

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

โครงข่ายประสาทเทียมพีซซีสำหรับรู้จำตัวอักษรในงานด้านอุตสาหกรรม

FUZZYNEURAL NETWORK FOR OPTICAL CHARACTER RECOGNITION
IN INDUSTRIAL APPLICATION



T133793

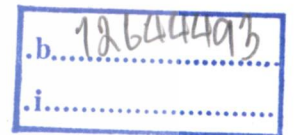


ณัฐมานนท์ สุขขดำรงรักษ์
NATCHANON SUKKHADAMRONGRAK

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....
วัน,เดือน,ปี.....

133793

3.0.ค.ค. 2557



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมระบบและข้อมูล

วิทยาลัยนวัตกรรมการจัดการข้อมูล

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2557

KMITL-2014-DS-M-001-02

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

FUZZY NEURAL NETWORK FOR OPTICAL CHARACTER RECOGNITION IN
INDUSTRIAL APPLICATION



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING PROGRAM IN INFORMATION AND SYSTEM ENGINEERING
COLLEGE OF DATA STORAGE INNOVATION
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2014
KMITL-2014-DS-M-001-02

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2014

COLLEGE OF DATA STORAGE INNOVATION

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	โครงข่ายประสาทเทียมพีซีสำหรับรู้จำตัวอักษรในงานด้าน อุตสาหกรรม
นักศึกษา	นายณัฐธันนัท สุขขดำรงค์
รหัสประจำตัว	55690302
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมระบบและข้อมูล
พ.ศ.	2557
อาจารย์ที่ปรึกษา	ดร. อนรรฆพล แสนทน

บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้นำเสนอคุณลักษณะที่สำคัญที่ใช้สำหรับสกัดตัวอักษรภาษาไทย และมีความแม่นยำหลังจากการสกัดมากที่สุด ซึ่งงานวิจัยนี้ จะแบ่งวิธีการสกัดคุณลักษณะเป็น 3 ชุด โดย ชุดแรก เป็นวิธีการสกัดคุณลักษณะของนายชัยกร ยิ่งเสรี ชุดที่ 2 เป็นของนายณัฐพล ตั้งสุรกิจ และชุดสุดท้าย เป็นการนำเอาวิธีการสกัดคุณลักษณะของนายชัยกร ยิ่งเสรี และนายณัฐพล ตั้งสุรกิจ มารวมกันแล้ว เลือกคุณลักษณะที่ดีที่สุดโดยใช้การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ (Wrapper Subset Evaluation) ร่วมกับการค้นหาแบบขั้นตอนละโมบ (Greedy Stepwise) เมื่อได้ข้อมูลทั้ง 3 ชุด จะนำไปแยกประเภทของอักษร ด้วยอัลกอริทึม C4.5(J48) เพื่อที่จะนำไปประเมินผลหาความแม่นยำด้วยวิธีการตรวจสอบไขว้ (cross-validation) แล้วใช้สมมติฐานเชิงสถิติมาช่วยในการเปรียบเทียบว่าข้อมูลชุดใดให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ซึ่งจากผลลัพธ์ของการทดสอบความแม่นยำ ปรากฏว่าผลลัพธ์ของข้อมูลชุดที่ 1 เป็น 96.80% ผลลัพธ์ของข้อมูลชุดที่ 2 เป็น 94.85% และผลลัพธ์ของข้อมูลชุดที่ 3 เป็น 97.29 % แต่เมื่อนำคุณลักษณะที่ 3 มาทดสอบโดยใช้ ฟังก์ชัน Multilayer Perceptron ปรากฏว่าให้อัตราความแม่นยำถึง 99.20%

คำสำคัญ : การสกัดคุณลักษณะ การรู้จำตัวอักษรภาษาไทย เหมือนข้อมูล การจำแนกประเภทการ

คัดเลือกคุณลักษณะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Fuzzy neural network for optical character recognition in industrial application
Students	Mr. Natchanon Sukkhadamrongrak
Students ID	55690302
Degree	Master of Engineering
Program	Information and System Engineering
Academic Year	2014
Advisor	Dr. Anakkapon Saenthon

ABSTRACT

This research presents the significant characteristics used to extract Thai characters and shows the most accurate values after the extraction. This research can be able to classify the extraction method into 3 sets including the characteristic extraction designed by Chaiyakorn Yingsaeree , and Nattapon Tangsurakit. Three methods could be combined and chosen the best characteristics to compute the Wrapper Subset Evaluation plus the searching of Greedy Stepwise. When three sets of data were obtained, Algorithms C4.5 (J48) will be used to separate types of characters and find their accuracy by using Cross-validation. The statically hypotheses can also be used to compare and evaluate the most suitable results, which the accurate result obtained by data of set 1 is 96.80%, set 2 is 94.85%, set 3 is 97.29. When characteristics of set 3 were used with the methods of Multilayer Perceptron, the highly accurate results can be obtained around 99.20%

Keywords : feature extraction, Thai character recognition, data mining, classification, attribute selection

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ในการจัดทำคู่มือการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี อันเนื่องมาจากได้รับความช่วยเหลือและสนับสนุนจากบุคคลหลายท่าน ดร. อนุสรณ์ พล แสนทน กรรมการและอาจารย์ที่ปรึกษาซึ่งเป็นผู้เสียสละเวลาในการแนะแนวทางพัฒนาชี้ให้เห็นถึงปัญหาและคอยตรวจสอบความเรียบร้อยของงานมาตลอด อีกทั้ง รศ.ดร.ปิติเชตส์รักษา และผศ.ดร.สมยศเกียรติวินิชาไล คณะกรรมการ ซึ่งเป็นผู้ให้คำแนะนำและชี้จุดบกพร่องที่ควรแก้ไขข้าพเจ้าจึงขอขอบพระคุณเป็นอย่างยิ่งในความกรุณาของท่านไว้ ณ ที่นี้ ขอขอบคุณ บริษัท แคลคคอมพ์ จำกัด มหาชน ที่มอบทุนการศึกษาสำหรับการวิจัยและค่าเล่าเรียนตลอดระยะเวลา 2 ปี ซึ่งนับว่าเป็นการให้โอกาสที่ข้าพเจ้าจะไม่ลืมเลือนและนำความรู้ที่ได้มาสร้างประโยชน์ให้กับองค์กรต่าง ๆ และประเทศชาติ ขอขอบคุณครอบครัว เพื่อนพี่น้องผู้ใกล้ชิด ที่คอยเตือนและให้กำลังใจข้าพเจ้าอยู่เสมอ พร้อมทั้งให้คำแนะนำและความอบอุ่นแก่ข้าพเจ้าเรื่อยมา

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณคณาจารย์ในวิทยาลัยนวัตกรรมการจัดการข้อมูล ซึ่งได้ให้ความรู้ทางวิชาการ จนกระทั่งข้าพเจ้า มีความสามารถที่จะดำเนินปัญหาพิเศษสำเร็จลุล่วงได้เช่นนี้ ขอขอบคุณทุกท่านจากใจจริง

ณัฐธิดานันท์ สุขขดำรงรักษ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และก๊อปปี้หรืออ้างถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	i
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	ii
กิตติกรรมประกาศ	iii
สารบัญ	iv
สารบัญตาราง	vii
สารบัญภาพ	viii
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	2
1.3 ความสำคัญของการวิจัย.....	2
1.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย.....	2
1.5 คำถามในการวิจัยและสมมติฐาน.....	3
1.6 ขอบเขตของปัญหา.....	3
1.7 นิยามศัพท์.....	3
บทที่ 2 งานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	4
2.1.1 วิทยานิพนธ์.....	4
2.1.2 บทความทางวิชาการและวารสาร.....	5
2.2 ทฤษฎีเกี่ยวกับตัวอักษร	6
2.2.1 ลักษณะของตัวอักษรภาษาไทย.....	6
2.3 ทฤษฎีเกี่ยวกับรูปภาพ	7
2.3.1 หน่วยของรูปภาพแบบจุดต่อนิ้ว	7
2.3.2 การใส่เลเบลให้กับจุดที่ติดกัน.....	8
2.4 ทฤษฎีเกี่ยวกับเหมืองข้อมูล	10
2.4.1 การทำเหมืองข้อมูล.....	10
2.4.2 การจำแนกประเภทข้อมูล.....	12
2.4.3 ต้นไม้ตัดสินใจ	13
2.4.4 ขั้นตอนวิธีต้นไม้ตัดสินใจ C4.5 (J48)	21
2.4.5 การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจ	22
2.4.6 การคัดเลือกคุณลักษณะ.....	23
2.4.7 การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์	25
2.4.8 การค้นหาแบบขั้นตอนวิธีละโมบ	25
2.4.9 การวัดประสิทธิภาพ.....	27

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.5 ทฤษฎีที่เกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์	29
2.5.1 กระบวนการฝึกสอนโครงข่ายประสาท	29
บทที่ 3 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีต้นไม้ตัดสินใจกับโครงข่ายประสาท	
สำหรับการสกัดคุณลักษณะในระบบรู้จำภาษาไทย.....	33
3.1 ภาพรวม.....	33
3.2 การเตรียมข้อมูล.....	34
3.3 การสกัดคุณลักษณะ.....	35
3.3.1 การอ่านอินพุตเชิงเท.....	36
3.3.2 การอ่านอินพุต.....	36
3.3.3 การแบ่งบรรทัด.....	36
3.3.4 การแบ่งตัวอักษร.....	38
3.3.5 การสกัดคุณลักษณะและบันทึกคุณลักษณะ.....	38
3.4 รูปแบบการสกัดคุณลักษณะ.....	38
3.4.1 การสกัดคุณลักษณะที่มาจากงานวิจัยชุดที่ 1.....	38
3.4.2 การสกัดคุณลักษณะที่มาจากงานวิจัยชุดที่ 2.....	43
3.4.3 การสกัดคุณลักษณะชุดที่ 3.....	47
3.5 วิเคราะห์คุณลักษณะ.....	48
3.6 การวัดความแม่นยำ.....	48
3.7 การเปรียบเทียบผล.....	49
3.8 ผลการทดลอง.....	50
3.8.1 การดำเนินการทดลอง.....	50
3.8.2 ผลลัพธ์ของการจำแนกตาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2.....	51
3.8.3 การวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่สำคัญ.....	52
3.8.4 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภท ตาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2.....	59
3.8.5 การเปรียบเทียบความแม่นยำในการประมวลผล.....	60
3.9 ผลการทดลอง.....	63
บทที่ 4 ประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทสำหรับการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย.....	64
4.1 การเตรียมข้อมูล.....	64
4.1.1 ภาษาอังกฤษ.....	64
4.1.2 ภาษาไทย.....	64
4.2 การสกัดคุณลักษณะ.....	65
4.2.1 รูปแบบการสกัดตัวอักษรภาษาไทยของ ชัยกร ยิ่งเสรี.....	65
4.2.2 รูปแบบการสกัดตัวอักษรภาษาอังกฤษของ ณัฐพล ตั้งสุรกิจนวกได้ประโยชน์ด้วย.....	66

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของสถาบันวิจัยภาษาและวัฒนธรรมเพื่อศึกษาระบบรู้จำภาษาไทย
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และแจ้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.3 กระบวนการทดสอบระบบรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษและภาษาไทย.....	68
4.3.1 โครงข่ายประสาทสำหรับระบบรู้จำ.....	68
4.3.2 ขั้นตอนวิธีของการฝึกสอน.....	69
4.4 ผลการทดลอง	72
4.5 สรุปผลการทดลอง	76
บทที่ 5 แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี	78
5.1 การออกแบบ.....	78
5.1.1 สถาปัตยกรรมแอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี	78
5.1.2 ขั้นตอนการออกแบบ.....	80
5.1.3 คุณลักษณะที่ใช้สำหรับการสกัดภาพไอซี.....	83
5.2 การออกแบบ.....	84
5.2.1 ฟังก์ชันการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator).....	84
5.2.2 ฟังก์ชันการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer).....	85
5.2.3 ฟังก์ชันการประมวลผลของไอซี (Processor).....	86
5.3 ผลการออกแบบ.....	87
5.3.1 ฟังก์ชันการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator).....	87
5.3.2 ฟังก์ชันการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer).....	88
5.3.3 ฟังก์ชันการประมวลผลของไอซี (Processor).....	90
5.4 สรุปผลการออกแบบ	92
บทที่ 6 สรุปผลการวิจัย.....	94
6.1 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีต้นไม้ตัดสินใจกับโครงข่ายประสาท สำหรับการสกัดคุณลักษณะในระบบรู้จำภาษาไทย.....	94
6.2 ประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทสำหรับการรู้จำ ภาษาอังกฤษและภาษาไทย	94
6.3 แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี.....	95
6.4 ข้อเสนอแนะ	95
เอกสารอ้างอิง.....	96
ภาคผนวก ก ข้อมูลการใช้ MAT LAB	99
ภาคผนวก ข ข้อมูลการใช้ WEKA.....	107
ภาคผนวก ค ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่	113
ประวัติผู้เขียน	123

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และทุกอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 สมาชิกตัวอักษรภาษาไทย.....	7
2.2 ชุดข้อมูลฝึกที่ใช้ประกอบการตัดสินใจเล่นกอล์ฟ.....	15
2.3 การค้นหาแบบขั้นตอนวิธีละโมบ.....	27
2.4 Confusion Matrix.....	28
2.5 Confusion Matrix ของการจำแนกประเภทการซื้อคอมพิวเตอร์.....	29
3.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลภายในดาต้าเซตชุดที่ 3.....	48
3.2 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภท.....	51
3.3 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.02.....	53
3.4 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.01.....	54
3.5 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.005.....	55
3.6 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.0025.....	57
3.7 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.0075.....	58
3.8 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ T - 0.01.....	60
3.9 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ T - 0.01.....	60
3.10 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ T - 0.005.....	61
3.11 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ T - 0.0075.....	61
3.12 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ T - 0.0025.....	62

สารบัญภาพ

รูปที่	หน้า
2.1 ระดับของตัวอักษรภาษาไทย.....	7
2.2 จำนวนจุดต่อนิ้วแบบความกว้างเท่ากับความยาวและความกว้างไม่เท่ากับความยาว	8
2.3 ภาพไบนารีต้นฉบับ ที่เปลี่ยนไปเป็น ภาพที่ผ่านการใช้ชื่อ	8
2.4 แสดงวิธีการกำหนดชื่อให้แก่พื้นที่ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 0.....	9
2.5 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r และ t เป็น 0 ทั้งคู่.....	9
2.6 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r หรือ t เป็น 1	10
2.7 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r และ t เป็น 1 ทั้งคู่.....	10
2.8 รูปแบบของระบบสนับสนุนการตัดสินใจ	11
2.9 กระบวนการสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล.....	12
2.10 ต้นไม้ตัดสินใจที่ใช้ในการตัดสินใจการออกไปเล่นกอล์ฟ.....	14
2.11 แสดงการจำแนกกลุ่มของข้อมูลโดยใช้แอททริบิวต์ outlook.....	17
2.12 แสดงการจำแนกกลุ่มของข้อมูลโดยใช้แอททริบิวต์ temperature เป็นโหนดระดับที่ 2	19
2.13 ขั้นตอนการทำงานของขั้นตอนการคัดเลือกคุณลักษณะ.....	24
2.14 แนวทาง Wrapper	25
2.15 การแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมนด้วยกรีต้อัลกอริธึม.....	26
2.16 ข้อมูลในรูปแบบกราฟ.....	27
2.17 10-fold cross validation	28
3.1 แสดงกระบวนการโดยรวมของระบบวิเคราะห์คุณลักษณะเพื่อการรู้จำตัวอักษร	33
3.2 แสดงตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่างๆภายในรูปภาพอินพุท	34
3.3 แสดงขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมสกัดคุณลักษณะของตัวอักษรจากภาพอินพุท	35
3.4 แสดงตัวอย่างของอินพุทเซต	36
3.5 (ก) แสดงรูปอินพุทที่ทำการครีอปบริเวณที่ไม่มีวัตถุรอบ ๆ ออกแล้ว (ข) แสดงบรรทัดที่ได้จากการตัด (ค) แสดงรูปส่วนที่เหลือจากการตัดบรรทัด.....	37
3.6 (ก) แสดงรูปตัวอักษรที่อยู่ภายในบรรทัด (ข) แสดงการจัดกลุ่มพิกเซลภายในรูป (ค) แสดงรูปตัวอักษรที่ถูกแยกออกมาจากบรรทัดเดียวกันแล้ว.....	38
3.7 แสดงความกว้างและความสูงของตัวอักษร	39
3.8 แสดงจำนวนจุดดำในตัวอักษรความกว้างและความสูงของตัวอักษร	39
3.9 แสดงจำนวนจุดดำที่ขอบตัวอักษร ความกว้างและความสูงของตัวอักษร	40
3.10 แสดงแถวที่มีจุดดำเพียงกลุ่มเดียว.....	40
3.11 แสดงจำนวนของกลุ่มของจุดดำภายในแต่ละแถว และ ผลรวมของกลุ่มของจุดดำ.....	41
3.12 (ก) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้าน(ข) แสดงพื้นที่บนหลุมเปิดด้านซ้าย (ค) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้านล่าง(ง) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้านขวา	42
3.13 แสดงระยะห่างจากกรอบรูปทั้งสิ้นด้าน.....	42
3.14 แสดงตำแหน่งจุดศูนย์กลางของตัวอักษร	43
3.15 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวอนันต์.....	44

สารบัญญภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.16 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวตั้ง	45
3.17 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวทแยง	45
3.18 แสดงการทำเส้นแถบภายในตัวอักษร	46
3.19 แสดงการทำเส้นแถบที่ 2 ภายในตัวอักษร	46
3.20 แสดงความกว้างและความสูงของตัวอักษร	47
3.21 แสดงหน้าโปรแกรมการคัดเลือกเอททริบิวท์ใน Weka	49
3.22 แสดงช่วงความเชื่อมั่นของการกระจายของข้อมูลที่ระดับความเชื่อมั่นที่ α	49
3.23 แสดงตัวอย่างการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่น	50
3.24 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องของตาต้าเซต	51
3.25 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอน การประเมินผลย่อยแบบแรบเปอร์ที่ค่า threshold 0.02 0.01 และ 0.005	56
3.26 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอน การประเมินผลย่อยแบบแรบเปอร์ที่ค่า threshold 0.0075 0.005 และ 0.0025	58
3.27 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องจากการเลือกโดยขั้นตอน การประเมินผลย่อยแบบแรบเปอร์ที่ค่า threshold 0.005 กับตาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2	59
4.1 ตัวอย่างตัวอักษรภาษาอังกฤษที่ถูกเตรียมไว้สำหรับการฝึกฝนด้วยวิธีการต่างๆ	64
4.2 แสดงตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่างๆภายในรูปภาพอินพุท	65
4.3 จำนวนจุดดำในแต่ละแถวของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ	66
4.4 พื้นที่หลุมเปิด บน ล่าง ซ้าย และ ขวา ของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ	66
4.5 ระยะห่างจากกรอบบน ล่าง ซ้าย และ ขวา ของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ	66
4.6 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวอน	67
4.7 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวตั้ง	67
4.8 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวทแยง	67
4.9 แสดงความยาวของแถบสิ้นสุด 1 และ 2	67
4.10 โครงข่ายประสาทของการรู้จำภาษาอังกฤษ	68
4.11 โครงข่ายประสาทของการรู้จำภาษาไทย	69
4.12 กระบวนการฝึกสอน สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) ในการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย	70
4.13 กระบวนการฝึกสอน สเกลบีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) ในการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย	70
4.14 กระบวนการฝึกสอน การรู้จำเข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ (trainingdx) ในการจำภาษาอังกฤษและภาษาไทย	71
4.15 กราฟการรู้จำค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาอังกฤษครั้งที่ 1 และ 2	72
4.16 กราฟการรู้จำค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาอังกฤษครั้งที่ 3 4 และ 5	73
4.17 กราฟการรู้จำค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาไทยครั้งที่ 1 2 และ 3	74

เอกสารนี้เป็นทรัพย์สินของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญภาพ (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.18 กราฟการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาไทยครั้งที่ 4 และ 5.....	75
5.1 หน้ารายการหลัก (Main Menu).....	78
5.2 หน้ารายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu).....	78
5.3 หน้ารายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu).....	79
5.4 หน้ารายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี(Processor Menu).....	79
5.5 Context Diagram แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี.....	80
5.6 DFD Diagram Level 1	80
5.7 DFD Diagram Level 2 ของ FormCreator	81
5.8 DFD Diagram Level 2 ของ FormTrainer	82
5.9 DFD Diagram Level 2 ของ FormProcessor	83
5.10 Flow Chart FromCreator	84
5.11 Flow Chart FromTrain	85
5.12 Flow Chart FromProcessor.....	86
5.13 ผลลัพธ์ของ Import Function ใน FormCreator.....	87
5.14 ผลลัพธ์ของ Create Function ใน FormCreator.....	87
5.15 ผลลัพธ์ของ Export Function ใน FormCreator.....	88
5.16 ผลลัพธ์ของ Import Function ใน FormTrainer.....	88
5.17 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก import Functionใน FormTrainer.....	89
5.18 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Prepare Functionใน FormTrainer.....	89
5.19 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Train Functionใน FormTrainer.....	90
5.20 ผลลัพธ์จาก Add Functionใน FormProcessorสำหรับการทดสอบ.....	90
5.21 ภาพที่ต้องการทดสอบ ใน FormProcessor.....	91
5.22 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Analyze Functionใน FormProcessor.....	91
5.23 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Process Functionใน FormProcessor	92

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญ

เนื่องจากในปัจจุบันวงจรแผ่นพิมพ์อิเล็กทรอนิกส์ (printed circuit board) นับได้ว่าเป็นวัสดุหนึ่งที่สำคัญในวงการอุตสาหกรรมด้านอิเล็กทรอนิกส์ ที่สามารถสร้างผลิตภัณฑ์ (Product) ได้หลากหลายวิธีหลายรูปแบบผลิตภัณฑ์ที่ถูกผลิตออกมาในแต่ละครั้งต้องผ่านการตรวจสอบคุณภาพก่อนที่จะส่งสู่ผู้บริโภค สำหรับกระบวนการตรวจสอบ นับว่าเป็นขั้นตอนที่สำคัญที่สุดในหน่วยการผลิตหากกล่าวถึงอุตสาหกรรมการผลิตแต่ละแห่งแล้วย่อมมีกระบวนการผลิตที่แตกต่างกันออกไป บางแห่งใช้ทรัพยากรบุคคลเป็นหลัก บางแห่งใช้การผลิตแบบอัตโนมัติ ซึ่งมีข้อดีข้อเสียที่แตกต่างกันขึ้นกับผลิตภัณฑ์ในการผลิต และเมื่อพิจารณาอุตสาหกรรมการผลิตของวงจรแผ่นพิมพ์ ที่ต้องอาศัยการรู้จำและจำแนกลักษณะของวงจรเป็นจำนวนมากและซับซ้อน ซึ่งต้องใช้ผู้ปฏิบัติงาน (Operator) ที่มีทักษะที่ผ่านการอบรมกระบวนการตรวจสอบเป็นอย่างดีในแต่ละผลิตภัณฑ์อีกทั้งในการตรวจสอบวงจรแผ่นพิมพ์แต่ละชิ้น ต้องใช้เวลานานในการตรวจสอบสำหรับการหาผลลัพธ์ของคุณภาพ ส่งผลให้เกิดความล่าช้าในการสร้างผลิตภัณฑ์ใหม่ในกระบวนการผลิต ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจการพัฒนากระบวนการผลิตให้สูงขึ้นด้วยเหตุผลที่ว่า การตรวจสอบด้วยระบบวิทัศน์อัตโนมัติมีความละเอียดและรวดเร็วกว่าการตรวจสอบโดยมนุษย์ สามารถลดต้นทุนในการผลิต และสร้างความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์การตรวจสอบ อีกทั้งสามารถประยุกต์ใช้ระบบหุ่นยนต์วิทัศน์อัตโนมัติตรวจสอบคุณภาพวงจรเพื่อทดแทนการทำงานโดยมนุษย์ได้อีกด้วย โดยกระบวนการหนึ่งที่ใช้ในการตรวจสอบนั้นคือ กระบวนการตรวจสอบหมายเลขประจำตัว (Serial Number) ของไอซี ดังนั้นจึงมีการพัฒนาด้านการรู้จำตัวอักษรเกิดขึ้นมาเพื่อทำหน้าที่ตรวจสอบอักขระได้อย่างสะดวก และรวดเร็วโดยสามารถวิเคราะห์ทั้งอักขระภาษาไทยและภาษาอังกฤษ

ทั้งนี้การรู้จำตัวอักษรนั้นได้มีการวิจัยกันมามากมายหลายภาษาแล้วทั้งในภาษาอังกฤษ ภาษาญี่ปุ่น ภาษาจีน ภาษาอาหรับ และภาษาอื่น ๆ อีกมากมาย ซึ่งล้วนมีเปอร์เซ็นต์การรู้จำที่ถูกต้องนั้นสูงมาก ในภาษาอังกฤษนั้นมีความถูกต้องร้อยละเปอร์เซ็นต์เดียว แต่สำหรับการรู้จำอักขระภาษาไทย ยังมีความถูกต้องไม่ถึงร้อยละเปอร์เซ็นต์ เนื่องจากตัวอักษรในภาษาไทยมีจำนวนมาก คือ มีภาษาไทย 44 ตัว สระ 32 ตัว วรรณยุกต์ 6 ตัว เลขไทย 10 ตัวและ เครื่องหมายอีก 5 ตัว ซึ่งถ้ารวมทั้งหมดก็เกือบ 100 ตัว นอกจากนี้ อักษรภาษาไทยยังมีความซับซ้อนและคล้ายคลึงกันมากอีกด้วย ตัวอักษรในภาษาไทยนั้นจะประกอบไปด้วย เส้นซิกแซ็ก เส้นโค้ง หัวของตัวอักษร และระดับของอักษร

ในการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยในปัจจุบันมีการใช้การสกัดคุณลักษณะเพื่อใช้ในการรู้จำอยู่หลายรูปแบบ ซึ่งในหลาย ๆ รูปแบบของคุณลักษณะอาจไม่จำเป็น หรือ อาจไม่มีผลกระทบต่อความแม่นยำในการรู้จำ เพื่อให้สามารถประมวลผลการรู้จำตัวอักษรได้อย่างรวดเร็ว จึงจำเป็นต้องลดจำนวนของคุณลักษณะที่จะใช้ในการคำนวณลงให้ได้มากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อทำการศึกษาและเข้าใจถึงการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยในวิธีการต่าง ๆ ของงานวิจัย
ก่อนหน้า
2. เพื่อวิเคราะห์คุณลักษณะต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อผลลัพธ์ของความแม่นยำในการรู้จำตัวอักษร
3. เพื่อหาชุดของคุณลักษณะที่มีจำนวนน้อยแต่ทำให้ผลลัพธ์ในการรู้จำที่แม่นยำ
4. เพื่อเป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยทางด้านการรู้จำตัวอักษรต่อไปในอนาคต

1.3 ความสำคัญของการวิจัย

1. ได้รับการศึกษาและเข้าใจถึงการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยในวิธีการต่าง ๆ ของงานวิจัย
ก่อนหน้า
2. ได้ทราบถึงการวิเคราะห์คุณลักษณะต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการรู้จำตัวอักษร
3. ได้ทราบถึงชุดของคุณลักษณะที่มีจำนวนน้อยแต่ทำให้ผลลัพธ์ในการรู้จำที่แม่นยำ
4. เป็นแนวทางในการศึกษาวิจัยทางด้านการรู้จำตัวอักษร ต่อไปในอนาคต

1.4 กรอบแนวคิดในการวิจัย

โครงข่ายประสาทเทียมฟuzzy (FNNs) [24] เป็นการรวมข้อดีของฟuzzyลอจิกซึ่งใช้สำหรับการประมวลผลข้อมูลที่มีความคลุมเครือไม่แน่นอนและโครงข่ายประสาทซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้ที่ดี พร้อมทั้งช่วยการแก้ไขข้อบกพร่องต่างๆเป็นเวลาหลายทศวรรษที่ FNNs ได้รับความสนใจเป็นอย่างมากในการนำมาประยุกต์ใช้ในกระบวนการตัดสินใจจนกลายเป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจในหลาย ๆ ด้าน เช่น การเรียนรู้การรู้จำรูปแบบการจำลองระบบและการบ่งชี้และการควบคุมอัตโนมัติ เป็นต้น ปัจจุบันระบบสนับสนุนการตัดสินใจถูกพัฒนาจนประสบความสำเร็จบนพื้นฐานของ FNNs จำนวนมาก นอกจากนี้ได้ทำการพัฒนาเครื่องมือการทำนายการขยายในอุตสาหกรรมแผ่นวงจรพิมพ์ด้วยตนเองโดยการใช้เทคนิคต่างๆ อาทิ โครงข่ายประสาท ขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม และโครงข่ายประสาทเทียมฟuzzyในงานวิจัยหนึ่งได้ใช้ FNNs สำหรับการประมาณค่าอัตราการสนับสนุนทางการศึกษาโดยพิจารณาจากการเจริญเติบโตของเศรษฐกิจในประเทศจีนซึ่งสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ประสิทธิภาพการทำงานของ TSFNN ขึ้นอยู่กับขั้นตอนการเรียนรู้ แม้ว่าการเรียนรู้ด้วยอัลกอริทึมแบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation (BP)) ถูกนำมาใช้กันในการเรียนรู้ FNNs กันโดยทั่วไป แต่อย่างไรก็ตามอัลกอริทึมนี้ก็ยังมีข้อบกพร่องในเรื่องของการได้จุดต่ำสุดเฉพาะที่ (Local Minima) และความอ่อนไหวที่เข้าสู่ค่าเริ่มต้นเนื่องจากแกรเดียนต์ แม้ว่าขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมจะทำการเลือกขั้นตอนวิธีการขยายพันธ์แพร่ย้อนกลับแบบดั้งเดิม แต่ก็ยังพบว่า การเข้าสู่ค่าเหมาะสมที่สุดนั้นช้าและใช้เวลาการคำนวณนาน เมื่อไม่นานนี้พาร์ทิเคิลสวอรัม (PSO) ได้กลายเป็นเทคนิคการรวมกันของเมตต้าฮิวริสติก ซึ่งเป็นเทคนิคการประมาณค่าเหมาะสมที่สำคัญสำหรับการเพิ่มประสิทธิภาพทำให้สามารถแก้ปัญหาของการเริ่มต้นแสดงค่าแกรเดียนต์ในการลดข้อผิดพลาดสูงเกินไปโดยการใส่ค่าแกรเดียนต์ขนาดเล็กเพื่อช่วยลดข้อผิดพลาดระหว่างการทำซ้ำในครั้งต่อไป

นอกจากนี้ยังเป็นอีกทางเลือกหนึ่งในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมฟuzzy การดำเนินการคำนวณการคำนวณค่า

ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 คำถามในการวิจัยและสมมติฐาน

งานวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อศึกษาหาคุณลักษณะที่สำคัญต่อการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยที่แม่นยำแล้วนำไปประยุกต์ใช้กับการปรับปรุงข้อความบน Integrated Circuit (IC) ขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัยเริ่มจากศึกษาค้นคว้าคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษรจากงานวิจัยอื่น ๆ ได้แก่ งานวิจัยของ คุณชัยกร ยิ่งเสรี และงานวิจัยของ คุณณัฐพล ตั้งสุรกิจ จากนั้นทำการเขียนโปรแกรม Mat lab เพื่อสกัดคุณลักษณะเพื่อสร้างดาต้าเซต โดยแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ ดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 1 ดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 2 และดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากทั้ง 2 งานวิจัยรวมกัน จากนั้นทำการวัดความแม่นยำในการรู้จำของดาต้าเซต 2 ชุดแรกด้วยการ Classify และวัดความถูกต้องโดยใช้หลักการการตรวจสอบแบบไขว้ (k-folds cross-validation) จากนั้นทำการวิเคราะห์หาชุดคุณลักษณะที่สำคัญโดยใช้การคัดเลือกคุณลักษณะด้วยการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ (wrapper subset evaluation) จากนั้นทำการวัดความแม่นยำด้วยการจำแนกประเภท และทำการเปรียบเทียบความแม่นยำกับดาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2 ด้วยการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นเพื่อหาชุดของคุณลักษณะที่ดีที่สุด ในการรู้จำตัวอักษร หากคุณลักษณะที่จำเป็นในการรู้จำให้มีความแม่นยำมีจำนวนน้อยจะสามารถลดเวลาในการสกัดคุณลักษณะและลดเวลาในการจำแนกตัวอักษรจากคุณลักษณะลงได้มากซึ่งจะนำสิ่งที่ได้จากการทดลองนี้เป็นส่วนหนึ่งในการหาคำตอบโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม พิชชีลอจิก ทั้งนี้สำหรับข้อเสนอที่จะทำในอนาคตเนื่องจากในการวิเคราะห์หาคุณลักษณะเพื่อใช้ในการรู้จำตัวอักษรให้มีความแม่นยำสูงนั้นเป็นไปได้ยาก ซึ่งสามารถปรับปรุงให้ดีขึ้นได้โดยทำการศึกษาหาคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำเพิ่ม และเพิ่มแบบอักษรตัวอย่างให้มีความหลากหลายขึ้นเพื่อให้สามารถวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรให้ถูกต้องและแม่นยำยิ่งขึ้น เมื่อเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของชุดคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอนการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ที่ค่า threshold 0.005 กับช่วงความเชื่อมั่นของดาต้าเซต 1 และ 2

1.6 ขอบเขตของปัญหา

ในการศึกษาครั้งนี้จะทำการศึกษาเฉพาะตัวอักษรพิมพ์ภาษาไทยพยัญชนะ 44 ตัว สระ 16 ตัว 4 วรรณยุกต์ และ 5 เครื่องหมายพิเศษ โดยศึกษาจากตัวอักษรทั้งหมด 21 ฟอนต์ แต่ละฟอนต์ มี 6 ขนาด โดยนำตัวอักษรเหล่านี้มาทำการสกัดคุณลักษณะ จากนั้นทำการศึกษาคุณลักษณะเพื่อหาชุดของคุณลักษณะที่มีจำนวนน้อยที่สุดและให้ผลลัพธ์ของการรู้จำมีความแม่นยำมากที่สุด

1.7 นิยามศัพท์

การตรวจจับ การรู้จำตัวอักษร โครงข่ายประสาทเทียมพิชชีลอจิก การตรวจสอบ ระบบการมองเห็น วงจรแผ่นพิมพ์ การประมวลผลภาพ วงจร

บทที่ 2

งานวิจัยและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1.1 วิทยานิพนธ์

โกวิท ปัญญาโสภณเลิศ [1] ทำการหารวิธีลดมิติสำหรับการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาไทยที่มีความเหมาะสมสำหรับการรู้จำโดยใช้วิธีการเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด k ตัวเป็นตัวจำแนกประเภท โดยการเปรียบเทียบอัตราจำด้วยวิธีการลดมิติต่างๆ นอกจากนี้ยังได้เสนอเทคนิคการทำภาพเบลอแบบกระจายเพื่อใช้ในขั้นตอนการประมวลผลภาพเบื้องต้นเพื่อให้การวัดความคล้ายกันของข้อมูลด้วยระยะทางยุคลิดมีความถูกต้องมาก ตัวอักษรทั้งหมดถูกแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มใหญ่ตามตำแหน่งในการเขียน คือ ตัวอักษรระดับบน ระดับกลาง และระดับล่างของบรรทัด และยังได้ทำการเพิ่มกลุ่มย่อยสำหรับตัวอักษรที่มีความคล้ายคลึงกันในบางการทดลอง โดยผลการทดลองที่ดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูลทดสอบที่ขึ้นต่อผู้เขียนและไม่ขึ้นต่อผู้เขียนมีอัตราการรู้จำที่ 88.01 เปอร์เซ็นต์ และ 84.45 เปอร์เซ็นต์ ตามลำดับ

ชัยกร ยิ่งเสรี [2] ทำการศึกษาพัฒนาเทคนิคการรู้จำตัวอักษรภาษาไทยที่ไม่ขึ้นกับแบบอักษรจากคุณสมบัติของความแตกต่างระหว่างตัวอักษรที่มีความขึ้นกับแบบอักษรน้อย โดยเริ่มจากการศึกษาแนวทางการประยุกต์ใช้ความแตกต่างในการรู้จำตัวอักษรในกรณีสองตัวอักษร แล้วจึงขยายผลเพื่อพัฒนาเทคนิคการรู้จำในกรณีทั่วไป ซึ่งจำเป็นต้องมีการระบุกลุ่มของตัวอักษรให้ได้เสียก่อนจึงจะสามารถใช้ความแตกต่างในการรู้จำตัวอักษรได้ โดยการศึกษาแสดงให้เห็นว่าความผิดพลาดในการระบุกลุ่มจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความผิดพลาดมาก งานวิจัยนี้จึงหลีกเลี่ยงขั้นตอนการระบุกลุ่มโดยใช้การหาคำตอบที่ดีที่สุดด้วยขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรมในการรู้จำตัวอักษร โดยคำตอบในการรู้จำเป็นลำดับของผลลัพธ์การรู้จำของรูปภาพที่รับเข้ามาแต่ละรูป และค่าความดีของแต่ละคำตอบได้มาจากจำนวนกฎความแตกต่างระหว่างตัวอักษรที่สอดคล้องกับคำตอบนั้น ๆ โดยกฎความแตกต่างแต่ละกฎเป็นการนำคุณสมบัติของภาพตัวอย่างอักษรเช่น ความกว้าง ความสูง และจำนวนจุดดำในรูปภาพของภาพตัวอักษรแต่ละตัวมาเปรียบเทียบกัน

ณัฐพล ตั้งสุรกิจ [3] นำเสนอเทคนิคในการรู้จำตัวพิมพ์อักษรภาษาไทย โดยเริ่มจากการทำการเตรียมการก่อนประมวลผลหลายอย่างให้ได้ภาพตัวอักษรอยู่ในรูปของไบนารี และมีการปรับขนาดของตัวอักษรให้มีขนาด 32×32 พิกเซล จากนั้นนำภาพไปทำการดึงลักษณะเด่น โดยใช้ลักษณะเด่นร่วมกัน 2 ประเภท ได้แก่ ความหนาแน่นของตัวอักษร ร่วมกับลักษณะเด่นที่คำนวณจากความยาวของเส้นแถบ ลักษณะเด่นที่ได้ถูกนำมาจำแนกโดยใช้หลักการการหาระยะทางที่สั้นที่สุด จากการทดลองใช้อักษรตัวพิมพ์ภาษาไทยจำนวนหลายฟอนต์ และแต่ละฟอนต์มีหลายขนาด มาทำการทดลอง ผลปรากฏว่าสามารถรู้จำตัวอักษรได้ประมาณ 99.6%

วิไลรัตน์ ชุ่มปิว [4] นำเสนอเทคนิคการเลือกคุณลักษณะในการจำแนกเอกสารภาษาไทย เพื่อช่วยลดขนาดคุณลักษณะและเพื่อทำให้ความแม่นยำถูกต้องของการจำแนกเอกสารมากขึ้น งานวิจัยนี้มุ่งที่จะทำการศึกษากการจำแนกเอกสารภาษาไทย โดยใช้สามเทคนิคการเลือกคุณลักษณะ คือ Improved Gini Index, Expected cross entropy และ GSS Coefficient ร่วมกับขั้นตอนวิธีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine) เพื่อเปรียบเทียบความมีประสิทธิภาพและการลดขนาดจำนวนคุณลักษณะ โดยทำการทดสอบข้อมูลสองลักษณะ คือ ข้อมูลการกระจายตัวของหมวดหมู่ที่เท่ากันและข้อมูลการกระจายตัวของหมวดหมู่ที่ไม่เท่ากัน ซึ่งจากผลการทดลองกับชุดข้อมูลทั้งสองลักษณะพบว่าเทคนิค Expected cross entropy ร่วมกับขั้นตอนวิธีซัพพอร์ต-เวกเตอร์แมชชีนให้ผลลัพธ์ความแม่นยำถูกต้องในการจำแนกเอกสารสูงที่สุด พบว่าสามารถลดคุณลักษณะได้ตั้งแต่ 60-80% จากทั้งหมด

ชินพัฒน์ แก้วชินพร และ ญัฐกานต์ วงศ์โชโต [5] ทำการนำเสนอขั้นตอนวิธีการจำแนกประเภทข้อมูลแบบใหม่ที่น่าเทคนิคต้นไม้มัดตสันใจและการจัดกลุ่มมาทำงานร่วมกัน ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้เสนอขั้นตอนวิธีที่เรียกว่า Tree Bagging and Weighted Clustering Algorithm (TBWC) ที่มาพัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทข้อมูลด้วยเทคนิคการจัดกลุ่ม ในการทดลองมีการใช้ชุดข้อมูลจำนวน 5 ชุด จากผลการทดลองพบว่า ขั้นตอนวิธี TBWC ให้ค่าความแม่นยำสูงกว่าขั้นตอนวิธีต้นไม้มัดตสันใจและจัดกลุ่มในทุกชุดข้อมูลเรียนรู้ สามารถปรับปรุงประสิทธิภาพในการทำนายได้ดีมากในชุดข้อมูลเรียนรู้ที่มีจำนวนหลายกลุ่ม ซึ่งสามารถเพิ่มค่าความแม่นยำในการทำนายได้ดีมากถึง 36.67% และสามารถลดทอนคุณลักษณะได้สูงสุดถึง 59.82%

นฤพนธ์ ว่องประชาณุกุล[6] นำเสนอวิธีการตัดกิ่งต้นไม้มัดตสันใจ REP+ ที่พัฒนาขึ้นเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของต้นไม้มัดตสันใจ โดยใช้การทดสอบทางสถิติเพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยความสำคัญระหว่างกลุ่มข้อมูลที่ได้จากการทำนายต้นไม้มัดตสันใจ และกลุ่มของข้อมูลจากชุดข้อมูลฝึกดำเนินการทดสอบข้อมูลทางวิทยาศาสตร์จำนวน 21 ชุดข้อมูล จากผลการวิจัยสามารถสรุปได้ว่าต้นไม้มัดตสันใจที่สังเคราะห์ขึ้นจากงานวิจัยนี้มีความซับซ้อนลดลง สามารถใช้การจำแนกข้อมูลได้รวดเร็วขึ้นโดยไม่ทำให้ความแม่นยำตรงในการจำแนกข้อมูลลดลง

วัลลภ บัวชุม [9] ทำการเปรียบเทียบเทคนิคการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมแบบ CFS และ Consistency เพื่อใช้การคาดการณ์ภาวะความล้มเหลวของธุรกิจไทยด้วยระบบนิโรฟฟิชี่ โดยการนำอัตราส่วนทางการเงินมาแบ่งกลุ่มเป็นชุดข้อมูลฝึก (Training Set) และชุดข้อมูลทดสอบ (Test set) ผลการศึกษาพบว่าการใช้ CFS ร่วมกับ ANFIS สามารถคัดเลือกอัตราส่วนทางการเงินได้ 5 อัตราส่วนเพื่อใช้ในการสร้างตัวแบบในการคาดการณ์ ในขณะที่ใช้ Consistency ร่วมกับ ANFIS สามารถคัดเลือกอัตราส่วนทางการเงิน ได้ 3 อัตราส่วนเพื่อใช้ในการสร้างตัวแบบในการคาดการณ์ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า การใช้ตัวแบบ CFS ในการคาดการณ์ภาวะความล้มเหลวของธุรกิจไทยดีกว่าการใช้ตัวแบบ Consistency

2.1.2 บทความทางวิชาการและวารสาร

วิจัยที่นำมาทำการทบทวนและศึกษานั้นคือบทความทางวิชาการของ N.S.S. Mar[15], P.K.D.V. Yarlagadda, C. Fookes[16] ซึ่งเรียบเรียงบทความวิชาการเรื่อง “Design and development of automatic visual inspection system for PCB manufacturing” โดยกล่าวถึงกระบวนการตรวจสอบคุณภาพโดยระบบวิทัศน์ ซึ่งวิจัยมีระบบโครงสร้างที่เหมาะสมโดยแบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ กระบวนการจับภาพ กระบวนการแบ่งสัดส่วนภาพ กระบวนการ สกัดคุณลักษณะ และกระบวนการจำแนกประเภท ซึ่งในกระบวนการและเทคนิคต่างๆ ที่ให้ผลลัพธ์ทางความแม่นยำและเวลาไม่ตีพ้อ ตัวอย่างเช่นในวิจัยนี้ใช้ Hough Transform ในการตรวจสอบแนวของภาพ จึงนำเทคนิค OGHT (Optimized Generalized Hough Transform) ของ Fang Lei[17]

เอกสารในบทความวิชาการเรื่อง A locating algorithm based on OGHT for PCB mark orientation

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มาสนับสนุนงานวิจัย นอกจากนี้การประมวลผลภาพของยังขาดเทคนิคที่ดีจึงนำเอาหลักปัญญาประดิษฐ์(เอไอ) ซึ่งประกอบไปด้วยเทคนิคด้าน Fuzzy Logic เพื่อแก้ไขปัญหาความคลุมเครือของภาพและใช้ Genetic Algorithm ในการปรับค่าความเหมาะสมของแสง ทั้งนี้ในกระบวนการของสกัดคุณลักษณะได้ใช้เทคนิค Double Sigmoid Transformation จากบทความวิชาการของ Shu-an Guan[18] และ Fenglin Guo [19] เรื่อง A New Image Enhancement Algorithm for PCB Defect Detection ซึ่งจะสนับสนุนเรื่องความคมชัดของภาพที่เกิดจากแผ่นวงจรพิมพ์ อีกทั้งใช้ Gerber Character ที่ได้ศึกษาจากบทความวิชาการของ Hae-Won Oh, Jin-He Jung และ Tae-Hyung Park[20-22] เรื่อง Gerber-character recognition system of auto-teaching program for PCB assembly machines ซึ่งเป็นแนวคิดที่มาสนับสนุนกระบวนการรู้จำตัวอักษรบนวงจรแผ่นพิมพ์ จากที่ได้กล่าวมาข้างต้นเป็นกระบวนการก่อนที่จะทำการวัดการตรวจสอบคุณภาพ ซึ่งเป็นเหตุผลให้เราทำการใช้เครือข่ายประสาทเทียมและเทคนิคเหมือนข้อมูลมาสนับสนุน เพื่อผลของวิเคราะห์ความถูกต้องและแม่นยำสูงมากขึ้นและมีกระบวนการทำงานเทียบเคียงมนุษย์ และสุดท้ายทำการศึกษาเกี่ยวกับกระบวนการทำงานเบื้องต้นของหุ่นยนต์ ที่ได้จากบทความวิชาการของ Patrik Axelsson, Rickard Karlsson, Mikael Norrl [23] เรื่อง Bayesian state estimation of a flexible industrial robot เพื่อสนับสนุนการทำงานของระบบตรวจสอบคุณภาพและกระบวนการผสมผสานเอไอที่นำมาประยุกต์ใช้กับเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับการผสมผสานเครื่องแต่งกาย ซึ่งประยุกต์ใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญประเมินคุณลักษณะจากฐานความรู้และผสมผสานการทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทความคลุมเครือทาคาคิ-ซุกิโนะ (TSFNN) ของ[25]โดยการพิจารณาคุณลักษณะของอุปกรณ์เครื่องแต่งกายสำหรับใช้ผสมผสานเครื่องแต่งกายนั้น จะถูกกำหนดตัวบ่งชี้และวางกฎเกณฑ์ไว้แล้ว การประเมินผลลัพธ์ของคุณลักษณะเครื่องแต่งกายที่เหมาะสมสามารถใช้ระบบผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งสามารถช่วยจัดการกับกระบวนการทางด้านภาษาและประเภทข้อมูลที่มีซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับเทคนิคการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่มีความคลุมเครือ (Fuzzy Clustering) และขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ซึ่งประยุกต์การผสมผสานกันระหว่างเทคนิคพาร์ติเคิลสวอร์มออปติไมเซชัน (PSO) กับเทคนิคขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม (GA) ได้ถูกนำเสนอเพื่อใช้ลดกฎเกณฑ์สำหรับเลือกเครื่องแต่งกาย อีกทั้งยังช่วยลดเวลาในการเรียนรู้ของระบบ TSFNN จากผลการทดลองแสดงให้เห็นถึงการลดลงของกฎเกณฑ์และช่วยลดเวลาในกระบวนการการเรียนรู้ระบบ TSFNN พร้อมกับรักษาระดับความพึงพอใจและให้ผลลัพธ์ค่าความผิดพลาดต่ำ อีกทั้งการนำเสนอการผสมผสานเทคนิคระหว่าง PSO กับ GA มีประสิทธิภาพสูงกว่าเทคนิคการขยายพันธ์แบบย้อนกลับ(BP) ทำให้เครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจถูกนำไปประยุกต์ใช้จริงกับบริษัทแพชชั่นค้าปลีกในฮ่องกงเพื่อเปรียบเทียบเครื่องแต่งกายที่เหมาะสม

2.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับตัวอักษรภาษาไทย

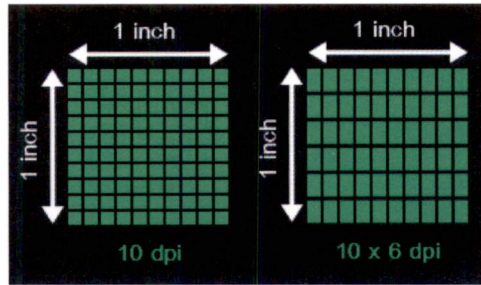
2.2.1 ลักษณะของตัวอักษรภาษาไทย

[1] ตัวอักษรภาษาไทยประกอบไปด้วยพยัญชนะ 44 ตัวสระ 16 ตัววรรณยุกต์ 4 ตัว ดังแสดงในตารางที่ 1 และประโยคภาษาไทยแบ่งออกเป็น 4 ระดับได้แก่ระดับเหนือบนระดับบนระดับกลางและระดับล่างดังแสดงในรูปที่2.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หรือ

$$\text{ความละเอียดพิกเซล} = [(\text{ความกว้างหน่วยนิ้ว} \times \text{ค่าดีพีไอ}) \times (\text{ความยาวหน่วยนิ้ว} \times \text{ค่าดีพีไอ})]$$



รูปที่ 2.2 จำนวนจุดต่อนิ้วแบบความกว้างเท่ากับความยาวและความกว้างไม่เท่ากับความยาว

2.3.2 การใส่เลเบลให้กับจุดที่ติดกัน (Connected component labeling)

การใส่เลเบลให้กับจุดที่ติดกัน [7] เป็นการกำหนดชื่อให้กับพิกเซลที่อยู่ติดกันในแต่ละพื้นที่ เมื่อกำหนดชื่อให้กับพิกเซลทั้งหมดได้แล้วนั้น จำนวนชื่อที่แตกต่างกันจะเป็นตัวบอกถึงจำนวนพื้นที่ที่อยู่ภายในภาพนั่นเองดังนั้นปัญหาในการหาจำนวนพื้นที่แตกต่างกันจะเป็นตัวบอกถึงจำนวนพื้นที่ที่อยู่ในภาพนั่นเองดังนั้นปัญหาในการหาจำนวนพื้นที่จึงถูกเปลี่ยนไปเป็นปัญหาในการกำหนดชื่อให้กับพิกเซลที่อยู่ติดกันในพื้นที่เดียวกัน

จากทฤษฎีการที่ทราบแล้วข้างต้นว่า พื้นที่หนึ่ง จะประกอบด้วยเซตของพิกเซลที่ต่อเนื่อง ความต่อเนื่องของพิกเซลนั้นขึ้นอยู่กับค่าระดับความเทาของพิกเซลโดยจะต้องมีคอกอยู่ภายใต้เซตระดับความเทา(V)ของพื้นที่นั้นๆ พื้นที่แต่ละอันจะมีระดับความเทา (V) ต่างกัน ในที่นี้เราจะพิจารณาเฉพาะภาพไบนารี ที่มี $V = \{1\}$ กล่าวคือ พิกเซลที่อยู่บนพื้นที่ที่มีระดับความเทาเป็น 1 ส่วนพิกเซลที่มีค่าระดับความเทาเป็น 0 ถือเป็นพื้นหลังของภาพ

.	1	1	0	0	0	1	1	0	.	1	1	1	0	0	0	2	2	0
.	0	1	0	1	1	1	0	0	.	1	0	1	0	2	2	2	0	0
.	0	0	0	0	1	0	0	1	.	1	0	0	0	2	0	0	1	.
0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	4	4	.
0	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	3	3	3	0	5	0	0	4
0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
.	1	0	0	0	0	0	0	1	0	6	6	0	0	0	0	7	0	.
.	0	0	0	0	0	0	0	1	1	6	0	0	0	0	0	7	7	.

รูปที่ 2.3 ภาพไบนารีต้นฉบับ ที่เปลี่ยนไปเป็น ภาพที่ผ่านการใส่ชื่อ

วิธีการกำหนดชื่อให้แก่พื้นที่ที่เชื่อมต่อกันแบบ 4 จุด

ทำได้โดยการสแกนภาพจากซ้ายไปขวา กำหนดให้

p คือ พิกเซลที่เราจะทำการกำหนดชื่อให้ในแต่ละครั้ง

r คือ พิกเซลที่เป็นพิกเซลข้างเคียงแบบ 4 จุด ที่อยู่ด้านบนของ p


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ศึกษาเท่านั้น ไม่สามารถนำออกจำหน่าย การนำเอกสารนี้ไปใช้ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	r
T	p

จะเห็นได้ว่า ก่อนที่เราจะเดินทางมาถึง p นั้น เราจะเดินทางผ่านพิกเซล r และ t มาก่อนหน้าและถ้าพิกเซล r และ t มีระดับความเทาเป็น 1 หมายความว่าพิกเซลทั้งสองจะต้องถูกกำหนดชื่อให้แล้วการพิจารณาการกำหนดชื่อให้กับพิกเซล p ทำได้ดังนี้

1) ถ้าระดับความเทาของ p เท่ากับ 0 ให้ขยับไปยังพิกเซลถัดไป เนื่องจากพิกเซล 0 นั้นไม่อยู่บนวัตถุ ดังนี้

1	1	1	$0(r)$	0	0	0	0
1	1	$1(t)$	$0(p)$	1	1	0	0
1	1	1	0	1	1	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0




1	1	1	0	$0(r)$	0	0	0
1	1	1	$0(t)$	$1(p)$	1	0	0
1	1	1	0	1	1	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0

รูปที่ 2.4 แสดงวิธีการกำหนดชื่อให้แก่พื้นที่ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 0

2) ถ้าระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 ให้พิจารณาพิกเซล r และ t

2.1) ถ้าระดับความเทาของ r และ t เป็น 0 ทั้งคู่ให้กำหนดชื่อใหม่ให้แก่ p

1	1	1	0	$0(r)$	0	0	0
1	1	1	$0(t)$	$1(p)$	1	0	0
1	1	1	0	1	1	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0



1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	3	3	0
1	1	1	0	0	0	0	0

รูปที่ 2.5 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r และ t เป็น 0 ทั้งคู่

2.2) ถ้าระดับความเทาของ r หรือ t อันใดอันหนึ่งเป็น 1 ให้กำหนดชื่อที่กำหนดให้ r หรือ t แก่ p

1	1	1	0	0	0(r)	0	0
1	1	1	0	1(t)	1(p)	0	0
1	1	1	0	1	1	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0

→

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	3	3	0
1	1	1	0	0	0	0	0

รูปที่ 2.6 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r หรือ t เป็น 1

2.3) ถ้าระดับความเทาของ r และ t เป็น 1 ทั้งคู่

- ถ้าทั้ง r และ t ใช้ชื่อเดียวกันให้กำหนดชื่อนั้นแก่ p

- ถ้าทั้ง r และ t ใช้ชื่อต่างกัน ให้กำหนดชื่อใดชื่อหนึ่งแก่ p แล้วทำการบันทึกว่าชื่อทั้งหมดเป็นอันเดียวกันดังรูป

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	1	1(r)	0	0
1	1	1	0	1(t)	1(p)	0	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	0	1	0
1	1	1	0	0	1	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0

→

1	1	1	0	0	0	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	2	2	0	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	0	3	0
1	1	1	0	0	3	3	0
1	1	1	0	0	0	0	0

รูปที่ 2.7 แสดงวิธีการกำหนดชื่อ ที่ระดับความเทาของ p เท่ากับ 1 r และ t เป็น 1 ทั้งคู่
วนสนันท์ทองทรงกฤษณ์. (2547)

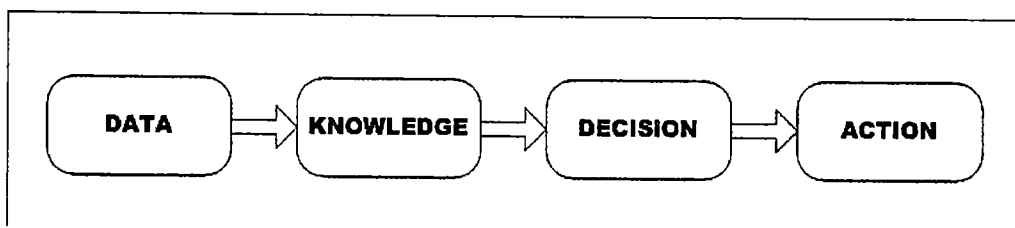
2.4 ทฤษฎีที่เกี่ยวกับเหมืองข้อมูล

2.4.1 การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

เหมืองข้อมูล [8] คือ ชุดซอฟต์แวร์ (software) วิเคราะห์ข้อมูลที่ได้ถูกออกแบบมาเพื่อระบบสนับสนุนการตัดสินใจของผู้ใช้ มันเป็นซอฟต์แวร์ที่สมบูรณ์ทั้งเรื่องการค้นหา การทำรายงาน และโปรแกรมในการจัดการ ซึ่งเราคุ้นเคยดีกับคำว่า ระบบสารสนเทศเพื่อผู้บริหาร (Executive information System : EIS) หรือระบบข้อมูลสำหรับการตัดสินใจในการบริหาร ซึ่งเป็นเครื่องมือชิ้นใหม่ที่สามารถค้นหาข้อมูลในฐานข้อมูลขนาดใหญ่หรือข้อมูลที่มีประโยชน์ในการบริหาร ซึ่งเป็นการเพิ่มคุณค่าให้กับฐานข้อมูลที่มีอยู่

ระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (Decision Support System) คือระบบที่ช่วยทำให้ข้อมูลที่เราเมื่ออยู่กลายเป็นความรู้อันมีค่าได้ และสามารถสร้างคำตอบของอนาคตได้ดังภาพที่ 2.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.8 รูปแบบของระบบสนับสนุนการตัดสินใจ

ปัจจุบันระบบสนับสนุนข้อมูลในการตัดสินใจได้เข้ามามีอิทธิพลในการรวบรวมข้อมูลและปรับค่าข้อมูลในคลังสินค้า ซึ่งฐานข้อมูลขนาดใหญ่นี้จะประกอบไปด้วยข้อมูลเป็นพัน ๆ ล้านไบต์ ยกแก่การค้นหาได้อย่างทันกาลด้วยวิธีระบบการจัดการฐานข้อมูล (Database Management System : DBMS) โดยทั่วไปข้อมูลที่เป็นที่สนใจของผู้บริหารธุรกิจวันนี้สามารถค้นหาได้ง่ายขึ้นแล้ว ซึ่งจะ เป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการค้นหาข้อมูลที่ต้องการเพื่อนำมาเทียบเคียงและดูแนวโน้ม และนำข้อมูลที่ จำเป็นของบริษัทส่งกลับให้ผู้บริหารตัดสินใจได้อย่างทันกาล

นี่คือจุดประสงค์ของเหมืองข้อมูล ที่จะมาช่วยในเรื่องเทคนิคการจัดการข้อมูล ซึ่งได้ พยายามทดสอบแล้วและข้อมูลสนับสนุนที่มีอายุย้อนหลังไปถึง 30 ปี ด้วยเทคนิคเดียวกันนี้ เรา สามารถใช้ค้นหาข้อมูลสำคัญที่ปะปนกับข้อมูลอื่นๆในฐานข้อมูลที่ไม่ใช่แค่การสุ่มหา บางคนเรียกว่า การสืบค้นความรู้บนฐานข้อมูล (Knowledge Discovery in Database : KDD) หรือ การค้นหา ข้อมูลด้วยความรู้ และนั่นก็คือเหมืองข้อมูล

Philippe Nieuwbourg กล่าวไว้ว่า “เหมืองข้อมูล คือ เทคนิคที่ผู้ใช้สามารถปฏิบัติการได้ โดยอัตโนมัติ กับ ข้อมูลที่ไม่รู้จัก ซึ่งเป็นการเพิ่มคุณค่าให้กับข้อมูลที่มี”

จากประโยคข้างต้นมีคำอยู่ 3 คำที่สำคัญ คำแรกคือ “อัตโนมัติ” คือ กระบวนการทำงาน ของเหมืองข้อมูลซึ่งจะเป็นผู้ทำงานเอง ไม่ใช่ผู้ใช้กระบวนการจะไม่ให้คำตอบกับปัญหาที่มีแต่จะเป็น ศูนย์กลางของข้อมูล คำที่สอง “ข้อมูลที่ไม่รู้จัก” เครื่องมือในการค้นหาใหม่ของเหมืองข้อมูล ซึ่งจะไม่ ค้นหาแต่ข้อมูลเก่าและข้อมูลที่ใช้บ่อยให้เท่านั้น แต่จะค้นหาข้อมูลใหม่ๆด้วย และสุดท้าย “เพิ่ม คุณค่า” นั้นหมายถึงผู้ใช้ไม่ได้เป็นเพียงแค่นักสถิติ แต่เป็นได้ถึงระดับผู้บริหารตัดสินใจ

(1) ข้อมูลขนาดใหญ่ เกินกว่าจะพิจารณาความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลได้ด้วยตาเปล่า หรือโดยการใช้ระบบการจัดการฐานข้อมูลในการจัดการ

(2) ข้อมูลที่มาจากหลายแหล่ง โดยอาจรวบรวมมาจากหลายระบบปฏิบัติการ หรือหลาย DBMS เช่น Oracle, DB2, MS SQL, MS Access เป็นต้น

(3) ข้อมูลที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลาที่ทำการไมนนิ่ง (Mining) หากข้อมูลที่มีอยู่ นั้นเป็นข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลาจะต้องแก้ปัญหานี้ก่อน โดยบันทึกฐานข้อมูลนั้นไว้และนำ ฐานข้อมูลที่บันทึกไว้มาทำไมนนิ่งแต่เนื่องจากข้อมูลนั้นมีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา จึงทำให้ ผลลัพธ์ที่ได้จากการทำไมนนิ่งสมเหตุสมผลในช่วงเวลาหนึ่งเท่านั้น ดังนั้นเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความ ถูกต้องเหมาะสมอยู่ตลอดเวลาจึงต้องทำไมนนิ่งใหม่ทุกครั้งในช่วงเวลาที่เหมาะสม

(4) ข้อมูลที่มีโครงสร้างซับซ้อน เช่น ข้อมูลรูปภาพ ข้อมูลมัลติมีเดีย ข้อมูลเหล่านี้สามารถ นำมาทำ ไมนนิ่งได้เช่นกันแต่ต้องใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลขั้นสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.2 การจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification)

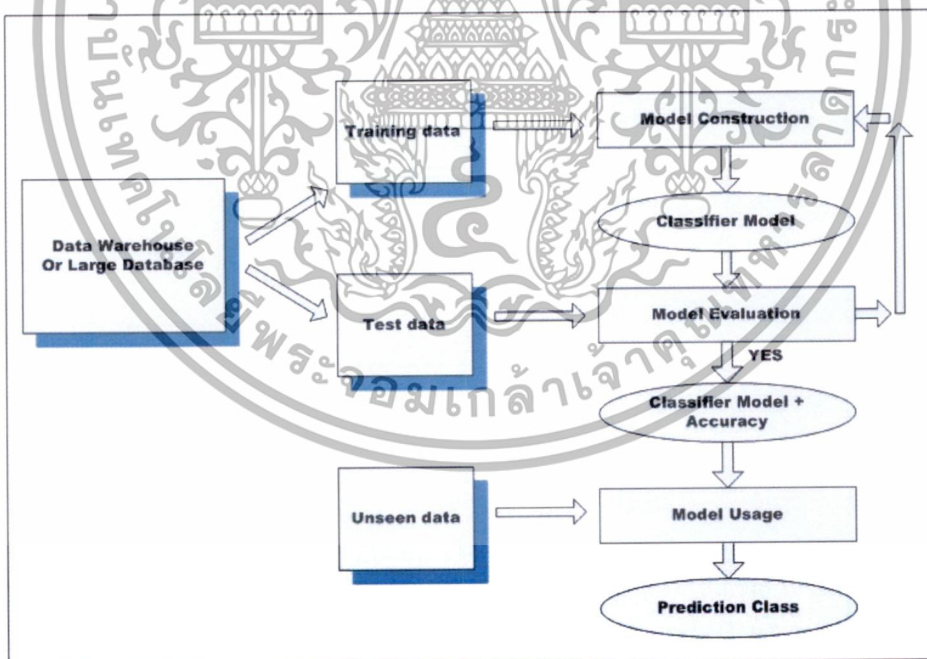
การจำแนกประเภทข้อมูล [5] คือ กระบวนการสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล (Data Classification Model) เพื่อทำนายกลุ่มของข้อมูลใหม่ (Unseen Data) ตัวอย่างของกลุ่ม เช่น กลุ่มของลูกค้าที่ซื้อกับไม่ซื้อคอมพิวเตอร์ กลุ่มของลูกค้าที่ฐานะดีปานกลางแยกกลุ่มของการผลิตสินค้าผ่านเกณฑ์ไม่ผ่านเกณฑ์ ในที่นี้คำว่ากลุ่มจะเรียกว่าคลาสของข้อมูล ซึ่งในแต่ละ คลาสเดียวกันนั้นจะต้องมีข้อมูลที่มีความเหมือนหรือคล้ายคลึงกันมากกว่าข้อมูลที่อยู่ในคลาสดูที่ต่างกัน

การสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล จะเกิดขึ้นมาจากการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ โดยข้อมูลทั้งหมดจะมีการแบ่งออกเป็น 2 กลุ่ม คือ ชุดข้อมูลฝึก (Training Set) เป็นชุดข้อมูลที่มีบทบาทในการสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูลขึ้นมา และมีชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) เป็นชุดข้อมูลประเมินความถูกต้องของโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล

โมเดลจำแนกประเภทข้อมูลได้ถูกนำมาประยุกต์ใช้งานหลายๆด้าน ไม่ว่าจะเป็นการวิเคราะห์หุ้น เพื่อหาว่าหุ้นแต่ละบริษัทมีคุณภาพเป็นอย่างไร เมื่อมีปัจจัยที่เกี่ยวข้อง ไม่ว่าจะเป็นการเติบโตของรายได้ ความสามารถในการควบคุมต้นทุน ความผันผวนของรายได้และกำไร และผู้บริหาร หรือจะเป็นการพยากรณ์อากาศ การจัดสรรกฎหมายที่เหมาะสมในการพิจารณาคดีความ การจัดการความสัมพันธ์ของลูกค้า (CRM) และอื่น ๆ

2.1.1 กระบวนการสร้างตัวโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล

แบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ซึ่งภาพรวมของกระบวนการสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูลแสดงได้ดังรูปที่ 2.9



รูปที่ 2.9 กระบวนการสร้างโมเดลจำแนกประเภทข้อมูล

กระบวนการของแต่ละขั้นตอนมีดังนี้

1) Model Construction (Learning) เป็นขั้นตอนการสร้างโมเดลจำแนกประเภทโดยอาศัยการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้กำหนดคลาสไว้เรียบร้อยแล้ว หรือเรียกว่า ข้อมูลเรียนรู้ (Training Data) ซึ่งเป็นการเรียนรู้จากข้อมูลที่มีอยู่แล้วเพื่อหาความสัมพันธ์ของข้อมูล เมื่อผู้ดูแลเห็นประโยชน์ของการจำแนกประเภทข้อมูล ไม่ว่าจะเป็นกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Data) ซึ่งโมเดลจำแนกประเภทที่ได้จะแสดงด้วยวิธีการพื้นฐานทางเหมืองข้อมูล (Data Mining) ยกตัวอย่างเช่น ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) โมเดลจำแนกประเภทที่ได้จะมีลักษณะคล้ายต้นไม้จริงกลับหัวที่มีโหนดรากอยู่ด้านบนสุดและโหนดใบอยู่ด้านล่างสุดของต้นไม้ แต่ละโหนดบนต้นไม้จะมีคุณลักษณะ (attribute) เป็นตัวเลือกทดสอบ ซึ่งจะมีกึ่งซึ่งเป็นค่าที่เป็นไปได้ของคุณลักษณะ (attribute value) ที่ถูกเลือกทดสอบไว้และมีโหนดใบแสดงคลาสที่กำหนดไว้

2) Model Evaluation (Accuracy) เป็นขั้นตอนตรวจสอบความถูกต้อง โดยอาศัยข้อมูลที่ใช้ทดสอบเรียกว่าข้อมูลทดสอบ (Testing data) ซึ่งกลุ่มที่แท้จริงของข้อมูลที่ใช้ทดสอบจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับกลุ่มที่หามาได้จากโมเดลจำแนกประเภท เพื่อทดสอบว่าโมเดลจำแนกประเภทนี้สามารถจัดกลุ่มประเภทข้อมูลได้อย่างถูกต้องมากน้อยเพียงใด และมีการปรับปรุงโมเดลจำแนกประเภทจนกว่าจะได้ค่าความถูกต้องในระดับที่ยอมรับได้

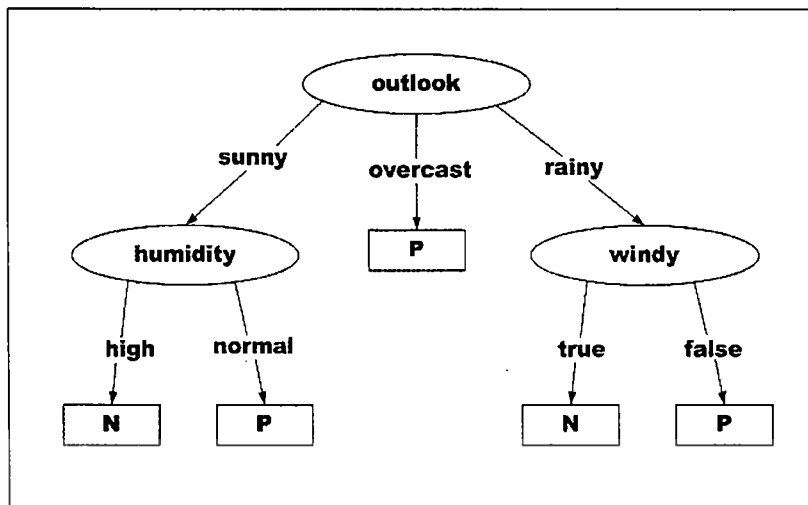
3) Model Usage (Classification) เป็นขั้นตอนการนำโมเดลจำแนกประเภทที่สร้างขึ้นมาใช้กับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Unseen data) เพื่อทำนายและกำหนดกลุ่มให้กับข้อมูลนั้น

2.4.3 ต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree)

2.4.3.1 การสร้างต้นไม้

ต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree)[6] คือ ต้นไม้ที่ใช้สนับสนุนการตัดสินใจ มีลักษณะเป็นโครงสร้างคล้ายกับต้นไม้กลับหัวที่มีรากอยู่ด้านบนและใบอยู่ด้านล่าง โดยที่ภายในต้นไม้จะประกอบด้วยโหนด (node) ซึ่งแต่ละโหนดนั้นจะแสดงถึงการทดสอบหรือการตัดสินใจบนข้อมูลของคุณสมบัติหรือแอททริบิวต์ต่าง ๆ กึ่งของต้นไม้แสดงถึงค่าของผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบ และใบซึ่งเป็นสิ่งที่อยู่บนสุดของต้นไม้เรียกว่าโหนดราก (root node) ดังแสดงโครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจดังรูป 2.10 ซึ่งแสดงถึงต้นไม้ที่ใช้ในการตัดสินใจว่าจะออกไปเล่นกอล์ฟหรือไม่ (Quintan, 1986) โดยพิจารณาจากสภาพอากาศต่างๆประกอบการตัดสินใจ โดยโหนดที่แสดงในรูปวงรีแสดงถึงการทดสอบค่าที่เป็นไปได้ของแอททริบิวต์นั้นๆและใบที่แสดงในรูปสี่เหลี่ยม จะแสดงการจำแนกกลุ่มของข้อมูล ซึ่งเป็นผลลัพธ์ของการทำนายว่าจะออกไปเล่นกอล์ฟ (P) หรือไม่ออกไปเล่น (N) จากการทดสอบตามเส้นทางของต้นไม้ตัดสินใจ

ในการจำแนกข้อมูลที่ได้รับเข้ามาใหม่นั้น ค่าของแอททริบิวต์ต่างๆของข้อมูลเหล่านั้นจะถูกทดสอบด้วยต้นไม้ตัดสินใจ โดยจะเริ่มต้นการทดสอบตั้งแต่โหนดรากไปจนถึงใบ โดยที่ใบจะแสดงถึงกลุ่มของการทำนายข้อมูลนั้น



รูปที่ 2.10 ต้นไม้ตัดสินใจที่ใช้ในการตัดสินใจการออกไปเล่นกอล์ฟ

โดยหลักการพื้นฐานของการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ จะเป็นการสร้างในลักษณะจากบนลงล่าง (top-down) คือ จะเริ่มจากการสร้างรากของต้นไม้ก่อนซึ่งแตกกิ่งไปจนถึงใบ โดยจะแสดงขั้นตอนการสร้างต้นไม้ตัดสินใจได้ดังนี้ (Han and Kamber, 2001)

- 1) ต้นไม้จะเริ่มต้นโดยมีโหนดเพียงโหนดเดียวแสดงถึงชุดข้อมูลฝึก (training set)
- 2) ถ้าข้อมูลทั้งหมดอยู่ในกลุ่มเดียวกันแล้ว ให้โหนดนั้นเป็นใบและตั้งชื่อกลุ่มของข้อมูลนั้น
- 3) ถ้าโหนดมีข้อมูลหลายกลุ่มปะปนอยู่ จะต้องวัดค่าเกณฑ์ (gain) ของแต่ละแอททริบิวต์ เพื่อที่จะใช้เป็นเกณฑ์ในการคัดเลือกแอททริบิวต์ ที่มีความสามารถในการแบ่งแยกข้อมูล ออกเป็นกลุ่มต่างๆได้ดีที่สุด โดยแอททริบิวต์ที่มีค่าเกณฑ์มากที่สุดจะถูกเลือกให้เป็นตัวทดสอบแอททริบิวต์ที่ใช้ในการตัดสินใจ โดยแสดงในรูปของโหนดบนต้นไม้
- 4) กิ่งของต้นไม้จะถูกสร้างขึ้นมาจากค่าต่างๆที่เป็นไปได้ของโหนดทดสอบ และข้อมูลจะถูกแบ่งออกตามกิ่งต่างๆที่สร้างขึ้น
- 5) ทำการวนซ้ำเพื่อหาแอททริบิวต์ที่มีค่าเกณฑ์มากที่สุด สำหรับข้อมูลที่ถูกแบ่งแยกออกมาในแต่ละกิ่งเพื่อนำแอททริบิวต์นี้มาสร้างเป็นโหนดตัดสินใจต่อไป โดยที่แอททริบิวต์ที่ถูกเลือกมาเป็นโหนดแล้วจะไม่ถูกเลือกมาอีก สำหรับโหนดในระดับต่อไป
- 6) ทำการวนซ้ำเพื่อแบ่งข้อมูลและแตกกิ่งของต้นไม้ไปเรื่อยๆโดยการวนซ้ำจะสิ้นสุดก็ต่อเมื่อเงื่อนไขข้อใดข้อหนึ่งต่อไปนี้เป็นจริง
 - a. ถ้าข้อมูลทุกตัวในโหนดนั้นอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ให้สร้างใบตามกลุ่มของข้อมูลนั้น
 - b. ถ้าไม่เหลือแอททริบิวต์ใดสำหรับใช้ในการแบ่งข้อมูลแล้ว ซึ่งในกรณีนี้จะใช้กลุ่มที่มีข้อมูลสนับสนุนมากที่สุดเป็นใบ
 - c. ถ้าไม่มีข้อมูลสนับสนุนสำหรับกิ่งนั้นๆแล้ว ให้สร้างใบตามกลุ่มที่มีข้อมูลสนับสนุนมากที่สุด

ในขั้นตอนการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ อัลกอริทึม C4.5 เป็นอัลกอริทึมที่มีชื่อเสียงและเป็นที่ยอมรับกันอย่างแพร่หลาย พัฒนาโดย Quinlan (1993) ที่ได้พัฒนาต่อมาจากอัลกอริทึม ID3 ที่เขาได้พัฒนา (Quinlan, 1986) เป็นวิธีการเรียนรู้จากกลุ่มตัวอย่างที่เรียกว่า ชุดข้อมูลฝึก (training set) ที่อาศัยวิธีการจัดหมวดหมู่เพื่อสร้างต้นไม้ตัดสินใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชุดข้อมูลฝึกจะมีลักษณะคล้ายกับข้อมูลในบางข้อมูลเชิงสัมพันธ์ (relational database) แสดงในรูปของตารางที่ประกอบด้วย แถวแสดงข้อมูลหรือตัวอย่าง และคอลัมน์แสดงแอททริบิวต์ของข้อมูล ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 ชนิด คือ

- 1) แอททริบิวต์ที่เป็นจุดมุ่งหมาย (goal attribute) ของการจำแนกกลุ่มข้อมูล เป็นแอททริบิวต์ที่กำหนดว่าตัวอย่างนั้น ๆ ถูกจัดอยู่ในกลุ่มไหน โดยจะมีเพียงแอททริบิวต์เดียวในแต่ละชุดข้อมูล และข้อมูลจะเป็นชนิดข้อความเท่านั้น
- 2) แอททริบิวต์ประกอบการทำนาย (predicting attribute) เป็นแอททริบิวต์ที่บ่งบอกถึงคุณสมบัติต่าง ๆ ของตัวอย่างแต่ละตัวอย่าง โดยแต่ละแอททริบิวต์อาจมีข้อมูลเป็นชนิดข้อความหรือตัวเลขก็ได้

จากตารางที่ 2.2 เป็นตัวอย่างชุดข้อมูลฝึกที่ใช้ประกอบการตัดสินใจออกไปเล่นกอล์ฟ โดยพิจารณาจากสภาพอากาศต่างๆประกอบการตัดสินใจ (Quinlan, 1986) เมื่อนำมาสร้างเป็นต้นไม้ตัดสินใจสามารถแสดงโครงสร้างของต้นไม้ได้ดังรูป 2.10 โดยชุดข้อมูลฝึกนี้ประกอบด้วยแอททริบิวต์คลาส เป็นแอททริบิวต์ที่เป็นจุดมุ่งหมาย มีค่าที่เป็นไปได้คือ P หรือ N แอททริบิวต์ outlook, temperature, humidity และ windy เป็นแอททริบิวต์ประกอบการทำนายของชุดข้อมูล

ประสิทธิภาพของต้นไม้ตัดสินใจไม่ได้อยู่ที่การสร้างต้นไม้ตัดสินใจ เพื่อให้สามารถจัดกลุ่มชุดข้อมูลฝึกได้อย่างถูกต้องเท่านั้น แต่ต้องสามารถจัดกลุ่มข้อมูลจากตัวอย่างใหม่ที่นอกเหนือจากชุดข้อมูลฝึกได้อย่างถูกต้องดังนั้นการสร้างต้นไม้ตัดสินใจจึงควรมีชุดข้อมูลทดสอบ (test set) ที่จะใช้ตรวจสอบความถูกต้องของต้นไม้ตัดสินใจด้วย

ตารางที่ 2.2 ชุดข้อมูลฝึกที่ใช้ประกอบการตัดสินใจเล่นกอล์ฟ

ID	Attributes				Class
	Outlook	Temperature	Humidity	Windy	
1	sunny	hot	high	false	N
2	sunny	hot	high	true	N
3	overcast	hot	high	false	P
4	rainy	mild	high	false	P
5	rainy	cool	normal	false	P
6	rainy	cool	normal	true	N
7	overcast	cool	normal	true	P
8	sunny	mild	high	false	N
9	sunny	cool	normal	false	P
10	rainy	mild	normal	false	P
11	sunny	mild	normal	true	P
12	overcast	mild	high	true	P
13	overcast	hot	normal	false	P

เอกสารนี้เป็นเอกสาร rainy นไว้สำหรับ mild งานเพื่อการ high เท่านั้น ไม่เอ true ให้นำไปใช้ N โยชนด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

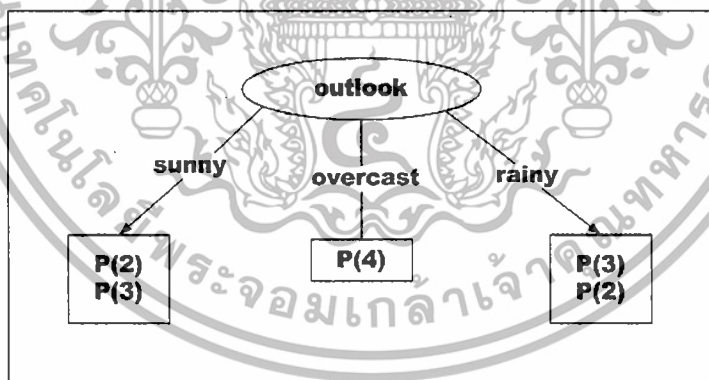
ค่ามาตรฐานเกณฑ์ที่จะใช้พิจารณาเลือกแอททริบิวต์ A มาเป็นโหนดของต้นไม้ไม่มีค่าเท่ากับ ปริมาณข้อมูลที่ต้องการเพื่อให้สามารถจำแนกกลุ่มของข้อมูลได้ ลบด้วยปริมาณข้อมูลที่ต้องการเพื่อ การจำแนกกลุ่มของข้อมูลโดยใช้แอททริบิวต์ A เป็นตัวตรวจสอบเพื่อจำแนกกลุ่มของข้อมูล เขียนเป็น สมการได้ดังนี้

$$Gain(A) = I(s_1, s_2, \dots, s_m) - E(A) \tag{2.5}$$

จากตัวอย่างข้อมูลสภาพอากาศประกอบการตัดสินใจเล่นกอล์ฟในตารางที่ 2.1 ชุดของ ข้อมูลฝึก T ประกอบด้วยข้อมูลจำนวน 14 เรคคอร์ด แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่มคือ ข้อมูลที่ตัดสินใจ ออกไปเล่นกอล์ฟ (Class = P) จำนวน 9 เรคคอร์ด และตัดสินใจไม่ออกไปเล่นกอล์ฟ (Class = N) จำนวน 5 เรคคอร์ด การจะระบุว่าข้อมูลหนึ่งเรคคอร์ดอยู่ในกลุ่ม P หรือ N ต้องการปริมาณข้อมูล ประกอบการตัดสินใจเพื่อจำแนกกลุ่มโดยใช้สมการที่ 2.3 ดังนี้

$$I(T) = -(9/14) \times \log_2(9/14) - (5/14) \times \log_2(5/14) = 0.940 \text{ บิต}$$

การจำแนกกลุ่มของข้อมูลเพื่อตัดสินใจออกไปเล่นกอล์ฟหรือไม่นั้น ต้องใช้ข้อมูลจาก แอททริบิวต์อื่นประกอบการตัดสินใจ ถ้าแบ่งข้อมูลชุดนี้โดยใช้แอททริบิวต์ outlook จะสามารถ จำแนกกลุ่มของข้อมูลได้ดังรูปที่ 2.11 โดยได้แสดงจำนวนเรคคอร์ดของแต่ละกลุ่มข้อมูลไว้ในวงเล็บ ด้วย เมื่อแบ่งตามค่าที่เป็นไปได้จะต้องการปริมาณข้อมูลเพิ่มเพื่อประกอบการเลือกกลุ่ม และสามารถ คำนวณค่าเอนโทรปี ของแอททริบิวต์ได้โดยใช้สมการ 2.4



รูปที่ 2.11 แสดงการจำแนกกลุ่มของข้อมูลโดยใช้แอททริบิวต์ outlook

$$\begin{aligned} E(outlook) &= (5/14) \times (- (2/5) \times \log_2(2/5) - (3/5) \times \log_2(3/5)) \\ &\quad + (4/14) \times (- (4/4) \times \log_2(4/4) - (0/4) \times \log_2(0/4)) \\ &\quad + (5/14) \times (- (3/5) \times \log_2(3/5) - (2/5) \times \log_2(2/5)) \\ &= 0.693 \text{ บิต} \end{aligned}$$

นั่นคือ ถ้าต้องการจำแนกกลุ่มของข้อมูลใหม่ โดยใช้แอททริบิวต์ outlook เป็นตัวตรวจสอบเพื่อจำแนกกลุ่มของข้อมูล การพิจารณาจากค่า outlook ของข้อมูลใหม่นี้ จะต้องใช้ข้อมูลเพิ่มอีก 0.693 บิต จึงจะบอกกลุ่มที่ถูกต้องของข้อมูลใหม่นี้ได้

ดังนั้นสามารถคำนวณค่าเกณฑ์จากการเลือกแอททริบิวต์ outlook เป็นแอททริบิวต์เพื่อใช้แบ่งข้อมูลได้จากสมการที่ 2.5 ดังนี้

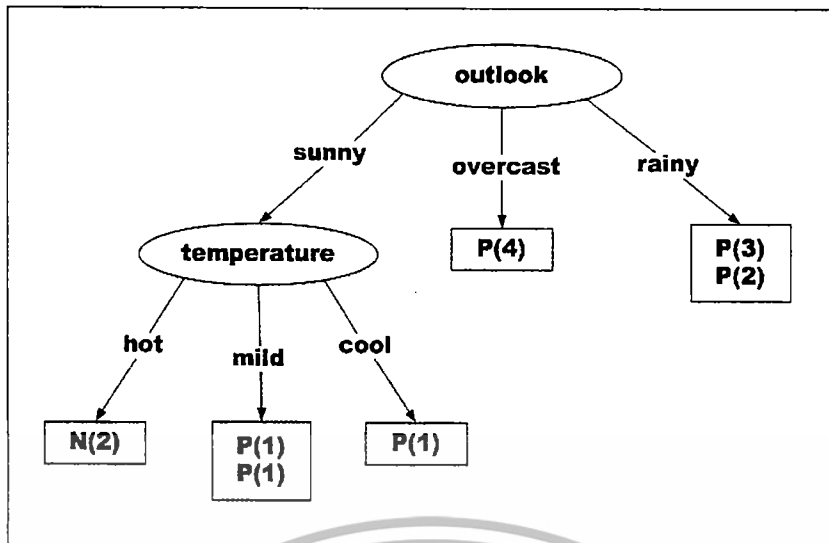
$$\begin{aligned} \text{Gain}(\text{outlook}) &= I(T) - E(\text{outlook}) \\ &= 0.940 - 0.693 \\ &= 0.247 \text{ บิต} \end{aligned}$$

แอททริบิวต์ที่เหลือสามารถถูกเลือกมาเป็นตัวทดสอบเพื่อจัดกลุ่มของข้อมูลฝึกคือแอททริบิวต์ temperature, humidity และ windy สามารถคำนวณค่าเกณฑ์จากการเลือกแต่ละแอททริบิวต์ได้

$$\begin{aligned} \text{Gain}(\text{temperature}) &= I(T) - E(\text{temperature}) \\ &= 0.940 - 0.911 = 0.029 \text{ บิต} \\ \text{Gain}(\text{humidity}) &= I(T) - E(\text{humidity}) \\ &= 0.940 - 0.7 = 0.152 \text{ บิต} \\ \text{Gain}(\text{windy}) &= I(T) - E(\text{windy}) \\ &= 0.940 - 0.892 = 0.048 \text{ บิต} \end{aligned}$$

จะเห็นว่าแอททริบิวต์ที่ให้ค่าเกณฑ์สูงสุดคือ outlook ดังนั้นแอททริบิวต์ outlook จึงถูกเลือกเป็นโหนดรากของต้นไม้ตัดสินใจ แต่เนื่องจากยังไม่สามารถจัดกลุ่มของข้อมูลเป็นกลุ่มเดียวกันได้ทั้งหมด จึงต้องสร้างต้นไม้ตัดสินใจต่อไป โดยพิจารณาเลือกแอททริบิวต์ที่จะมาเป็นโหนดในระดับที่ 2 ต่อจากโหนดรากเพื่อจัดกลุ่มของข้อมูล ในกรณี outlook = overcast ไม่ต้องสร้างโหนดเพิ่มเติมอีก เนื่องจากสามารถจัดกลุ่มของข้อมูลที่เป็นกลุ่ม P ได้ทั้งหมดแล้ว

แอททริบิวต์ที่สามารถถูกเลือกเป็นโหนดในระดับที่ 2 ได้ประกอบด้วย temperature humidity และ windy โดยที่แอททริบิวต์ outlook จะไม่ถูกเลือกมาอีกสำหรับโหนดในระดับต่อไป เมื่อพิจารณาการสร้างโหนดลูกทางด้านซ้ายมือ (outlook = sunny) ถ้าเลือกแอททริบิวต์ temperature จะสามารถจำแนกกลุ่มของข้อมูลได้ดังรูปที่ 2.12 และสามารถคำนวณค่าเกณฑ์ดังต่อไปนี้



รูปที่ 2.12 แสดงการจำแนกกลุ่มของข้อมูลโดยใช้แอททริบิวต์ temperature เป็นโหนดระดับที่ 2

$$I(\text{outlook} = \text{sunny}) = -(2/5) \times \log_2(2/5) - (3/5) \times \log_2(3/5)$$

$$= 0.971 \text{ บิต}$$

$$E_{\text{temp}}(\text{outlook} = \text{sunny}) = (2/5) \times (-(0/2) \times \log_2(2/2) - (2/2) \times \log_2(2/2))$$

$$+ (2/5) \times (-(1/2) \times \log_2(1/2) - (1/2) \times \log_2(1/2))$$

$$+ (1/5) \times (-(1/1) \times \log_2(1/1) - (0/1) \times \log_2(0/1))$$

$$= 0.4 \text{ บิต}$$

$$\text{Gain}(\text{temperature}) = I(\text{outlook} = \text{sunny}) - E_{\text{temp}}(\text{outlook} = \text{sunny})$$

$$= 0.971 - 0.4 = 0.571 \text{ บิต}$$

แอททริบิวต์ที่เหลือสามารถถูกเลือกเป็นตัวทดสอบ เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลฝึกคือแอททริบิวต์ humidity และ windy สามารถคำนวณค่าเกณฑ์จากการเลือกแต่ละแอททริบิวต์ได้ดังนี้

$$\text{Gain}(\text{humidity}) = I(\text{outlook} = \text{sunny}) - E_{\text{hum}}(\text{outlook} = \text{sunny})$$

$$= 0.971 - 0 = 0.971 \text{ บิต}$$

$$\text{Gain}(\text{windy}) = I(\text{outlook} = \text{sunny}) - E_{\text{windy}}(\text{outlook} = \text{sunny})$$

$$= 0.971 - 0.951 = 0.020 \text{ บิต}$$

จะเห็นว่าแอททริบิวต์ที่ให้ค่าเกณฑ์สูงสุด คือ humidity ดังนั้นแอททริบิวต์นี้จึงถูกเลือกเป็นโหนดระดับที่ 2 ต่อจาก outlook = sunny และยังคงเหลือโหนดลูกทางขวาของโหนด outlook (outlook = rainy) ที่ต้องพิจารณาเลือกแอททริบิวต์และจากวิธีการคำนวณค่าเกณฑ์แสดงด้วยตัวอย่างก่อนหน้านี้ สามารถเลือกได้ว่าแอททริบิวต์ windy จะให้ค่าเกณฑ์สูงสุด จึงถูกเลือกเป็นโหนดระดับที่ 2 ต่อจาก outlook = rainy กระบวนการสร้างต้นไม้ตัดสินใจจะสิ้นสุดเมื่อโหนดใบเป็นกลุ่มของข้อมูลเดียวกันหมด และจะได้โครงสร้างของต้นไม้ตัดสินใจเป็นรูปที่ 2.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2) ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกน (Gain ratio criterion) ในอัลกอริทึม ID3 จะใช้ค่ามาตรฐานเกนเป็นหลักในการเลือกแอททริบิวต์ที่จะใช้เป็นโหนดรากของต้นไม้ตัดสินใจหรือของต้นไม้ย่อย แต่ในอัลกอริทึม C4.5 ได้เพิ่มการใช้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกนในการตัดสินใจเลือกแอททริบิวต์ที่จะใช้เป็นโหนดรากเข้ามาด้วย เนื่องจากค่ามาตรฐานเกนจะมีความลำเอียงอย่างมาก กับข้อมูลที่ประกอบด้วยแอททริบิวต์ที่มีค่าที่เป็นไปได้จำนวนมากๆ เช่น ชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยแอททริบิวต์หมายเลขประจำตัวซึ่งมีค่าไม่ซ้ำกันในแต่ละตัวอย่าง ถ้าแบ่งข้อมูลตามแอททริบิวต์นี้จะทำให้ได้จำนวนตัวอย่างเพียง 1 ตัวอย่างต่อ 1 กิ่งของต้นไม้ และเมื่อคำนวณค่า entropy จากการแบ่งตัวอย่างบนแอททริบิวต์นี้จะได้เท่ากับ 0 ทำให้ค่าเกนที่ได้ของแอททริบิวต์นี้มีค่าสูงที่สุด

(ก้องศักดิ์ จงเกษมวงศ์, 2543)

จากตัวอย่างข้อมูลการตัดสินใจเล่นกอล์ฟในตารางที่ 2.1 ถ้าใช้แอททริบิวต์ ID ในการจัดกลุ่มข้อมูลจะต้องการปริมาณข้อมูลประกอบการตัดสินใจเพื่อจำแนกกลุ่มดังนี้

$$\begin{aligned} E(ID) &= (1/14) \times (-(0/1) \times \log_2(0/1) - (1/1) \times \log_2(1/1)) \\ &+ (1/14) \times (-(0/1) \times \log_2(0/1) - (1/1) \times \log_2(1/1)) \\ &= 0 \text{ บิต} \end{aligned}$$

เมื่อแบ่งตัวอย่างบนแอททริบิวต์นี้จะได้ค่าเอนโทรปีเท่ากับ 0 ดังนั้นค่ามาตรฐานเกนของแอททริบิวต์นี้จะเท่ากับปริมาณข้อมูลที่ต้องการจะระบุข้อมูลหนึ่งเรคคอร์ดอยู่ในกลุ่ม P หรือ N ที่โหนดรากซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.940 บิต ทำให้ค่ามาตรฐานเกนนี้มีค่าสูงกว่าแอททริบิวต์อื่น ๆ ดังนั้นแอททริบิวต์ ID นี้ จะถูกเลือกมาเป็นตัวทดสอบเพื่อจัดกลุ่มของข้อมูลฝึก

ดังนั้น จะเห็นว่า การวัดค่ามาตรฐานเกนจะได้ค่าสูงเมื่อแอททริบิวต์นั้นมีค่าที่เป็นไปได้จำนวนมาก ๆ ซึ่งไม่สามารถนำมาใช้เป็นโหนดของต้นไม้เพื่อทำนายกลุ่มของข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นได้อย่างถูกต้อง จึงต้องแก้ไขความลำเอียงนี้โดยการปรับค่าเกนให้ถูกต้อง โดยใช้สารสนเทศการแบ่งแยก (split information) ของแต่ละแอททริบิวต์เพื่อใช้คำนวณค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกน (Witten and Frank, 2005)

ถ้ากำหนดให้ T แทนชุดของข้อมูลฝึก เมื่อแบ่งตัวอย่างโดยใช้แอททริบิวต์ A จะได้ ชุดของตัวอย่างย่อยในแต่ละกิ่งเป็น $\{t_1, t_2, \dots, t_v\}$ จำนวน v ชุด ตามค่าที่เป็นไปได้ของแอททริบิวต์ A และสามารถคำนวณค่าสารสนเทศการแบ่งแยกได้ดังนี้

$$\text{ค่าสารสนเทศการแบ่งแยก} = - \sum_{i=1}^v \frac{|t_i|}{|T|} \times \log_2 \left(\frac{|t_i|}{|T|} \right) \quad (2.5)$$

ค่าสารสนเทศการแบ่งแยกนี้จะแสดงถึงระดับการกระจายของข้อมูล เมื่อแบ่งข้อมูลตัวอย่างเป็น T เป็น v ชุดย่อยตามค่าที่เป็นไปได้ของแอททริบิวต์ A โดยค่านี้จะมีค่าสูงสุดเมื่อ $|t_i|$ เป็น 1 เท่ากันในทุกกิ่ง และจะลดค่าลงเมื่อค่า $|t_i|$ เพิ่มขึ้น เมื่อนำค่านี้ไปหารค่ามาตรฐานจะได้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกน ซึ่งช่วยแก้ไขความลำเอียงที่เกิดขึ้นของค่ามาตรฐานเกนได้ โดยทำให้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนของแอททริบิวต์ที่มีค่าที่เป็นไปได้มากถูกปรับลดลง (ก้องศักดิ์ จงเกษมวงศ์, 2543)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกิน = ค่ามาตรฐานเกิน / ค่าสารสนเทศการแบ่งแยก(2.6)

จากตัวอย่างข้อมูลการตัดสินใจเล่นกอล์ฟในตารางที่ 2.1 สามารถคำนวณค่า gain ratio ของแอททริบิวต์outlook ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{ค่าสารสนเทศการแบ่งแยก (outlook)} &= -(5/14) \times \log_2(5/14) - (4/14) \times \log_2(4/14) \\ &\quad - (5/14) \times \log_2(5/14) \\ &= 1.577 \text{ บิต} \\ \text{Gainratio(outlook)} &= 0.247 / 1.577 = 0.156 \end{aligned}$$

และเมื่อแบ่งข้อมูลตัวอย่างด้วยแอททริบิวต์temperature, humidity, windy สามารถคำนวณค่า gain ratio ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} \text{Gain ratio(temperature)} &= 0.029 / 1.362 = 0.021 \\ \text{Gain ratio(humidity)} &= 0.152 / 1.000 = 0.152 \\ \text{Gain ratio(windy)} &= 0.048 / 0.985 = 0.049 \end{aligned}$$

จะเห็นว่าแอททริบิวต์ที่ให้ค่า gain ratio สูงที่สุด คือ outlook เช่นเดียวกับการคำนวณค่าสารสนเทศข้อมูล ดังนั้นแอททริบิวต์outlook จึงถูกเลือกเป็นโหนดรากของต้นไม้ตัดสินใจ และจะสร้างต้นไม้ตัดสินใจต่อไปจนกระทั่งสามารถจัดกลุ่มของข้อมูลให้เป็นกลุ่มเดียวกันได้ทั้งหมด

2.4.4 ขั้นตอนวิธีต้นไม้ตัดสินใจC4.5 (J48)

ขั้นตอนวิธี C4.5 เป็นวิธีการที่มีชื่อเสียงและเป็นที่รู้จักอย่างแพร่หลาย พัฒนาโดย Ross Quinlan (1993) โดยพัฒนาต่อมาจากขั้นตอนวิธี ID3ซึ่งขั้นตอนวิธีนี้ใช้เพื่อสร้างต้นไม้ตัดสินใจสำหรับแบ่งกลุ่มของข้อมูลอีกทั้งมีการใช้หลักการของสารสนเทศข้อมูลเช่นเดียวกับ ID3 แต่จะมีส่วนเพิ่มเติมจาก ID3 เข้ามา ซึ่งสามารถแก้ไขจุดด้อยของ ID3 ได้เป็นอย่างดี ดังนี้

- 1) สามารถใช้งานได้ทั้งข้อมูลแบบต่อเนื่อง (Continuous data) และแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete data) โดยในส่วนของข้อมูลแบบต่อเนื่องนั้น C4.5 จะสร้างจุดแบ่ง (Threshold) แยกคุณลักษณะนั้นออกเป็น 2 ส่วน คือส่วนที่มีค่ามากกว่ากับน้อยกว่า เท่ากับค่าที่ใช้ในการสร้างจุดเริ่ม
 - 2) สามารถใช้กับชุดข้อมูลทดสอบ ที่มีข้อมูลขาดหายได้ (missing data) โดยจะแทนค่าด้วย “?” และไม่นำค่านั้นมาคำนวณในกฎของความรู้จากทฤษฎีสารสนเทศ
 - 3) สามารถใช้ได้กับชุดข้อมูลทดสอบที่มีค่าผิดปกติหรือมีความเสียหายได้
 - 4) สามารถทำการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจในขณะสร้างได้ โดยไม่ทำให้ความถูกต้องลดลง
- การเลือกคุณลักษณะที่ใช้เป็นโหนดรากหรือโหนดบนต้นไม้ตัดสินใจนั้นขั้นตอนวิธี ID3 จะใช้ค่าเกินเป็นหลักในการเลือก แต่ขั้นตอนวิธี C4.5 นั้นได้เพิ่มการใช้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกิน (Gain ratio criterion) ในการตัดสินใจเลือกคุณลักษณะ เนื่องจากค่าเกินจะมีการเอียง (Bias) อย่างมากกับข้อมูลที่ประกอบด้วยคุณลักษณะที่มีค่าที่เป็นไปได้จำนวนมากๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแก้ไขความเอนเอียงของค่าเกณฑ์สามารถทำได้โดยการปรับค่ามาตรฐานเกณฑ์ให้ถูกต้อง โดยใช้ค่าสารสนเทศของการแบ่งแยก (Split information) ของคุณลักษณะแต่ละตัว ค่าสารสนเทศของการแบ่งแยกสามารถเขียนในรูปสมการที่ 2.7 (Han and Kamber, 2006, p.301) ได้ดังนี้

$$SplitInfo(A) = - \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} \times \log_2 \left(\frac{|D_j|}{|D|} \right) \quad (2.7)$$

ค่าสารสนเทศของการแบ่งแยกนี้จะแสดงถึงระดับการกระจายของข้อมูล เมื่อนำค่านี้ไปหารค่าเกณฑ์จะได้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกณฑ์สามารถเขียนในรูปสมการที่ 2.8 (Han and Kamber, 2006) ได้ดังนี้

$$GainRatio(D) = \frac{Gain(A)}{SplitInfo(A)} \quad (2.8)$$

ค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกณฑ์ช่วยแก้ไขความเอนเอียงของค่าเกณฑ์ โดยจะทำให้ค่ามาตรฐานอัตราส่วนในการแบ่งด้วยคุณลักษณะที่มีการกระจายสูงถูกปรับลดลง ดังนั้นค่ามาตรฐานอัตราส่วนเกณฑ์ในคุณลักษณะที่มีการกระจายตัวของข้อมูลสูงดังที่กล่าวมาจึงไม่มีค่าสูงที่สุดเสมอ

2.4.5 การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจ (Pruning)

ในขณะที่กำลังสร้างต้นไม้ตัดสินใจ ในแต่ละกิ่งอาจเกิดการสร้างอย่างผิดพลาด เนื่องจากข้อมูลฝึกที่มีข้อมูลรบกวน (noise) ซึ่งเกิดจากการบันทึกข้อมูลผิดพลาดหรือความผิดพลาดที่เกิดจากระบบเอง หรือในชุดข้อมูลอาจจะมีข้อมูลที่ผิดปกติจากข้อมูลส่วนใหญ่ (outlier) ปะปนมาด้วย การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคที่ใช้สำหรับแก้ปัญหาเหล่านี้ [6] และจะช่วยลดการเกิดปัญหาการเจาะจงโมเดลกับข้อมูลมากเกินไป (overfitting) ได้โดยปัญหานี้ทำให้ได้โครงสร้างต้นไม้ที่สามารถจำแนกข้อมูลได้ดีกับชุดข้อมูลที่ใช้สร้างต้นไม้ตัดสินใจเท่านั้น แต่เมื่อนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ประสิทธิภาพในการจำแนกกลุ่มข้อมูลจะลดลง การตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจจะใช้ค่าทางสถิติในการตัดกิ่งที่มีความน่าเชื่อถือน้อยที่สุดออกไป เพื่อให้ต้นไม้ใหม่ที่ได้สามารถทำงานได้รวดเร็วขึ้น และยังเป็น การปรับปรุงขีดความสามารถของต้นไม้ในการทำนายข้อมูลใหม่ๆ ได้แม่นยำยิ่งขึ้นอีกด้วย โดยการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจที่เป็นที่นิยมมีอยู่ 2 ประเภท

1) การตัดกิ่งขณะเรียนรู้ (pre-pruning) เป็นการตัดกิ่งต้นไม้หรือหยุดการแตกกิ่งในขั้นตอนการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ โดยการทำให้โหนดที่ถูกตัดนั้นเปลี่ยนเป็นใบ และให้ใบนั้นแสดงกลุ่มที่มีจำนวนข้อมูลสนับสนุนหรือมีความน่าจะเป็นที่ข้อมูลจะอยู่ในกลุ่มนั้นมากที่สุด ในขณะที่ทำการสร้างต้นไม้ตัดสินใจนั้น จะต้องมีการคำนวณหรือวัดค่าทางสถิติที่สำคัญต่าง ๆ เช่น โคออสแควร์ ค่าสารสนเทศ ข้อมูลเพื่อใช้ประเมินว่าควรที่จะสร้างหรือแตกกิ่งของต้นไม้หรือไม่อย่างไร ถ้าค่าที่วัดได้ไม่ถึงจุดที่กำหนดไว้ก็ จะถือว่าโหนดนั้นไม่สมควรที่จะทำการแตกกิ่งต่อไป ซึ่งเป็นการยากที่จะกำหนดว่าค่าที่ใช้เป็นเกณฑ์ เหล่านั้นควรจะมีค่าเป็นเท่าไร ถ้ากำหนดค่านั้นสูงเกินไปก็จะทำให้ได้ต้นไม้ที่มีความซับซ้อน แต่ถ้า กำหนดต่ำไปก็จะทำให้ได้ต้นไม้ที่มีขนาดเล็กจนไม่สามารถนำไปใช้งานได้

2) การตัดกิ่งหลังการเรียนรู้ (post-pruning) เป็นการตัดกิ่งของต้นไม้ตัดสินใจที่ถูกสร้างขึ้นสมบูรณ์แล้ว โดยใช้การวัดค่าความซับซ้อนของแต่ละโหนด หลังจากที่ทำการตัดกิ่งของต้นไม้แล้ว โหนดที่อยู่ล่างสุดที่ไม่ได้ถูกตัดจะถูกเปลี่ยนไปเป็นใบและจะแสดงกลุ่มที่มีจำนวนข้อมูลสนับสนุนมาก

เอกลักษณะเป็นอิสระที่ส่งผลให้ระบบการเรียนรู้มีความยืดหยุ่นและสามารถปรับตัวเข้ากับข้อมูลที่เปลี่ยนแปลงได้โดยไม่ต้องปรับโครงสร้างการเรียนรู้ใหม่ทุกครั้งที่มีการนำข้อมูลใหม่มาใช้ในการฝึกสอน อีกทั้งยังมีให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

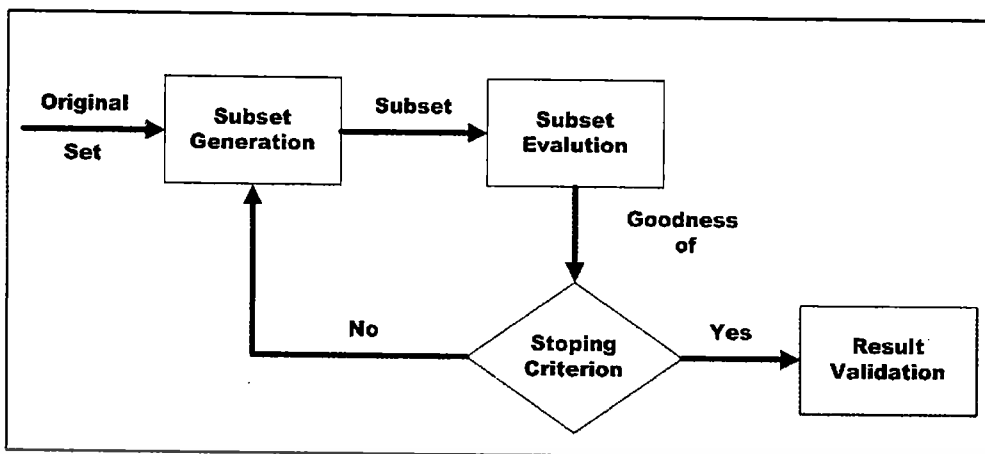
ที่สุด (Breslow and Aha, 1997) สำหรับทุก ๆ โหนดที่ไม่ใช่ใบของต้นไม้ จะมีการคำนวณค่าอัตราความผิดพลาดที่คาดหวังไว้ ซึ่งเป็นค่าที่แสดงถึงความผิดพลาดที่จะเกิดขึ้นถ้าโหนดของต้นไม้ย่อนั้น ถูกตัดออกไปโดยที่ค่าความผิดพลาดของโหนดที่ไม่ถูกตัดจะถูกคำนวณโดยใช้ค่าผลรวมความผิดพลาดของแต่ละกิ่ง และให้ค่าน้ำหนักตามสัดส่วนของกิ่งนั้น ๆ ถ้าการตัดโหนดนั้นนำไปสู่การเกิดความผิดพลาดที่สูงขึ้น โหนดของต้นไม้ย่อนั้นก็ต้องยังคงไว้ แต่ถ้าการตัดนั้นทำให้ได้ค่าความผิดพลาดเป็นที่ยอมรับได้ โหนดนั้นก็จะถูกตัดออกไป หลังจากทำการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจแล้วจะต้องทำการวัดค่าความแม่นยำ (accuracy) ของต้นไม้ที่ทำการตัดกิ่งแล้วด้วย โดยที่ต้นไม้ที่ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดจะถูกเลือก

นอกจากการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจโดยอาศัยการวัดค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นแล้ว ยังมีเทคนิคอื่น ๆ เช่น การเข้ารหัส (encode) ในการพิจารณาตัดกิ่งของต้นไม้โดยใช้หลักการของ Minimum Description Length (MDL) ด้วย (Quintan and Rivest, 1989) เป็นต้น

วิธีการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจที่ศึกษาค้นคว้าในงานวิจัยนี้เป็นชนิด post-pruning ที่ขั้นตอนการตัดกิ่งเริ่มทำงานหลังจากต้นไม้ตัดสินใจได้สร้างขึ้นสมบูรณ์แล้ว โดยที่ Breiman, Friedman, Olshen, and Stone (1984) ได้ศึกษาพบว่า การตัดกิ่งประเภทนี้มีความเสถียรมากกว่าและให้ประสิทธิภาพสูงกว่าการตัดกิ่งขณะที่เรียนรู้ (pre-pruning) เพราะสามารถเลือกตัดโหนดที่ไม่เกิดประโยชน์จากต้นไม้ตัดสินใจที่สร้างขึ้นอย่างดีจากชุดข้อมูลแล้ว และใช้วิธีต่าง ๆ ในการวัดค่าความผิดพลาดของโหนดเพื่อพิจารณาว่าจะตัดกิ่งของต้นไม้หรือไม่

2.4.6 การคัดเลือกคุณลักษณะ (Attribute Selection)

Liu และ Motoda (อ้างถึงใน Borges and Nievola, 2005) กล่าวว่า การคัดเลือกคุณลักษณะ [9] คือกระบวนการเลือกเซตย่อยจำนวน M attribute จากจำนวนข้อมูล N attribute เพื่อลดขนาดของคุณลักษณะที่เกี่ยวข้องและทำให้มั่นใจว่าข้อมูลที่ได้รับเพื่อนำไปใช้ทำงานต่อ นั้นจะมีคุณภาพที่ดี ซึ่งสอดคล้องกับ สุคนธ์ทิพย์ วงศ์พันธ์และอนงค์นาฏ ศรีวิหค (2551) ที่กล่าวว่า การคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมเป็นการคัดเลือกตัวแปรหรือคุณลักษณะสำคัญที่อยู่ในชุดข้อมูล ออกมาจากคุณลักษณะทั้งหมดที่มีอยู่ โดยการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมนั้นจะช่วยลดตัวแปรที่ไม่มีความเกี่ยวข้องกับการทำนายรวมไปถึงลดความซ้ำซ้อนของการเก็บข้อมูล ทั้งนี้สามารถสรุปได้ว่าการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมนั้นมีขั้นตอนการทำงานที่สำคัญ 2 ขั้นตอน คือการค้นหาชุดของคุณลักษณะที่เหมาะสม และการประเมินค่าชุดคุณลักษณะที่ได้จากการค้นหาซึ่งขั้นตอนในการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมตามแนวคิดของ Liu และ Motoda รวมถึงแนวคิดของสุคนธ์ทิพย์ วงศ์พันธ์และอนงค์นาฏ ศรีวิหค นั้นแสดงได้ดังรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 ขั้นตอนการทำงานของวิธีการคัดเลือกคุณลักษณะ

2.4.6.1 การค้นหาชุดของคุณลักษณะที่เหมาะสม

เป็นขั้นตอนของการหาชุดของคุณลักษณะเพื่อส่งต่อไปให้อัลกอริทึมในการประเมินค่า ประเมินว่าควรจะใช้ชุดของคุณลักษณะที่ถูกเลือกหรือไม่ โดยอัลกอริทึมในการค้นหาจะสามารถแบ่งได้เป็น 3 ประเภทได้แก่

1) **Exponential Algorithms** เป็นการค้นหาชุดของแอททริบิวต์โดยค้นหาให้ครบทุกชุดที่เป็นไปได้ ซึ่งเทคนิคการค้นหาแบบนี้มีข้อเสียในเรื่องของการคำนวณ ทำให้เสียเวลาในการค้นหาชุดของคุณลักษณะซึ่งอาจใช้เวลานานมากถ้าข้อมูลมีขนาดใหญ่ ดังนั้น เทคนิคนี้จึงเหมาะกับข้อมูลที่มีขนาดเล็ก ซึ่งตัวอย่างของเทคนิคนี้ได้แก่ Exhaustive Search

2) **Random Algorithms** เป็นการค้นหาชุดของแอททริบิวต์แบบสุ่มค่าไปเรื่อยๆ จนกว่าจะพบชุดของแอททริบิวต์ที่เมื่อนำไปผ่านการประเมินค่าแล้วให้ค่าความถูกต้องที่ดีที่สุด ตัวอย่างของเทคนิคแบบนี้ได้แก่ Genetic Search

3) **Sequential Algorithm** การค้นหาชุดของแอททริบิวต์ด้วยเทคนิคนี้จะทำได้สองทางคือ Forward Selection และ Backward Elimination โดยการทำงานของ Forward Selection จะเริ่มต้นการค้นหาชุดของคุณลักษณะโดยกำหนดให้เริ่มค้นหาจากเซตว่างแล้วค่อย ๆ เพิ่มคุณลักษณะเข้ามา แต่ถ้าเป็นการทำงานของ Backward Elimination จะเริ่มต้นการค้นหาโดยมีชุดของคุณลักษณะที่เหมาะสมเริ่มต้นก่อนแล้วจึงค่อยตัดเอาคุณลักษณะที่ไม่เหมาะสมออกในภายหลัง

2.4.6.2 การประเมินค่าชุดคุณลักษณะที่ได้จากการค้นหา

สำหรับขั้นตอนของการประเมินค่าชุดของคุณลักษณะที่ผ่านการค้นหานั้นเป็นขั้นตอนที่ทำต่อจากอัลกอริทึมในการค้นหา ซึ่งขั้นตอนนี้ ทำเพื่อประเมินค่าชุดของคุณลักษณะที่ได้มาว่าเหมาะสมหรือไม่ หากได้ชุดของคุณลักษณะที่เหมาะสมแล้วจึงหยุดการคัดเลือกคุณลักษณะ โดยอัลกอริทึมที่ใช้ในการประเมินค่าชุดของคุณลักษณะมี 2 ประเภท คือ

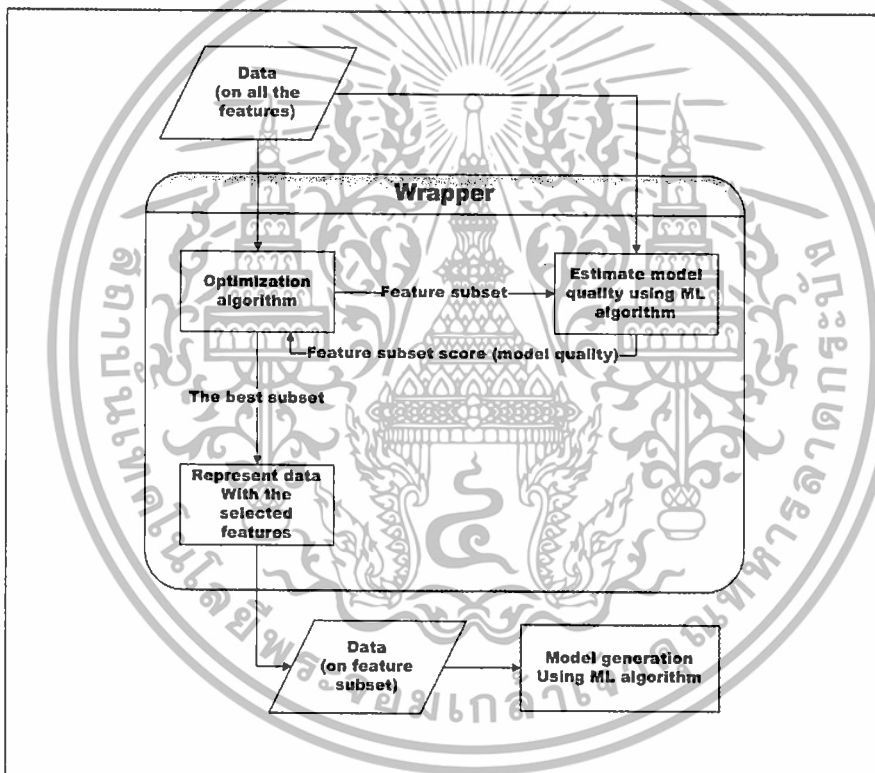
1) **Filter Approach** เป็นการประเมินคุณลักษณะทั่วไปของข้อมูลและคัดเลือกชุดของคุณลักษณะโดยไม่มีการนำอัลกอริทึมทางด้านการทำเหมืองข้อมูลมาใช้ร่วมด้วย ซึ่งอัลกอริทึมในการประเมินค่าแบบ Filter Approach ได้แก่ Correlation-based Feature Selection หรือ CFS และ Consistency-based Subset Evaluation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2) Wrapper Approach จะเป็นการประเมินคุณลักษณะของข้อมูลโดยมีการนำ อัลกอริทึมในการทำเหมืองข้อมูลมาทำงานร่วมในการค้นหา ซึ่งจะสามารถค้นหาได้ดีกว่าแบบ Filter Approach แต่จะใช้เวลาในการคำนวณมากกว่า

2.4.7 การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ (Wrapper Subset Evaluation)

แรปเปอร์[4] เป็นการเลือกเซตคุณลักษณะใหม่โดยใช้วิธีการค้นหา เพิ่มหรือลดคุณลักษณะ เมื่อเซตใหม่ถูกสร้างขึ้น สร้างตัวจำแนกทำการวัดว่าดีที่สุดหรือยัง ถ้ายังให้วนทำซ้ำจนกว่าจะได้เซตคุณลักษณะใหม่ที่ดีที่สุด ตัวอย่างอัลกอริทึมที่ใช้ เช่น Hill Climbing หรือ Simulated Annealing และนำเซตใหม่มาทำการสร้างโมเดลโดยใช้ตัวจำแนกเดียวกันกับที่เป็นตัวประเมิน (Malden and Grobelnik, 2003; Forman, 2007) ดังภาพที่ 2.14 โดยทั่วไป แนวทางนี้มีความซับซ้อนในการนำไปใช้งาน โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อข้อมูลมีขนาดใหญ่หลายๆเซตมีคุณลักษณะทั้งหมด m ตัว จะมีเซตใหม่ถูกสร้างขึ้นที่เป็นไปได้ 2^m



รูปที่ 2.14 แนวทาง Wrapper

2.4.8 การค้นหาแบบขั้นตอนวิธีละโมบ (Greedy Algorithm)

ขั้นตอนวิธีละโมบ[11] เป็นการค้นหาแบบที่ดีที่สุดก่อน (Best first search) ที่ง่ายที่สุด หลักการของการค้นหาแบบนี้ คือ การเลือกโหนดที่ดีที่สุดตลอดเวลา ซึ่งมีขั้นตอนดังนี้

1. เลือกโหนดเริ่มต้นมาหนึ่งโหนด
2. ให้โหนดที่เลือกมานี้เป็นสถานะปัจจุบัน
3. ให้ทำตามขบวนการข้างล่างนี้จนกว่าจะไม่สามารถสร้างโหนดลูกได้อีก

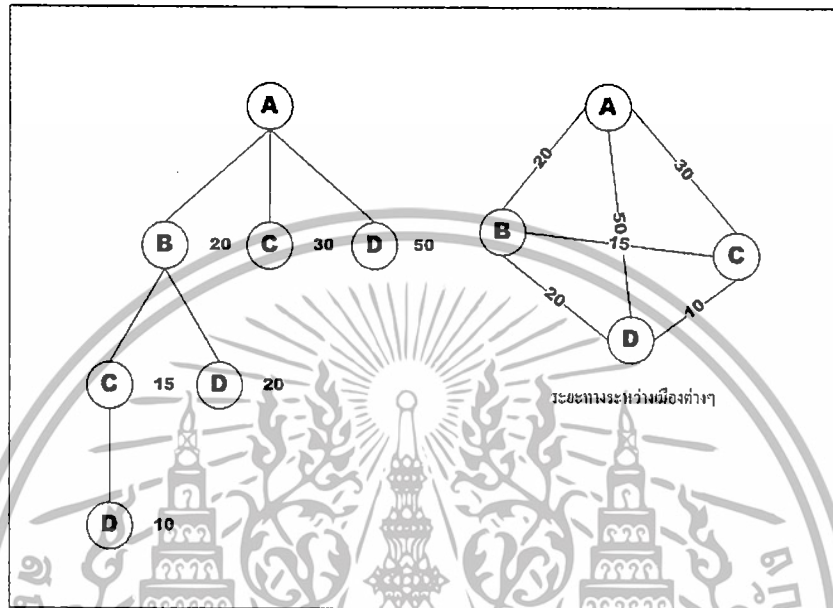
3.1 สร้างสถานะใหม่ที่เป็นโหนดลูกที่เป็นไปได้ทั้งหมดจากสถานะปัจจุบัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์หรือสงวนในเพื่อวัตถุประสงค์อื่นใด เมื่อผู้ดูแลเนื้อหาเว็บไซต์นี้เผยแพร่ข้อมูลหรือเนื้อหาใดๆ ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 จากสถานะใหม่ที่สร้างขึ้นมาทั้งหมด ให้เลือกสถานะ หรือ โหนดลูก ที่ดีที่สุด ออกมาเพียงโหนดเดียว

4. กลับไปที่ขั้นตอนที่ 2

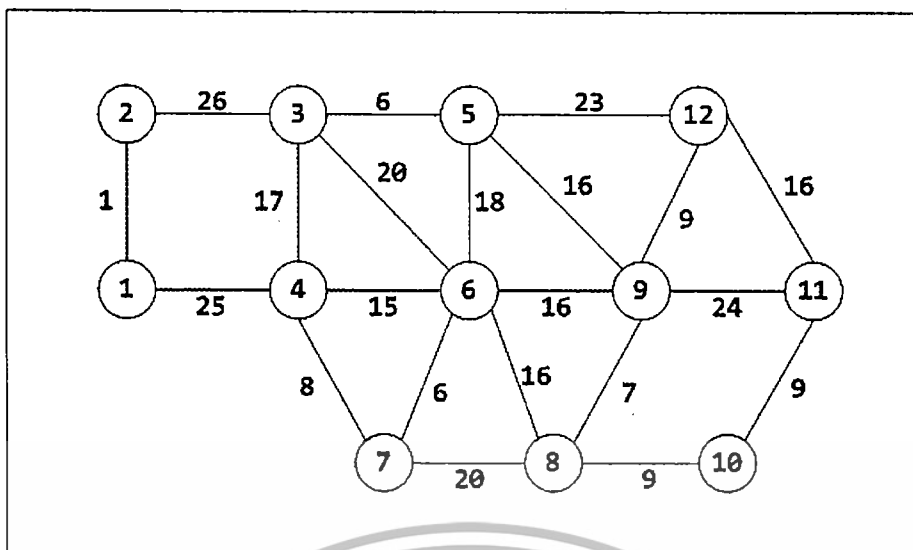
ตัวอย่าง จากเรื่องการเดินทางของเซลแมนที่จะต้องเดินทางไปยังเมือง A B C D ซึ่งมีระยะทางตามตารางที่ 2.3 สามารถแก้ปัญหาได้ดังนี้



รูปที่ 2.15 การแก้ปัญหาการเดินทางของเซลแมนด้วยกริดอัลกอริธึม

จากรูปที่ 2.15 การแก้ปัญหาเริ่มจาก การเลือก A เป็นเมืองเริ่มแรก จากนั้นทำการสร้าง โหนดลูก B C และ D หา ระยะทางระหว่าง A ถึงเมืองเหล่านี้ได้ 20 30 และ 50 ตามลำดับ เลือก B เป็นเมืองที่จะเดินทางต่อมา จากนั้นสร้างโหนดลูกของ B ได้ C และ D และได้ระยะทาง เท่ากับ 15 และ 20 ตามลำดับ เลือก C เป็นเมืองที่จะเดินทางต่อไป จากนั้นสร้างโหนดลูก ให้ C ได้ D มีค่าเท่ากับ 10 เลือกเดินทางที่ D เป็นเมืองสุดท้ายก่อนกลับไป A รวมระยะทางเท่ากับ $20 + 15 + 10 + 50 = 95$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.16 ข้อมูลในรูปแบบกราฟ

ตาราง 2.3 การค้นหาแบบขั้นตอนวิธีละโมบ

ขั้นตอนที่	ตัวเลือก	กิ่งที่เลือก	น้ำหนักรวม
1	(1,2)	(1,2)	1
2	(1,4), (2,3)	(1,4)	26
3	(2,3), (3,4), (4,6), (4,7)	(4,7)	34
4	(2,3), (3,4), (4,6), (6,7), (7,8)	(8,7)	40

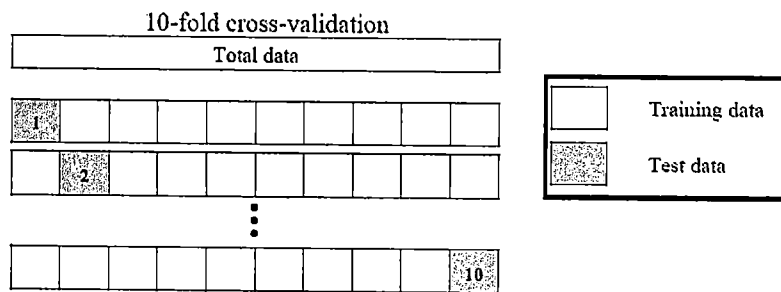
2.4.9 การวัดประสิทธิภาพ (Performance Evaluation Measurement)

2.4.9.1 k-fold cross validation

เทคนิค k-fold cross validation (Ron, 1995) เป็นวิธีการวัดประสิทธิภาพในการทำนายตัวอย่างของโมเดล โดยพื้นฐานของเทคนิคนี้คือการสุ่มตัวอย่าง (resampling) โดยเริ่มจากแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นส่วนๆ หรือเรียกว่า fold และนำบางส่วนจากชุดข้อมูลนั้นมาทดสอบผลลัพธ์จากการทำนายข้อมูลทดสอบของโมเดล

กรณีการเลือกสุ่มข้อมูลแบบความเที่ยง k กลุ่ม เราจะแบ่งข้อมูลออกเป็น k ชุดเท่าๆกันและทำการคำนวณค่าความแม่นยำจากการทำนาย k รอบ โดยแต่ละรอบจะมีการสร้างโมเดลจำแนกประเภทหนึ่งตัว จากข้อมูลเรียนรู้ k-1 ชุดและข้อมูลทดสอบ 1 ชุด (ชุดที่ไม่ได้นำมาเรียนรู้)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.17 10-fold cross validation

จากรูปที่ 2.17 ในการทำงานรอบแรก ข้อมูลชุดที่ 1 จะใช้เป็นข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลในชุดที่ 2 ถึง 10 จะนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ ซึ่งจะได้โมเดลจำแนกประเภท 1 ตัว ต่อมา รอบที่สอง ก็จะใช้ข้อมูลในชุดที่ 2 เป็นข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลในชุดที่ 1 และ 3 ถึง 10 จะนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ ซึ่งจะได้โมเดลจำแนกประเภทมาอีก 1 ตัว จะมีการทำงานลักษณะนี้ไปเรื่อยๆจนถึงรอบที่สิบ จะใช้ข้อมูลในชุดที่ 10 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ ส่วนข้อมูลในชุดที่ 1 ถึง 9 จะนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ และจะได้โมเดลจำแนกประเภทอีก 1 ตัว

2.4.9.2 มาตรวัดประสิทธิภาพของโมเดล

ในการวัดประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกประเภทข้อมูลนั้น จะอาศัย Confusion Matrix ในการเก็บข้อมูลจำนวนแถวที่จะแยกจากกลุ่มข้อมูลจริงและกลุ่มข้อมูลจากการทำนาย โดยที่ตารางนั้นจะมีขนาด $m \times m$ โดยที่ m คือจำนวนของกลุ่ม

ตารางที่ 2.4 Confusion Matrix

		Predicted class	
		C_1	C_2
Actual class	C_1	TP	FN
	C_2	FP	TN

ค่าต่างๆภายใน Confusion Matrix มีความหมายดังนี้

- True positive (TP) คือจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น C_1 และคำตอบเป็น C_1
- True negative (TN) คือจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น C_2 และคำตอบเป็น C_2
- False positive (FP) คือจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น C_1 และคำตอบเป็น C_2
- False negative (FN) คือจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น C_2 และคำตอบเป็น C_1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.5 Confusion Matrixของการจำแนกประเภทการซื้อคอมพิวเตอร์

Classes	buy_computer = yes	buy_computer = no	Total	Accuracy (%)
buy_computer = yes	6,954	46	7,000	99.34
buy_computer = no	412	2,588	3,000	86.27
Total	7,366	2,634	10,000	95.37

จากตารางที่ 2.5 ชุดข้อมูลการซื้อคอมพิวเตอร์มีจำนวนข้อมูล 10,000 ตัวอย่าง จำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม คือ buy_computer = yes จำนวน 7,000 ตัวอย่าง และ buy_computer = no จำนวน 3,000 ตัวอย่าง จากการจำแนกประเภทพบว่ามีจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น buy_computer = yes และคำตอบเป็น buy_computer = yes เท่ากับ 6,954 ตัวอย่าง (True positive = 6,954) มีจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น buy_computer = no และคำตอบเป็น buy_computer = no เท่ากับ 2,588 ตัวอย่าง (True negative = 2,588) มีจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น buy_computer = yes แต่คำตอบเป็น buy_computer = no เท่ากับ 412 ตัวอย่าง (False positive = 412) มีจำนวนข้อมูลที่โมเดลจำแนกกลุ่มเป็น buy_computer = no แต่คำตอบเป็น buy_computer = yes เท่ากับ 46 ตัวอย่าง (False negative = 46) ค่าความแม่นยำการจำแนกประเภทกลุ่ม buy_computer = yes ได้เท่ากับ 99.34% ค่าความแม่นยำการจำแนกประเภทกลุ่ม buy_computer = no ได้เท่ากับ 86.27% และค่าความแม่นยำการจำแนกประเภททั้งหมดได้เท่ากับ 95.37%

ค่าความแม่นยำ (Accuracy) คืออัตราการทำนายถูกต้อง มีสูตรในการคำนวณ คือ

$$accuracy = \frac{TN+TP}{TN+FP+FN+TP} \quad (2.9)$$

2.5 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับปัญญาประดิษฐ์

2.5.1 กระบวนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาท

กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) เป็นวิธีการที่ใช้สอนโครงข่ายเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนให้ลู่เข้าหาคำตอบได้อย่างถูกต้องวิธี ในการศึกษาครั้งนี้ใช้กระบวนการฝึกสอน 3 วิธี ได้แก่ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) บีเอฟจิวควอลิ-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) และการลู่เข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ (traingdx)

2.5.1.1 สเกลคอนจูเกตกราเดียน(Scale Conjugate Gradient)

Martin (1990) กล่าวไว้ว่า วิธีสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการหนึ่งของวิธีคอนจูเกตกราเดียน ซึ่งกลุ่มการเรียนรู้แบบคอนจูเกตกราเดียนจะเข้าถึงคำตอบที่ต้องการได้รวดเร็วกว่าแบบเดสเซนต์ เพราะมีการค้นหาเส้นทางก่อน แต่การค้นหาเส้นทางใหม่ในแต่ละรอบมีการคำนวณที่ซับซ้อนและใช้เวลาในการคำนวณมาก วิธีการสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการเรียนรู้ที่ลดเวลาในการเอกซารันเป็นเอกซารันที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค้นหาเส้นทาง และลดจำนวนทรัพยากรที่ใช้ในการคำนวณหรืออีกนัยหนึ่งการฝึกฝนทั่วไปจะมุ่งไปที่ปรับอัตราการเรียนรู้แต่การฝึกฝนนี้จะมุ่งหาขนาดในการขยับแต่ละครั้ง สรุปขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. เลือกเวกเตอร์น้ำหนัก w_1 และสเกลลาร์ $\sigma > 0, \bar{\lambda}_1 = 0$

กำหนดให้ $p_1 = r_1 = -E'(w_1), k=1$ และ $success = true$

2. ถ้า $success = true$ สามารถคำนวณรายละเอียดลำดับที่สอง

$$\sigma_k = \frac{\sigma}{|p_k|} \quad (2.10)$$

$$S_k = \frac{E'(w_k + \sigma_k p_k) - E'(w_k)}{\sigma_k} \quad (2.11)$$

$$\delta = p_k^T S_k \quad (2.12)$$

3. Scale S_k :

$$S_k = S_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_1) P_k \quad (2.13)$$

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_1) |P_k|^2 \quad (2.14)$$

4. ถ้า $\delta_k \leq 0$ แล้วให้สร้างเมตริกซ์เฮสเซียนโพสิทีฟดีฟิไนต์ (Hessian matrix positive definite)

$$S_k = S_k + \left(\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|p_k|^2}\right) P_k \quad (2.15)$$

$$\bar{\lambda}_k = 2 \left(\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|p_k|^2}\right) \quad (2.16)$$

$$\delta_k = -\delta + \lambda_k |P_k|^2, \lambda_k = \bar{\lambda}_1 \quad (2.17)$$

5. คำนวณค่าระยะของฟังก์ชัน (Step Size) :

$$\mu_k = p_k^T r_k, \alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k} \quad (2.18)$$

6. คำนวณเปรียบเทียบค่าองค์ประกอบ

$$\Delta_k = \frac{2\delta_k [E(w_k) - E(w_k) + \alpha_k p_k]}{\mu_k^2} \quad (2.19)$$

7. ถ้า $\Delta_k \geq 0$ แล้วการลดค่าความผิดพลาดสามารถทำได้โดย

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k p_k$$

$$r_{k+1} = -E'(w_{k+1}) \quad (2.20)$$

$$\bar{\lambda}_k = 0, success = true$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7.1 ถ้า $k \bmod N = 0$ คือ จำนวนน้ำหนักในโครงข่ายเท่ากับ 0 แล้วเริ่มต้นกระบวนการวิธีใหม่โดยให้ $p_{k+1} = r_{k+1}$ และในทางกลับกันถ้า $k \bmod N \neq 0$ คือ จำนวนน้ำหนักในโครงข่ายไม่เท่ากับ 0 ให้สร้างทิศทางคอนจูเกตใหม่

$$\beta_k = \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}r_k}{\mu_k} \quad (2.21)$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k$$

7.2 ถ้า $\Delta_k \geq 0.75$ แล้วลดอัตราส่วนขององค์ประกอบ : $\lambda_k = \frac{1}{2} \lambda_k$

7.3 และ $\Delta_k < 0.25$ ในทางกลับกัน ถ้า ลดค่าความผิดพลาดไม่ได้

$$\bar{\lambda}_k = \lambda_k, \quad \text{sucess} = \text{false}$$

8. ถ้า $\Delta_k < 0.25$ เพิ่มอัตราส่วนขององค์ประกอบ $\lambda_k = 4\lambda_k$

9. ถ้าทิศทางกรูเข้าสู่หาคำตอบ $r_k \neq 0$ แล้วกำหนดให้ $k = k+1$ และย้อนกลับไปทำข้อ 2 แต่ทิศทางกรูเข้าสู่คำตอบ $r_k = 0$ ให้หยุด และค่าของ w_{k+1}

2.5.1.2 สเกลบีเอฟจี ควอสิ-นิวตัน (BFG Quasi-Newton)

บีเอฟจี ควอสิ-นิวตันหรือวิธีนิวตัน เป็นวิธีการหนึ่งของคอนจูเกตกราเดียนจะเข้าสู่คำตอบที่ต้องการได้เร็วกว่าแบบเดสแซนด์ วิธีนิวตันนี้จะทำการประมาณค่าฟังก์ชันกำลังสอง (Quadratic function) โดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear function) แทนวัตถุประสงค์คือการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน $F(X)$ โดยทั่วไปวิธีการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน โดยทั่วไปวิธีการทำงานในลักษณะวนรอบ (Iteration) วิธีนิวตันเริ่มจากอนุกรมเทย์เลอร์ลำดับที่สอง วิธีนิวตันแสดงได้สมการดังนี้

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= F(X_k + \Delta X_k) \\ &= F(X_k) + \delta_k^t \Delta X_k + \frac{1}{2} \Delta X_k^t A_k \Delta X_k \end{aligned} \quad (2.22)$$

ดังนั้นวิธีของนิวตันจึงแสดงได้สมการ

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} \delta_k \quad (2.23)$$

โดยที่ A_k เป็นเมตริกซ์เฮสเซียน

δ_k เป็นกราเดียนฟังก์ชัน

2.5.1.3 การเข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนต์และการปรับอัตราการเรียนรู้ (trainngdx)

การฝึกฝนแบบนี้จะเป็นการฝึกฝนที่ค่าน้ำหนักและค่า Bias จะถูกปรับจากผลของค่า Mean Square Error ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างของเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทของข่ายงาน องค์ประกอบของข่ายงานหรือค่าพารามิเตอร์ที่สามารถปรับค่าได้คือ $c_i \sigma_i$ และ w_{kj} เป็นเป้าประสงค์ของการปรับค่าต่างๆ คือต้องการให้ระบบลด Mean Square Error (E(n)) และเนื่องจากmseเป็นสมการกำลังสอง และ เอาท์พุทเป็นฟังก์ชันต่อเนื่อง สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ทุกจุด คำตอบที่ดีที่สุดคือ ค่า พารามิเตอร์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปเผยแพร่บนสื่อออนไลน์ ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่ทำให้ mse มีค่าต่ำสุด สามารถหาได้จากสูตรการปรับค่าพารามิเตอร์ในทิศทางเคลื่อนลงตามความชันดังนี้เมื่อ n คือจำนวนรอบที่เรียนรู้

$$c_i(n+1) = c_i(n) - \eta_c \nabla_{c_i} E(N) \quad (2.24)$$

$$\sigma_i(n+1) = \sigma_i(n) - \eta_\sigma \nabla_{\sigma_i} E(n) \quad (2.25)$$

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) - \eta_w \nabla_{w_{kj}} E(n) \quad (2.26)$$

η_z คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning rate) $\nabla_z E(n)$ จะแสดงถึงทิศทางที่เกรเดียนท์อยู่ในทิศทางเคลื่อนขึ้นตามความชันของ $E(n)$ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากการหาอนุพันธ์ $E(n)$ เทียบกับแต่ละพารามิเตอร์ของข่ายงาน ถ้าตั้งการเรียนรู้ไว้สูงการคำนวณจะแกว่งและไม่เสถียร แต่ถ้าอัตราการเรียนรู้ไว้ต่ำการคำนวณให้ถึงก็จะใช้เวลาานกว่าจะถึงจุดที่เหมาะสม ดังนั้นจึงไม่สามารถบอกได้ว่าควรจะต้องตั้งอัตราการเรียนรู้ไว้ที่เท่าใดแต่ความจริงอัตราการเรียนรู้ที่เหมาะสมควรจะเปลี่ยนแปลงได้ระหว่างการฝึกฝนการเปลี่ยนแปลงอัตราการเรียนรู้ต้องพยายามรักษาขนาดการเรียนรู้ที่เป็นไปได้ เพื่อให้การเรียนรู้เสถียร การเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้จะต้องดูจากสภาพแวดล้อมทั่วไปด้วย ถ้าอัตราการเรียนรู้มากขึ้นแต่ผลการเรียนรู้ค่อนข้างคงที่ อัตราการเรียนรู้ก็จะถูกเพิ่มขึ้นไปอีก แต่ถ้าเพิ่มอัตราการเรียนรู้แล้วความคลาดเคลื่อนลดลง อัตราการเรียนรู้ก็จะถูกลดลงจนกระทั่งความคลาดเคลื่อนค่อนข้างคงที่ อีกทั้งต้องการให้รูปแบบการฝึกฝนมีความรวดเร็วมากขึ้นจึงมีการใช้โมเมนตัมเข้ามาช่วย โดยการเปลี่ยนน้ำหนักให้เท่ากับผลรวมสัดส่วนระหว่างน้ำหนักสุดท้ายที่เปลี่ยนกับน้ำหนักที่ต้องการเปลี่ยน ขนาดของการเปลี่ยนน้ำหนักขึ้นกับค่าโมเมนตัมที่ตั้งไว้ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โมเมนตัมใช้หลักการของ Low pass filter ซึ่งจะใช้ ค่าคงที่โมเมนตัม η ในการกรองเอาความถี่สูงออกไป สมการพื้นฐานแสดงได้ดังนี้

การปรับแต่งใน BP จากเดิม

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (2.27)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (2.28)$$

$$y(k) = \eta y(k-1) + (1-\eta)x \quad (2.29)$$

แก้ไขเป็น

$$w_{ij}^m(k+1) = \eta w_{ij}^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (2.30)$$

$$b_i^m(k+1) = \eta b_i^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) \quad (2.31)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

การเปรียบเทียบระบบรู้จำภาษาไทยระหว่างวิธีต้นไม้ตัดสินใจกับวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

3.1 ภาพรวมการทดลอง

เป้าหมายของการทดลองนี้ เพื่อทำการหาคุณลักษณะที่สำคัญสำหรับการรู้จำตัวอักษรภาษาไทย การออกแบบการทดลองจึงแบ่งปัญหาออกเป็นส่วนย่อยๆ 5 ส่วนได้แก่ การเตรียมข้อมูล การสกัดคุณลักษณะ การวิเคราะห์คุณลักษณะ การวัดความแม่นยำในการรู้จำจากชุดคุณลักษณะ และการเปรียบเทียบความแม่นยำในการรู้จำ โดยโครงสร้างและกระบวนการต่างๆสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.1

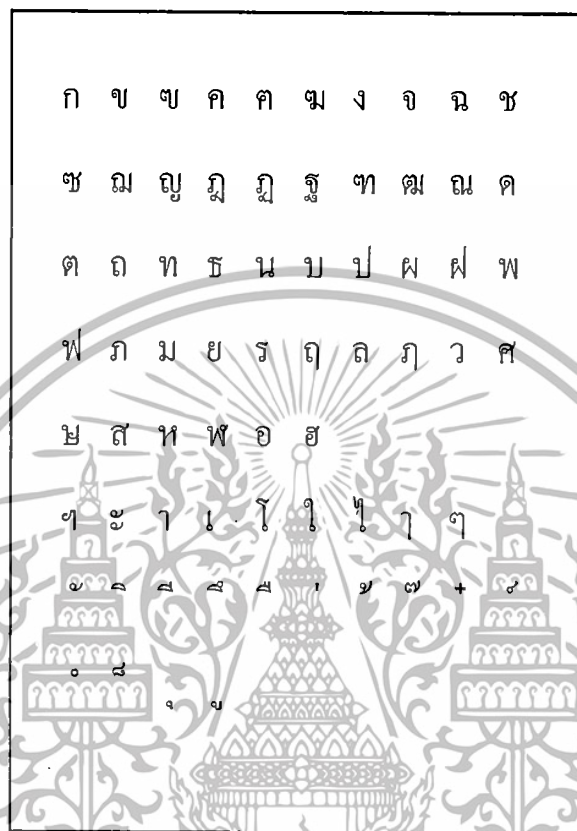


รูปที่ 3.1 แสดงกระบวนการโดยรวมของระบบวิเคราะห์คุณลักษณะเพื่อการรู้จำตัวอักษร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูลเป็นการเตรียมรูปภาพของตัวอักษรภาษาไทยที่จะนำไปใช้เป็นอินพุท (Input) ในระบบ โดยภายในรูปภาพจะประกอบด้วยตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่างๆ ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่าง ๆ ภายในรูปภาพอินพุท

โดยอินพุทจะประกอบด้วยแบบอักษรทั้งหมด 20 แบบ ได้แก่

- | | | |
|-------------------|-----------------------|--------------------------|
| 1. Angsana New | 2. AngsanaUPC | 3. Arial Unicode MS |
| 4. Browallia New | 5. BrowalliaUPC | 6. Cordia New |
| 7. CordiaUPC | 8. EucrosiaUPC | 9. FreesiaUPC |
| 10. IrisUPC | 11. Leelawadee | 12. Microsoft Sans Serif |
| 13. Tahoma | 14. TH Bai JamjureeCP | 15. TH Chakra Petch |
| 16. TH K2D | 17. TH Kodchasan | 18. TH KoHo |
| 19. TH Niramit AS | | 20. TH Sarabun PSK |

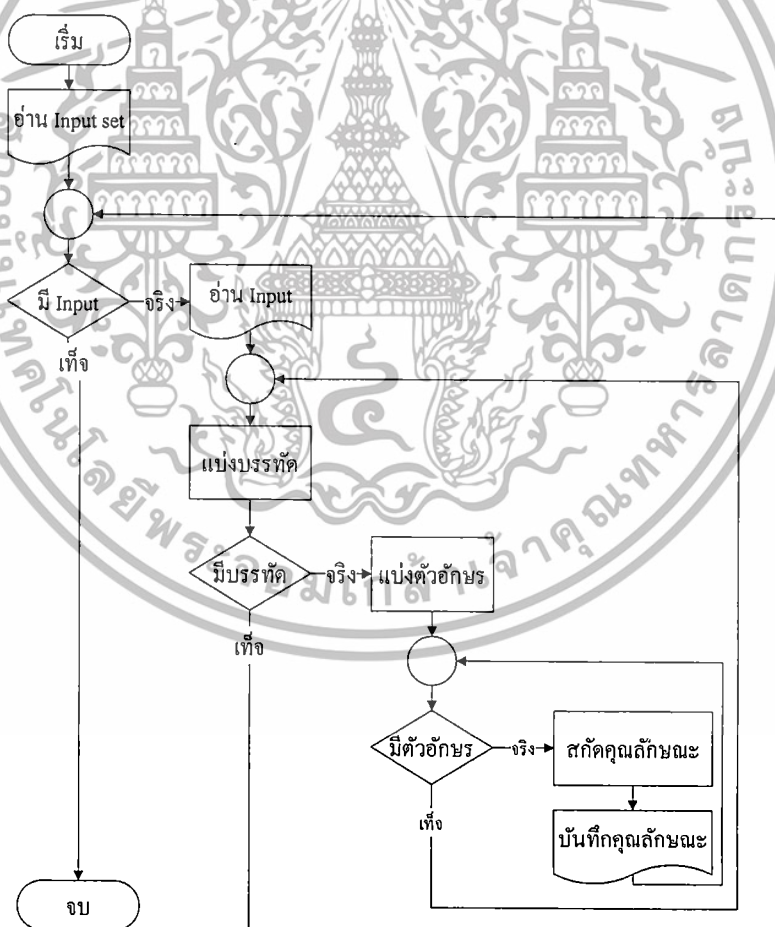
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และในแต่ละแบบอักษรจะประกอบด้วย 6 ขนาด ได้แก่ 16 18 24 36 48 และ 72

การเตรียมภาพเริ่มจากการพิมพ์ตัวอักษรตามรูปที่ 3.2 ลงในโปรแกรม Microsoft Word โดยที่ตั้งค่าขนาดกระดาษไว้ที่ขนาด A3 หากว่าตัวอักษรเป็นสระหรือสัญลักษณ์ที่อยู่บนหรือล่างของตัวอักษร เช่น “อ อู” จะทำการพิมพ์พยัญชนะลงไปด้วย หลังจากนั้นจึงใช้วัตถุกล่องสี่เหลี่ยมมาปิดไว้ให้เหลือเพียงสระหรือสัญลักษณ์ที่อยู่ด้านบนหรือล่างเพียงอย่างเดียว จากนั้นจะทำการพิมพ์เอกสารที่ได้ออกทางโปรแกรม Universal Document Converter โดยตั้งค่าเอาท์พุท (output) เป็นไฟล์รูปภาพแบบ jpg ที่ความละเอียด 300dpi

3.3 ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะ

ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extract) ตัวอักษรเริ่มจากอ่าน Input รูปภาพ ตัวอักษรแต่ละตัวโดยใช้โปรแกรมแมทแล็บ (Matlab) เพื่อสกัดคุณลักษณะจากตัวอักษรต่าง ๆ ภายในอินพุท จากนั้นจะทำการเก็บคุณลักษณะที่ได้ไว้เพื่อสร้างดาต้าเซต (Data set) เพื่อนำไปวิเคราะห์ต่อไป โดยขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมแสดงดังในรูปที่ 3.3



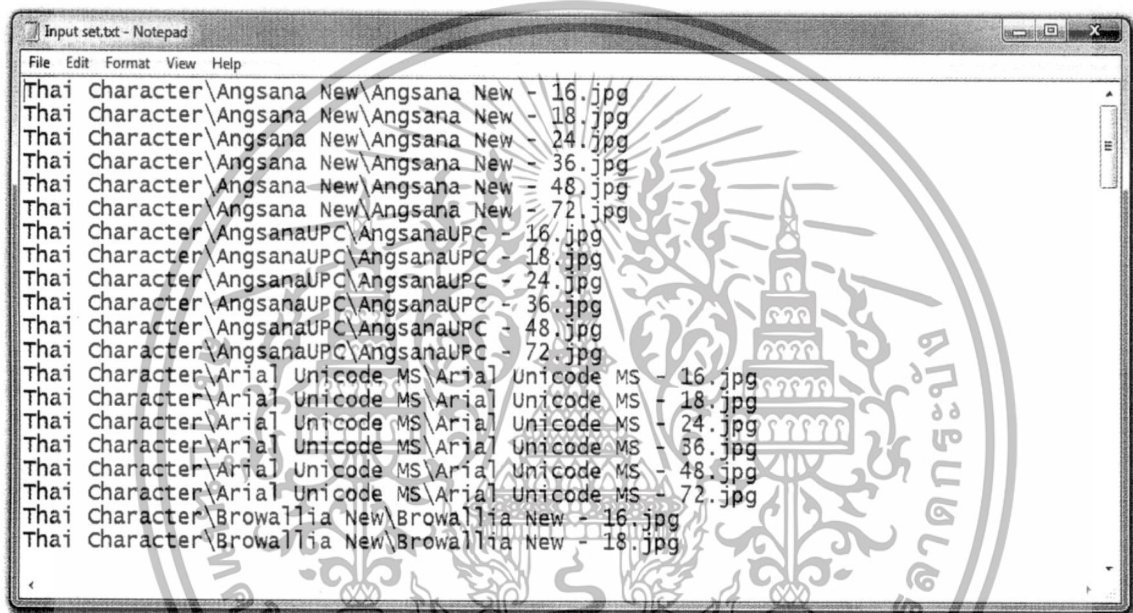
รูปที่ 3.3 แสดงขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมสกัดคุณลักษณะของตัวอักษรจากภาพอินพุท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3.3 แสดงให้เห็นถึงกระบวนการสกัดคุณลักษณะ โดยเริ่มจากการอ่าน อินพุทเซต แล้วทำการตรวจสอบว่ายังมีอินพุทเซตที่ต้องอ่านอยู่หรือไม่ หากมีอินพุทจะทำการอ่านอินพุทของตัวอักษรโดยการแบ่งบรรทัดและแบ่งตัวอักษรตามลำดับ เมื่อได้ตัวอักษรออกมาเป็นรายตัวแล้วจะทำการสกัดคุณลักษณะและบันทึกคุณลักษณะ

3.3.1 การอ่านอินพุทเซต

กระบวนการอ่านอินพุทเซต โปรแกรมจะทำการอ่านข้อมูลอินพุทเซตซึ่งภายในไฟล์นี้จะมีรายการของไฟล์ภาพที่ใช้เป็นอินพุทการอ่านไฟล์อินพุทจะอ่านข้อมูลและนำไปวิเคราะห์ทีละไฟล์ๆ จนกว่าจะครบทุกไฟล์ที่เขียนอยู่ในอินพุทเซต โดยข้อมูลในไฟล์ประกอบไปด้วย 20 ฟอนท์ฟอนท์ละ 6 ขนาดดังแสดงในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างข้อมูลของอินพุทเซต

3.3.2 การอ่านอินพุท

โปรแกรมจะทำการอ่านอินพุทเข้ามาตามลำดับที่ถูกเขียนไว้ในไฟล์อินพุทเซตจากนั้นจะทำการปรับรูปภาพอาร์จีบี (RGB Image) กลายเป็นเกรย์สเกล (gray-scale) จากกระบวนการข้างต้นนี้จะแปลงค่ารูปภาพอาร์จีบี ซึ่งมีค่าสีตั้งแต่ 0 - 255 จำนวน 3 ระบายของแต่ละพิกเซล แปลงเป็นภาพเกรย์สเกล ที่มีค่าสี 0 - 255 เพียงระบายเดียว

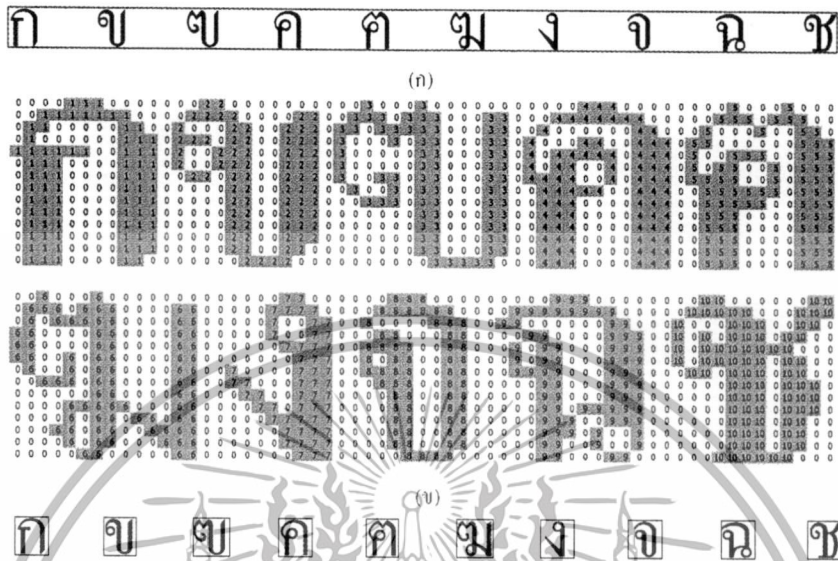
3.3.3 การแบ่งบรรทัด

ภาพที่ได้จากการอ่านจะมีตัวอักษรอยู่หลายบรรทัด จึงทำการแบ่งบรรทัดออกจากกัน จากนั้นจะนำไปวิเคราะห์ทีละบรรทัด โดยเริ่มจากการครี๊อป (crop) บริเวณที่ไม่มีวัตถุรอบๆ ภาพออกไปก่อน แล้วจะทำการแสมกรูปทีละแถวโดยจะหาบริเวณที่ภาพเป็นสีขาวทั้งแถวหรือบริเวณที่เป็นช่องว่างระหว่างบรรทัด จากนั้นจะทำการตัดรูปออกเป็น 2 ส่วนจากจุดที่เป็นช่องว่างระหว่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.4 การแบ่งตัวอักษร

หลังจากที่แบ่งบรรทัดออกมาแล้ว ผลลัพธ์ที่ได้คือ ในหนึ่งบรรทัดจะมีตัวอักษรอยู่หลายตัว ดังนั้นขั้นตอนต่อไป จะทำการแบ่งตัวอักษรที่อยู่ภายในบรรทัดเหล่านั้นออกจากกัน ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 (ก) แสดงรูปตัวอักษรที่อยู่ภายในบรรทัด (ข) แสดงการจัดกลุ่มพิกเซลภายในรูป (ค) แสดงรูปตัวอักษรที่ถูกแยกออกจากบรรทัดเดียวกันแล้ว

จากรูปข้างต้นนั้น การแบ่งตัวอักษรจะใช้วิธีการใส่ค่าเลเบลให้กับจุดที่ติดกัน (Connected Component Labeling) เพื่อหากลุ่มพิกเซล(pixel)เมื่อทำการกำหนดค่าเสร็จแล้ว จะทำการดึงพิกเซลที่อยู่กลุ่มเดียวกันไปในรูปเดียวกันแล้วโปรแกรมจะนำตัวอักษรที่ได้ ทำการแบ่งออกมาจากบรรทัดทั้งหมด แล้วนำอักษรที่ได้นั้น ไปวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่ละตัวจนครบทุกตัว

3.3.5 การสกัดคุณลักษณะและการบันทึกคุณลักษณะ

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษางานวิจัยอื่น ๆ ที่เกี่ยวกับการรู้จำตัวอักษร 2 งานวิจัย เพื่อศึกษาคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำในงานวิจัยนั้น ๆ จากนั้นจะทำการวิเคราะห์คุณลักษณะภายในเหล่านั้นเพื่อศึกษาหาคุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำ

ในการสกัดคุณลักษณะจะทำการบันทึกคุณลักษณะเพื่อสร้างเป็นเซตข้อมูล (Data set) โดยจะทำการสร้างเซตข้อมูลเป็น 3 ส่วน โดย 2 ส่วนแรกจะเป็นเซตข้อมูล ที่ประกอบด้วยคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ศึกษามาแต่ละงานวิจัย ในส่วนที่ 3 จะเป็นเซตข้อมูลที่ประกอบด้วยคุณลักษณะจากทั้ง 2 งานวิจัยรวมกัน

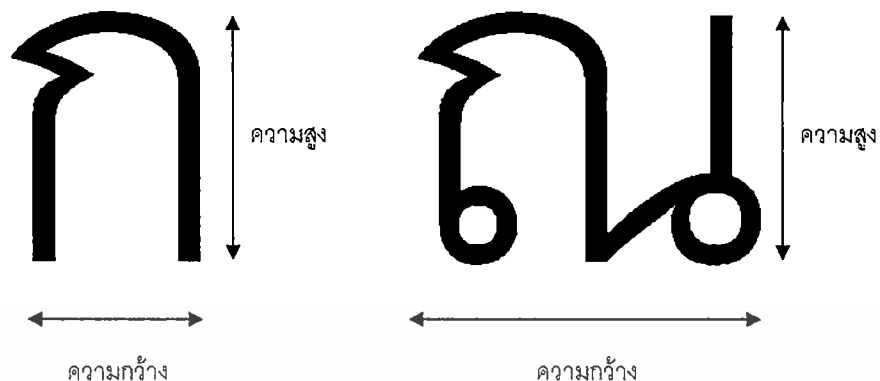
3.4 รูปแบบการสกัดคุณลักษณะ

3.4.1 การสกัดคุณลักษณะที่มาจากงานวิจัยชุดที่ 1

งานวิจัยชุดที่ 1 คือ งานวิจัยจาก นายชัยกร ยิ่งเสรีได้นำเสนอวิธีการสกัดคุณลักษณะทั้งหมด 15 คุณลักษณะด้วยกัน ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.1.1 คุณลักษณะที่ 1 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงของตัวอักษร

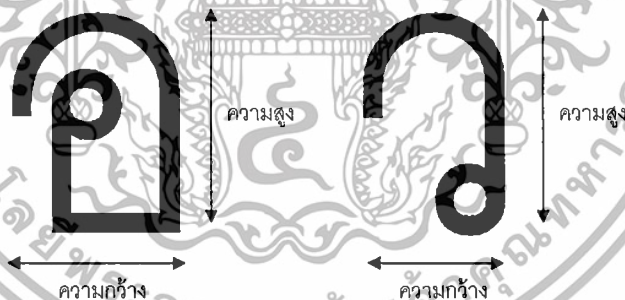


รูปที่ 3.7 แสดงความกว้างและความสูงของตัวอักษร

โดยคุณลักษณะจะได้อาจจากการคำนวณจาก

$$\text{อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง} = \frac{\text{ความกว้างของตัวอักษร}}{\text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.1)$$

3.4.1.2 คุณลักษณะที่ 2 อัตราส่วนของจุดดำภายในรูปภาพ



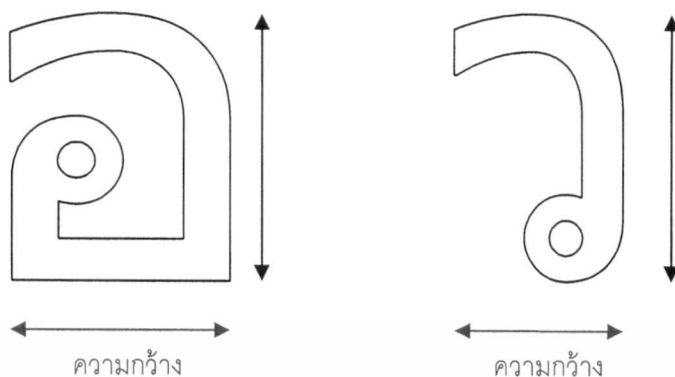
รูปที่ 3.8 แสดงจำนวนจุดดำในตัวอักษร ความกว้างและความสูงของตัวอักษร

จากตัวอย่างจะเห็นว่าจำนวนจุดดำใน 'ว' น้อยกว่าจำนวนจุดดำใน 'อ' อย่างเห็นได้ชัดโดยคุณลักษณะจะได้อาจจากการคำนวณจาก

$$\text{อัตราส่วนจุดดำภายในรูป} = \frac{\text{จำนวนจุดดำภายในภาพ}}{\text{ความกว้างของตัวอักษร} \times \text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.1.3 คุณลักษณะที่ 3 อัตราส่วนของจุดดำที่เส้นขอบ

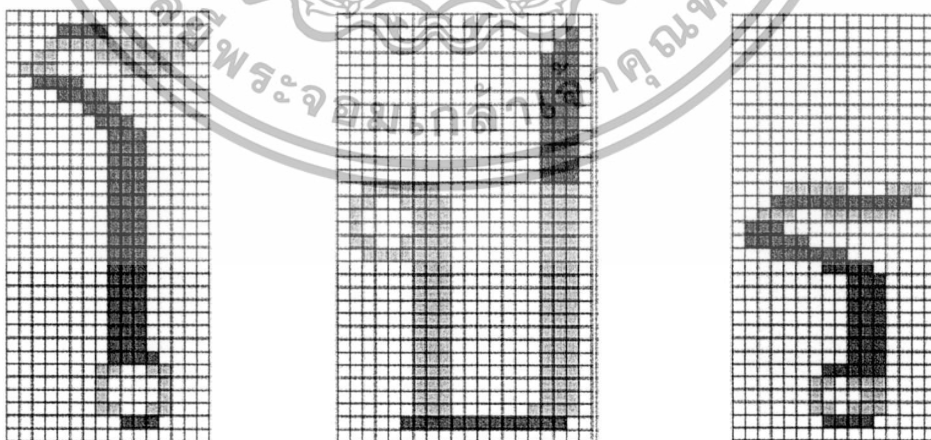


รูปที่ 3.9 แสดงจำนวนจุดดำที่ขอบตัวอักษร ความกว้างและความสูงของตัวอักษรโดยคุณลักษณะจะ
ได้จากการคำนวณจาก

$$\text{จำนวนจุดดำที่ขอบตัวอักษร} = \frac{\text{จำนวนจุดดำที่เส้นขอบของภาพ}}{\text{ความกว้างของตัวอักษร} \times \text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.3)$$

3.4.1.4 คุณลักษณะที่ 4 อัตราส่วนของแฉกที่มีจุดดำเพียงกลุ่มเดียว

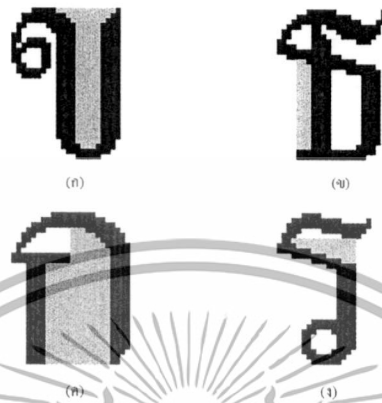
จำนวนแฉกที่มีจุดดำเพียงกลุ่มเดียว เป็นคุณสมบัติที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษรระหว่าง
ตัวอักษรในกลุ่ม 'ไ', 'ใ', 'เ', 'อ', 'ภ', 'บ', 'พ', 'ฟ' และตัวอักษรอื่นๆ เนื่องจากตัวอักษรในกลุ่ม
ดังกล่าวมักที่จำนวนแฉกที่มีจุดดำเพียงกลุ่มเดียว มากกว่าตัวอักษรอื่นๆ ยกตัวอย่างเช่น การรู้จำ
ระหว่างตัวอักษร 'ไ' และ 'บ' นั้นทำได้โดยการเปรียบเทียบจำนวนแฉกที่มีจุดดำเพียงจุดเดียว โดย
ตัวอักษร 'ไ' จะมีจำนวนแฉกดังกล่าวมากกว่า 'บ' ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 แสดงแฉกที่มีจุดดำเพียงกลุ่มเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปิดบนเพียงหลุมเดียว สำหรับการรู้จำระหว่าง ‘ส’ และ ‘ศ’ จะใช้พื้นที่ของหลุมเปิดซ้าย โดยตัวอักษร ‘ส’ จะมีพื้นที่ของหลุมเปิดซ้ายมากกว่าตัวอักษร ‘ศ’ ที่ไม่มีหลุมเปิดซ้าย โดยขั้นตอนวิธีเริ่มจากการระบุประเภทของจุดสีขาวในรูปภาพตัวอักษร ว่าแต่ละจุด เป็นหลุมชนิดไหน เป็นหลุมเปิดซ้าย หลุมเปิดขวา หลุมเปิดบน หลุมเปิดล่าง หรือหลุมปิดดังรูปที่ 3.12



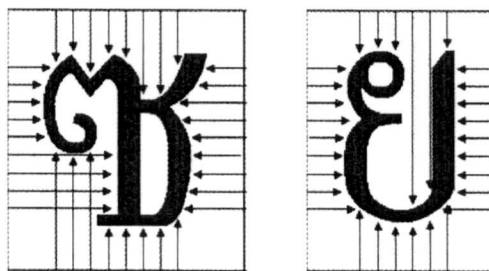
รูปที่ 3.12 (ก) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้านบน (ข) แสดงพื้นที่บนหลุมเปิดด้านซ้าย (ค) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้านล่าง (ง) แสดงพื้นที่หลุมเปิดด้านขวา

โดยคุณลักษณะจะได้จาก

$$\text{หลุมเปิด} = \frac{\text{พื้นที่ของหลุมเปิด}}{\text{ความกว้างของตัวอักษร} \times \text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.6)$$

3.4.1.7 คุณลักษณะที่ 10 11 12 และ 13 ระยะห่างจากกรอบรูป

ระยะห่างจากกรอบรูปในงานวิจัยนี้ หมายถึง ระยะห่างจากกรอบของรูปภาพตัวอักษรไปยังจุดดำจุดแรกของแต่ละด้าน สำหรับตัวอย่างของการใช้ระยะห่างจาก กรอบรูปภาพในการรู้จำตัวอักษรนั้น ได้แก่ การรู้จำตัวอักษรระหว่างตัวอักษร ‘ศ’ และ ‘ย’ โดย ตัวอักษร ‘ศ’ จะมีระยะห่างจากกรอบด้านซ้าย มากกว่าตัวอักษร ‘ย’ เป็นต้น สำหรับขั้นตอนวิธีในการคำนวณระยะห่างจากกรอบด้านบน ระยะห่างจากกรอบด้านล่าง ระยะห่างจากกรอบด้านซ้าย และระยะห่างจากกรอบด้านขวาดังรูปที่ 3.13



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้รูปที่ 3.13 จะแสดงระยะห่างจากกรอบรูปทั้งสี่ด้านให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยคุณลักษณะจะได้จาก

$$\text{ระยะห่างกรอบรูป} = \frac{\text{ผลรวมของระยะห่างจากกรอบรูป}}{\text{ความกว้างของตัวอักษร} \times \text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.7)$$

3.4.1.8 คุณลักษณะที่ 14 และ 15 ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวล

ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวล เป็นอีกคุณสมบัติหนึ่งที่สามารถใช้ในการรู้จำตัวอักษรได้เป็นอย่างดี ซึ่งการใช้ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวลในการรู้จำตัวอักษรนั้นจะมีทั้งที่คำนวณจากรูปร่างตัวอักษรทั้งตัว และคำนวณจากเฉพาะส่วน เช่น การรู้จำระหว่างตัวอักษร 'เ' และ 'า' นั้น จะใช้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลที่คำนวณจากทั้งรูปภาพในการรู้จำโดยตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลของตัวอักษร 'เ' จะอยู่ต่ำกว่าตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลของตัวอักษร 'า' ส่วนในกรณีของการรู้จำระหว่างตัวอักษร 'ม' และ 'น' นั้นจะใช้ตำแหน่งจุดศูนย์กลางมวลที่คำนวณจากส่วนล่างของตัวอักษร โดยจุดศูนย์กลางมวลในส่วนล่างของตัวอักษร 'ม' จะอยู่ห่างจากขอบขวามากกว่าจุดศูนย์กลางมวลในส่วนล่างของตัวอักษร 'น' โดยขั้นตอนวิธีในการคำนวณหาตำแหน่งของจุดศูนย์กลางมวลของรูปภาพตัวอักษรซึ่งจะกำหนดขึ้นในลักษณะของจุด X และ Y ที่ได้จากการคำนวณดังรูปที่ 3.14



รูปที่ 3.14 แสดงตำแหน่งจุดศูนย์กลางของตัวอักษร

โดยคุณลักษณะจะได้จาก

$$\text{คุณลักษณะ (จุดศูนย์กลางแกน X)} = \frac{\sum_{j=1}^{\text{ความกว้าง}} j \times \sum_{i=1}^{\text{ความสูง}} \text{Pixel}_{ij}}{\text{จำนวนจุดดำทั้งหมด}} \quad (3.8)$$

$$\text{คุณลักษณะ (จุดศูนย์กลางแกน Y)} = \frac{\sum_{i=1}^{\text{ความสูง}} i \times \sum_{j=1}^{\text{ความกว้าง}} \text{Pixel}_{ij}}{\text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.9)$$

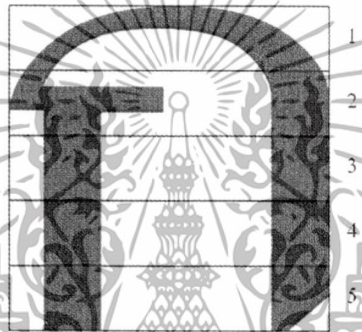
3.4.2 การสกัดคุณลักษณะที่มาจากงานวิจัยชุดที่ 2

งานวิจัยชุดที่ 2 คือ งานวิจัยจาก นายณัฐพล ตั้งสุรกิจ ได้นำเสนอวิธีการสกัดคุณลักษณะทั้งหมด 32 คุณลักษณะด้วยกัน และในการสกัดคุณลักษณะชุดที่ 2 นี้ ก่อนอื่นจะทำการปรับขนาดรูปภาพตัวอักษรให้มีขนาด 32x32 พิกเซลจากนั้นจึงจะทำการสกัดคุณลักษณะดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.2.1 คุณลักษณะที่ 1 2 3 4 และ 5 ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอน

การหาความหนาแน่นโดยการแบ่งตัวอักษรตามแนวนอนนั้น เป็นการหาความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนเป็น 5 ส่วนเท่าๆกัน ซึ่งจะทำการตัดแถบบนสุดของตัวอักษรและแถวล่างสุดของตัวอักษรออกไม่นำมาคำนวณในการหาความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้ ดังนั้นในแต่ละส่วนของตัวอักษรตามแนวนอนนี้จะมีส่วนละ 5 แถว จากนั้นจะทำการพิจารณาพิกเซลสีดำของตัวอักษรในแต่ละส่วนนั้นมารวมกันแล้วนำมาหารด้วยพิกเซลสีดำทั้งหมดของภาพตัวอักษร เมื่อเสร็จขั้นตอนนี้จะได้ลักษณะเด่นทั้งหมด 5 ตัว ที่ต้องนำความหนาแน่นของจำนวนพิกเซลสีดำทั้งหมดมาหารก็เพราะว่าต้องทำการนอร์มอลไลซ์ (Normalize) ให้ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้มีค่าไม่เกิน 1 เพื่อการจำแนกตัวอักษรนั้นจะมีความถูกต้องมากขึ้น ลักษณะเด่นของการหาความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้ จะบ่งบอกถึงความสูงของตัวอักษร ว่าอักษรแต่ละอักษรนั้นมีความสูงเป็นอย่างไรดังรูปที่ 3.15



รูปที่ 3.15 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวนอน

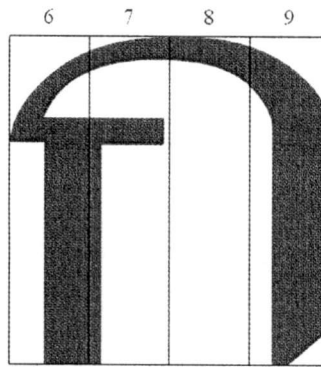
โดยคุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{ความหนาแน่นแนวตั้ง} = \frac{\text{จำนวนจุดดำภายในส่วนของแนวนอน}}{\text{จำนวนจุดดำภายในภาพ}} \quad (3.10)$$

3.4.2.2 คุณลักษณะที่ 6 7 8 และ 9 ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวตั้ง

การหาความหนาแน่นโดยการแบ่งตัวอักษรตามแนวตั้งนั้น เป็นการหาความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวตั้งเป็น 4 ส่วนเท่า ๆ กัน จากนั้นจะทำการพิจารณาพิกเซลสีดำของตัวอักษรในแต่ละส่วนนั้นมารวมกันแล้วนำมาหารด้วยพิกเซลสีดำทั้งหมดของภาพตัวอักษร เมื่อเสร็จขั้นตอนนี้จะได้ลักษณะเด่นทั้งหมด 5 ตัว ที่ต้องนำความหนาแน่นของจำนวนพิกเซลสีดำทั้งหมดมาหารก็เพราะว่าต้องทำการนอร์มอลไลซ์ (Normalize) ให้ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้มีค่าไม่เกิน 1 เพื่อการจำแนกตัวอักษรนั้นจะมีความถูกต้องมากขึ้น ลักษณะเด่นของการหาความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้ จะบ่งบอกถึงความหนาตัวอักษรได้ และใช้บ่งบอกว่าอักษรตัวใดเป็นอักษรตัวหนาธรรมดา ดังรูปที่ 3.16

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



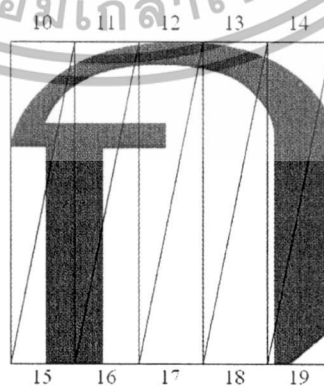
รูปที่ 3.16 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวตั้ง

โดยคุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{ความหนาแน่นแนวตั้ง} = \frac{\text{จำนวนจุดดำภายในส่วนของแนวตั้ง}}{\text{จำนวนจุดดำภายในภาพ}} \quad (3.11)$$

3.4.2.3 คุณลักษณะที่ 10 ถึง 19 ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยง

การหาความหนาแน่นโดยการแบ่งตัวอักษรตามแนวทแยงนี้ เป็นการแบ่งตัวอักษรตามแนวทแยง ในขั้นนี้จะมีการแบ่งภาพตัวอักษรทั้งแนวนอน แนวตั้ง และแนวทแยงรวมกันอยู่ด้วย การแบ่งตัวอักษรตามแนวทแยงนี้ไว้บ่งบอกถึงลักษณะของตัวอักษรที่มีพ็อนท์แตกต่างกัน ที่ตัวอักษรมีพ็อนท์แตกต่างกัน ก็จะมีค่าความชันที่แตกต่างกัน ดังนั้นการแบ่งภาพตัวอักษรตามแนวทแยงนี้ยังสามารถบ่งบอกลักษณะเด่นของตัวอักษรที่มีหางสั้น (เช่น บ, พ, ฝ) และอักษรที่มีหางยาว (เช่น ป, ฟ, ฝ) ได้ ในขั้นตอนนี้จะทำการแบ่งภาพออกเป็น 10 ส่วน โดยการนำภาพที่ผ่านการแปลงให้มีขนาดมาตรฐานแล้ว 32×32 มาทำการแบ่งเป็น 10 ส่วน และจะมีขนาดสัดส่วนไม่เท่ากันทุกส่วน จากนั้นจะนำพิกเซลสีดำทั้งหมดในแต่ละส่วนมารวมกันแล้วหารด้วยจำนวนพิกเซลสีดำของภาพตัวอักษรทั้งหมด เมื่อเสร็จขั้นตอนนี้จะได้ลักษณะเด่นทั้งหมด 10 ตัว ที่ต้องนำความหนาแน่นของจำนวนพิกเซลสีดำทั้งหมดมาหารก็เพราะว่า ต้องการที่จะทำการนอร์มอลไลซ์ ให้ค่าความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนนี้มีค่าไม่เกิน 1 เพื่อการจำแนกตัวอักษรนั้นจะมีความถูกต้องมากขึ้นดังรูปที่ 3.17



รูปที่ 3.17 แสดงการแบ่งส่วนตัวอักษรตามแนวทแยง

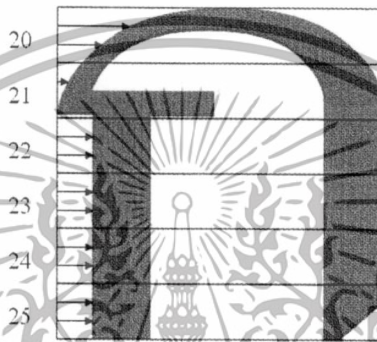
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยคุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{ความหนาแน่นแนวทแยง} = \frac{\text{จำนวนจุดดำภายในส่วนของแนวตั้ง}}{\text{จำนวนจุดดำภายในภาพ}} \quad (3.12)$$

3.4.2.4 คุณลักษณะที่ 20 ถึง 25 ความยาวของเส้นแถบแรกที่สูงที่สุด

ขอบภาพจนถึงจุดของตัวอักษรโดยในขั้นแรกจะทำการแบ่งภาพตัวอักษรเป็น 6 ส่วนตามความสูง จากนั้นทำการหาเส้นแถบที่สูงที่สุดเพื่อใช้เป็นตัวแทนคุณลักษณะในส่วนนั้น ๆ โดยในการแบ่งจะตัดแถวที่ 1 และ 32 ออกจากภาพตัวอักษรก่อนเพื่อให้สามารถแบ่งกลุ่มเป็น 6 ได้อย่างลงตัว



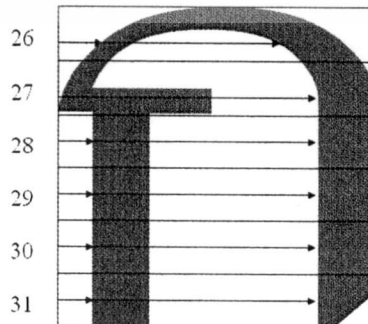
รูปที่ 3.18 แสดงการหาเส้นแถบภายในตัวอักษร

คุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{ความยาวเส้นแถบแรก} = \min (\text{ความยาวของเส้นแถบในกลุ่มนั้นๆ}) \quad (3.13)$$

3.4.2.5 คุณลักษณะที่ 26 ถึง 31 ความยาวของเส้นแถบที่สอง

ความยาวของเส้นแถบที่สอง โดยจะคำนวณต่อจากหัวข้อ 3.3.2.4 คือ เมื่อทราบว่าเส้นแถบที่สูงที่สุดอยู่ในแถวใดแล้ว เราจะหาเส้นแถบจากต่อจากจุดสิ้นสุดของเส้นแถบในแถวนั้นไปจนถึง จุดดำในกลุ่มต่อไปหรือขอบภาพด้านขวา ดังรูปที่ 3.19



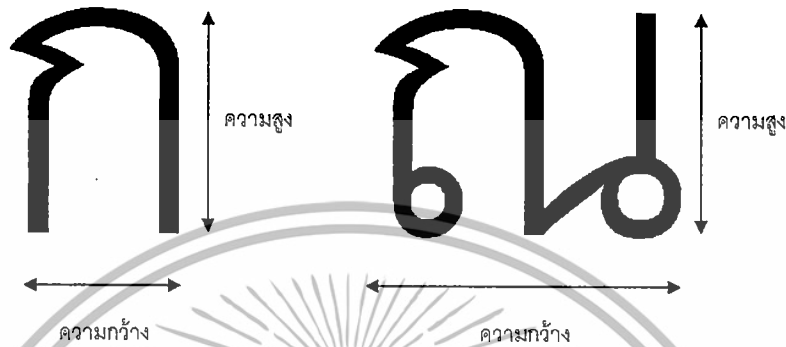
รูปที่ 3.19 แสดงการหาเส้นแถบที่ 2 ภายในตัวอักษร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยเท่านั้นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{ความยาวเส้นแฉกที่สอง} = \min(\text{ตำแหน่งจุดต่ำสุดที่สอง, ขอบด้านขวา}) - \text{จุดสิ้นสุดของเส้นแฉก} \quad (3.14)$$

3.4.2.6 คุณลักษณะที่32 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงของตัวอักษร



รูปที่ 3.20 แสดงความกว้างและความสูงของตัวอักษร

โดยคุณลักษณะจะได้จากการคำนวณจาก

$$\text{อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง} = \frac{\text{ความกว้างของตัวอักษร}}{\text{ความสูงของตัวอักษร}} \quad (3.15)$$

3.4.3 การสกัดคุณลักษณะชุดที่ 3

การสร้างตาข่ายที่จะใช้ในการวิเคราะห์คุณลักษณะ และวัดความแม่นยำในการรู้จำโดยแบ่งสร้างตาข่าย 3 ชุด โดยจะใช้ภาพตัวอย่าง 20 แบบอักษร แบบอักษรละ 6 ขนาด โดยในแต่ละภาพจะมีตัวอักษร 69 ตัวเท่า ๆ กัน

ตาข่ายชุดที่ 1 ได้จากการนำภาพตัวอย่างไปสกัดคุณลักษณะตามงานวิจัยที่ 1 ดังนั้นภายในตาข่ายชุดจะประกอบด้วย ข้อมูล 8280 แถว แต่ละแถวมีแอททริบิวต์ 16 ตัว ได้แก่ ชนิดตัวอักษรที่เป็นเจ้าของคุณลักษณะนั้น 1 ตัว และ คุณลักษณะตามงานวิจัย 1 อีก 15 ตัว

ตาข่ายชุดที่ 2 ได้จากการนำภาพตัวอย่างไปสกัดคุณลักษณะตามงานวิจัยที่ 2 ดังนั้นภายในตาข่ายชุด จะประกอบด้วย ข้อมูล 8280 แถว แต่ละแถวมีแอททริบิวต์ 33 ตัว ได้แก่ ชนิดตัวอักษรที่เป็นเจ้าของคุณลักษณะนั้น 1 ตัว และ คุณลักษณะตามงานวิจัย 2 อีก 32 ตัว

ตาข่ายชุดที่ 3 ได้จากการนำภาพตัวอย่างไปสกัดคุณลักษณะตามงานวิจัยที่ 1 และงานวิจัยที่ 2 ดังนั้นภายในตาข่ายชุดจะประกอบด้วย ข้อมูล 8280 แถว แต่ละแถวมีแอททริบิวต์ 47 ตัว ได้แก่ ชนิดตัวอักษรที่เป็นเจ้าของคุณลักษณะนั้น 1 ตัว และ คุณลักษณะที่ 1 ถึง 15 ในงานวิจัย 1 ทั้งหมด 15 ตัว และ คุณลักษณะที่ 1 ถึง 31 ในงานวิจัย 2 ทั้งหมด 31 ตัว รวม 46 ตัว

3.5 วิเคราะห์คุณลักษณะ

ในขั้นตอนการวิเคราะห์คุณลักษณะนี้จะเป็นการวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่มีความสำคัญซึ่งเป็นคุณลักษณะที่ส่งผลกระทบต่อทำให้การรู้จำมีความแม่นยำ

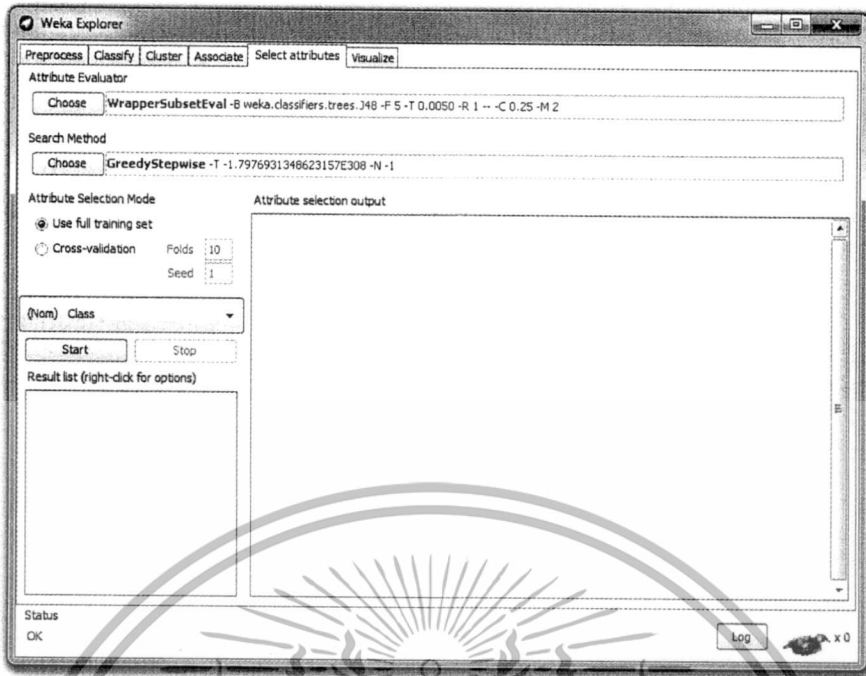
ตารางที่ 3.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลภายในดาด้าเซตชุดที่ 3

Class	Attribute1	Attribute2	Attribute3	Attribute46
1	0.7407	0.4056	0.0944			0.7500
2	0.7778	0.4444	0.0360			0.4688
...						

ภายในดาด้าเซตชุดที่ 3 ประกอบด้วยคุณลักษณะทั้งหมดที่ได้ทำการศึกษา ทำให้ ดาด้าเซตชุดที่ 3 มีมิติของข้อมูลจำนวนมาก ซึ่งข้อมูลในบางมิติอาจไม่จำเป็น หรือ มีความจำเป็นน้อยในการรู้จำ ดังนั้นในขั้นตอนนี้จะใช้การคัดเลือกคุณลักษณะ (Select attributes) ในเวก้า (Weka) เข้ามาช่วยเพื่อลดมิติของข้อมูลที่ไม่จำเป็นออกโดยกระบวนการจะใช้กระบวนการเรียนรู้แบบโครงข่ายประสาทในการปรับเวทไปเรื่อย ๆ เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุด

3.6 การวัดความแม่นยำ

การวัดความแม่นยำของการรู้จำ จะใช้ข้อมูลของดาด้าเซตชุดที่ 1 2 และ 3 ที่ผ่านการวิเคราะห์และหาคุณลักษณะที่สำคัญด้วยการจำแนกประเภท(classification) นำมาเปรียบเทียบกับคลาสของข้อมูลเพื่อวัดเปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง โดยการจำแนกประเภทจะใช้ วิธีการต้นไม้ตัดสินใจด้วยขั้นตอนวิธี C4.5 (J48) เป็นตัวจำแนกประเภท ใช้การค้นหาด้วยขั้นตอนวิธีแบบละโมบ (Greedy Stepwise) และใช้การตรวจสอบแบบไขว้(Cross-Validation) ที่ 10โฟลด์ในการวัดความแม่นยำของดาด้าเซต

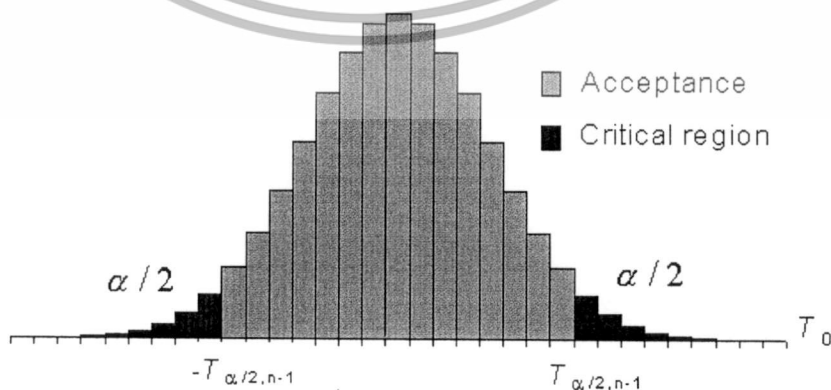


รูปที่ 3.21 แสดงหน้าโปรแกรมการคัดเลือกเอทริบิวท์ในเวก้า

3.7 การเปรียบเทียบผล

การเปรียบเทียบผลของความถูกต้องในการจำแนกประเภทค่าต่ำเขตแต่ละชุดทำโดยการจำแนกประเภทค่าต่ำเขตชุดนั้น ๆ ซ้ำ 10 รอบ โดยแต่ละรอบจะเปลี่ยนซิด (seed) ที่ใช้ในการสุ่มข้อมูลในการ ตรวจสอบแบบไขว้ใหม่ทุกครั้ง จากนั้นจะทำการคำนวณหาช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ที่ระดับความเชื่อมั่นที่ 95% ด้วยสมการ

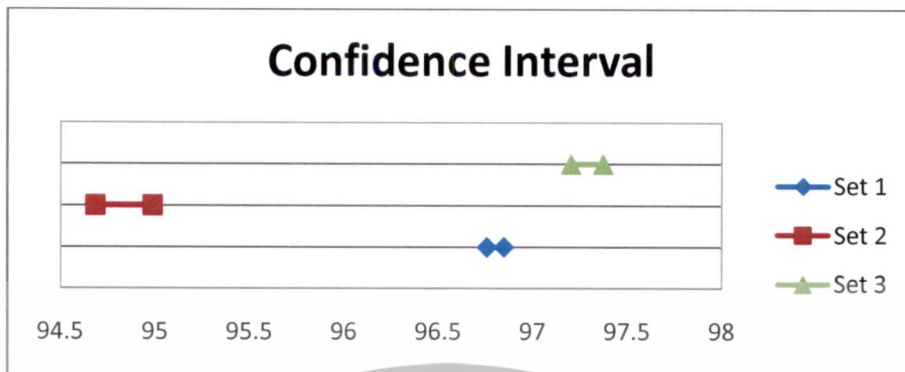
$$\bar{x} - t_{\alpha/2, n-1} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} + t_{\alpha/2, n-1} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 100(1 - \alpha)\%$$



รูปที่ 3.22 แสดงช่วงความเชื่อมั่นของการกระจายของข้อมูลที่ระดับความเชื่อมั่นที่ α

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อได้ช่วงความเชื่อมั่นของ ดาต้าเซตทั้ง 3 ชุดแล้ว ก็จะนำช่วงความเชื่อมั่นของทั้ง 3 ชุดมา เปรียบเทียบกันเพื่อสรุปผลต่อไป



รูปที่ 3.23 แสดงตัวอย่างการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่น

3.8 ผลการทดลอง

3.8.1 การดำเนินการทดลอง

เพื่อทำการวิเคราะห์หาค่าคุณลักษณะที่สำคัญ จำเป็นต้องมีเป้าหมายหรือค่าจำกัดความว่า ระดับใดจึงถือว่าคุณลักษณะนั้นมีความสำคัญ โดยในงานวิจัยนี้ คุณลักษณะที่สำคัญคือ คุณลักษณะที่ทำให้ผลลัพธ์ของการรู้จำมีความถูกต้องไม่น้อยกว่าความถูกต้องของงานวิจัยก่อนหน้า ดังนั้น จึงจำเป็นต้องหาค่าความถูกต้องในการรู้จำของงานวิจัย 2 งานวิจัยก่อนหน้านี้อีก เพื่อใช้เป็นเป้าหมายหรือบรรทัดฐาน ในการวิเคราะห์หาค่าคุณลักษณะต่อไป โดยการทดลองจะกระทำดังนี้

1) นำดาต้าเซตชุดที่ 1 ที่ภายในประกอบด้วยคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 1 ไปจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยในแต่ละรอบจะทำการเปลี่ยนค่าขีดที่ใช้ในการสุ่มไม่ให้ซ้ำกัน จากนั้นนำค่าความถูกต้องไปคำนวณหา ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น

2) นำดาต้าเซตชุดที่ 2 ที่ภายในประกอบด้วยคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 2 ไป จำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยในแต่ละรอบจะทำการเปลี่ยนค่าขีดที่ใช้ในการสุ่มไม่ให้ซ้ำกัน จากนั้นนำค่าความถูกต้องไปคำนวณหา ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น

3) นำดาต้าเซตชุดที่ 3 ที่ภายในประกอบด้วยคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 1 และ 2 ไปทำการคัดเลือกหาคุณลักษณะที่สำคัญด้วยการคัดเลือกคุณลักษณะในโปรแกรมเวก้าจากนั้นนำชุดคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกไปจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยในแต่ละรอบจะทำการเปลี่ยนค่าขีดที่ใช้ในการสุ่มไม่ให้ซ้ำกัน จากนั้นนำค่าความถูกต้องไปคำนวณหา ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น และนำช่วงความเชื่อมั่นนั้นไปเปรียบเทียบกับ ช่วงความเชื่อมั่นของดาต้าเซตของชุดที่ 1 และ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

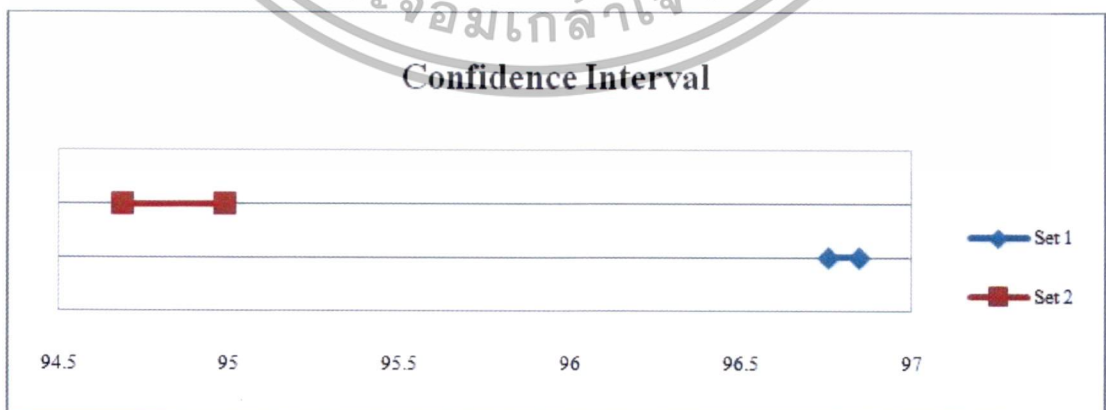
3.8.2 ผลลัพธ์ของการจำแนกดาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2

เมื่อนำดาต้าเซตไปทำการจำแนกประเภท 10 รอบแล้ว จะได้ค่าความแม่นยำออกมาทั้งหมด 10 ค่า จึงนำค่าความแม่นยำที่ได้คำนวณหา ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเมื่อได้ค่าเฉลี่ย และ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานมาแล้ว จะทำการคำนวณหาช่วงค่าเชื่อมั่น

โดยผลลัพธ์จะแสดงดังในตารางที่ 3.2 ซึ่งแสดงถึงค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และช่วงความเชื่อมั่น ที่ได้จาก ดาต้าเซตในแต่ละชุด ซึ่งข้อมูลเหล่านี้เกิดจากการคำนวณหาความแม่นยำในแต่ละรอบ จำนวน 10 รอบ และจากการคำนวณจะได้ว่า ความถูกต้องจากการจำแนกประเภทของดาต้าเซตชุดที่ 1 มีค่า มากกว่าชุดที่ 2 ที่ความเชื่อมั่น 95% คือ ช่วง 96.75698 - 96.84686 ซึ่ง ดาต้าเซตชุดที่ 1 ประกอบด้วยคุณลักษณะ 15 ตัว ดังนั้น เป้าหมายของงานวิจัยคือวิเคราะห์หาชุดของคุณลักษณะที่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 15 ตัว ที่ให้ผลความถูกต้องในการรู้จำไม่ต่ำกว่าช่วง 96.75698 - 96.84686ซึ่งการเปรียบเทียบนั้น ผลลัพธ์ที่ได้แสดงใน รูปที่ 3.24

ตารางที่ 3.2 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภท

	Data Set 1	Data Set 2
1	96.7633	94.7826
2	96.8237	94.5169
3	96.7874	94.6014
4	96.7391	94.9638
5	96.8478	95.2295
6	96.7029	95.0483
7	96.872	94.7343
8	96.8961	94.8792
9	96.8357	94.7464
10	96.7512	94.8671
Mean	96.80192	94.83695
STD	0.062829	0.210068
ช่วงความเชื่อมั่น	96.75698 - 96.84686	94.68669 - 94.98721



รูปที่ 3.24 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องของดาต้าเซต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8.3 การวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่สำคัญ

ในขั้นตอนวิเคราะห์หาคุณลักษณะที่สำคัญนั้น จะใช้การคัดเลือกคุณลักษณะ (Select attribute) ในโปรแกรมเวก้าในการเลือกคุณลักษณะ จากนั้นจะนำเอทริบิวต์ที่ได้รับการเลือกไปทำการจำแนกประเภทและคำนวณหาช่วงความเชื่อมั่นเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้อง ขั้นตอนวิธีที่ใช้วัดผลในการเลือกคุณลักษณะในงานวิจัยนี้จะใช้ การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์และการค้นหาด้วยขั้นตอนแบบละโมบ (Greedy Stepwise) โดยจะทำการปรับค่า threshold เป็นค่าต่างๆเพื่อหาชุดคุณลักษณะที่ดีที่สุด โดยในขั้นแรกจะปรับ threshold เป็น 0.02 0.01 และ 0.005 ตามลำดับ

3.8.3.1 WrapperSubsetEval –T 0.02

เมื่อนำค่าตัดเซต ชุดที่ 3 ไปทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์เป็นขั้นตอนวิธีในการวัดผลและตั้งค่า threshold เป็น 0.02 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

เอทริบิวต์ที่ถูกเลือกทั้งหมด 16 ตัว ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านซ้าย
- 5) หลุมเปิดด้านขวา
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านซ้าย
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 9) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 11) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 2
- 12) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 5
- 13) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 14) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 2
- 15) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 16) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

จากนั้นทำการนำค่าตัดเซตชุดที่ 3 ไปทำการ จำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยเลือกคุณลักษณะให้เหลือเพียงคุณลักษณะด้านบน ทั้งหมด 10 รอบและทำการวัดความแม่นยำ คำนวณหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น โดยผลลัพธ์ของการทดลองที่ได้จะแสดงดังในตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ผลลัพธ์ ของการจำแนกประเภท ด้วย WrapperSubsetEval -T 0.02

	WrapperSubsetEval -T 0.02
1	97.3188
2	97.2222
3	97.4034
4	97.2464
5	97.4517
6	97.4879
7	97.4638
8	97.4275
9	97.5725
10	97.1377
Mean	97.37319
STD	0.136791231
ช่วงความเชื่อมั่น	97.27534 - 97.47104

3.8.3.2 WrapperSubsetEval -T 0.01

เมื่อนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้ การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์เป็นขั้นตอนวิธีในการวัดผลและตั้งค่า threshold เป็น 0.01 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

แอททริบิวต์ที่ถูกเลือกทั้งหมด 15 ตัว ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 2
- 11) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวตั้งที่ 4
- 12) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 1
- 14) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 15) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

จากนั้นทำการนำค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยเลือกคุณลักษณะที่เหลือเพียงคุณลักษณะด้านบน ทั้งหมด 10 รอบและทำการเอกสารเป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้บนระบบการคัดกรองเอกสารไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วัดความแม่นยำ คำนวณหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น โดยผลลัพธ์ของการทดลองที่ได้จะแสดงดังในตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ผลลัพธ์ ของการจำแนกประเภทด้วย WrapperSubsetEval -T 0.01

	WrapperSubsetEval -T 0.01
1	97.2585
2	97.186
3	97.3913
4	97.1739
5	97.3188
6	97.4396
7	97.2705
8	97.3551
9	97.343
10	97.1981
Mean	97.29348
STD	0.090988715
ช่วงความเชื่อมั่น	97.22840 - 97.35856

3.8.3.3 WrapperSubsetEval -T 0.005

เมื่อนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้ การประเมินผลย่อยแบบเรปเปอร์เป็นขั้นตอนวิธีในการวัดผลและตั้งค่า threshotd เป็น 0.005 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

แอททริบิวต์ที่ถูกเลือกทั้งหมด 13 ตัว ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 11) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4เส้นที่ 2
- 12) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5เส้นที่ 1
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6เส้นที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

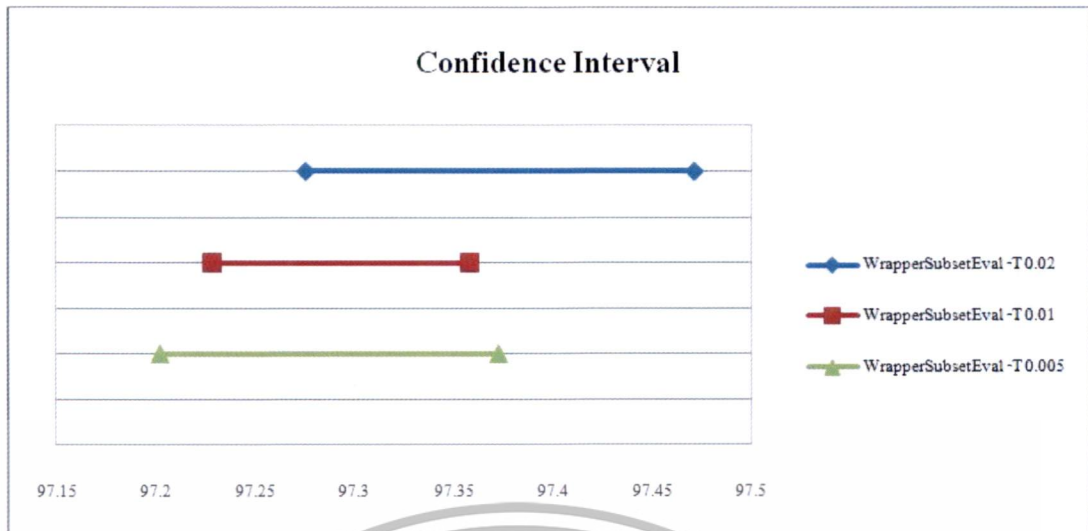
จากนั้นทำการนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยเลือกคุณลักษณะให้เหลือเพียงคุณลักษณะด้านบน ทั้งหมด 10 รอบและทำการวัดความแม่นยำ คำนวณหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น โดยผลลัพธ์ของการทดลองที่ได้จะแสดงดังตารางที่ 3.5 จากนั้นทำการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของความถูกต้องจากการจำแนกประเภทชุดคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกโดยใช้ การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ที่ค่า threshold ต่าง ๆ

ตารางที่ 3.5 ผลลัพธ์ ของการจำแนกประเภท ด้วย WrapperSubsetEval -T 0.005

	WrapperSubsetEval -T 0.005
1	97.3188
2	97.1014
3	97.2826
4	97.2947
5	97.3309
6	97.4275
7	97.3792
8	97.4155
9	97.2464
10	97.0773
Mean	97.28743
STD	0.119181655
ช่วงความเชื่อมั่น	97.20218 - 97.37268

จากรูปที่ 3.25 จะเห็นได้ว่าความแม่นยำในการจำของชุดคุณลักษณะที่ได้จากการคัดเลือกทั้ง 3 ชุดมีความความแม่นยำไม่ต่างกัน แต่การปรับลดค่า threshold ลง มีผลทำให้จำนวนของคุณลักษณะที่ได้รับเลือกนั้นลดลง ดังนั้นจึงทำการปรับค่า threshold อีกครั้งเพื่อหาชุดคุณลักษณะที่อาจจำนวนคุณลักษณะที่น้อยกว่าและให้ผลความถูกต้องไม่ต่างกัน โดยจะทำการปรับ threshold จาก 0.005 ลงครึ่งหนึ่ง คือ 0.0025 และ threshold ที่อยู่ระหว่าง 0.01 และ 0.005 คือ 0.0075

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.25 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอนการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ที่ค่า threshold 0.02 0.01 และ 0.005

3.8.3.4 WrapperSubsetEval -T 0.0025

เมื่อนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์เป็นขั้นตอนวิธีในการวัดผลและตั้งค่า threshold เป็น 0.0025 จะได้ผลลัพธ์ดังนี้

แอททริบิวต์ที่ถูกเลือกทั้งหมด 15 ตัว ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบนซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 5
- 11) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวตั้งที่ 4
- 12) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 2
- 14) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 15) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

จากนั้นทำการนำค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบโดยเลือกคุณลักษณะให้เหลือเพียงคุณลักษณะด้านบน ทั้งหมด 10 รอบและทำการวัดความแม่นยำ คำนวณหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น โดยผลลัพธ์ของการทดลองที่ได้จะแสดงดังในตารางที่ 3.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.6 ผลลัพธ์ ของการจำแนกประเภท ด้วย WrapperSubsetEval -T 0.0025

	WrapperSubsetEval -T 0.0025
1	97.3551
2	97.0773
3	97.3671
4	97.1618
5	97.2222
6	97.4517
7	97.3188
8	97.2101
9	97.1981
10	97.1256
Mean	97.24878
STD	0.119395801
ช่วงความเชื่อมั่น	97.16338 - 97.33428

3.8.3.5 WrapperSubsetEval -T 0.0075

เมื่อนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการคัดเลือกคุณลักษณะโดยใช้การประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์เป็นขั้นตอนวิธีในการวัดผลและตั้งค่า threshold เป็น 0.0075 จะได้ผลลัพธ์ ดังนี้ แอททริบิวต์ที่ถูกเลือกทั้งหมด 15 ตัว ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวตั้งที่ 4
- 11) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 12) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 1 เส้นที่ 1
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 2
- 14) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 15) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

จากนั้นทำการนำค่าค่าเซตชุดที่ 3 ไปทำการจำแนกด้วย J48 โดยการตรวจสอบแบบไขว้ทั้งหมด 10 รอบ โดยเลือกคุณลักษณะที่เหลือเพียงคุณลักษณะด้านบน ทั้งหมด 10 รอบและทำการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

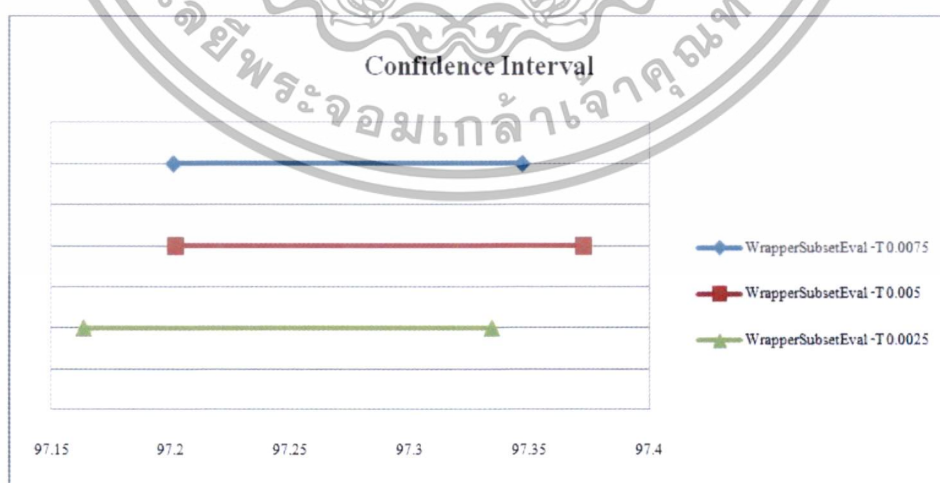
วัดความแม่นยำ คำนวณหาค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน และ ช่วงความเชื่อมั่น โดยผลลัพธ์ของการทดลองที่ได้จะแสดงดังในตารางที่ 3.7

ตารางที่ 3.7 ผลลัพธ์ ของการจำแนกประเภท ด้วย WrapperSubsetEval -T 0.0075

	WrapperSubsetEval -T 0.0075
1	97.1981
2	97.1135
3	97.4155
4	97.2101
5	97.3188
6	97.3188
7	97.3188
8	97.343
9	97.3671
10	97.1377
Mean	97.27414
STD	0.102009664
ช่วงความเชื่อมั่น	97.20117 - 97.34711

จากนั้น ทำการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องจากการจำแนกประเภทชุดคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกโดยใช้การประเมินผลย่อยแบบแรบเปอร์ที่ค่า threshold ต่าง ๆ

จากรูปที่ 3.26 จะเห็นได้ว่าความแม่นยำในการรู้จำของชุดคุณลักษณะที่ได้จากการคัดเลือกทั้ง 3 ชุดมีความแม่นยำไม่ต่างกัน แต่ชุดที่ค่า threshold เท่ากับ 0.005 นั้น มีจำนวนคุณลักษณะน้อยกว่าชุดที่มีค่า threshold เป็นค่าอื่นๆ

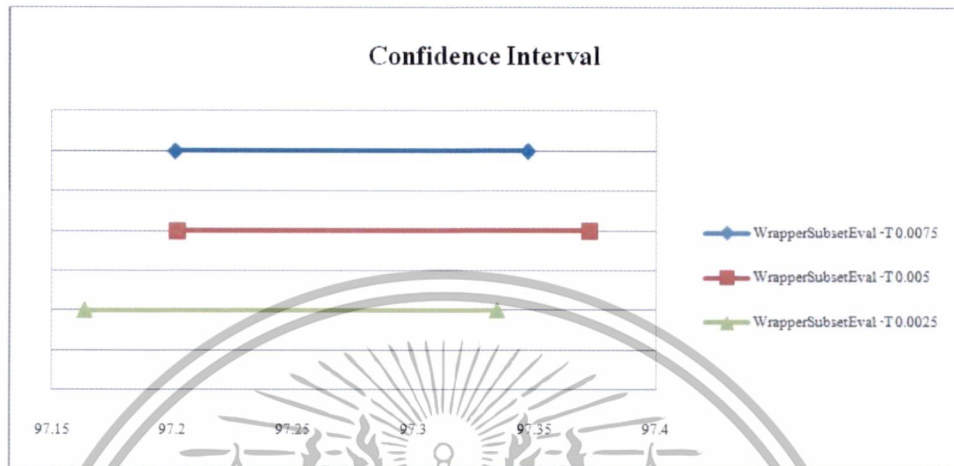


รูปที่ 3.26 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอนการประเมินผลย่อยแบบแรบเปอร์ที่ค่า threshold 0.0075 0.005 และ 0.0025

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8.4 ผลลัพธ์ของการจำแนกประเภทตาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2

เมื่อเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของชุดคุณลักษณะที่ได้จากการเลือกโดยขั้นตอนการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ที่ค่า threshold 0.005 กับช่วงความเชื่อมั่นของตาต้าเซต 1 และ 2 ดังที่แสดงในรูปที่ 3.27



รูปที่ 3.27 แสดงการเปรียบเทียบช่วงความเชื่อมั่นของค่าความถูกต้องจากการเลือกโดยขั้นตอนการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ที่ค่า threshold 0.005 กับตาต้าเซตชุดที่ 1 และ 2

จะเห็นได้ว่ามีความถูกต้องมากกว่าทั้ง 2 ชุด โดยคุณลักษณะที่ถูกคัดเลือกมี 13 ตัว คุณลักษณะของชุดตาต้าเซต 1 มี 15 ตัว คุณลักษณะของตาต้าเซต 2 มี 32 ตัว ดังนั้นสามารถสรุปได้ว่าคุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำที่แม่นยำมี 13 คุณลักษณะ ได้แก่

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบนซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 11) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 2
- 12) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8.5 การเปรียบเทียบความแม่นยำและเวลาในการประมวลผล

ผลจากการทดลองนี้ เป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำและเวลาในการประมวลผลระหว่างการจำแนกประเภทโดยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ J48 กับวิธีโครงข่ายประสาท และใช้การคัดเลือกคุณลักษณะที่มีผลต่อการรู้จำสำหรับการจำแนกประเภทโดยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ J48 จะทำการทดลองด้วยการปรับค่าเทรชโฮลด์(Threshold) เป็น 0.01,0.02,0.005,0.0075,0.0025 ซึ่งค่า เทรช-โฮลด์ที่ 0.005 ให้ผลลัพธ์ความแม่นยำมากที่สุดที่ 97.27% และในทำนองเดียวกันนี้จึงปรับวิธีการจำแนกประเภทจากต้นไม้ตัดสินใจเป็นแบบโครงข่ายประสาท โดยทดลองโดยการปรับค่า เทรชโฮลด์เป็น 0.01,0.02,0.005,0.0075,0.0025 อัตราการเรียนรู้(Learning Rate)ตั้งแต่ 0.1 ถึง 0.6 และ ค่าโมเมนตัม (Momentum) ตั้งแต่ 0.1 ถึง 0.3 โดยผลกาดทดลองแสดงดังตารางที่ 3.8 – 3.12 ตามลำดับ

ตารางที่ 3.8 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ Threshold 0.01

Accuracy Select Attribute T 0.01 (%)			
Decision tree J48	97.29348		
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	99.0217	98.9976	99.0459
0.2	98.8164	98.913	98.8768
0.3	99.07	98.8768	99.058
0.4	98.744	99.0217	99.0942
0.5	99.215	99.2271	99.1425
0.6	99.2029	99.0821	99.2639

Time Select Attribute T 0.01(s)			
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	243.7	246.12	252.43
0.2	240.01	240.94	237.86
0.3	247.66	247.67	244.22
0.4	244.57	278.65	281.31
0.5	282.72	278.6	282.52
0.6	297.2	284.35	277.25

ตารางที่ 3.9 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ Threshold 0.02

Accuracy Select Attribute T 0.02 (%)			
Decision tree J48	97.37319		
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	99.1787	99.058	99.0942
0.2	99.0942	99.1063	99.1063
0.3	99.0338	98.9976	98.9372
0.4	99.0821	99.1546	98.9251
0.5	98.8406	99.1063	98.9976
0.6	98.8164	98.913	99.0338

Time Select Attribute T 0.02 (s)			
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	286.27	292.54	282.75
0.2	273.57	244.14	240.48
0.3	242.7	237.95	239.61
0.4	241.34	237.49	238.5
0.5	236.9	237.4	237.64
0.6	238.14	238.06	242.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น. อีกทั้งห้ามมิให้ 238.14 ลงเนื้อหา และ 238.06 อ้างอิงถึงแค่ 242.7 เอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.10 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ Threshold 0.005

Accuracy Select Attribute T 0.005(%)			
Decision tree J48	97.27414		
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	98.9372	99.0459	99.1304
0.2	98.9855	98.901	99.0459
0.3	99.0217	98.9855	99.2029
0.4	99.1063	99.0217	99.1063
0.5	99.0338	98.8647	98.8647
0.6	98.8889	99.1667	98.8406

Time Select Attribute T 0.005 (s)			
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	320.88	370.9	316.39
0.2	348.76	363.19	375.12
0.3	360.01	374.11	329.82
0.4	372.31	362.02	382.08
0.5	364.18	395.82	375.42
0.6	389.16	339.02	299.7

ตารางที่ 3.11 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ Threshold 0.0075

Accuracy Select Attribute T 0.0075 (%)			
Decision tree J48	97.28743		
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	98.6957	98.7077	98.6232
0.2	98.7319	98.7923	98.8406
0.3	98.7923	98.8406	99.0097
0.4	99.0821	98.913	99.0821
0.5	98.913	98.8043	99.1657
0.6	98.8285	98.9493	98.8285

Time Select Attribute T 0.0075 (s)			
Mutilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	320.56	309.03	307.32
0.2	310.13	302.13	327.96
0.3	305.76	315.19	323.08
0.4	333.75	367.29	293.62
0.5	385.24	374.34	297.88
0.6	382.1	319.22	307.05

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.12 การเปรียบเทียบเวลาและความแม่นยำของการจำแนกประเภทที่ Threshold 0.0025

Accuracy Select Attribute T 0.0025 (%)			
Decision tree J48	97.24878		
Multilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	98.8527	98.8647	98.8647
0.2	98.8647	98.6353	98.8164
0.3	98.8043	98.9614	98.8768
0.4	98.9614	98.9855	98.9614
0.5	98.8164	98.9493	98.8768
0.6	98.8406	98.7077	99.0459

Time Select Attribute T 0.0025 (s)			
Multilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	354.56	393.35	334.15
0.2	334.15	358.34	390.19
0.3	374.91	365.2	368.81
0.4	375.85	382.44	392.76
0.5	380.44	379.99	373.42
0.6	393.32	404.41	394.5

จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่าคุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรใน 2 งานวิจัยนี้ คือค่าการ คัดเลือกคุณลักษณะที่ Threshold เป็น 0.005 ซึ่งประกอบไปด้วย 13 คุณลักษณะดังนี้

- 1) อัตราส่วนความกว้างต่อความสูง
- 2) จำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ย
- 3) หลุมเปิดด้านบน
- 4) หลุมเปิดด้านขวา
- 5) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านซ้าย
- 6) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านขวา
- 7) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านบน
- 8) ระยะห่างจากกรอบรูปด้านล่าง
- 9) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวนอนที่ 1
- 10) ความหนาแน่นของตัวอักษรตามแนวทแยงที่ 8
- 11) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 4 เส้นที่ 2
- 12) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 5 เส้นที่ 1
- 13) ความยาวของเส้นแถบที่สั้นที่สุดแถบที่ 6 เส้นที่ 2

หลังจากนั้น คุณลักษณะที่ได้ไปทดสอบโดยกระบวนการจำแนกประเภทข้อมูลเปรียบเทียบ ความถูกต้องการจำแนกประเภทโดยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ J48 กับโครงข่ายประสาท ผลปรากฏว่า ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของวิธีต้นไม้ตัดสินใจอยู่ที่ค่า Threshold 0.005 ให้ผลลัพธ์ความแม่นยำเป็น 97.27% และผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของวิธีโครงข่ายประสาทอยู่ที่ค่า Threshold 0.005 อัตราการเรียนรู้ 0.3 และ โมเมนตัม 0.3 ซึ่งให้ผลลัพธ์ความแม่นยำเป็น 99.20%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.9 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อศึกษาหาคุณลักษณะที่สำคัญต่อการรู้จำตัวอักษรที่แม่นยำขั้นตอนในการดำเนินงานวิจัยเริ่มจากศึกษาค้นคว้าคุณลักษณะที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษรจากงานวิจัยอื่น ๆ ได้แก่ งานวิจัยของ คุณชัยกร ยิ่งเสรี และงานวิจัยของ คุณณัฐพล ตั้งสุรกิจ จากนั้นทำการเขียนโปรแกรม Matlab เพื่อสกัดคุณลักษณะเพื่อสร้างดาต้าเซต ดาต้าเซตที่ทดสอบแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ ดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 1 ดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากงานวิจัยที่ 2 และดาต้าเซตที่เป็นคุณลักษณะจากทั้ง 2 งานวิจัยรวมกัน การวัดความแม่นยำในการรู้จำของดาต้าเซต 2 ชุดแรกถูกวัดด้วยวิธีการจำแนกประเภทด้วยขั้นตอนวิธี C4.5(J48) และวัดความถูกต้องโดยใช้หลักการการตรวจสอบแบบไขว้ (k-folds cross-validation) แต่สำหรับดาต้าเซตชุดที่ 3 จะทำการวิเคราะห์หาชุดคุณลักษณะที่สำคัญใช้วิธีการคัดเลือกคุณลักษณะ (select Attribute) ด้วยวิธีการประเมินผลย่อยแบบแรปเปอร์ (wrapper subset evaluation) ร่วมกับการใช้วิธีการค้นหาแบบขั้นตอนละโมบ (Greedy Stepwise) ก่อนแล้วจึงวัดความแม่นยำด้วยการจำแนกประเภทและตรวจสอบความถูกต้อง ผลลัพธ์จากการทดสอบของข้อมูลทั้ง 3 ชุด จะถูกนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบความแม่นยำด้วยช่วงความเชื่อมั่นเพื่อหาชุดของคุณลักษณะที่ดีกว่า และจากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่าคุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรใน 2 งานวิจัยนี้ คือ ค่าการ คัดเลือกคุณลักษณะที่ Threshold เป็น 0.005 ซึ่งประกอบไปด้วย 13 คุณลักษณะดังที่ได้แสดงก่อนหน้านี้ หลังจากนั้นใช้คุณลักษณะลักษณะที่สำคัญของชุดที่ 3 ทดสอบความแม่นยำโดยกระบวนการจำแนกประเภทข้อมูลเปรียบเทียบความถูกต้อง ระหว่าง การใช้ Decision Tree (J48) และ Multilayer Perceptron ที่ Learning Rate เป็น 0.3 และ momentum = 0.3 ซึ่งผลการทดสอบปรากฏว่า ความถูกต้องเป็น 97.27% และ 99.20% ตามลำดับ

บทที่ 4

ประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาท สำหรับการระบบรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

4.1 การเตรียมข้อมูล

4.1.1 ภาษาอังกฤษ

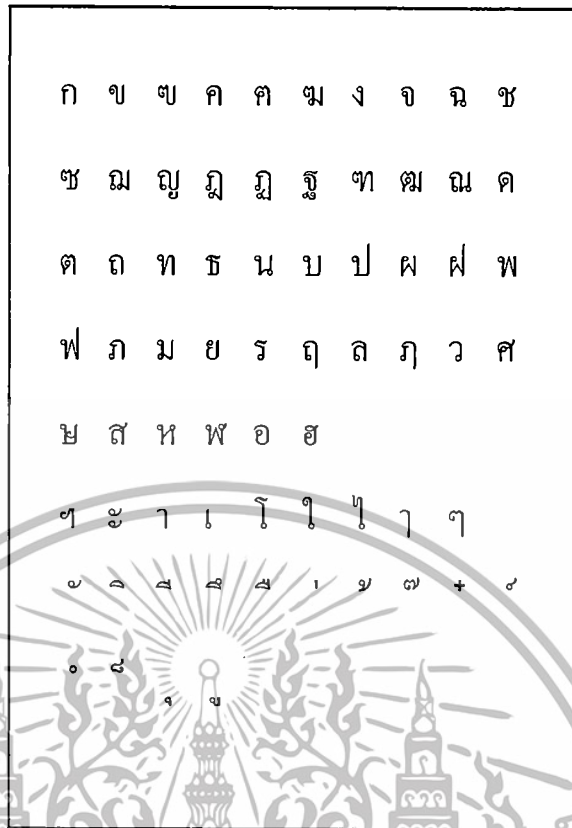
ในงานวิจัยใช้ข้อมูลตัวอักษรภาษาอังกฤษ จำนวน 62 ตัว ได้แก่ 0-9, A-Z และ a-z ซึ่งเป็นไฟล์ภาพที่จะใช้สำหรับฝึกฝน ตัวละ 300 แบบ รวมแล้วจะมีข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ภาษาอังกฤษ จำนวน $62 \times 300 = 18,600$ แบบรูปภาพแต่ละแบบจะมีขนาด 128×128 พิกเซล ดังตัวอย่างรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 ตัวอย่างตัวอักษรภาษาอังกฤษที่ถูกเตรียมไว้สำหรับการฝึกฝนด้วยวิธีการต่าง ๆ

4.1.2 ภาษาไทย

ในวิจัยใช้ข้อมูลตัวอักษรภาษาไทยจำนวน 69 ตัว คือ พยัญชนะ 44 ตัว สระ 16 ตัว 4 วรณยุกต์ และ 5 เครื่องหมายพิเศษ ซึ่งข้อมูลนั้นจะถูกเตรียมไว้ในกระดาษ ขนาด A3 โดยความละเอียดเป็น 300 ดิพีไอ ซึ่งก่อนจะทำการฝึกฝนจะทำการแบ่งบรรทัดและแบ่งตัวอักษรเป็นรายตัวก่อน ซึ่งรูปแบบที่ใช้จะใช้นั้นจะใช้จำนวนทั้งหมด 20 ฟอนท์ ฟอนท์ละ 6 ขนาด ได้แก่ 72 48 36 24 18 และ 16 ตามลำดับ ดังนั้น 1 ตัวอักษรจะมีรูปแบบเท่ากับ $20 \times 6 = 120$ แบบ ส่งผลให้รวมแล้วข้อมูลที่ใช้สำหรับการฝึกภาษาไทย คือ $69 \times 120 = 8371$ แบบ โดยภายในรูปภาพจะประกอบด้วยตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่าง ๆ ดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.2 แสดงตัวอักษร สระ และ สัญลักษณ์ต่างๆภายในรูปภาพอินพุต

4.2 การสกัดคุณลักษณะ

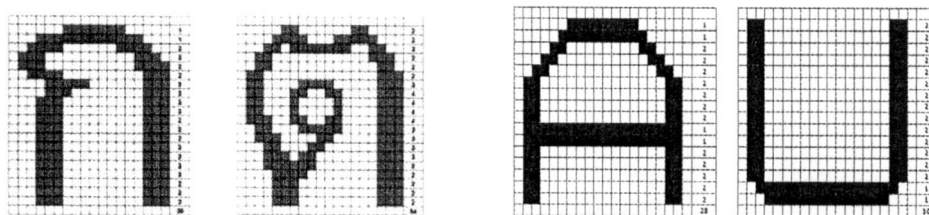
การสกัดคุณลักษณะที่นำมาวิจัยในเรื่องของการวัดประสิทธิภาพโครงข่ายประสาท แบ่งเป็น 2 ชุด ชุดแรกคือ รูปแบบการสกัดตัวอักษรของ ชัยกร ยิ่งเสรี 15 แบบ และชุดที่สอง คือรูปแบบการสกัดตัวอักษรณัฐพล ตั้งสุรกิจ 32 แบบ แต่เนื่องจาก มี 1 แบบที่นักวิจัยทั้งสองใช้เหมือนกันคือ อัตราส่วนระหว่างความกว้างต่อความสูง จึงทำให้คุณลักษณะในการสกัดทั้งหมดคือ $15 + 32 - 1 = 46$ คุณลักษณะ

4.2.1 รูปแบบการสกัดตัวอักษรภาษาไทยของ ชัยกร ยิ่งเสรี

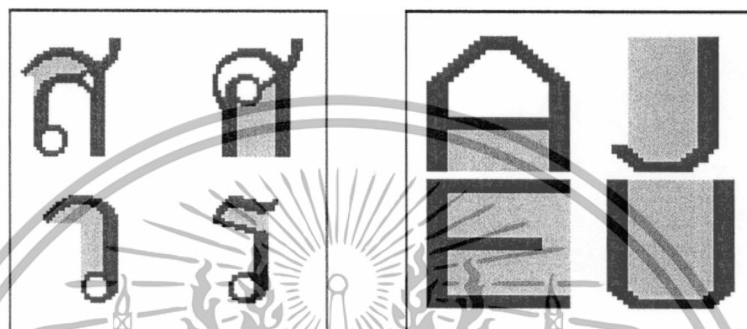
การสกัดของนักวิจัยท่านนี้จะประกอบด้วยคุณลักษณะ 15 คุณลักษณะดังนี้

อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงอัตราส่วนจุดดำในรูปภาพอัตราส่วนจุดดำที่เส้นขอบจำนวนแถวที่มีจุดดำกลุ่มเดียวจำนวนกลุ่มของจุดดำในแต่ละแถวโดยเฉลี่ยพื้นที่ของหลุมเปิดด้านบนพื้นที่ของหลุมเปิดด้านซ้ายพื้นที่ของหลุมเปิดด้านล่างพื้นที่ของหลุมเปิดด้านขวาระยะห่างจากกรอบด้านซ้ายระยะห่างจากกรอบด้านขวาระยะห่างจากกรอบด้านบนระยะห่างจากกรอบด้านล่างตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในแกน X ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในแกน Y

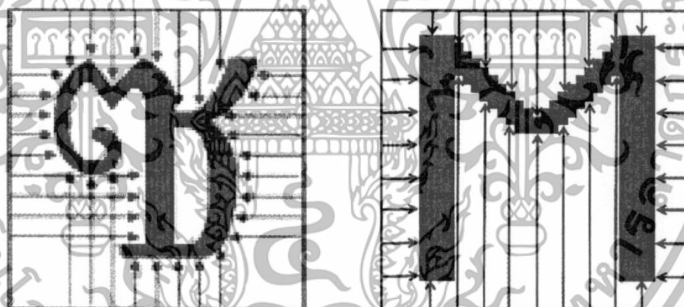
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 จำนวนจุดดำในแต่ละแถวของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ



รูปที่ 4.4 พื้นที่หลุมเปิด บน ล่าง ซ้าย และ ขวา ของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ



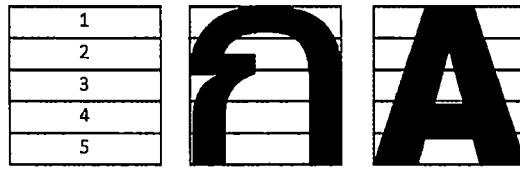
รูปที่ 4.5 ระยะห่างจากรอบบน บน ล่าง ซ้าย และ ขวา ของภาษาไทยและภาษาอังกฤษ

4.2.2 รูปแบบการสกัดตัวอักษรภาษาไทยของนายณัฐพล ตั้งสุรกิจ

การสกัดของนักวิจัยท่านนี้จะประกอบด้วยคุณลักษณะ 32 คุณลักษณะดังนี้

คุณลักษณะที่ 1 ถึง 5 ความหนาแน่นตามแนวนอน คุณลักษณะที่ 6 ถึง 9 ความหนาแน่นตามแนวตั้งคุณลักษณะที่ 10 ถึง 19 ความหนาแน่นตามแนวทแยงคุณลักษณะที่ 20 ถึง 25 แถบเส้นสุดท้ายที่ 1คุณลักษณะที่ 26 ถึง 31 แถบเส้นสุดท้ายที่ 2คุณลักษณะที่ 32 อัตราส่วนความกว้างต่อความสูงของตัวอักษร

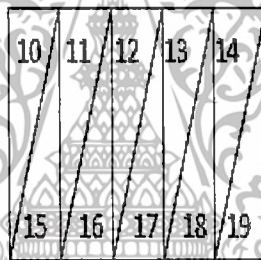
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.6 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวนอน



รูปที่ 4.7 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวตั้ง



รูปที่ 4.8 แสดงการแบ่งความหนาแน่นตามแนวทแยง



(a) first shortest row (b) second shortest row

รูปที่ 4.9 แสดงความยาวของแถบสั้นสุด 1 และ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

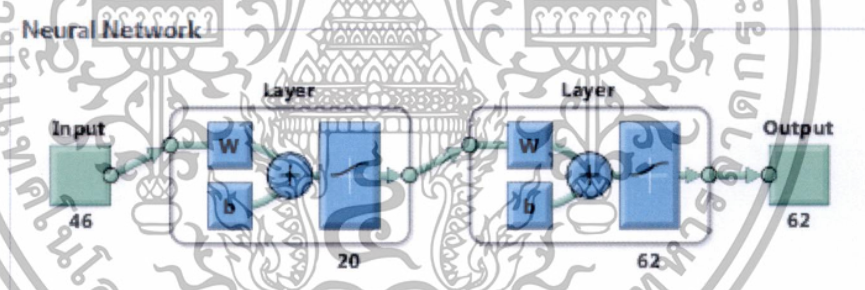
4.3 กระบวนการทดสอบระบบรู้จำตัวอักษรภาษาอังกฤษและภาษาไทย

4.3.1 โครงข่ายประสาทสำหรับระบบรู้จำ

จำนวนชั้นต่าง ๆ โครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยชั้นต่าง ๆ คือ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นเอาต์พุต (Output layer) และชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งจะอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่าง ๆ การเชื่อมต่อระหว่างชั้นต่าง ๆ นั้น ทุกๆ โหนดในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ โหนดในชั้นซ่อน ชั้นแรก และทุก ๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ โหนดในชั้นถัดไป จนในที่สุดทุก ๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย จะส่งสัญญาณไปยังทุก ๆ โหนดในชั้นเอาต์พุต การทำงานของชั้นต่าง ๆ ชั้นอินพุตไม่มีการประมวลผลทำหน้าที่รับสัญญาณเข้า แล้วกระจายออกไปยังแต่ละโหนด ในชั้นถัดไปเท่านั้น ส่วนชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตนั้นมีการประมวลผล แสดงสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเพอร์เซพตรอนหลายชั้น ซึ่งจะประกอบไปด้วย ชั้นของอินพุตชั้นซ่อนจำนวน 1 ชั้น และชั้นของเอาต์พุต โดยแต่ละโหนดจะถูกเชื่อมต่อกันเป็นโครงข่าย

4.3.1.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายระบบรู้จำภาษาอังกฤษ

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ คือ 0-9, A-Z, a-z รวมแล้ว มี 62 ตัวอักษร ทำให้โครงข่ายประสาทที่สร้างขึ้นจะประกอบไปด้วย Input 46 ค่า สู้อินพุตได้เอาต์พุตออกมาเป็น 20 ค่า และประมวลผลอีกครั้งเป็นค่าเอาต์พุตทั้ง 62 แบบ ซึ่งโครงสร้างที่ได้ดังรูปที่ 4.10

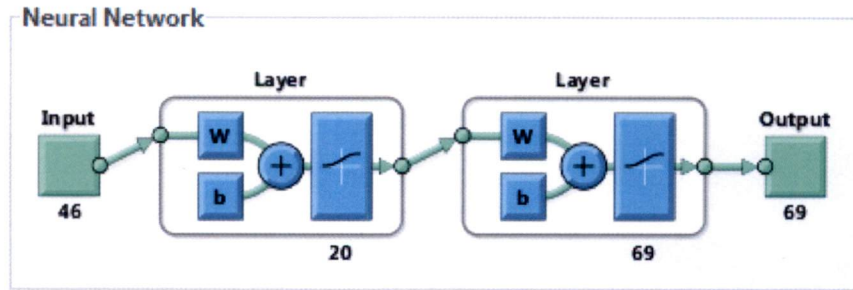


รูปที่ 4.10 โครงข่ายประสาทของการรู้จำภาษาอังกฤษ

4.3.1.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายของระบบรู้จำภาษาไทย

เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้พยัญชนะภาษาไทย 44 ตัว สระ 16 ตัว 4 วรรณยุกต์ และ 5 เครื่องหมายพิเศษทำให้โครงข่ายประสาทที่สร้างขึ้นจะประกอบไปด้วย Input 46 ค่า สู้อินพุตได้เอาต์พุตออกมาเป็น 20 ค่า และประมวลผลอีกครั้งเป็นค่าเอาต์พุตทั้ง 69 แบบ ซึ่งโครงสร้างที่ได้ดังรูปที่ 4.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 โครงข่ายประสาทของการรู้จำภาษาไทย

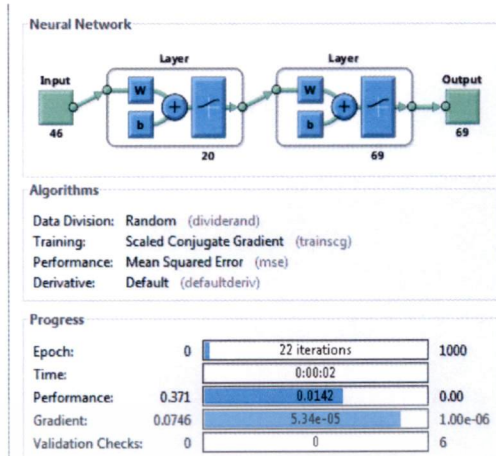
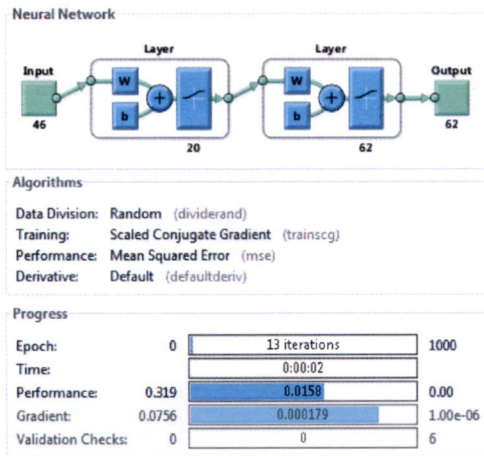
4.3.2 ขั้นตอนวิธีของการฝึกสอน

กระบวนการฝึกสอน (Training Algorithm) เป็นวิธีการที่ใช้สอนโครงข่ายเพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าความคลาดเคลื่อนให้ลู่เข้าหาคำตอบได้อย่างถูกต้องวิธี ในการศึกษารั้งนี้ใช้กระบวนการฝึกสอน 3 วิธี ได้แก่ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) บีเอฟจีควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) และการลู่เข้าสู่เกรเดียนที่ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ โดยแบ่งข้อมูลสำหรับการฝึกฝนเป็น 90% และข้อมูลสำหรับกาทดสอบอีก 10 %

4.3.2.1 สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient)

วิธีสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการหนึ่งของวิธีคอนจูเกตกราเดียน ซึ่งกลุ่มการเรียนรู้แบบคอนจูเกตกราเดียนจะเข้าถึงคำตอบที่ต้องการได้รวดเร็วกว่าแบบเดสเซนต์ เพราะมีการค้นหาเส้นทางก่อนแต่การค้นหาเส้นทางใหม่ในแต่ละรอบมีการคำนวณที่ซับซ้อนและใช้เวลาในการคำนวณมาก วิธีการสเกลคอนจูเกตกราเดียนเป็นวิธีการเรียนรู้ที่ลดเวลาในการค้นหาเส้นทาง และลดจำนวนทรัพยากรที่ใช้ในการคำนวณหรืออีกนัยหนึ่งการฝึกฝนทั่วไปจะมุ่งไปที่ปรับอัตราการเรียนรู้แต่การฝึกฝนนี้จะมุ่งหาขนาดในการขยับแต่ละครั้ง

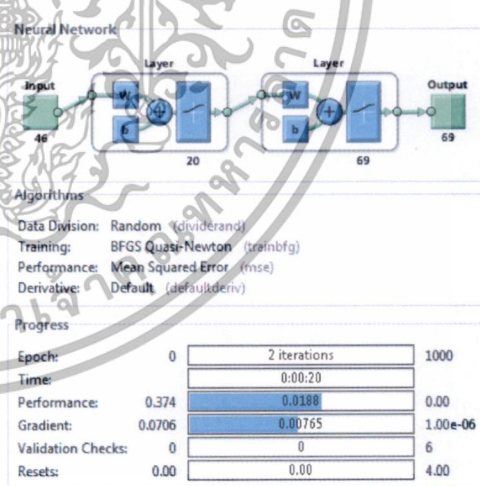
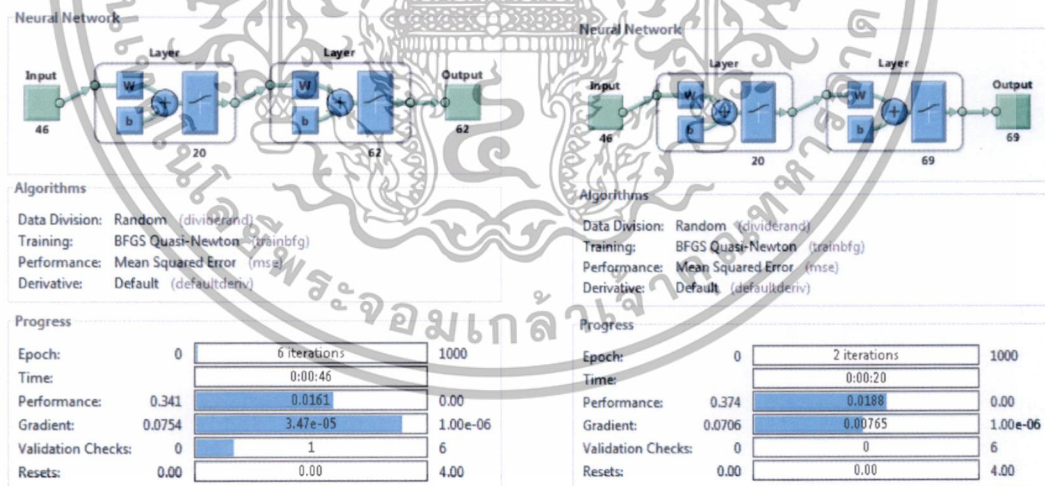
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 กระบวนการฝึกสอนสเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) ในการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

4.3.2.2 สเกลบีเอฟจีควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton)

บีเอฟจี ควอซี-นิวตันหรือวิธีนิวตัน เป็นวิธีการหนึ่งของคอนจูเกตกราเดียนจะเข้าสู่คำตอบที่ต้องการได้เร็วกว่าแบบเดสเซนต์ วิธีนิวตันนี้จะทำการประมาณค่าฟังก์ชันกำลังสอง (Quadratic function) โดยใช้ฟังก์ชันเส้นตรง (Linear function) แทนวัตถุดิบประสงค์คือการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน $F(X)$ โดยทั่วไปวิธีการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน

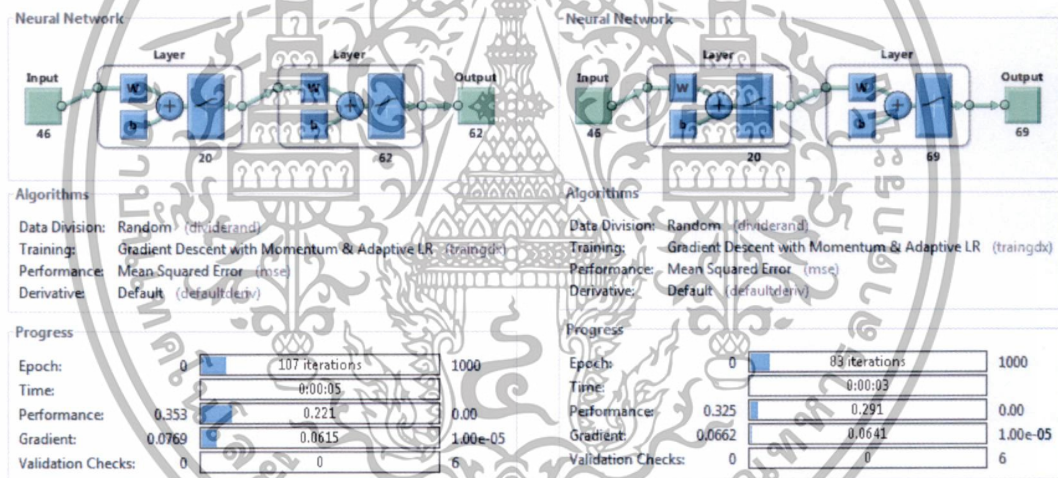


รูปที่ 4.13 กระบวนการฝึกสอนสเกลบีเอฟจี ควอซี-นิวตัน (BFG Quasi-Newton) ในการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2.3 การลู่เข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนต์และการปรับอัตราการเรียนรู้ (traingdx)

การฝึกฝนแบบนี้จะเป็นการฝึกฝนที่น้ำหนักและค่า Bias จะถูกปรับจากผลของค่า Mean Square Error ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างของเป้าหมายกับค่าเอาท์พุทของข่ายงาน องค์กรประกอบของข่ายงานหรือค่าพารามิเตอร์ที่สามารถปรับค่าได้ คือ c_i หรือ σ_i และ w_{ij} เป็นเป้าประสงค์ของการปรับค่าต่าง ๆ คือต้องการให้ระบบลด Mean Square Error ($E(n)$) และเนื่องจาก mse เป็นสมการกำลังสอง และ เอาท์พุทเป็นฟังก์ชันต่อเนื่อง สามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ทุกจุด ค่าตอบที่ดีที่สุดคือ ค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ mse มีค่าต่ำสุด การเปลี่ยนค่าอัตราการเรียนรู้จะต้องดูจากสภาพแวดล้อมทั่วไปด้วย ถ้าอัตราการเรียนรู้มากขึ้นแต่ผลการเรียนรู้ค่อนข้างคงที่ อัตราการเรียนรู้ก็จะถูกเพิ่มขึ้นไปอีก แต่ถ้าเพิ่มอัตราการเรียนรู้แล้วความคลาดเคลื่อนลดลง อัตราการเรียนรู้ก็จะถูกลดลงจนกระทั่งความคลาดเคลื่อนค่อนข้างคงที่ อีกทั้งต้องการให้รูปแบบการฝึกฝนมีความรวดเร็วมากขึ้นจึงมีการใช้โมเมนต์เข้ามาช่วยโดยการเปลี่ยนน้ำหนักให้เท่ากับผลรวมสัดส่วนระหว่างน้ำหนักสุดท้ายที่เปลี่ยนกับน้ำหนักที่ต้องการเปลี่ยน ขนาดของการเปลี่ยนน้ำหนักขึ้นกับค่าโมเมนต์ที่ตั้งไว้ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 โมเมนต์ใช้หลักการของ Low pass filter ซึ่งจะใช้ ค่าคงที่โมเมนต์, η ในการกรองเอาความถี่สูงออกไป

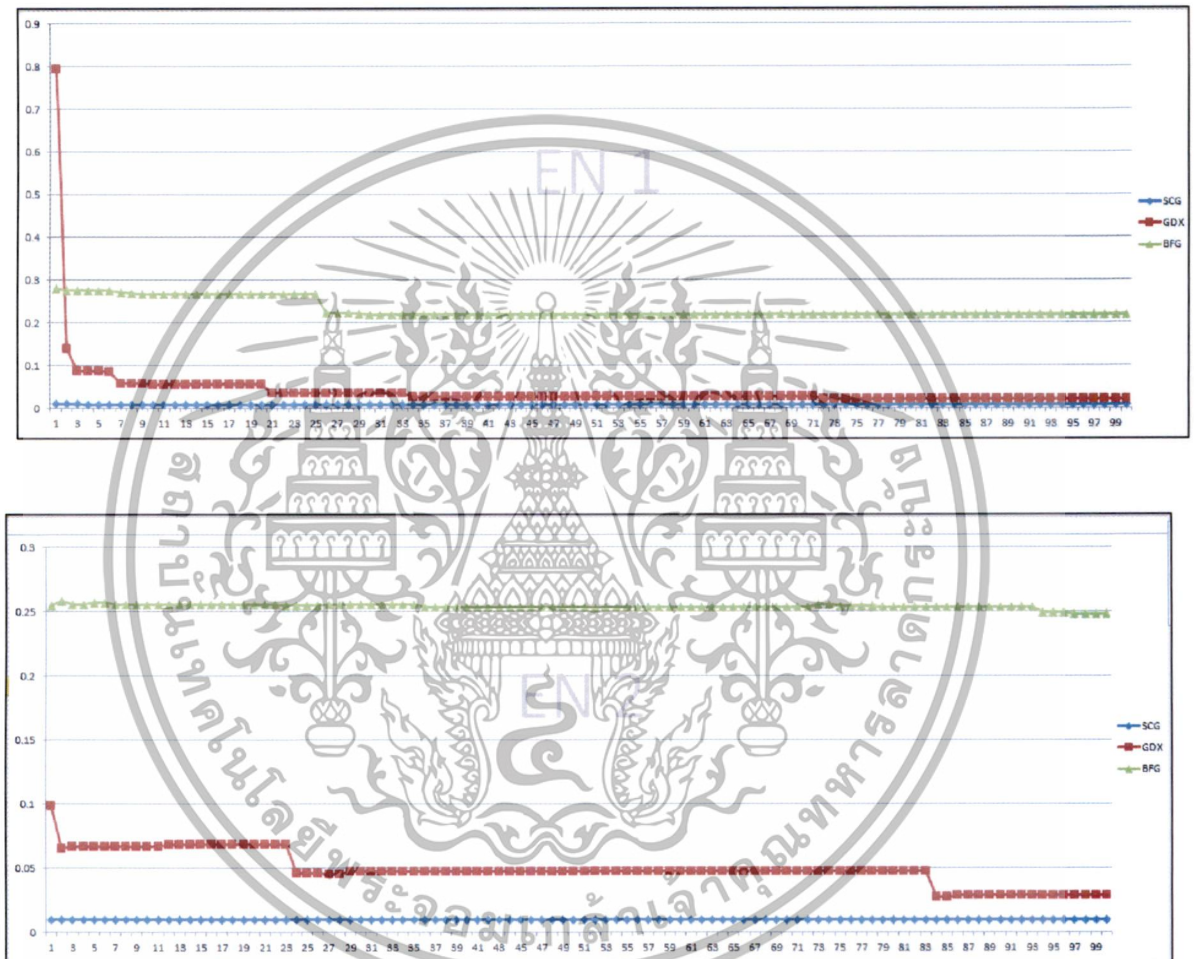


รูปที่ 4.14 กระบวนการฝึกสอนการลู่เข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนต์และการปรับอัตราการเรียนรู้ (traingdx) ในการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

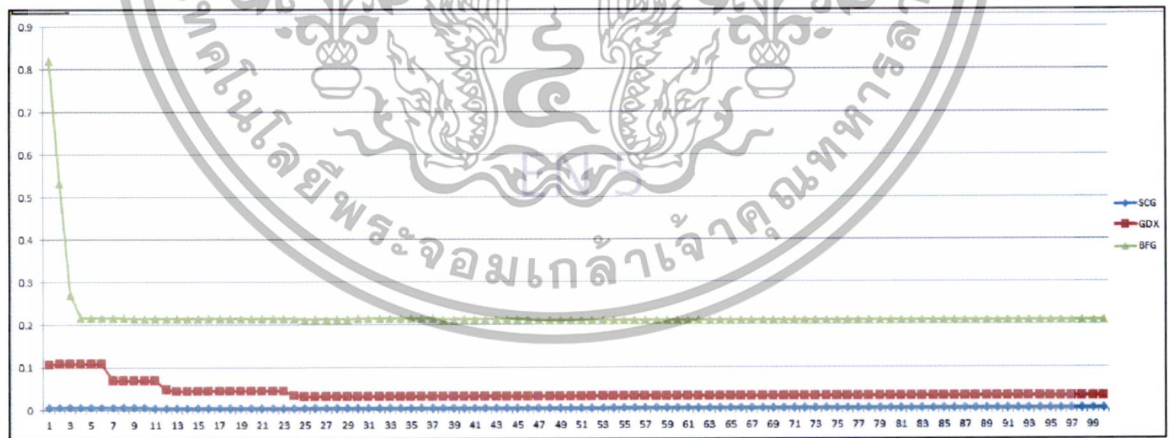
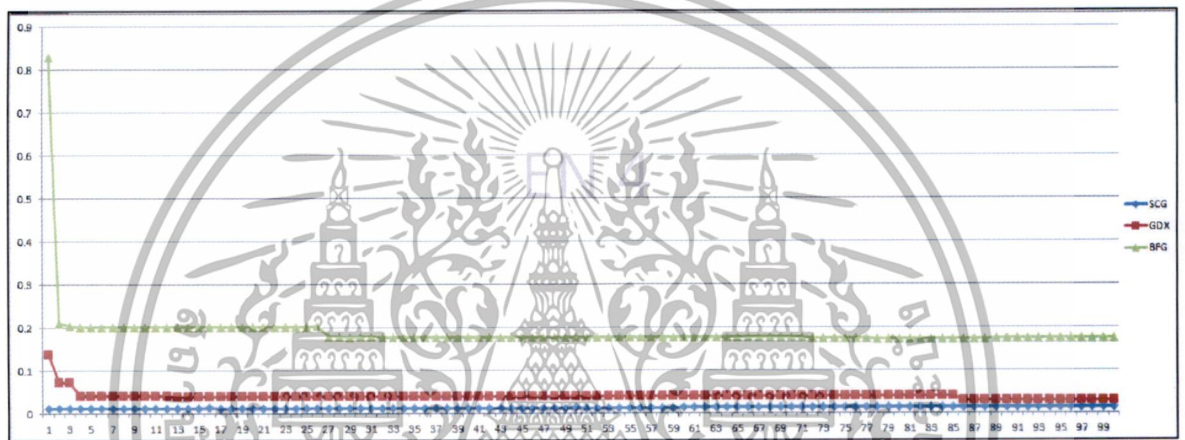
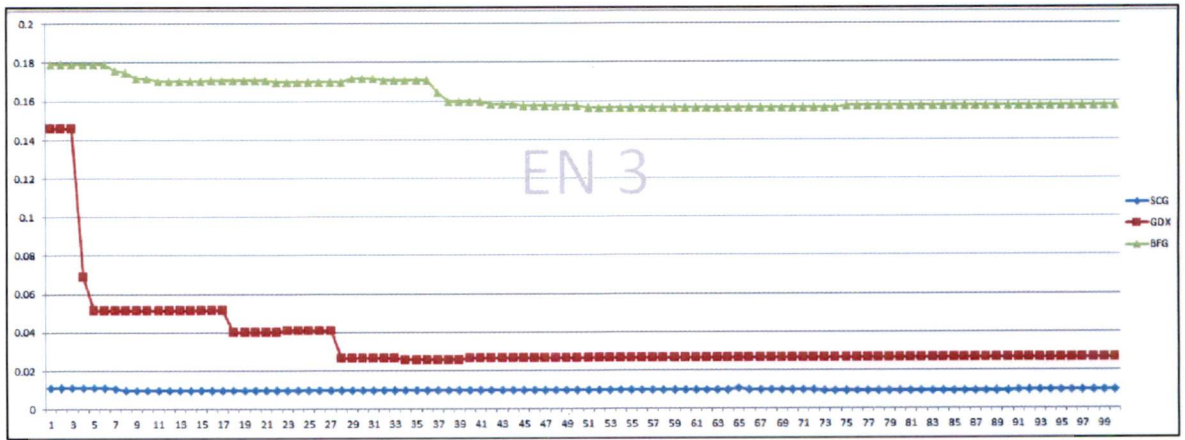
4.4 ผลการทดลอง

ในการทดลองแบ่งออกเป็น การทดสอบเรื่องความแม่นยำและการทดสอบเรื่องความเร็วและ แต่การทดสอบแบ่งการเรียนรู้ออกเป็น 3 แบบ ได้แก่ สเกลคอนจูเกตกราเดียน (Scale Conjugate Gradient) บีเอฟจีควอสินิวตัน (BFG Quasi-Newton) และการลู่อู่เข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนต์และการปรับอัตราการเรียนรู้ และแบ่งออกเป็น ทั้งภาษาอังกฤษ และ ภาษาไทย จำนวน 5 ครั้ง ซึ่งได้ผลลัพธ์ทางในรูปแบบกราฟดังที่แสดงในรูปที่ 4.15



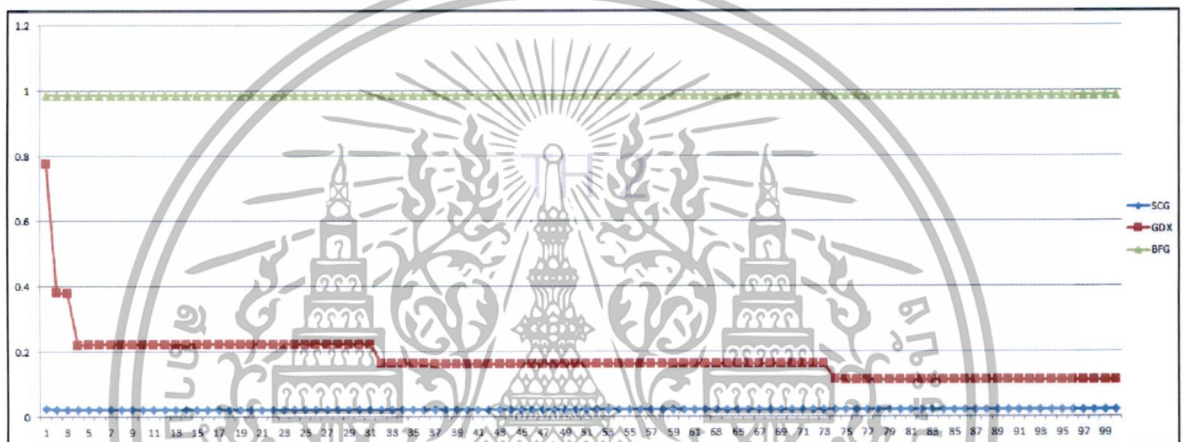
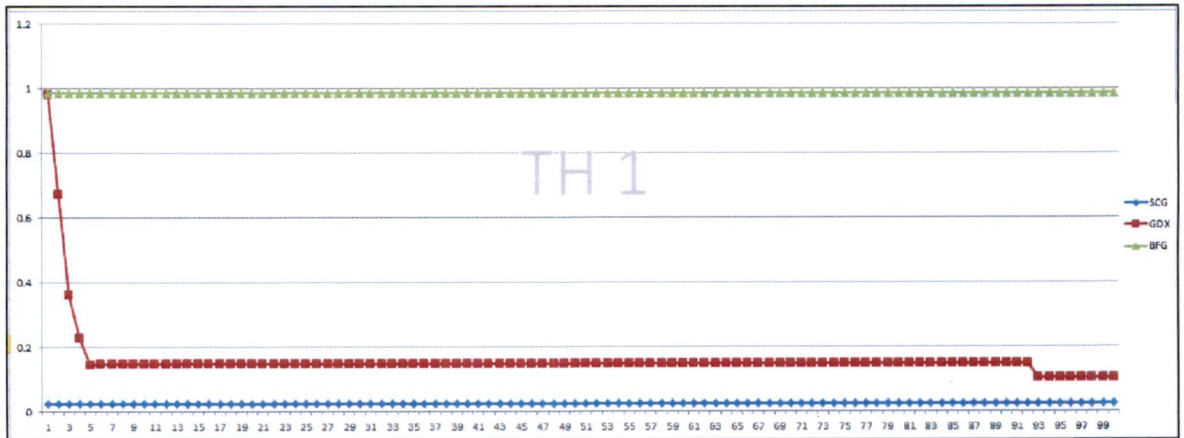
รูปที่ 4.15 กราฟการลู่อู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำทั้งภาษาอังกฤษครั้งที่ 1 และ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



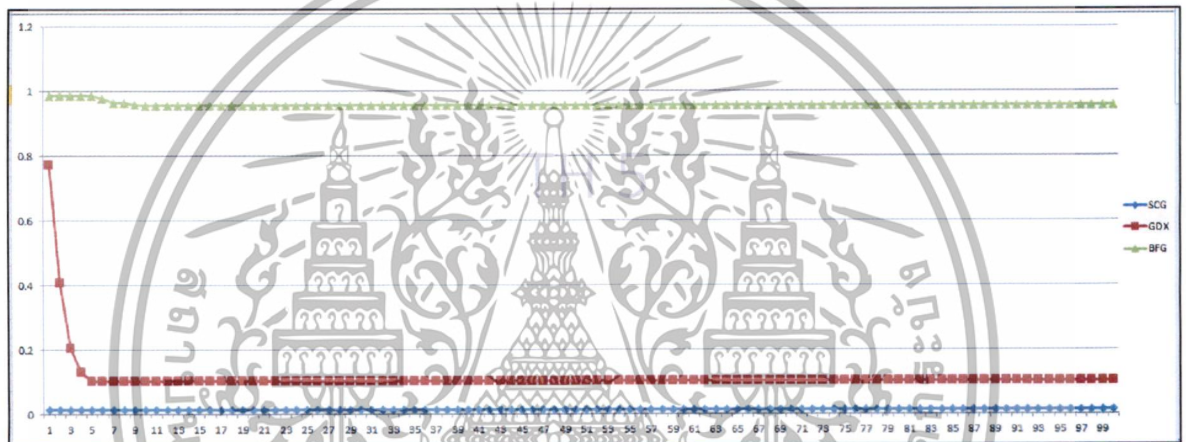
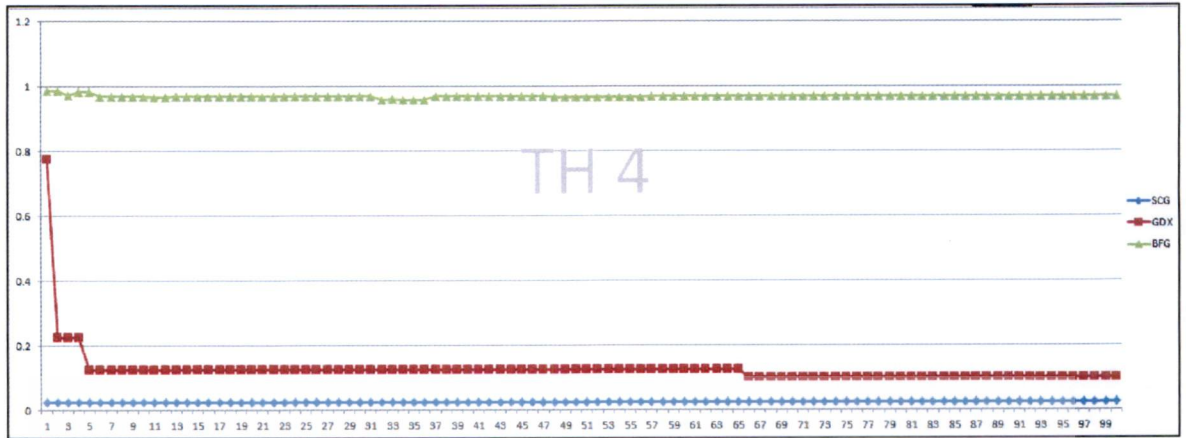
รูปที่ 4.16 กราฟการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำทั้งภาษาอังกฤษครั้งที่ 3 4 และ 5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 1.17 กราฟการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาไทยครั้งที่ 1 2 และ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 1.18 กราฟการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของระบบรู้จำภาษาไทยครั้งที่ 4 และ 5

จากรูปที่ 4.15, 4.16, 4.17 และ 4.18 กราฟจะลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของการรู้จำภาษาไทย และภาษาอังกฤษจำนวน 5 ครั้ง เส้นกราฟที่แสดงมีจำนวน 3 สี สีฟ้า หมายถึง การเรียนด้วยวิธีสเกลคอนจูเกตกราดิเียน (trainscg) สีแดง หมายถึง การเรียนรู้ด้วยวิธีลู่เข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนต์ และการปรับอัตราการเรียนรู้ (traingd) และ สีเขียว หมายถึง การเรียนรู้ด้วยวิธีสเกลปีเอฟจี คิวอินิวตัน(traingd) จากรูปข้างต้นสามารถแสดงผลในรูปของตัวเลขโดยการวัดความผิดพลาดและเวลาได้ ตามตารางที่ 4.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงความแสดงการผิดพลาด และเวลาของการรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

Language	Algorithm	ERROR (%)					AVG
		1	2	3	4	5	
EN	SCG	0.8	0.95	1	1.4	0.5	0.93
EN	GDX	2.1	2.85	2.65	2.9	3.15	2.73
EN	BFG	22	24.8	15.75	17.45	21.05	20.21
TH	SCG	2.4517	2.3309	1.6908	2.4155	1.4372	2.06522
TH	GDX	10.435	11.208	11.123	9.9517	10.423	10.62814
TH	BFG	98.551	98.551	98.551	96.957	95.652	97.6524

Language	Algorithm	Time (s)					AVG
		1	2	3	4	5	
EN	SCG	15.9405	15.6073	16.9628	16.6469	17.0166	16.43482
EN	GDX	22.7117	22.1276	21.4945	18.645	19.0461	20.80498
EN	BFG	923.1702	934.7809	909.9332	873.6513	890.8361	906.47434
TH	SCG	99.7167	91.3673	96.2209	86.065	98.7553	94.42504
TH	GDX	118.8838	134.8017	107.8561	101.9863	102.0307	113.11172
TH	BFG	50.1601	1261.7905	50.8983	4428.928	8850.0424	2927.36386

จากตารางที่ 4.1 พบว่าการเรียนรู้ภาษาอังกฤษและภาษาไทยด้วยวิธี สเกลคอนจูเกตกราเดียน (trainscg) ให้ข้อผิดพลาดโดยเฉลี่ยต่ำสุด คือ 0.93% และ 2.06% และใช้เวลาในการประมวลผลเฉลี่ยที่ 16.43 และ 94.42 วินาที ตามลำดับ

จากผลที่ได้ดังกล่าว จะเห็นได้ว่าไม่ว่าจะเป็นการเรียนรู้ที่เป็นภาษาอังกฤษ หรือ ภาษาไทย จะมีแนวโน้มของผลลัพธ์ให้ค่าไปในแนวทางเดียวกันดังนี้ การลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมของ Scale Conjugate Gradient ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดและสามารถเข้าสู่ค่าที่เหมาะสมได้ไว ความแม่นยำสูง และใช้เวลาในการประมวลผลน้อย การลู่เข้าสู่แกรเดียนท์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ต้องใช้เวลาระยะหนึ่งจึงจะลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสม ความแม่นยำและเวลาประมวลผลอยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกับ Scale Conjugate Gradient ส่วน BFG, Quasi-Newton หากติด Local Minima จะทำให้เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมได้ยาก การแม่นยำน้อยและใช้เวลาประมวลผลนานมากซึ่งนับว่าไม่เหมาะสมนำมาประยุกต์เป็นอย่างยิ่ง

4.5 สรุปผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ แสดงถึงกระบวนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทซึ่งประกอบไปด้วย สเกลคอนจูเกต กราเดียน Scale Conjugate Gradient, BFG Quasi-Newton และการลู่เข้าสู่แกรเดียนท์ด้วยโมเมนตัม และการปรับอัตราการเรียนรู้ประยุกต์กับกระบวนการรู้จำตัวอักษรในภาษาไทยและภาษาอังกฤษ การวิเคราะห์และวัดผลนั้น แบ่งออกเป็น 3 ส่วน คือ ตรวจสอบในเรื่องของการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสม ตรวจสอบความแม่นยำและตรวจสอบความเร็วในการประมวลผล ซึ่งผลจากการทดลองพบว่า ตรวจสอบในเรื่องการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสม สเกลคอนจูเกตกราเดียนสามารถลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมได้เร็วในช่วงเริ่มต้น ส่วนวิธีการลู่เข้าสู่แกรเดียนท์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ั้นในระยะแรกจะยังไม่เข้าใกล้ค่าความเหมาะสม แต่แนวโน้มการลู่เข้าสู่ค่าที่เหมาะสมในระยะหลังให้ผลดีมาก ซึ่งหากเทียบกับบีเอฟจิคิวอลสินิวตัน จะเห็นได้ชัดว่าหากเริ่มต้น ขั้นตอนบีเอฟจิคิวอลสินิวตันได้ค่า Local minimum แล้ว จะทำให้การลู่เข้าสู่เหมาะสมเป็นไปได้ยาก เช่นเดียวกันเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนเวลาสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์อื่นใดโดยไม่ได้รับอนุญาตจากเจ้าของลิขสิทธิ์ หรือ ต้องการอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กับการเปรียบเทียบเรื่องการตรวจสอบความแม่นยำ พบว่า Scale Conjugate Gradient มีความแม่นยำสูงกว่า การลู่เข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ และ BFG Quasi-Newton และสุดท้ายการตรวจสอบเรื่องความเร็วในการประมวลผล พบว่า Scale Conjugate Gradient ใช้เวลาน้อยกว่า การลู่เข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ และ BFG Quasi-Newton ดังนั้น ข้อสรุปโดยรวมจากผลการทดลอง คือ กระบวนการฝึกสอนโดย Scale Conjugate Gradient กับการลู่เข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ให้ผลในเรื่องของการลู่เข้าสู่ค่าเหมาะสม อัตราความแม่นยำ และความเร็วในการประมวลได้ใกล้เคียงกันมาก จึงเห็นสมควรแก่การนำมาขึ้นตอนวิธีทั้งสองนี้ไปประยุกต์ใช้และพัฒนาาระบบรู้จำตัวอักษรนี้ต่อไปได้ หากเทียบกับ BFG Quasi-Newton ที่ไม่เหมาะกับงานที่มีความซับซ้อนในการนำเอามาพัฒนาต่อ เนื่องจากให้อัตราความแม่นยำต่ำ ใช้เวลานาน และ เกิด Local Minimum



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี

5.1 การออกแบบระบบงาน

5.1.1 อินเทอร์เฟซของแอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี

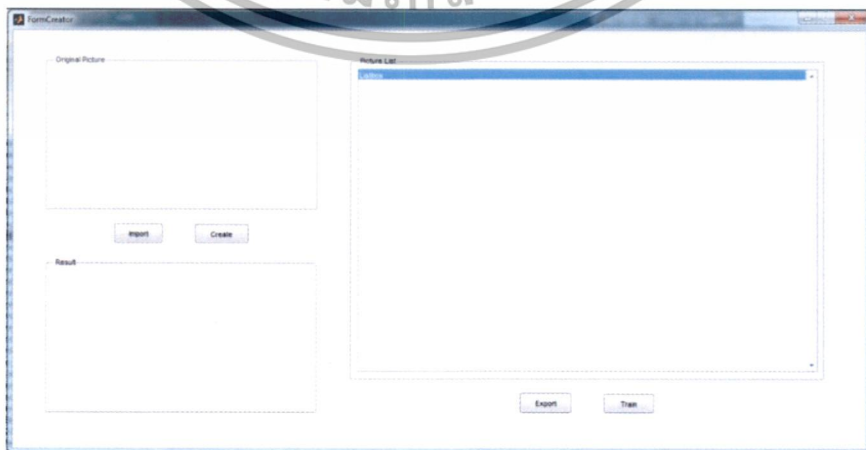
แอปพลิเคชันนี้ประกอบด้วย 3 รายการหลัก ได้แก่ รายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) และรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu) ดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 หน้ารายการหลัก (Main Menu)

5.1.1.1 รายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu)

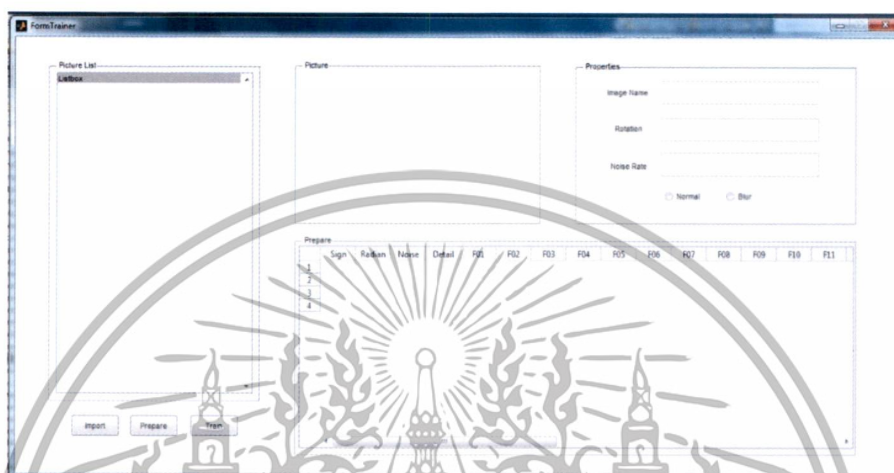
รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 4 ฟังก์ชันย่อย คือ ฟังก์ชันนำเข้า (Import Function) สำหรับรับอินพุตไฟล์ประเภทภาพ ฟังก์ชันสร้างรูปภาพ (Create Function) สำหรับสร้างชุดไฟล์ภาพในการเรียนรู้ ฟังก์ชันส่งออก (Export Function) เพื่อจัดเก็บชุดไฟล์ภาพในรูปแบบการซิปไฟล์ (.zip) และฟังก์ชันเรียนรู้ (Train Function) เพื่อไปยังรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer) ดังรูปที่ 5.2



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่รูปที่ 5.2 หน้ารายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) โยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.1.1.2 รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu)

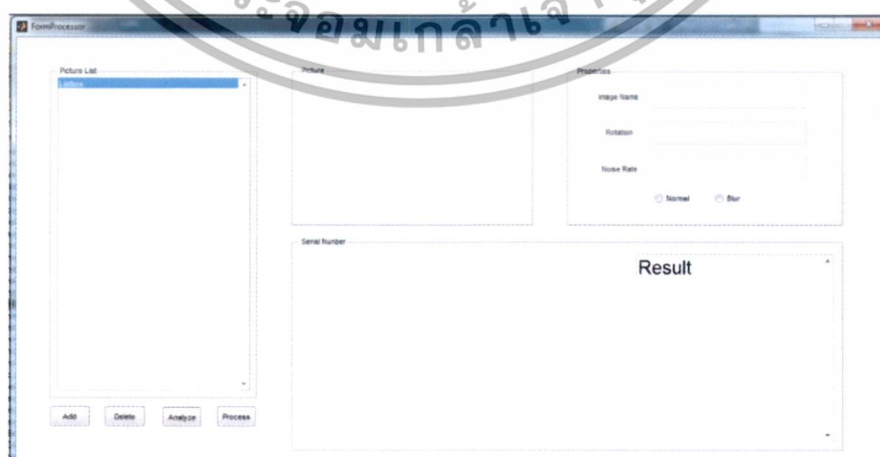
รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 3 ฟังก์ชันย่อย คือ ฟังก์ชันนำเข้า (Import Function) สำหรับรับอินพุตชุดไฟล์ภาพที่ถูกซิปไฟล์ไว้ (.zip) ฟังก์ชันเตรียมข้อมูล (Prepare Function) สำหรับเตรียมข้อมูลก่อนการเรียนรู้โดยจะนำภาพแต่ละรูปมาทำการสกัดออกมาเป็น 30 คุณลักษณะ และ ฟังก์ชันเรียนรู้ (Train Function) นำข้อมูลที่ได้จากการสกัดไปทำการเรียนรู้โดยวิธีโครงข่ายประสาท (Neural Network) และโครงข่ายประสาทที่ประยุกต์กับฟัซซี่ลอจิก (Nearo Fuzzy) ดังรูปที่ 5.3



รูปที่ 5.3 หน้ารายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu)

5.1.1.3 รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu)

รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 4 ฟังก์ชันย่อย ฟังก์ชันเพิ่มภาพ (Add Function) สำหรับนำไฟล์ภาพที่ต้องการมาประมวลผล ฟังก์ชันลบภาพ (Delete Function) สำหรับนำรายการไฟล์ภาพที่ไม่ต้องการออก ฟังก์ชันวิเคราะห์ภาพ (Analyze Function) สำหรับทำการวิเคราะห์ภาพเบื้องต้น และฟังก์ชันประมวลผล (Process Function) สำหรับนำข้อมูลที่ทำการวิเคราะห์มาทำการประมวลผลเพื่อหาหมายเลขซีเรียล (Serial Number) บนไอซี ดังรูปที่ 5.4



รูปที่ 5.4 หน้ารายการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu)

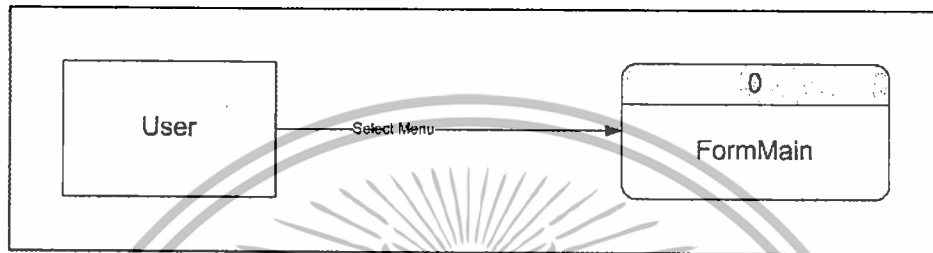
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.1.2 ขั้นตอนการออกแบบ

ในการศึกษาและทดลองแอปพลิเคชันได้ใช้ DFD (Dataflow Design Diagram) เข้ามาช่วยวิเคราะห์และออกแบบซึ่งประกอบไปด้วย

5.1.2.1 Context Diagram

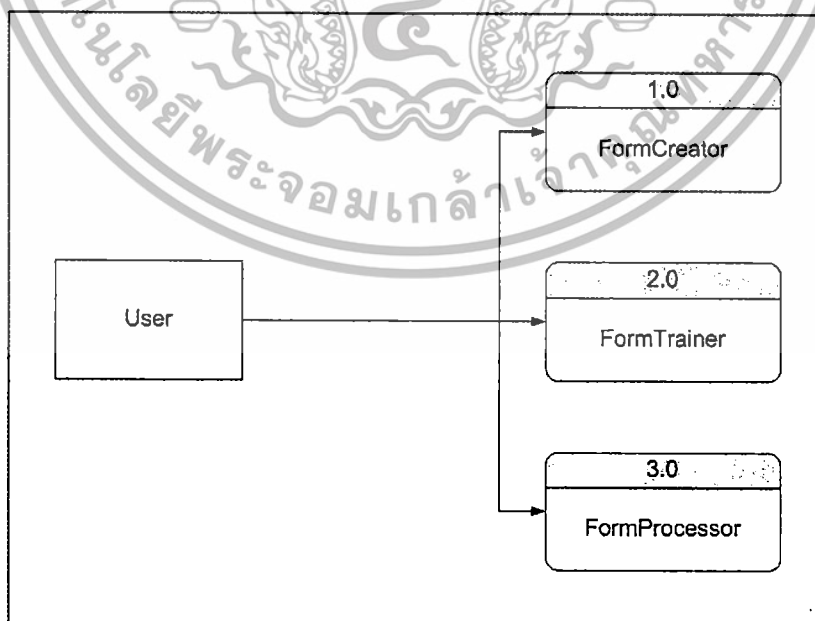
คอนเท็กซ์ไดอะแกรมเป็นการอธิบายเป็นไดอะแกรมแผนภาพที่ใช้อธิบายระบบงานแบบกว้าง ๆ ว่ามีบุคคลที่เกี่ยวข้องกับระบบตลอดจนการแสดงถึงการเข้าออกของข้อมูลจากระบบซึ่งถือได้ว่าเป็นไดอะแกรมระดับสูง



รูปที่ 5.5 Context Diagram แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี

จากรูปที่ 5.5 คือ กระแสข้อมูลระดับ 0 (DFD Level 0) แสดงถึงหน้าหลักของแอปพลิเคชันเพื่อเป็นอินเตอร์เฟซสำหรับเลือกรายการต่าง ๆ ประกอบไปด้วย รายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) และรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu)

5.1.2.2 DFD Diagram Level 1

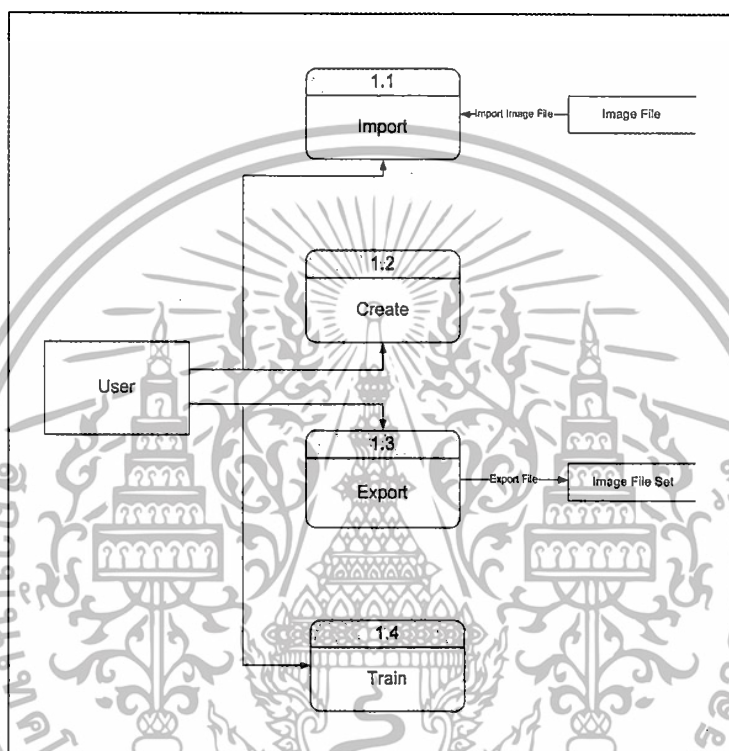


รูปที่ 5.6 DFD Diagram Level 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

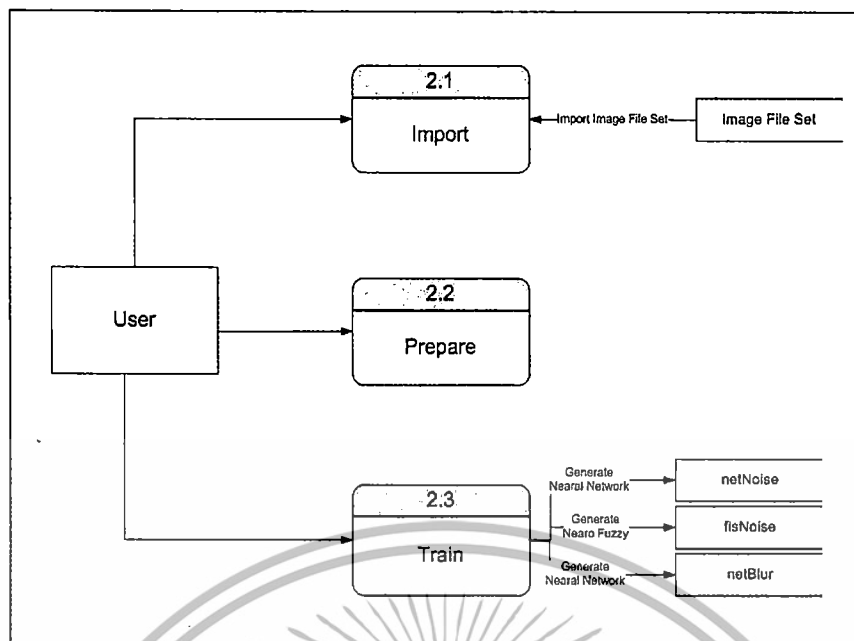
จากรูปที่ 5.6 คือ กระแสข้อมูลระดับ 1 (DFD Level 1) แสดงถึงหน้าหลักของแอปพลิเคชัน เพื่อเป็นอินเทอร์เน็ตสำหรับเลือกรายการต่าง ๆ ประกอบไปด้วย 1.0 แสดงถึงรายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) 2.0 รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) และ 3.0 แสดงถึงรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu)

5.1.2.3 DFD Diagram Level 2



รูปที่ 5.7 DFD Diagram Level 2 ของ Form Creator

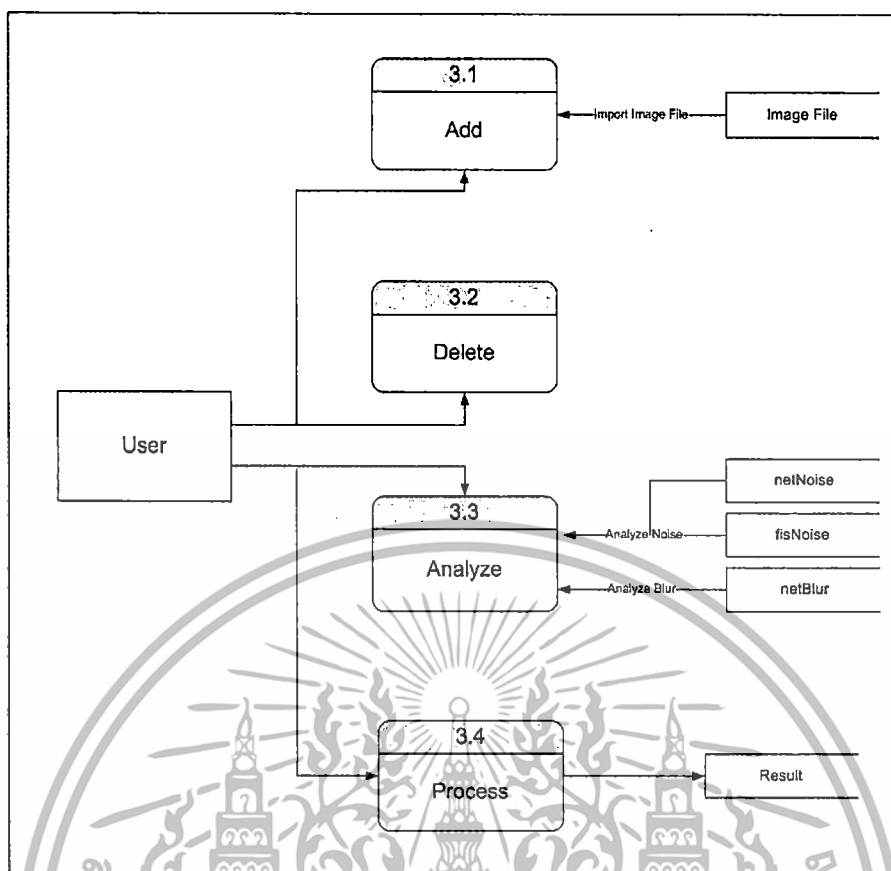
จากรูปที่ 5.7 กระแสข้อมูลระดับ 2 (DFD Level 2) ของ 1.0 หรือ Form Creator รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 4 ฟังก์ชันย่อย คือ 1.1 ฟังก์ชันนำเข้า (Import Function) สำหรับรับอินพุตไฟล์ประเภทภาพโดยดึงข้อมูลจาก Data Storage เพื่อประมวลผล 1.2 ฟังก์ชันสร้างรูปภาพ (Create Function) สำหรับสร้างชุดไฟล์ภาพในการเรียนรู้ 1.3 ฟังก์ชันส่งออก (Export Function) เพื่อจัดเก็บชุดไฟล์ภาพในรูปแบบการซิปไฟล์ (.zip) ยัง Data Storage และ 1.4 ฟังก์ชันเรียนรู้ (Train Function) เพื่อไปยังรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer)



รูปที่ 5.8 DFD Diagram Level 2 ของ Form Trainer

จากรูปที่ 5.8 กระแสข้อมูลระดับ 2 (DFD Level 2) ของ 2.0 หรือ Form Trainer รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 3 ฟังก์ชันย่อย คือ 2.1 ฟังก์ชันนำเข้า (Import Function) สำหรับรับ อินพุตชุดไฟล์ภาพที่ถูกบีบไฟล์ไว้ (.zip) จาก Data Storage 2.2 ฟังก์ชันเตรียมข้อมูล (Prepare Function) สำหรับเตรียมข้อมูลก่อนการเรียนรู้โดยจะนำภาพแต่ละรูปมาทำการสกัดออกมาเป็น 30 คุณลักษณะ และ 2.3 ฟังก์ชันเรียนรู้ (Train Function) นำข้อมูลที่ได้จากการสกัดไปทำการเรียนรู้ โดยวิธีโครงข่ายประสาท (Neural Network) และโครงข่ายประสาทที่ประยุกต์กับฟัซซีลอจิก (Neuro Fuzzy) โครงข่ายที่ทำการเก็บ Data Storage ได้แก่ netNoise ที่ได้จากการฝึกฝนด้วยผลลัพธ์ของ Noise ใน Neural Network ส่วน fisNoise ได้จากฝึกฝนผลลัพธ์ของ Noise ใน Anfis และ netBlur ที่ได้จากการฝึกฝนด้วยผลลัพธ์ของ Blur ใน Neural Network

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.9 DFD Diagram Level 2 ของ Form Processor

จากรูปที่ 5.9 กระแสข้อมูลระดับ 2 (DFD Level 2) ของ 3.0 หรือ Form Processor รายการนี้แบ่งการทำงานเป็น 4 ฟังก์ชันย่อย 3.1 ฟังก์ชันเพิ่มภาพ (Add Function) สำหรับนำไฟล์ภาพที่ต้องการโดยดึงข้อมูลจาก Data Storage เพื่อประมวลผล 3.2 ฟังก์ชันลบภาพ (Delete Function) สำหรับนำรายการไฟล์ภาพที่ไม่ต้องการออก 3.3 ฟังก์ชันวิเคราะห์ภาพ (Analyze Function) สำหรับทำการวิเคราะห์ภาพเบื้องต้น ได้แก่ วิเคราะห์หาองศาการหมุน (Rotate) โดยการสกัดคุณลักษณะ ประเมินอัตราสิ่งรบกวน (Noise) ด้วยการดึงข้อมูลนำโครงข่าย netNoise และ fisNoise และประเมินความเลือนรางโดยใช้ netBlur จาก Data Storage และ 3.4 ฟังก์ชันประมวลผล (Process Function) สำหรับนำข้อมูลที่ทำการวิเคราะห์มาทำการประมวลผลเพื่อหาหมายเลขซีเรียล (Serial Number) บนไอซี

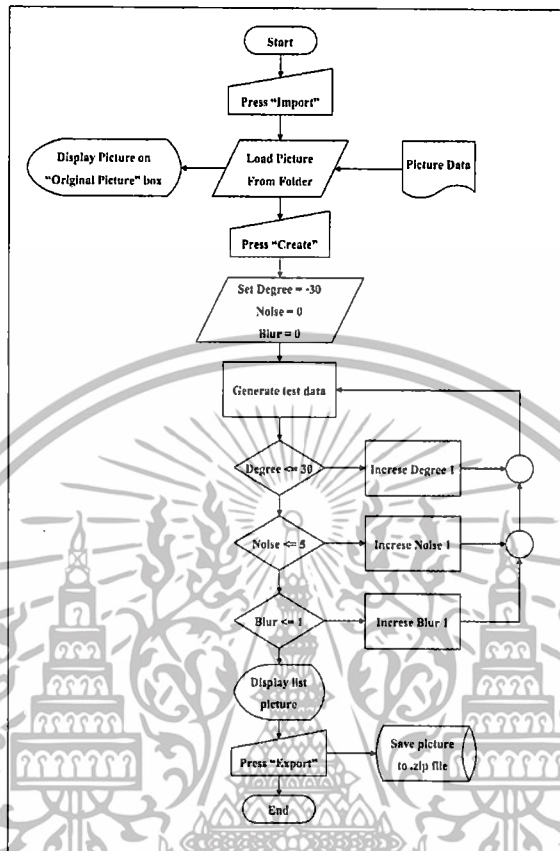
5.1.3 คุณลักษณะที่ใช้สำหรับการสกัดภาพไอซี

คุณลักษณะที่ 1 ถึง 5 ความหนาแน่นตามแนวอน คุณลักษณะที่ 6 ถึง 9 ความหนาแน่นตามแนวตั้ง คุณลักษณะที่ 10 ถึง 19 ความหนาแน่นตามแนวทแยง คุณลักษณะที่ 20 ถึง 23 ด้านขวา ระยะห่างจากกรอบด้านซ้าย ระยะห่างจากกรอบด้านขวา ระยะห่างจากกรอบด้านบน ระยะห่างจากกรอบด้านล่าง คุณลักษณะที่ 24 ถึง 25 ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในแกน X ตำแหน่งของจุดศูนย์กลางในแกน Y คุณลักษณะที่ 26 องศาการหมุนของภาพ คุณลักษณะที่ 27 ถึง 30 กรอบรูปทั้ง 4 ด้านของจุดที่สนใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 Flow chart ของโปรแกรม

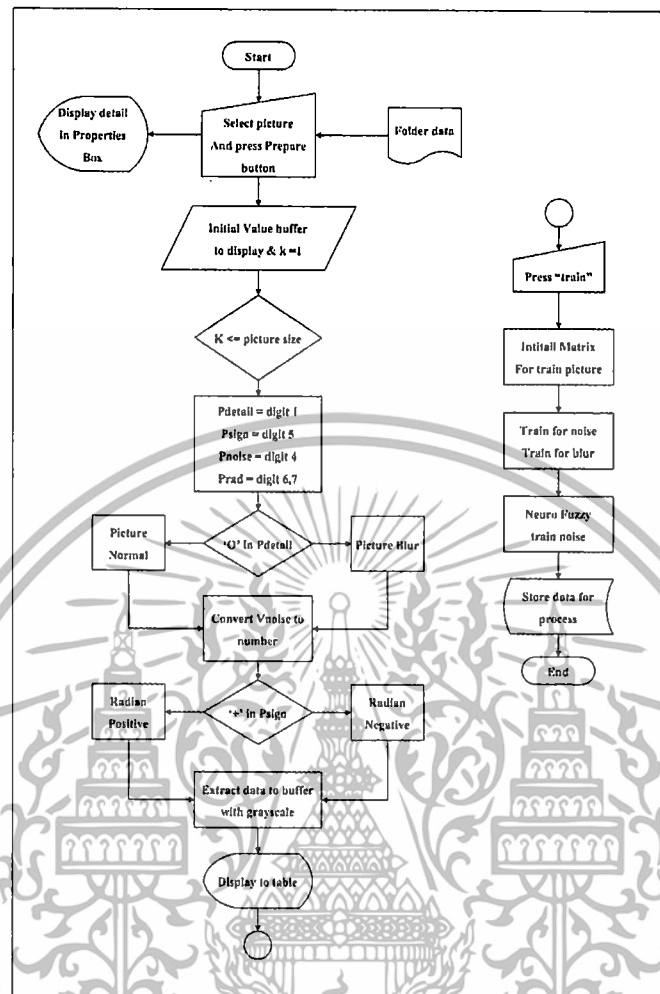
5.2.1 Form Creator



รูปที่ 5.10 Flow Chart Form Creator

จากรูปที่ 5.10 เมื่อเริ่มต้นโปรแกรม ผู้ใช้งานจะต้องนำรูปภาพเข้ามาประมวลผลในโปรแกรมโดยการกดปุ่ม "Import" โปรแกรมจะแสดง Dialog Box สำหรับเลือกรูปภาพ เมื่อเลือกรูปภาพแล้ว โปรแกรมจะแสดงรูปที่เลือกบน Form จากนั้นให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม "Create" เพื่อให้โปรแกรมทำการสร้างรูปภาพสำหรับประมวลผล โดยใช้ปัจจัยที่ต่างกัน คือ องศาหมุนของภาพ ค่าสิ่งรบกวน และค่าความเลือนรางจะได้ภาพสำหรับประมวลผลทั้งหมด 732 ภาพ จากนั้นให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม "Export" โปรแกรมจะทำการส่งออกรูปภาพเพื่อไปบันทึกในเครื่องเป็นนามสกุล .zip

5.2.2 Form Train

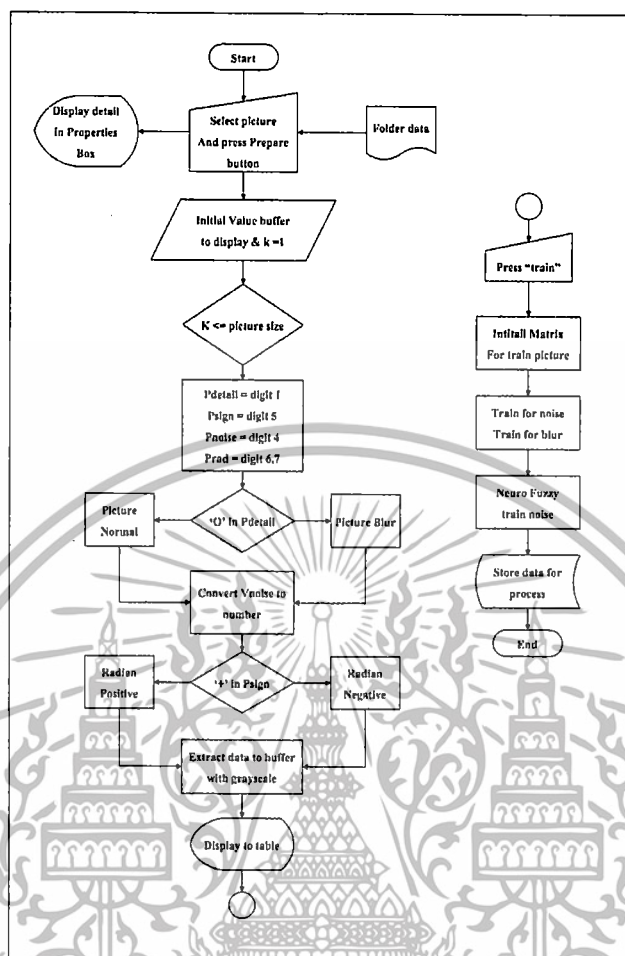


รูปที่ 5.11 Flow Chart From Train

รูปที่ 5.11 เมื่อผู้ใช้งานกดปุ่ม "Import" เพื่อนำเข้าไฟล์ .zip ที่ได้สร้างไว้ในขั้นตอนก่อนหน้า โปรแกรมจะแสดงรายการรูปภาพทั้งหมดพร้อมรายละเอียด จากนั้นให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม "Prepare" โปรแกรมจะทำการสกัด (extract) รูปภาพโดยการดึงค่าของรูป อัตราสีรบกวนและความเคื่อนรางจากชื่อรูป จากนั้นประมวลผลและนำค่ามาแสดงในตารางด้านล่าง เมื่อโปรแกรมประมวลผลเสร็จให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม "Train" เพื่อให้โปรแกรมทำการ train noise และ train blur รูปภาพ จากนั้นโปรแกรมจะบันทึกรูปภาพที่ผ่านการ train แล้วลงในเครื่อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2.3 Form Processor



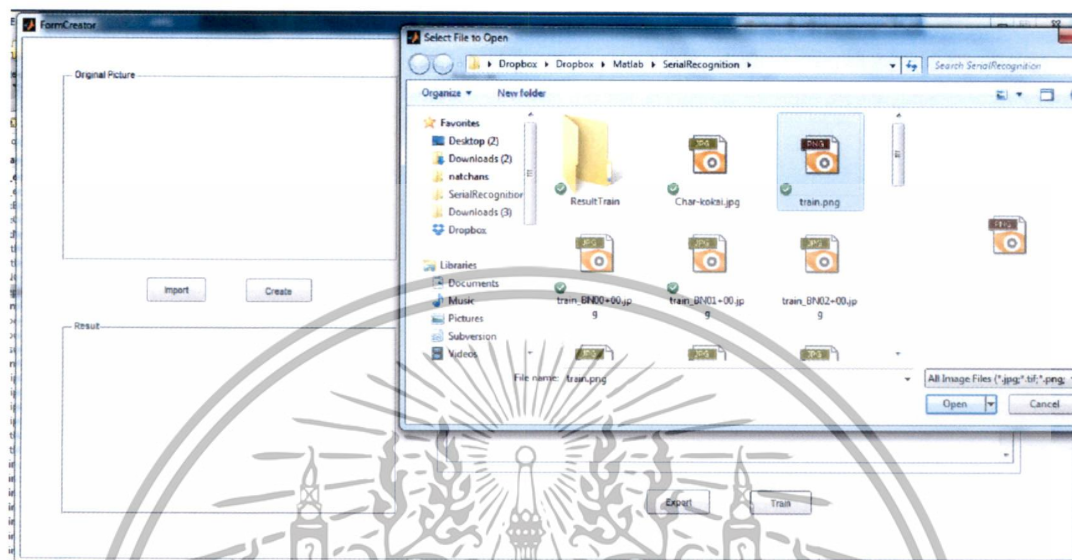
รูปที่ 5.12 Flow Chart From Processor

จากรูปที่ 5.12 เมื่อผู้ใช้งานกดปุ่ม "Add" เพื่อนำเข้ารูปภาพที่ผ่านการ Train แล้วเข้ามาในโปรแกรม จากนั้นให้กดปุ่ม "Analyze" เพื่อทำการ analyze ภาพทั้งหมดที่เลือกเข้า จากนั้นโปรแกรมจะทำการคำนวณองศาของรูป อัตราสิ่งรบกวน และความถี่ของรูปภาพ จากนั้นผู้ใช้งานกดปุ่ม "Process" เพื่อทำการประมวลผลตัวอักษรที่อยู่บนภาพที่ได้ทำการวิเคราะห์แล้ว

5.3 ผลการออกแบบ

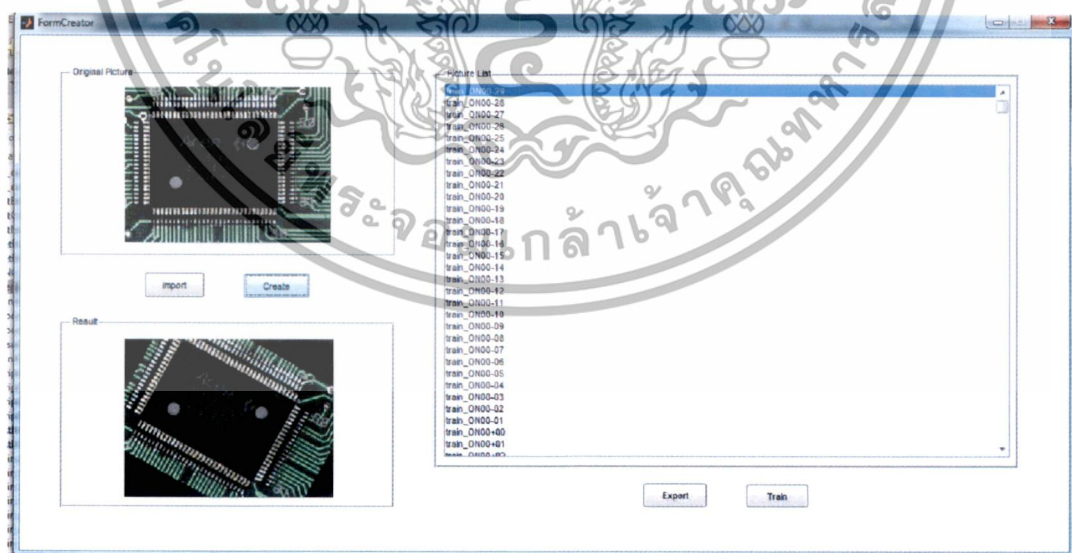
5.3.1 ฟังก์ชันการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator)

เมื่อเริ่มต้นโปรแกรม ผู้ใช้งานกดปุ่ม Import เพื่อนำเข้ารูปภาพ



รูปที่ 5.13 ผลลัพธ์ของ Import Function ใน Form Creator

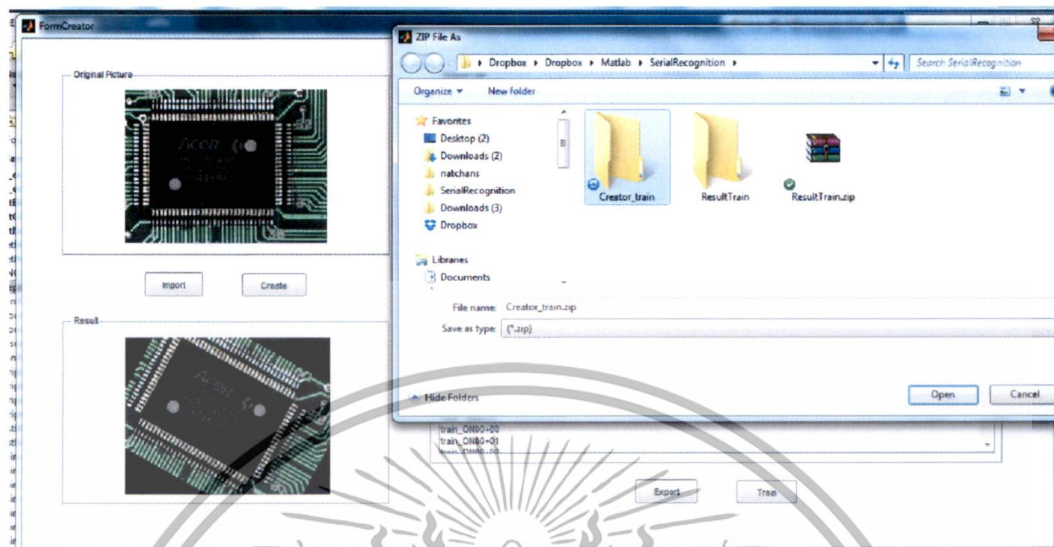
หลังจากนำเข้ารูปภาพแล้ว ให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม Create เพื่อสร้างรูปที่มีองค์ประกอบต่าง ๆ กันเพื่อใช้สำหรับ Analyze ในขั้นตอนต่อไป



รูปที่ 5.14 ผลลัพธ์ของ Create Function ใน Form Creator

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

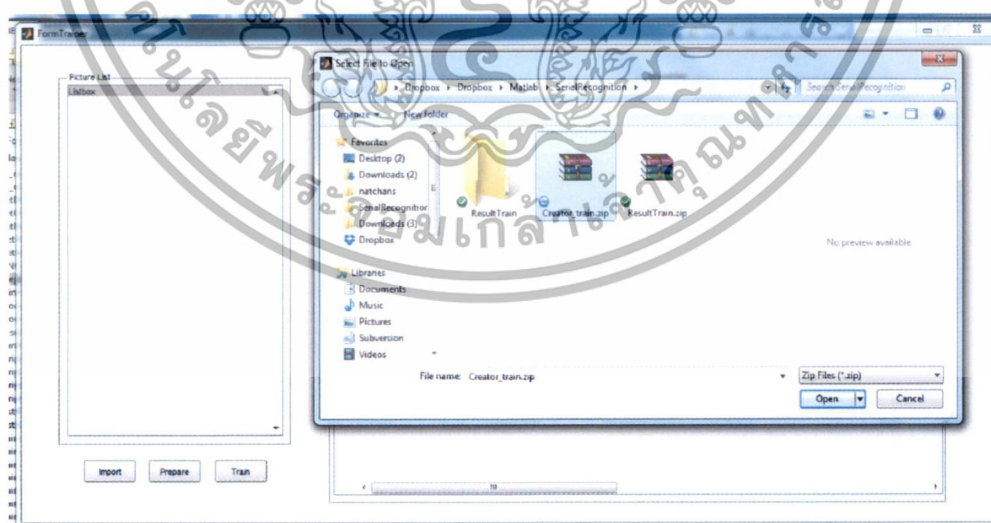
เมื่อทำการสร้างรูปภาพทดลองเสร็จ ให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม Export เพื่อบันทึกรูปภาพที่สร้างมาทั้งหมดเป็นไฟล์ .zip



รูปที่ 5.15 ผลลัพธ์ของ Export Function ใน Form Creator

5.3.2 ฟังก์ชันการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer)

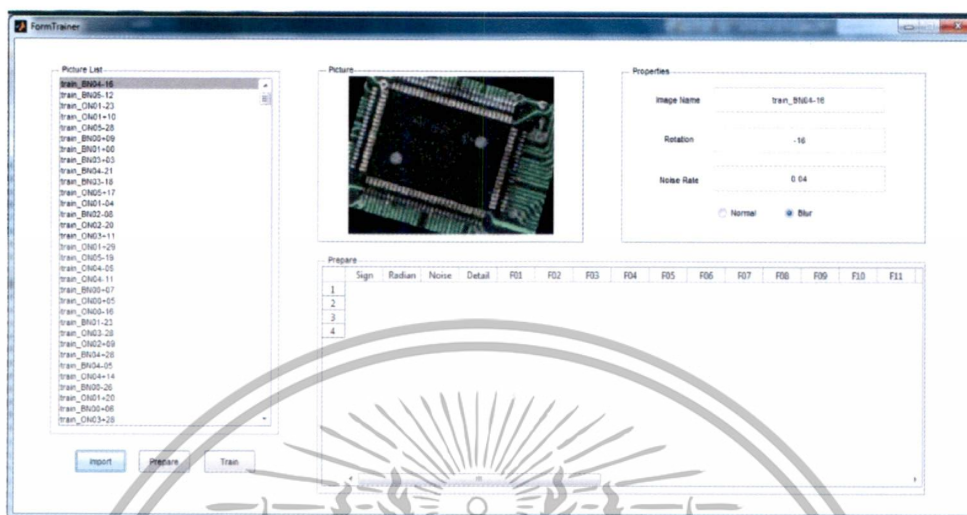
ผู้ใช้งานเปิดฟอร์มสำหรับ Trainer จากนั้นกดปุ่ม Add เพื่อนำเข้ารูปภาพจากไฟล์ .zip ที่ได้สร้างไว้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้



รูปที่ 5.16 ผลลัพธ์ของ Import Function ใน Form Trainer

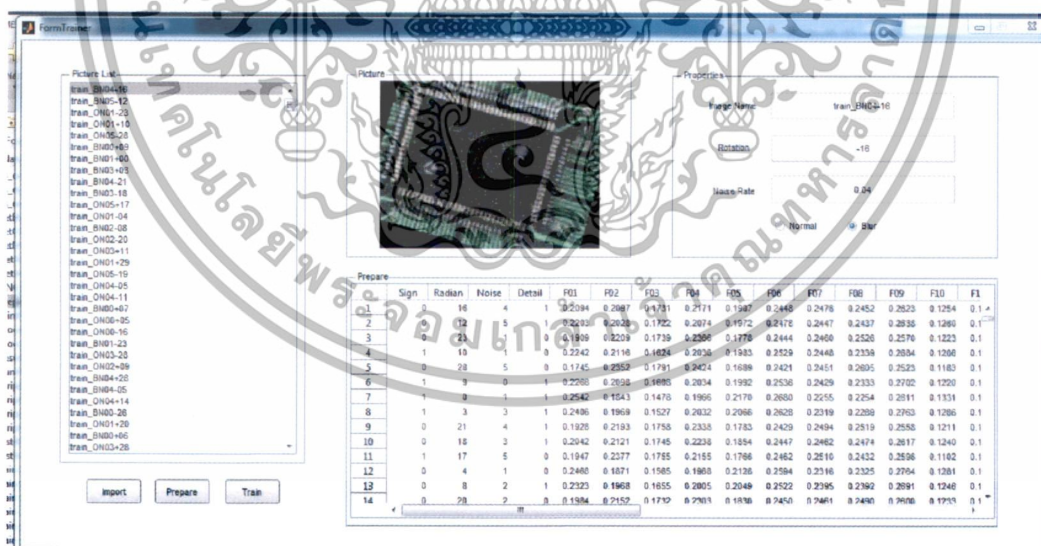
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อนำเข้าไฟล์ .zip แล้ว โปรแกรมจะแสดงรายชื่อไฟล์ทั้งหมดที่ช่องทางด้านซ้ายมือ จากนั้นให้ผู้ใช้งานกดปุ่ม Prepare เพื่อทำการ extractor รูปภาพโดยจะทำการวิเคราะห์รูปภาพแล้วแสดงรายละเอียดมุม ค่าความเบลอและค่า noise ลงในตาราง



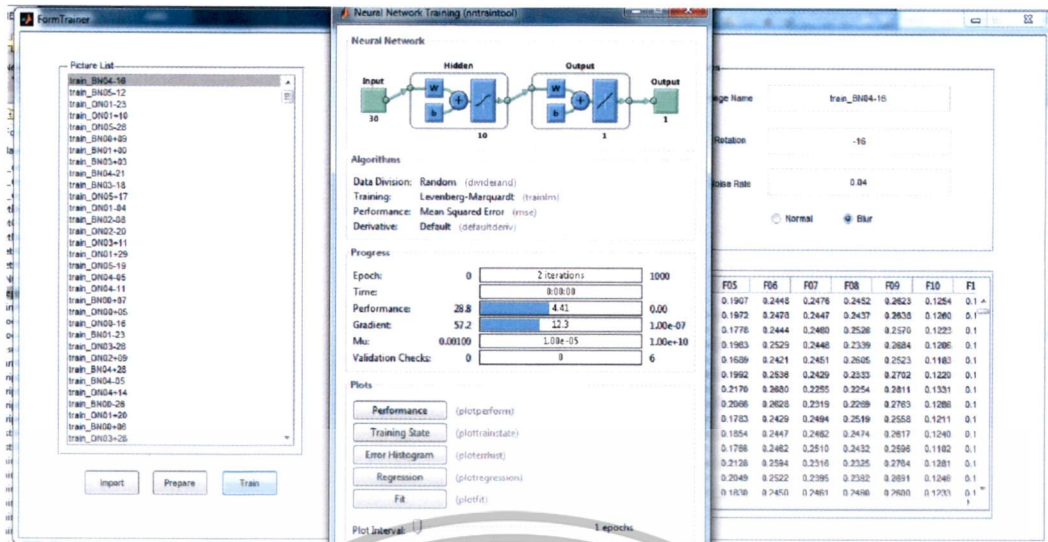
รูปที่ 5.17 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Import Function ใน Form Trainer

เมื่อทำการ extract รูปภาพออกมาเป็นรายละเอียดตามตารางแล้ว ให้ผู้ใช้งานเลือกรูปภาพในตารางจากนั้นกดปุ่ม train เพื่อทำการวิเคราะห์รูปภาพและจัดเก็บเป็นไฟล์ไว้ในเครื่อง



รูปที่ 5.18 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Prepare Function ใน Form Trainer

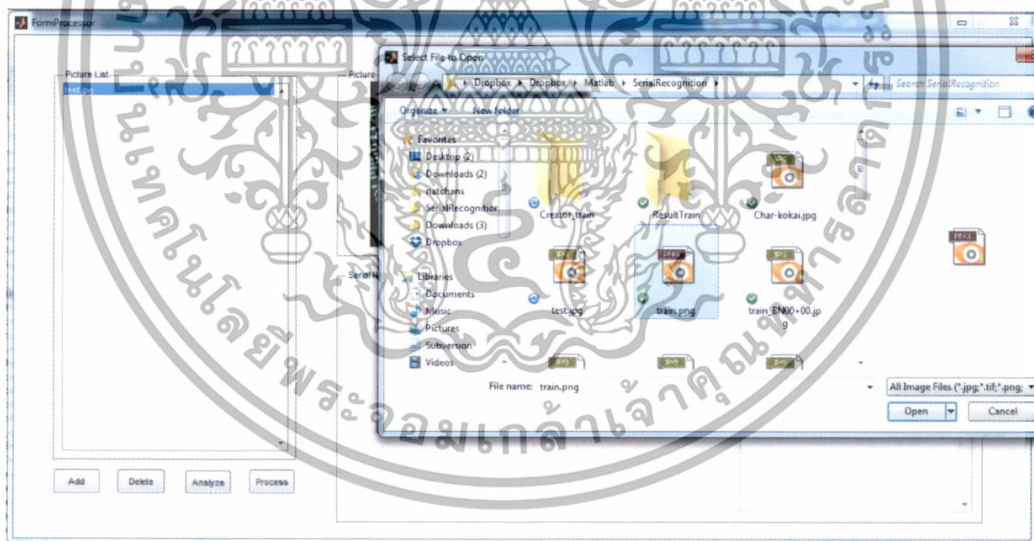
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.19 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Train Function ใน Form Trainer

5.3.3 ฟังก์ชันการประมวลผลของไอซี (Processor)

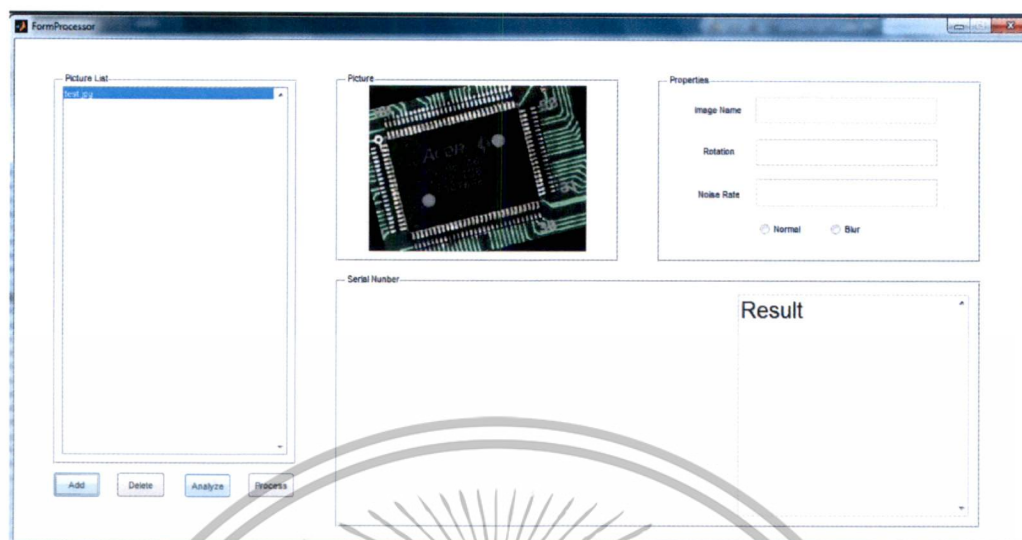
เมื่อผู้ใช้งานเปิดหน้าต่างสำหรับประมวลผล ให้กดปุ่ม Add เพื่อนำเข้ารูปภาพที่ได้ทำการ train ไว้แล้วในขั้นตอนก่อนหน้านี้



รูปที่ 5.20 ผลลัพธ์จาก Add Function ใน Form Processor สำหรับการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โปรแกรมจะแสดงรายชื่อของรูปภาพที่เลือกเข้ามา



รูปที่ 5.21 ภาพที่ต้องการทดสอบ ใน Form Processor

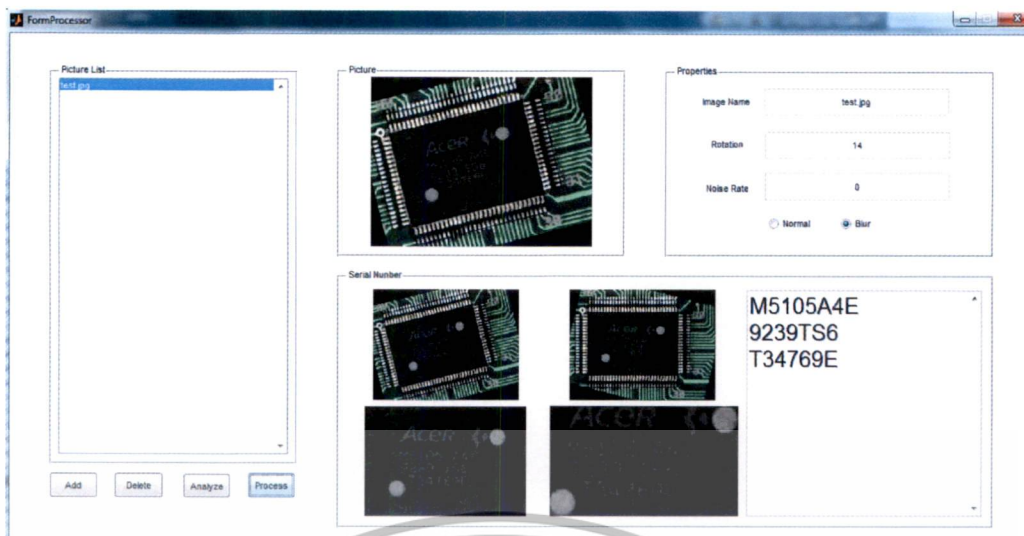
เมื่อผู้ใช้งานกดปุ่ม Analyze โปรแกรมจะทำการคำนวณความมองของรูป อัตราสิ่งรบกวน และความเลือนรางจากนั้นจะแสดงรายละเอียดบนโปรแกรม



รูปที่ 5.22 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Analyze Function ใน Form Processor

เมื่อผู้ใช้งานกดปุ่ม Process โปรแกรมจะทำการจัดการรูปภาพให้กลับมาอยู่ที่ 0 องศา แก่ไขภาพที่เลือนรางและนำสิ่งรบกวนออก จากนั้นทำการครอบภาพ (Crop) ภาพเพื่อใช้เฉพาะส่วนที่ต้องการ จากนั้นโปรแกรมจะวิเคราะห์ตัวอักษรภายในภาพและแสดงผลออกมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.23 ผลลัพธ์การประมวลผลภาพที่ได้จาก Process Function ใน Form Processor

5.4 สรุปผลการออกแบบ

แอปพลิเคชันนี้ แบ่งรายการทำงานออกเป็น 3 ส่วน รายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) และรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu) สำหรับรายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) สามารถสร้างข้อมูลที่ใช้การเรียนรู้ได้ $61 \times 6 \times 2 = 732$ แบบต่อหนึ่งรูปภาพ ประกอบไปด้วยภาพที่เกิดจากการหมุนแบบทวนเข็มนาฬิกาและตามเข็มนาฬิกาละ 30 องศา รวมเป็น 61 แบบ ภาพที่ใส่ต่อรายการรบกวนเพิ่มอีก 5 ระดับ รวมเป็น 6 แบบ และภาพที่เกิดจากเลือนราง รวมเป็น 2 แบบ ซึ่งชุดข้อมูลไฟล์ที่ได้จากการทำงานบนหน้ารายการนี้ จะสามารถจัดเก็บในรูปแบบของซิปไฟล์ (.zip) ข้อดีของรายการนี้ คือสามารถสร้างตัวอย่างของภาพในรูปแบบต่าง ๆ เพื่อใช้ในการเรียนรู้ ข้อจำกัดภาพตัวอย่างที่นำมาสร้างต้องมีพื้นที่ที่รอบรูปใหญ่กว่าพื้นที่ที่สนใจในการวิเคราะห์ เช่นนั้น เมื่อทำการหมุนภาพจะทำให้ข้อมูลภาพบางส่วนถูกตัดออกไป รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) สำหรับรายการนี้จะนำชุดไฟล์ภาพที่ได้จากการสร้างมาทำสกัด (Extract) ด้วย กับ ฟังก์ชันเตรียมข้อมูล (Prepare Function) โดยคุณลักษณะที่ได้จากการสกัดมีจำนวน 30 คุณลักษณะ เพื่อทำการวิเคราะห์หาการหมุน (Rotation) การรบกวน (Noise) และการเลือนราง (Blur) สำหรับ ฟังก์ชันการเรียนรู้ (Train Function) จะทำการเรียนรู้สำหรับการประมวลผลของโครงข่ายประสาท ประยุกต์เข้ากับฟัซซี่ลอจิก (Neuro Fuzzy) เพื่อวิเคราะห์การหมุน อัตราการรบกวนภาพ และการเลือนราง ข้อดีของรายการนี้ คือ สามารถทำการสกัดเรื่องการหมุนภาพได้ค่อนข้างแม่นยำ ส่วน ข้อจำกัด หากภาพที่นำมาเรียนรู้มีคุณภาพแย่มากเกินไปในลักษณะที่มนุษย์ยังไม่สามารถวิเคราะห์ได้ การเรียนรู้ของไฟล์ภาพนั้น จะเกิดความแม่นยำในการประมวลผลต่ำเช่นกัน และสุดท้ายรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu) รายการนี้เป็นรายการหลักสำหรับการตรวจสอบเริ่ม จากการนำข้อมูลเข้ามาได้ทั้งไฟล์เดียว (Single File) และหลายไฟล์ (Multiple File) สามารถเพิ่ม ไฟล์ด้วยกับ (Add Function) และนำรายการไฟล์ออกด้วย (Delete Function) เมื่อได้ไฟล์ที่ต้องการ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตรวจสอบจะเริ่มจากการทำการวิเคราะห์ภาพด้วยฟังก์ชันการวิเคราะห์ (Analyze Function) เพื่อหาลักษณะการหมุน อัตราการรบกวนภาพ และการเลือนราง ส่วนฟังก์ชันการประมวลผล (Process Function) จะนำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์ไปประมวลผลเพื่อหาผลลัพธ์ของการวิเคราะห์หมายเลขซีเรียลบนไอซี โดยจะมีภาพแสดงผลจากการปรับการถูกรบกวนการเลือนราง การหมุน และส่วนของภาพที่สนใจสำหรับวิเคราะห์ หลังจากนั้นจะนำภาพที่ได้มาตัดเอาตัวอักษรรายตัวมาทำการวิเคราะห์เพื่อผลลัพธ์ตัวอักษรบนหมายเลขไอซี ข้อดีสามารถแสดงผลจากการวิเคราะห์แบบรายขั้นตอนได้ สามารถเลือกไฟล์แบบหลายไฟล์เพื่อทำการประมวลผลในคราวเดียวได้ ข้อจำกัด หากรูปที่นำมาประมวลผลมีคุณภาพแยกว่ระดับสายตาที่มนุษย์วิเคราะห์ได้จะไม่สามารถประมวลผลได้เช่นกัน โดยภาพที่สามารถ Process ได้สมบูรณ์ มีอยู่ประมาณ 40 % ซึ่งภาพที่มีปัญหา คือภาพที่มีอัตราการเลือนรางและสิ่งรบกวนเป็นจำนวนมาก ทำให้ไม่สามารถตัดตัวอักษรออกเป็นรายตัวได้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 6

สรุปผลการวิจัย

6.1 การเปรียบเทียบระหว่างวิธีต้นไม้ตัดสินใจกับวิธีโครงข่ายประสาทสำหรับการสกัดคุณลักษณะในระบบรู้จำภาษาไทย

จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า คุณลักษณะที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรใน 2 งานวิจัยนี้ คือ การคัดเลือกคุณลักษณะที่ค่า Threshold เป็น 0.005 ซึ่งประกอบไปด้วย 13 คุณลักษณะดังที่ได้แสดงก่อนหน้านี และกลายเป็นชุดคุณลักษณะใหม่ที่ใช้ทดสอบความแม่นยำโดยใช้กระบวนการจำแนกประเภทข้อมูลเปรียบเทียบความถูกต้องระหว่างการใช้ Decision Tree (j48) และ Multilayer Perceptron ที่ Learning Rate เป็น 0.3 และ momentum = 0.3 ซึ่งผลการทดสอบปรากฏว่า ความถูกต้องเป็น 97.27% และ 99.20% ตามลำดับ จากผลลัพธ์ดังกล่าวของการจำแนกประเภทข้อมูลควรใช้ Multilayer Perceptron ดีกว่าเพราะให้อัตราความแม่นยำสูงกว่า Decision Tree (j48) ซึ่งวิธีการนี้จะเหมาะกับงานที่มีเอาท์พุทเป็นจำนวนมาก

6.2 การประเมินประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทสำหรับระบบรู้จำภาษาอังกฤษและภาษาไทย

ข้อสรุปโดยรวมจากผลการทดลอง คือ กระบวนการฝึกสอน โดย Scale Conjugate Gradient (trainscg) กับการลูเข้าสู่เกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ (trainidx) ให้ผลในเรื่องของการลูเข้าสู่ค่าที่เหมาะสม อัตราความแม่นยำ และความเร็วในการประมวลผลได้ใกล้เคียงกันมาก คือ มีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยภาษาอังกฤษและภาษาไทยของ trainscg คือ 0.93% และ 2.07% ตามลำดับ ส่วนเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยภาษาอังกฤษ และภาษาไทยของ trainidx คือ 2.73% และ 10.63% ตามลำดับ จึงเห็นสมควรแก่การนำมาขั้นตอนวิธีทั้งสองนี้ไปประยุกต์ใช้และพัฒนากระบวนการรู้จำตัวอักษรนี้ต่อไปได้ หากเทียบกับ BFG Quasi-Newton (trainbfg) ที่ไม่เหมาะกับงานที่มีความซับซ้อนในการนำเอามาพัฒนาต่อ เนื่องจากมีเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยภาษาอังกฤษและภาษาไทยของ trainbfg คือ 20.21% และ 97.65% ซึ่งให้อัตราความแม่นยำต่ำ ใช้เวลานาน และ เกิด Local Minimum

6.3 แอปพลิเคชันสำหรับการวิเคราะห์และรู้จำหมายเลขบนไอซี

แอปพลิเคชันนี้ แบ่งรายการทำงานออกเป็น 3 ส่วน รายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) และรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu) สำหรับรายการการสร้างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ (Creator Menu) ซึ่งชุดข้อมูลไฟล์ที่ได้จากทำงานบนหน้ารายการนี้จะสามารถจัดเก็บในรูปแบบของซิปไฟล์ (.zip) ข้อดีของรายการนี้ คือ สามารถสร้างตัวอย่างของภาพในรูปแบบต่างๆเพื่อใช้ในการเรียนรู้ ข้อจำกัดภาพตัวอย่างที่นำมาสร้างต้องมีพื้นที่ที่อื่นรอบรูปใหญ่กว่าพื้นที่ที่สนใจในการวิเคราะห์ มิเช่นนั้น เมื่อทำการหมุนภาพจะทำให้ข้อมูลภาพบางส่วนถูกตัดออกไป รายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Trainer Menu) ข้อดีของรายการนี้ คือ สามารถทำการสกัดเรื่องการหมุนภาพได้ค่อนข้างแม่นยำ ส่วนข้อจำกัด หากภาพที่นำมาเรียนรู้มีคุณภาพแย่มากเกินไปในลักษณะที่มนุษย์ยังไม่สามารถวิเคราะห์ได้ การเรียนรู้ของไฟล์ภาพนั้นจะเกิดความแม่นยำในการประมวลผลต่ำเช่นกัน และสุดท้ายรายการการเรียนรู้คุณลักษณะของไอซี (Processor Menu) ข้อดีสามารถแสดงผลจากการวิเคราะห์แบบรายชั้นตอนได้สามารถเลือกไฟล์แบบหลายไฟล์เพื่อทำการประมวลผลในคราวเดียวได้ ข้อจำกัด หากรูปที่นำมาประมวลผลมีคุณภาพแย่มากกว่าระดับสายตาที่มนุษย์วิเคราะห์ได้จะไม่สามารถประมวลผลได้เช่นกัน โดยภาพที่สามารถ Process ได้สมบูรณ์มีอยู่ประมาณ 40 % ซึ่งภาพที่มีปัญหา คือ ภาพที่มีอัตราการเลือนรางและสิ่งรบกวนเป็นจำนวนมาก ทำให้ไม่สามารถตัดตัวอักษรออกเป็นรายตัวได้

6.4 ข้อเสนอแนะ

ในอนาคตเราสามารถเลือกเอาระบวนการฝึกสอน Scale Conjugate Gradient กับการเข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ ซึ่งให้ความแม่นยำและใช้เวลาในการประมวลผลน้อย โดยการนำไปใช้ในจำแนกประเภทข้อมูลในระบบรู้จำตัวอักษร ซึ่งผู้วิจัยจะนำไปพัฒนาต่อไปโดยการหาคุณลักษณะที่มีผลต่อการรู้จำก่อนแล้วเลือกใช้กระบวนการฝึกสอน การเข้าสู่แกรเดียนต์ด้วยโมเมนตัมและการปรับอัตราการเรียนรู้ โดยทดลองปรับค่าโมเมนตัมและอัตราการเรียนรู้ให้มีความแม่นยำที่สูงสุดและใช้เวลาประมวลผลน้อยที่สุด

เอกสารอ้างอิง

- [1] โกวิท ปัญญาโสภณเลิศ. “เทคนิคการลดมิติข้อมูลสำหรับการรู้จำลายมือเขียนภาษาไทยแบบออฟไลน์.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิทยาศาสตร์คอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2551.
- [2] ชัยกร ยิ่งเสรี. “การรู้จำตัวอักษรภาษาไทยที่ไม่ขึ้นกับแบบอักษรโดยอาศัยความแตกต่างระหว่างตัวอักษรและขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. 2549.
- [3] ณัฐพล ตั้งสุรกิจ. “การรู้จำพยัญชนะตัวพิมพ์ไทยโดยลักษณะเด่นของความหนาแน่นตัวอักษรร่วมกับเส้นแถบ.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิชาวิศวกรรมโทรคมนาคม, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2548.
- [4] วิไลรัตน์ ชุ่มปิว. “เทคนิคการเลือกคุณลักษณะในการจำแนกเอกสารภาษาไทย.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์และสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ. 2553.
- [5] ชินพัฒน์ แก้วชินพร และ ณัฐกานต์ วงศ์สุโขโต. “การจำแนกประเภทข้อมูลด้วยเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจและการจัดกลุ่ม.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. 2553.
- [6] นฤพนธ์ ว่องประชาณุกุล. “วิธีที่เหมาะสมสำหรับการตัดกิ่งต้นไม้ตัดสินใจของการทำเหมืองข้อมูลทางด้านวิทยาศาสตร์.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิตสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี. 2548.
- [7] สุจิตรา อาวชันานุกุล. “การวิเคราะห์อัตราตอกของฝนจากภาพดอปเพลอร์เรดาร์.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์, มหาวิทยาลัยเชียงใหม่. 2551.
- [8] ศักดิ์ชาย ตั้งประเสริฐ. “การพัฒนาระบบจำแนกประเภทแบบทดสอบสำหรับผู้ทดสอบสุขภาพจิตด้วยเทคนิค Decision Tree ผ่าน Web Application แบบ AJAX.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยขอนแก่น. 2550.
- [9] วัลลภ บัวชุม. “การเปรียบเทียบเทคนิคการคัดเลือกคุณลักษณะที่เหมาะสมแบบ CFS และ Consistency เพื่อใช้การคาดการณ์ภาวะความล้มเหลวของธุรกิจไทยด้วยระบบนิโรฟฟิชี่.” วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยรังสิต. 2554.

[10] [Online]. Available : <http://www.halfbottle.net/wp/photography/resolution-02>

[11] [Online]. Available : <http://202.28.94.55/web/320417/2548/work1/g25>

[12] Jiawei Han and Micheline Kamber, “Data mining: concepts and techniques, Second Edition”, Morgan Kaufmann, 2005.

[13] Ian H. Witten and Eibe Frank, “Data Mining Practical Machine Learning Tools

and Techniques”, Second Edition”, Morgan Kaufmann, 2005.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่จัดทำขึ้นเพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น ไม่สามารถนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [14] Tom M. Mitchell, "Machine Learning", McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997
- [15] Zhikun Chen and Qing Wang. "Research of PCB image segmentation based on color features." **2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE)**, vol. 2, Aug. 2010. Pp. 543-545
- [16] Fang Lei, Jun Cheng, Siyu Guo and Feng Zhang "A locating algorithm based on OGHT for PCB mark orientation." **2010 International Conference on Information Networking and Automation (ICINA)**, vol. 1, Oct. 2010. Pp. 396-400
- [17] Wan Jiuqing and Li Xingshan. "PCB infrared thermal imaging diagnosis using support vector classifier." **Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002.**, vol. 4, 2002. Pp. 2718 - 2722
- [18] Shu-an Guan and Fenglin Guo. "A New Image Enhancement Algorithm for PCB Defect Detection." **2011 International Conference on Intelligence Science and Information Engineering (ISIE)**, vol. 1, Nov. Aug. 2011. Pp. 454 - 456
- [19] Hae-Won Oh, Jin-He Jung and Tae-Hyung Park. "Gerber-character recognition system of auto-teaching program for PCB assembly machines." **SICE 2004 Annual Conference**, vol. 1, Aug. 2004. Pp. 300- 305
- [20] Na Dong, Chun-Ho Wu, Wai-Hung Ip, Zeng-Qiang Chen and Kai-Leung Yung. "Chaotic species based particle swarm optimization algorithms and its application in PCB components detection." **Science Direct International Conference Expert Systems with Applications**, vol. 39, Issue 16, Nov. 2012. Pp. 12501-12511
- [21] N.S.S. Mar, P.K.D.V. Yarlagadda and C. Fookes. "Design and development of automatic visual inspection system for PCB manufacturing." **Science Direct International Conference of Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, vol. 27, Issue 5, Oct. 2011. Pp. 949-962
- [22] Young Jun Roh, Won Shik Park and Hyungsuck Cho. "Correcting image distortion in the X-ray digital to mosynthesis system for PCB solder joint inspection." **Science Direct International Conference of Image and Vision Computing**, vol. 21, Nov. 2003. Pp. 1063-1075
- [23] Wang Yigang, Fan Shengli and Cui Jialin. "An Improved OTSU Algorithm Used in Image Segmentation of Soft-PCB Image." **2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)**, vol. 1, May 2010. Pp. 571 - 574

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [24] W.K. Wong, X.H. Zeng, W.M.R. Au. "A decision support tool for apparel coordination through integrating the knowledge-based attribute evaluation expert system and the T—Sfuzzy neural network" **Science Direct International Conference Expert Systems with Applications**, vol. 36, Mar. 2009.Pp. 2377-2390
- [25] XueLijun , Su Wei and Liu Ying. "Research of BMP and PCB Image-position in the DigitalCircuit Fault Diagnosis System." **Pacific-Asia Conference on Circuits, Communications and Systems, 2009.**, vol. 1, May 2009.Pp. 281 - 284



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก

ข้อมูลการใช้ MATLAB

ก.1 ข้อมูล MATLAB เบื้องต้น

ก่อนที่จะใช้งาน MATLAB เพื่อเรียนรู้กระบวนการต่าง ๆ ของการประมวลผลภาพแบบดิจิทัล นั้น เราจำเป็นจะต้องทราบถึงการใช้งานคร่าว ๆ หรือ อีกนัยหนึ่งก็คือเราควรจะเรียนรู้เรื่อง การทำงานพื้นฐานภายใต้สภาพแวดล้อมของ MATLAB เสียก่อน ดังนั้น ผู้อบรมขอใช้เนื้อที่ไม่มากในการ แนะนำการใช้งาน MATLAB เบื้องต้นเฉพาะส่วนที่นำมาใช้งานกับการประมวลผลภาพดิจิทัลเท่านั้น สำหรับผู้ที่ต้องการศึกษารายละเอียดเชิงลึกของ MATLAB สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้จากหนังสือคู่มือ การใช้ MATLAB ที่มีจำหน่ายและเผยแพร่อยู่บนอินเทอร์เน็ตทั่วไป

MATLAB นั้นเป็นโปรแกรมทางการค้า ที่ชื่อของโปรแกรมมาจากคำว่า MATrixLABoratory (ปฏิบัติการทดลองโดยใช้เมตริกซ์) ซึ่งมีบริษัท Math Works เป็นเจ้าของและผู้จัดจำหน่าย MATLAB จัดเป็นโปรแกรมที่สามารถตอบสนองผู้ใช้และแสดงผลการคำนวณได้อย่างทันทีทันใด นอกจากนี้ ยังสามารถแสดงผลออกมาเป็นรูปภาพหรือกราฟได้อย่างง่ายดาย และเนื่องจากเป็นโปรแกรมที่มีการ พัฒนาอย่างต่อเนื่อง ทำให้ในปัจจุบันโปรแกรม MATLAB รุ่นใหม่ๆ จะมีฟังก์ชันต่าง ๆ หรือที่เรียก อีกชื่อหนึ่งว่า Toolbox ที่สามารถใช้วิเคราะห์งานประเภทต่างๆ ได้อย่างง่ายดาย สำหรับเวอร์ชันที่ เขียนใช้อยู่นั้นเป็นเวอร์ชัน 7.0 ซึ่งหลังจากที่เปิดโปรแกรมแล้ว โปรแกรมแสดงหน้าจอตั้งในรูปที่ ก.1 ซึ่งแสดงหน้าต่างย่อยต่าง ๆ ของโปรแกรม



รูปที่ ก.1 แสดงหน้าต่างย่อยของโปรแกรม MATLAB

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การใช้งาน MATLAB นั้น สามารถพิมพ์คำสั่งต่าง ๆ ลงในหน้าต่างในรูปที่ 1 แล้วสามารถดูผลที่เกิดขึ้นได้ทันที ซึ่งคำสั่งพื้นฐานของ MATLAB มีดังนี้

ตารางที่ ก.1 คำสั่งพื้นฐานใน MATLAB

quit or exit	ปิด โปรแกรม MATLAB และลบตัวแปรทั้งหมด
demo	แสดงตัวอย่างการใช้งาน MATLAB
who	แสดงตัวแปรทั้งหมดที่อยู่ใน workspace ของ MATLAB ในขณะนั้น
whos	แสดงตัวแปรทั้งหมดที่อยู่ใน workspace ของ MATLAB พร้อมทั้งขนาดของตัวแปร
bench	ทำการทดสอบความเร็วในการทำงานของคอมพิวเตอร์
lookfor	ทำการค้นหาที่อยู่ในเอ็มไฟล์
size()	ฟังก์ชันใช้หาขนาดของเมตริกซ์ ซึ่งจะคืนค่าเป็นเวกเตอร์ขนาด 2 มิติ
length()	ฟังก์ชันเพื่อหาขนาดของเวกเตอร์

ก.2 การประกาศตัวแปรใน MATLAB

MATLAB จะประกาศตัวแปรต่าง ๆ เป็นเมตริกซ์ ซึ่งแท้ที่จริงแล้วเป็นการจัดเรียงตัวเลขให้อยู่ในรูปของแถวและหลักซึ่งแถวและหลักนั้นจะมีจำนวนเท่าไรก็ได้ ขึ้นอยู่กับขีดจำกัดของหน่วยความจำของคอมพิวเตอร์ที่ใช้อยู่ สำหรับการระบุขนาดของเมตริกซ์นั้นจะระบุด้วย จำนวนแถวคูณด้วยหลัก ยกตัวอย่างเช่น ถ้าเป็นเมตริกซ์ที่มี 3 แถวและมี 4 หลัก ก็จะเป็นตัวแปรประเภทเมตริกซ์ที่มีขนาด 3x4 ที่จะประกอบด้วยตัวเลขทั้งหมด 12 ตัว สำหรับจำนวนสเกลาร์(scalar) นั้น จะถูกแทนด้วยเมตริกซ์ที่มีขนาด 1x1 และสำหรับตัวแปรเวกเตอร์ก็จะถูกแทนด้วยเมตริกซ์ที่มีเพียง 1 แถวในกรณีที่เป็นเวกเตอร์แบบแถว (Row vector เวกเตอร์ที่มีแถวเดียววางตัวในแนวนอน) หรือ ถูกแทนด้วยเมตริกซ์ที่มีเพียง 1 หลัก ในกรณีที่เป็นเวกเตอร์แบบหลัก (Column vector เวกเตอร์ที่มีหลักเดียวและวางตัวในแนวตั้ง) นอกจากนั้นผู้ใช้งานยังสามารถประกาศตัวแปรประเภทกลุ่มตัวอักษรหรือสตริง (string) โดยการใช้เครื่องหมาย '' ได้ด้วยเช่นกัน และด้วยแนวคิดการทำงานของโปรแกรมที่แทนข้อมูลทุกอย่างด้วยเมตริกซ์นี้เอง ทำให้เป็นที่มาของชื่อโปรแกรม MATLAB ซึ่งย่อมาจาก MATrixLABoratory หรือปฏิบัติการทดลองโดยใช้เมตริกซ์

สำหรับการประกาศตัวแปรใน MATLAB นั้น สามารถสร้างและกำหนดค่าตัวแปรได้ทันทีโดยไม่ต้องประกาศตัวแปรก่อนซึ่งเราสามารถใช้ได้ทั้งตัวอักษรและตัวเลขในการตั้งชื่อตัวแปร ทั้งนี้มีเงื่อนไขบังคับว่า ชื่อตัวแปรจะต้องนำหน้าด้วยตัวอักษร นอกจากนั้น โปรแกรมจะมองเห็นความแตกต่างระหว่างอักษรภาษาอังกฤษตัวเล็กและตัวใหญ่ ยกตัวอย่างเช่น ชื่อตัวแปร CAT และ cat ตัวโปรแกรมจะมองเห็นเป็นตัวแปรคนละตัว ตัวอย่างต่อไปนี้เป็น การประกาศตัวแปรประเภทต่าง ๆ นั้น ผู้ใช้สามารถประกาศได้โดยการพิมพ์ตัวอย่างต่อไปนี้ลงในหน้าต่างได้เลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ C เป็นปริมาณสเกลาร์ หรือ เมตริกซ์ขนาดที่มีขนาด 1x1

```
>>C = 5.66
```

หรือ

```
>>C = [5.66]
```

เมื่อ X เป็นเวกเตอร์แถว หรือ เมตริกซ์ที่มีขนาด 1x3

```
>>X = [3.5, 33.22, 24.5]
```

เมื่อ X เป็นเวกเตอร์แถว หรือ เมตริกซ์ที่มีขนาด 4x1

```
>>X1 = [2
```

```
5
```

```
3
```

```
-1]
```

เมื่อ A เป็นเมตริกซ์ที่มีขนาด 4x3

```
>>A = [ 1 2 4
```

```
2 -2 2
```

```
0 3 5
```

```
5 4 9 ]
```

เมื่อ str1 เป็นตัวแปรประเภทกลุ่มตัวอักษรหรือสตริง

```
>>str1 = 'This is my string'
```

ก.3 วิธีการเก็บและเรียกคืนค่าตัวแปร

สำหรับการใช้งาน MATLAB โดยทั่วไปมีจุดประสงค์เพื่อใช้วิเคราะห์ข้อมูล และคำนวณสมการคณิตศาสตร์ที่ซับซ้อนต่าง ๆ บางครั้งการทำงานก็ไม่สามารถทำให้เสร็จสิ้นไปในช่วงสั้นซึ่งผู้ใช้สามารถเก็บค่าตัวแปรรวมทั้งผลที่ได้จากการคำนวณต่าง ๆ ไปไว้ในไฟล์ก่อนที่จะไปทำงานอื่นต่อ เพื่อที่ว่าการทำงานครั้งต่อไป ผู้ใช้จะสามารถอ่านค่าที่เก็บไว้ในไฟล์นั้น ๆ มาใช้งานอีกครั้ง สำหรับฟังก์ชันสำหรับเก็บและอ่านคืนค่าตัวแปรต่าง ๆ มาดังนี้

ตารางที่ ก.2 ฟังก์ชันสำหรับเก็บและอ่านคืนค่าตัวแปร

save	ทำการบันทึกค่าตัวแปรปัจจุบันทุกอย่างลงในไฟล์ matlab.mat
load	อ่านค่าตัวแปรต่างๆใน ไฟล์ matlab.mat
save filename x y z	ทำการบันทึกค่าตัวแปรที่ชื่อ x y และ z ลงในไฟล์ที่มีชื่อว่า filename.mat
load filename	อ่านค่าตัวแปรต่างๆที่อยู่ใน ไฟล์ ซึ่งสามารถอ่านได้จากทั้งไฟล์ที่เป็น binary (ที่มีนามสกุล .mat) และทั้งไฟล์ที่เป็นตัวอักษร (ASCII ไฟล์)
clear x	ลบตัวแปร x ออกจากการทำงานปัจจุบัน
clear	ลบตัวแปรทุกตัวออกจากการทำงานปัจจุบัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถ้าเป็นการคำนวณสมการเพียงสมการเดียว สามารถใส่สมการแล้วดูผลการคำนวณได้เลย

```
>>2+3
```

การคำนวณที่ละสองสมการหรือมากกว่า สามารถทำได้โดยการคั่นแต่ละสมการการคำนวณด้วยเครื่องหมายจุลภาค

```
>>3*4, 4^2
```

สิ่งสำคัญของการใช้ MATLAB คือ ลำดับความสำคัญของตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์แต่ละตัว ซึ่งจะเรียงลำดับความสำคัญจากมากไปหาน้อยดังนี้ คือ เครื่องหมายยกกำลัง เครื่องหมายหาร เครื่องหมายคูณ เครื่องหมายลบ และเครื่องหมายบวก

ก.5 ฟังก์ชันพื้นฐานของ MATLAB

ฟังก์ชันพื้นฐานทางคณิตศาสตร์ มีรูปแบบการใช้ที่แตกต่างกันออกไป ดังตารางที่ ก.3

ตารางที่ ก.3 ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์

ฟังก์ชัน	ความหมาย	ตัวอย่างการคำนวณ
sin	sine	sin(pi) = 0.0
cos	cosine	cos(pi) = 1.0
tan	tangent	tan(pi/4) = 1.0
asin	arcsine	asin(pi/2) = 1.0
acos	arccosine	acos(pi/2) = 0.0
atan	arctangent	atan(pi/4) = 1.0
exp	exponential	exp(1.0) = 2.7183
log	natural logarithm	log(2.7183) = 1.0
log10	logarithm base 10	log10(100.0) = 2.0

ก.6 ความสำคัญของเครื่องหมายโคลอน

เครื่องหมายโคลอน(:)จัดเป็นเครื่องหมายพิเศษสำหรับ MATLAB ซึ่งหากมีเครื่องหมายนี้คั่นอยู่ระหว่างจำนวนเต็มใด ๆ MATLAB จะทำการสร้างตัวเลขจำนวนเต็มที่อยู่ระหว่างจำนวนเต็มทั้งสองตัว ยกตัวอย่างเช่น ถ้าเราพิมพ์

```
>>a = 1:8
```

MATLAB จะทำการสร้างเวกเตอร์แถว a = [1 2 3 4 5 6 7 8] นอกจากนั้น ถ้ามีการวางเครื่องหมายโคลอนคั่นระหว่างตัวเลข 3 จำนวนแล้ว MATLAB จะเข้าใจได้อย่างอัตโนมัติว่าให้ทำการสร้างเวกเตอร์แถวที่มีค่าตั้งแต่ค่าของตัวเลขแรกไปจนถึงค่าของตัวเลขที่ 3 โดยจะมีค่าเพิ่มขึ้นหรือลดลงครั้งละเท่ากับค่าของเลขที่ 2 เช่น

```
>>b = 0.0 : 0.2 : 1.0
```

MATLAB จะทำการสร้างเวกเตอร์ b = [0.0 0.2 0.4 0.6 0.8 1.0]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.7 ตัวดำเนินการเปรียบเทียบและตัวดำเนินการทางตรรกะ

โปรแกรม MATLAB ก็มีตัวดำเนินการเปรียบเทียบ ซึ่งผลของการเปรียบเทียบจะเป็นตัวบ่งชี้ให้โปรแกรมเลือกทำหนึ่งจากสองทาง หรือหนึ่งทางเลือกจากหลายๆทางเลือก (ซึ่งจะได้กล่าวถึงต่อไปในเรื่องคำสั่งที่ใช้เลือกกระทำ) ซึ่งตัวดำเนินการที่ใช้เปรียบเทียบจะสามารถนำมาใช้ได้ เช่นเดียวกับตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์ นั่นคือ เราสามารถวางตัวดำเนินการที่ใช้เปรียบเทียบอยู่ระหว่างตัวเลขสองตัว หรือนิพจน์ทางคณิตศาสตร์ใด 2 ตัว อย่างไรก็ตามข้อแตกต่างระหว่างตัวดำเนินการทั้งสองชนิดคือ สำหรับตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์นั้น ผลของการดำเนินการจะมีค่าเป็นจำนวนจริง ในขณะที่ตัวดำเนินการเปรียบเทียบนั้นจะให้ผลออกมาเป็นแค่ 2 ค่า คือ 1 และ 0 เท่านั้น ซึ่งการเปรียบเทียบนั้น จะทำการเปรียบเทียบนิพจน์ที่อยู่ทางด้านซ้ายมือของตัวดำเนินการเทียบกับนิพจน์ที่อยู่ทางขวามือว่า เป็นไปตามเงื่อนไขของการเปรียบเทียบของตัวดำเนินการเปรียบเทียบแต่ละชนิดหรือไม่ ซึ่งหากผลการเปรียบเทียบเป็นจริง ผลของการเปรียบเทียบก็จะให้ค่า 1 ออกมา และในทางกลับกัน ถ้าผลการเปรียบเทียบนั้นไม่จริงหรือเป็นเท็จแล้ว ผลของการเปรียบเทียบก็จะให้ค่าเป็น 0 ออกมา สำหรับตัวดำเนินการที่มีใช้งานอยู่ใน MATLAB นั้นจะมีดังในตารางที่ ก.4

ตารางที่ ก.4 ตัวดำเนินการทางคณิตศาสตร์

ตัวดำเนินการ	คำอธิบาย
<	เปรียบเทียบว่าน้อยกว่าหรือไม่
>	เปรียบเทียบว่ามากกว่าหรือไม่
<=	น้อยกว่าหรือเท่ากับหรือไม่
>=	มากกว่าหรือเท่ากับหรือไม่
==	เท่ากับหรือไม่
~=	ไม่เท่ากับหรือไม่

สำหรับผลการเปรียบเทียบที่ได้จากตัวดำเนินการเปรียบเทียบที่กระทำกับ 2 นิพจน์ใด ๆ นั้น สามารถนำมาเชื่อมด้วยตัวดำเนินการทางตรรกะดังตารางที่ ก.5

ตารางที่ ก.5 ตัวดำเนินการสำหรับสองนิพจน์

ตัวดำเนินการ	คำอธิบาย
&	และ
	หรือ
~	ตรรกะตรงกันข้าม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อตัวดำเนินการเหล่านี้ ทั้งที่เป็นตัวดำเนินการเปรียบเทียบและตัวดำเนินการตรรกะไปใช้กับปริมาณสเกลาร์แล้ว ผลที่ได้ก็จะเป็นค่า 0 หรือ 1 ขึ้นอยู่กับว่า ผลการเปรียบเทียบเป็น เท็จ หรือจริง ตามลำดับ เช่น

```
>>3 < 5
ans = 1
>>a = 3 == 5
ans = 0
```

ก.8 คำสั่งที่ใช้เลือกกระทำ

ข้อแตกต่างที่เห็นได้ชัดเจนระหว่างการทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ และการทำงานของเครื่องคิดเลขธรรมดา ๆ ทั่วไป คือ ความสามารถในการตัดสินใจ หรืออีกนัยหนึ่งก็คือความสามารถในการเลือกที่จะทำหรือไม่ทำคำสั่งหรือกลุ่มคำสั่งใด ๆ นั้นเอง ทั้งนี้รวมถึงความสามารถในการเลือกทำหนึ่งคำสั่งหรือหนึ่งกลุ่มคำสั่งจาก 2 หรือหลายๆทางเลือกด้วยเช่นกัน สำหรับคำสั่งที่ให้โปรแกรมทำการตัดสินใจที่จะเลือกทำคำสั่ง หรือกลุ่มคำสั่งใด ๆ จากหลาย ๆ ทางเลือกที่มีนั้น จะใช้คำสั่ง if-end ซึ่งมีโครงสร้างพื้นฐานดังนี้

```
if<condition>,
    <program>
end
```

ก.9 คำสั่งที่ใช้ทำซ้ำ

การทำงานอย่างเดียวกันซ้ำ ๆ ก็เป็นความสามารถหนึ่ง ที่ทำให้การทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์แตกต่างจากการทำงานของเครื่องคิดเลขธรรมดา ๆ ทั่วไป สำหรับการทำคำสั่งหรือกลุ่มคำสั่งนั้นโปรแกรม MATLAB จะใช้คำสั่ง for ซึ่งมีโครงสร้างดังนี้

```
for l = 1 : n,
    <program>,
end
```

จากโครงสร้างของโปรแกรมนั้น จะพบว่า จะมีการทำคำสั่งที่อยู่ในส่วนของ <program> ซ้ำ ๆ กัน โดยมีตัวนับจำนวนครั้งในการทำซ้ำตั้งแต่ l=1 ถึง i=n ซึ่ง n คือจำนวนเต็มใด ๆ

ก.10 ฟังก์ชันที่ใช้วาดกราฟ

โปรแกรม MATLAB นั้น นอกจากจะมีความสามารถในการแสดงผลภาพทั้งภาพสี และ Gray scale ยังมีความสามารถในการแสดงความสัมพันธ์ระหว่าง 2 ตัวแปรใด ๆ ในรูปแบบกราฟหรือแผนภูมิ 2 มิติได้อีกด้วย การใช้คำสั่ง plot ใน MATLAB โดยมีเพียงตัวแปร 2 ตัวใด ๆ ป้อนให้กับฟังก์ชัน ตัวโปรแกรมจะทำการวาดกราฟคู่อันดับของตัวแปรคู่นั้น และลากเส้นเชื่อมต่อแต่ละจุดต่อเนื่องกันไป ซึ่งหากผู้ใช้ต้องการให้แสดงผลเป็นแบบอื่น ๆ ก็สามารถทำได้โดยการใส่อาร์กิวเมนต์ตัวที่ 3 ให้กับฟังก์ชัน plot ซึ่งอาร์กิวเมนต์ ตัวที่ 3 นี้จะเป็นสตริง (ซึ่งต้องอยู่ในเครื่องหมาย "...") ที่ประกอบไปด้วยอักษร 2 ตัว ตัวแรกใช้กำหนดสี และตัวที่ 2 ใช้กำหนดรูปแบบของเส้นที่ต้องการให้

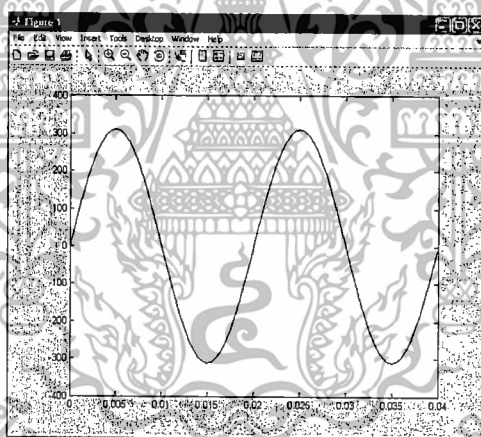
วาด ซึ่งทั้งสองตัวอักษรสามารถกำหนดให้ ดังตารางที่ ก.6 แสดงค่าที่เป็นไปได้ของอาร์กิวเมนต์ตัวที่ 3 ของฟังก์ชัน plot ซึ่งอักษรตัวแรกใช้กำหนดสีและตัวที่สองใช้กำหนดรูปแบบเส้น

ตารางที่ ก.6 แสดงค่าที่เป็นไปได้ของอาร์กิวเมนต์

Column	Line Styles
y yellow	. point
m magenta	o circle
c cyan	x x-mark
r red	+ plus
g green	- solid
b blue	* star
w white	: dotted
k black	- . dashdot
	-- dashed

ตัวอย่างเช่น หากต้องการวาดรูปคลื่นไซน์แบบปกติที่โปรแกรมจะมีการเชื่อมต่อแต่ละจุดด้วยเส้นตรง เทียบกับจุดคู่อันดับจริงที่วาดแต่ละจุดด้วยเครื่องหมาย + ที่มีสีแดง โดยทำการวาดทั้งสองรูปคลื่นลงบนกราฟเดียวกัน สามารถทำได้โดยการพิมพ์คำสั่งต่อไปนี้ ซึ่งผลที่ได้จะแสดงดังรูปที่ ก.2

```
>>t = 0 : 0.5e-3 : 40e-3; y = 220*1.414*sin(2*pi*50*t); plot(t, y, t, y, 'r+');
```



รูปที่ ก.2 แสดงผลการทำงานของโปรแกรม

ก.11 การเขียนโปรแกรมใน MATLAB

ขั้นตอนการคำนวณบางอย่างใน MATLAB ก็จะเป็นชุดคำสั่งซ้ำ ๆ ซึ่งคงไม่สะดวกนักที่จะให้ผู้ใช้แก้ไขบางตัวแปรแล้วพิมพ์คำสั่งนี้ใหม่ทุกครั้ง ดังนั้น MATLAB จึงถูกออกแบบให้ผู้ใช้สามารถเขียนโปรแกรมที่ประกอบด้วยชุดคำสั่งของ MATLAB ขึ้นมาตัวเอง ซึ่งการเรียกใช้โปรแกรมที่ผู้ใช้เขียนขึ้นมาเองนั้น จะต้องทำการเปิด MATLAB ก่อน และเรียกใช้โปรแกรมโดยการเรียกผ่าน MATLAB สำหรับการเขียนโปรแกรมใน MATLAB นั้นแบ่งออกเป็น 2 ประเภท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ก.11.1 การเขียนสคริปต์

การเขียนสคริปต์ คือการรวมเอาคำสั่งต่างๆของ MATLAB ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณซ้ำ ๆ ไว้ในไฟล์ที่มีนามสกุล .m หรือ เอ็มไฟล์ (M-file) ซึ่งจะทำให้ใช้งาน MATLAB ได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นเพราะไม่ต้องป้อนคำสั่งทีละคำสั่งอีกต่อไป นอกจากนี้การแก้ไขตัวแปรต่างๆก็สามารถแก้ไขในM-File และสามารถสั่งให้โปรแกรมทำงานใหม่หลังจากแก้ไขแล้วได้อย่างง่ายดาย

การเขียนโปรแกรมสคริปต์หรือชุดคำสั่งใน MATLAB สามารถทำได้โดยไปที่ File>New>M-File หลังจากนั้น MATLAB จะเรียกหน้าต่างสำหรับสร้างและแก้ไขโปรแกรมออกมา สามารถสั่งให้ MATLAB ทำงานตามสคริปต์ได้โดยการกด F5 หรือกลับไป MATLAB แล้วพิมพ์ชื่อไฟล์นั้น ก็จะทำงานโดยไม่ต้องมีการคอมไพล์แต่อย่างใด

ก.11.2 การเขียนฟังก์ชัน

หากคุณต้องการฟังก์ชันที่ใช้คำนวณค่าขายของมุมที่มีหน่วยเป็นองศาซึ่งดังที่ได้เรียนผู้อ่านไปแล้วหัวข้อก่อนหน้าว่าโปรแกรม MATLAB ก็มีฟังก์ชันที่ใช้คำนวณค่าขายเช่นกัน แต่ค่ามุมจะต้องอยู่ในหน่วยเรเดียนส์ แต่โปรแกรม MATLAB ก็อนุญาตให้ผู้ใช้สามารถเขียนฟังก์ชันที่ผู้ใช้เขียนขึ้นมาเองได้ และก็เช่นเดียวกันกับการเขียนสคริปต์หรือชุดคำสั่งในหัวข้อก่อนหน้า ไฟล์ที่ใช้เก็บค่าฟังก์ชันที่ผู้ใช้เขียนขึ้นมาเองนั้นจะต้องมีนามสกุล .m และชื่อไฟล์จะต้องเป็นชื่อเดียวกับชื่อฟังก์ชันเท่านั้น ซึ่งจุดที่แตกต่างระหว่างการเขียนฟังก์ชันและการเขียนสคริปต์คือ การเขียนฟังก์ชันนั้นบรรทัดแรกจะต้องวางคำว่า function ไว้หน้าชื่อฟังก์ชัน โดยให้อยู่ในรูป function y=ชื่อฟังก์ชัน

ยกตัวอย่างเช่น หากเราต้องการเขียนฟังก์ชันที่ใช้คำนวณค่าขายของมุมที่อยู่ในหน่วยองศา โดยให้มีชื่อว่า sine1(x) เราจะต้องทำการบันทึกชื่อไฟล์ว่า sine1.m และในไฟล์จะมีโปรแกรมดังนี้

```
Function y = sine1(x)
% This function calculates the sine when the argument is degrees
% Note that array multiplication and division allows this to
y = sin( x.*pi./180).
```

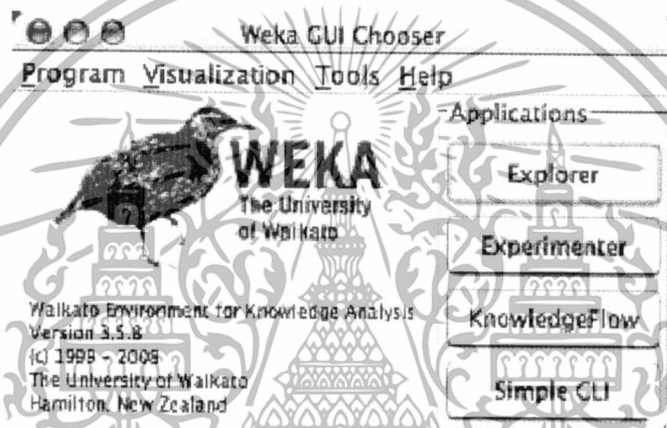
ภาคผนวก ข

ข้อมูลการใช้ WEKA

ข.1 ข้อมูลเบื้องต้น

Weka GUI Chooser (class weka.gui.GUIChooser) ประกอบด้วยจุดเริ่มในการเปิดแอปพลิเคชันหลักของWekaและเครื่องมือสนับสนุนต่าง ๆ ถ้าหากต้องการการแสดงผลแบบหลายเอกสารพร้อมๆกัน (Multiple Document Interface) สามารถเปิดได้โดยตัวเปิดซึ่งสามารถเปิดได้หลายตัวเลือกที่เรียกว่า “Main” (class weka.gui.Main)

GUI Chooser ประกอบด้วยปุ่ม 4 ปุ่ม ซึ่งหน้าต่างนี้หน้าเดียวจะมีแอปพลิเคชันของ Weka อยู่ 4 ตัวด้วยกัน และมี 4 เมนูดังรูปที่ ข.1



รูปที่ ข.1 GUI ของ WEKA

ปุ่มต่าง ๆ สามารถใช้เพื่อเริ่มแอปพลิเคชันดังต่อไปนี้

- Explorer เป็นสภาพที่ใช้เพื่อค้นหาข้อมูลด้วย WEKA
- Experimenter เป็นส่วนที่มีไว้สำหรับการทดลอง และการสร้างการทดสอบทางสถิติระหว่างโครงสร้างการเรียนรู้
- Knowledge Flow ส่วนนี้จะสนับสนุนฟังก์ชันที่จำเป็นเหมือนกับ Explorer แต่มีการใช้อินเตอร์เฟซแบบ drag-and-drop อีกหนึ่งความได้เปรียบของส่วนนี้คือรองรับการเรียนรู้แบบเพิ่มขึ้น
- Simple CLI ประกอบด้วยอินเตอร์เฟซแบบ command-line ซึ่งอนุญาตให้มีการประมวลผลโดยตรงผ่านทางชุดคำสั่งของWEKAในระบบปฏิบัติการที่ไม่มีอินเตอร์เฟซแบบcommand-line เป็นของตนเอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข.2 หน้าการใช้งาน (Explorer user interface)

Section Tabs ในส่วนบนสุดของหน้าต่างได้ title bar มีหนึ่งแถวของ tab ต่าง ๆ อยู่ เมื่อเริ่มการทำงานด้วย Explorer จะมีเฉพาะ tab แรกเท่านั้นที่สามารถใช้งานได้ ส่วนอื่น ๆ จะเป็นสีเทาหมด เป็นเพราะว่าจำเป็นอย่างยิ่งที่จะต้องเปิดชุดข้อมูลที่จะใช้ (และทำ pre-process) ก่อนที่จะเริ่มการสำรวจข้อมูล tab ต่าง ๆ ประกอบไปด้วย

- 1) Preprocess เลือกและปรับแต่งข้อมูลก่อนนำไปใช้
- 2) Classify ฝึกและทดสอบโครงสร้างที่เรียนรู้ซึ่งทำการแบ่งประเภทไว้
- 3) Cluster เป็นการจัดกลุ่มของข้อมูล
- 4) Associate การหาความสัมพันธ์กันของข้อมูล
- 5) Select attributes เลือกคุณลักษณะที่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลมากที่สุด
- 6) Visualize ดูการพลอตกราฟแบบสองมิติของข้อมูลที่เราทำการโต้ตอบด้วย

เมื่อ tab ต่าง ๆ สามารถใช้งานได้แล้ว จะสามารถคลิกไปมาระหว่างหน้าต่างๆกันได้ตามการกระทำที่ต้องการ ส่วนล่างของหน้าต่าง (ประกอบด้วย status box log button และรูป Weka bird) สามารถมองเห็นได้ในทุกๆส่วนที่คุณทำงานอยู่

ข.3 กระบวนการก่อนประมวลผล (Preprocessing)

กระบวนการก่อนประมวลผลมีพื้นที่ทำงาน 3 ส่วนด้วยกัน ได้แก่ Loading Data Current-Relation และ Selected Attribute ดังรูปที่ ข.2

ข.3.1 การโหลดข้อมูล (Loading Data)

- 1) Open file... ประกอบด้วยกล่องซึ่งให้คุณค้นหาตำแหน่งสำหรับตัวข้อมูลที่จะใช้
 - 2) Open URL... ใช้ตามหา Uniform Resource Locator address สำหรับหาว่าข้อมูลถูกเก็บไว้ที่ไหน
 - 3) Open DB... อ่านข้อมูลจากฐานข้อมูล
 - 4) Generate... ทำให้คุณสามารถสร้างข้อมูลเทียมจากหลากหลาย Data Generators
- การใช้ Open file... จะสามารถอ่านไฟล์ได้หลายรูปแบบ เช่น format แบบ WEKA's ARFF CSV C4.5 หรือแบบข้อมูลอันดับ ไฟล์ ARFF จะมีสกุลเป็น .arff ไฟล์ CSV เป็น .csv ไฟล์ C4.5 เป็น .data และ .name และข้อมูลแบบอันดับเป็นสกุล .bsi

ข.3.2 ความสัมพันธ์ปัจจุบัน (Current Relation)

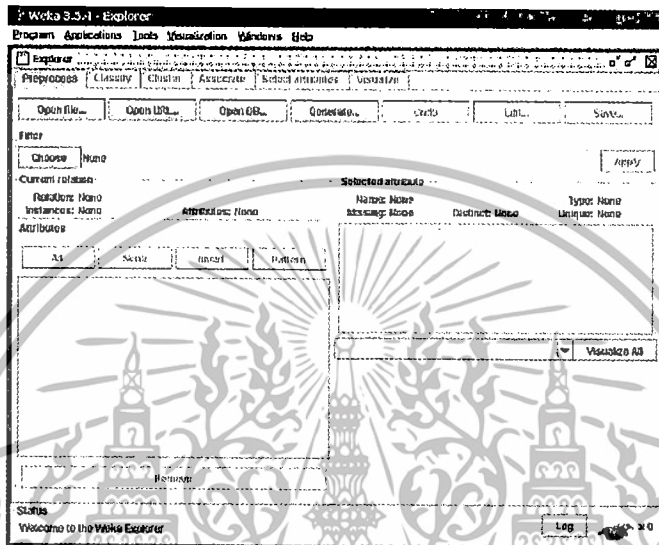
หลังจากที่โหลดข้อมูลมาแล้ว ในส่วนของ Preprocess panel จะแสดงข้อมูลมากมายกล่อง Current Relation เป็นส่วนแสดงข้อมูลที่โหลดมาซึ่งสามารถถูกแปลงเป็นตารางแสดงความสัมพันธ์หนึ่งตารางในฐานข้อมูลได้ ประกอบด้วย 3 ส่วนย่อย คือ

- 1) Relation เป็นชื่อของความสัมพันธ์ที่ให้ไว้กับไฟล์ที่โหลดมา
- 2) Instances จำนวนตัวอย่างทั้งหมดที่มี (data points/records)
- 3) Attributes จำนวนคุณลักษณะ (features) ของข้อมูล

ข.3.3 การคัดเลือกคุณลักษณะ (Selected Attribute)

ข้างล่างกล่อง Current relation คือกล่องที่มีชื่อว่า Attributes ซึ่งมีอยู่สี่ปุ่ม และลงไปอีกเป็นรายการคุณลักษณะในความสัมพันธ์ที่มีอยู่ประกอบด้วย 3 คอลัมน์

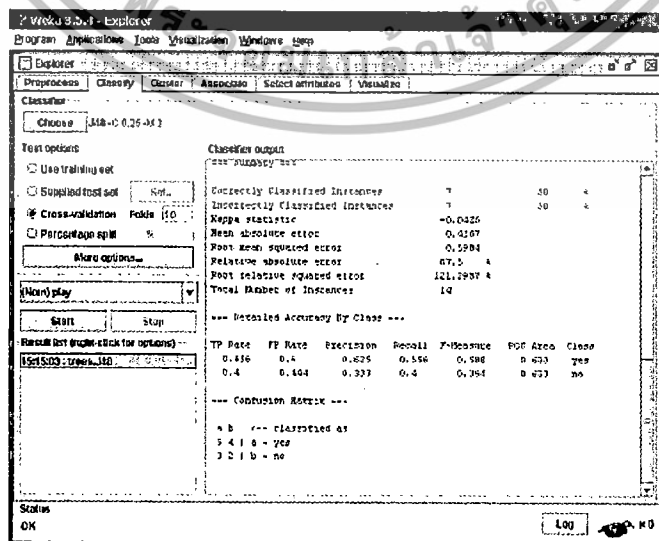
- 1) No.หมายเลขที่กำหนดไว้กับคุณลักษณะตามลำดับที่อยู่ในไฟล์ข้อมูล
- 2) Selection tick boxes เป็นส่วนที่เลือกว่าคุณลักษณะใดให้แสดงบนความสัมพันธ์นี้บ้าง
- 3) Name ชื่อคุณลักษณะที่ประกาศไว้ในไฟล์ข้อมูล



รูปที่ ข.2 พื้นที่ทำงานของ Preprocessing

ข.4 การจำแนกประเภท (Classification)

การจำแนกประเภทมีพื้นที่ทำงาน 6 ส่วนด้วยกัน ได้แก่ การเลือกตัวจัดหมวดหมู่ตัวเลือกการทดสอบประเภทของคุณลักษณะการฝึกฝนตัวจำแนกประเภทข้อความที่ได้ออกมาจากตัวจำแนกประเภท และรายการผลลัพธ์ ดังรูปที่ ข.3



รูปที่ ข.3 พื้นที่ทำงานของ Classification

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข.4.1 การเลือกตัวจัดหมวดหมู่

ด้านบนสุดในส่วนนี้เป็นกล่อง Classifier หรือตัวจำแนกประเภทซึ่งมีชื่อข้อความที่มีชื่อของตัวจัดหมวดหมู่ที่ใช้อยู่ และตัวเลือกต่าง ๆ ของมัน การคลิกซ้ายบนกล่องข้อความจะเป็นการเปิดกล่องให้ขึ้นมาชื่อว่า Generic Object Editor ซึ่งสามารถตั้งค่าตัวเลือกต่างๆของตัวจำแนกประเภทนี้ได้ การคลิกขวา (หรือ Alt+Shift+left click) จะเป็นการคัดลอกข้อความที่เราตั้งไว้ลงบนคลิปบอร์ด หรือแสดงค่าใน Generic Object Editor โดยปุ่ม Choose ใช้เลือกตัวจำแนกประเภทที่ใช้ได้ใน WEKA

ข.4.2 ตัวเลือกการทดสอบ

หลังจากการเลือกตัวจำแนกประเภทจะนำไปสู่การตั้งค่าตัวเลือกซึ่งอยู่ในกล่อง Test options มีวิธีการทดสอบ 4 แบบ คือ

1) Use training set ตัวจำแนกประเภทจะถูกประเมินโดยการทำนายตัวอย่างที่เราทำการฝึกเข้าไปว่าได้ผลลัพธ์ดีแค่ไหน

2) Supplied test set ตัวจำแนกประเภทจะถูกประเมินโดยการทำนายตัวอย่างที่เราได้จากไฟล์หนึ่งๆว่าได้ผลลัพธ์ดีแค่ไหน โดยการคลิก Set...จะเป็นการเปิดกล่องซึ่งทำให้เลือกไฟล์ที่จะนำมาทดสอบได้

3) Cross-validation ตัวจำแนกประเภทจะถูกประเมินจากการตรวจสอบแบบไขว้ ซึ่งเป็นการแบ่งข้อมูลเป็นก้อนๆตามจำนวนโพลต์ในกล่องข้อความ

4) Percentage split ตัวจำแนกประเภทจะถูกประเมินว่าทำนายได้ดีแค่ไหน จากข้อมูลที่ถูกดึงออกมาเป็นตัวทดสอบโดยการกำหนดเปอร์เซ็นต์ที่จะแบ่งออกมา

ข.4.3 ประเภทของคุณลักษณะ

ตัวจำแนกประเภทใน WEKA ถูกออกแบบมาเพื่อถูกฝึกแล้วใช้ทำนายคลาสของคุณลักษณะหนึ่งอย่างออกมา ซึ่งเป็นเป้าหมายของการทำนายตัวจำแนกประเภทบางตัวทำได้แค่เรียนรู้คลาสแบบ nominal (เป็นค่าที่ไม่ใช่ตัวเลข) บางตัวเรียนรู้ได้แต่คลาสแบบ numeric (มีค่าเป็นตัวเลข) มีแค่บางตัวที่เรียนรู้ได้ทั้งสองแบบโดยทั่วไปคุณลักษณะที่จะถูกนำมาจัดคลาสจะเป็นคุณลักษณะตัวสุดท้ายที่อยู่ในข้อมูล ถ้าต้องการฝึกตัวจำแนกประเภทเพื่อ เพื่อทำนายคุณลักษณะที่ไม่ได้อยู่ตัวสุดท้ายในข้อมูลให้คลิกที่กล่องล่าง Test options เพื่อเปิดรายการ drop-down ของคุณลักษณะเพื่อเลือกตัวที่ต้องการนำไปจัดคลาส

ข.4.4 การฝึกฝนตัวจำแนกประเภท

ในตัวจำแนกประเภทหนึ่งทีค่า test options และคลาสได้ถูกตั้งค่าไว้แล้วทั้งหมด กระบวนการเรียนรู้จะถูกเริ่มโดยการคลิกที่ปุ่ม Start ในขณะที่ตัวจำแนกประเภท กำลังยุ่งกับการฝึกฝนอยู่รูปนกก็จะหมุนไปรอบๆ คุณสามารถหยุดกระบวนการฝึกเมื่อใดก็ได้โดยคลิกปุ่ม Stop เมื่อการฝึกฝนเสร็จสิ้นจะมีบางอย่างเกิดขึ้น บนพื้นที่ของ Classifier output ทางด้านขวาจะแสดงข้อความผลลัพธ์ของการฝึกและการทดสอบ จะมีตัวเลือกใหม่ปรากฏใน Result List เราจะมองเห็นผลลัพธ์ได้จากด้านล่างแต่อย่างแรกเราจะดูคือส่วนข้อความที่ได้ออกมา

ข.4.5 ข้อความที่ได้ออกมาจากตัวจำแนกประเภท

พื้นที่ Classifier output เป็นแบบสกรอลบาร์ ซึ่งเราสามารถหาดูส่วนต่าง ๆ ของผลลัพธ์ได้ ในการคลิกซ้ายบนพื้นที่ข้อความในขณะที่กด Alt และ Shift ค้างไว้ จะทำให้เปิดกล่องขึ้นมาซึ่งทำให้คุณบันทึกผลลัพธ์ได้หลากหลายรูปแบบ (BMP, EPS, JPEG และ PNG) แน่ใจว่าคุณสามารถปรับขนาดของหน้าต่าง Explorer เพื่อให้มีพื้นที่ใหญ่ขึ้นได้ผลลัพธ์ที่ได้ถูกแบ่งออกเป็นส่วนต่าง ๆ

- 1) Run information มีรายการข้อมูลต่าง ๆ ได้แก่ ส่วนประกอบต่างๆของโครงสร้างการเรียนรู้ ชื่อความสัมพันธ์ จำนวนข้อมูล คุณลักษณะต่าง ๆ และ การทดสอบที่ใช้
- 2) Classifier model (full training set) เป็นการแสดงแบบข้อความของโมเดลการจำแนกประเภทซึ่งถูกสร้างไว้ด้วยข้อมูลฝึกฝนทั้งหมด
- 3) ผลลัพธ์จากการทดสอบที่กำหนดไว้แบ่งออกเป็น

- Summary รายการของผลสรุปทางสถิติที่บอกถึงความแม่นยำของตัวจำแนกประเภท ว่าสามารถทำนายคลาสได้อย่างถูกต้องจากตัวอย่างภายใต้การทดสอบที่กำหนดไว้
- Detailed Accuracy By Class ความแม่นยำการทำนายของตัวจำแนกประเภท โดยแบ่งเป็นรายละเอียดของแต่ละคลาส
- Confusion Matrix แสดงว่ามีตัวอย่างเท่าใดถูกแบ่งลงไปในแต่ละคลาสประกอบไปด้วย การแสดงจำนวนของตัวอย่างการทดสอบที่ใช้ซึ่งแฉจะแสดงถึงคลาสที่ถูกต้อง และ คอลัมน์คือคลาสที่ทำนายออกมา

ข.4.6 รายการผลลัพธ์

หลังจากผ่านการฝึกฝนตัวจำแนกประเภทต่างๆแล้ว รายการผลลัพธ์จะถูกเก็บไว้หลายตัว สามารถคลิกซ้ายเลือกแต่ละรายการไปมาและแสดงผลระหว่างผลลัพธ์ที่ถูกสร้างไว้ได้ กด Delete เพื่อลบผลลัพธ์ที่เลือกไว้ได้ คลิกขวาบนรายการจะเป็นการเรียกเมนูขึ้นมาซึ่งประกอบไปด้วย

- 1) View in main window แสดงผลลัพธ์ในหน้าต่างหลัก
- 2) View in separate window เปิดหน้าต่างลอยขึ้นมาเพื่อดูผล
- 3) Save result buffer เปิดกล่องซึ่งทำให้สามารถบันทึกผลลัพธ์เป็น ไฟล์ข้อความได้
- 4) Load model โหลดโมเดลที่ยังไม่ได้ฝึกจากไฟล์ไบนารี
- 5) Save model บันทึกโมเดลเป็นไฟล์ไบนารี ใน Java 'serialized object' form
- 6) Re-evaluate model on current test set นำโมเดลซึ่งสร้างไว้แล้วและทดสอบประสิทธิภาพด้วยดาต้าเซต ซึ่งกำหนดไว้ด้วยปุ่ม Set... ใน Supplied test set option
- 7) Visualize classifier errors เปิดหน้าต่างจำลองขึ้นมาซึ่งพล็อตผลลัพธ์ของการจัดหมวดหมู่ ตัวอย่างไว้อย่างถูกต้องจะถูกแสดงเป็นรูปกากบาท ส่วนที่ถูกจัดผิดจะเป็นรูปสี่เหลี่ยม
- 8) Visualize tree or Visualize graph เปิดการแสดงแบบภาพของโครงสร้างของโมเดลจัดจำแนกประเภทหากสามารถแสดงได้ (เช่น ต้นไม้ตัดสินใจ หรือ Bayesian network) ตัวเลือกการจำลองกราฟจะมีแต่ตอนที่ใช้ Bayesian network classifier ในการสร้าง ในตัวจำลองเราสามารถคลิกขวาในพื้นที่ว่างเพื่อเรียกเมนูได้ เคลื่อนไปรอบๆด้วยการลากเมาส์ และมองแต่ละโหนดของ ตัวอย่างที่ฝึกฝนโดยการคลิกบนตัวมัน การคลิก CTRL เป็นการ zoom out ในขณะที่การกด SHIFT ค้างแล้วลากเป็นการ zoom in

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 9) **Visualize margin curve** สร้างพล็อตเป็นรูปขอบเขตการทำนาย ขอบเขตจะถูกกำหนดเป็นความแตกต่างระหว่างความน่าจะเป็นในการทำนายทุกคลาส และ โอกาสสูงสุดของการทำนายในคลาสอื่นๆ
- 10) **Visualize threshold curve** สร้างพล็อตเป็นรูปในการทำนายเกินขอบเขตที่กำหนดโดยค่า threshold ในระหว่าง class ต่างๆ เช่น default threshold มีค่า 0.5 ความน่าจะเป็นที่จะทำนายเป็น + จะต้องมากกว่า 0.5 เพื่อเป็นการรับประกันการทำนายเป็น + นี้
- 11) **Visualize cost curve** สร้างพล็อตซึ่งให้การแสดงที่ชัดเจนของค่าคาดหวัง
- 12) **Plugin** เมนูนี้จะพบเมื่อมีการอนุญาตให้ใช้ปลั๊กอินของตัวจำลอง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค

ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์เผยแพร่



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Performance Evaluation of Neural Network for English and Thai Character Recognition System

Natchanon Sukkhadamrongrak and Anakkapon Saenthon
 Department of System and Information Engineering
 College of Data Storage Innovation, KMUTL
 Bangkok, Thailand
 natchanon-skdr@gmail.com and sanakkapon@gmail.com

Abstract— Nowadays, the competition in production industry is focusing on the speed of producing goods and merchandises or the production rate in each day. In production stage for each product, manufacturers need to concern the efficiency of both products and processes. In this research, the suitable procedures of training in neural network for recognizing both Thai and English characters to apply for testing serial number of each product by extracting the characteristics, which had been determined and identified already. The extraction process is very suitable for Thai characters and also can be applied to English characters. The extraction process has 46 characteristics. Then, the characteristics were taken to the process of training neural network to adjust the weight and bias for closing to the convergence of the answer correctly, followed by comparing the speed and the precision of each training by using trainseg, trainbfg and traingdx, which all of methods are derived from the technique of Backpropagation. The results indicate that Gradient trainseg and traingdx use almost similar time and require shorter time compared to trainbfg for both Thai and English character recognition and the rates of bias of trainseg, trainbfg and traingdx are 0.93%, 20.21% and 2.73 for English, and 2.07%, 10.62% and 97.65% for Thai, respectively.

Index Terms— Character Recognition, Neural Network, character extraction.

I. INTRODUCTION

In the present, there are lots of printed circuit board industries, which can be considered as the important parts of electronic industry. Printed circuit board can be used to produce lots of electronic product in many ways. In the production process, it requires to test the quality of products before sending to consumers. Testing process can be considered as the most important process in production process. Each company has different testing methods. Some may use human resources to do this testing part while some may use automatic production technologies, which have both advantages and disadvantages depending on products in production processes. When we consider the in printed circuit board industry, it needs to use of recognition and classification of a number of circuit and requires lots of operators with high

production skill, trained by production process experts. Moreover, the testing of printed circuit board needs to use longer time to test the product quality, which will further and directly affect to the whole production processes. To improve the time disadvantages of using human operators, therefore, this research is aimed to increase the production rate by purposing an automatic testing method, which can reduce processing time, decrease the production costs and increase the reliability of the testing results that may be applied to use an automatic testing method instead of human resources in the future too.

Rajesh Soni [3] compares the performance of Gradient descent with momentum & adaptive backpropagation and BFGS quasi-Newton backpropagation of Backpropagation Algorithm in multilayer feed forward Neural Network for Handwritten English Characters of Vowels. The performance analysis of both Neural Network architectures is done for convergence and nonconvergence. Different observations have been considered for trends of error in the case of nonconvergence. From the observation of the result, it can be shown that in the performance of these above two learning algorithms with the training set of handwritten characters of Vowels, there is limitation of gradient descent learning algorithm for convergence due to the problem of local minima which is inherit problem of backpropagation learning algorithm. Jaremsri L. Mitpanont and Yingyot Imprasert [4] enhanced two major processes of the previous work of the off-line Thai handwritten character recognition using hybrid techniques of heuristic rules and neural network system. The result showed that the additional feature conflict resolution rule could achieve the feature extraction rate of 87.85%, the feature extraction rate of the specialized neural network-based zigzag extraction could achieve 90.48% and the recognition rate of the neural network-based recognition which combine both of the two proposed feature extraction functions could achieve 92.78%.

II. THE EXTRACTION AND VALIDATION OF THAI AND ENGLISH CHARACTER RECOGNITION

A. The extraction method used for recognition

1) The extraction pattern of Thai and English character designed by Chaiyakorn Yingsaeree

The extraction method designed by Chaiyakorn Yingsaeree involves 15 characteristics, The ratio between the

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

width and the height, the ratio of black dots in figure, the ratio of edge line, the number of rows composed a group of black dots, the average number of black dots in each row, the area of top-opened holes, the area of left-side opened holes, the area of bottom-opened holes, the area of right-side opened holes, the area of top empty space, the area of bottom empty space, the area of right-side empty space, the area left-side of empty space, the center position in X-axis, the center position in Y-axis.

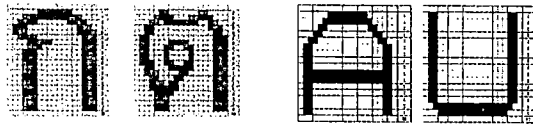


Fig 1. The number of groups in each row inside Thai characters



Fig 2. the space of opened holes inside Thai characters and the empty space of Thai characters

2) *The extraction pattern of Thai characters designed by Vattapon Tangsurakit*

The extraction of this research composes of 32 characteristics, which would be shown below:

The characteristics from 1 to 5 indicate the horizontal density shown in figure. The characteristics from 6 to 9 indicate the vertical density shown in figure 3



Fig 3. the indication of the horizontal density division and the indication of the vertical density division

The characteristics from 10 to 19 indicate the diagonal density. The characteristics from 20 to 25 indicate the first shortest row. The characteristics from 26 to 31 indicate the second shortest row. The characteristic of 32 indicates the ratio between the width and height of the characters

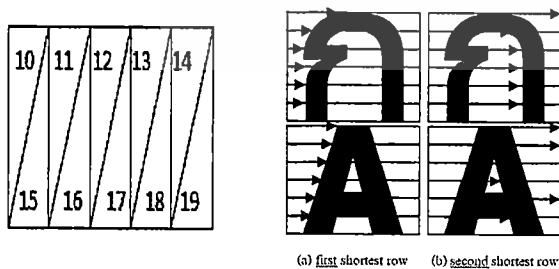


Fig 4. the indication of the diagonal density division the indication of row width and the shortest length

III. THE TESTING PROCESS OF THE RECOGNITION SYSTEM OF THAI AND ENGLISH CHARACTERS

A. *The neural network recognition system*

The number of layers in the artificial neural network contains many significant layers like input layer, output layer and hidden layer located between input and output layers. The connections between each layer require the signal from nodes in input layer, which would be sent to every node in the first hidden layer and every node in the first hidden layer would send the signal to the other layer. Eventually, every node in the last layer would send the signal to output layer. Moreover, input layer would not be responsible for computing the in-out signals and distributing those signals into each mode of outer layer only. In the part of hidden and output layers, there is the computation indicating the architecture of neural network, which is composed by the input layer, a hidden layer and output layer. Moreover, each node was linked together as a network.

1) *The architectural neural network of English character recognition system*

Because the use of 0-9, A-Z and a-z data, which are accounted as 62 characters, neural network was made and composed by 46 values of input and imported to hidden layer to obtain 20 values of output before the repeating computation to get 62 patterns

2) *The architectural neural network of Thai character recognition system*

Because the use of 44 consonants 16 vowel 5 tone marks and 5 countermarks, which are accounted as 69 characters, neural network was made and composed by 46 values of input and imported to hidden layer to obtain 20 values of output before the repeating computation to get 62 patterns

B. *Training Algorithm*

Training Algorithm is the method used to teach the network and balance between the values of weight and deviation, which are closing to the answer correctly. In this study, 3 methods of training were used including Scale Conjugate gradient, BFG Quasi-newton and the convergence of gradient with momentum and the adaptive learning rate.

1) *Scale Conjugate Gradient*

Martin [5] said that Scale Conjugate Gradient is a part of Conjugate Gradient methods, which Conjugate gradient could be able to obtain the answer faster compared to Descent because of the primary searching of the route, but the searching of the new route in each period has the complex calculation and requires longer time. Thus, Scale Conjugate Gradient is the methods used to reduce the time, which was used in the searching for new route, and to reduce the source in the calculation part. In other words, the general practice are aimed to develop rate of learning while this method would be used to find the scale of moving for each time. This method could be shortly summarized for instance

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. Choose vector of weight w_1 and scalar > 0 , $\bar{\lambda}_1 = 0$

Define : $P_1 = r_1 = -E'(w_1)$, $k = 1$ and *sucess = true*

2. If *sucess = true*, we can calculate the second details

$$\sigma_k = \frac{\sigma}{|P_k|} \quad (1)$$

$$S_k = \frac{E'(w_k + \sigma_k p_k) - E'(w_k)}{\sigma_k} \quad (2)$$

$$\delta = p_k^T S_k \quad (3)$$

3. Scale S_k : $S_k = S_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_1) P_k$ (4)

$$\delta_k = \delta_k + (\lambda_k - \bar{\lambda}_1) |P_k|^2 \quad (5)$$

4. If $\delta_k \leq 0$ then, construct Hessian matrix positive definite

$$S_k = S_k + (\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|P_k|^2}) P_k \quad (6)$$

$$\bar{\lambda}_k = 2 \left(\lambda_k - 2 \frac{\delta_k}{|P_k|^2} \right) \quad (7)$$

$$\delta_k = -\delta + \lambda_k |P_k|^2, \lambda_k = \bar{\lambda}_1 \quad (8)$$

5. Calculate the step size $\mu_k = p_k^T r_k, \alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k}$ (9)

6. Calculate comparatively the composition values

$$\Delta_k = \frac{2\delta_k [E(w_k) - E(w_k) + \alpha_k p_k]}{\mu_k^2} \quad (10)$$

7. If $\Delta_k \geq 0$ then, reduce the error by:

$$w_{k+1} = w_k + \alpha_k p_k \quad (11)$$

$$r_{k+1} = -E'(w_{k+1}) \quad (12)$$

$$\bar{\lambda}_k = 0, \text{sucess} = \text{true}$$

7.1 If $k \bmod N = 0$ is the weight in network equaling to 0 then the start with the new method by giving $p_{k+1} = r_{k+1}$. In other words, $k \bmod N \neq 0$ is the weight in network, not equal to 0, construct the new conjugate direction

$$\beta_k = \frac{|r_{k+1}|^2 - r_{k+1}^T r_k}{\mu_k} \quad (13)$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k \quad (14)$$

7.2 If $\Delta_k \geq 0.75$ then, reduce the ratio of the composition $\lambda_k = \frac{1}{2} \lambda_k$ And in other words, $\Delta_k < 0.75$

if cannot reduce the error $\bar{\lambda}_k = \lambda_k$, *sucess = false*

8. If $\Delta_k < 0.25$ increase the ratio of the composition $\lambda_k = 4\lambda_k$

9. If the direction of closing to $r_k \neq 0$ then determine $k = k + 1$ and going back to 7. 2 but, the direction of closing to answer $r_k = 0$ to stop and the value of w_{k+1}

2) BFG Quasi-Newton

[6] BFG Quasi-Newton or Newton Method is one of the conjugate gradients which will find faster convergence rather than descent. Newton method will estimate the value of quadratic function by using linear function instead. This is for

the purpose of finding minimum value of the function $F(X)$. In general the solution of finding the minimum value of the function will use Iteration method. Newton method will start from second Taylor series which will follow the equation below.

$$X_{k+1} = F(X_k + \Delta X_k) \\ = F(X_k) + \delta_k' \Delta X_k + \frac{1}{2} \Delta X_k' A_k \Delta X_k \quad (15)$$

Therefore Newton's method equation is shown :

$$X_{k+1} = X_k - A_k^{-1} \delta_k \quad (16)$$

$$\mu_k = p_k^T r_k, \alpha_k = \frac{\mu_k}{\delta_k} \quad (17)$$

where A_k is Hessian Matrix
 δ_k is Gradient Function

3.) Gradient descent with momentum and adaptive learning rate (traingdx)

[7] This method will use both the weight and the bias values. These values were adjusted from the values of Mean Square Error, which are the values of target differences of network's output. The compositions of network or the parameters that can be adjusted are c_i or σ_i and w_{kj} . These are the target purposes of value adjustment, which require the system to reduce the Mean Square Error $E(n)$ and because of the mse is the square equation, which causes the continuous function of output and this output can be found differentiated for every points. The best answer is the parameter which can cause the lowest mse and can be calculated by adjusting the parameters in the downward direction followed the slope as shown below:

$$c_i(n+1) = c_i(n) - \eta_c \nabla_{c_i} E(n) \\ \sigma_i(n+1) = \sigma_i(n) - \eta_\sigma \nabla_{\sigma_i} E(n) \quad (18)$$

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) - \eta_w \nabla_{w_{kj}} E(n)$$

η_z is the learning rate, where $\nabla_z E(n)$ will shown the gradient direction in the downward direction of slope $E(n)$ and this value can be calculated from differentiating $E(n)$ compared to each network's parameter. If the learning was set to higher level compared to the calculated value (obtained from differentiate method), it will show the swinging and unstable state, but if the learning was set to lower level, it will take the longer time to approach the suitable value. Thus, it cannot tell the setting learning rate, but the suitable value should actually be adjusted while it was processed. The adjustment of learning rate should keep the learning size to obtain the stable learning. The adjustment of learning rate should consider the general circumstances too. If the learning was high, but the learning result was quite constant, which cause the addition of learning rate. If the addition of learning rate causes the lower error, the learning will be reduced until the constant error is obtained. Moreover, the demand of practice has higher speed, which causes the use of momentum to change the weight to be equal the summation of final changing weight to desired weight. The size of changing

weight depends on the set momentum in the range of 0 to 1. The momentum uses the theory of Low Pass Filter, which will apply the symbol of constant momentum, η to filter the high frequency out. These are the basic equation shown below:

Adapt BP from

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1} \quad (19)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (20)$$

$$y(k) = \eta y(k-1) + (1-\eta)x \quad (21)$$

To $w_{ij}^m(k+1) = \eta w_{ij}^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (22)$

$$b_i^m(k+1) = \eta b_i^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) \quad (23)$$

IV. EXPERIMENT

In the experiment, both accuracy and speed were tested by dividing the learning into 3 categories including Scale Conjugate Gradient (trainscg), BFG Quasi-Newton (trainbfg) and the convergence to gradient with momentum and the adaptive of learning rate (traingdx).

TABLE I. THE RESULT OF ERROR AND TIME WHICH TRAINING BY TRAINSCG, TRAINBFG AND TRAINGDX

Language	Algorithm	Error (m)					AVG
		1	2	3	4	5	
EN	SCG	0.8	0.95	1	1.4	0.5	0.93
EN	GDX	2.1	2.85	2.65	2.9	3.5	2.78
EN	BFG	22	24.8	15.75	17.45	21.05	20.21
TH	SCG	2.4517	2.3809	1.6508	2.4155	1.4372	2.0652
TH	GDX	10.426	11.203	11.123	9.9377	10.423	10.6784
TH	BFG	98.551	98.551	98.551	98.551	98.551	98.551

Language	Algorithm	Time (m)					AVG
		1	2	3	4	5	
EN	SCG	15.9405	15.6073	16.9628	16.6465	17.0168	16.48432
EN	GDX	22.7117	22.1279	21.1905	18.645	18.0431	20.80498
EN	BFG	923.1702	934.7809	908.9352	873.6513	890.8361	906.27434
TH	SCG	99.7167	31.3673	96.2209	36.065	98.7533	94.42504
TH	GDX	118.8838	134.8017	107.8561	101.9863	102.0407	113.11172
TH	BFG	50.1501	12.617905	50.8963	4473.328	8250.0474	2977.35886

Regarding from the result table above it's doesn't matter to the recognition. Whether it's English or Thai language the optimize value result from the three algorithms which are the trainscg, traingdx and trainbfg seemed to have acceptable outcome in terms of accuracy, convergence value and processing time. However from the result table trainscg was giving the best result while the traingdx was taking a bit longer than the trainscg to get the convergence value. Lastly the trainbfg giving the worst result especially when having local minima value in the train set of trainbfg. An excellent style manual for science writers is given by Young [7].

V. SUMMARY

This research illustrates the training processes of neural network system, which composes of trainscg, trainbfg and traingdx (applied to Thai and English character recognition). The analysis and the measurement would test the suitable convergent value, the precision and the speed in evaluation. The results show that when the suitable convergent value was tested, trainscg can be convergent earlier from the start while the traingdx could not be convergent from the start, but it will be convergent into the suitable value for other rounds. When trainbfg was tested, this will get Local Minimum value at first stage, meaning that it is too difficult to get suitable

convergence. Like the precision comparison, trainscg has higher precision than and the traingdx and trainbfg. For the speed in evaluation process, trainscg uses shorter time than the traingdx and trainbfg. Moreover, the training process by trainscg and the traingdx show very close values of the suitable convergence value, the precision and the speed in evaluation. Therefore, both processes, trainscg and the traingdx Adjustment, should be further developed and used in character recognition compared to trainbfg because trainbfg results lower precision, longer time and causes Local Minimum.

In the future, we can choose both trainscg and the traingdx in training process, which give high precision and shorter time, particularly in classification and recognition of characters. Researcher will be further develop to find the characteristics affecting learning process, and then choose the training process of the traingdx by adaptive momentum value to be precise and use as shorter time as possible.

REFERENCES

- [1] Chaiyakorn Yingsaeree, "Font independent Thai character recognition using character difference and genetic algorithm" (Master's thesis, Computer Engineering, Kasetsart University, 2006).
- [2] Nuttapon Tangsurakit, "Thai printed consonant recognition based on character density and strip features" (Master's thesis, Telecommunication Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 2005).
- [3] Rajesh Soni, "Performance Evaluation of Multilayer Feed Forward Neural Network for Handwritten English Vowels Characters", IEEE International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON), vol.1, Mar. 2013 Pp. 82-87.
- [4] Mitranont, J.L., Imprasert, Y. " Thai handwritten character recognition using heuristic rules hybrid with neural network", IEEE International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), vol.1, May. 2011. Pp. 160-165.
- [5] Martin, F.M. 1990. A Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning. CiteSeer. Available Source: ftp://ftp.dca.fee.unicamp.br/pub/docs/vonzuben/ia353_1s07/papers/moller_90.pdf, September 5, 2006
- [6] Anuchat Archkumpai "A comparative study of artificial neural networks methods and box-jenkins method in time series data forecasting" (Master thesis, Statistics, Kasetsart University, 2008)
- [7] Chiewchanwattana S. "Artificial Neural Networks", Chapter 7: Radial Basis Function Network (RBFN), Computer Science Faculty of Science, Khonken University.
- [8] Zhikun Chen and Qing Wang. "Research of PCB image segmentation based on color features." 2010 3rd International Conference on Advanced Computer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Theory and Engineering (ICACTE), vol. 2, Aug. 2010.Pp. 543-545

- [9] Fang Lei , Jun Cheng , Siyu Guo and Feng Zhang “A locating algorithm based on OGHT for PCB mark orientation.” 2010 International Conference on Information Networking and Automation (ICINA), vol. 1, Oct. 2010.Pp. 396-400



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A Comparison between Decision Tree and Multilayer Perceptron for Feature Extraction in Thai Character Recognition

Natchanon Sukkhadamrongrak and Anakkapon Saenthon
 Department of System and Information Engineering
 College of Data Storage Innovation, KMITL
 Bangkok, Thailand
 natchanon-skdr@gmail.com and sanakkapon@gmail.com

Abstract— This research presents the significant characteristics used to extract Thai characters and shows the most accurate values after the extraction. This research can be able to classify the extraction method into 3 sets including the characteristic extraction designed by Chaiyakorn Yingsaeree, [1] and Nattapon Tangsurakit [2]. Three methods could be combined and chosen the best characteristics to compute the Wrapper Subset Evaluation plus the searching of Greedy Stepwise. When three sets of data were obtained, Algorithms C4.5 (J48) will be used to separate types of characters and find their accuracy by using Cross-validation. The statically hypotheses can also be used to compare and evaluate the most suitable results, which the accurate result obtained by data of set 1 is 96.80%, set 2 is 94.85%, set 3 is 97.29. When characteristics of set 3 were used with the methods of Multilayer Perception, the highly accurate results can be obtained around 99.20%.

Index Terms— Character Recognition, Neural Network, character extraction

I. INTRODUCTION

Nowadays, computers play an important role in human life for not only education but also employment purposes. When lots of computers were increasingly used, the insertion of data in various sources is the essential things for users, which the later insertion of data had become comfortable and faster by using the character recognition system. Thus, the development of the character recognition will be a part of recent research to keep comfortable and faster life for users.

The character recognition had been developed and used in many languages including English, Japanese, Chinese, Arabic and other languages, which have high percentage of accurate recognition. For English, the accuracy of recognition can be obtained at 100%, but for Thai, there are 44 consonants, 32 vowels, 6 tone marks, 10 Thai numbers and 5 other marks that can be combined all of characters to almost 100 characters. Moreover, Thai characters have the complexity and familiarity together with the difficulty of characters like zig-zag and curve line, character head and the level of character. In Thai character recognition, there is a system called the

characteristic extraction used to recognize different patterns of characters which might not be essential for some types of characters and have the effects on the accuracy of recognition. To compute the characters faster, the reduction of character numbers will be needed to reduce and eliminate the characteristics for faster calculation.

Rajesh Soni [3] compares the performance of Gradient descent with momentum & adaptive backpropagation and BFGS quasi-Newton backpropagation of Backpropagation Algorithm in multilayer feed forward Neural Network for Handwritten English Characters of Vowels. The performance analysis of both Neural Network architectures is done for convergence and nonconvergence. Different observations have been considered for trends of error in the case of nonconvergence. From the observation of the result, it can be shown that in the performance of these above two learning algorithms with the training set of handwritten characters of Vowels, there is limitation of gradient descent learning algorithm for convergence due to the problem of local minima which is inherit problem of backpropagation learning algorithm. Jaremsri L. Mitranont and Yingyot Imprasert [4] enhanced two major processes of the previous work of the off-line Thai handwritten character recognition using hybrid techniques of heuristic rules and neural network system. The result showed that the additional feature conflict resolution rule could achieve the feature extraction rate of 87.85%, the feature extraction rate of the specialized neural network-based zigzag extraction could achieve 90.48% and the recognition rate of the neural network-based recognition which combine both of the two proposed feature extraction functions could achieve 92.78%. Yingqiao Shi, Wenbing Fan, Guodong Shi [5] introduces the application status of the artificial neural network technology in the print character recognition, and then elaborated on the technology of Standard BP neural network. By formula derivation, Standard BP neural Network exists some defects in the application, and then we take the approach by adding a momentum term to improve the Network, and increases the training speed. Secondly, sample of the improved BP neural network experiments, the results show that the method of the number-character recognition rate higher than the alphabetic characters, the performance of convergence speed and recognition is better.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

II. GRADIENT DESCENT WITH MOMENTUM AND ADAPTIVE LEARNING RATE (TRAINGDGX)

[6] This method will use both the weight and the bias values. These values were adjusted from the values of Mean Square Error, which are the values of target differences of network's output. The compositions of network or the parameters that can be adjusted are c_i or σ_i and w_{kj} . These are the target purposes of value adjustment, which require the system to reduce the Mean Square Error $E(n)$ because of the mse is the square equation, which causes the continuous function of output and this output can be found differentiated for every points. The best answer is the parameter which can cause the lowest mse and can be calculated by adjusting the parameters in the downward direction followed the slope as shown below:

$$\begin{aligned} c_i(n+1) &= c_i(n) - \eta_c \nabla_{c_i} E(N) \\ \sigma_i(n+1) &= \sigma_i(n) - \eta_\sigma \nabla_{\sigma_i} E(n) \\ w_{kj}(n+1) &= w_{kj}(n) - \eta_w \nabla_{w_{kj}} E(n) \end{aligned} \quad (3)$$

η_z is the learning rate, where $\nabla_z E(n)$ will show the gradient direction in the downward direction of slope $E(n)$ and this value can be calculated from differentiating $E(n)$ compared to each network's parameter. If the learning was set to higher level compared to the calculated value (obtained from differentiate method), it will show the swinging and unstable state, but if the learning was set to lower level, it will take the longer time to approach the suitable value. Thus, it cannot tell the setting learning rate, but the suitable value should actually be adjusted while it was processed. The adjustment of learning rate should keep the learning size to obtain the stable learning. The adjustment of learning rate should consider the general circumstances too. If the learning was high, but the learning result was quite constant, which cause the addition of learning rate. If the addition of learning rate causes the lower error, the learning will be reduced until the constant error is obtained. Moreover, the demand of practice has higher speed, which causes the use of momentum to change the weight to be equal the summation of final changing weight to desired weight. The size of changing weight depends on the set momentum in the range of 0 to 1. The momentum uses the theory of Low Pass Filter, which will apply the symbol of constant momentum, η to filter the high frequency out. These are the basic equation shown below:

Adapt BP from

$$w_{ij}^m(k+1) = w_{ij}^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1} \quad (4)$$

$$b_i^m(k+1) = b_i^m(k) - \alpha \delta_i^m(k) \quad (5)$$

$$y(k) = \eta y(k-1) + (1-\eta)x \quad (6)$$

To

$$w_{ij}^m(k+1) = \eta w_{ij}^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) y_j^{m-1}(k) \quad (7)$$

$$b_i^m(k+1) = \eta b_i^m(k) - (1-\eta)\alpha \delta_i^m(k) \quad (8)$$

III. THE TESTING PROCESS OF THE RECOGNITION SYSTEM OF THAI AND ENGLISH CHARACTERS

In the process of the implementation is divided into five sub-sections, the data preparation. Feature extraction. Analysis features. Measurement accuracy in the recognition of a set of features and compare the accuracy of the recognition

A. Data preparation

Data preparation is the preparation of Thai words which will be using for feature extraction. In each image will consist of alphabets, vowels and some symbols. Each single alphabet image consist of 20 fonts. In each font will consist of 5 sizes which are 72, 48, 36, 24, 18 and 16. The alphabet will be printed on A3 paper with 300dpi resolution.

B. The extraction method used for recognition

1) The extraction pattern of Thai and English character designed by Chaiyakorn Yingsaeree

The extraction method designed by Chaiyakorn Yingsaeree involves 15 characteristics, The ratio between the width and the height, the ratio of black dots in figure, the ratio of edge line, the number of rows composed a group of black dots, the average number of black dots in each row, the area of top-opened holes, the area of left-side opened holes, the area of bottom-opened holes, the area of right-side opened holes, the area of top empty space, the area of bottom empty space, the area of right-side empty space, the area left-side of empty space, the center position in X-axis, the center position in Y-axis.

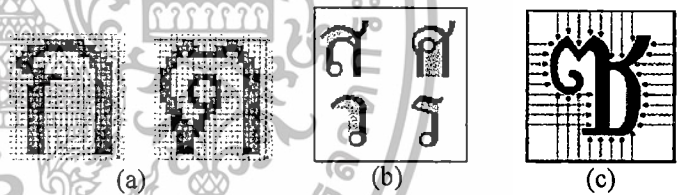


Fig.1 extraction pattern designed by Chaiyakorn
(a) The number of groups in each row inside Thai characters
(b) the space of opened holes inside Thai characters
(c) the empty space of Thai characters

2) The extraction pattern of Thai characters designed by Nattapon Tangsurakit

The extraction of this research composes of 32 characteristics, The characteristics from 1 to 5 indicate the horizontal density, The characteristics from 6 to 9 indicate the vertical density, The characteristics from 10 to 19 indicate the diagonal density, The characteristics from 20 to 25 indicate the first shortest row, The characteristics from 26 to 31 indicate the second shortest row and The characteristic of 32 indicates the ratio between the width and height of the characters

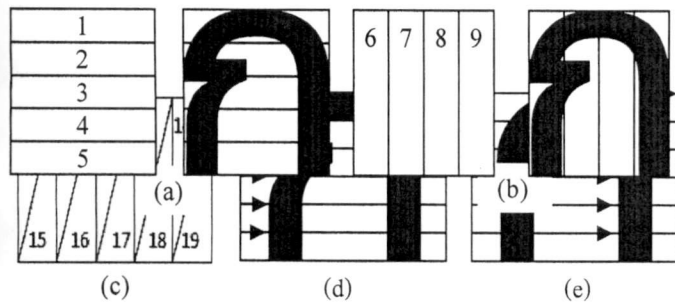


Fig 2. extraction pattern designed by Nattapon
 (a) the indication of the horizontal density division
 (b) the indication of the vertical density division
 (c) the indication of the diagonal density division
 (d) the indication of row with the first shortest length
 (e) the indication of row with the second shortest length

C. Feature analysis.

Feature analysis process will analyze the important features which will impact the accuracy of the recognition. This analysis will find the important feature from data mining will use Wrapper subset evaluation technique together with Greedy stepwise technique to find the most effective recognition feature set.

D. Accuracy measurement

It's divided into 2 types. The first type will classify using C4.5(J48) algorithm with Cross validation at 10 folds. The second type will be classifying using Multilayer Perceptron algorithm which have to adjust the values of Learning rate from 0.1-0.6 and momentum values from 0.1-0.3

E. Accuracy comparison

Comparison of the accuracy of the classification. Data sets, each set made by. The classification of data sets, each set was repeated 10 laps around turns pale (seed) used in random data. New round of cross validation to determine the confidence interval (Confidence Interval) at the 95% confidence level for use by the Classify algorithm C4.5 (J48) with Equation.

$$\bar{x} - t_{\alpha/2, n-1} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} + t_{\alpha/2, n-1} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 100(1-\alpha)\% \quad (9)$$

The compare the accuracy of Learning rate and momentum which different is adapted vales by Multilayer Perceptron.

IV. EXPERIMENT

To identify the key features that need to have goals or definitions. Any level to qualify for the feature. In this research. Is an important feature. Features that make the results of the recognition accuracy than the accuracy of the previous research, it is essential to evaluate the accuracy of the recognition of two research Previous research first. To serve as a target or norm. Be analyzed for the following features.

A. Results of the classification data set 1 and set 2.

The results are shown in Table 1, which shows the average Standard deviation. And confidence intervals obtained from the data sets in each series. The data resulting from these calculations determine the precise number of 10 rounds and in each round of calculations is that The accuracy of the classification of data sets, Set 1 is greater than the Series 2 at the 95% confidence range is from 96.75698 to 96.84686 which data sets Series 1 features 15 characters, so the goal of the research is to determine a set of feature that is less than or equal to 15, which then results in the recognition accuracy than range from 96.75698 to 96.84686.

TABLE I. CLASSIFIED RESULT OF FIRST AND SECOND EXTRACTION

Accuracy(%)	First	Second
1	96.7633	94.7826
2	96.8237	94.5169
3	96.7874	94.6014
4	96.7391	94.9638
5	96.8478	95.2295
6	96.7029	95.0483
7	96.872	94.7343
8	96.8961	94.8792
9	96.8357	94.7464
10	96.7512	94.8671
Mean	96.80192	94.83695
STD	0.063903562	0.222526785
CI	96.77-96.85	94.69-94.99

B. Results of feature

The result of this selection from the Select Attribute affect Thai character recognition by Decision Tree J48 Classification and adjusting the Threshold is a 0.01,0.02,0.005,0.0075,0.0025 respectively.

The results have shown on Table 2 that the value of the attribute with Threshold 0.005 count ably least important and most accurate when classify the Decision Tree J48.

TABLE II. RESULT OF FEATURE ADJUSTING THE THRESHOLD 0.005

T0.005
the ratio between the width and the height
the number of rows composed a group of black dots
the area of top-opened holes
the area of right-side opened holes
the area left-side of empty space
the area of right-side empty space
the area of top empty space
the area of bottom empty space
horizontal density 1
horizontal density 8
second shortest 4
first shortest 5
second shortest 6

C. Comparison of the accuracy and processing time.

The results of this experiment. A comparison of the accuracy and time processing between the Classify by Decision Tree J48 with Multilayer Perceptron which the attributes are used to analyze is the result of the Select Attribute that affects the recognition that Classify by Decision Tree J48 with the Threshold 0.01,0.02,0.005,0.0075,0.0025. The results show that the classified Accuracy up to 99.20%, is the use of Multilayer Perceptron that uses the Learning 0.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

and momentum 0.3 by using the selected features with wrapper subset evaluation at Threshold 0.005 cooperate Greedy Stepwise for search, which has the following features.

TABLE III. COMPARISON OF THE ACCURACY AND TIME OF CLASSIFY BY

Accuracy Select Attribute T 0.005(%)			
Decision tree J48	97.27414		
Multilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	98.9372	99.0459	99.1304
0.2	98.9855	98.901	99.0459
0.3	99.0217	98.9855	99.2029
0.4	99.1063	99.0217	99.1063
0.5	99.0338	98.8647	98.8647
0.6	98.8889	99.1667	98.8406

Time Select Attribute T 0.005 (s)			
Multilayer Perceptron	Momentum		
Learning Rate	0.1	0.2	0.3
0.1	320.88	370.9	316.39
0.2	348.76	363.19	375.12
0.3	360.01	374.11	329.82
0.4	372.31	362.02	382.08
0.5	364.18	395.82	375.42
0.6	389.16	339.02	299.7

V. SUMMARY

This research was aimed to study the characteristics, which are important to recognize the precise characters. The procedures of this research were started by researching the characteristics of other's character recognize works including the research of Chaiyakorn Yingsaeree and the research of Nuttapon Tungsurakid. Then, start the computing data by using software called Matlab to extract the characteristics for constructing data set. This can be done by divided the data into three sets which are data set 1 (represents the characteristics of research No. 1), data set 2 (represents the characteristics of research No. 2) and data set 3 (represents the characteristics of the combination of research No. 1 and No. 2). Next, measure the precision of data recognition for first two sets. First set was measured by C4.5 (J48) and the accuracy was measured by sing k-folds cross-validation. Then, do the analysis to find the most important characteristics by screening the characteristics together with the data evaluation by wrapper subset evaluation plus Greedy Stepwise methods. The precision also needs to be measured by classifying the types and accuracy of data and the values were then compared to the precision of data No. 1 and No. 2 by comparing the range of confidence to find better characteristics in recognizing characters. From experiment, the results can be sum up that the important characteristics in both researches are the screening of characteristics of 0.005 threshold, which composed of 13 characteristics and then, the obtained characteristics was tested by classifying the types to compare the accuracy of using Decisive Tree (j48) and Multilayer Perception at 0.3 learning rate and 0.3 momentum. The results show that the accuracy obtained was 97.27% and 99.20%, respectively.

REFERENCES

- [1] Chaiyakorn Yingsaeree, "Font independent Thai character recognition using character difference and genetic algorithm" (Master's thesis, Computer Engineering, Kasetsart University,2006).
- [2] Nuttapon Tungsurakit , "Thai printed consonant recognition based on character density and strip features" (Master's thesis, Telecommunication Engineering , King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 2005).
- [3] Rajesh Soni. "Performance Evaluation of Multilayer Feed Forward Neural Network for Handwritten English Vowels Characters", IEEE International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON), vol.1, Mar. 2013 Pp. 82-87.
- [4] Mitpanont, J.L. ; Imprasert, Y. " Thai handwritten character recognition using heuristic rules hybrid with neural network", IEEE International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), vol.1, May. 2011. Pp. 160-165.
- [5] Yingqiao Shi ; Wenbing Fan ; Guodong Shi. (2011) "The Research of Printed Character Recognition Basedon Neural Network", IEEE International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP), P.119 - 122 .
- [6] Chiewchanwattana S. "Artificial Neural Networks", Chapter 7: Radial Basis Function Network (RBFN), Computer Science Faculty of Science, Khonken University.
- [7] Anuchat Archkumpai "A comparative study of artificial neural networks methods and box-jenkins method in time series data forecasting" (Master thesis, Statistics, Kasetsart University, 2008)
- [8] Zhikun Chen and Qing Wang. "Research of PCB image segmentation based on color features." 2010 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE), vol. 2, Aug. 2010.Pp. 543-545
- [9] Fang Lei , Jun Cheng , Siyu Guo and Feng Zhang "A locating algorithm based on OGHT for PCB mark orientation." 2010 International Conference on Information Networking and Automation (ICINA), vol. 1, Oct. 2010.Pp. 396-400
- [10] Wan Jiuqing and Li Xingshan. "PCB infrared thermal imaging diagnosis using support vector classifier." Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002., vol. 4, 2002 .Pp. 2718 - 2722
- [11] Shu-an Guan and Fenglin Guo. "A New Image Enhancement Algorithm for PCB Defect Detection." 2011 International Conference on Intelligence Science and Information Engineering (ISIE), vol. 1, Nov. Aug. 2011.Pp. 454 - 456
- [12] Hae-Won Oh Jin-He Jung and Tae-Hyung Park. "Gerber-character recognition system of auto-teaching program for PCB assembly machines." SICE 2004 Annual Conference, vol.1, Aug.2004.Pp.300- 305

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล นายณัฐธimaanนท์ สุขขดำรงรักษ์
วัน เดือน ปีเกิด 26 มีนาคม 2533 ที่ กรุงเทพมหานคร
ที่อยู่ 502 ถนนไมตรีจิต แขวงสามวาตะวันออก เขตคลองสามวา
กรุงเทพฯ 10510 โทร. 08-6559-5616
ประวัติการศึกษา
พ.ศ. 2554 วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์
สถาบันเทคโนโลยี พระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้