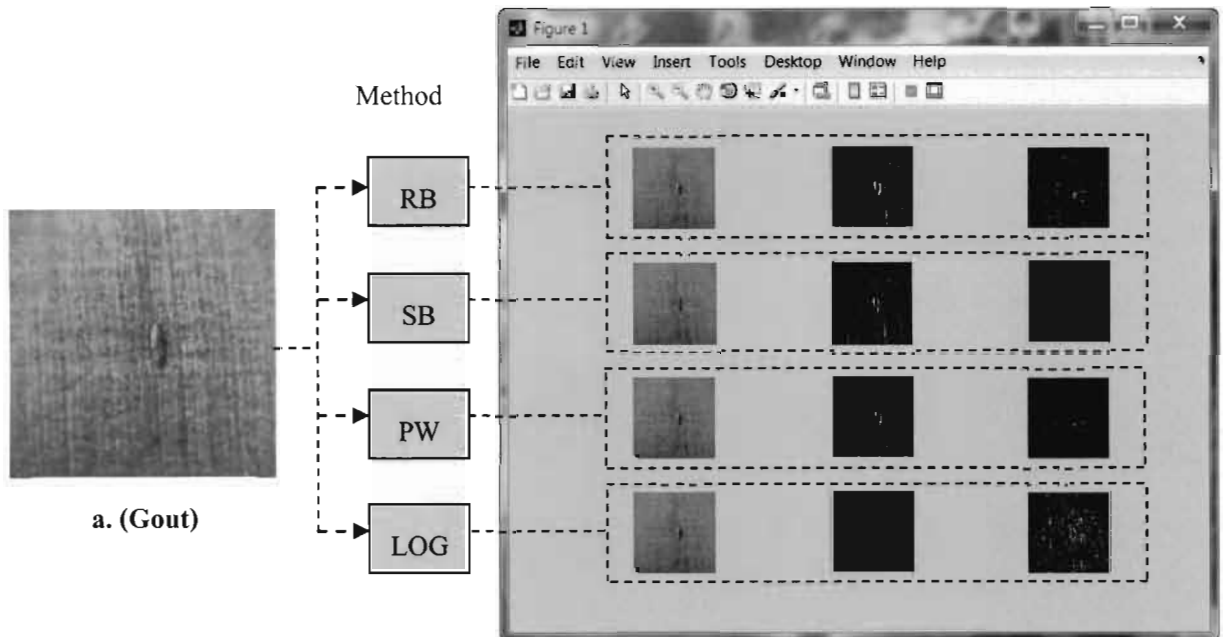
subplot(434),imshow(A)
subplot(435),imshow(A3)
subplot(436),imshow(A4)

subplot(437),imshow(A)
subplot(438),imshow(A5)
subplot(439),imshow(A6)

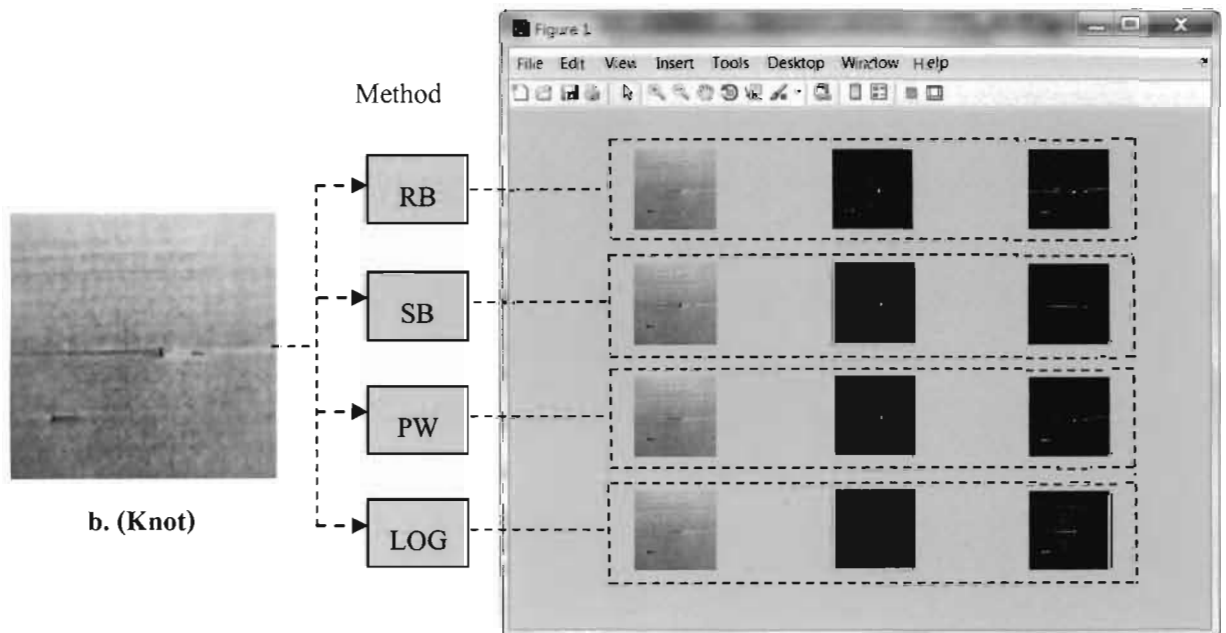
subplot(4,3,10),imshow(A)
subplot(4,3,11),imshow(A7)
subplot(4,3,12),imshow(A8)

```

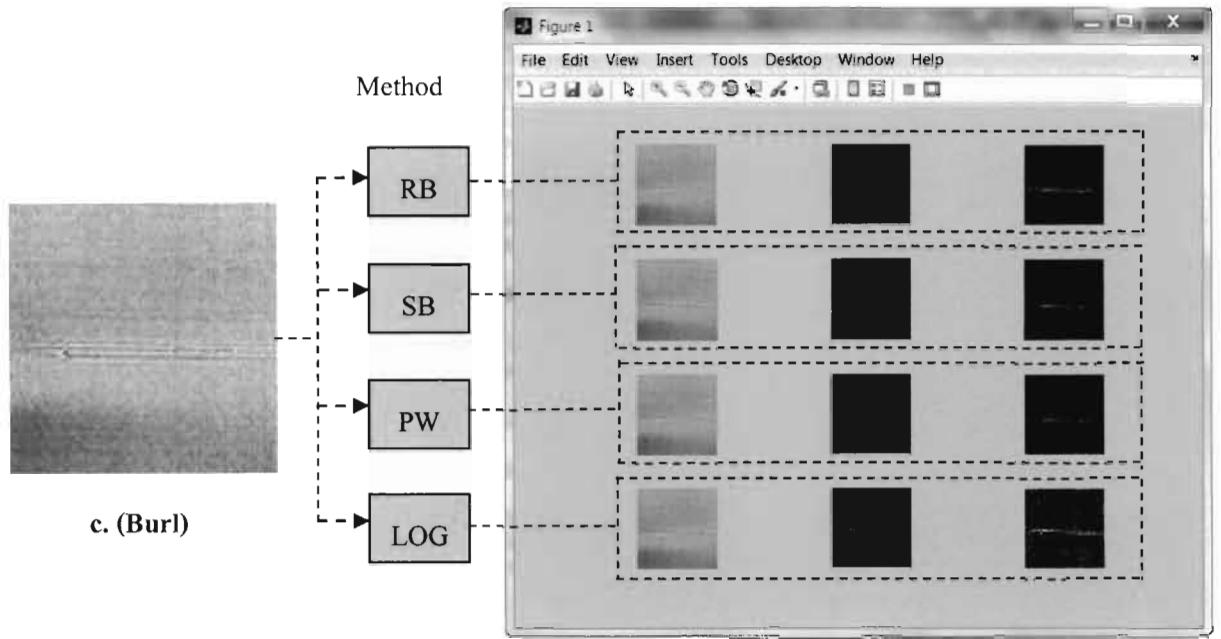
ภาพที่ได้จากการใช้อัลกอริทึมทั้ง 4 วิธี โดยใช้โปรแกรมข้างต้น เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการหาเส้นขอบภาพ ตัวอย่างภาพที่ได้มีรายละเอียดดังนี้



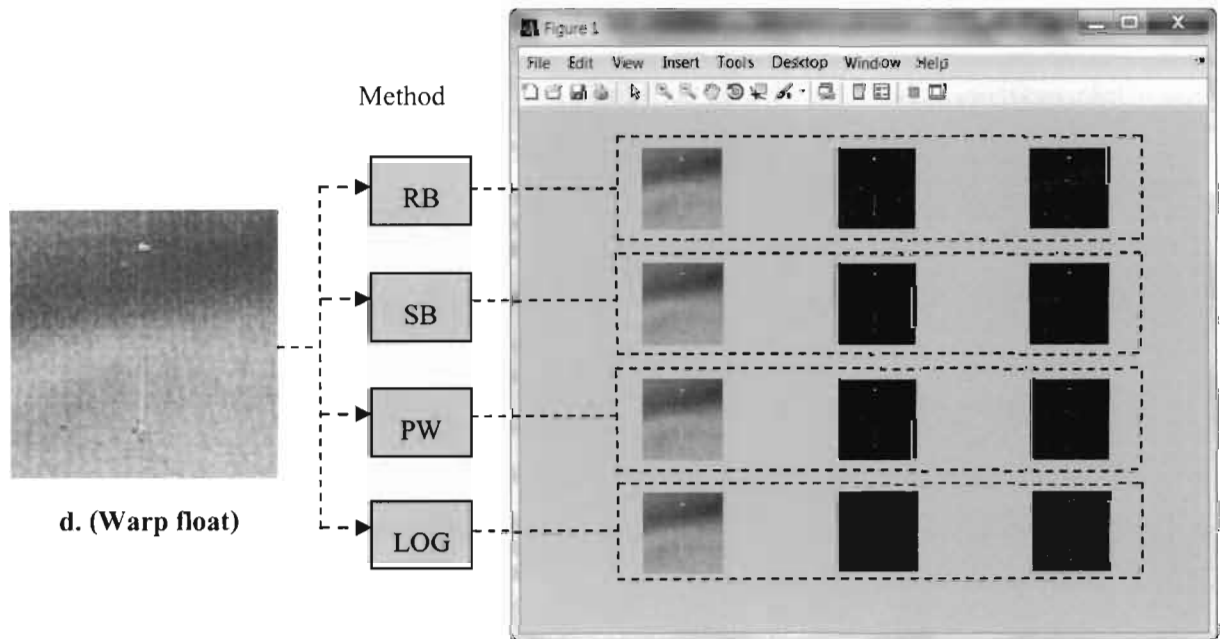
ภาพที่ 3-2 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทปมผ้า (Gout)



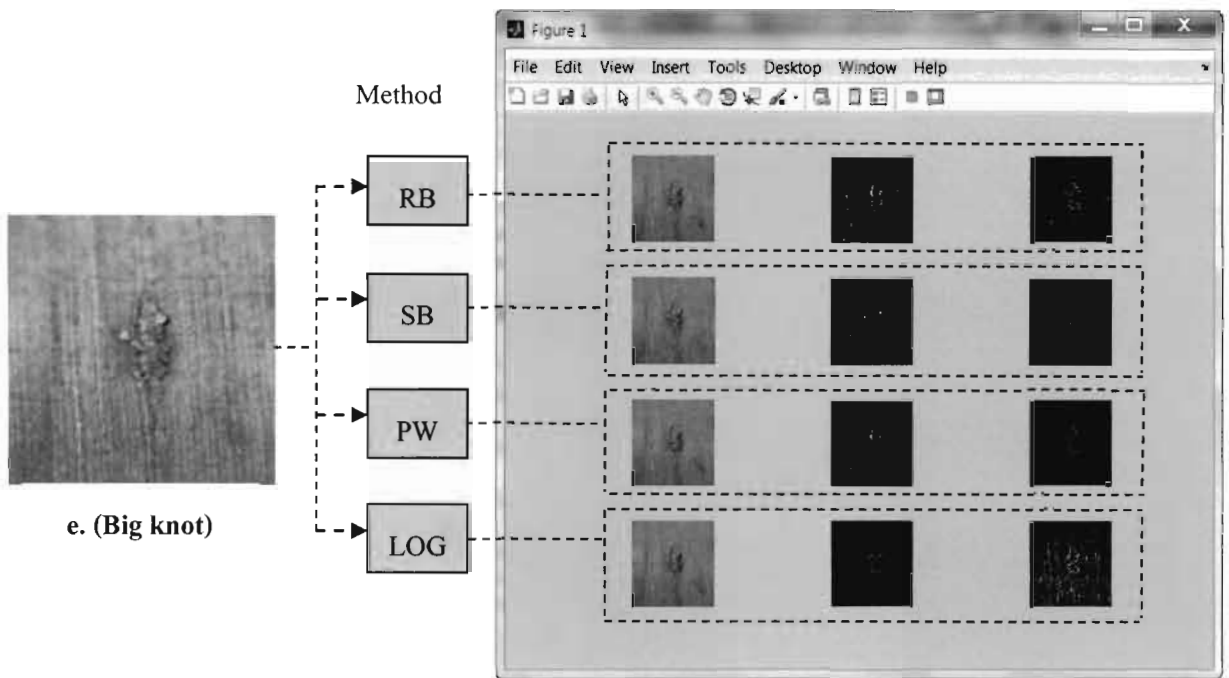
ภาพที่ 3-3 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทกระจุก (Knot)



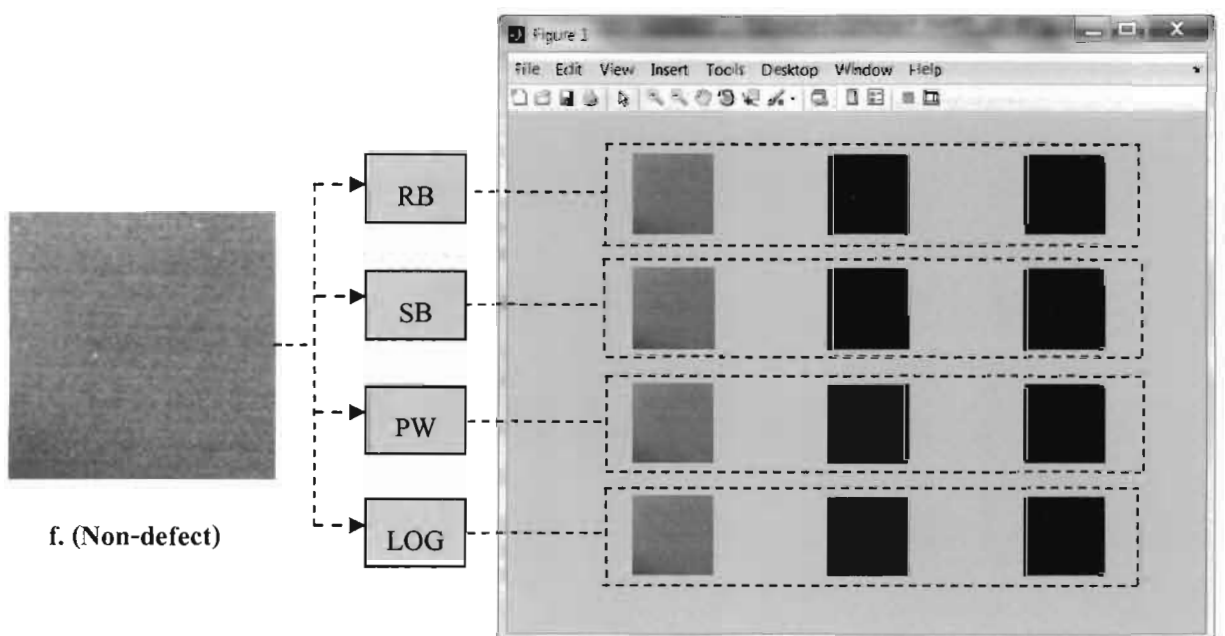
ภาพที่ 3-4 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทก้อนสีใหม่ (Burl)



ภาพที่ 3-5 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทปมเส้นใหม่ตามยาว (Warp float)



ภาพที่ 3-6 การใช้การหาเส้นขอบภาพของจุดบกพร่องประเภทกระจุกใหญ่ (Big knot)



ภาพที่ 3-7 การใช้การหาเส้นขอบภาพประเภทไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect)

จากภาพที่ 3-2 ถึง 3-7 แสดงภาพที่เกิดจากการหาเส้นขอบภาพที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่องแต่ละประเภท โดยใช้อัลกอริทึมทั้ง 4 วิธี คือ วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพรีวิคต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) ในการตรวจหาเส้นขอบภาพ เมื่อพิจารณาภาพในแต่ละแถว แสดงเส้นขอบภาพที่เกิดจากการใช้อัลกอริทึมแต่ละวิธีข้างต้น ซึ่งการหาเส้นขอบภาพแต่ละวิธีจะแสดงผลทั้งหมด 3 ภาพ พิจารณาได้จากโปรแกรมข้างต้น เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการตรวจหาเส้นขอบภาพ กล่าวคือ

ภาพแรก คือ การทำภาพระดับเทา (Gray Scale)

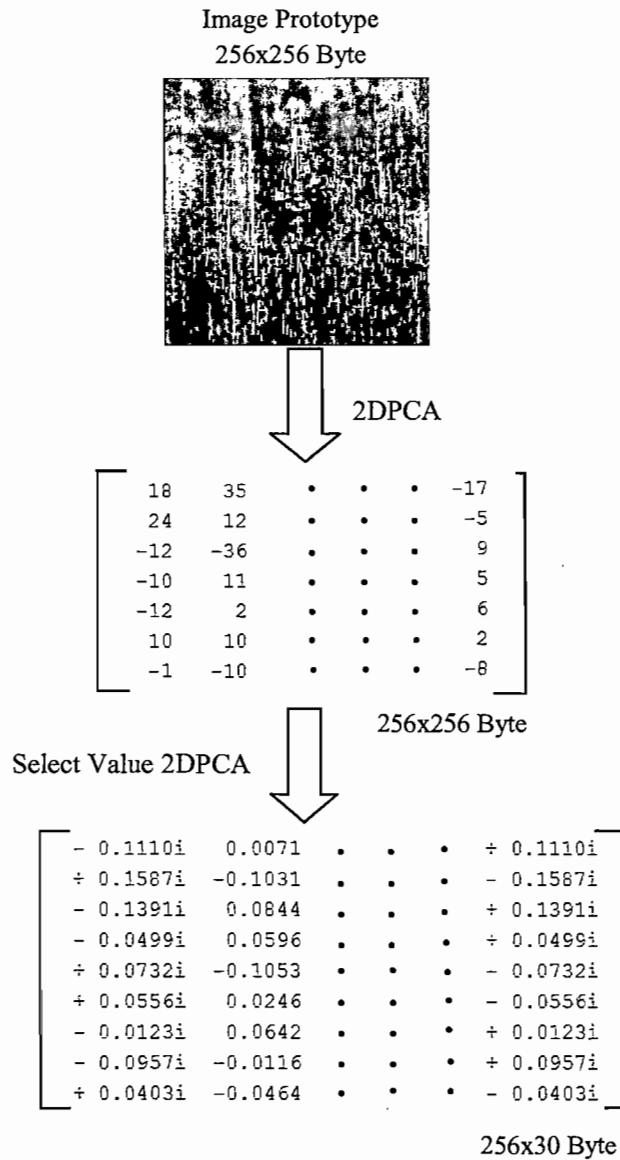
ภาพที่สอง คือ การหาเส้นขอบของภาพที่ได้จากสมการ R1, S1, P1 และ L1

ภาพที่สาม คือ การหาเส้นขอบของภาพที่ได้จากสมการ R2, S2, P2, L2 และ L3

### 3.3.2 การลดขนาดข้อมูล

ขั้นตอนการลดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลง ใช้แนวคิดของวิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ซึ่งเป็นกระบวนการสำคัญที่ใช้ลดขนาดของภาพต้นแบบให้มีขนาดเล็กลง โดยที่ยังคงคุณลักษณะเด่นของภาพต้นแบบไว้ แนวคิดของวิธี 2DPCA เป็นเทคนิคที่สามารถนำเอาภาพสองมิติมาคำนวณได้โดยตรง การคำนวณหาค่าโควาเรียนซ์เมทริกซ์ (Covariance Matrix) สามารถทำได้โดยตรง ส่งผลให้เวลาในการคำนวณหาค่าไอเกนเวกเตอร์ (Eigenvector) มีค่าน้อย หลักการคำนวณคือเริ่มจากการคำนวณหาโควาเรียนซ์เมทริกซ์ (Covariance Matrix) จากภาพฝึกสอนทั้งหมด แล้วมาทำการหาแกนการฉายที่เหมาะสม แล้วจึงมาฉายเป็นลักษณะเด่นของภาพที่มีจุดบกพร่องและไม่บกพร่องเพื่อนำไปใช้ในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ รายละเอียดการหาค่าโควาเรียนซ์ (Covariance Value) จากภาพฝึกสอนทั้งหมด และการสกัดลักษณะเด่น (Feature Extraction) ได้อธิบายไว้แล้วในบทที่ 2 หัวข้อการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA)

ในการศึกษาทดลองผู้วิจัยนำข้อมูลภาพที่เตรียมไว้ในขั้นตอนที่ 3.2 มาวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ซึ่งผู้วิจัยใช้โปรแกรม MATLAB(R) Version 7.1 ผลการวิเคราะห์จะแสดงค่าไอเกนเวกเตอร์ ซึ่งเรียงตามลำดับความสำคัญ แล้วพิจารณาเลือกค่าที่เหมาะสม แสดงดังภาพที่ 3-8



ภาพที่ 3-8 ตัวอย่างการวิเคราะห์หองค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA)

โดยใช้โปรแกรม MATLAB(R) Version 7.1

จากระบบการวิเคราะห์หองค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ข้างต้น เมื่อนำภาพขนาด 256x256 ไบต์ มาวิเคราะห์หองค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ผลการวิเคราะห์ที่แสดงค่าไอเจนเวกเตอร์ ขนาด 256x256 ไบต์ ที่เรียงตามลำดับความสำคัญ ในการทดลองนี้เลือกใช้ค่าไอเจนเวกเตอร์ 30 ค่าแรก ซึ่งเป็นค่าที่เหมาะสม เนื่องจากเมื่อทำการทดสอบกับภาพเดิมหลายๆครั้ง พบว่า ให้ผลการทดสอบที่ไม่แตกต่างกัน ดังนั้น จึงเลือกใช้ค่าไอเจนเวกเตอร์ 30 ค่าแรกนี้แทนในการลดขนาดของข้อมูล

### 3.3.3 การคัดแยกประเภทของจุดบกพร่องและไม่บกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

#### แบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network)

สำหรับงานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network) ในการระบุจุดบกพร่องบนสิ่งทอ กระบวนการทำงานที่จำเป็นสำหรับขั้นตอนการฝึกสอน และขั้นตอนการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ ประกอบด้วย การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม การสอนโครงข่ายประสาทเทียม การปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดค่าความผิดพลาดในกระบวนการเรียนรู้ และการลดค่าน้ำหนักที่ได้ไปใช้ในขั้นตอนการทดสอบ รายละเอียดทั้งหมดมีดังนี้

โครงข่ายประสาทเทียมที่ผู้วิจัยได้ออกแบบขึ้น ประกอบไปด้วย 3 ชั้นหลัก คือ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (Output layer) โดยการกำหนดจำนวนโหนดของแต่ละชั้น เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมนี้สามารถปรับเปลี่ยนให้เหมาะสมกับคุณลักษณะของจุดบกพร่องที่แตกต่างกัน ภายใต้ขอบเขตของการจำแนกประเภท แต่ละชั้นมีรายละเอียดดังนี้

- 1) ชั้นอินพุต (Input layer) ประกอบด้วยจำนวนโหนดทั้งหมด  $n$  โหนด โดยค่าของ  $n$  ขึ้นอยู่กับจำนวนแอททริบิวต์ (Attribute) ซึ่งมีจำนวน 30 ค่า ต่อ 1 ภาพ
- 2) ชั้นซ่อนเร้น (Hidden layer) ที่ใช้ในการทดลองนั้น ใช้ทั้งหมด 15 โหนด 1 ชั้นซ่อนเร้น
- 3) ชั้นเอาต์พุต (Output layer) เป็นชั้นคำตอบของระบบ ดังนั้น จำนวนโหนดในชั้นนี้จะแบ่งออกเป็น 6 กลุ่ม 3 เอาต์พุต คือ 000, 001, 010, 011, 100, 101

การกำหนดอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับนี้กำหนดให้เท่ากับ 0.1 เท่ากัน และใช้เงื่อนไขการหยุดการเรียนรู้ตามจำนวนภาพที่กำหนด

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ เป็นโครงข่ายแบบหลายชั้น ที่มีการเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised learning) คือ เรียนรู้ที่จะสร้างผลลัพธ์ที่ต้องการให้ได้ตามตัวอย่างที่ได้รับและใช้วิธีลดค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตให้น้อยที่สุดโดยเทียบกับน้ำหนักประสาท โดยมีการนำเสนออินพุตและเป้าหมายให้โครงข่ายเรียนรู้ดังนี้

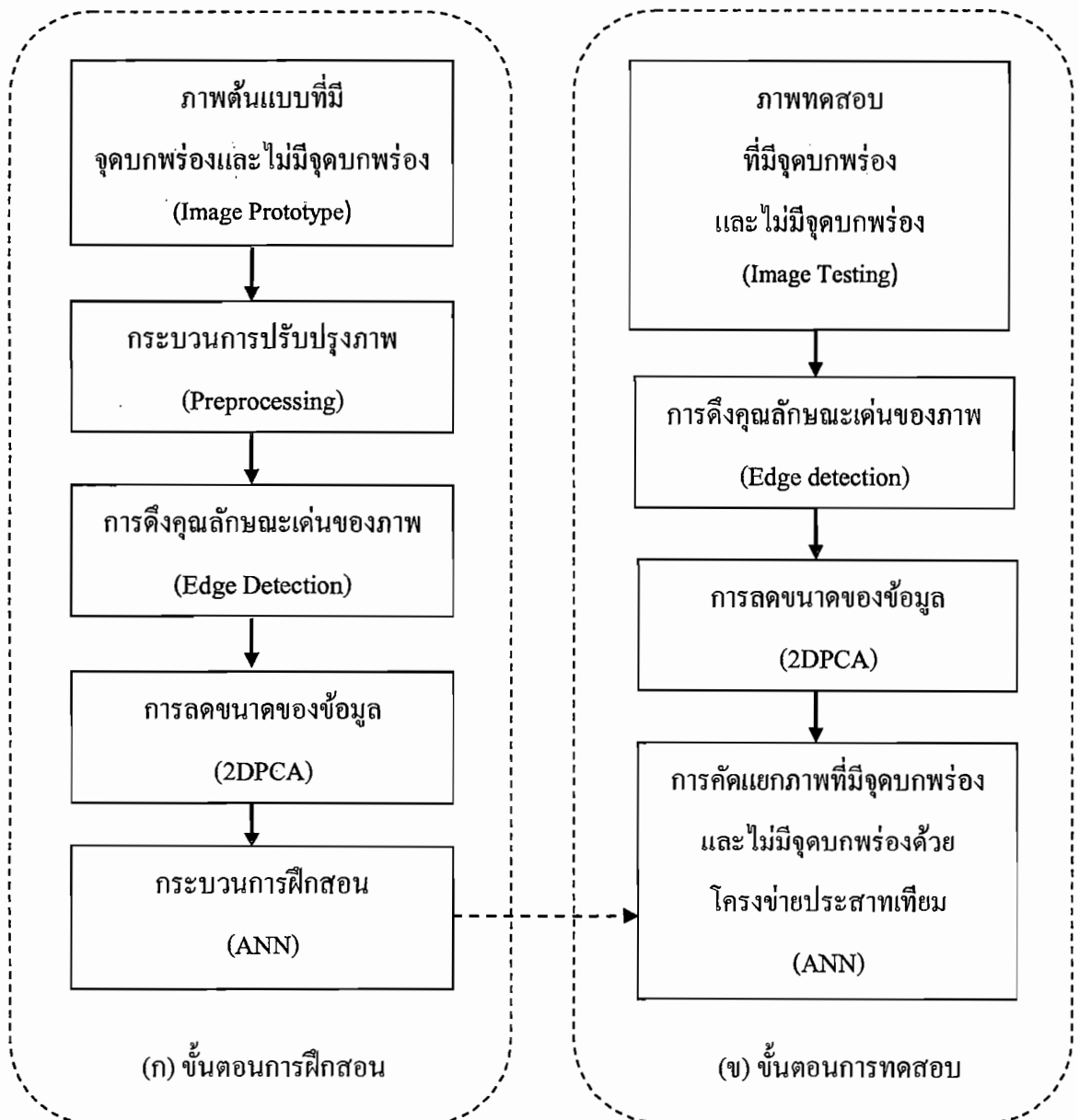
$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \quad (3.1)$$

เมื่อป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่าย เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย



ของอินพุตแล้ว โครงข่ายจะทำการปรับพารามิเตอร์ของเครือข่าย ซึ่งได้แก่ ค่าน้ำหนักประสาทและไบอัส ตามกฎการเรียนรู้ เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งค่าความผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตและเป้าหมายนี้เองจะเป็นตัวชี้วัดประสิทธิภาพของ โครงข่ายประสาทเทียม

ทำการฝึกสอนจนได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละภาพ ที่ให้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ และจะนำเน็ตที่ได้จากการทำการฝึกสอนแล้วไปใช้ในขั้นตอนการทดสอบต่อไป แสดงดังภาพที่ 3-9



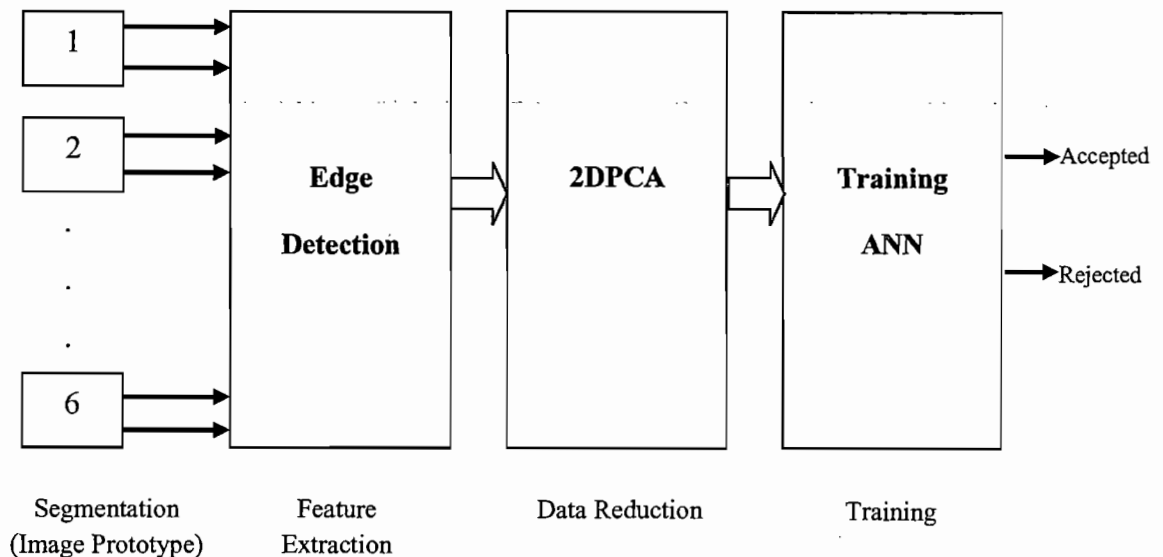
ภาพที่ 3-9 ขั้นตอนการตรวจจับจุดบกพร่องขั้นต้น

### 3.3.4 โครงสร้างของระบบ

โครงสร้างของระบบ แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

#### 3.3.4.1 การฝึกสอน (Training)

ขั้นตอนการฝึกสอนเป็นการป้อนแต่ละอินพุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม เอาต์พุตที่ได้จะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเป้าหมาย จากนั้นดำเนินการปรับปรุงค่าน้ำหนักเพื่อให้ค่าความผิดพลาดของเอาต์พุตและเป้าหมายมีค่าน้อยที่สุด ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 หัวข้อ 2.5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network) จนกว่าจะครบตามจำนวนข้อมูลภาพที่กำหนด เพื่อให้ได้เน็ตที่จะนำไปใช้งานในขั้นตอนการทดสอบ มีการดำเนินการดังภาพที่ 3-10



ภาพที่ 3-10 การฝึกสอน (Training)

จากกระบวนการฝึกสอนข้างต้น มีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

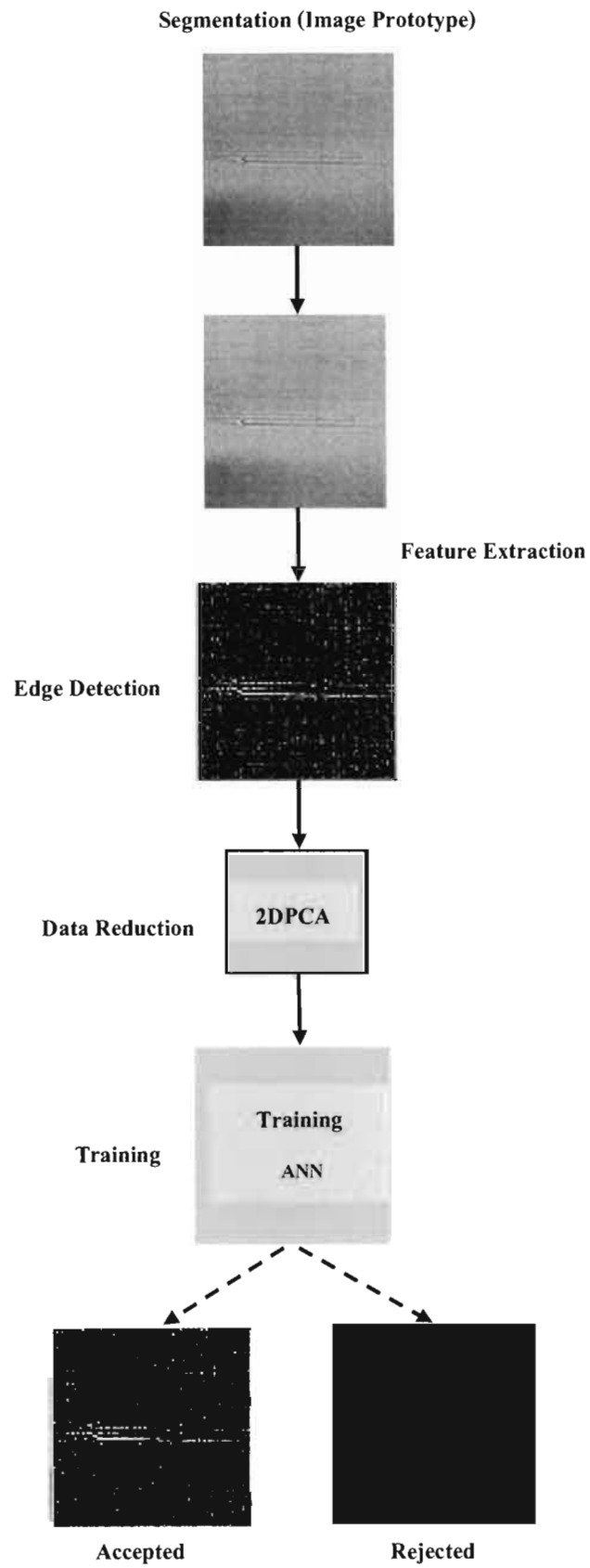
ขั้นตอนที่ 1 เตรียมข้อมูลภาพที่มีขนาด 256x256x3 ไบต์ เป็นขนาดของภาพต้นแบบ ภาพต้นแบบเป็นภาพมีจุดบกพร่อง 5 แบบ ประกอบด้วย แบบปมผ้า (Gout), แบบกระดูก (Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float), แบบกระดูกใหญ่ (Big knot) และแบบไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ แต่ละแบบใช้จำนวน 60 ภาพ รวมเป็นจำนวนภาพทั้งสิ้น 360 ภาพ

ขั้นตอนที่ 2 เปลี่ยนภาพต้นแบบดังกล่าวให้เป็นค่าระดับเทา (Gray Scale)

ขั้นตอนที่ 3 นำภาพต้นแบบที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 ไปทำการดึงลักษณะเด่นด้วยการหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) โดยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพีร์วิตต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG)

ขั้นตอนที่ 4 ทำการลดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลง ด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ตามขั้นตอนที่อธิบายไว้ในหัวข้อ 3.3.2

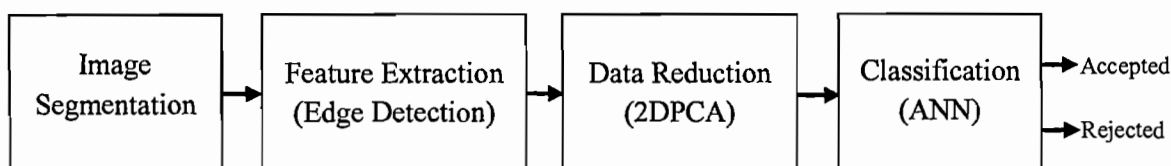
ขั้นตอนที่ 5 นำไปทำการฝึกสอนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กลับ (Back propagation Neuron Network) จนได้ค่าน้ำหนักประสาทที่เหมาะสมที่สุด และให้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ โดยกำหนดค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ ไม่มากกว่าร้อยละ 10 แล้วนำเน็ตที่ได้จากการทำการฝึกสอนไปใช้งานในขั้นตอนการทดสอบต่อไป รายละเอียดแสดงดังตัวอย่างในภาพที่ 3-11



ภาพที่ 3-11 ตัวอย่างการฝึกสอน (Example Training)

### 3.3.4.2 การทดสอบ (Testing)

หลังจากทำการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมจนครบตามจำนวนข้อมูลภาพที่กำหนดแล้ว ขั้นตอนถัดไป คือ ขั้นตอนการทดสอบ ดำเนินการโดยการนำข้อมูลภาพที่เตรียมไว้สำหรับการทดสอบเข้าไปยังโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านกระบวนการในขั้นตอนการสอนมาเรียบร้อยแล้ว เพื่อให้โครงข่ายดังกล่าวทำการประมวลผลเพื่อหาคำตอบต่อไป อธิบายได้ดังภาพที่ 3-12



ภาพที่ 3-12 การทดสอบ (Testing)

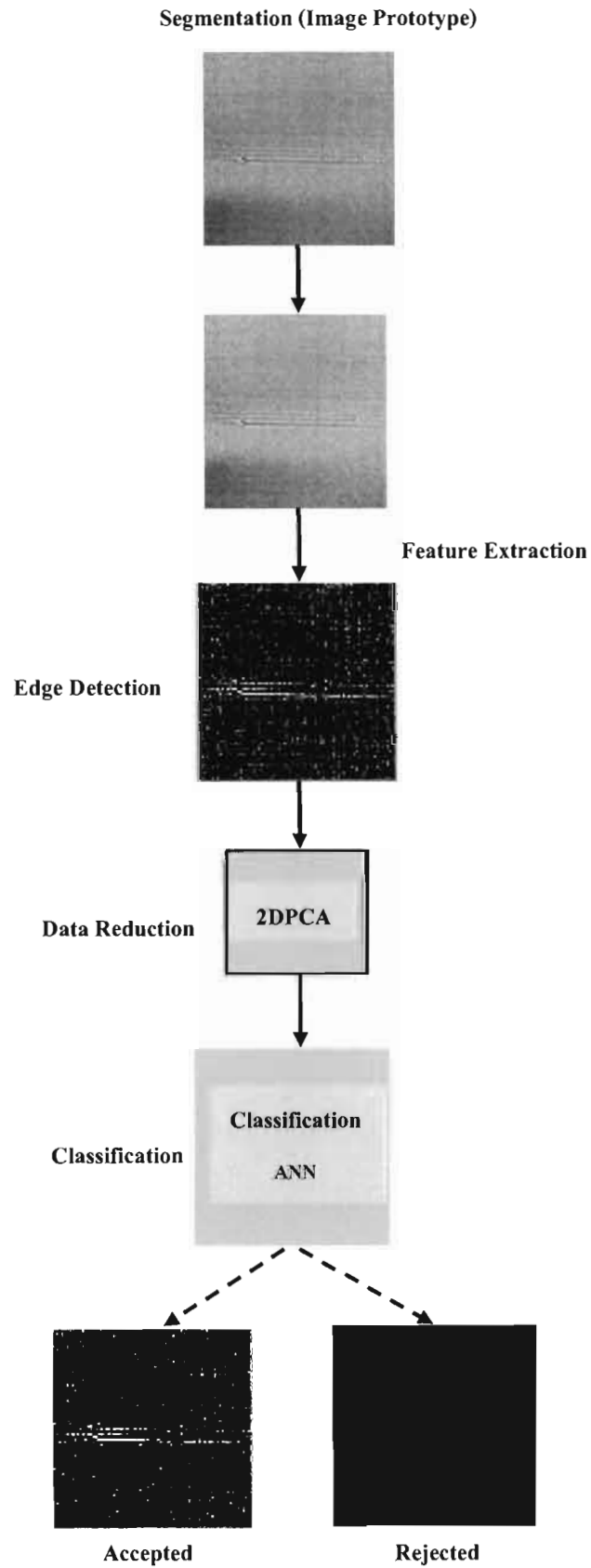
ขั้นตอนที่ 1 นำข้อมูลภาพที่เตรียมไว้สำหรับการทดสอบมาทำการจับภาพที่เวลาจริงด้วยขนาด 256x256x3 ไบต์ ซึ่งเป็นภาพมีจุดบกพร่อง 5 แบบ ประกอบด้วย แบบปมผ้า (Gout), แบบกระจุก (Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float), แบบกระจุกใหญ่ (Big knot) และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ แต่ละแบบใช้จำนวน 40 ภาพ รวมเป็นจำนวนภาพทั้งสิ้น 240 ภาพ

ขั้นตอนที่ 2 เปลี่ยนภาพทดสอบดังกล่าวข้างต้นให้เป็นค่าระดับเทา (Gray Scale)

ขั้นตอนที่ 3 นำภาพที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 ไปทำการดึงลักษณะเด่นด้วยการหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) โดยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพีร์วิตต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) ที่ได้จากขั้นตอนการฝึกสอน เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่เหมาะสมที่สุด

ขั้นตอนที่ 4 ทำการลดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลง ด้วยการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) เช่นเดียวกัน ด้วยผลลัพธ์จากขั้นตอนการฝึกสอน เพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านกระบวนการในขั้นตอนการสอนมาเรียบร้อยแล้ว

ขั้นตอนที่ 5 ทำการประมวลผลเก็บสถิติเพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าความถูกต้อง (Accuracy) ในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอต่อไป ดังตัวอย่างการทดสอบในภาพที่ 3-13



ภาพที่ 3-13 ตัวอย่างการทดสอบ (Example Testing)

### 3.4 การหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

สำหรับค่าความถูกต้อง (Accuracy) ซึ่งเป็นระดับของความเที่ยงตรงว่าใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายมากเพียงใด ในงานวิจัยนี้ได้กำหนดเป้าหมายไว้ กล่าวคือ พัฒนาระบบที่มีความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอให้มีความถูกต้องไม่น้อยกว่า 90% ในการวัดความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องนั้น ใช้การหาค่าความถูกต้อง (Accuracy) ซึ่งมีสมการในการคำนวณตามสมการที่ 3.2

$$Accuracy = \frac{n}{N} \times 100 \quad (3.2)$$

เมื่อ  $n$  คือ จำนวนภาพที่ตรวจจับจุดบกพร่องได้จากจุดบกพร่องแบบนั้นๆ

$N$  คือ จำนวนภาพทั้งหมดของจุดบกพร่องแบบนั้นๆ

### 3.5 สรุปวิธีการดำเนินงานวิจัย

การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยทำการวิเคราะห์ผ้าทอพื้นเมืองทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไปของผ้า ในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้า โดยการนำเทคนิคการตรวจหาเส้นขอบภาพ การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่อง ในการพัฒนาระบบใช้การแบ่งส่วนเพื่อให้ได้ขนาดข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับวิธีการดึงคุณลักษณะเด่นเพื่อแยกลักษณะเด่นของสิ่งทอให้มีความชัดเจนด้วยการหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) โดยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพีวีดี (PW) และวิธีลาปาเซียของเกาส์ (LOG) เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่เหมาะสมที่สุด ส่วนวิธีการลดขนาดข้อมูลเพื่อลดขนาดนั้น ดำเนินการตามแนวคิดการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ผลที่ได้ คือ เวกเตอร์คุณลักษณะซึ่งจะป้อนเวกเตอร์คุณลักษณะนี้เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอน เพื่อแยกประเภทของจุดบกพร่องและไม่บกพร่อง โดยโครงสร้างของระบบมีขั้นตอนการทำงานหลัก 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการฝึกสอนและขั้นตอนการทดสอบ สำหรับความถูกต้องของระบบที่นำเสนอไว้โดยใช้รูปภาพผ้าทอพื้นเมืองซึ่งเป็นภาพถ่ายจากสถานะแวดล้อมตามที่กำหนดไว้ ขนาด 256x256 x3 ไบต์ แบบละ 60 ภาพ จำนวน 6 แบบ รวมทั้งสิ้น 360 ภาพ ในขั้นตอนการฝึกสอน และในขั้นตอนการทดสอบใช้ภาพแบบละ 40 ภาพ จำนวน 6 แบบ รวมทั้งสิ้น 240 ภาพ เพื่อหาค่าความถูกต้อง (Accuracy) ของระบบ ให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอได้อย่างถูกต้อง และครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการดำเนินงานในงานอุตสาหกรรมนำไปสู่การปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลาการตรวจสอบ และลดต้นทุนในการดำเนินงาน โดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัย

## บทที่ 4

### ผลการดำเนินงาน

บทนี้จะกล่าวถึงผลการดำเนินงาน ในส่วนของการวิเคราะห์ข้อมูลในการศึกษาและผลทดลอง การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการ นำเสนอซึ่งได้กล่าวไว้ในบทที่ 3 ในการเปรียบเทียบเบื้องต้นนั้น การหาเส้นขอบภาพได้ใช้วิธีที่นำเสนอ ดังนี้ วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพรีวิคต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) โดยนำภาพที่ผ่านการหาเส้นขอบมา และลดขนาดข้อมูลโดยใช้วิธี 2DPCA ขั้นตอน การตรวจจับจุดบกพร่องโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และทำการวัดผลด้วยการหาค่าความถูกต้อง (Accuracy) เพื่อตรวจสอบสมมติฐานที่กำหนดไว้ สำหรับผลการวิเคราะห์ข้อมูลในการทดลองและ ผลการทดลองมีรายละเอียดดังนี้

#### 4.1 การทดลองและผลการทดลอง

##### 4.1.1 การหาเส้นขอบภาพ

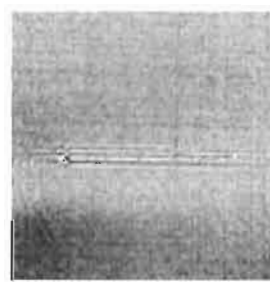
ในการศึกษาและทดลองนี้ใช้ภาพถ่ายพื้นเมืองจำนวน 240 ภาพ ที่มีขนาด 256x256 พิกเซล และเป็นภาพระดับเทา (Gray Scale) ซึ่งประกอบด้วย ภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ คือ แบบ ปมผ้า (Gout), แบบกระจุก (Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float) และแบบกระจุกใหญ่ (Big knot) นอกจากนี้ยังมีภาพที่ไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) 1 แบบ ตัวอย่าง ลักษณะของรูปภาพผ้าทอพื้นเมือง ดังภาพที่ 4-1



(a) Gout



(b) Knot



(c) Burl





(d) Warp float



(e) Big knot



(f) Non-defect

ภาพที่ 4-1 ภาพที่มีจุดบกพร่องแบบต่างๆ Gout , Knot , Burl , Warp float, Big knot และ Non-defect

การทดสอบด้วยการหาเส้นขอบภาพบนสิ่งทอโดยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) แสดงตามภาพที่ 4-2



(a) Gout



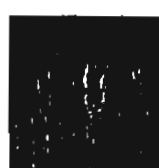
(b) Knot



(c) Burl



(d) Warp float



(e) Big knot



(f) Non-defect

ภาพที่ 4-2 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB)

การทดสอบด้วยการหาเส้นขอบภาพบนสิ่งทอโดยวิธีของโซเบล (SB) แสดงตามภาพที่ 4-3



(a) Gout



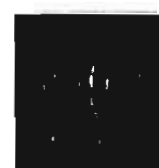
(b) Knot



(c) Burl



(d) Warp float



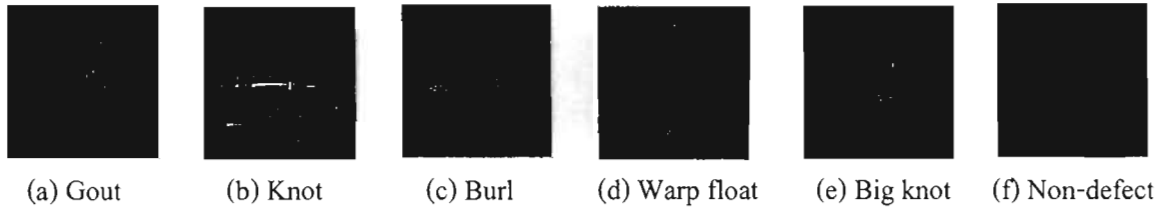
(e) Big knot



(f) Non-defect

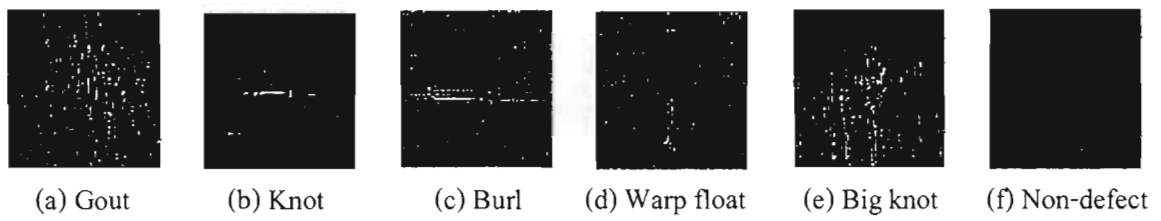
ภาพที่ 4-3 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโซเบล (SB)

การทดสอบด้วยการหาเส้นขอบภาพบนสิ่งทอโดยวิธีของพีริวิตต์ (PW) แสดงตามภาพที่ 4-4



ภาพที่ 4-4 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของพีริวิตต์ (PW)

การทดสอบด้วยการหาเส้นขอบภาพบนสิ่งทอโดยวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) แสดงตามภาพที่ 4-5



ภาพที่ 4-5 ภาพการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG)

จากภาพตัวอย่างข้างต้น แสดงการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีต่างกัน ทั้ง 4 วิธี คือ วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพีริวิตต์ (PW) และวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) พบว่า การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีต่างกัน ให้ภาพเส้นขอบที่มีความคมชัดแตกต่างกัน

#### 4.1.2 การหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

สำหรับการหาค่าความถูกต้องของการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพทั้ง 4 วิธี ตามที่กล่าวมาข้างต้น เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่ดีที่สุดในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ รายละเอียดดังตารางต่อไปนี้

ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) แสดงดังตารางที่ 4-1

ตารางที่ 4-1 ผลการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB)

Image type	Defect detection by ANN		
	Accepted	Rejected	% Accuracy
Gout	37	3	92.50
Knot	34	6	85.00
Burl	35	5	87.50
Warp float	32	8	80.00
Big knot	34	6	85.00
Non-Defect	40	0	100.00
<b>Total</b>	<b>212</b>	<b>28</b>	<b>88.33</b>

จากตารางที่ 4-1 ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ พบว่าการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 88.33 และเมื่อพิจารณาแต่ละแบบของจุดบกพร่อง/ไม่บกพร่องพบว่า ค่าความถูกต้องของการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีดังกล่าว ของจุดบกพร่องแบบปมผ้า (Gout) มีค่ามากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 92.50 รองลงมา คือ จุดบกพร่องแบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบกระจุก (Knot), แบบกระจุกใหญ่ (Big Knot) และแบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float) คิดเป็นร้อยละ 87.50, 85.00, 85.00 และ 80.00 ตามลำดับ ส่วนแบบไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 100.00

ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโซเบล (SB) แสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4-2 ผลการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของ โซเบล (SB)

Image type	Defect detection by ANN		
	Accepted	Rejected	% Accuracy
Gout	37	3	92.50
Knot	34	6	85.00
Burl	32	8	80.00
Warp float	32	8	80.00
Big knot	34	6	85.00
Non-Defect	40	0	100.00
<b>Total</b>	<b>209</b>	<b>31</b>	<b>87.08</b>

จากตารางที่ 4-2 ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ พบว่าการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโซเบล (SB) มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 87.08 และเมื่อพิจารณาแต่ละแบบของจุดบกพร่อง/ไม่บกพร่องพบว่า ค่าความถูกต้องของการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีดังกล่าว ของจุดบกพร่องแบบปมผ้า (Gout) มีค่ามากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 92.50 รองลงมา คือ จุดบกพร่อง แบบกระจุก (Knot), แบบกระจุกใหญ่ (Big Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl) และแบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float) คิดเป็นร้อยละ 85.00, 85.00, 80.00 และ 80.00 ตามลำดับ ส่วนแบบไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 100.00

ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของพีริวิตต์ (PW) แสดงดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4-3 ผลการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของพีริวิตต์ (PW)

Image type	Defect detection by ANN		
	Accepted	Rejected	% Accuracy
Gout	34	6	85.00
Knot	38	2	95.00
Burl	35	5	87.50
Warp float	35	5	87.50
Big knot	34	6	85.00
Non-Defect	40	0	100.00
<b>Total</b>	<b>216</b>	<b>24</b>	<b>90.00</b>

จากตารางที่ 4-3 ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ พบว่าการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของพีริวิตต์ (PW) มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 90.00 และเมื่อพิจารณาแต่ละแบบของจุดบกพร่อง/ไม่บกพร่องพบว่า ค่าความถูกต้องของการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีดังกล่าว ของจุดบกพร่องแบบกระจุก (Knot) มีค่ามากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 95.00 รองลงมา คือ จุดบกพร่องแบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float), แบบปมผ้า (Gout) และแบบกระจุกใหญ่ (Big Knot) คิดเป็นร้อยละ 87.50, 87.50, 85.00 และ 85.00 ตามลำดับ ส่วนแบบไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 100.00

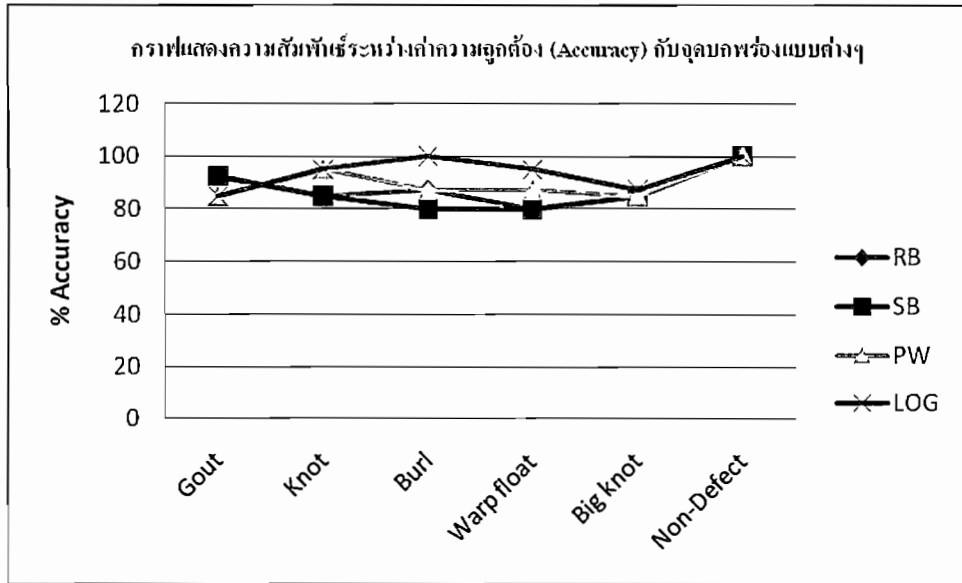
ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) แสดงดังตารางที่ 4-4

ตารางที่ 4-4 ผลการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG)

Image type	Defect detection by ANN		
	Accepted	Rejected	% Accuracy
Gout	34	6	85.00
Knot	38	2	95.00
Burl	40	0	100.00
Warp float	38	2	95.00
Big knot	35	5	87.50
Non-Defect	40	0	100.00
<b>Total</b>	<b>225</b>	<b>15</b>	<b>93.75</b>

จากตารางที่ 4-4 ผลการหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ พบว่าการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอเมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 93.75 และเมื่อพิจารณาแต่ละแบบของจุดบกพร่อง/ไม่บกพร่อง พบว่า ค่าความถูกต้องของการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีดังกล่าวของจุดบกพร่องแบบก้อนเส้นไหม (Burl) มีค่ามากที่สุด คิดเป็นร้อยละ 100.00 รองลงมา คือ จุดบกพร่องแบบกระจุก (Knot), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float), แบบกระจุกใหญ่ (Big Knot) และแบบปมผ้า (Gout) คิดเป็นร้อยละ 95.00, 95.00, 87.50 และ 85.00 ตามลำดับ ส่วนแบบไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 100.00

จากข้อมูลข้างต้น สามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้อง (Accuracy) กับจุดบกพร่องแบบต่างๆ ในแต่ละวิธีการหาเส้นขอบภาพได้ดังภาพที่ 4-6



ภาพที่ 4-6 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้อง (Accuracy) กับจุดบกพร่องแบบต่างๆ

จากกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้องกับจุดบกพร่องแบบต่างๆ พบว่า เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 88.33 วิธีของโซเบล (SB) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 87.08 วิธีของพีริวิตต์ (PW) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 90.00 และวิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) มีค่าความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 93.75 เมื่อเปรียบเทียบวิธีการหาเส้นขอบภาพ ทั้ง 4 วิธี ดังกล่าวข้างต้น จะเห็นได้ว่า วิธีลาปาเซียนของเกาส์ (LOG) หรือ มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด รองลงมา คือ วิธีของพีริวิตต์ (PW), วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) หรือ และวิธีของโซเบล (SB) ตามลำดับ

จากผลการดำเนินงานในการศึกษาและทดลองทั้งหมดข้างต้น พบว่า การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้วิธีการนำเสนอ ทั้ง 4 วิธี และในการเปรียบเทียบเบื้องต้นนั้น ในการหาเส้นขอบภาพได้ใช้วิธีที่นำเสนอดังนี้ วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพรีวิตต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) พบว่า วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด เฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 93.75 ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐานที่ตั้งไว้ กล่าวคือ มีความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 รองลงมาคือ วิธีของพรีวิตต์ (PW) คิดเป็นร้อยละ 90.00 ซึ่งไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 เช่นเดียวกัน ส่วนวิธีของโซเบล (SB) และวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB) มีค่าความถูกต้องน้อยกว่าร้อยละ 90 กล่าวคือ มีความถูกต้องคิดเป็นร้อยละ 87.08 และ 88.33 ตามลำดับ



## บทที่ 5

### สรุปและอภิปรายผล

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อตรวจจับลักษณะพื้นผิวของผ้าทอพื้นเมืองที่มีจุดบกพร่องและไม่มีจุดบกพร่อง และหาค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยระบบมีขั้นตอนการทำงานหลัก 2 ขั้นตอน คือ ขั้นฝึกสอน (Training) และขั้นทดสอบ (Testing) ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 3 และผลการศึกษาและทดลองดังกล่าวอธิบายไว้ในบทที่ 4 ซึ่งในบทนี้จะนำเสนอการสรุปและอภิปรายผลทั้งหมดที่ได้นำเสนอไป รวมทั้งประเด็นที่เป็นข้อเสนอแนะเพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยต่อไปในอนาคต

#### 5.1 อภิปรายผล

จากผลการศึกษาและทดลองการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้า โดยการนำเทคนิคการตรวจหาเส้นขอบภาพ การวิเคราะห์ห่อหุ้มประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) และโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่อง ในการพัฒนาระบบที่ใช้การแบ่งส่วนเพื่อให้ได้ขนาดข้อมูลที่เหมาะสม สำหรับวิธีการดึงคุณลักษณะเด่น เพื่อแยกลักษณะเด่นของสิ่งทอให้มีความชัดเจนด้วยการหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) โดยวิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพรีวิตต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) ซึ่งจากการศึกษาทดลอง พบว่า วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการหาเส้นขอบภาพ ส่วนวิธีการลดขนาดข้อมูลเพื่อลดขนาดนั้น ดำเนินการตามแนวคิดการวิเคราะห์ห่อหุ้มประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ผลที่ได้คือ เวกเตอร์คุณลักษณะซึ่งจะป้อนเวกเตอร์คุณลักษณะนี้เข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอน เพื่อแยกประเภทของจุดบกพร่องและไม่มีบกพร่อง โดยโครงสร้างของระบบมีขั้นตอนการทำงานหลัก 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนการฝึกสอน และขั้นตอนการทดสอบ แล้วทำการวัดค่าความถูกต้องของระบบโดยใช้รูปภาพผ้าไหมลักษณะสีพื้นที่มีขนาด 256x256x3 ไบต์ จำนวน 6 แบบ ซึ่งประกอบด้วย ภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ คือ แบบปมผ้า (Gout), แบบกระจุก (Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float) และแบบกระจุกใหญ่ (Big knot) นอกจากนี้ยังมีภาพที่ไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) 1 แบบ ในขั้นตอนการฝึกสอนใช้ภาพจำนวนทั้งสิ้น 360 ภาพ กล่าวคือ แบบละ 60 ภาพ ส่วนในขั้นตอนการทดสอบใช้ภาพจำนวนทั้งสิ้น 240 ภาพ คือ แบบละ 40 ภาพ ซึ่งเป็นภาพถ่ายจากสภาวะแวดล้อมตามที่กำหนดไว้ เพื่อหาค่าความถูกต้องของระบบให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอที่มีความถูกต้องไม่น้อยกว่าร้อยละ 90

การอภิปรายผลการศึกษาและทดลองในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม ในที่นี้จะแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อหลัก ประกอบด้วย ขั้นตอนวิธีการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพ และค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม รายละเอียดทั้งหมดมีดังนี้

### 5.1.1 ขั้นตอนวิธีการดึงคุณลักษณะเด่นของภาพ

วิทยานิพนธ์นี้เลือกวิธีการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบภาพ มีทั้งหมด 4 วิธี คือ วิธีของโรเบิร์ตส์ (RB), วิธีของโซเบล (SB), วิธีของพรีวิตต์ (PW) และวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (LOG) โดยการอภิปรายในที่นี้จะแทนชื่อวิธีเหล่านี้ด้วย ชื่อย่อ RB, SB, PW และ LOG ตามลำดับ จากวิธีทั้งหมดในข้างต้นจะนำไปใช้ในการตรวจหาเส้นขอบภาพสิ่งทอ จำนวน 240 ภาพ ที่มีขนาด 256x256 ไบต์ และเป็นภาพระดับเทา (Gray Scale) ซึ่งประกอบด้วย ภาพที่มีจุดบกพร่อง 5 แบบ คือ แบบปมผ้า (Gout), แบบกระจุก (Knot), แบบก้อนเส้นไหม (Burl), แบบปมเส้นไหมตามยาว (Warp float) แบบกระจุกใหญ่ (Big knot) และภาพที่ไม่มีจุดบกพร่อง (Non-defect) 1 แบบ

ผลการทดสอบพบว่า แต่ละวิธีให้เส้นขอบภาพที่มีความคมชัดแตกต่างกัน เนื่องจากเส้นขอบเป็นชุดของจุดภาพที่เชื่อมต่อกันวางตัวบนขอบระหว่าง 2 พื้นที่ ที่มีค่าระดับเทาต่างกัน แบบจำลองของเส้นขอบจึงหาได้จากการเปลี่ยนค่าระดับเทาของจุดภาพ นั่นเอง แสดงให้เห็นว่า นอกจากการเลือกวิธีการใดวิธีการหนึ่งในการหาเส้นขอบภาพแล้ว ยังจำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยด้านอื่นๆที่อาจมีผลต่อความคมชัดของเส้นขอบภาพอีกด้วย เช่น ลักษณะของภาพ ขนาด และความละเอียดของภาพ แสง และสภาวะแวดล้อมอื่นๆให้มีความเหมาะสม ซึ่งในหัวข้อถัดไปจะอภิปรายถึงค่าความถูกต้อง (Accuracy) ในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เพื่อทดสอบสมมติฐานที่กำหนดไว้

### 5.1.2 การทดสอบค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

ในส่วนนี้จะเป็นการทดสอบค่าความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อเปรียบเทียบวิธีที่ดีที่สุดในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบภาพมีทั้งหมด 4 วิธี คือ วิธี RB, วิธี SB, วิธี PW และวิธี LOG

ผลการทดสอบพบว่า ค่าความถูกต้องในการทดสอบการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ เมื่อใช้การหาเส้นขอบภาพด้วยวิธี LOG มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด คือ มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 94 รองลงมาคือ วิธี PW, วิธี RB และวิธี SB ซึ่งมีค่าความถูกต้องน้อยที่สุด กล่าวคือ มีค่าความถูกต้องเฉลี่ยคิดเป็นร้อยละ 90, 88 และ 87 ตามลำดับ จะเห็นได้ว่า การที่ผลการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธี LOG มีคุณสมบัติที่ถูกต้อง เทียบตรงและแม่นยำสูง มีความคลาดเคลื่อนหรือความพลาดน้อยที่สุด แสดงว่าการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธีของ LOG มีค่าความถูกต้องสูงที่สุด กล่าวคือ มีความถูกต้องไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 จึงเป็นวิธีที่ให้ค่าความถูกต้องในการทำงานมากยิ่งขึ้นตามไปด้วย ซึ่งจะเห็นได้ชัดเจนจากกราฟแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความถูกต้องกับจุดบกพร่องแบบต่างๆ จะเห็นว่าการหาเส้นขอบภาพ ด้วยวิธี LOG ให้ผลที่ดีที่สุด ดังภาพที่ 4-6

นอกจากนี้ ในการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธี PW พบว่า มีค่าความถูกต้องไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 เช่นเดียวกัน แสดงว่า วิธีดังกล่าวสามารถนำมาใช้ในการหาเส้นขอบภาพได้ แต่จำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยอื่นๆที่อาจส่งผลต่อการหาเส้นขอบภาพร่วมด้วย เช่น ลักษณะของภาพ ขนาด และความละเอียดของภาพ แสง ฯลฯ ส่วนการหาเส้นขอบภาพด้วยวิธี RB และวิธี SB ซึ่งค่าความถูกต้องน้อยกว่าร้อยละ 90 ตามลำดับนั้น มีข้อสังเกตที่น่าสนใจ แสดงว่า มีความเป็นไปได้ว่าจะมีปัจจัยอื่นๆที่ส่งผลต่อการทำงานของวิธีการดังกล่าว

อย่างไรก็ตาม วิธีที่นำเสนอดังกล่าวมีความถูกต้องในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอสูงที่สุด ร้อยละ 93.75 และใช้เวลาน้อยในการฝึกสอน ซึ่งจะเห็นได้ว่า วิธีที่นำเสนอเป็นวิธีที่เหมาะสม มีความถูกต้องและเที่ยงตรงอยู่ในเกณฑ์ที่ดี เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพสำหรับการตรวจจับจุดบกพร่องของสิ่งต่างๆด้วยเทคนิคอื่นๆ อาทิ ผลการศึกษาวิจัยของ Mak, K.L. & Peng, P., (2009) ที่ทำการตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าทอโดยใช้ตัวกรองการบอร์ ซึ่งวิธีดังกล่าวสามารถตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าทอได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงถึงร้อยละ 95 และผลการศึกษาวิจัยของ Srikaew, A. et al., (2011) ที่ทำการ

ตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าโดยประยุกต์ใช้ไฮบริดของตัวกรองกาบอร์และการวิเคราะห์ห้องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) ซึ่งตัวกรองคาร์บอนสามารถนำไปใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพสำหรับการตรวจสอบข้อบกพร่องสูงถึงร้อยละ 98 ทั้งนี้ในการศึกษาและทดลองจำเป็นต้องมีการกำหนดสภาวะแวดล้อมในเรื่องของแสงที่เหมาะสมเช่นเดียวกัน วิธีที่นำเสนอดังกล่าวเหมาะสมที่จะนำมาประยุกต์ใช้และเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการลดระยะเวลาในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเริ่มต้นเท่านั้น จึงควรมีการพัฒนาและนำไปประยุกต์ใช้ในงานอื่นๆที่เหมาะสมต่อไป

จากที่กล่าวมาข้างต้น วิธีที่นำเสนอดังกล่าวยังมีข้อจำกัดในเรื่องสภาวะแสงที่แตกต่างกัน คือ สามารถใช้ได้ในช่วงแสงที่เหมาะสมในตอนกลางวันเท่านั้น และต้องมีการกำหนดระยะจุดโฟกัสในการตรวจจับจุดบกพร่องที่เหมาะสม รวมทั้งกระบวนการตรวจจับจุดบกพร่องของผ้าทอพื้นเมืองได้พิจารณาเฉพาะผ้าไหมลักษณะสีพื้นเท่านั้น ยังไม่สามารถทดสอบได้กับผ้าไหมลักษณะลวดลาย และภาพของผ้าทอพื้นเมืองที่นำมาตรวจสอบต้องเป็นภาพที่มีรายละเอียดทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไปของผ้าในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้าเพียงพอที่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่าอย่างชัดเจน นอกจากนี้แล้วระบบที่สามารถใช้งานได้อย่างหลากหลาย จำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลาย และมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม ซึ่งประเด็นนี้สามารถนำไปพัฒนาต่อได้ในอนาคต

## 5.2 สรุปผลการวิจัย

จากการศึกษาผลการตรวจจับจุดบกพร่องด้วยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบของภาพร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม พบว่า รูปแบบที่นำเสนอเป็นวิธีที่เหมาะสม มีความถูกต้องและเที่ยงตรงที่ดีในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยมีความถูกต้องไม่น้อยกว่าร้อยละ 90 กล่าวคือ มีความถูกต้องเฉลี่ยสูงสุดร้อยละ 93.75 ใช้เวลาน้อยในการฝึกสอน อย่างไรก็ตามวิธีดังกล่าว ยังมีข้อจำกัดในเรื่องสภาวะแสง การกำหนดระยะจุดโฟกัสในการตรวจจับจุดบกพร่องที่เหมาะสม รวมทั้งลักษณะของผ้าไหม คือ กระบวนการดังกล่าว ได้พิจารณาเฉพาะผ้าไหมลักษณะสีพื้นเท่านั้น ยังไม่สามารถทดสอบได้กับผ้าไหมลักษณะลวดลาย และภาพของผ้าทอพื้นเมืองที่นำมาตรวจสอบต้องเป็นภาพที่มีรายละเอียดที่ชัดเจน นอกจากนี้แล้ว จำเป็นต้องมีข้อมูลที่หลากหลาย และมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้อย่างหลากหลาย งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเริ่มต้นเท่านั้น ดังนั้นในงานวิจัยต่อไปควรมีการพัฒนาและนำไปประยุกต์ใช้ในงานอื่นๆต่อไป

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

จากการดำเนินงานทั้งหมดของวิทยานิพนธ์นี้ พบว่า ยังมีประเด็นที่สามารถนำไปพัฒนาหรือปรับปรุงเพิ่มเติมในการดำเนินงานวิจัยต่อไปในอนาคต เพื่อให้การทำงานของขั้นตอนวิธีได้ค่าความถูกต้องที่ดีมากยิ่งขึ้น ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

5.3.1 รูปแบบที่นำเสนอใช้ทดสอบจุดบกพร่องของผ้าไหมลักษณะสีพื้นเท่านั้น ยังไม่สามารถทดสอบได้กับผ้าไหมลักษณะลวดลาย ดังนั้น เพื่อพัฒนาระบบให้สามารถใช้งานได้กับผ้าที่มีลวดลายที่หลากหลาย ควรคิดค้นวิธีแบบใหม่เพื่อให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องของผ้าทุกชนิดได้

5.3.2 เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้หลากหลาย จำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลาย และมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม

5.3.3 รูปแบบที่นำเสนอนี้เป็นงานวิจัยเริ่มต้นเท่านั้น ดังนั้น ในงานวิจัยต่อไปควรมีการพัฒนาและนำไปประยุกต์ใช้ในงานอื่นๆต่อไป

## บรรณานุกรม

- คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล.(2550). การศึกษาการซื้อผลิตภัณฑ์ผ้าทอพื้นเมืองของ  
ผู้บริโภคในเขตจังหวัดนครราชสีมา. รายงานการวิจัย, มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล.
- ชมพู ทรัพย์ประทุมสิน.(2548). วิธีการใหม่แบบพันทางในการแยกส่วนมือจากภาพสี. วิทยานิพนธ์  
วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี.
- วิไลลักษณ์ คัดสร้าง และอาทิตย์ ศรีแก้ว.(2550). การตรวจจับจุดบกพร่องด้วยตัวกรองกาบอร์. วสาร  
วิชาการ: การสัมมนาทางวิชาการบัณฑิตศึกษาวิศวกรรมไฟฟ้า ประจำปีครั้งที่ 4, มหาวิทยาลัย  
เทคโนโลยีสุรนารี, หน้า 73-80.
- ศูนย์ทดสอบผลิตภัณฑ์ชุมชน มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล.(2551). โครงการจัดตั้งศูนย์ทดสอบผลิตภัณฑ์  
ชุมชน มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล นครราชสีมา.รายงานการวิจัย, มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล.
- สุภาวดี ศรีคำดี. (2555). การจัดชุดการทำงานของขั้นตอนวิธีสำหรับปัญหาการจำแนกกลุ่ม.  
วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต, สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยบูรพา.
- อรนันท์ เชาวน์พานิช. (2553). การรู้จำใบหน้ามนุษย์โดยใช้วิธีวิเคราะห์องค์ประกอบหลักร่วมกับวิธีการ  
วิเคราะห์เชิงภูมิศาสตร์ใบหน้าและโครงข่ายประสาทเทียม. วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต, เทคโนโลยี  
คอมพิวเตอร์เพื่อการศึกษา, มหาวิทยาลัยราชภัฏมหาสารคาม.
- อรอุมา พร้อมจะบก และทศพล ปราชญ์ปรีชา. (2551). การศึกษาปัญหาของการไม่ได้รับมาตรฐาน  
ผลิตภัณฑ์ชุมชน. สรุปรื่องเติมการประชุมวิชาการ ครั้งที่ 45 มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์,  
กรุงเทพฯ:มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, หน้า 56-61.
- อรอุมา พร้อมจะบก และทศพล ปราชญ์ปรีชา. (2551). การศึกษาปัญหาของการไม่ได้รับมาตรฐาน  
ผลิตภัณฑ์ชุมชน. รายงานการวิจัย, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยวงษ์ชวลิตกุล.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). การคำนวณเชิงนิเวศ. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยี  
สุรนารี, หน้า 11-15.
- อาทิตย์ ศรีแก้ว. (2546). ปัญหาประดิษฐ์สำหรับวิศวกร. สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัย  
เทคโนโลยีสุรนารี, หน้า 71-75.
- Ben Salem, Y. (2010). Automatic recognition of fabrics based on texture and using SVM. *Springer :  
Original paper*. pp. 654-655.

- Gonzalez, R., & Woods, R. (2001). Digital Image Processing. 2nd edn. *Addision-Wesley Publishing Company*, Reading.
- Lee, T.c. (2004). Fabric defect defection by wavelet transform and neural network. *Masters thesis*, University of Hong Kong.
- Mak, K.L. & Peng, P. (2009). Detecting defects in Textile Fabrics with Optimal Gabor Filters. *International Kounal of Computer Science*. Vol.1, no. 4, pp. 274-282.
- Meunkaewjinda, A. , Kumsawat, P., Attakitmongcol, K. & Srikaew, A. (2008). Grape leaf detection from color imagery using hybrid intelligent system. *Proceedings of ECTI-CON 2008*. pp.1-4.
- Peng, G. (2004). Image processing : interpolation.
- Posawang, P. (2008). The development of the road traffic congestion level report system using neural network. *Thesis, School of Information Technology, Suranaree University of Technology*. Nakhon Ratchasima. pp. 101-102.
- Srikaew, A. (2002). Genetic Algorithms-Part I. *Suranaree Journal of Science and Technology*, Vol. 9,no.1, pp. 69-83.
- Srikaew, A., Attakitmoncol, K. & Kidsang, W. (2011). Detection of Defect in Textile Fabrics using Optimal Gabor Wavelet Network and Two-Dimonsional PCA. *Suranaree Journal of Science and Technology*, Vol. 18,no.1, pp. 436-445.
- Suppatoomsin C. & Srikaew, A. (2010). Hybrid Method for Hand Segmentation. *Second International Conference on Digital Image Processing*. Proceedings of the SPIE, Vol. 7546, pp. 75461D-75461D-6 .
- Suppatoomsin C. & Srikaew, A. (2011). 2DPCA for Vehicle Detection from CCTV Captured Image. *IEEE Information Science and Applications (ICISA), 2011 International Conference*, 26-29 April, pp. 1-5.
- Suppatoomsin C. & Srikaew, A. (2012). 2DPCA for Vehicle Detection from CCTV Captured Image Using 2DPCA and Fuzzy ART Network. *The 8<sup>TH</sup> National Conference on Computing and Information Technology: Proceeding of NCCIT 2012*, 9-10 May, pp. 128.
- Tom, F. (2004). ROC Graph. *Notes and Practical Consideration for Researchers*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht.
- Yang, J., Zhang, D. & Frangi, A. (2004). Two-dimensional PCA : A new approach appearance-based face representation and recognition. *IEEE Trans.On Pattern Analysis and Machin Intelligence*, vol. 6, no. 2.2, pp. 131-137.

Simpson, P. K. (1992). Fuzzy min-max neural networks-part 1: classification. *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 776-786.



## ภาคผนวก

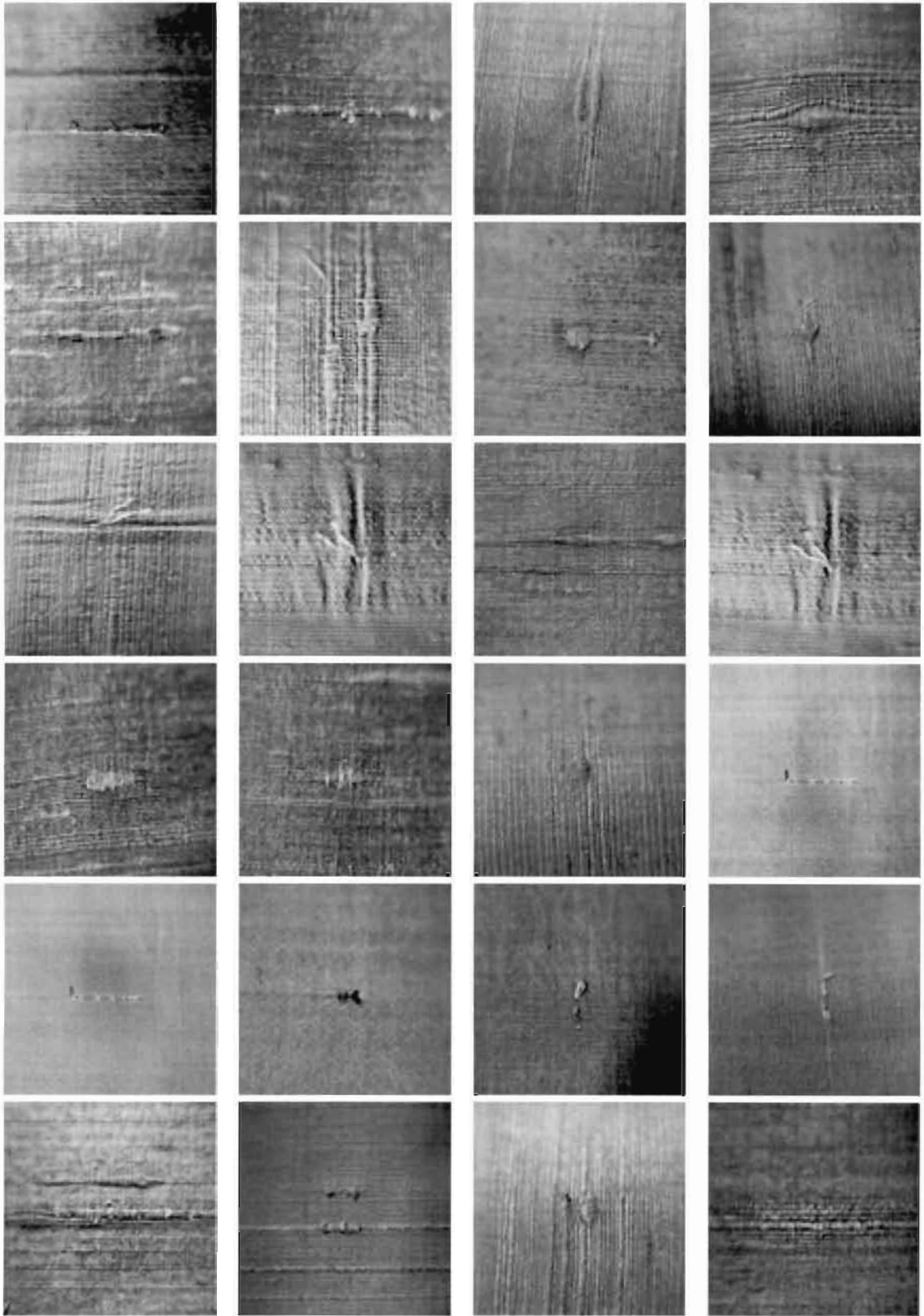
**ภาคผนวก ก**  
**คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ**

## คำอธิบายสัญลักษณ์และคำย่อ

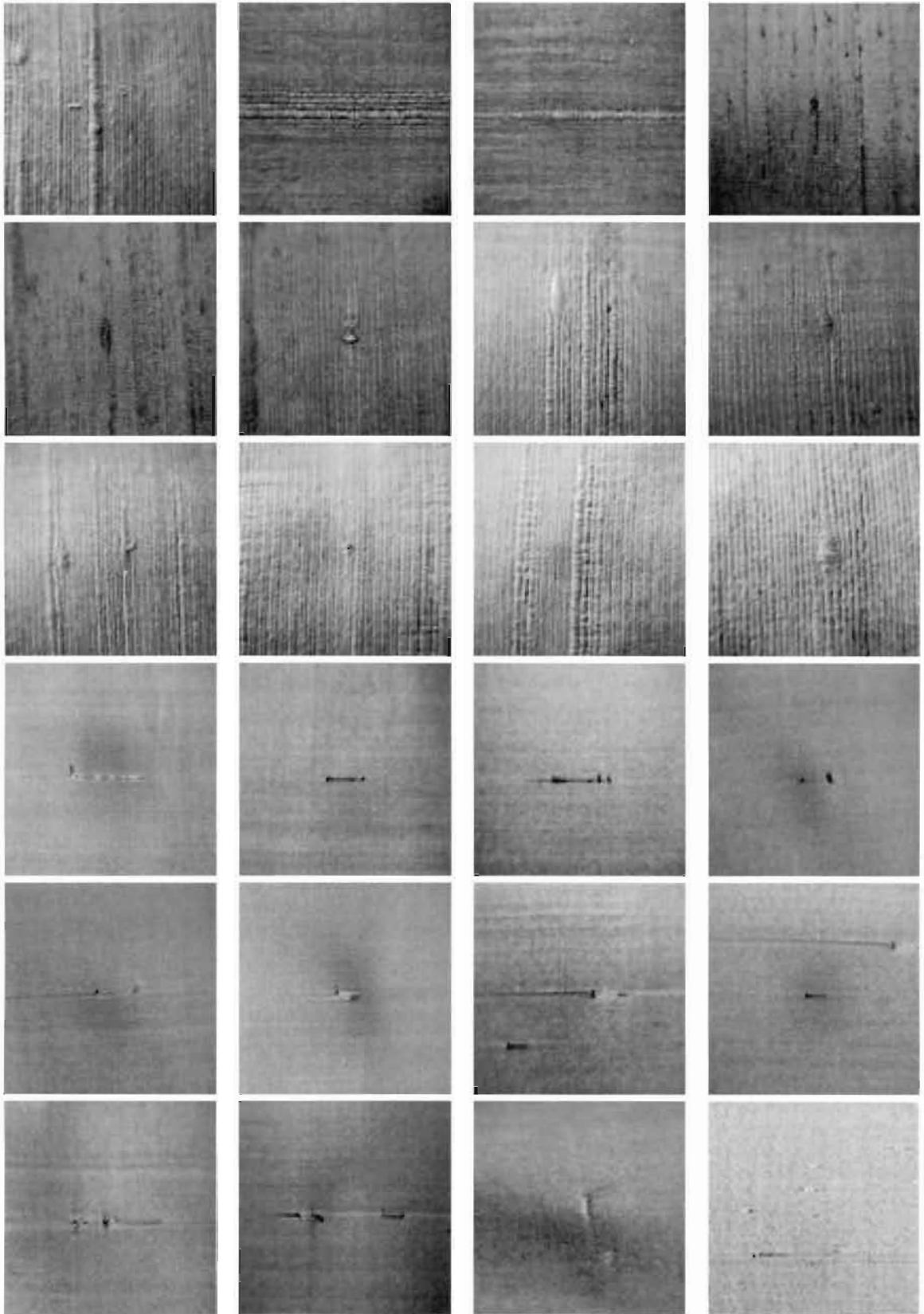
$A(x,y)$	คือ	คุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง
$b$	คือ	ไบอัส
$b$	คือ	เวกเตอร์ไบอัส
$B$	คือ	องค์ประกอบสีน้ำเงิน
$c$	คือ	จำนวนกลุ่มสี
CN	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของแคนนี่
$E$	คือ	ค่าความผิดพลาด
$f$	คือ	ฟังก์ชันถ่ายโอน
$f(x,y)$	คือ	ค่าความเข้มของจุดภาพระดับเทา
$F(x)$	คือ	ตัวชี้วัดประสิทธิภาพ
$g(x,y)$	คือ	จุดภาพที่หาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว
$G_i$	คือ	เมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของภาพ
$G$	คือ	องค์ประกอบสีเขียว
$H_i$	คือ	ค่าสีสันของ $i$
$H$	คือ	ค่าสีสัน
$i(x,y)$	คือ	องค์ประกอบความสว่าง
$l$	คือ	ระดับเทาของภาพ
$L_{\min}L_{\max}$	คือ	สเกลระดับเทา
LOG	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์
$n$	คือ	เน็ตอินพุต
$p$	คือ	เวกเตอร์อินพุต
$pi$	คือ	อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม
$\{p,i\}$	คือ	คู่อินพุตและเป้าหมาย
PW	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของพรีวิตต์
$R$	คือ	องค์ประกอบสีแดง

$r(x,y)$	คือ	องค์ประกอบการสะท้อนของแสง
RB	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของโรเบิร์ตส์
SB	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีของไซเบล
$T$	คือ	เกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน
$V$	คือ	ค่าที่ใช้บอกระดับความสว่างของภาพ
$W$	คือ	น้ำหนักประสาท
$w$	คือ	เวกเตอร์น้ำหนักประสาท
$w_{ij}$	คือ	น้ำหนักประสาท
$(x,y)$	คือ	ตำแหน่งของจุดภาพ
$y$	คือ	เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม, ความน่าจะเป็นของภาพ
ZC	คือ	การตรวจจับเส้นขอบของภาพด้วยวิธีตัดขวางศูนย์
$\alpha$	คือ	ค่าคงที่การเรียนรู้
$\delta_i^m$	คือ	เป็นค่าความไวของค่าความผิดพลาด

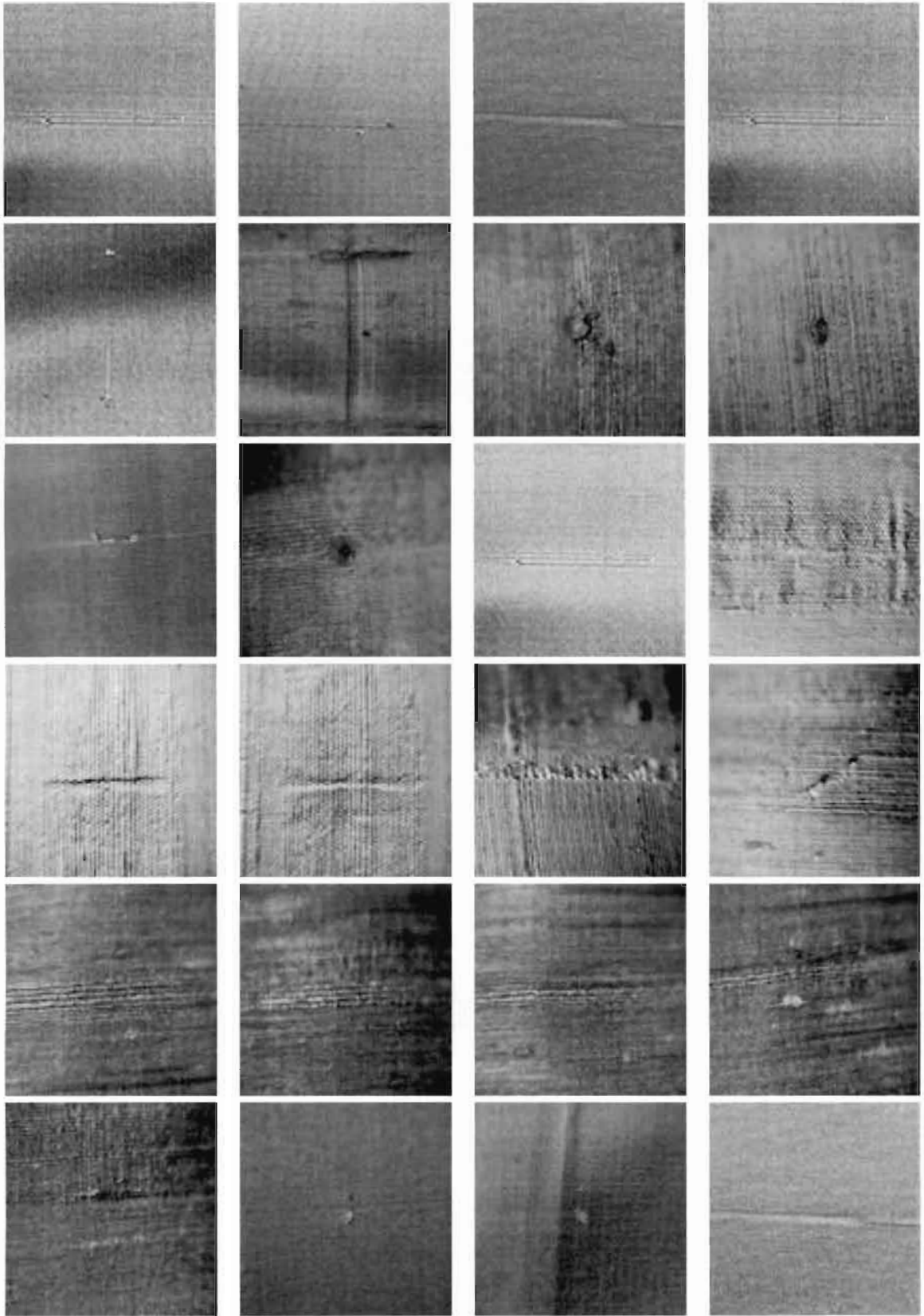
**ภาคผนวก ข**  
**ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ**



ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ

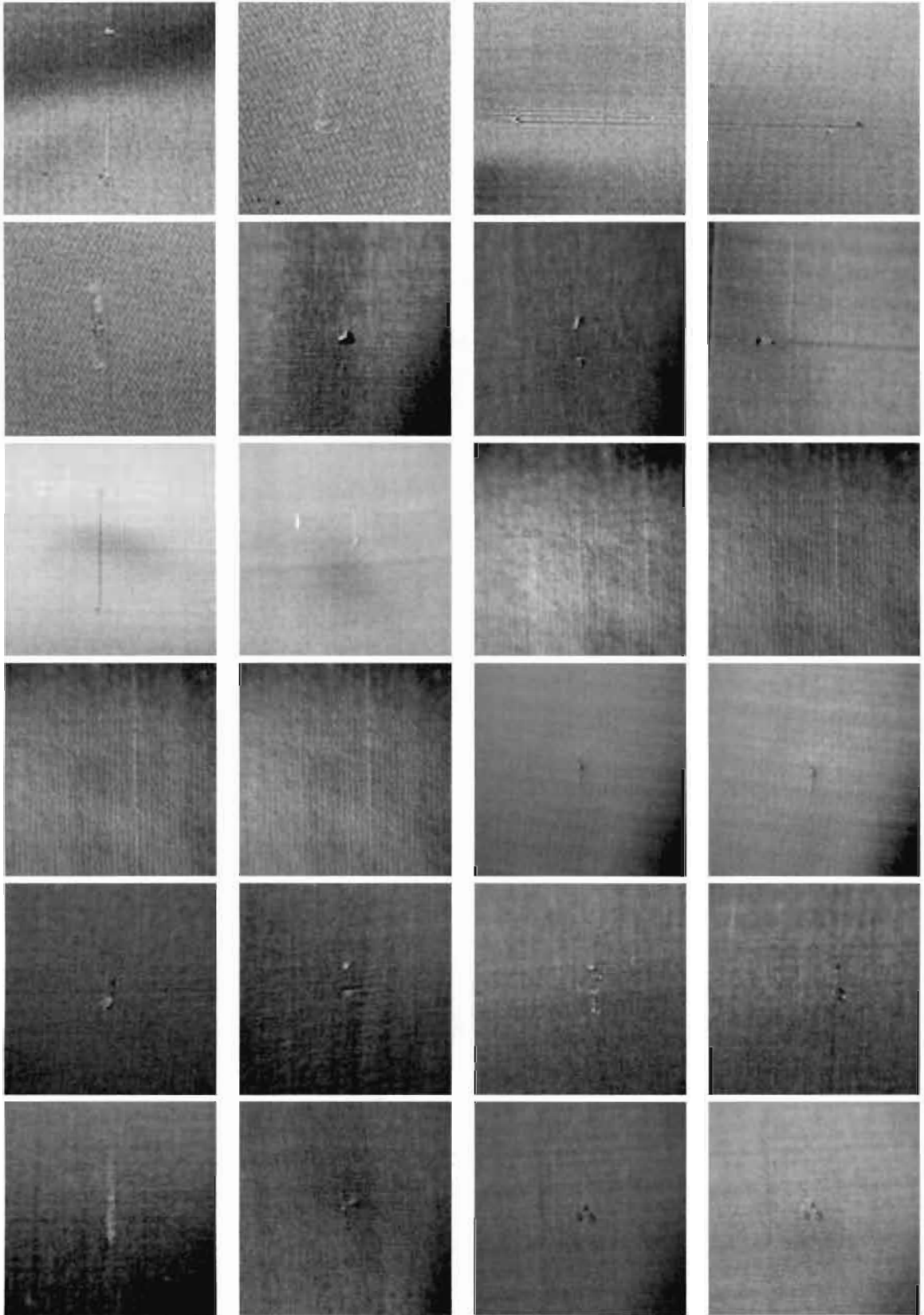


ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ

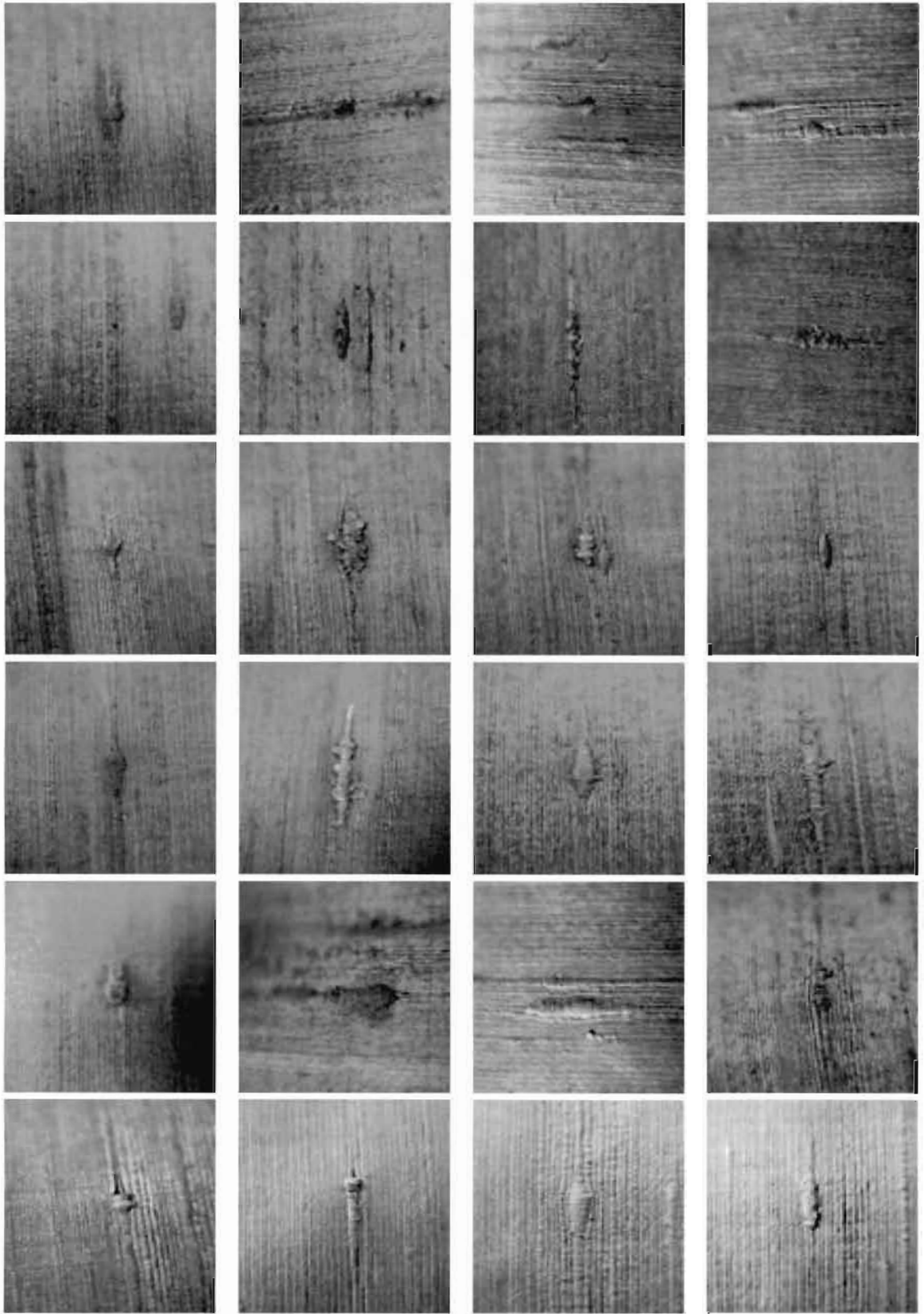


ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ

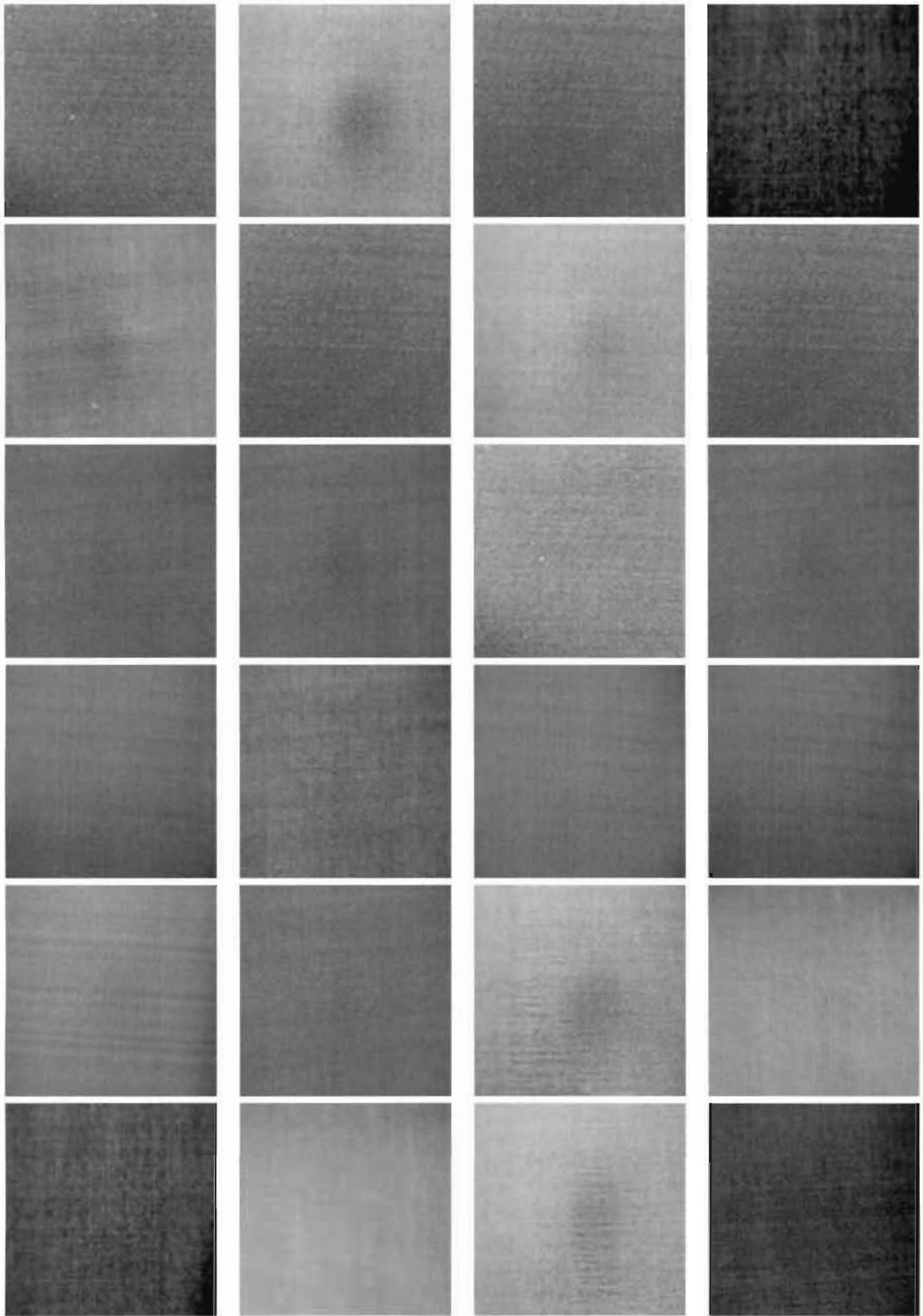




ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ



ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ



ตัวอย่างภาพในการทดสอบระบบ

### ภาคผนวก ค

การเผยแพร่ผลงานวิทยานิพนธ์



King Mongkut's University of Technology North Bangkok  
Pattaya City, Thailand

**INCCIT**  
2012

This certifies that

***Thodsaphon Prachpreecha***

Has presented a research paper at  
The 8<sup>th</sup> National Conference on Computing and Information Technology

9-10 May 2012

*Monchai Tiantong*

Associate Professor Dr.Monchai Tiantong  
General Chair



# THE 8<sup>TH</sup> NATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING AND INFORMATION TECHNOLOGY

PROCEEDINGS OF NCCIT 2012

THE 8<sup>TH</sup> NATIONAL CONFERENCE ON COMPUTING AND INFORMATION TECHNOLOGY

9-10 MAY 2012

DUSIT THANI HOTEL, PATTAYA CITY, THAILAND

[WWW.NCCIT.NET](http://WWW.NCCIT.NET)

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S UNIVERSITY OF TECHNOLOGY NORTH BANGKOK

## บทความวิจัย

การประชุมทางวิชาการระดับชาติด้านคอมพิวเตอร์และเทคโนโลยีสารสนเทศ  
ครั้งที่ 8

9-10 พฤษภาคม 2555

โรงแรมดุสิตธานี พัทยา



คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

## TECHNICAL PROGRAM CONTENTS

Thursday May 10, 2012		
8:00-9:00	Registration	
9:00-10:00	Invited Keynote Speech by <b>Dr. Hsin-Mu Tsai</b> , <i>National Taiwan University, Taiwan</i>	
	<b>Topic: Extend the Safety Shield - Building the Next Generation Vehicle Safety System</b>	
10:00-10:20	<i>Coffee Break</i>	
10:20-12:00	Parallel Session Presentation	
12:00-13:00	<i>Lunch</i>	
13:00-18:00	Parallel Session Presentation	
<b>Room 1</b>		
<b>Session: Data Mining, and Knowledge Management</b>		
Time/Paper-ID	Title/Author	Page
10:20-10:40 NCCIT2012-71	<b>Diagnosis System for Chili Disease by using Data Classification Technique</b> <i>Chiunnapa Buntapet and Wongkot Sriurai</i>	496
10:40-11:00 NCCIT2012-12	<b>Identification of Para Rubber Variety using k-Nearest Neighbor Technique</b> <i>Sirion Koonset, Rungtiwa Ongkhakat, and Phanarut Srichetta</i>	502
11:00-11:20 NCCIT2012-17	<b>Analysis System of Fuel Consumption of car from the trip by Google Map API.</b> <i>Supaporn Ruangjaem</i>	510
11:20-11:40 NCCIT2012-36	<b>Design Element Patterns Discovery Using Association Rules Mining</b> <i>Teerayut Sinlan, Jittra Pitaktiratham, and Sukree Sinth</i>	518
11:40-12:00 NCCIT2012-107	<b>A Demand Consumer product Forecasting Model Using Classification and Association Rule Technique Case Study The Retail Shop</b> <i>Amamorn Pinpankong and Nattavee Utakrit</i>	526
12:00-13:00	<i>Lunch</i>	
13:00-13:20 NCCIT2012-167	<b>Applying Collaborative Filtering to Recommend Books for E-Library</b> <i>Woranuch Sripalang and Wongkot Sriurai</i>	533
13:20-13:40 NCCIT2012-170	<b>Comparison of Data Classification Efficiency among Different Data Mining Techniques (K-nearest Neighbor, Rule Based, and Decision Tree)</b> <i>Nongluk Promthong, Surapun Penchamrush, and Sakchai Tangprasert</i>	540



<b>Room 4</b>		
<b>Session : Image and Pattern Recognition</b>		
<b>Time/Paper-ID</b>	<b>Title/Author</b>	<b>Page</b>
10:20-10:40 NCCIT2012-76	<b>Evaluation of Automated Chromosome Images Classification</b> <i>Tanatcha Chaikhumphra, Panjaphol Ket, Pichet Vayalun, and Phatthanaphong Wanchanthuek</i>	881
10:40-11:00 NCCIT2012-135	<b>Vehicle Detection System from CCTV captured image Using 2DPCA and Fuzzy ART network</b> <i>Chompoo Suppatoomsin and Arthit Srikaew</i>	888
11:00-11:20 NCCIT2012-38	<b>Unmanned Ground Vehicle: Traffic Signs Analysis using Image Processing and Artificial Neural Network</b> <i>Narongdech Keeratipranon and Nuengwong Tuaycharoen</i>	896
11:20-11:40 NCCIT2012-57	<b>Applies Augmented Reality Techniques to use to teach Thai alphabet lessons</b> <i>Supanpong Vongsripeng and Nattavee Utakrit</i>	903
11:40-12:00 NCCIT2012-16	<b>Automatic Chromosome Segmentation from Background Images</b> <i>Pichet Wayalun, Natthariya Laopracha, Jantuma Polpinij, and Phatthanaphong Wanchanthuek</i>	910
<b>12:00-13:00</b>	<b><i>Lunch</i></b>	
13:00-13:20 NCCIT2012-158	<b>Automatic Structured Document Image to Text File Conversion</b> <i>Panu Seansaman and Rachada Kongkachandra</i>	917
13:20-13:40 NCCIT2012-103	<b>Caladium Strain Classification using Artificial Neural Network</b> <i>Sawita Boonkong and Supot Nitsuwat</i>	923
13:40-14:00 NCCIT2012-154	<b>Across Pose Face Recognition using Hybrid Image Partition and Real view-based Matching</b> <i>A. Amorntananun and M. Sodanil</i>	930
14:00-14:20 NCCIT2012-142	<b>Energy Saving of Elevators by Image Processing</b> <i>Tipwalee Boonsri, Phakasinee Purayab, and Natthariya Laopracha</i>	938
14:20-14:40 NCCIT2012-19	<b>Using Image Processing in Surveillance Stolen Buddha Statue</b> <i>Adul Plaisuan, Chainarong Yokanya, Artit Sudchat, and Natthariya Laopracha</i>	945
<b>14:40-15:00</b>	<b><i>Coffee Break</i></b>	
15:00-15:20 NCCIT2012-134	<b>Rubber Sheets Quality Classification by using Support Vector Machine</b> <i>Suradej Boonlue, Yapanee Budwong, and Nattapong Suksawat</i>	952

<b>Room 4(cont.)</b>		
<b>Session : Image and Pattern Recognition</b>		
<b>Time/Paper-ID</b>	<b>Title/Author</b>	<b>Page</b>
15:20-15:40 NCCIT2012-8	<b>A Framework of Developing an Assistant Tool for Blind People to Have Necessary Information</b> <i>Phuwanai Sotprawat, Patcharaporn On-Tar, and Jantima Polpinij</i>	959
15:40-16:00 NCCIT2012-104	<b>Speaker Identification using Artificial Neural Network</b> <i>Pirin Sangpeth and Supot Nitsuwat</i>	966
16:00-16:20 NCCIT2012-116	<b>Parking guidance system on mobile phone</b> <i>Phumin Khumbal, Artit Sudchat, and Natthariya Laopracha</i>	973
<b>16:20-16:30</b>	<b>Break</b>	
16:30-16:50 NCCIT2012-112	<b>An Automatic Snooker Score Analysis</b> <i>Kajornsak Piyoungkorn and Saowaluk Watanapa</i>	980
16:50-17:10 NCCIT2012-84	<b>Defect Detection in Textile Fabrics with Edge Detection and Artificial Neural Network</b> <i>T.Prachpreecha and K.Kubola</i>	986
17:10-17:30 NCCIT2012-73	<b>Speech Recognition and Synthesis for English Language Learning</b> <i>Piriya Wachimapet, Itti Seyangnok, and Panida Songram</i>	992
<b>Room 5</b>		
<b>Session : Information Technology</b>		
<b>Time/Paper-ID</b>	<b>Title/Author</b>	<b>Page</b>
10:20-10:40 NCCIT2012-197	<b>An Online Teacher Assessment System using Digital Root Techniques</b> <i>Kamolrak Chaowmak and Somchai Prakancharoen</i>	999
10:40-11:00 NCCIT2012-174	<b>Analysis of Learning Ability of Students in Computer Program based on Multiple Intelligence of Howard Gardner Nakhon Pathom Rajabhat University</b> <i>Sumalee Siksen and Monchai Tiantong</i>	1006
11:00-11:20 NCCIT2012-192	<b>The Development of Learning Management System and Computer Assisted Instruction on the Subject of Media Creation Using Captivate Program</b> <i>Nittaya Saohong and Pudsadee Boonrawd</i>	1012
11:20-11:40 NCCIT2012-194	<b>A Support System for Analysis of the Work Plan and Budget</b> <i>Ekkarin Chaiwut and Phayung Meesad</i>	1019

# การตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอโดยการหาเส้นขอบภาพร่วมกับ โครงข่ายประสาทเทียม

## Defect Detection in Textile Fabrics with Edge Detection and Artificial Neural Network

ทศพล ปราชญ์ปรีชา (T.Prachpreecha)<sup>1</sup> และ คะเน็งนิจ กุโบล่า (K.Kubola)<sup>2</sup>

คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยบูรพา

Thodsaphon\_m@hotmail.com, kkubola@gmail.com

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการตรวจจับจุดบกพร่องอัตโนมัติของ ผ้าทอ โดยใช้เจเนติกอัลกอริทึม การประมวลผลเวลาจริงกับ คำนวณหาเส้นประสาทที่ได้ การพัฒนาใช้การแบ่งส่วนเพื่อให้ได้ข้อมูลในการประมวลผลที่ต้องการ การดึงคุณลักษณะเด่นที่แตกต่างของผ้าทอ การลดข้อมูลเพื่อลดขนาดข้อมูล การสุ่มอย่างเป็นระบบ เพื่อจัดสลับตำแหน่งจุดบกพร่อง/ไม่บกพร่องของผ้าทอ และการจัดหมวดหมู่แบ่งประเภทมีจุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่องของผ้าทอ การตรวจจับเส้นขอบเป็นเทคนิค ที่สำคัญในการดึงคุณลักษณะเด่นของผ้าทอ การลดข้อมูลจะใช้วิธีการวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ (2DPCA) เพื่อนำไปฝึกสอนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในขณะที่ทำงานในเวลาจริงจะใช้เจเนติกอัลกอริทึม เพื่อสลับตำแหน่งจุดบกพร่องที่เป็นไปได้บนพื้นผิวของผ้า (มีจุดบกพร่อง/ไม่มีจุดบกพร่อง) ออกเป็นกลุ่มแล้ว นำมาตัดสินใจโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ฝึกสอนมาจากต้นแบบแล้ว ในการประเมินสมรรถภาพของรูปแบบที่ใช้ในการประมวลผล จะใช้รูปภาพผ้าทอจำนวน 120 ภาพเพื่อหาประสิทธิภาพและประสิทธิผล จากผลการทดลอง พบว่า วิธีการดังกล่าวสามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอที่ความแม่นยำสูงสุดที่ 97.5 เปอร์เซ็นต์ ใช้เวลาน้อยลง 30 เปอร์เซ็นต์ ในการฝึกสอน แสดงให้เห็นได้อย่างชัดเจนว่า รูปแบบที่นำเสนอเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ

คำสำคัญ: การตรวจจับจุดบกพร่องอัตโนมัติ,

การตรวจจับจุดบกพร่องของเส้นขอบ, การวิเคราะห์องค์ประกอบหลักสองมิติ, เจเนติกอัลกอริทึม, โครงข่ายข่ายประสาทเทียม, สิ่งทอ

### Abstract

*This paper proposes an automated defect detection of textile fabrics on classification using generic algorithm on real time processing to the trained net. In the development of the scheme, we used segmentation to obtain the required processing data, feature extraction to extract the distinct feature of the textile fabric, data reduction to reduce data size, systematic data randomization to rotate the defection/non-defection position on the fabric, and classification to classify the defection/non-defection fabric. Edge detection is deployed as the major technique for feature extraction of the textile fabric. Data reduction is done by Two-Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA), to be import to the experimental training artificial neural network. Generic algorithm in used to create the rotation of the possible defect location to establish each fabric (defect/non-defection) as a group. Then this group import to the experimental neural net to be classification. The performance of the scheme is*

*evaluated by using 120 fabric images of efficiency and effectiveness The test result shows accurate defect detection with effective and robust. The experimental system can detect defect fabrics at the maximum accuracy of 97.5 percents and 30 percents less time in training period. The experimental results obtained clearly demonstrate that the proposed scheme is indeed an effective and efficient means for detecting defects in textile fabrics.*

**Keyword:** Automated defect detection, Edge detection, 2DPCA, Generic algorithm, Artificial neural network, textile fabric.

## 1. บทนำ

ปัจจุบันการวิจัยและพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับกระบวนการตรวจสอบจุดบกพร่องได้รับความสนใจและพัฒนามาอย่างต่อเนื่องเป็นระยะเวลากว่า 2 ทศวรรษในต่างประเทศ [1] , [3], [15] มีการคิดค้นเทคนิคและวิธีการใหม่ๆ เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพและความแม่นยำอยู่เสมอ เทคนิคดังกล่าวล้วน เป็นเทคนิคที่ต้องอาศัยหลักการประมวลผลข้อมูลภาพแทบทั้งสิ้น [2],[4],[5], [14] โดยทั่วไปมักเกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ พื้นผิวหรือเนื้อหาของภาพ (Texture Analysis (เป็นการคำนวณ หาคุณลักษณะของพื้นผิว) Texture Feature ที่โดดเด่นมีเอกลักษณ์เฉพาะตัวในการแสดงความเป็นพื้นผิวนั้นๆ ซึ่งจะแตกต่างจากคุณลักษณะพื้นผิวที่ได้จากภาพพื้นผิวอื่นๆ คุณลักษณะของพื้นผิวดังกล่าวสามารถคำนวณได้โดยใช้ความสัมพันธ์ในปริภูมิภายใต้เกณฑ์การกระจายสัญญาณสีเทา การตรวจจับเส้นขอบของภาพ (Edge detection)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นอีกหนึ่งเทคนิคที่น่าสนใจ ในการจำแนกพื้นผิว เนื่องจากสามารถดำเนินการง่ายและให้ผลการจำแนกที่มีประสิทธิภาพ โดยงานวิจัยนี้นำเสนอการประยุกต์ใช้การหาเส้นขอบภาพ (Edge detection) ร่วมกับ

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) สำหรับการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ โดยทำการวิเคราะห์ผ้าทอพื้นเมืองทางด้านกายภาพหรือลักษณะทั่วไป ของผ้า ในเรื่องของจุดบกพร่องของผ้า ด้วยเทคนิคดังกล่าว เพื่อให้สามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอได้อย่างมีประสิทธิภาพ และครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากที่สุด เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตในอุตสาหกรรม ปรับปรุงคุณภาพ ลดเวลา และต้นทุนในการดำเนินงานโดยใช้เทคโนโลยีที่ทันสมัย

## 2. วรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

การประมวลผลภาพ (Image Processing) มีจุดประสงค์ เพื่อพัฒนาและปรับปรุงข้อมูลที่เป็นภาพเพื่อให้สามารถแปลความหมายได้ดีขึ้นและเพื่อเตรียมข้อมูลฉาก (scene data) สำหรับให้คอมพิวเตอร์เข้าใจได้กระบวนการประมวลผลภาพแบ่งออกได้เป็น 3 กระบวนการ คือ กระบวนการขั้นต้น เป็นการได้มาซึ่งภาพและการปรับปรุงภาพให้ดีขึ้น ได้แก่ การแปลงสัญญาณภาพ การเพิ่มความคมชัดของภาพ การกู้คืนสัญญาณของภาพ เป็นต้น กระบวนการขั้นกลาง คือ ส่วนของการแยกองค์ประกอบและการดึงเอาคุณลักษณะที่สำคัญออกมาและกระบวนการขั้นสูง คือ การตีความหมายและการจดจำภาพ ขั้นตอนที่สำคัญขั้นตอนหนึ่งของการประมวลผลภาพ (image processing) คือการแยกส่วนต่าง ๆ ของรูปภาพออกจากกันตามลักษณะสำคัญที่เราพิจารณา เพื่อลดจำนวนข้อมูลในรูปภาพที่ไม่จำเป็นในการวิเคราะห์ จัดระเบียบข้อมูลในรูปภาพให้เป็นกลุ่ม และแสดงข้อมูลในรูปที่เข้าใจง่ายหลักการที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมี 2 หลักการ หลักการแรก คือ แยกส่วนภาพจากความไม่ต่อเนื่อง (discontinuity) ขององค์ประกอบภาพ โดยดูจากความเปลี่ยนแปลงอย่างชัดเจนของความเข้มขององค์ประกอบภาพ เช่น บริเวณที่เป็นเส้นขอบของภาพ หลักการ ที่สองคือการแยกส่วนภาพตามความ

คล้ายกัน (similarity) ขององค์ประกอบภาพ โดยแยกส่วนภาพตามคุณสมบัติของจุดภาพ (pixel) ภายในพื้นที่เดียวกันที่มี ความเหมือนกัน เทคนิคที่ใช้ในการแยกส่วนภาพมีดังต่อไปนี้

- การตรวจจับเส้นขอบของภาพ (Edge detection) เส้นขอบ (edge) เป็นชุดของจุดภาพที่เชื่อมต่อกันวางตัวบนขอบระหว่าง 2 พื้นที่ (region) ที่มีค่าระดับเทาต่างกัน แบบจำลองของเส้นขอบหาได้จากการเปลี่ยนค่าระดับเทา (gray levels) ของจุดภาพ มีลักษณะของแบบจำลองเป็นรูปลาดเอียง (ramp like)

- การหาขีดเริ่มเปลี่ยน (Thresholding) ของภาพเป็นกระบวนการในการสร้างพื้นที่ที่มีความเป็นเอกภาพ (uniformity)

ในรูปภาพออกเป็นส่วนๆตามเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold criterion :  $T$ ) ซึ่งแสดงดังสมการ 1 เมื่อ  $T$  เป็นฟังก์ชันของเกณฑ์ของขีดเริ่มเปลี่ยน  $f(x,y)$  เป็นค่าระดับเทาของจุดภาพที่  $(x,y)$  และ  $A(x,y)$  แทนคุณสมบัติของจุดภาพข้างเคียง

$$T = T\{x, y, A(x, y), f(x, y)\} \quad (1)$$

ภาพที่ทำกรหาขีดเริ่มเปลี่ยนแล้ว  $g(x,y)$  มีค่าดังสมการที่ 2

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \quad \text{ถ้า } f(x, y) \leq T \quad (2)$$

อัลกอริทึมที่ใช้ในการตรวจหาเส้นขอบของภาพที่ใช้ในปัจจุบันมีดังนี้ วิธีของโซเบล (Sobel method) หรือ SB [6] วิธีของพรีวิตต์ (Prewitt method) หรือ PW [7] วิธีของโรเบิร์ตส์ (Roberts method) หรือ RB [8] วิธีลาปลาเซียนของเกาส์ (Laplacian of Gaussian method) หรือ LOG วิธีตัดขวางศูนย์ (Zerocrossmethod) หรือ ZC [9] วิธีของแคนนี่ (Canny method) หรือ CN [10] เป็นต้น

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network architecture) โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบไปด้วย สองส่วนใหญ่นั่นคือแบบจำลอง

ของเซลล์ประสาทเทียม และสถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียม เซลล์ประสาทเทียมมี  $R$  อินพุต แต่ละอินพุตย่อย  $p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$  ถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักประสาท (weight) ของแต่ละตัว  $w_{1P}, w_{2P}, \dots, w_{RP}$  และไบอัส  $b$  (bias) เป็นอีกหนึ่งอินพุตที่มี ค่าน้ำหนักประสาทคงที่เท่ากับ 1 โดยอินพุตทั้งสองถูกรวม (sum) ได้เอาต์พุตเป็น  $n$  เรียกว่าเน็ตอินพุต (net input) ซึ่งจะเป็นอินพุตให้กับฟังก์ชันถ่ายโอน  $f$  (transfer function) และได้เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมคือ  $y$  โดยเอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมสามารถคำนวณได้ดังสมการ 3

$$y = f(Wp + b) \quad (3)$$

เอาต์พุตของเซลล์ประสาทเทียมขึ้นอยู่กับน้ำหนักประสาท  $W$  และ  $b$  ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนถูกออกแบบเลือกโดยผู้ใช้และพารามิเตอร์  $W$  และ  $b$  จะถูกปรับค่าจากกฎการเรียนรู้

เทคโนโลยีการประมวลผลภาพโดยผ่านการมองเห็นของคอมพิวเตอร์ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญมากขึ้นในหลายๆด้าน จึงมีผู้สนใจที่จะนำเสนอเทคนิคใหม่ๆมาใช้ในด้านต่างๆ เช่น [11] ได้นำเสนออัลกอริทึมใหม่ เรียกว่า 2DPCA เพื่อใช้ในการตรวจจับและจดจำหน้าคนจากภาพ ซึ่งได้ว่าอัลกอริทึม 2DPCAนี้มีประสิทธิภาพในการตรวจจับและจดจำหน้าคนจากภาพนอกจากนี้ยังมีการนำเสนอเทคนิคใหม่ๆมาใช้ในอุตสาหกรรมสิ่งทอ ตัวอย่างเช่น [12] ได้นำเทคนิคการรับรู้โดยอัตโนมัติของผ้าทอบนพื้นฐานของพื้นผิวและการใช้ SVM ได้ทำการเปรียบเทียบทฤษฎีต่างๆ เช่น กาบอร์เวฟเลต และ GLCM ซึ่งมีความถูกต้องแม่นยำสูงในการวิเคราะห์ลายผ้าทอ และหนึ่งในงานวิจัยที่สำคัญที่ได้รับการวิจัยและพัฒนาอย่างต่อเนื่องเพื่อการใช้งานเทคโนโลยี ก็คือการตรวจจับจุดบกพร่อง ความไม่สมบูรณ์ ฯลฯ ของสิ่งต่างๆ ตัวอย่างเช่น ใน [13] ได้ทำการตรวจสอบข้อบกพร่องของผ้าโดยประยุกต์ใช้ไฮบริดของตัวกรองกาบอร์และการวิเคราะห์องค์ประกอบ

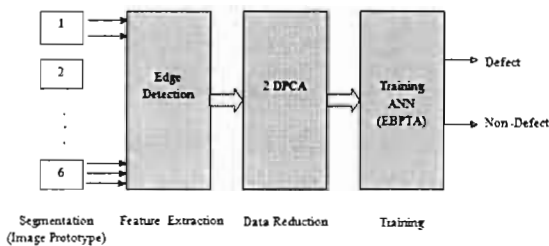
หลักสองมิติ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการผลิต ในอุตสาหกรรมสิ่งทอ ซึ่งตัวกรองสามารถนำไปใช้ได้ อย่างมีประสิทธิภาพให้วิธีการที่ตรงไปตรงมาและมี ประสิทธิภาพสำหรับการตรวจสอบข้อบกพร่องสูง

### 3. วิธีการดำเนินการวิจัย

ในการดำเนินการวิจัย แบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

- 1) การฝึกสอนเพื่อให้ได้เน็ตที่จะนำไปใช้เวลาจริง

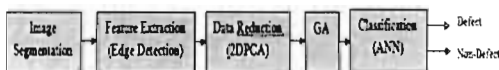
มีการดำเนินการ ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 การฝึกสอน

ใช้ภาพขนาด 256x256x3 พิกเซล เป็นขนาดของภาพต้นแบบ ต้นแบบเป็นภาพมีจุดบกพร่อง 5 แบบ และไม่มีจุดบกพร่อง 1 แบบ แต่ละแบบใช้จำนวน 20 ภาพ รวมเป็นจำนวนภาพทั้งสิ้น 120 ภาพ เปลี่ยนเป็นค่าระดับสีเทานำไปทำการดึงลักษณะเด่นด้วยการใช้ Edge detection โดยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ แล้วทำการลดข้อมูลให้มีขนาดเล็กลง ด้วย 2DPCA จากนั้นนำไป ทำการฝึกสอนโดยอัลกอริทึมการฝึกสอนแพร่กระจายความคลาดเคลื่อนย้อนกลับ (Error Back Propagation Training Algorithm, EBPTA)จนได้ คำน้่านักประสาทเทียมที่ให้ผลลัพธ์ตามที่ต้องการ จะนำเน็ตที่ได้จากการทำการฝึกสอนแล้วไปใช้งานขณะทำงานจริงต่อไป

- 2) การทดสอบใช้งานเวลาจริง ดังภาพที่ 2



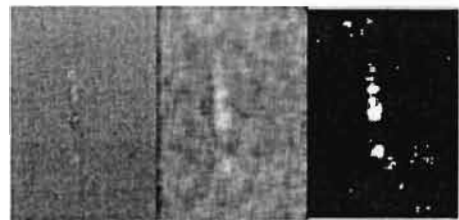
ภาพที่ 2 การใช้ GA ร่วมขณะประมวลผลเวลาจริง

จับภาพที่เวลาจริงด้วยขนาด 256x256x3 พิกเซล เปลี่ยนเป็นค่าระดับเทา ผ่านสู่ Edge detection โดยวิธีลาปลาเซียนของเกาส์ ที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 ลดขนาดด้วย 2DPCA เช่นเดียวกันด้วยผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 1 แล้วทำการสลับตำแหน่งจุดบกพร่อง/ ไม่มีจุดบกพร่อง ด้วยการใช้ Genetic algorithm โดยเพิ่มเป็นจำนวน 20 ภาพ ที่แตกต่างตำแหน่งจากภาพเดิม เพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 ทำการประมวลผลเก็บสถิติเพื่อทำการวิเคราะห์ต่อไป

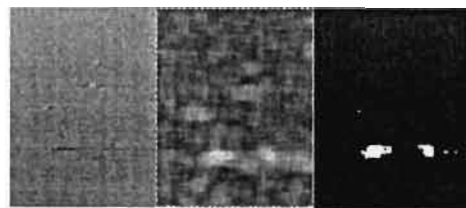
### 4. ผลการทดลอง

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการทดสอบกับภาพทั้งหมด 120 ภาพ ซึ่งมีขนาดภาพเริ่มแรกเป็น 256x256x3 พิกเซล โดยการกำหนดขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) มีค่าเท่ากับ 0.8 ภาพที่ได้เป็นภาพต้นแบบของจุดบกพร่องทั้ง 5 แบบ แสดงดังภาพที่ 3

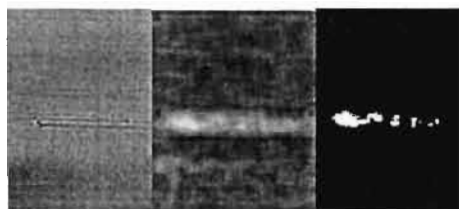
Image Fabric Image 2Gay Edge detection



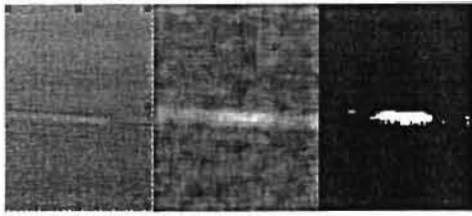
a. (gout)



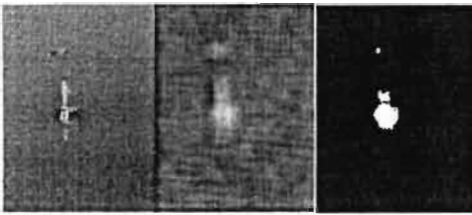
b. (knot)



c. (burl)



d. (warp float)



e. (big knot)

ภาพที่ 3 ภาพตัวอย่างจากการตรวจจับจุดบกพร่องและไม่บกพร่องของผ้าทอ

ตารางที่ 1 ผลการตรวจจับจุดบกพร่องอัตโนมัติของผ้าทอ

Defect /Non-defect	Defect detection by GA + ANN		
	Defect	Non- defect	% Efficiency
Non- defect	0	20	100
Gout	19	1	95
Knot	19	1	95
Burl	19	1	95
Warp float	20	0	100
Big knot	20	0	100
Total	97	23	97.5

จากตารางแสดงประสิทธิภาพการตรวจจับจุดบกพร่องอัตโนมัติของผ้าทอ โดยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบของภาพและเจเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม จะเห็นว่า วิธีการดังกล่าวสามารถตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอที่ความแม่นยำสูงสุดที่ 97.5 เปอร์เซ็นต์

### 5. สรุป

จากการศึกษาผลการตรวจจับจุดบกพร่องด้วยการผสมผสานระหว่างการหาเส้นขอบของภาพและเจเนติกอัลกอริทึมร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม พบว่ารูปแบบที่นำเสนอเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพที่ดีในการตรวจจับจุดบกพร่องบนสิ่งทอ ใช้เวลาน้อยในการฝึกสอน อย่างไรก็ตามวิธีดังกล่าว ยังมีข้อจำกัดในเรื่องสถานะแสงที่แตกต่างกัน กล่าวคือ สามารถใช้ได้

ในสถานะแสงที่เหมาะสมในตอนกลางวันเท่านั้น และต้องมีการกำหนดระยะจุดโฟกัสในการตรวจจับจุดบกพร่องที่เหมาะสม นอกจากนี้แล้วระบบที่สามารถใช้งานได้อย่างหลากหลาย จำเป็นต้องมีข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนที่หลากหลาย และมีจำนวนเพียงพอที่จะใช้แทนกลุ่มข้อมูลได้ทุกกลุ่ม งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยเริ่มต้นเท่านั้น ดังนั้น ในงานวิจัยต่อไปควรมีการพัฒนาและนำไปประยุกต์ใช้ในงานอื่นๆต่อไป

### เอกสารอ้างอิง

[1] K. Ajay, and Grantham K. H. Pang, "Defect Detection in Textured Materials Using Gabor Filter," *IEEE Trans. On Industry Applications*, vol. 36, no. 2.2, March/April 2002.

[2] R. Gonzalez and R. Woods., "Digital Image Processing," 2nd edn. *Addision-Wesley Pub-lishing Company*, Reading, 2002.

[3] R. Mehrotra , K. Namuduri and N. Ranganathan, "Gabor filter-based edge detection," *Pattern Recognition* 25, pp. 1479-1494, 1992.

[4] D., Cesacent and J. Smokelin, "Neural net design of Gabor wavelet filters for distortion invariant object detection in cluster," *Optical Engineering* 33, pp. 2264-2271, 1994.

[5] G. Peng, "Image processing : interpolation," 2004.

[6] A. Srikaew., "Genetic Algorithms-Part I," *Suranaree Journal of Science and Technology*, vol. 9, no. 1, pp 69-83, Jan-Mach 2002.

[7] J. Yang, D. Zhang and A. Frangi, "Two-dimensional PCA : A new approach appearance-based face representation and recognition," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machin Intelligence*, vol. 6, no. 2.2, pp. 131-137, 2004.

[8] T.c. Lee, "Fabric defect defection by wavelet transform and neural network," *Master s thesis*, University of Hong Kong, 2004.

[9] F. Tom, "ROC Graph," *Notes and Practical Consideration for Researchers*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 2004.

- [10] P. K. Simpson, "Fuzzy min-max neural networks-part 1: classification," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 776-786, 1992.
- [11] J. Yang, D. Zhang, A. Frangi, and J. Yang., "Two dimensional PCA : A new approach to appearance-based face representation and recognition," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, no. 26, pp. 131-137, 2004.
- [12] Y. Ben Salem., "Automatic recognition of fabrics based on texture and using SVM," *Springer : Original paper*. 2010.
- [13] A. Srikaew, K. Attakitmoncol and W. Kidsang., "Detection of Defect in Textile Fabrics using Optimal Gabor Wavelet Network and Two-Dimensional PCA," *Suranaree Journal of Science and Technology*, Vol. 18,no.1, pp 436-445, 20 2011.
- [14] S. Wu and T. W. S. Chow, "Induction machine fault detection using SOM-based RBF neural networks," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 51, no. 1, pp. 183-194, 2004.
- [15] วิไลลักษณ์ ทิศสร้าง และ อาทิตย์ ศรีแก้ว, "การตรวจจับจุดบกพร่องด้วยตัวกรองกาบอร์" วารสารวิชาการ: การสัมมนาทางวิชาการบัณฑิตศึกษาวิศวกรรมไฟฟ้า ประจำปีครั้งที่ 4 มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี. มีนาคม 2550 หน้า 73-80.