ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล.

การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่โดยใช้ฟัซซีอาร์ทแมพ และอาร์บีเอฟฟัซซีอาร์ทแมพ

A COMPARISON STUDY OF FUZZY-ARTMAP AND RBF FUZZY-ARTMAP FOR CLASSIFICATION

H003493

โดย

อทิตตา ไพบูลย์

ATITTA PHAIBOON

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

วัน เดือน ปี 04 ส.ค. 2550
เลขทะเบียน H003493
เลขเรียกหนังสือ วพ. ว143 ก, 2549
"ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล."

b.11841321
1131138279

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2549

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A COMPARISON STUDY OF FUZZY-ARTMAP AND RBF FUZZY-ARTMAP FOR CLASSIFICATION

ATITTA PHAIBOON

A SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/2006

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2007

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่โดยใช้ฟัซซีอาร์ทแมพ และอาร์บีเอฟฟัซซีอาร์ทแมพ
นักศึกษา	นางสาวอทิตตา ไพบูลย์
รหัสนักศึกษา	47066449
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2549
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

การจำแนกหมวดหมู่ (Classification) เป็นกระบวนการหนึ่งในการทำ Data Mining เพื่อจำแนกหมวดหมู่ของข้อมูลออกตามกลุ่มที่ได้กำหนดไว้ การใช้วิธีการที่เหมาะสมจะช่วยให้การจำแนกหมวดหมู่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น โครงการนี้จึงได้ทำการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ขึ้นเพื่อเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมประเภท Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP โดยศึกษาประสิทธิภาพการทำงานและผลลัพธ์ที่ได้เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับงาน Classification

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A Comparison Study of FUZZY-ARTMAP and RBF FUZZY-ARTMAP for Classification
Student	Miss Atitta Phaiboon
Student ID.	47066449
Degree	Master of Science
Programme	Information Science
Academic Year	2006
Advisor	Associate Professor Arit Thammano, Ph.D.

ABSTRACT

Classification is once process in many of data mining for classifies data into supervised class. Using a proper system make us do this method effectively. Therefore, An application in this project is developed to compare between classification with using artificial neural networks – Fuzzy-ARTMAP and RBF Fuzzy-ARTMAP by studying through performance and results in order to get an algorithm which is appropriate for classification.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ในโครงการศึกษานี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล (Classification) โดยใช้อัลกอริทึม FUZZY-ARTMAP และ RBF FUZZY-ARTMAP ซึ่งจะสำเร็จลุล่วงไปไม่ได้เลย ถ้าไม่ได้รับการช่วยเหลือและแรงสนับสนุนจากบุคคลสำคัญหลายท่าน ดังต่อไปนี้

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการ ซึ่งให้ความช่วยเหลือและความกรุณาให้คำแนะนำและเป็นที่ปรึกษา อันเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการพัฒนาโครงการศึกษาครั้งนี้

ขอขอบพระคุณสถาบันและคณาจารย์ทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอบคุณเพื่อนๆ ทุกคนสำหรับความช่วยเหลือ คำแนะนำ และกำลังใจที่มีให้กันเสมอมา

ขอขอบคุณบัณฑิตศึกษาและบัณฑิตวิทยาลัย คณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ให้ความช่วยเหลือในเรื่องต่างๆ

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำโครงการฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมาจากโครงการศึกษาฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

อทิตตา ไพบูลย์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย IV
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ IV
กิตติกรรมประกาศ IV
สารบัญ IV
สารบัญตาราง IV
สารบัญภาพ IV
บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา 2
1.4 ขอบเขตของโครงการ 2
1.5 ขั้นตอนการศึกษา 2
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3
บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4
2.1 Data Mining 4
2.1.1 กระบวนการทำ Data Mining 5
2.1.2 Data Mining Operation 7
2.1.3 การประยุกต์ใช้ Data Mining 9
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม 10
2.2.1 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 11
2.2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม 13
2.3 FUZZY-ARTMAP NETWORK 14
2.3.1 FUZZY-ART NETWORK 15
2.3.2 FUZZY-ARTMAP NETWORK 18
2.4 RADIAL BASIS FUNCTION NETWORK 20
2.4.1 Successive Approximation Method 22
2.5 RBF FUZZY-ARTMAP NETWORK 23

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา 25
3.1 ข้อมูลที่ใช้กับระบบ 25
3.2 การดำเนินงาน 26
3.2.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน 26
3.2.2 การออกแบบโปรแกรม 27
3.3 การพัฒนาโปรแกรม 29
3.3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรม 29
3.3.2 ตัวอย่างส่วนติดต่อผู้ใช้โปรแกรม 29

บทที่ 4 การทดลองและประเมินผลการทดลอง 36
4.1 การใช้งานระบบ 36
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 53
4.3 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ 57
4.3.1 ผลการทดลอง 57
4.3.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง 75

บทที่ 5 สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ 77
5.1 สรุปผลการศึกษา 77
5.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษาและพัฒนาระบบ 78
5.3 ข้อเสนอแนะ 78

บรรณานุกรม 79
ประวัติผู้เขียน 80

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 แสดงการเปรียบเทียบโครงข่ายประสาททางชีววิทยาและโครงข่ายประสาทเทียม 10

4.1 ผลการทดลอง Iris Data 58

4.2 ผลการทดลอง Iris Data [สลับลำดับ pattern] 59

4.3 ผลการทดลอง Wine Data 61

4.4 ผลการทดลอง Wine Data [สลับลำดับ pattern] 62

4.5 ผลการทดลอง Sonar Data 64

4.6 ผลการทดลอง Sonar Data [สลับลำดับ pattern] 65

4.7 ผลการทดลอง Heart-statlog Data 67

4.8 ผลการทดลอง Heart-statlog Data [สลับลำดับ pattern] 68

4.9 ผลการทดลอง Ionosphere Data 70

4.10 ผลการทดลอง Ionosphere Data [สลับลำดับ pattern] 71

4.11 ผลการทดลอง Image Data 73

4.12 ผลการทดลอง Image Data [สลับลำดับ pattern] 74

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญภาพ

รูปที่ หน้า

2.1 กระบวนการทำ Data Mining 5
2.2 Neural Network 10
2.3 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 11
2.4 Activation Function 12
2.5 โครงสร้างของ Fuzzy-ART Network 16
2.6 ตัวอย่าง Fuzzy-ART Network 18
2.7 โครงสร้างของ Fuzzy-ARTMAP Network 20
2.8 โครงสร้างของ RBF Network 21
3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาใช้ 25
3.2 ตัวอย่างหน้าต่างหลัก 30
3.3 ตัวอย่างหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน 31
3.4 ตัวอย่างหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ 33
3.5 ตัวอย่างหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน 34
3.6 ตัวอย่างหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ 35
4.1 หน้าต่างหลัก Classification Application 36
4.2 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน 37
4.3 ส่วน Input Data 38
4.4 Dialog Box เลือกไฟล์ข้อมูล 38
4.5 ตัวอย่างข้อมูลที่มีคุณลักษณะไม่เท่ากัน 39
4.6 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลมีคุณลักษณะไม่เท่ากัน 39
4.7 ตัวอย่างข้อมูลที่มีรูปแบบไม่ต่อเนื่อง 40
4.8 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลมีรูปแบบไม่ต่อเนื่อง 40
4.9 ตัวอย่างข้อมูลที่มีค่าคุณลักษณะบางส่วนหายไป 41
4.10 หน้าต่างสอบถามการแทนค่าคุณลักษณะว่าง 41
4.11 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อนำเข้าข้อมูล 42
4.12 ส่วน Normalization 42
4.13 ข้อความเตือนกรณีค่าน้อยสุดมากกว่าค่ามากสุด 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญภาพ (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.14 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อทำการแปลงข้อมูล....43
4.15 ส่วน Training [Fuzzy-ARTMAP] 44
4.16 ข้อความเตือนกรณีค่าวิจิแลนซ์ไม่อยู่ในช่วงที่เหมาะสม 44
4.17 ส่วน Result [Train] 45
4.18 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อแสดงผลลัพธ์....45
4.19 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อบันทึกค่าน้ำหนัก....46
4.20 หน้าต่างยืนยันการบันทึกค่าน้ำหนักก่อนกลับสู่เมนูหลัก....46
4.21 ตัวอย่าง Weight ของ Fuzzy-ARTMAP 47
4.22 หน้าต่างFuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ....48
4.23 ส่วน Testing [Fuzzy-ARTMAP]....48
4.24 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลและค่าน้ำหนักที่บันทึกไว้ไม่เข้ากัน 49
4.25 ส่วน Result [Test]....49
4.26 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบเมื่อแสดงผลลัพธ์ 50
4.27 หน้าต่างยืนยันการบันทึกผลลัพธ์ก่อนกลับสู่เมนูหลัก 50
4.28 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่บันทึก....51
4.29 หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน....51
4.30 ส่วน Training [RBF Fuzzy-ARTMAP]....52
4.31 หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ 52
4.32 ตัวอย่าง Weight ของ RBF Fuzzy-ARTMAP....53
4.33 ข้อมูล Iris Data 54
4.34 ข้อมูล Wine Data....54
4.35 ข้อมูล Sonar Data 55
4.36 ข้อมูล Heart-statlog Data....55
4.37 ข้อมูล Ionosphere Data....56
4.38 ข้อมูล Image Data....56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันเทคโนโลยีสารสนเทศได้เข้ามามีบทบาทต่อองค์กรเป็นอย่างมาก องค์กรใดสามารถใช้ประโยชน์จากสารสนเทศได้มากกว่าจะเป็นส่วนสำคัญที่จะช่วงชิงความได้เปรียบทางธุรกิจ องค์กรต่างๆ จึงได้พยายามหาวิธีใช้ประโยชน์จากฐานข้อมูลที่มีอยู่ให้มากที่สุด Data Mining จึงได้ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลาย เนื่องจากเป็นกระบวนการที่สามารถนำมาวิเคราะห์ข้อมูลและดึงสารสนเทศที่เป็นประโยชน์ออกมาจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ การทำ Data Mining นั้นมีการทำงานในหลายรูปแบบ การจำแนกหมวดหมู่ (Classification) ก็เป็นรูปแบบหนึ่งที่ใช้ในการแจกแจงข้อมูลออกตามกลุ่มที่ได้กำหนดไว้ ซึ่งเป็นเทคนิคที่นำมาใช้สำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ (Predictive Model) โดยจะทำการสร้างแบบจำลองจากข้อมูลที่เลือกมาจากฐานข้อมูล เพื่อทำนายกลุ่มสำหรับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน เทคนิค Classification ได้ถูกนำมาใช้ในงานหลายประเภท เช่น การอนุมัติเครดิต การวิเคราะห์โรค เป็นต้น จึงนำไปสู่การศึกษาถึงวิธีการที่เหมาะสมในการจำแนกหมวดหมู่

โครงข่ายประสาทเทียมถือเป็นแนวคิดหลักอย่างหนึ่งที่นำมาใช้ในการทำ classification ซึ่งมีกระบวนการทำงานที่จำลองแบบมาจากการทำงานของเซลล์สมอง โดยได้รับการพัฒนาต่อมาหลากหลายรูปแบบ Fuzzy-ARTMAP เป็นแบบจำลองหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการพัฒนารูปแบบขึ้นมาจนมีความสามารถในการเรียนรู้และทำงานที่สูง แต่มีข้อจำกัดในเรื่องช่องการที่ลำดับการนำเข้าของ Training Pattern จะส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของโครงข่าย ในขณะที่ RBF Fuzzy-ARTMAP เป็นโครงข่ายที่ถูกดัดแปลงขึ้นโดยใช้วิธีการเรียนรู้ของโครงข่าย RBF (Radial Basis Function) ภายใต้โครงสร้างของโครงข่าย Fuzzy-ARTMAP ซึ่งคาดหมายว่าจะสามารถเอาชนะข้อจำกัดที่มีอยู่เดิมได้

การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานของอัลกอริทึมทั้งสองชนิดเป็นสิ่งพิสูจน์ให้เห็นว่าอัลกอริทึมที่ดัดแปลงขึ้นนั้นจะสามารถแก้ไขข้อจำกัดเดิม และยังคงประสิทธิภาพในการเรียนรู้และทำงานไว้ได้หรือไม่ เพื่อให้ได้อัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับงาน Classification

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

การศึกษาโครงการนี้มีวัตถุประสงค์คือ

1. เพื่อศึกษาระบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการจำแนกข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP
2. เพื่อพัฒนาโปรแกรมประยุกต์สำหรับการจำแนกข้อมูลด้วยอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP
3. เพื่อเปรียบเทียบผลการทำงานของอัลกอริทึมทั้งสองในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

Fuzzy-ARTMAP เป็นแบบจำลองหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลที่ได้รับการพัฒนารูปแบบขึ้นมาจนมีความสามารถในการเรียนรู้ที่รวดเร็วและสามารถทำการสอนโครงข่ายเพิ่มเติมได้ในภายหลัง แต่ Fuzzy-ARTMAP ก็ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการที่ลำดับการสอนของ Training Pattern จะส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้และจำแนกข้อมูลของโครงข่าย ในขณะที่ RBF Fuzzy-ARTMAP เป็นโครงข่ายที่ถูกดัดแปลงขึ้นโดยใช้วิธีการเรียนรู้ของโครงข่าย RBF (Radial Basis Function) ซึ่งเป็นโครงข่ายที่ไม่มีข้อจำกัดในลำดับการสอนของ Training Pattern แต่เป็นโครงข่ายที่ไม่สามารถเรียนรู้เพิ่มเติมภายหลังได้ทำงานภายใต้โครงสร้างของโครงข่าย Fuzzy-ARTMAP ซึ่งคาดหมายว่าจะสามารถเอาชนะข้อจำกัดที่มีอยู่ของทั้งสองอัลกอริทึมได้โดยที่การจำแนกกลุ่มข้อมูลยังคงความถูกต้อง

1.4 ขอบเขตของโครงการ

การศึกษาโครงการนี้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ขึ้นเพื่อจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการทำงานและผลที่ได้รับระหว่างอัลกอริทึมทั้งสองนี้

1.5 ขั้นตอนการศึกษา

โครงการพัฒนานี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 บทด้วยกันคือ

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาของโครงการ ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ สมมติฐาน ทฤษฎีที่ใช้ ขอบเขตของโครงการ และขั้นตอนการศึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในโครงการ คือ การทำเหมืองข้อมูล ระบบโครงข่ายประสาทเทียม และอัลกอริทึมต่างๆ ที่ใช้ในโครงการ

บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการพัฒนาโครงการในส่วนต่างๆ ทั้งในด้านข้อมูลและโปรแกรม

บทที่ 4 กล่าวถึงการใช้งานโปรแกรม การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกกลุ่มข้อมูลของอัลกอริทึม RBF Fuzzy-ARTMAP เพื่อแสดงให้เห็นว่าเป็นอัลกอริทึมที่สามารถเอาชนะข้อจำกัดเดิมๆ และยังคงความสามารถในการทำงานได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพเมื่อวิเคราะห์เปรียบเทียบกับอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP

บทที่ 5 เป็นบทสรุปผลการพัฒนาโครงการและข้อเสนอแนะ

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ผลจากการศึกษา จะทำให้ทราบกระบวนการทำงานของ Data Mining การจำแนกหมวดหมู่ของข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP ผลการวิเคราะห์การเปรียบเทียบการทำงานของโครงข่ายทั้งสองรูปแบบ รวมถึงความเหมาะสมที่จะนำโครงข่ายไปใช้ในงานแต่ละรูปแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันมีความนิยมนำวิธีการจำแนกหมวดหมู่ (Classification) ไปประยุกต์ใช้กับงานด้านต่างๆ มากมาย ทำให้เกิดทฤษฎีและแนวคิดใหม่ๆ ขึ้น เพื่อใช้ในการจำแนก เช่น ทฤษฎีเบย์เซียลดีซิชั่น (Bayesian Decision Theory), แบบจำลองฮิทเดนมาคอฟ (Hidden Markov Model) และโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นต้น ซึ่งงานวิจัยจำนวนมากได้ให้ความสนใจในการออกแบบแนวคิดในการจำแนก เนื่องจากคุณภาพของการจำแนกกลุ่มที่ดีนั้นมีความสำคัญกับงานในด้านต่างๆ ที่ต้องการระบุความน่าจะเป็นในแต่ละรูปแบบที่เป็นไปได้ เช่น การรู้จำ (Recognition), การพยากรณ์ (Forecasting) เป็นต้น ซึ่งความยากง่ายในการจำแนกกลุ่มนั้นขึ้นอยู่กับข้อมูล (Data) ในแต่ละกลุ่ม เนื่องจากข้อมูลในกลุ่มหนึ่งอาจไปสัมพันธ์กับข้อมูลอีกกลุ่มหนึ่ง หรือข้อมูลในกลุ่มเดียวกันอาจเป็นข้อมูลที่ซับซ้อน (Complexity) หรืออาจจะเป็นสิ่งรบกวน (Noise) ก็ได้

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ พื้นฐานของการทำ Data Mining โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ รวมทั้งสถาปัตยกรรมและระบบการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้ในการทำ Classification ซึ่งเนื้อหาทั้งหมดนี้จำเป็นสำหรับการศึกษา และพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ต่อไป

2.1 Data Mining

Data Mining เป็นกระบวนการในการกลั่นกรองข้อมูลเพื่อดึงเอาสารสนเทศออกมาจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ ซึ่งสารสนเทศที่ได้จะมีลักษณะเป็นความรู้ใหม่ๆ ที่ไม่เคยรู้มาก่อน (Unknown) มีความถูกต้อง (Valid) และสามารถนำมาใช้ประโยชน์ในทางปฏิบัติได้ (Actionable) เพื่อนำมาใช้สนับสนุนการตัดสินใจต่างๆ Data Mining จึงถือเป็นส่วนหนึ่งของกิจกรรมในการค้นหาความรู้ในฐานข้อมูล (Knowledge Discovery in Database: KDD)

Data Mining แตกต่างไปจากเครื่องมือที่ใช้ในงานวิเคราะห์ข้อมูลอื่นๆ คือจะทำการค้นหาความรู้โดยสามารถมองความสัมพันธ์ของข้อมูลจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ในหลายมิติได้ โดยไม่ต้องตั้งสมมติฐานไว้ล่วงหน้า แต่จะนำความรู้ที่ได้นั้นมาทดสอบสมมติฐานในภายหลัง ส่วนเครื่องมืออื่นๆ เช่น SQL Query หรือ OLAP (On Line Analytical Processing) นั้นจะต้องสร้าง

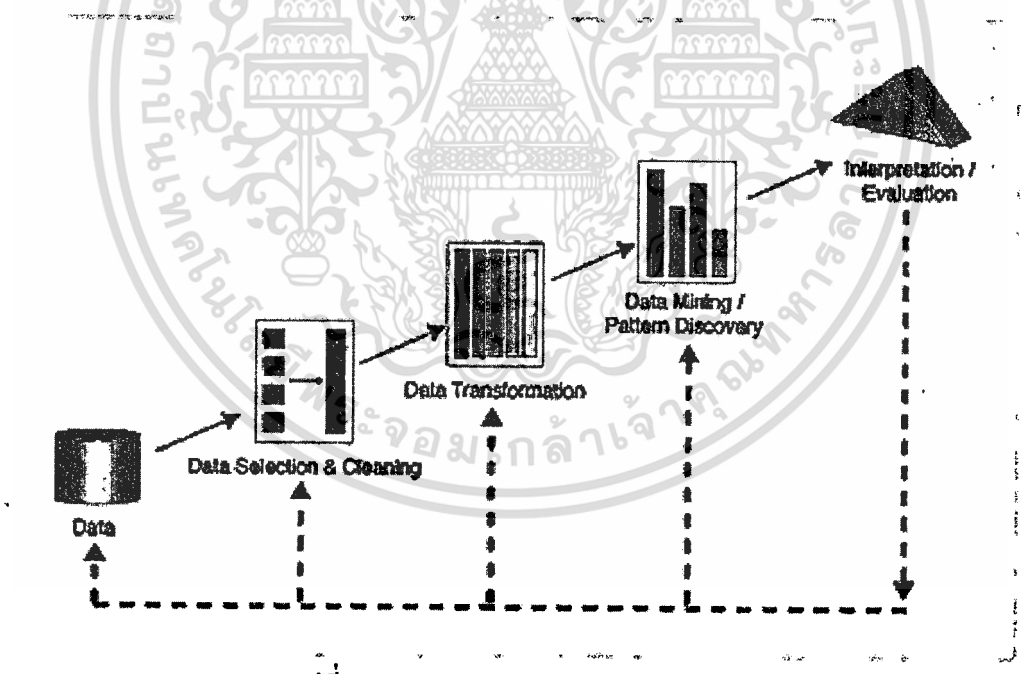
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมมติฐานเกี่ยวกับความสัมพันธ์ของข้อมูลขึ้นก่อน จากนั้นจึงใช้เครื่องมือเพื่อพิสูจน์ว่าเป็นจริงหรือไม่ตามสมมติฐานที่สร้างขึ้น

2.1.1 กระบวนการทำ Data Mining

Data Mining เป็นการรวบรวมเทคนิคจากงานต่างๆ เช่นการจดจำรูปแบบ (Recognition) การเรียนรู้ของเครื่องจักร (Machine Learning) หลักสถิติ (Statistics) และฐานข้อมูล (Database) เป็นต้น เพื่อนำมาค้นหารูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูล และวิเคราะห์หาข้อมูลที่เป็นประโยชน์ที่อาจจะซ่อนอยู่ภายใต้ฐานข้อมูลขนาดใหญ่ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สามารถนำไปใช้งานได้จริงและเป็นประโยชน์ โดยทั่วไปเมื่อกล่าวถึง Data Mining ส่วนใหญ่จะคำนึงถึงและให้ความสำคัญกับขั้นตอนการ Mining หรือการค้นหาลักษณะทิศทางของข้อมูล แต่ความเป็นจริงแล้วการทำ Data Mining ข้อมูลเป็นเพียงหนึ่งในกระบวนการทำ Data Mining เท่านั้น

กระบวนการทำ Data Mining เป็นขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง (Model) โดยจะสร้างแบบจำลองของกลุ่มข้อมูล (Data Set) เพื่อสร้างความเข้าใจในแนวโน้ม รูปแบบ ความเกี่ยวข้องสัมพันธ์กันของกลุ่มข้อมูลและสามารถทำนายข้อมูลนั้นๆ ซึ่งประกอบไปด้วย 5 ขั้นตอนดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 กระบวนการทำ Data Mining

2.1.1.1 การกำหนดวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ (Business Objective Determination)

การกำหนดวัตถุประสงค์และปัญหาที่ชัดเจนจะเป็นตัวกำหนดทิศทางในการทำ Data Mining ดังนั้นในการกำหนดวัตถุประสงค์ของงานจะต้องเข้าใจถึงปัญหาและความต้องการของงานนั้นๆ รวมทั้งต้องศึกษาความเป็นไปได้ว่าวิธีการ Data Mining นั้นเหมาะกับการหาคำตอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ของปัญหาหรือไม่ เพราะ Data Mining อาจไม่ใช่เทคนิคที่ดีที่สุดในการหาคำตอบของปัญหาได้ ดังนั้นจึงต้องมีการศึกษาความต้องการในการวิเคราะห์ ซึ่งก็คือการกำหนดปัญหาและวัตถุประสงค์ทางธุรกิจหรือองค์กรให้ชัดเจน โดยขั้นตอนนั้นประกอบด้วยการวิเคราะห์ข้อมูลเบื้องต้นว่ามีข้อมูลใดอยู่บ้าง ต้องการสารสนเทศใดจากแหล่งข้อมูลนั้นและเป็นการกำหนดว่าเมื่อไหร่ควรจะใช้ Data Mining กับการแก้ปัญหา

2.1.1.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนที่สำคัญและใช้เวลามากที่สุด ประมาณ 60% ของเวลาทั้งหมด การเตรียมข้อมูลนั้นประกอบไปด้วย 3 ขั้นตอนย่อย คือ

- การคัดเลือกข้อมูล (Data Selection) มีจุดประสงค์หลักคือการระบุลักษณะและคัดเลือกข้อมูลที่ต้องการและนำข้อมูลที่ไม่ต้องการออกไป ซึ่งการเลือกข้อมูลนี้ก็ขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ทางธุรกิจที่ได้กำหนดไว้ในขั้นตอนก่อนหน้า และจะต้องเข้าใจถึงแหล่งที่มาของข้อมูล ความหมายของข้อมูล ประเภทของข้อมูล ค่าที่สามารถเป็นไปได้ของข้อมูล และลักษณะอื่นๆ เช่น ความทันสมัยของข้อมูล เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของเวลาและสถานการณ์ภายนอกมีอยู่ตลอดเวลาและมีผลทำให้ประสิทธิภาพของข้อมูลลดลง นอกจากนี้ยังมีประเด็นที่ต้องพิจารณาถึงอีก 4 ประเด็น คือ ระดับของข้อมูล โดยขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการทำว่าเป็นข้อมูลที่สรุปแล้วหรือเป็นข้อมูลระดับรายการ (Item) ลักษณะการจัดเก็บของข้อมูล ซึ่งขึ้นอยู่กับภาษาคอมพิวเตอร์และระบบปฏิบัติการที่ใช้ ความแตกต่างกันของข้อมูลในแต่ละแหล่ง ทั้งรูปแบบความหมายและลักษณะการจัดเก็บ รวมถึงข้อมูลประเภทข้อความ ซึ่งค่าของข้อมูลที่จัดเก็บอาจแตกต่างกันซึ่งอาจเกิดจากความผิดพลาดในขั้นตอนการบันทึกข้อมูล (Data Entry) หรืออื่นๆ ขณะที่หมายถึงสิ่งเดียวกัน เช่น “NO” และ “No”
- การกรองข้อมูล (Data Preprocessing) เป็นกระบวนการนำข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการคัดเลือกข้อมูลมาแล้วมาทำการกลั่นกรองข้อมูล (Clean Data) เพื่อให้สามารถมั่นใจได้ว่าข้อมูลที่เลือกมีความถูกต้องเหมาะสม โดยพิจารณาใน 2 ประเด็นคือ Noisy Data คือ ข้อมูลมีลักษณะแตกต่างจากที่ควรจะเป็นหรือที่คาดการณ์ไว้ ซึ่งอาจเป็นค่าจริงที่เกิดขึ้น หรือเกิดจากความผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล และMissing Value คือ ข้อมูลที่ไม่ปรากฏในข้อมูลที่ผ่านการคัดเลือก นั่นคือมีข้อมูลบางส่วนขาดหายไป ซึ่งอาจเกิดจากความไม่สมบูรณ์ของข้อมูล หรือความผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล ในการตรวจสอบแก้ไขให้ถูกต้องนั้นต้องอาศัยวิธีการต่างๆ เข้าช่วยเพื่อทำ Noise Detection ดังกล่าวหรืออาจไม่นำข้อมูลนั้นมาวิเคราะห์
- การแปลงข้อมูล (Data Transformation) เป็นการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสมที่พร้อมจะนำไปวิเคราะห์ตามอัลกอริทึมที่จะนำมาใช้ในการทำ Data Mining ซึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะมีลักษณะเฉพาะแตกต่างกันไป เช่น การแปลงข้อมูลให้เป็นช่วงเพื่อใช้กับ Decision Tree หรือการปรับอัตราส่วนตัวเลขให้อยู่ในช่วง 0-1 เพื่อใช้กับอัลกอริทึมใน Neural Network

2.1.1.3 การทำการ Mining ข้อมูล (Data Mining)

การทำ Data Mining นั้นจะมีการเลือกอัลกอริทึมที่จะนำมาใช้ให้เหมาะสมกับลักษณะปัญหาและลักษณะของข้อมูลที่ได้ดำเนินการไว้ในขั้นตอนที่ผ่านมา แล้วทำการประมวลผลข้อมูลตามอัลกอริทึมที่เลือกไว้ ซึ่งในขั้นตอนนี้อาจต้องย้อนกลับไปทำขั้นตอนที่เกี่ยวข้องใหม่ โดยจะพัฒนากระบวนการในขั้นตอนต่างๆ เพื่อให้ได้ผลที่มีประสิทธิภาพและมีความถูกต้องมากขึ้น

2.1.1.4 การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้ (Analysis of Result)

การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้เป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญมาก โดยจะทำการแปลความหมายและประเมินผลลัพธ์ที่ได้จากขั้นตอนการทำ Data Mining ทั้งนี้จะต้องอาศัยทักษะทั้งในส่วนการวิเคราะห์ข้อมูลและการวิเคราะห์ทางธุรกิจประกอบกัน รวมถึงเครื่องมือด้าน Graphical Visualization ซึ่งช่วยให้การวิเคราะห์ข้อมูลทำได้อย่างสะดวกและรวดเร็วขึ้น นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาสารสนเทศที่ได้มาว่ามีความน่าสนใจ ความสมบูรณ์และสามารถนำไปใช้ได้หรือไม่ หากผลที่ออกมาไม่เป็นเช่นนั้นอาจต้องวนกลับไปพิจารณาขั้นตอนต่างๆ เพื่อแก้ไข Model ใหม่

2.1.1.5 การนำสารสนเทศที่ได้ไปใช้ประโยชน์ (Assimilation of Knowledge)

การนำสารสนเทศที่ได้ไปใช้ประโยชน์ โดยการรวบรวมความเข้าใจทางธุรกิจและผลจากขั้นตอนข้างต้น ซึ่งเกี่ยวข้องโดยตรงกับวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ ทั้งนี้มีหลักที่ต้องพิจารณา 2 ประการคือ การนำเสนอแนวคิดทางธุรกิจที่ค้นพบใหม่ และหาแนวทางในการที่จะใช้ความรู้ใหม่ที่ค้นพบเพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด

2.1.2 Data Mining Operation

การทำ Data Mining นั้นมีการดำเนินการอยู่หลายรูปแบบ ซึ่งการเลือกใช้จะขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการทำ Data Mining นั้นๆ Data Mining Operation สามารถจำแนกออกได้เป็น 4 ประเภทหลักๆ ได้แก่

2.1.2.1 Database Segmentation หรือ Database Clustering

ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล โดยการแบ่งกลุ่มข้อมูลจะแบ่งตามลักษณะที่เหมือนกันของข้อมูล เช่น การแบ่งตามอายุ รายได้ ซึ่งในการแบ่งกลุ่มข้อมูลนั้นไม่สามารถที่จะกำหนดได้ว่าข้อมูลควรที่จะอยู่ในกลุ่มใด แต่จะเป็นการกำหนดกลุ่มจากธรรมชาติของข้อมูลเองมากกว่า โดยไม่มีการใช้อคติหรือประสบการณ์มาช่วยในการตัดสินใจ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การจัดกลุ่มข้อมูล คือการรวบรวมข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันไว้ในกลุ่มเดียวกัน และข้อมูลที่ไม่คล้ายคลึงกันจะอยู่ในกลุ่มอื่น ซึ่งข้อมูลแต่ละตัวจะต้องอยู่ในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเพียงกลุ่มเดียว โดยข้อมูลแต่กลุ่มที่ได้นั้นจะเรียกว่า "Cluster" นั่นคือลักษณะการแบ่งแยกข้อมูลบนพื้นฐานของความคล้ายคลึงกันในตัวเอง วัตถุประสงค์ของการจัดกลุ่มคือ เพื่อจัดกลุ่มข้อมูลซึ่งเป็นประโยชน์ในงานด้านต่างๆ เช่น การตลาด การแพทย์ การปกครอง เป็นต้น

2.1.2.2 Link Analysis

ใช้วิเคราะห์ตรวจหาสิ่งเชื่อมโยงหรือความสัมพันธ์ (Association) ระหว่าง Record หรือกลุ่ม Record ใน Database เพื่อที่จะดูว่าแต่ละกลุ่มของข้อมูลมีความสัมพันธ์กันในลักษณะใด ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ได้รับความนิยมในการหาความสัมพันธ์ระหว่างลูกค้ากับสินค้า

2.1.2.3 Deviation Detection

ใช้ในการตรวจจับสิ่งผิดปกติต่างๆ จากการหาค่าที่เบี่ยงเบนไปจากค่ามาตรฐานหรือค่าที่คาดคิดไว้ โดยทั่วไปมักใช้วิธีการทางสถิติหรืออาศัยการวาดกราฟหรือแสดงผลในรูปกราฟฟิกทำให้เห็นภาพมากขึ้น แล้วดูการกระจายข้อมูลว่ามีการกระจายออกไปจากกลุ่มหรือไม่ ซึ่งเทคนิคนี้ถูกใช้ในงานด้านการตรวจสอบการปลอมบัตรเครดิตหรือการจับการโกง เป็นต้น

2.1.2.4 Predictive Modeling

ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อทำนายหาค่าความเป็นไปได้ โดยสังเกตจากข้อมูลที่มีอยู่ ซึ่งข้อมูลต้องมีความถูกต้องและสมบูรณ์ จะทำให้แบบจำลองสามารถทำนายผลได้อย่างถูกต้อง มี 2 ลักษณะคือ

- Value Prediction การพยากรณ์หรือประมาณค่าข้อมูลซึ่งสัมพันธ์กันใน Database Record
- Classification เป็นการจำแนกหมวดหมู่ของข้อมูล โดยพิจารณาข้อมูลตามหมวดหมู่ที่ได้กำหนดไว้แล้ว

ซึ่งในกระบวนการจะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอนใหญ่ๆ คือ

<u>การเรียนรู้</u> (Learning) เป็นการนำเอากลุ่มของข้อมูล (Training dataset) ที่จะนำมาทำการศึกษา โดยใช้อัลกอริทึมของการจำแนกมาทำการเรียนรู้กลุ่มข้อมูลนั้น เพื่อจะทำการสร้างโมเดล (Model) ที่สามารถอธิบายถึงลักษณะเฉพาะที่ซ่อนอยู่ภายใต้ข้อมูล ซึ่งโมเดลนี้จะมีการแจกแจงกลุ่มของข้อมูลออกเป็นคลาส (Class) ต่างๆ ด้วยกฎการจำแนก (Classification rule) และคลาสแต่ละคลาสนี้จะมีลักษณะเฉพาะกลุ่มที่สามารถสรุปออกมาได้เป็นความสัมพันธ์จากชุดของคุณลักษณะไปเป็นกลุ่มที่สามารถระบุได้ เช่น การแบ่งประเภทลูกค้าว่าเชื่อถือได้หรือไม่โดยใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Model Construction (Learning) ซึ่งเป็นการสร้างแบบจำลอง โดยการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้กำหนดไว้เรียบร้อยแล้ว (Training data) จากข้อมูลในอดีต ซึ่งจะใช้ข้อมูลปริมาณมาก

การทดสอบข้อมูล (Testing data) จะถูกนำมาใช้เพื่อวัดถึงความถูกต้องของกฎการจำแนกที่ถูกสร้างขึ้นมาจากขั้นตอนการเรียนรู้ โดยความถูกต้องนี้อาจจะเป็นตัวพิจารณาว่ากฎการจำแนกที่สร้างขึ้นสามารถนำมาใช้กับกลุ่มข้อมูลใหม่ๆ ได้หรือไม่

ในการจำแนกหมวดหมู่ของข้อมูลนั้น นอกจากกระบวนการหลักที่ใช้แล้วยังสามารถนำเทคนิคแบบต่างๆ มาใช้ประกอบกันได้ เช่น

- แบบต้นไม้ (Decision Tree) มีลักษณะการแบ่งกลุ่มของข้อมูลเป็นโครงสร้างต้นไม้
- แบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นเพื่อเลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทสิ่งมีชีวิต (Biological Neural) โดยเป็นชุดการเชื่อมต่อของ Input และ Output โดยจะมีค่าน้ำหนัก (Weight) สำหรับแต่ละเส้นทางการเชื่อมต่อ ซึ่งในขั้นตอนการเรียนรู้ค่าน้ำหนักจะถูกปรับให้มีค่าที่เหมาะสมที่สุด

2.1.3 การประยุกต์ใช้ Data Mining

ลักษณะการประยุกต์ใช้งาน Application ในการทำ Data Mining มีอยู่หลายรูปแบบ เช่น

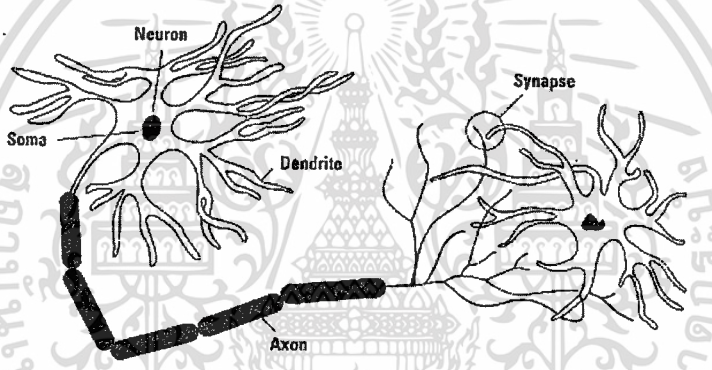
1. ทางการตลาด เช่น การนำข้อมูลลูกค้าจากการทำบัตรสมาชิกมาเป็นข้อมูลในการทำงาน ตัวอย่างเช่น การทำ Cross-Selling, Purchasing Pattern over time, Customer Profiling, Direct Mail Campaign, Customer Relation Management (CRM) เป็นต้น
2. ทางด้านการวิเคราะห์ความเสี่ยงต่างๆ เช่น การพยากรณ์ (Forecasting), การทำ Credit Scoring, การทำ Profile of attrition
3. ด้านการตรวจจับการโกง
4. ด้านการป้องกันการฟอกเงิน
5. การป้องกันการโกงประกันประกันภัย
6. Web Mining
7. Text Mining

ในการศึกษาโครงงานนี้ จะประยุกต์การใช้งาน Data Mining ในด้าน Classification (การจำแนกหมวดหมู่) ซึ่งแบบจำลองที่ใช้จะอยู่ในรูปของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เป็นแบบจำลองที่สร้างขึ้นโดยมีพื้นฐานมาจากสมองของมนุษย์ ซึ่งสมองของมนุษย์ประกอบด้วยกลุ่มของเซลล์ประสาทที่เชื่อมต่อกันอยู่อย่างหนาแน่นเป็นหน่วยประมวลผลพื้นฐานเรียกว่านิวรอล (Neuron) แต่ละนิวรอลจะประกอบด้วยตัวเซลล์หรือโซมา (Soma) มีเส้นประสาทที่เรียกว่าเดนไดรท์ (Dendrite) ทำหน้าที่รับสัญญาณจากนิวรอลตัวอื่น และเส้นประสาทเดี่ยวยาวที่เรียกว่าแอกซอน (Axon) ทำหน้าที่ส่งผ่านสัญญาณที่เกิดขึ้นจากตัวเซลล์ของมันเองไปยังส่วนปลายสุดที่เรียกว่าไซแนปส์ (Synapse) หลังจากที่ปฏิกิริยาเคมีภายในเซลล์ถูกแปลงเป็นสัญญาณไฟฟ้าจะถูกปล่อยให้แพร่ข้ามช่องว่างไซแนปส์ไปยังเดนไดรท์ของนิวรอลอื่น ระหว่างนั้นจะเกิดการเปลี่ยนแปลงขึ้นที่ไซแนปส์ ซึ่งนั่นทำให้มันสามารถเรียนรู้จากกิจกรรมที่มันมีส่วนร่วมได้ ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 Neural Network

สำหรับการพัฒนามาใช้กับงานประมวลผลโดยคอมพิวเตอร์นั้น จะมีการเชื่อมต่อกลุ่มของข้อมูล Input และข้อมูล Output เข้าด้วยกัน โดยในแต่ละจุดที่มีการเชื่อมต่อกันนั้นจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) เป็นตัวกำหนดน้ำหนักของ Input ซึ่ง Weight นี่เองที่เป็นตัวจดจำการเรียนรู้ของนิวรอล

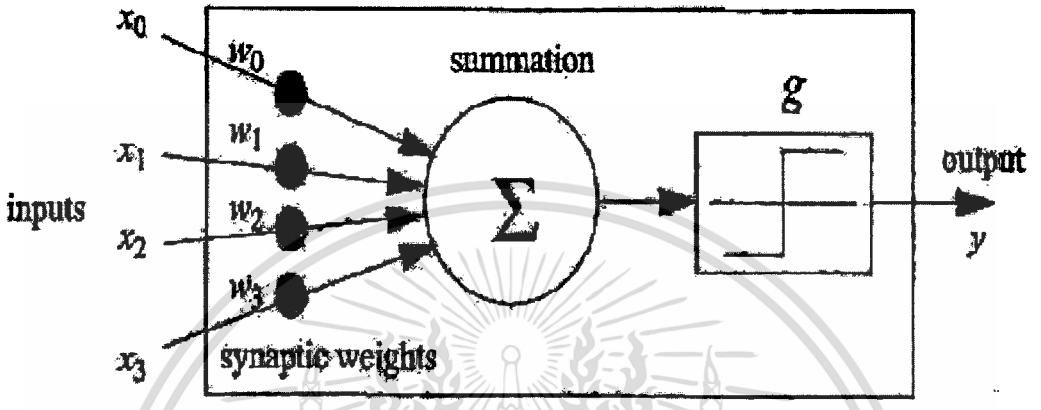
ตารางที่ 2.1 แสดงการเปรียบเทียบโครงข่ายประสาททางชีววิทยาและโครงข่ายประสาทเทียม

Biological neural network	Artificial neural network
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

จากลักษณะ และการทำงานของเซลล์โครงข่ายประสาท หรือนิวรอลดังที่กล่าวมาข้างต้น ได้ถูกนำมาสร้างเป็นทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ และจำลองการทำงานในรูปแบบพื้นฐานโดยใช้ชื่อว่า ANN (Artificial Neuron Network) ซึ่งมีสถาปัตยกรรมแบบจำลองแสดงดังรูปที่ 2.3



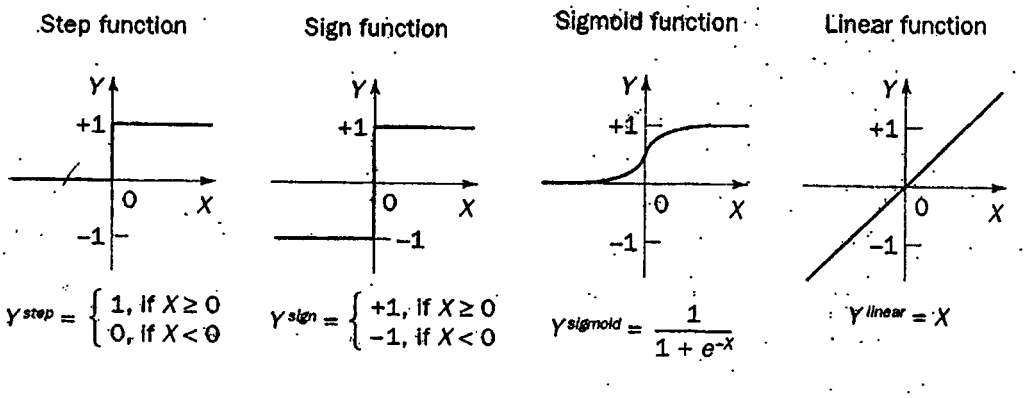
รูปที่ 2.3 สถาปัตยกรรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

หลักการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมคือ เมื่อมี Input เข้ามาในโครงข่าย ระบบจะนำ Input มาคูณกับ Weight ในแต่ละเส้นทางเชื่อมต่อ ผลที่ได้รับจะถูกนำมารวมกันและนำผลลัพธ์ที่ได้มาเปรียบเทียบกับค่า Threshold ที่มีอยู่ โดยพิจารณาจาก Activation Function ที่ใช้ ซึ่งจะส่งผลถึง Output ที่ จะเกิดขึ้น

Activation Function ที่มักนำมาใช้กับนิวรอลมี 4 รูปแบบคือ Step Function, Sign Function, Sigmoid Function และ Linear Function มีฟังก์ชันดังรูปที่ 2.4

- Step Function และ Sign Function ถูกเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Hard Limit Function มักถูกใช้ใน Decision-Making Neuron สำหรับงานประเภท Classification และการรู้จำรูปแบบ
- Sigmoid Function จะเปลี่ยนค่า Input ที่สามารถมีค่าได้อนันต์ มาเป็นค่าที่เหมาะสมในช่วงระหว่าง 0 และ 1 ฟังก์ชันประเภทนี้ถูกใช้ในโครงข่าย Backpropagation
- Linear Function จะให้ค่า Output ที่เท่ากับค่า Input ที่ถ่วงน้ำหนักแล้วของนิวรอล ฟังก์ชันนี้มักใช้ใน Linear Approximation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 Activation Function

เมื่อ $X = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i$

X คือค่าผลรวมของการถ่วงน้ำหนัก Input

x คือ Input

w คือ Weight

Y คือ Output

โดยทั่วไปแล้วโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วย 3 Layer คือ

1. Input Layer จะทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าจากภายนอก แล้วนำมาถ่วงน้ำหนักจากนั้นจึงส่งต่อไปยัง Hidden Layer
2. Hidden Layer จะรับข้อมูลเข้าจาก Input Layer หรือ Hidden Layer ที่อยู่ชั้นก่อนหน้า และนำมาถ่วงน้ำหนักอีกครั้ง จึงส่งต่อไปยัง Output Layer หรือ Hidden Layer ที่อยู่ในชั้นถัดไป
3. Output Layer จะมีการติดต่อกับอุปกรณ์แสดงผล เพื่อแสดงผลลัพธ์ที่ได้ออกมา

ในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมนั้น สิ่งแรกที่ต้องทำคือตัดสินใจว่าจะใช้นิวรอลจำนวนเท่าไหร่ในการเชื่อมต่อเป็นโครงข่าย หรือก็คือการเลือกสถาปัตยกรรมของโครงข่ายนั่นเอง จากนั้นจึงเลือกอัลกอริทึมที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ และสุดท้ายคือการฝึกสอนให้กับระบบ โดยที่จะต้องกำหนดค่าเริ่มต้นให้กับ Weight และจะมีการปรับปรุงค่า Weight จากกลุ่มของ Training Example

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียม

1. สามารถทำงานกับข้อมูลแบบ Non – Linear ได้
2. สามารถทำงานกับข้อมูลที่มีความแตกต่างจากกลุ่มของข้อมูลส่วนใหญ่ (Noisy data) หรือทำงานกับข้อมูลที่มีบางส่วนของข้อมูลขาดหายไป (Missing data) ซึ่งอาจเกิดจากข้อมูลไม่ได้ถูกเลือกจากขั้นตอนการเลือกข้อมูล
3. สามารถสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลได้โดยไม่ต้องใช้สมการ
4. สามารถทำงานกับข้อมูลที่มีตัวแปรหรือพารามิเตอร์จำนวนมากๆได้
5. สามารถใช้ในการแก้ปัญหาทั่วไปด้วยการทำนายที่มีความถูกต้อง

ข้อจำกัดของโครงข่ายประสาทเทียม

1. โครงข่ายประสาทเทียมรับข้อมูลได้เฉพาะข้อมูลที่เป็นตัวเลข ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 หรือ -1 ถึง 1 เท่านั้นดังนั้น ถ้าอินพุตเป็นข้อมูลที่มีค่าไม่ได้อยู่ในช่วงตัวเลขที่กำหนดหรือในกรณีที่เป็นข้อมูลชนิดอื่นซึ่งไม่ใช่ตัวเลขก็ต้องแปลงให้เป็นตัวเลขก่อน เช่น ข้อมูลวันในสัปดาห์อาจแทนค่าด้วยเลข 1, 2, 3,..., 7 เป็นต้น แล้วปรับให้อยู่ในช่วงที่กำหนดอีกที
2. ไม่มีกฎเกณฑ์ในการกำหนดจำนวน Hidden Layer แต่ถ้าใช้ Hidden Layer ที่มากกว่า 1 Layer ทำให้ Network ใช้เวลาเรียนรู้นานดังนั้นวิธีที่ดีที่สุดคือให้มีจำนวน Hidden Layer น้อยที่สุดเท่าที่จะทำได้ถ้าเป็น Feedforward Network ควรใช้ 1 Hidden Layer
3. การกำหนดจำนวน Hidden Unit ใน Hidden Layer ไม่มีกฎเกณฑ์ตายตัวต้องลองผิดลองถูกเพื่อหาจำนวน Hidden Node ที่ทำให้เกิดความผิดพลาด (error) น้อยที่สุด
4. ต้องกำหนดชุดของข้อมูล ที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมให้ครอบคลุม เพราะถ้าโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ไม่ครอบคลุมจะทำให้เกิด ความผิดพลาดในการพยากรณ์ได้

2.2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือ การใช้ความสามารถในการปรับตัวต่อสิ่งแวดล้อมโดยเรียนรู้และสร้างหลักเกณฑ์อย่างกว้างๆ จากข้อมูลกลุ่มตัวอย่าง และ Mapping ความสัมพันธ์ระหว่าง Input และ Output ของโครงข่ายเพื่อหาเซตของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) หรือฟังก์ชันการแปลงที่เหมาะสมให้กับโครงข่าย ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพของระบบโครงข่าย วิธีการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งได้ 2 รูปแบบ คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2.1 การเรียนรู้แบบมีการสอน (Supervised Learning)

การเรียนรู้จะมีการกำหนดเซตของการฝึกหัดให้กับเครือข่าย ซึ่งเซตนี้จะประกอบด้วย Input และ Output ที่ต้องการ โดยทำการจับคู่การสอน (Training Pair) เมื่อทำการป้อน Input ให้กับเครือข่ายแล้วเครือข่ายจะทำการประมวลผลจนได้คำตอบและ Weight ออกมาชุดหนึ่งสำหรับคำตอบที่ได้จริง (Actual Output) แล้วนำมาคำนวณค่าความผิดพลาดโดยการหาผลต่างของคำตอบที่ต้องการ (Target Output) กับคำตอบที่ได้จริงจากการเรียนรู้ ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าสูงจะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดเป็นที่ยอมรับได้จึงหยุดการสอนในเครือข่าย

2.2.2.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้ไม่ต้องมีการจับคู่การสอนเนื่องจากเมื่อเราใส่ค่า Input Set สู่เครือข่ายแล้วเครือข่ายจะพยายามจัดกลุ่ม Input Set ที่มีลักษณะเดียวกันให้ Output ออกมาจากเครือข่ายเดียวกัน คือมีการปรับตัวเองจากภายใน (Self Organization) การเรียนรู้โดยวิธีนี้จะป้อน Input เข้าสู่เครือข่าย ซึ่งภายในเครือข่ายจะมี Output Node อยู่หลาย Node โดยแต่ละ Node แทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อน Input เข้าสู่เครือข่าย เครือข่ายจะทำการคำนวณหาค่าความสัมพันธ์ที่มีภายในเซตของ Input โดยอาศัย Weight เป็นตัวแยกความแตกต่างของ Input ไปไว้ยัง Node Output ของเครือข่าย บางครั้งอาจเรียกวิธีนี้ว่า Clustering

การสอนโครงข่ายเซลล์ประสาทเป็นการหาฟังก์ชันการแปลง และ ฟังก์ชันการแปลงที่ได้จะมีคุณสมบัติไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งฟังก์ชันการแปลงของโครงข่ายประสาทเทียมในที่นี้ คือเซตของค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่าย ดังนั้นฟังก์ชันการแปลงจะมีศักยภาพมากน้อยเพียงใดนั้นจะขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายนั้นๆ ว่ามีเสถียรภาพมากน้อยเพียงใดและค่าถ่วงน้ำหนักคำนวณได้จากการสอนโครงข่าย ซึ่งการสอนโครงข่ายมีหลายแบบด้วยกัน เช่น กฎการสอนของ Hebb (Hebbian Learning), กฎการสอนแบบเดลต้า (Delta Rule or Error–Correction Learning), กฎการเรียนรู้แบบแข่งขัน (Competitive Learning) เป็นต้น

2.3 FUZZY-ARTMAP NETWORK

โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ (Fuzzy-ARTMAP) ถูกพัฒนาโดย Gail Carpenter, Stephen Grossberg และ David Rosen ในปี พ.ศ. 2535 โดยพัฒนามาจากฟัซซี่อาร์ท (Fuzzy-ART) และอาร์ทแมพ (ARTMAP) รวมกัน โดยถูกออกแบบให้มีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised) และเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลได้ดี โดยจะมีการเรียนรู้เพื่อจับกลุ่ม Input ให้ตอบตาม Output ที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Fuzzy-ARTMAP เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งซึ่งอยู่ในตระกูลของ ART ซึ่ง ART ทุกประเภทจะมีคุณสมบัติสำคัญ 2 ประการ คือ สามารถคงความรู้ที่เคยเรียนรู้รูปแบบหรือชนิดของรูปแบบมาแล้วได้ (Stability) และสามารถที่จะเรียนรู้รูปแบบใหม่ๆ ได้ไปพร้อมๆ กัน (Plasticity) โดย ART จะทำการปรับน้ำหนักก็ต่อเมื่อรูปแบบ Input นั้นมีความเหมือนกันกับรูปแบบเดิมที่เคยเรียนรู้ไปแล้วมากเพียงพอ ซึ่งเรียกว่าเกิดเรโซแนนซ์ (Resonance) และสำหรับรูปแบบ Input ใหม่ที่ยังไม่เคยเรียนรู้มาก่อน ART จะสร้างเป็นนิวรอลหรือโหนดใหม่โดยไม่กระทบกับนิวรอลเดิม ทั้งนี้ ART ยังสามารถเรียนรู้ชนิดข้อมูลที่มีรูปแบบอยู่ในหลากหลายลักษณะได้อีกด้วย ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP ได้รับการยอมรับว่ามีสมรรถนะในการรู้จำแพทเทิน (Pattern) ที่ดีกว่าเทคนิคอื่น

วิธีการควบคุมระดับความคล้ายคลึงของข้อมูลทำได้โดยการรีเซตเมื่อค่าความคล้ายคลึงน้อยกว่าระดับวิจิแลนซ์ (Vigilance) ที่กำหนดโดยผู้ใช้ ดังนั้นการทำงานของ ART จึงแบ่งออกได้เป็น 2 ส่วนคือ

- Competition คือส่วนที่ทำการเปรียบเทียบความเหมือนกันระหว่างข้อมูลเข้ากับโหนดต่างๆ ในนิวรอล
- Resonance คือส่วนที่ตัดสินหาความสอดคล้องการจัดแบ่งกลุ่มที่เกิดจากส่วน Competition

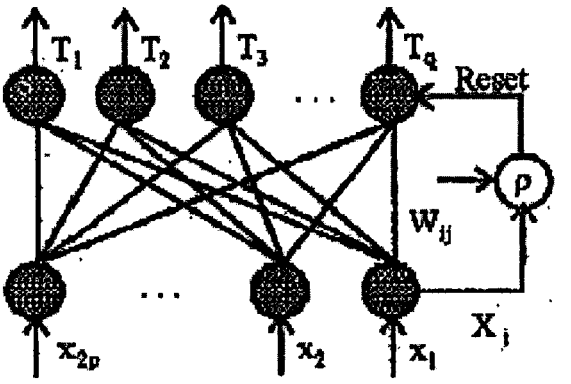
โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP มีข้อดีที่น่าสนใจมาก นั่นคือมีพารามิเตอร์ (Parameter) เพียงค่าเดียวที่ต้องกำหนดคือค่า Vigilance ซึ่งเป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของ Pattern Input ในการจัดกลุ่ม และนอกจากนี้ Fuzzy-ARTMAP ยังใช้รอบในการเรียนรู้น้อยมากเมื่อเปรียบเทียบกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่น จากคุณสมบัติเด่นดังกล่าวโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP จึงเป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ได้รับความสนใจพัฒนาไปประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลาย

2.3.1 Fuzzy-ART Network

Fuzzy-ART เป็นการปรับปรุง ART เดิมโดยให้สามารถรับ Input เป็นค่าทศนิยมที่อยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ได้ จัดเป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภท unsupervised ที่สามารถเรียนรู้ Input ใหม่ได้โดยไม่ลืมสิ่งที่ได้เรียนรู้มาก่อนหน้านี้

Fuzzy-ART ประกอบไปด้วย 2 Layer คือ Input Layer (F1) และ Output Layer (F2) โดยแต่ละโหนดในทั้ง 2 Layer มีการเชื่อมถึงกันแบบ Fully Interconnected โดยใช้ค่า Weight ในการเชื่อมต่อกัน (W_{ij}) ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ดังรูปที่ 2.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.5 โครงสร้างของ Fuzzy-ART Network

เนื่องจากโครงข่ายนี้เป็นการดำเนินการโดยใช้ฟัซซี่ลอจิก ดังนั้น Input ทั้งหมดจึงมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 และเพื่อหลีกเลี่ยงการกระจายชนิดของกลุ่มออกไปอย่างรวดเร็ว Input จะถูกปรับค่าโดยเทคนิคคอมพลิเมนต์โคดดิง (Complement Coding) ก่อนที่จะนำไปใช้ โดยถ้ารูปแบบ Pattern Input A มีจำนวนฟีเจอร์ (Feature) ทั้งหมด d Feature Input ที่ได้รับการทำ Complement แล้วจะมีขนาดเป็น 2 เท่า คือ 2d สามารถกำหนดให้อยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

ถ้า A คือ Pattern Input

$$A=\{a_1,...,a_d\} \tag{2.1}$$

Complement Coding ของ Pattern Input A คือ

$$A^c=1-A \tag{2.2}$$

ดังนั้นจะได้ Pattern Input เป็น

$$I=\left(A,A^c\right)=\{a_1,a_2,..,a_d,1-a_1,1-a_2,...,1-a_d\} \tag{2.3}$$

พารามิเตอร์ที่สำคัญได้แก่

- ค่าช้อยพารามิเตอร์ (Choice Parameter) แทนด้วย α มีขนาดเล็กแต่มากกว่า 0 เช่น 0.001 เพื่อให้มีผลต่อการคำนวณค่า Choice Function ให้ระบบสามารถจัดกลุ่มได้เหมาะสมยิ่งขึ้น
- อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) แทนด้วย β มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เช่น 0.05, 0.1
- ค่าวิจิแลนซ์ (Vigilance) แทนด้วย ρ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 เป็นค่าที่แสดงความเหมือนในการจัดกลุ่ม ยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 มากแสดงว่า Pattern Input ที่จะถูกจัดกลุ่มเข้าด้วยกันมีความคล้ายกันมาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระบวนการทำงานของ Fuzzy-ART

เมื่อโครงข่ายได้รับชุดข้อมูล Input ที่ได้รับการทำ Complement Coding แล้ว จะทำการเลือกโหนดที่เหมาะสมโดยค่า Output แต่ละโหนด (T_j) ใน Output layer จะถูกคำนวณโดย Choice Function

$$T_j = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \tag{2.4}$$

เมื่อ I คือ Input Pattern

W_j คือ Weight ในการเชื่อมต่อกับ Output Node "j"

α คือ Choice Parameter

โดยที่ $\wedge$ คือ Fuzzy AND Operator นิยามโดย

$$(p \wedge q)_i \equiv \min(p_i, q_i) \tag{2.5}$$

และ $|\ .\ |$ คือ ขนาดของเวคเตอร์ นิยามโดย

$$|P| \equiv \sum_{i=1}^{M} P_i \tag{2.6}$$

หลังจากได้ค่า T_j ครบหมดแล้วจะทำการหา Winning Node โดยเลือกจากโหนดที่มีค่าสูงสุด ในกรณีที่มีค่าสูงสุดเท่ากันหลายโหนดจะเลือกโหนดทางซ้ายสุดก่อน

$$Winner = \max\{T_j\} \tag{2.7}$$

เมื่อ $j = 1, 2, 3, ..., N$

จากนั้นนำ Winning Node ที่ได้มาทำการเปรียบเทียบความใกล้เคียงกับรูปแบบตามเงื่อนไข

$$A = \frac{|I \wedge W_j|}{|I|} \geq \rho \tag{2.8}$$

เมื่อ ρ คือระดับ vigilance มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

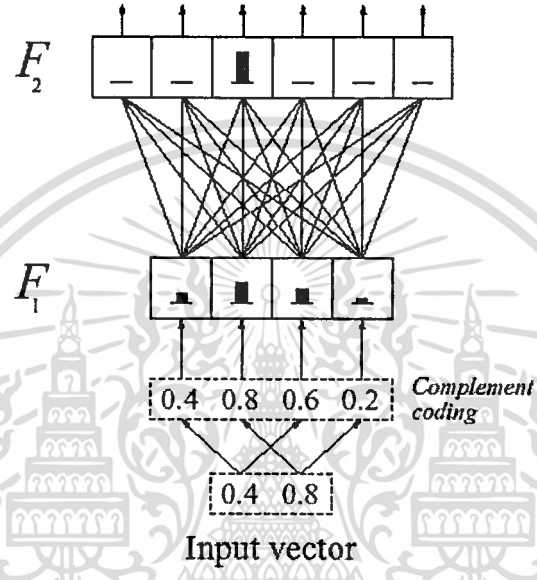
ถ้า $A < \rho$ โครงข่ายจะทำการรีเซต Winning Node "J" และเลือกโหนดอื่นต่อไป โดยกำหนดค่า T_j ที่ได้เลือกมาก่อนหน้าเป็น 0 เพื่อจะได้ไม่เลือกโหนดซ้ำกลับมาพิจารณาใหม่ กระบวนการนี้จะวนซ้ำไปจนกระทั่งพบโหนดที่ทำให้ $A > \rho$ ถ้าพิจารณาครบทุกโหนดแล้วไม่มีโหนดใดผ่านเงื่อนไขนี้เลย โครงข่ายจะจัดให้รูปแบบนั้นอยู่ในกลุ่มใหม่โดยการเปิด Output Node

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใหม่ แต่ถ้าพบค่าที่ $A > \rho$ เรียกว่าเกิดเรโซแนนซ์ จะมีการเรียนรู้โดยการปรับค่า Weight ในโหนดที่ผ่านการคัดเลือกโดยสมการ

$$W_j^{new} = \beta\left(I \wedge W_j^{old}\right) + \left(1-\beta\right)\cdot W_j^{old} \tag{2.9}$$

เมื่อ β คือค่าอัตราการเรียนรู้ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1



รูปที่ 2.6 ตัวอย่าง Fuzzy-ART Network

2.3.2 Fuzzy-ARTMAP Network

Fuzzy-ARTMAP เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบออนไลน์ ประกอบด้วย Fuzzy-ART 2 ชุด เรียกว่า ART_a และ ART_b ตามลำดับที่เชื่อมต่อกันโดย Inter-ART Module เรียกว่า Map Field เพื่อใช้ในการพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่าง Categories โดยใช้ Match Tracking Rule โดยใน Map Field นี้จะประกอบด้วยพารามิเตอร์อีก 2 ตัว คือ β_{ab} และ ρ_{ab} ส่วนค่า Weight ที่ใช้ในบริเวณ Map Field นั้นกำหนดค่าเริ่มต้นเป็น 1 และสำหรับค่าเริ่มต้นของความสัมพันธ์ระหว่าง Fuzzy-ART ทั้งสอง $\left(X^{ab}\right)$ กำหนดเป็น 0 ถ้าต้องการให้คำตอบตรงตาม Output ที่ต้องการให้กำหนด vigilance ของ Map Field $\left(\rho_{ab}\right)$เป็น 1

ในกระบวนการเรียนรู้ เราจะนำ Input Pattern ใส่ลงใน ART_a ทีละ Pattern และจะนำผลลัพธ์ของ Input นั้นใส่ลงใน ART_b ทีละ Pattern เช่นกัน โดยเมื่อเริ่มต้นกระบวนการจะมีการกำหนดค่า Vigilance ของ ART_a ไว้ที่ Baseline Vigilance $\left(\overline{\rho}\right)$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อมีข้อมูลเข้ามายัง Input layer (F1) ของทั้ง ART_a และ ART_b จะมีการดำเนินการตามรูปแบบของ Fuzzy-ART คือ คำนวณ Choice Function เพื่อหา Winning Node แล้วนำ Winning Node ที่ได้มาตรวจสอบความสัมพันธ์เพื่อทำการจัดกลุ่ม

จากนั้นเมื่อได้โหนดที่ผ่านการคัดเลือกแล้วจะมีการตรวจสอบความถูกต้องในการจัดกลุ่มว่า Input Pattern ที่ถูกจัดกลุ่มใน ART_a ตรงกับคำตอบใน ART_b หรือไม่ตามเงื่อนไข

$$A_{ab} = \frac{\left|Y^b \wedge W_j^{ab}\right|}{\left|Y^b\right|} \geq \rho_{ab} \tag{2.10}$$

เมื่อ ρ_{ab} คือระดับ Vigilance ของ Map Field

W_j^{ab} คือ Weight ของ Map Field ที่เชื่อมต่อกับโหนด "j" ซึ่งเป็น Winning Node ในการจัดกลุ่ม ART_a

Y^b คือ Output ที่ได้จาก ART_b

ถ้า $A_{ab} < \rho_{ab}$ หมายถึงคำตอบของกลุ่ม ART_a ตรงกับคำตอบใน ART_b ไม่มากพอจะเข้าสู่กระบวนการ Match Tracking เพื่อเพิ่มค่า Vigilance ของ ART_a จนกระทั่งโหนดนั้นไม่ผ่านเงื่อนไข นั่นคือ

$$\rho_a > \frac{\left|I \wedge W_j\right|}{\left|I\right|} \tag{2.11}$$

เมื่อ "J" คือ Winning Node ที่ Output ของ ART_a

จากนั้น ART_a จะทำการรีเซต Winning Node "J" และวนกลับไปทำตั้งแต่ขั้นตอนการจัดกลุ่มให้ Input Pattern ใหม่อีกครั้งจนกระทั่ง $A_{ab} \geq \rho_{ab}$ หมายถึงเชื่อมั่นได้ว่ากลุ่มของ ART_a ตรงกับคำตอบใน ART_b จะสามารถคำนวณ Output ได้จาก

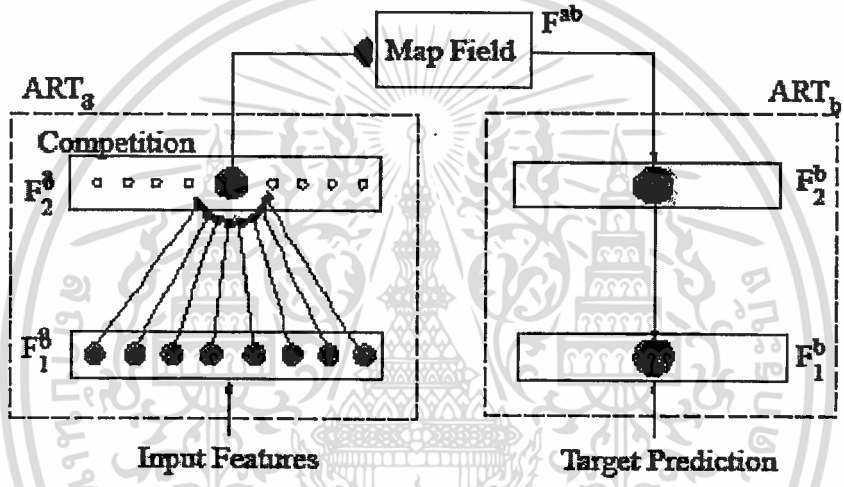
$$X^{ab} = \begin{cases} Y_b \wedge W_j^{ab} & \text{เมื่อ } ART_a \text{ และ } ART_b \text{ ทำงานทั้งคู่} \\ W_j^{ab} & \text{เมื่อ } ART_a \text{ ทำงานแต่ } ART_b \text{ ไม่ทำงาน} \\ Y^b & \text{เมื่อ } ART_b \text{ ทำงานแต่ } ART_a \text{ ไม่ทำงาน} \\ 0 & \text{เมื่อทั้ง } ART_a \text{ และ } ART_b \text{ ไม่ทำงาน} \end{cases} \tag{2.12}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นจะมีการปรับค่า Weight ให้กับ ART_a และ ART_b ตามสมการที่ (2.9) และให้กับ Map Field ตามสมการ

$$W_{j(new)}^{ab} = \beta_{ab} X^{ab} + (1 - \beta_{ab}) \cdot W_{j(old)}^{ab} \tag{2.13}$$

เมื่อมี Input Pattern ใหม่เข้ามาระบบจะทำการปรับค่า Vigilance ของ ART_a กลับไปไว้ที่ Baseline แล้วดำเนินการตามขั้นตอนการทำงานของระบบต่อไป ซึ่งในการทำงานของ Fuzzy-ARTMAP นี้ลำดับการนำเข้าของ Input Pattern จะมีผลต่อ Output ที่จะเกิดขึ้น



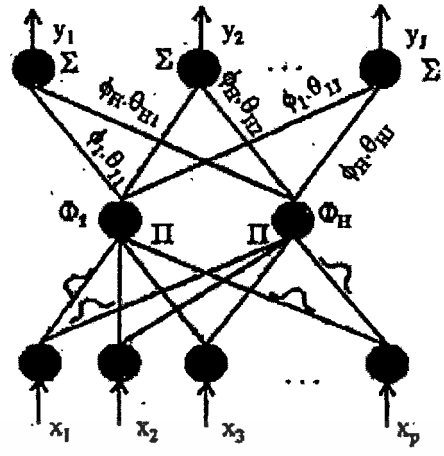
รูปที่ 2.7 โครงสร้างของ Fuzzy-ARTMAP Network

2.4 RADIAL BASIS FUNCTION NETWORK

Radial Basis Function (RBF) เป็นโครงข่ายที่มีการเรียนรู้แบบออฟไลน์ คือฝึกสอนทั้งหมดภายในครั้งเดียวและจะไม่สามารถเรียนรู้ความรู้ที่ได้รับใหม่เพิ่มเข้าไปได้ซึ่งทำให้ลำดับการนำเข้าของ Input Pattern ในการฝึกสอนไม่มีผลต่อรูปแบบของการเรียนรู้เพราะใส่ข้อมูล Input ในการฝึกสอนเข้าทั้งหมดในครั้งเดียว โดยโครงข่าย RBF มักถูกนำมาใช้ในงานประเภทการพยากรณ์อนุกรมเวลา, System Identification, Control Engineering, Speech Recognition เป็นต้น

RBF ประกอบไปด้วย 3 ส่วนคือ ส่วนที่รับข้อมูลเข้า (Input Layer) ส่วนประมวลผลที่พรางไว้ (Hidden Layer) และส่วนแสดงผลข้อมูล (Output Layer) ดังรูปที่ 2.8 โดยโครงข่ายจะมีลักษณะแบบ Feedforward คือทุกโหนดในชั้น Input จะส่งสัญญาณผ่านไปยังทุกๆ โหนดในชั้นถัดไปในทิศทางเดียว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.8 โครงสร้างของ RBF Network

จากรูปจะเห็นว่าโครงข่ายถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักโดยมีหลักการทำงานดังนี้

1. Input Layer จะกระจาย Input Pattern ไปยังแต่ละโหนดใน Hidden Layer
2. ผลลัพธ์ของแต่ละโหนดใน Hidden Layer จะถูกคำนวณโดย Gaussian Function ดังนี้

$$\phi_h = \exp\left(-\frac{\sum(x_i - c_i)^2}{\delta_h^2}\right) \tag{2.14}$$

เมื่อ x_i คือค่าของคุณลักษณะที่ i ของ Input Pattern สำหรับ $i = 1, 2, \ldots, p$

c_i คือค่ากึ่งกลางของ Gaussian Function ในคุณลักษณะที่ i

δ_h คือความกว้างของ Gaussian Function สำหรับโหนด h

เมื่อ $h = 1, 2, \ldots, H$ เป็นจำนวนโหนดของ Hidden Layer

3. ค่าของโหนดใน Output Layer จะถูกกำหนดโดย

$$T_j = \sum_{n=1}^{H}\left(\theta_{nj} \cdot \phi_n\right) \tag{2.15}$$

เมื่อ θ_{nj} คือ Weight ที่เชื่อมต่อระหว่าง Hidden Layer และ Output Layer

สำหรับ $j = 1, 2, \ldots, J$ เมื่อ J คือจำนวนโหนดของ Output Layer

ในการฝึกสอนโครงข่าย RBF จะประกอบไปด้วย 2 ขั้นตอน คือในขั้นตอนแรก Hidden Layer จะถูกฝึกสอนโดย K-means Clustering หรือ Successive Approximation Method ซึ่งเป็นการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised Learning) เพื่อจัดกลุ่มของข้อมูลใน Hidden Layer หลังจากฝึกสอน Hidden Layer แล้วขั้นตอนต่อไปคือการฝึกสอน Output Layer โดยวิธีการในทำนองเดียวกับ Gradient Descent หรือ Mean Square ซึ่งเป็นการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning) เพื่อเป็นการหาค่า Weight ที่เหมาะสมที่จะนำมาใช้ในการคำนวณค่าของโหนดใน Output Layer โดยอาศัยการหาค่าคลาดเคลื่อนที่ได้จากการเปรียบเทียบ Output ที่ได้จริงกับ Output ที่ถูกต้อง ถ้าค่าคลาดเคลื่อนมากจะวนกลับมาปรับ Weight ใหม่แล้วทำเช่นเดิมจนกระทั่งค่าคลาดเคลื่อนลดลงจนถึงระดับที่ยอมรับได้

2.4.1 Successive Approximation Method

การใช้ Successive Approximation Method สำหรับการฝึกสอน Hidden Layer ในโครงข่าย RBF เมื่อมี Input Pattern เข้ามาในโครงข่าย จะมีการดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้

1.) คำนวณค่า Output ของทุกโหนดใน Hidden Layer (ϕ_h) โดยใช้สมการ (2.14)

2.) หาค่า $\phi_{h\max} = \max(\phi_h)$ เมื่อ $h = 1, 2, \ldots, H$

3.) เปรียบเทียบค่า $\phi_{h\max}$ กับค่า ϕ_0 เมื่อ $0 < \phi_0 < 1$

- ถ้า $\phi_{h\max} \geq \phi_0$ แล้ว $\phi_{h\max}$ จะเป็น Winning Node
- ถ้า $\phi_{h\max} < \phi_0$ แล้วใน Hidden Layer จะมีการเปิดโหนดใหม่

4.) ถ้า $\phi_{h\max}$ เป็น Winning Node จะมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโหนดดังสมการ

- $n^{h\max} = n^{h\max} + 1 ; \quad \alpha^{h\max} = \frac{1}{n^{h\max}}$
- $c_i^{h\max} = c_i^{h\max} + \alpha^{h\max} \cdot \left[x_i - c_i^{h\max}\right]$

สำหรับ $i = 1, 2, \ldots, p$

เมื่อ n คือจำนวนครั้งที่โหนด $\phi_{h\max}$ ถูกฝึกสอนก่อนหน้านี้

5.) ถ้ามีการเปิดโหนดใหม่จะมีการกำหนดค่าให้ $H = H + 1$, $n^{H+1} = 1$ และ

$c_i = x_i$ สำหรับ $i = 1, 2, \ldots, p$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.5 RBF FUZZY-ARTMAP NETWORK

โครงข่าย RBF Fuzzy-ARTMAP เป็นโครงข่ายผสมของโครงข่าย RBF และโครงข่าย Fuzzy-ARTMAP ซึ่งอยู่เหนือข้อจำกัดการเรียนรู้แบบออฟไลน์ของ RBF และการที่ลำดับการนำเข้าของ Training Pattern จะส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของ Fuzzy-ARTMAP โดย RBF Fuzzy-ARTMAP จะใช้ Input Layer และ Hidden Layer ของ RBF รวมทั้งใช้วิธีการฝึกสอนแบบ Successive Approximation มาแทน Fuzzy- ART_a module ภายใต้โครงสร้างของ Fuzzy-ARTMAP

เมื่อมี Input Pattern เข้ามาในโครงข่าย RBF Fuzzy-ARTMAP จะมีการทำงานตามขั้นตอนดังนี้

1. คำนวณ Output ϕ_h $(h = 1, 2, \ldots, Na)$ เหมือนในโครงข่าย RBF
2. หาโหนด "h" ที่ให้ค่า ϕ_h สูงสุด
3. เปรียบเทียบ $\phi_{h\max}$ กับระดับ vigilance ρ_a โดย
   3.1 ถ้า $\phi_{h\max} \geq \rho_a$ แล้ว $\phi_{h\max}$ จะเป็น Winning Node
   3.2 ถ้า $\phi_{h\max} < \rho_a$ แล้ว RBF Module จะมีการเปิดโหนดใหม่ที่เข้ากันได้กับ Input Pattern
4. นำ Winning Node ที่ได้มาเปรียบเทียบกับระดับ Vigilance ของ Map Field (ρ_{ab}) ดังสมการที่ (2.10)
   4.1 ถ้า $A_{ab} \geq \rho_{ab}$ นั่นคือกลุ่มของ RBF Module ตรงกับคำตอบใน ART_b
   4.2 ถ้า $A_{ab} < \rho_{ab}$ คำตอบของกลุ่มของ RBF Module ตรงกับคำตอบใน ART_b ไม่มากพอ ρ_a จะถูกเพิ่มค่าจนกระทั่ง $\rho_a > \phi_{h\max}$ เล็กน้อย จากนั้นจะกลับไปทำในขั้นตอนที่ 3.2
5. ถ้ามีการเปิดโหนดใหม่ ใน RBF Module จะมีการปรับค่าพารามิเตอร์ตาม Successive Approximation Method ในขั้นตอนที่ 5.) และใน Map Field จะกำหนดค่า Weight ให้เข้ากับ Output ที่ถูกต้อง
6. คำนวณ Output ได้จาก

$$X_i^{ab} = \begin{cases} Y_i^b \wedge W_{ij}^{ab} & \text{เมื่ออยู่ใน Training Mode} \\ W_{h\max\, i}^{ab} & \text{เมื่ออยู่ใน Prediction Mode} \end{cases}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับ $i = 1, 2, \ldots, Nb$

และ $W^{ab}_{h\max i}$ คือ Weight ที่เชื่อม Winning Node $\phi_{h\max}$ กับ Output X^{ab}_i ของ Map Field

7. หลังจากคำนวณ Output จะมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ตาม Successive Approximation Method ในขั้นตอนที่ 4.) และปรับ Weight ให้กับ Map Field ตามสมการที่ (2.13) รวมทั้งปรับค่า ρ_a คืนสู่ค่า Baseline

ในระหว่างการใช้งานโครงข่าย ถ้าโครงข่ายไม่สามารถให้การพยากรณ์ที่ถูกต้องได้ โครงข่ายสามารถถูกฝึกสอนได้ทันทีโดยการนำเข้า Output Pattern ที่ถูกต้องไปใน ART_b

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงการนี้ เป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP มาใช้ในการพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์เพื่อประยุกต์ใช้ในการจำแนกข้อมูล และเปรียบเทียบความเร็วในการเรียนรู้และผลลัพธ์การทำงานของทั้งสองอัลกอริทึม โดยแบ่งการดำเนินการศึกษาออกเป็น 3 ส่วนดังนี้

1. ข้อมูลที่ใช้กับระบบ
2. การดำเนินงาน
3. การพัฒนาโปรแกรม

3.1 ข้อมูลที่ใช้กับระบบ

โปรแกรมในโครงการนี้จะรับข้อมูลเข้าในลักษณะของ Text File ซึ่งประกอบไปด้วยคุณลักษณะต่างๆ ของชุดข้อมูลที่จะนำมาใช้ และค่าสุดท้ายของแต่ละชุดข้อมูลจะบอกกลุ่มที่ชุดของมูลนั้นๆ ถูกจัดให้อยู่ โดยแต่ละคุณลักษณะจะเป็นข้อมูลชนิดตัวเลขที่ถูกคั่นด้วยเครื่องหมายจุลภาค (,) ดังรูปที่ 3.1

รูปที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สามารถสรุปลักษณะของข้อมูลที่นำมาใช้ได้ ดังนี้

- ในแต่ละบรรทัดคือ Input 1 รูปแบบ
- Input แต่ละรูปแบบจะมีลักษณะเหมือนกันคือ ประกอบไปด้วยคุณลักษณะแบบเดียวกัน คั่นข้อมูลแต่ละคุณลักษณะด้วยเครื่องหมายจุลภาค (,)
- ข้อมูลในแต่ละคุณลักษณะของ Input มีค่าเป็นตัวเลข

เพื่อให้สามารถตรวจสอบระดับความถูกต้องของการเรียนรู้ของระบบได้ ดังนั้นจึงได้ทำการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลฝึกฝน (Train data) สำหรับใช้ในการเรียนรู้ของระบบและข้อมูลทดสอบ (Test data) สำหรับใช้ทดสอบระบบที่เรียนรู้เสร็จแล้ว

โดยข้อมูลฝึกฝนจะถูกนำเข้าสู่ระบบการจำแนกข้อมูลเมื่อเสร็จสิ้นขั้นตอนการเรียนรู้แล้ว ระบบจะทำการบันทึก Weight และโครงข่ายที่ได้จากการฝึกฝนของข้อมูลชุดนั้นกลับลงใน Text File จากนั้น จึงนำเข้าข้อมูลทดสอบให้กับระบบ พร้อมทั้งข้อมูลที่บันทึกหลังการเรียนรู้ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่ได้จากการเรียนรู้

3.2 การดำเนินงาน

3.2.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การศึกษาโครงงานนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมสองแบบ คือ Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP ดังนั้นจึงต้องดำเนินการศึกษาข้อมูลทั้ง 2 แบบ และทำการพัฒนาระบบสร้างเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ เพื่อใช้ประกอบการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โดยมีขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

1. ขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูล โดยในขั้นตอนนี้จะมีการปรับปรุงข้อมูล เพื่อจัดเตรียมเป็น Input Vector และ Output Vector ที่เหมาะสมเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายโดยที่เราจะสร้างขึ้น โดยจะทำการแปลงไฟล์ข้อมูลที่มีอยู่ให้อยู่ในรูป Text File

2. สุ่มเลือกข้อมูลจำนวนหนึ่งสำหรับทำการฝึกสอนโดยให้ครอบคลุมทุกลักษณะ Output และอีกส่วนสำหรับทำการทดสอบ โดยต้องไม่เป็นข้อมูลชุดเดียวกันและจัดเก็บแยกจากกัน

3. นำชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอนมาป้อนเป็นชุด Input ในส่วนฝึกสอนโครงข่ายของโปรแกรมประยุกต์ เมื่อโปรแกรมดำเนินการฝึกสอนโครงข่ายเพียงพอแล้วจะมีการบันทึกค่าต่างๆ สำหรับนำไปใช้ในการทดสอบต่อไป

4. นำชุดข้อมูลสำหรับทดสอบมาป้อนเป็นชุด Input ในส่วนทดสอบโครงข่ายของโปรแกรมประยุกต์ รวมทั้งนำค่าต่างๆ ที่ได้ทำการบันทึกไว้ในส่วนฝึกสอนโครงข่ายมาตั้งค่าให้กับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่าย หลังจากทดสอบแล้วจะมีการแสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการทดสอบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลเพื่อนำไปวิเคราะห์ต่อไป

5. ดำเนินการตามขั้นตอนข้างต้นให้กับทั้ง 2 โครงข่าย และทดลองกับชุดข้อมูลอื่นๆ ที่หลากหลาย

6. นำผลที่ได้จากการทดสอบโครงข่ายจากทั้ง 2 โครงข่ายมาเปรียบเทียบ วิเคราะห์การทำงาน และสรุปผล

3.2.2 การออกแบบโปรแกรม

ในโครงงานนี้ต้องการพัฒนาระบบที่สามารถจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมได้ทั้งสองแบบจึงต้องมีการแบ่งส่วนการทำงานสำหรับแต่ละโครงข่าย แต่เนื่องจากทั้งโครงข่าย Fuzzy-ARTMAP และโครงข่าย RBF Fuzzy-ARTMAP มีลักษณะสถาปัตยกรรมที่คล้ายคลึงกัน จึงสามารถแบ่งหน้าที่การทำงานในลักษณะเดียวกันได้ สำหรับการออกแบบโปรแกรมประยุกต์นี้จะมีการแบ่งหน้าที่การทำงานออกเป็นโมดูล (Module) ย่อยๆ ดังนี้

โมดูลการจัดการข้อมูลนำเข้า

เป็นโมดูลที่จัดการในการรับข้อมูลเข้า โดยจะมีการรับค่าจาก Text File แล้วนำมาจัดเตรียมเพื่อให้พร้อมสำหรับการนำไปใช้ในขั้นตอนถัดไป โดยจะมีการตรวจหา Missing Value ของข้อมูล และถ้าพบก็จะมีการจัดการ โดยจะให้ผู้ใช้เลือกว่าจะลบ Pattern นั้นทิ้งเลยหรือจะแทนที่ด้วยค่าเฉลี่ยของ Attribute นั้น หาค่ามากสุด น้อยสุดและค่าเฉลี่ยของแต่ละ Attribute รวมทั้งแยกส่วนของผลลัพธ์ของข้อมูลออกจากส่วนของคุณลักษณะของข้อมูลเพื่อการจัดการที่เหมาะสม

โมดูลการนอร์มอลไลเซชันข้อมูล

เป็นโมดูลการทำงานที่รับค่าของข้อมูลที่ได้รับการจัดการแล้วมาทำการแปลงให้อยู่ในค่าที่เหมาะสม สำหรับอัลกอริทึมที่ใช้ในที่นี้จะถูกกำหนดให้มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยการนอร์มอลไลเซชันจะกำหนดให้

ข้อมูลที่มีค่ามากสุด คือ max

ข้อมูลที่มีค่าน้อยสุด คือ min

ค่าข้อมูลที่ต้องการ Normalize คือ data

ต้องการ Normalize ข้อมูลให้อยู่ในช่วง new_min ถึง new_max

$$\text{NormalizedData} = \frac{\text{data} - \min}{\max - \min} \cdot (\text{new_max} - \text{new_min}) + \text{new_min}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลการจัดเตรียมค่าสำหรับโครงข่าย

เป็นโมดูลสำหรับกำหนดค่าสำหรับการทำงานของโครงข่าย ซึ่งจะเป็นการรับค่าตัวแปรจากผู้ใช้ที่กำหนดเป็นค่าคงที่ โดยในส่วนนี้โครงข่ายทั้งสองแบบจะรับค่าที่แตกต่างกัน ดังนี้

Fuzzy-ARTMAP Network

- Choice Parameter
- Vigilance Value ของทั้ง ART_a และ Map Field
- Learning Rate ของทั้ง ART_a และ Map Field
- จำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่าย

RBF Fuzzy-ARTMAP

- Size of Gaussian
- Vigilance Value ของทั้ง RBF Module และ Map Field
- Learning Rate ของ Map Field
- จำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่าย

โมดูลการสอนโครงข่าย

เป็นโมดูลการสอนโครงข่ายจะทำงานตามอัลกอริทึมดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 ซึ่งในส่วนของอัลกอริทึมทั้งสองจะมีการทำงานที่ต่างกัน ในการทำงานส่วนนี้โปแกรมจะใช้ Input จากที่ได้เตรียมไว้แล้วมาประมวลผลข้อมูล โดยจะรับข้อมูลมาจาก 2 ส่วนคือ

- ส่วนของข้อมูล Input ที่ผ่านกระบวนการนอร์มอลไลเซชันแล้ว
- ส่วนของค่าที่ได้มาจากที่กำหนดไว้ในโมดูลการจัดเตรียมค่าสำหรับโครงข่าย โดยจะนำค่าเหล่านี้มาเป็นพารามิเตอร์ในการดำเนินการสอนโครงข่าย

โมดูลบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับบันทึกค่าที่เหมาะสมต่างๆ สำหรับชุดข้อมูลนั้นๆ หลังจากที่ได้รับการฝึกสอนแล้วเก็บไว้ โดยจะเก็บในรูปของ Text File เพื่อเตรียมไว้ใช้ในการทดสอบแบบจำลองต่อไป

โมดูลการทดสอบโครงข่าย

เป็นโมดูลสำหรับทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น มีลักษณะการทำงานคล้ายกับในโมดูลการสอนโครงข่าย แต่จะทำงานกับชุดข้อมูลที่เตรียมไว้สำหรับทดสอบ และจะมีการดึงค่าเริ่มต้นต่างๆ รวมทั้งค่าน้ำหนักที่ได้บันทึกเก็บไว้ในขั้นตอนการสอนโครงข่ายสำหรับข้อมูลนั้นๆ เข้ามากำหนดให้โครงข่าย แล้วจึงทำการทดสอบจำแนกหมวดหมู่โดยมีกระบวนการทำงานคล้ายคลึงกับขั้นตอนการสอนโครงข่าย แต่จะมีการประเมินความถูกต้องของข้อมูลด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลแสดงผลลัพธ์

เป็นโมดูลเพื่อใช้ในการแสดงผลลัพธ์การทำงานโดยในส่วนของการฝึกสอนจะมีการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการสอนในแต่ละรอบ ในส่วนการทดสอบก็จะมีการคำนวณเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลในแต่ละกลุ่มที่แบ่งได้และข้อมูลโดยรวมทั้งหมดที่ได้ออกมาจากการทำงานของโปรแกรม โดยสามารถบันทึกผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบไว้ในรูปแบบของ Text File ได้

3.3 การพัฒนาโปรแกรม

3.3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาโปรแกรม

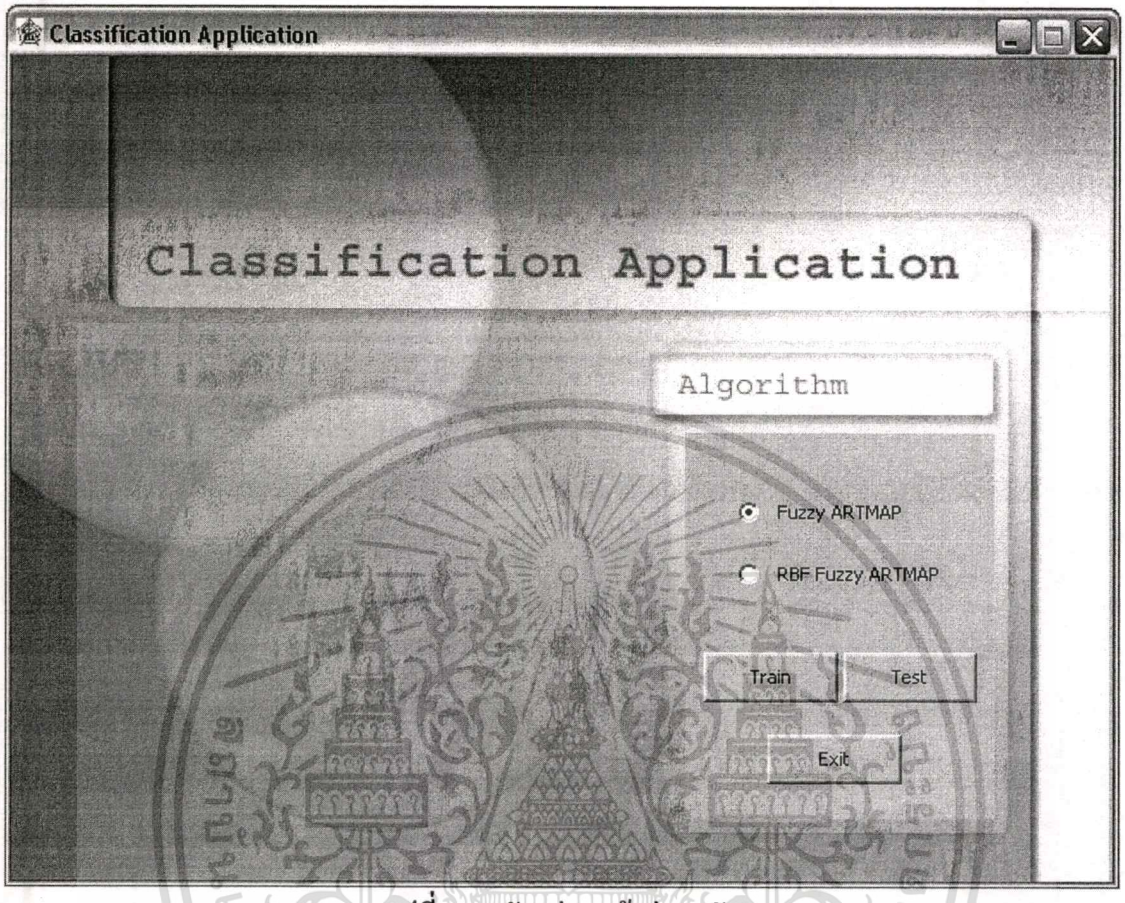
ในการศึกษาโครงการนี้ได้พัฒนาโปรแกรมประยุกต์สำหรับศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้อัลกอริทึม FUZZY-ARTMAP และ RBF FUZZY-ARTMAP ซึ่งในโครงงานนี้ได้พัฒนาขึ้นโดยใช้ Microsoft Visual Studio.NET 2005 เป็นเครื่องมือในการพัฒนาระบบบนระบบปฏิบัติการ Windows โดยได้เลือกใช้ในส่วนของ Visual C++.NET ในการ Programming เนื่องจากเป็นภาษาที่สามารถทำการคำนวณได้อย่างรวดเร็ว เหมาะสมกับระบบที่มีการคำนวณที่ซับซ้อน

3.3.2 ตัวอย่างส่วนติดต่อผู้ใช้โปรแกรม

เพื่อให้ง่ายต่อการใช้งานจึงได้ออกแบบหน้าต่างให้มีการทำงานในส่วนที่เกี่ยวข้องกันรวมกันไว้ในหน้าต่างเดียว โปรแกรมจึงได้ประกอบด้วยหน้าต่างการทำงานหลักๆ เพียง 5 หน้าต่าง และรูปแบบการใช้งานในแต่ละหน้าต่างก็มีความคล้ายคลึงกันเป็นส่วนใหญ่ ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้าต่างหลัก



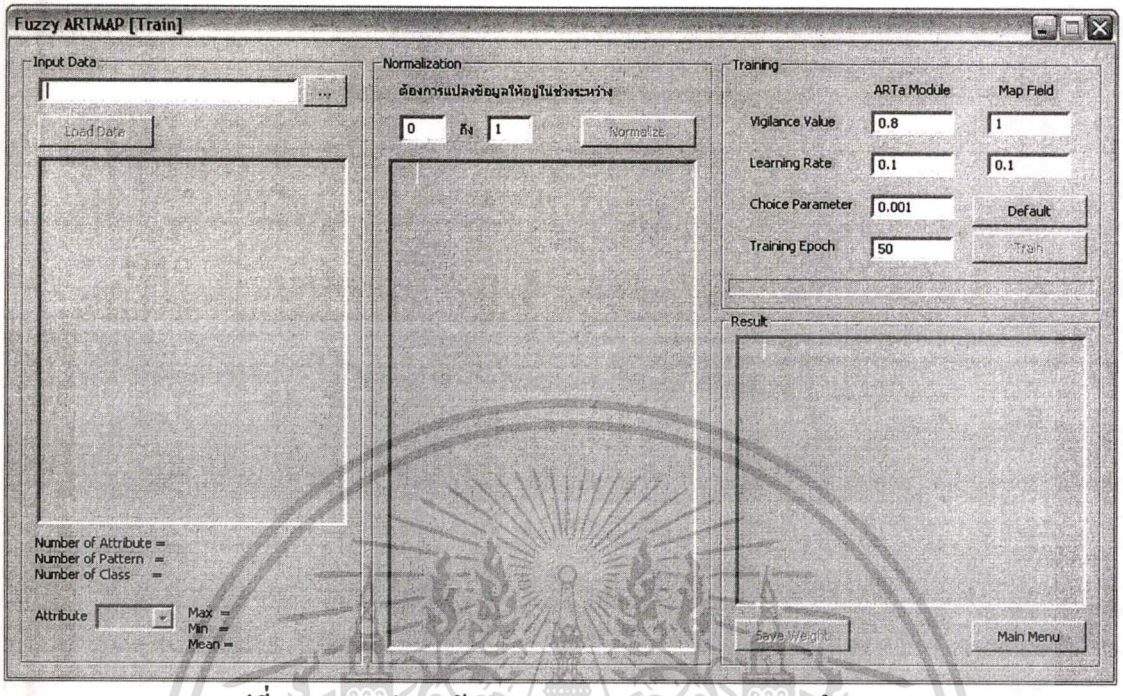
รูปที่ 3.2 ตัวอย่างหน้าต่างหลัก

หน้าต่างหลักของโปรแกรมประกอบไปด้วย

- กรอบ Algorithm : เป็นส่วนสำหรับเลือกอัลกอริทึมที่จะใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ โดยภายในจะประกอบด้วย 2 ตัวเลือกคือ
  - Fuzzy-ARTMAP : เป็นส่วนที่จะนำเข้าสู่การทำงานของอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP
  - RBF Fuzzy-ARTMAP : เป็นส่วนที่จะนำเข้าสู่การทำงานของอัลกอริทึม RBF Fuzzy-ARTMAP
- ปุ่มเลือกรูปแบบการทำงาน : ประกอบไปด้วย
  - ปุ่ม Train : เป็นส่วนที่จะนำเข้าสู่การฝึกสอนข้อมูลสำหรับอัลกอริทึมที่เลือก
  - ปุ่ม Test : เป็นส่วนที่จะนำเข้าสู่การทดสอบข้อมูลสำหรับอัลกอริทึมที่เลือก
- ปุ่ม Exit : เป็นปุ่มสำหรับออกจากโปรแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน

หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน จะเข้าสู่หน้าต่างนี้ได้ก็ต่อเมื่อเลือก Fuzzy-ARTMAP จากกรอบ Algorithm และเลือกที่ปุ่ม Train ประกอบไปด้วยการทำงานของอัลกอริทึม โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 4 ส่วน คือ

- Input Data : เป็นส่วนที่ให้ผู้ใช้เปิดไฟล์ข้อมูลที่ต้องการนำเข้าและใช้แสดงค่าของข้อมูลทั้งหมดที่จะนำเข้ามาฝึกสอน ประกอบด้วย
  - .... : ใช้เลือกไฟล์ข้อมูลที่จะนำเข้ามาใช้กับระบบ
  - Load Data : ใช้เพื่อนำเข้าข้อมูลจากไฟล์ที่เลือกไว้เข้าสู่ระบบ
  - ส่วนที่ใช้แสดงชุดข้อมูลนำเข้าของระบบ
  - ส่วนที่ใช้แสดงจำนวน Attribute จำนวน Pattern และจำนวนกลุ่มของข้อมูล
  - Attribute : ใช้เลือกเพื่อแสดงค่า Maximum, Minimum และ Mean ของข้อมูลใน Attribute ที่เลือก
- Normalization : เป็นส่วนสำหรับแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้และแสดงค่าของข้อมูลที่ได้รับการแปลงแล้ว ประกอบด้วย
  - ส่วนที่ใช้ระบุช่วงของข้อมูล : ใช้ระบุเป็นค่าน้อยสุดและมากสุดที่ต้องการแปลงให้ข้อมูลอยู่ในช่วงนั้น

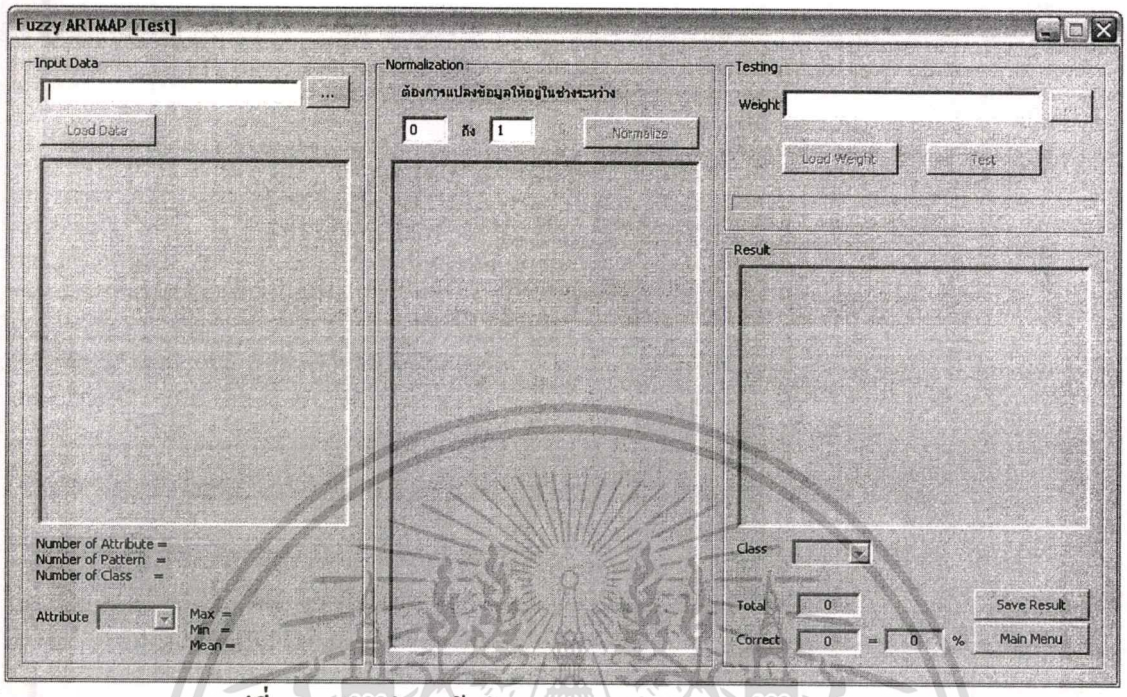
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Normalize : ใช้เลือกเพื่อดำเนินการแปลงข้อมูล และแสดงผลข้อมูลหลังจากได้รับการแปลงค่าแล้ว
- ส่วนที่ใช้แสดงชุดข้อมูลที่ได้รับการแปลงค่าแล้ว

- Training : เป็นส่วนสำหรับตั้งค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ต้องใช้สำหรับโครงข่าย ประกอบด้วย
  - Vigilance Value : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่า Vigilance ให้กับระบบ ทั้งในส่วนของ ART_a และ Map Field
  - Learning Rate : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่าอัตราการเรียนรู้ให้กับระบบ ทั้งในส่วนของ ART_a และ Map Field
  - Choice Parameter : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่า Choice Parameter ให้กับระบบ
  - Training Epoch : เป็นส่วนที่ให้ระบุรอบที่ใช้ในการสอนโครงข่าย
  - Default : ใช้เลือกเพื่อตั้งค่าเริ่มต้นที่ตั้งไว้เป็น Default ให้กับระบบ
  - Train : ใช้เลือกเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย
- Result : เป็นส่วนสำหรับแสดงผลการฝึกสอน โดยจะแสดงเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการสอนในแต่ละรอบ ประกอบด้วย
  - ส่วนที่ใช้แสดงผลการฝึกสอน
  - Save Weight : ใช้เลือกเพื่อบันทึกค่าพารามิเตอร์ ค่า Weight และค่าต่างๆ ของโครงข่ายที่ได้หลังการฝึกสอน
  - Main Menu : ใช้เลือกเพื่อกลับสู่หน้าต่างหลักของโปรแกรม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ



รูปที่ 3.4 ตัวอย่างหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ

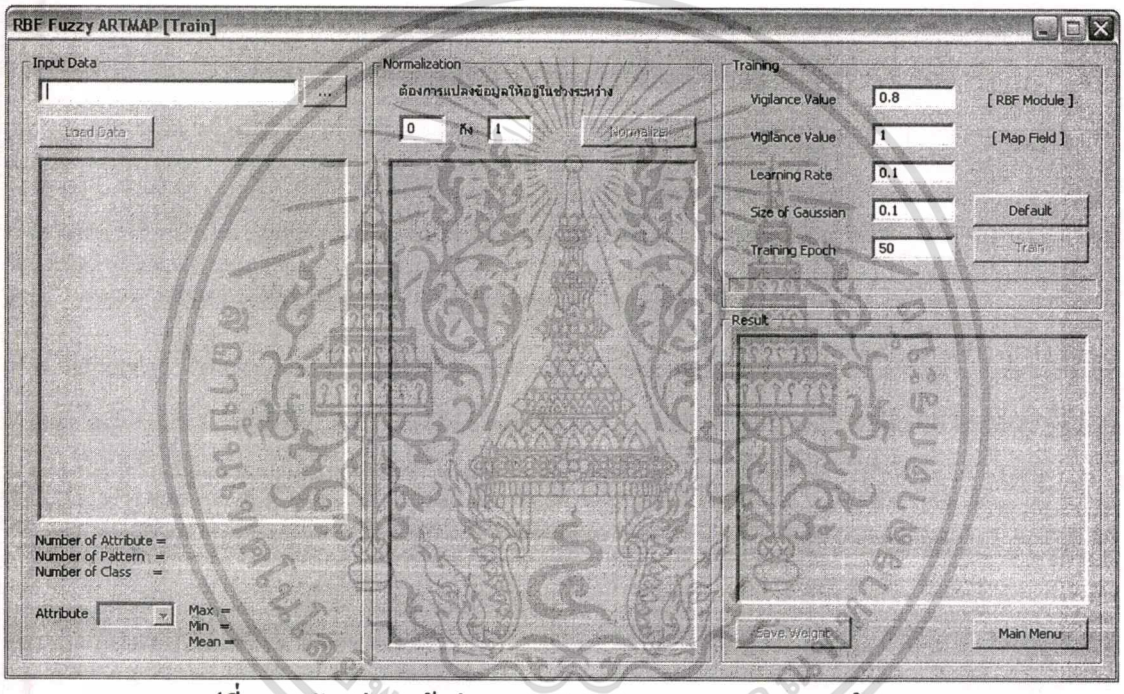
หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ จะเข้าสู่หน้าต่างนี้ได้ก็ต่อเมื่อเลือก Fuzzy-ARTMAP จากกรอบ Algorithm และเลือกที่ปุ่ม Test โดยการใช้งานหน้าต่างนี้จะมีความคล้ายคลึงกันกับหน้าต่างสำหรับฝึกสอน ซึ่งจะมีส่วนที่แตกต่างกันบ้าง ดังนี้

- Input Data : เป็นส่วนที่ให้ผู้ใช้เปิดไฟล์ข้อมูลที่ต้องการนำเข้าและใช้แสดงค่าของข้อมูลทั้งหมดที่จะนำเข้ามาทดสอบ
- Normalization : เป็นส่วนสำหรับแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมต่อการนำไปใช้และแสดงค่าของข้อมูลที่ได้รับการแปลงแล้ว
- Testing : เป็นส่วนสำหรับนำเข้าค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ต้องใช้สำหรับการทดสอบโครงข่าย ประกอบด้วย
  - .... : ใช้เลือกไฟล์ Weight ที่ได้ทำการบันทึกไว้ในส่วนของการฝึกสอนที่จะนำเข้ามาใช้ในการทดสอบ
  - Load Weight : ใช้เพื่อนำเข้า Weight จากไฟล์ที่เลือกไว้เข้าสู่ระบบ
  - Test : ใช้เลือกเพื่อเริ่มทำการทดสอบโครงข่าย
- Result : เป็นส่วนสำหรับแสดงผลการทดสอบ ประกอบด้วย
  - ส่วนที่ใช้แสดงผลการทดสอบ โดยจะแสดงคุณลักษณะต่างๆ ของข้อมูลทั้งหมด กลุ่มจริงของข้อมูลแต่ละชุด และกลุ่มที่แบ่งได้จากอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Class : ใช้เลือกเพื่อแสดงค่าจำนวนสมาชิกทั้งหมด จำนวนข้อมูลที่จำแนกหมวดหมู่ได้ถูก และจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดของ Class ที่เลือก
- ส่วนแสดงผลการทดสอบโดยรวมของระบบ โดยจะแสดงจำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด จำนวนชุดข้อมูลที่จัดหมวดหมู่ได้ถูกต้อง และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของข้อมูล
- Save Result : ใช้เลือกเพื่อบันทึกผลลัพธ์ต่างๆ ที่ได้หลังการทดสอบ
- Main Menu : ใช้เลือกเพื่อกลับสู่หน้าต่างหลักของโปรแกรม

หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน



รูปที่ 3.5 ตัวอย่างหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน

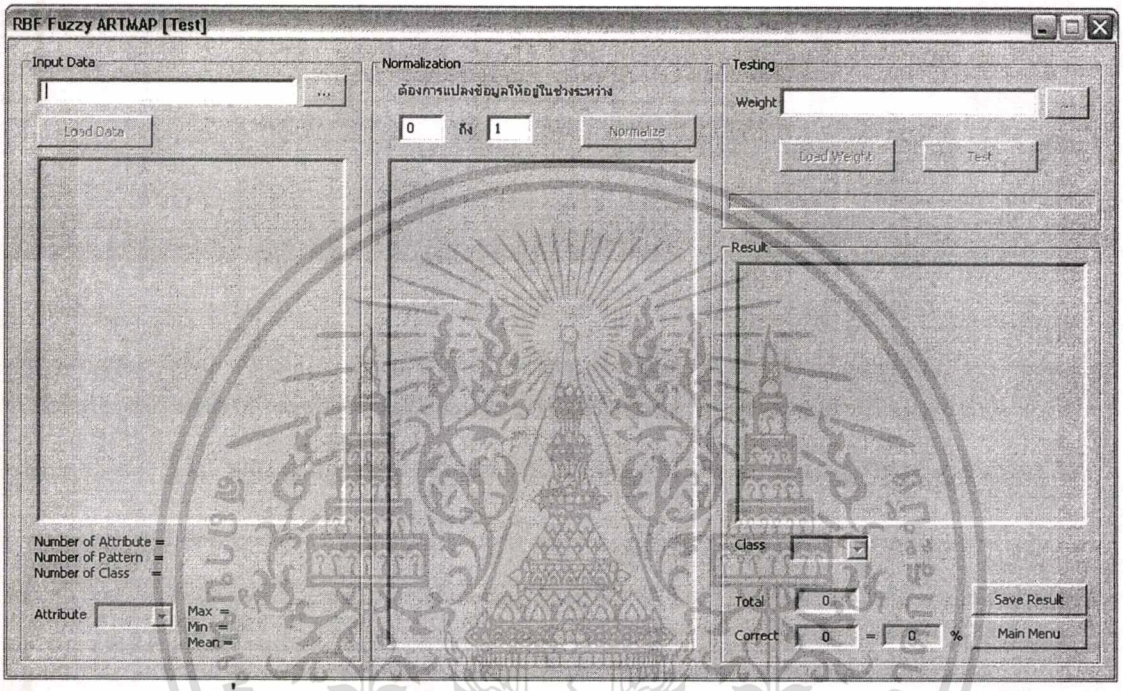
หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน จะเข้าสู่หน้าต่างนี้ได้ก็ต่อเมื่อเลือก RBF Fuzzy-ARTMAP จากกรอบ Algorithm และเลือกที่ปุ่ม Train โดยการใช้งานหน้าต่างนี้จะมีความคล้ายคลึงกันกับหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน แตกต่างกันตรงส่วนของพารามิเตอร์ที่ต้องใช้สำหรับโครงข่าย โดยค่าพารามิเตอร์ที่ต้องใช้ ได้แก่

- Vigilance Value : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่า Vigilance ให้กับระบบ ทั้งในส่วนของ RBF Module และ Map Field
- Learning Rate : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่าอัตราการเรียนรู้ให้กับระบบ ในส่วนของ Map Field
- Size of Gaussian : เป็นส่วนที่ให้ระบุค่า Size of Gaussian ให้กับระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Training Epoch : เป็นส่วนที่ให้ระบุรอบที่ใช้ในการสอนโครงข่าย
- Default : ใช้เลือกเพื่อตั้งค่าเริ่มต้นที่ตั้งไว้เป็น Default ให้กับระบบ
- Train : ใช้เลือกเพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่าย

หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ

หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ จะเข้าสู่หน้าต่างนี้ได้ก็ต่อเมื่อเลือก RBF Fuzzy-ARTMAP จากกรอบ Algorithm และเลือกที่ปุ่ม Test โดยการใช้งานหน้าต่างนี้จะมีวิธีการทำงานอย่างเดียวกันกับหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
การทดลองและประเมินผลการทดลอง

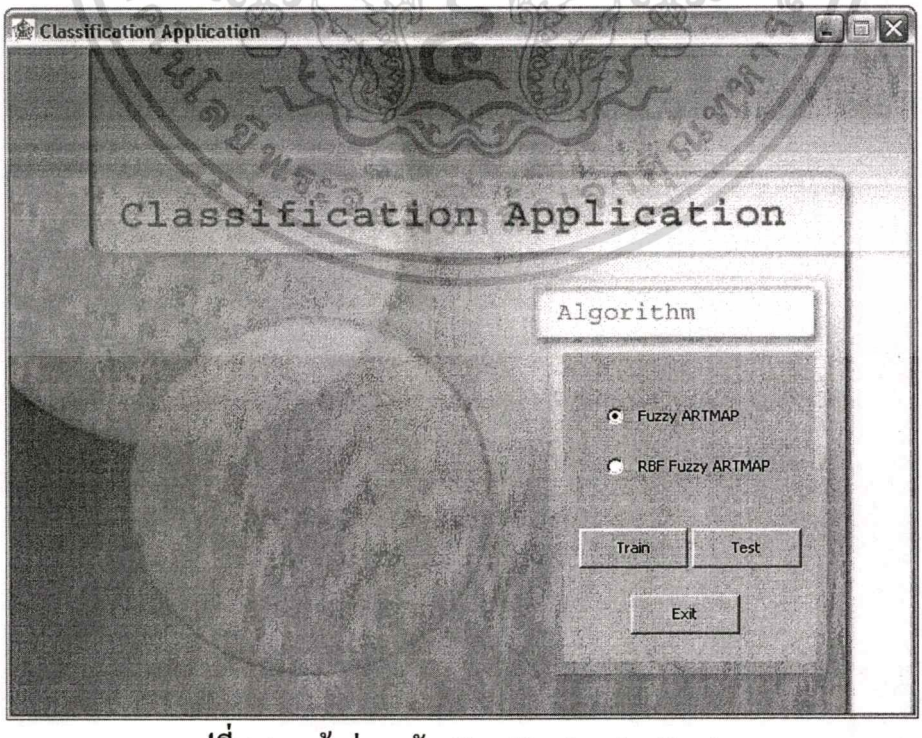
ในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดการใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล เพื่อดูประสิทธิภาพการทำงานของอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP และอัลกอริทึม RBF Fuzzy-ARTMAP การประเมินเพื่อวิเคราะห์เปรียบเทียบการทำงานของอัลกอริทึมทั้งสอง โดยมีการออกแบบการทดสอบในรูปแบบต่างๆ โดยจะแบ่งอธิบายขั้นตอนทั้งหมดเป็น 3 ส่วนดังต่อไปนี้

1. การใช้งานระบบ
2. ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง
3. ผลการทดลองและการวิเคราะห์

4.1 การใช้งานระบบ

ลักษณะการทำงานของโปรแกรมนี้จะมีการแบ่งส่วนงานกันอย่างชัดเจน เพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถเข้าใจ และสะดวกต่อการใช้งาน โดยจะมีขั้นตอนการทำงานดังต่อไปนี้

เมื่อเริ่มเข้าสู่โปรแกรมจะปรากฏหน้าต่างดังรูปที่ 4.1



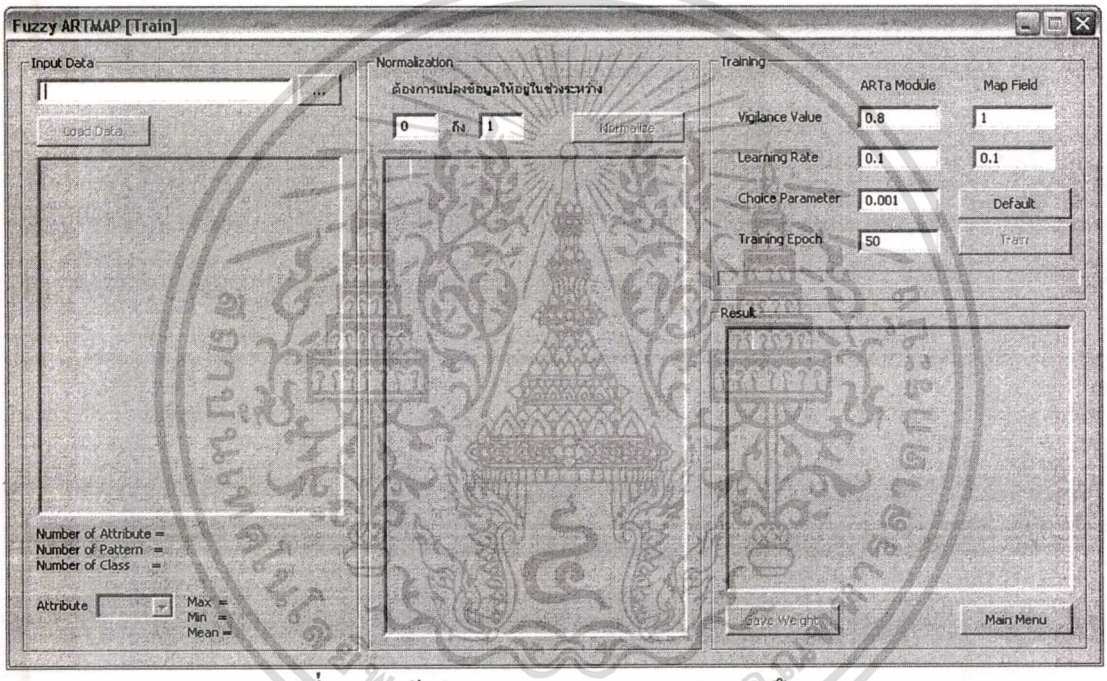
รูปที่ 4.1 หน้าต่างหลัก Classification Application

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากหน้าต่างนี้จะสามารถเริ่มการทำงานของโปรแกรมได้โดยการเลือกอัลกอริทึมที่ต้องการใช้ ซึ่งจะมีให้เลือก 2 อัลกอริทึมด้วยกัน คือ Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP เมื่อเลือกอัลกอริทึมได้แล้วจึงเลือกรูปแบบการทำงาน ดังนี้

- ปุ่ม Train : การฝึกสอนโครงข่าย
- ปุ่ม Test : การทดสอบโครงข่าย

ถ้าเลือกอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP -> Train จะเข้าสู่หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนดังรูปที่ 4.2

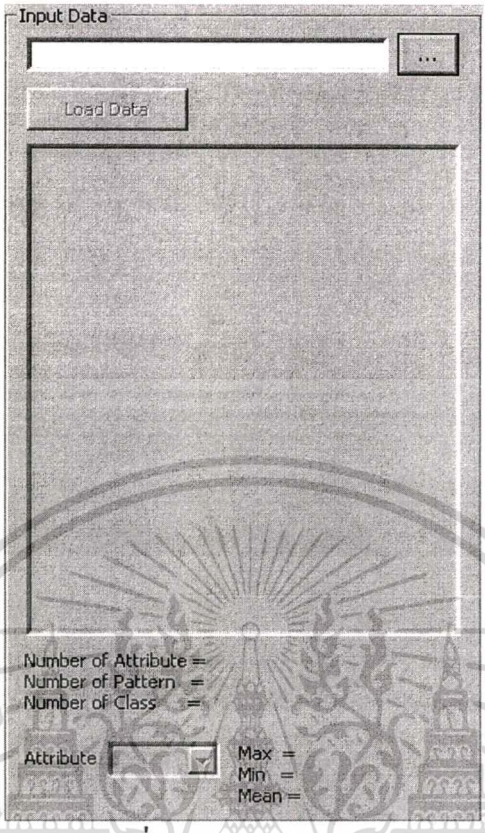


รูปที่ 4.2 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน

เมื่ออยู่ในหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน หากต้องการฝึกสอนให้กับโครงข่าย เราสามารถใช้งานจากในหน้าต่างนี้ได้เลย ซึ่งในหน้าต่างนี้ได้แบ่งส่วนการใช้งานออกเป็น 4 ส่วน คือ Input Data, Normalization, Training และ Result โดยมีขั้นตอนการใช้งานเรียงตามส่วนงาน คือ

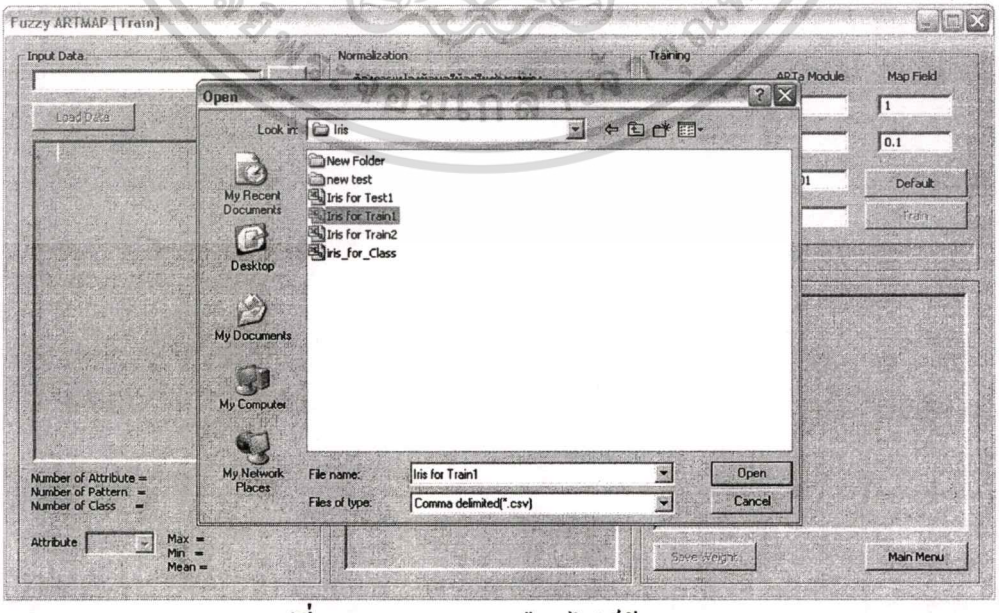
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วน Input Data



รูปที่ 4.3 ส่วน Input Data

- เลือกไฟล์ข้อมูลที่จะนำเข้ามาฝึกสอน โดยเลือกที่ปุ่ม ... จากส่วน Input Data จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ ดังรูปที่ 4.4 เมื่อเลือกได้จะปรากฏ Path ของไฟล์ขึ้นมา

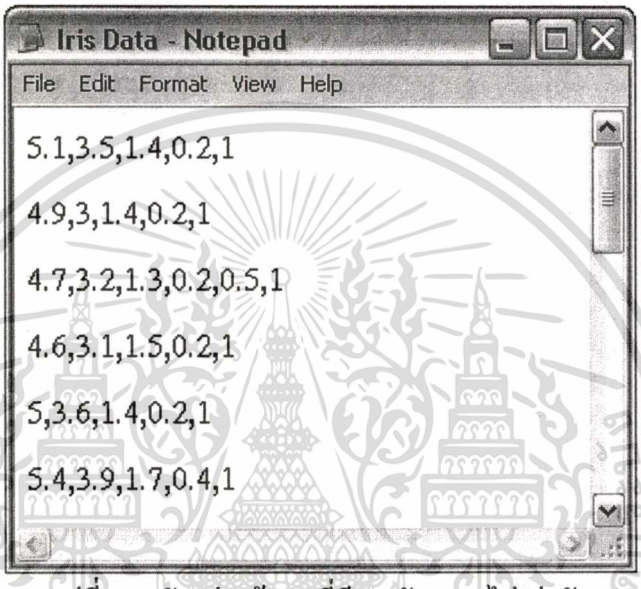


รูปที่ 4.4 Dialog Box เลือกไฟล์ข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เลือกปุ่ม Load Data เพื่อ Load ข้อมูลจากไฟล์เข้ามาในระบบ ซึ่งระหว่างที่มีการ Load ข้อมูลจะมีการตรวจสอบความผิดพลาดของข้อมูล ซึ่งอาจเกิดขึ้นจากกรณีต่อไปนี้

1. <u>Input มีรูปแบบไม่เหมือนกัน</u> : ในการจำแนกข้อมูล ข้อมูลแต่ละรูปแบบจะต้องมีจำนวนคุณลักษณะเท่ากันโดยจะยึดรูปแบบแรกเป็นหลัก แต่อาจเกิดกรณีที่มี Input รูปแบบใดมีจำนวนคุณลักษณะไม่เท่ากับ Input รูปแบบแรก ดังตัวอย่างข้อมูลในรูปที่ 4.5



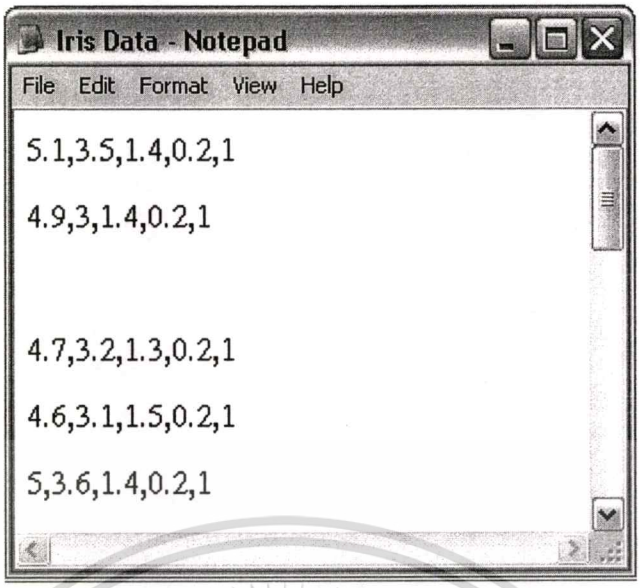
รูปที่ 4.5 ตัวอย่างข้อมูลที่มีคุณลักษณะไม่เท่ากัน

จากรูปจะเห็นได้ว่า Input รูปแบบที่ 3 มีจำนวนคุณลักษณะเป็น 6 ซึ่งไม่เท่ากับจำนวนคุณลักษณะของรูปแบบที่ 1 ซึ่งเท่ากับ 5 ในกรณีนี้หลังจาก Load Data โปรแกรมจะแสดงข้อความเตือน ดังรูปที่ 4.6

รูปที่ 4.6 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลมีคุณลักษณะไม่เท่ากัน

2. <u>Input มีรูปแบบไม่ต่อเนื่อง</u> : การรับรูปแบบของข้อมูลเข้าจะต้องไม่มีบรรทัดว่างเกิดขึ้น แต่อาจเกิดกรณีที่มีบรรทัดว่างเกิดขึ้น ดังตัวอย่างข้อมูลในรูปที่ 4.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



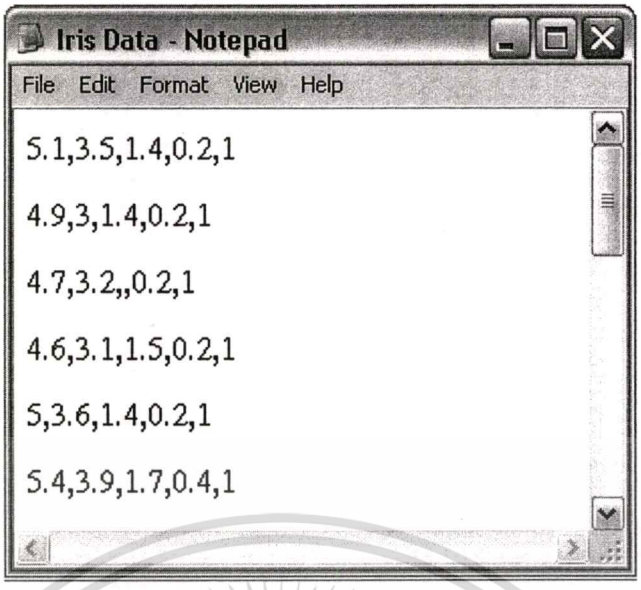
รูปที่ 4.7 ตัวอย่างข้อมูลที่มีรูปแบบไม่ต่อเนื่อง

จากรูปจะเห็นได้ว่า Input รูปแบบที่ 3 เป็นค่าว่าง ในกรณีนี้โปรแกรมจะไม่สามารถอ่านข้อมูลได้ และจะแสดงข้อความเตือน ดังรูปที่ 4.8

รูปที่ 4.8 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลมีรูปแบบไม่ต่อเนื่อง

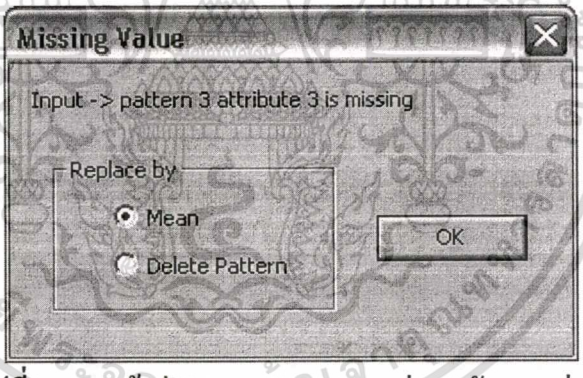
3. Input มีค่าคุณลักษณะบางส่วนหายไป : การจำแนกข้อมูลจำเป็นจะต้องรู้ค่าของคุณลักษณะทุกค่าของข้อมูล แต่อาจเกิดกรณีที่บางรูปแบบมีค่าคุณลักษณะใดว่างอยู่ ดังตัวอย่างข้อมูลในรูปที่ 4.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.9 ตัวอย่างข้อมูลที่มีค่าคุณลักษณะบางส่วนหายไป

จากรูปจะเห็นได้ว่า Input รูปแบบที่ 3 ค่าคุณลักษณะที่ 3 เป็นค่าว่างอยู่ ในกรณีนี้โปรแกรมจะแสดงหน้าต่างสอบถามการแทนค่าที่ว่าง ดังรูปที่ 4.10



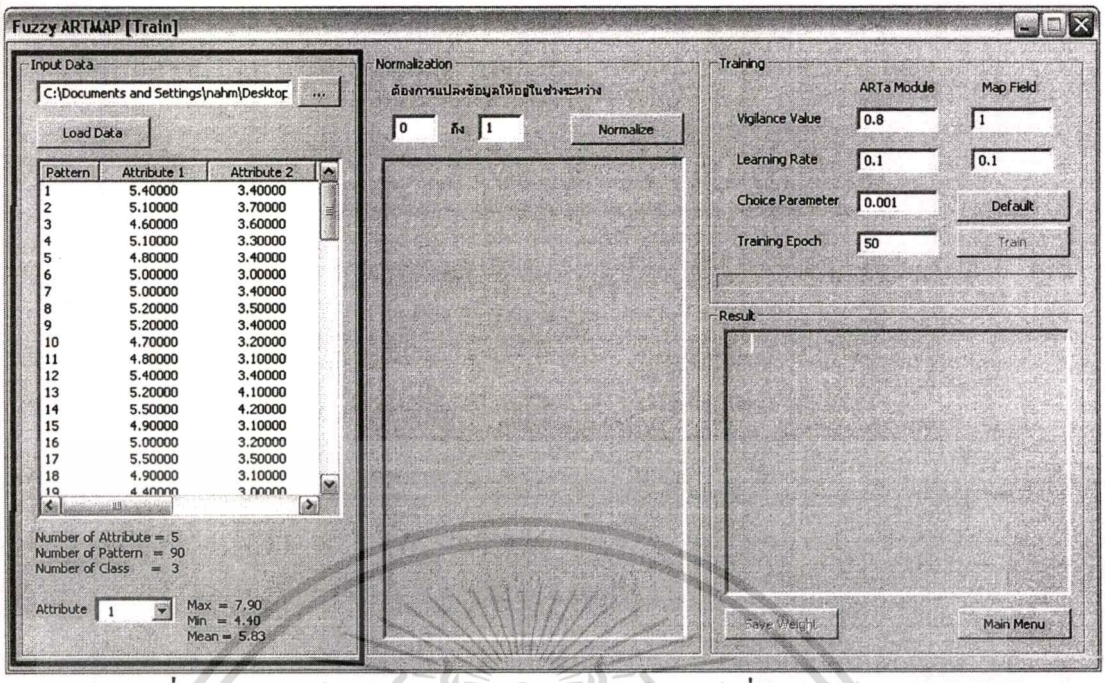
รูปที่ 4.10 หน้าต่างสอบถามการแทนค่าคุณลักษณะว่าง

การแทนค่าคุณสมบัติที่ว่างอยู่สามารถทำได้ 2 แบบ คือ

- เลือก Mean เป็นการแทนค่าคุณลักษณะที่ว่างด้วยค่าเฉลี่ยของค่าคุณลักษณะนั้น
- เลือก Delete Pattern เป็นการลบ Input รูปแบบนั้นออกไป ไม่นำมาใช้

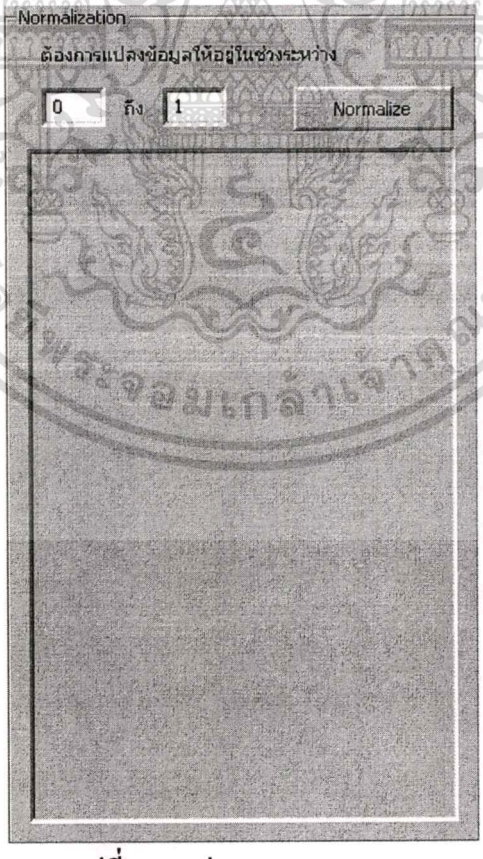
- เมื่อจัดการกับการโหลดข้อมูลเรียบร้อยแล้วจะแสดงข้อมูลนำเข้าทั้งหมด จำนวน Attribute, Pattern และจำนวนกลุ่มของข้อมูล รวมทั้งค่าสูงสุด ค่าต่ำสุดและค่าเฉลี่ยของแต่ละ Attribute ดังรูปที่ 4.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.11 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อนำเข้าข้อมูล

ส่วน Normalization



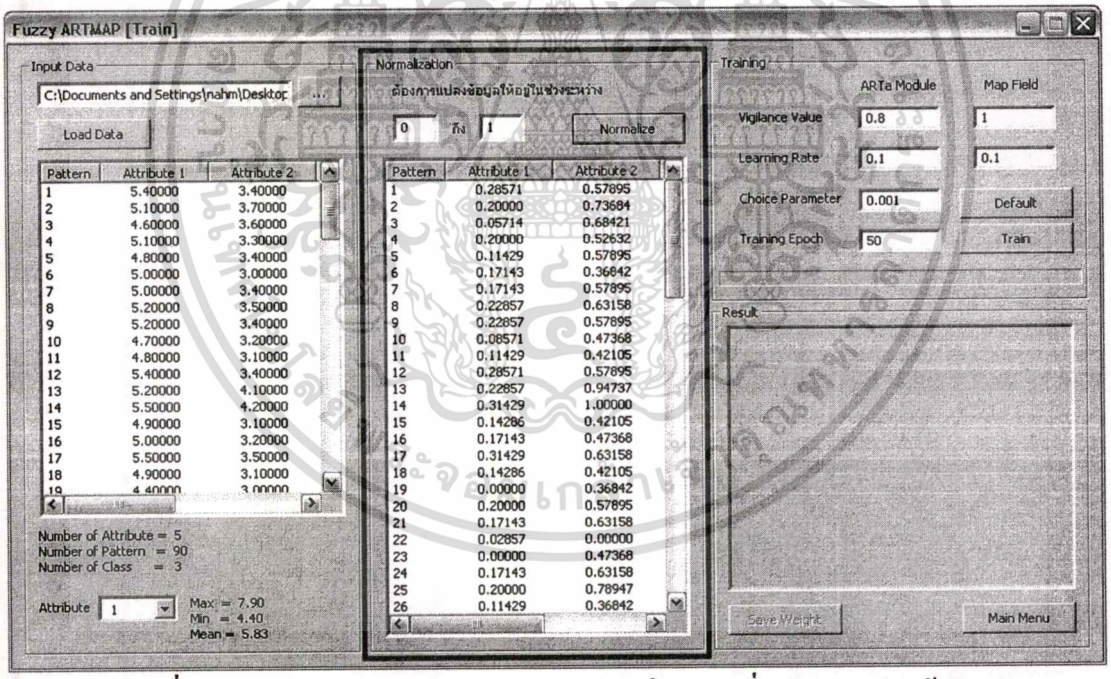
รูปที่ 4.12 ส่วน Normalization

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- หลังจากนำเข้าข้อมูลแล้วจะสามารถทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานได้ โดยการระบุค่าน้อยสุดและค่ามากสุดที่ต้องการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงนั้น โดยหากค่าน้อยสุดที่ระบุมีค่ามากกว่าค่ามากสุดจะแสดงข้อความเตือน ดังรูปที่ 4.13

รูปที่ 4.13 ข้อความเตือนกรณีค่าน้อยสุดมากกว่าค่ามากสุด

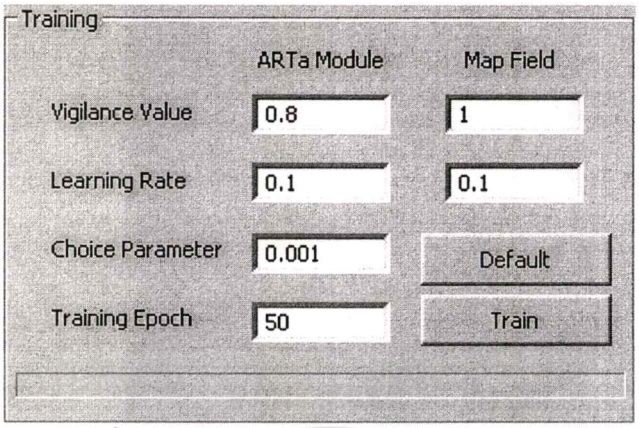
- เมื่อระบุช่วงของข้อมูลแล้วเลือกที่ปุ่ม Normalize ส่วน Normalization จะแสดงข้อมูลที่ได้รับการแปลงค่าแล้ว ดังรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อทำการแปลงข้อมูล

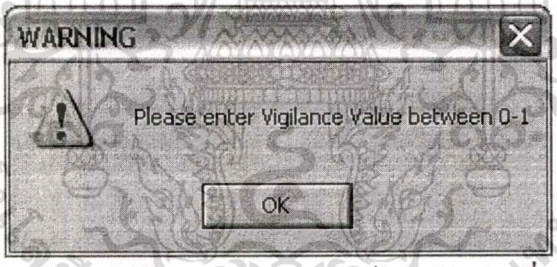
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วน Training



รูปที่ 4.15 ส่วน Training [Fuzzy-ARTMAP]

- เมื่อทำการแปลงข้อมูลเรียบร้อยแล้ว สามารถกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในส่วน Training ซึ่งสามารถกำหนดค่าเป็น Default ได้โดยเลือกที่ปุ่ม Default จากนั้นจึงจะสามารถเลือกที่ปุ่ม Train ได้ระบบจึงจะเริ่มทำการฝึกสอน แต่หากกำหนดค่าพารามิเตอร์ไม่อยู่ในช่วงที่เหมาะสมจะแสดงข้อความเตือน ดังรูปที่ 4.16

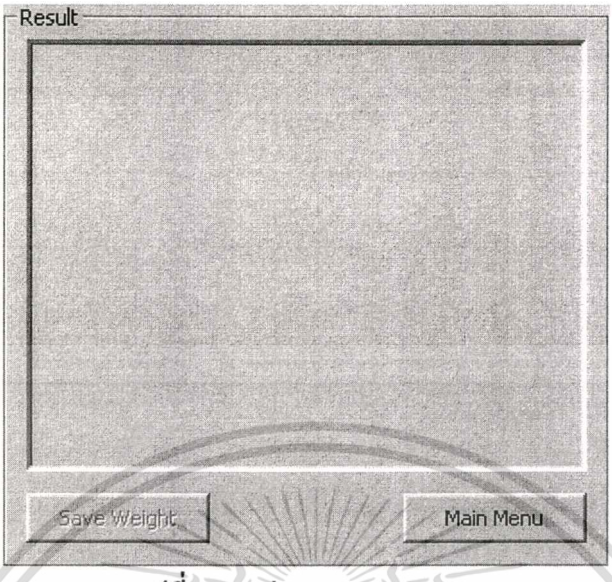


รูปที่ 4.16 ข้อความเตือนกรณีค่าวิจิแลนซ์ไม่อยู่ในช่วงที่เหมาะสม

จากตัวอย่างเป็นการกำหนดค่าวิจิแลนซ์ที่ไม่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ส่วนค่าพารามิเตอร์อื่นๆ หากไม่อยู่ในช่วงที่เหมาะสมก็จะแสดงข้อความเตือนในลักษณะเดียวกัน

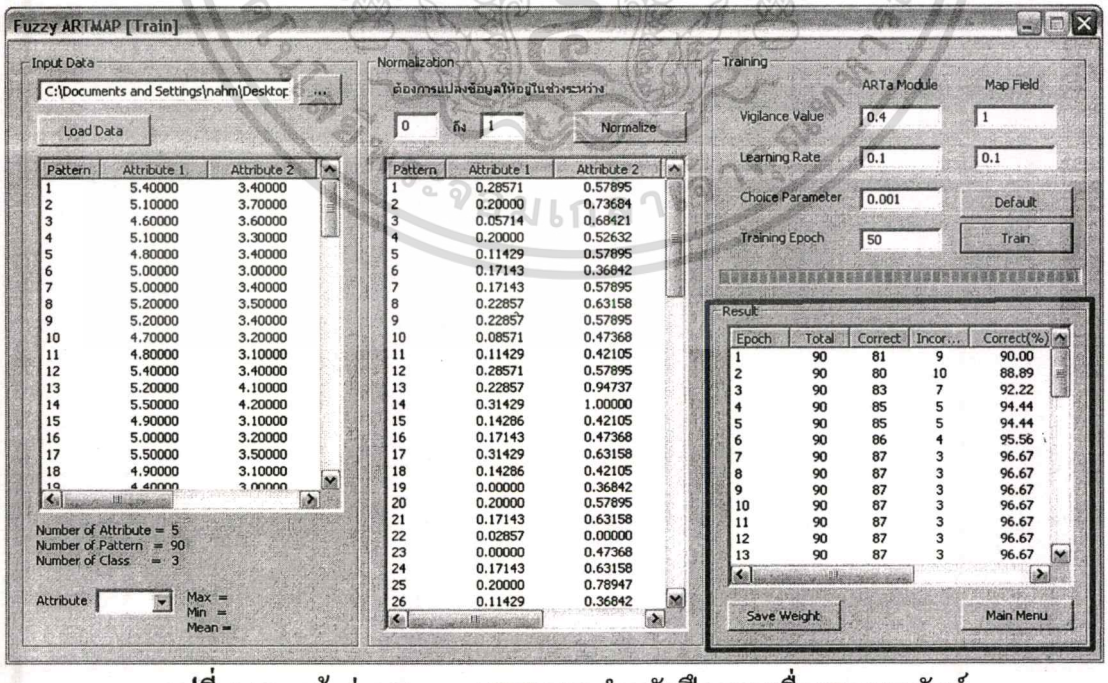
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วน Result



รูปที่ 4.17 ส่วน Result [Train]

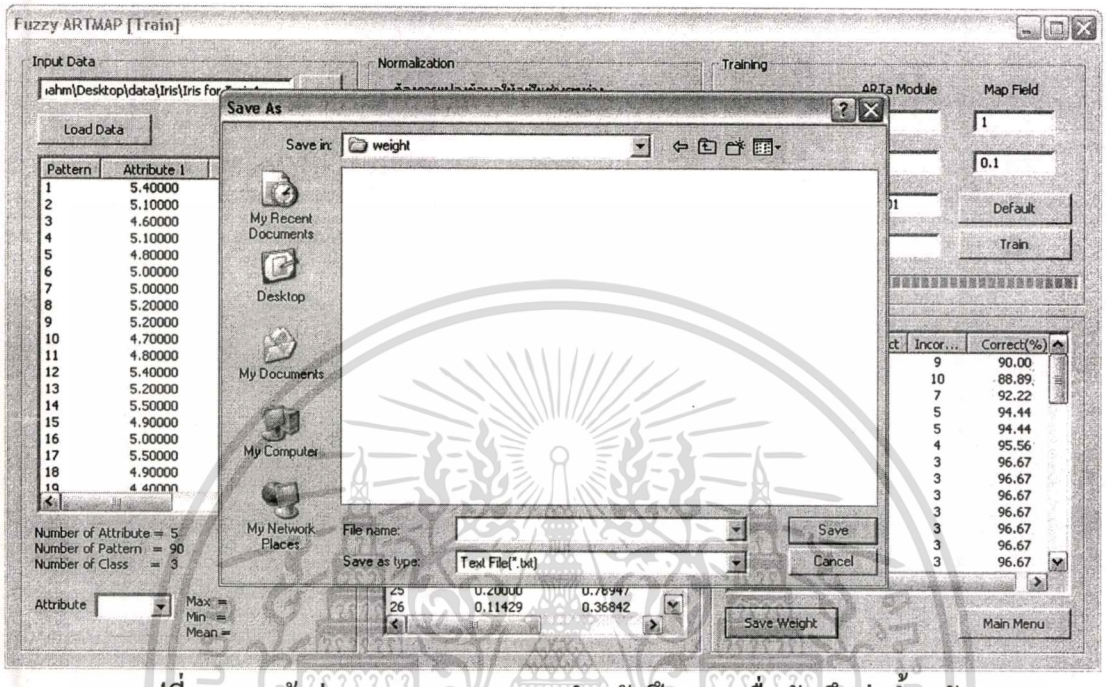
- เมื่อเลือกที่ปุ่ม Train ในส่วน Training ระบบจะนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการสอน ซึ่งระหว่างการทำงานจะมี Progress Bar แสดงความก้าวหน้าในการทำงาน เมื่อสอนเสร็จในส่วน Result จะแสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการฝึกสอนโดยจะแสดงเป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลในแต่ละรอบ ดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อแสดงผลลัพธ์

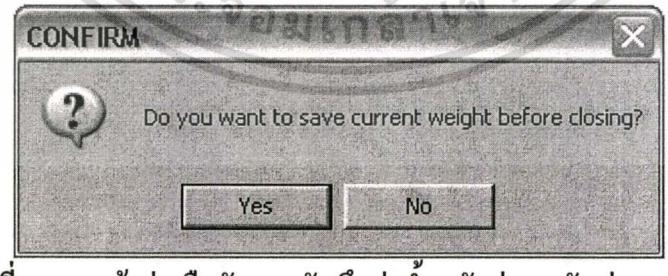
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- จากนั้นจึงจะสามารถเลือกที่ปุ่ม Save Weight เพื่อทำการบันทึกค่าการสอนได้ ซึ่งเมื่อเลือกที่ปุ่ม Save Weight แล้วจะปรากฏ Dialog Box ในการบันทึกข้อมูลขึ้นมาให้ตั้งชื่อ และทำการบันทึก ดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอนเมื่อบันทึกค่าน้ำหนัก

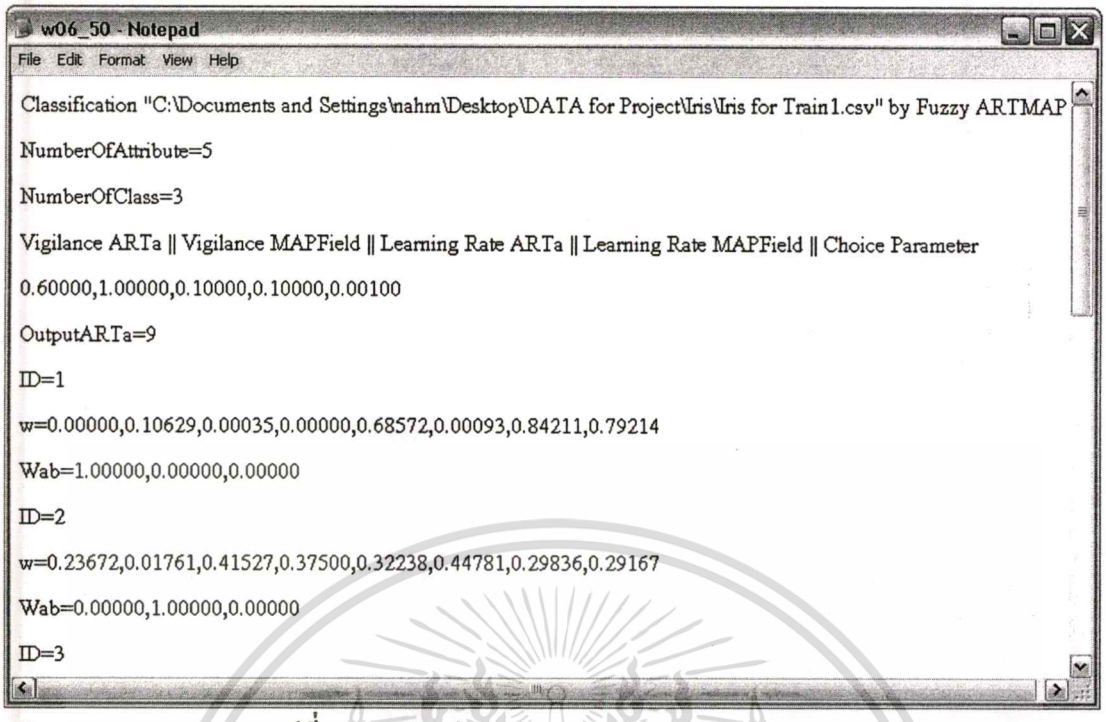
- เมื่อสิ้นสุดการทำงานแล้วสามารถกลับไปยังเมนูหลักได้โดยเลือกที่ปุ่ม Main Menu หากก่อนหน้านั้นยังไม่ได้ทำการ Save Weight จะปรากฏหน้าต่างขึ้นมาเพื่อถามว่าต้องการทำการบันทึกก่อนกลับสู่เมนูหลักหรือไม่ ดังรูปที่ 4.20



รูปที่ 4.20 หน้าต่างยืนยันการบันทึกค่าน้ำหนักก่อนกลับสู่เมนูหลัก

- จากนั้นโปรแกรมจะกลับสู่เมนูหลักเป็นอันเสร็จสิ้นการฝึกสอน ซึ่ง Weight ที่บันทึกไว้จะมีลักษณะดังรูปที่ 4.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



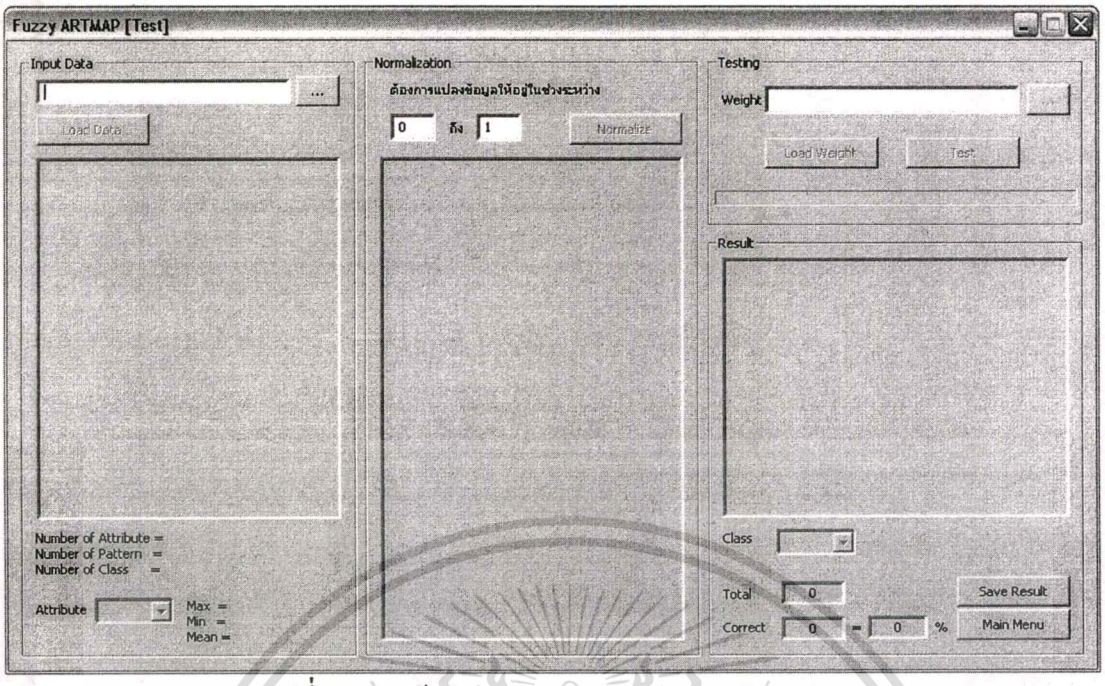
รูปที่ 4.21 ตัวอย่าง Weight ของ Fuzzy-ARTMAP

จากรูปสามารถอธิบายลักษณะของข้อมูลที่บันทึกได้ ดังนี้

- เป็น Weight ที่ได้จากการจำแนกข้อมูลในไฟล์ "Iris for Train1.csv" โดย Fuzzy-ARTMAP
- จากข้อมูลที่ประกอบด้วย 5 คุณลักษณะ 3 กลุ่ม
- ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้ในโครงข่าย
- จำนวนโหนดใน Output ของ ART_a
- ค่า Weight ของแต่ละโหนดใน Output ของ ART_a ที่จะนำมาสร้างเป็นโครงข่าย

จากเมนูหลักถ้าเลือกอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP -> Test จะเข้าสู่หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ ดังรูปที่ 4.22

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.22 หน้าต่างFuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ

เมื่ออยู่ในหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ เราสามารถทดสอบโครงข่ายได้จากหน้าต่างนี้ ซึ่งในหน้าต่างนี้ได้แบ่งส่วนการใช้งานออกเป็น 4 ส่วนเช่นกัน คือ Input Data, Normalization, Testing และ Result โดยมีขั้นตอนการใช้งานเรียงตามส่วนงาน คือ

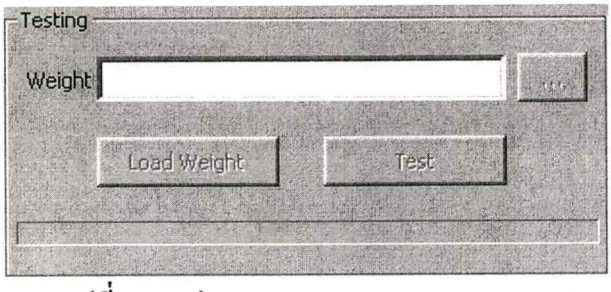
ส่วน Input Data

- จะนำเข้าข้อมูลที่จะนำมาทดสอบโดยการทำงานเหมือนกับส่วน Input Data ในหน้าต่างการฝึกสอน

ส่วน Normalization

- ทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานได้โดยการทำงานเหมือนกับส่วน Input Data ในหน้าต่างการฝึกสอน

ส่วน Testing



รูปที่ 4.23 ส่วน Testing [Fuzzy-ARTMAP]

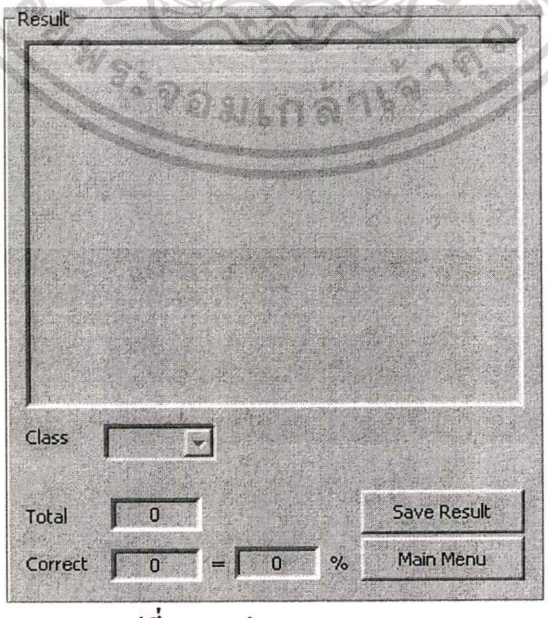
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เมื่อทำการแปลงข้อมูลเรียบร้อยแล้ว สามารถเลือกค่าน้ำหนักที่จะนำมาใช้ทดสอบชุดข้อมูลโดยเลือกที่ปุ่ม ... จากส่วน Testing จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ เมื่อเลือกได้จะปรากฏ Path ของไฟล์ขึ้นมา
- เลือกปุ่ม Load Weight เพื่อนำเข้าค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้เคยบันทึกไว้จากไฟล์เข้ามาในระบบ ซึ่งระหว่างที่มีการนำเข้าจะมีการตรวจสอบว่า Weight กับข้อมูลสามารถเข้ากันได้หรือไม่ โดยหากจำนวนคุณลักษณะหรือจำนวนกลุ่มของข้อมูลและที่บันทึกไว้ไม่ตรงกันก็จะไม่สามารถนำมาใช้ด้วยกันได้ และจะแสดงข้อความเตือน ดังรูปที่ 4.24

รูปที่ 4.24 ข้อความเตือนกรณีข้อมูลและค่าน้ำหนักที่บันทึกไว้ไม่เข้ากัน

- หลังจากทำการ Load Weight เรียบร้อยแล้วจึงจะสามารถเลือกที่ปุ่ม Test ได้ระบบจึงจะเริ่มทำการทดสอบโครงข่าย ซึ่งระหว่างการทำงานจะมี Progress Bar แสดงความก้าวหน้าในการทำงาน

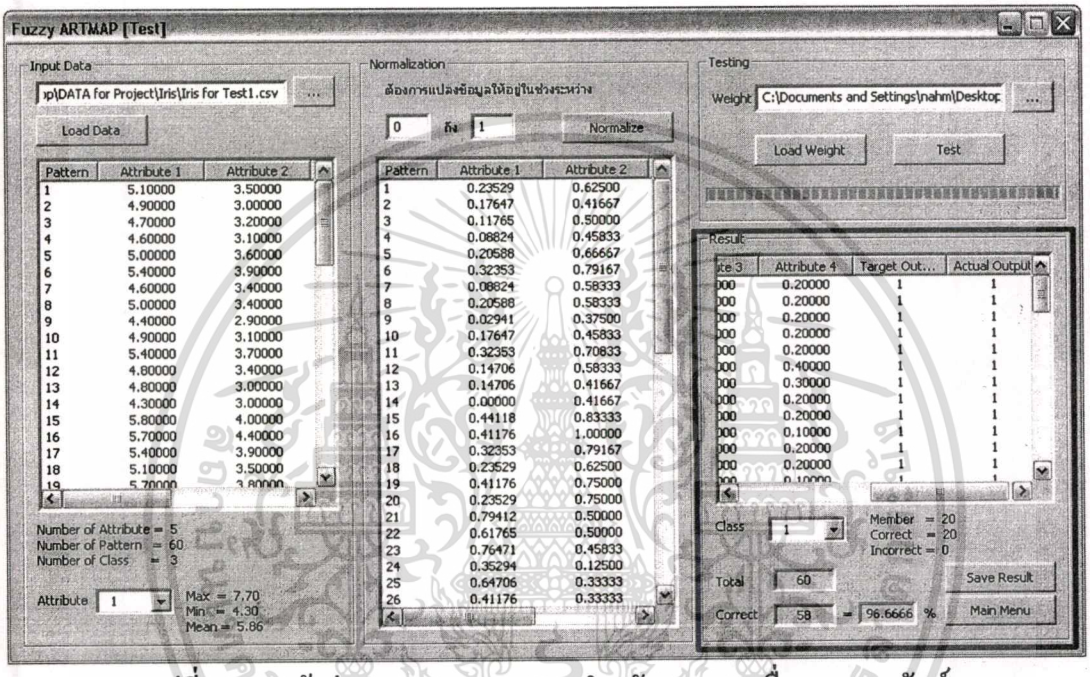
ส่วน Result



รูปที่ 4.25 ส่วน Result [Test]

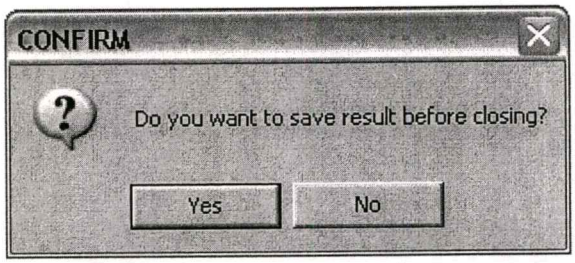
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เมื่อเลือกที่ปุ่ม Test ในส่วน Testing ระบบจะนำข้อมูลเข้าสู่กระบวนการทดสอบ เมื่อทดสอบเสร็จจึงแสดงผลลัพธ์ในส่วน Result ซึ่งจะแสดงคุณลักษณะต่างๆ ของข้อมูลทั้งหมด กลุ่มจริงของข้อมูลแต่ละชุด และกลุ่มที่แบ่งได้จากอัลกอริทึม จำนวนข้อมูลที่จำแนกหมวดหมู่ได้ถูกและจำนวนข้อมูลที่จำแนกผิดของแต่ละกลุ่ม จำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด จำนวนชุดข้อมูลที่จัดหมวดหมู่ได้ถูกต้อง และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของข้อมูล ดังรูปที่ 4.26



รูปที่ 4.26 หน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบเมื่อแสดงผลลัพธ์

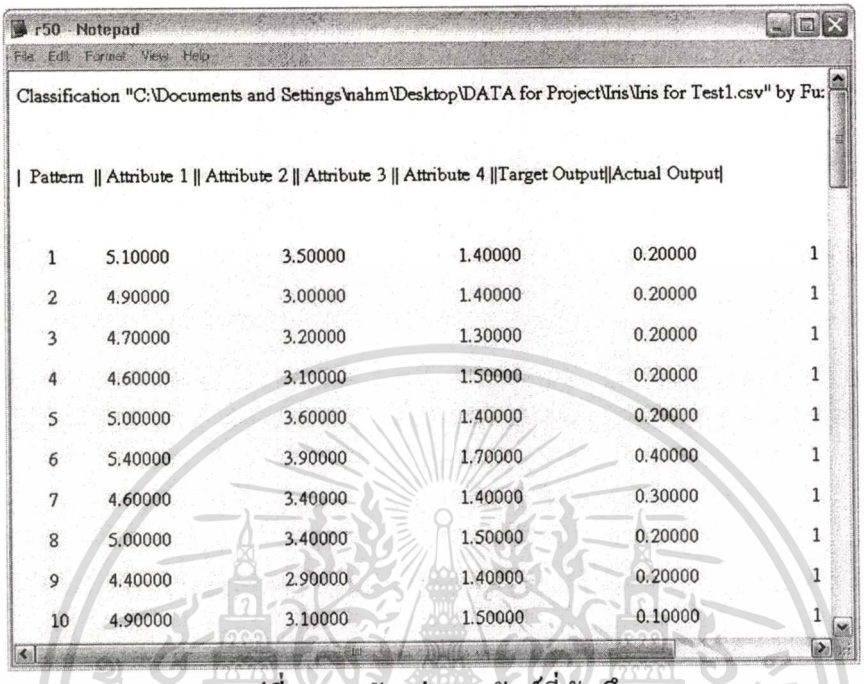
- เมื่อทดสอบเสร็จสามารถบันทึกผลลัพธ์ต่างๆ ที่ได้จากการทดสอบเก็บไว้โดยการเลือกที่ปุ่ม Save Result จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ในการบันทึกข้อมูลขึ้นมาให้ทำการบันทึก
- เมื่อสิ้นสุดการทำงานแล้วสามารถกลับไปยังเมนูหลักได้โดยเลือกที่ปุ่ม Main Menu หากก่อนหน้านั้นยังไม่ได้ทำการ Save Result จะปรากฏหน้าต่างขึ้นมาเพื่อถามว่าต้องการทำการบันทึกก่อนกลับสู่เมนูหลักหรือไม่ ดังรูปที่ 4.27



รูปที่ 4.27 หน้าต่างยืนยันการบันทึกผลลัพธ์ก่อนกลับสู่เมนูหลัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- จากนั้นโปรแกรมจะกลับสู่เมนูหลักเป็นอันเสร็จสิ้นการฝึกสอน ซึ่งการบันทึกผลลัพธ์จะบันทึกผลลัพธ์ที่แสดงในส่วน Result ทั้งหมด มีลักษณะดังรูปที่ 4.28


r50 - Notepad

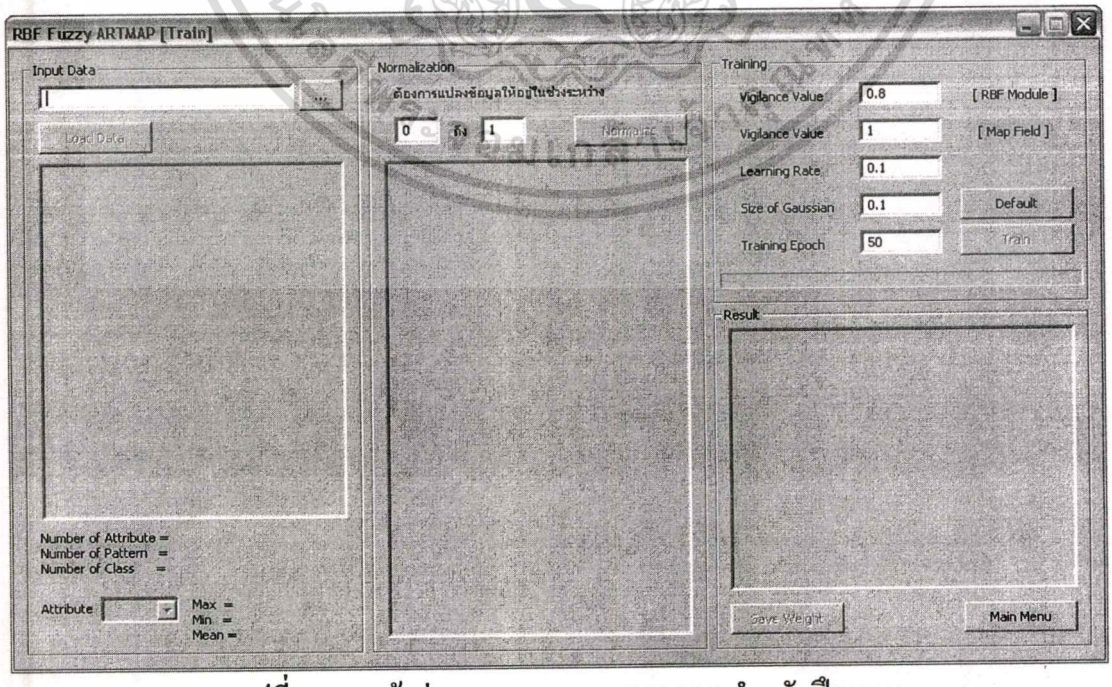
File Edit Format View Help

Classification "C:\Documents and Settings\nahm\Desktop\DATA for Project\Iris\Iris for Test1.csv" by Fu:

Pattern	Attribute 1	Attribute 2	Attribute 3	Attribute 4	Target Output	Actual Output
1	5.10000	3.50000	1.40000	0.20000	1	
2	4.90000	3.00000	1.40000	0.20000	1	
3	4.70000	3.20000	1.30000	0.20000	1	
4	4.60000	3.10000	1.50000	0.20000	1	
5	5.00000	3.60000	1.40000	0.20000	1	
6	5.40000	3.90000	1.70000	0.40000	1	
7	4.60000	3.40000	1.40000	0.30000	1	
8	5.00000	3.40000	1.50000	0.20000	1	
9	4.40000	2.90000	1.40000	0.20000	1	
10	4.90000	3.10000	1.50000	0.10000	1	

รูปที่ 4.28 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่บันทึก

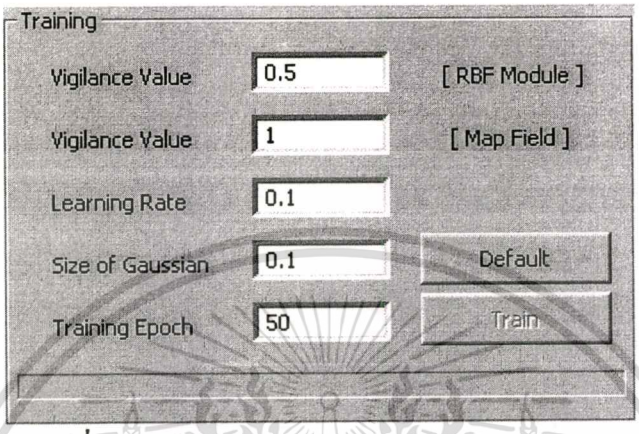
จากเมนูหลักถ้าเลือกอัลกอริทึม RBF Fuzzy-ARTMAP -> Train จะเข้าสู่หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน ดังรูปที่ 4.29



รูปที่ 4.29 หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน

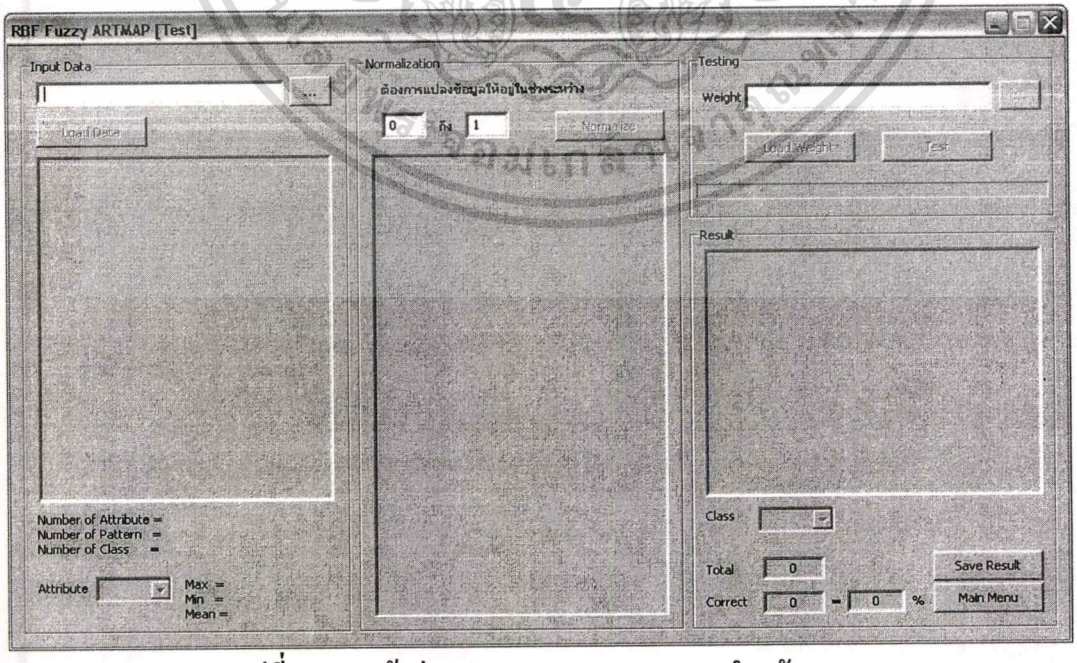
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน จะมีลักษณะการใช้งานส่วนใหญ่เหมือนกับในหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน โดยมีการแบ่งส่วนการใช้งานออกเป็น 4 ส่วนคือ Input Data, Normalization, Training และ Result เช่นเดียวกัน แต่จะแตกต่างกันแค่ตรงส่วน Training ซึ่งมีการรับค่าพารามิเตอร์ที่จะนำมาใช้ต่างกัน ดังรูปที่ 4.30



รูปที่ 4.30 ส่วน Training [RBF Fuzzy-ARTMAP]

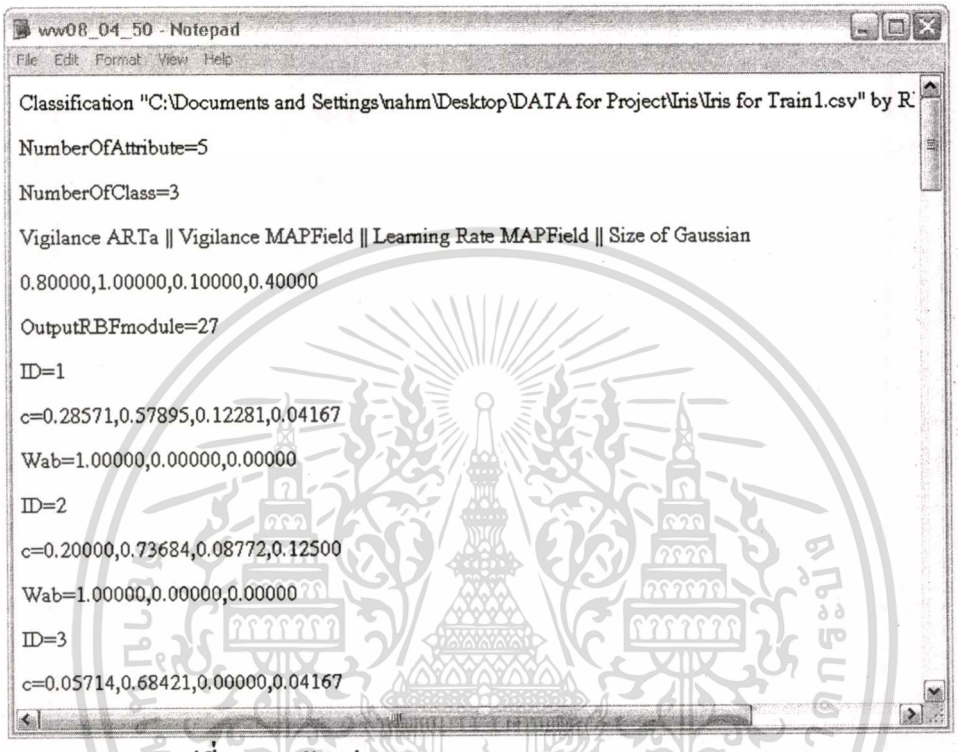
ขั้นตอนการใช้งานส่วนอื่นๆ ก็เหมือนกับในหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับฝึกสอน แต่หากต้องการเข้าสู่หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ จะสามารถทำได้โดยการเข้าสู่เมนูหลักแล้วเลือกอัลกอริทึม RBF Fuzzy-ARTMAP -> Test ก็จะเข้าสู่หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบตามต้องการ ดังรูปที่ 4.31



รูปที่ 4.31 หน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในหน้าต่าง RBF Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบนี้จะมีลักษณะการใช้งานเหมือนกับในหน้าต่าง Fuzzy-ARTMAP สำหรับทดสอบทุกประการ เพียงแต่ตอนเลือก Weight ที่จะนำเข้ามาใช้นั้นจะต้องแน่ใจว่าเป็น Weight ที่ใช้กับอัลกอริทึมนี้ เพราะ Weight ที่ใช้จะมีลักษณะต่างกับ Weight ของ Fuzzy-ARTMAP เล็กน้อยโดยมีลักษณะดังรูปที่ 4.32



รูปที่ 4.32 ตัวอย่าง Weight ของ RBF Fuzzy-ARTMAP

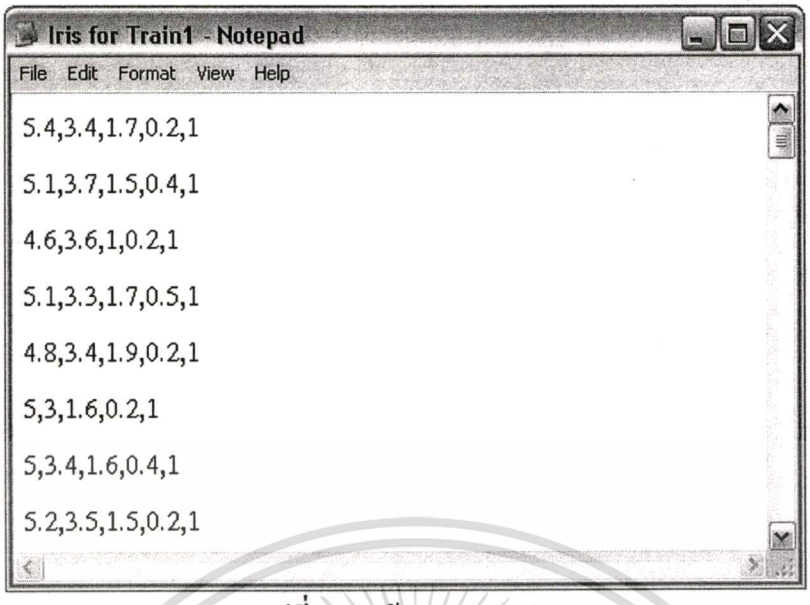
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองเป็นข้อมูลที่อยู่ในรูปของ Text File ซึ่งข้อมูลทั้งหมดที่นำมาใช้ได้มาจาก www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository.html

Iris Data

ข้อมูลดอก Iris ประกอบด้วยคุณลักษณะ 4 อย่างที่แตกต่างกัน ได้แก่ ค่าความยาวกลีบเลี้ยงดอกไม้ ค่าความกว้างกลีบเลี้ยงดอกไม้ ค่าความยาวของกลีบดอกไม้ และค่าความกว้างของกลีบดอกไม้ในหน่วยเซนติเมตร มีทั้งหมด 3 กลุ่ม ดังแสดงในรูปที่ 4.33 โดยมีจำนวนข้อมูลอยู่ 150 ตัวอย่างแต่ละกลุ่มมีข้อมูล 50 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 90 ตัวอย่าง และข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 60 ตัวอย่าง

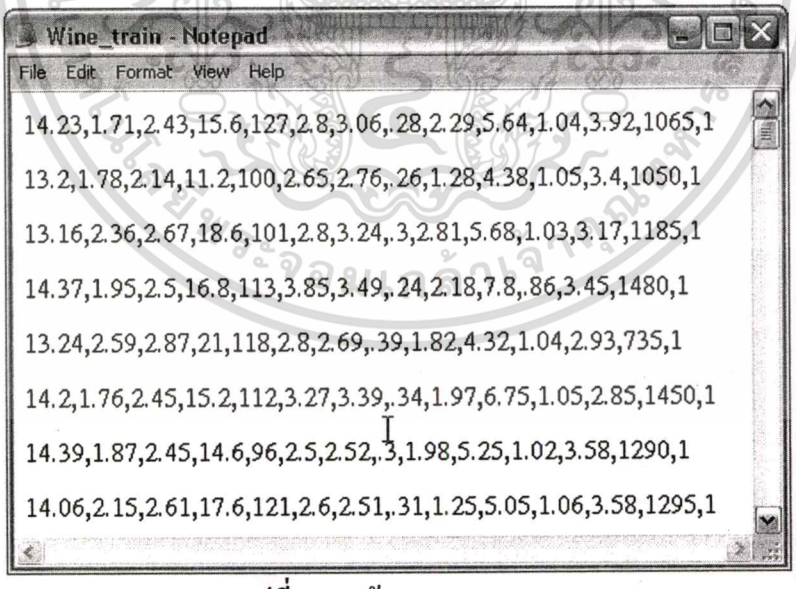
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.33 ข้อมูล Iris Data

Wine Data

Wine Data ประกอบด้วยคุณลักษณะ 13 อย่าง ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 59 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 2 71 ตัวอย่าง และกลุ่มที่ 3 48 ตัวอย่าง รวมมีทั้งหมด 178 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 100 ตัวอย่างและข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 78 ตัวอย่าง

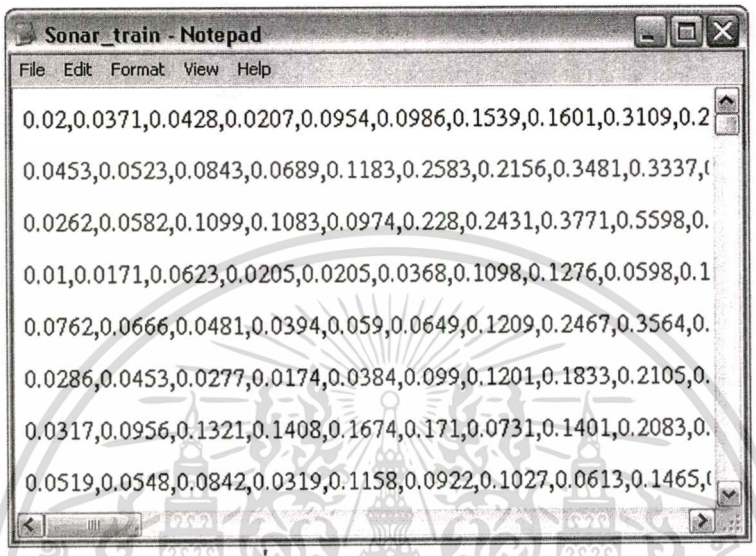


รูปที่ 4.34 ข้อมูล Wine Data

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Sonar Data

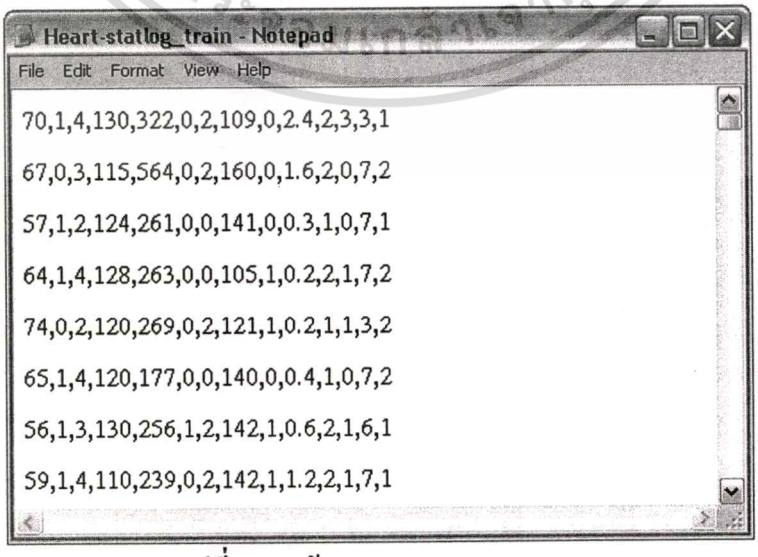
Sonar Data ประกอบด้วยคุณลักษณะ 60 อย่าง ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 97 ตัวอย่าง และกลุ่มที่ 2 111 ตัวอย่าง รวมมีทั้งหมด 208 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 130 ตัวอย่างและข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 78 ตัวอย่าง



รูปที่ 4.35 ข้อมูล Sonar Data

Heart-statlog Data

Heart-statlog Data ประกอบด้วยคุณลักษณะ 13 อย่าง ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 120 ตัวอย่าง และกลุ่มที่ 2 150 ตัวอย่าง รวมมีทั้งหมด 270 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 170 ตัวอย่างและข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 100 ตัวอย่าง

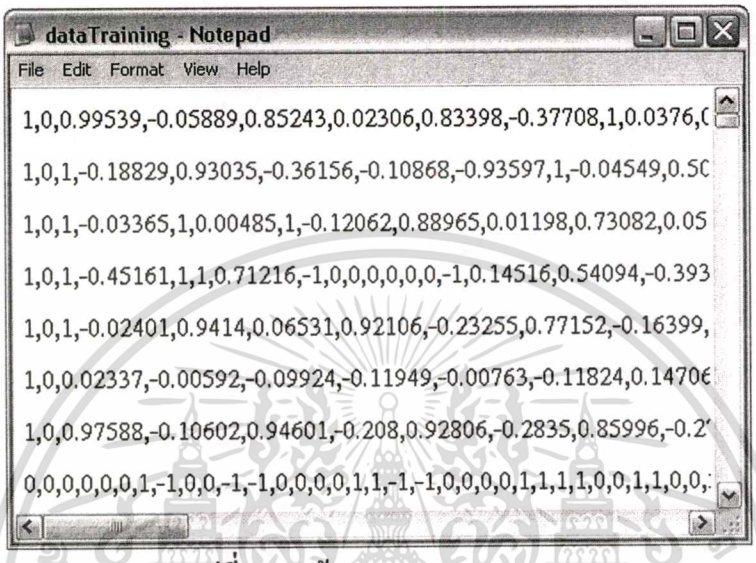


รูปที่ 4.36 ข้อมูล Heart-statlog Data

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Ionosphere Data

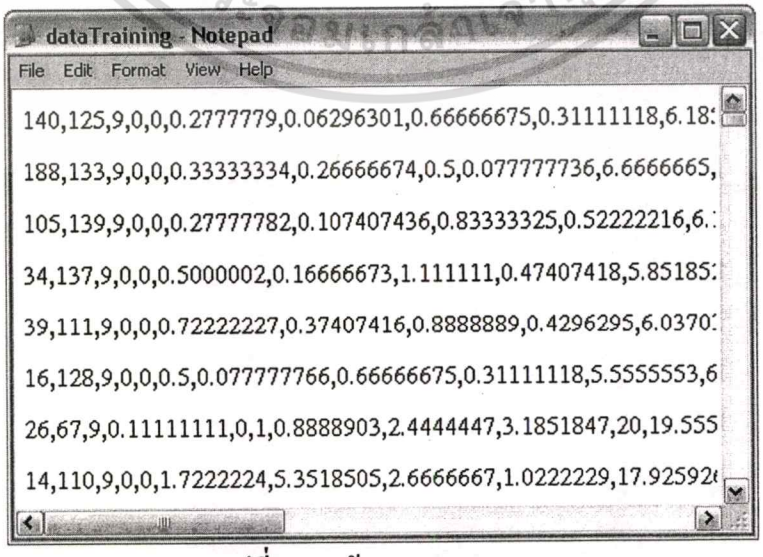
Ionosphere Data ประกอบด้วยคุณลักษณะ 34 อย่าง ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม รวมทั้งหมด 351 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 200 ตัวอย่างและข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 151 ตัวอย่าง



รูปที่ 4.37 ข้อมูล Ionosphere Data

Image data

Image Data ประกอบด้วยคุณลักษณะ 19 อย่าง ซึ่งแบ่งข้อมูลออกเป็น 7 กลุ่ม รวมทั้งหมด 2310 ตัวอย่าง ซึ่งได้แบ่งเป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนจำนวน 210 ตัวอย่างและข้อมูลสำหรับทดสอบจำนวน 2100 ตัวอย่าง



รูปที่ 4.38 ข้อมูล Image Data

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 ผลการทดลองและการวิเคราะห์

4.3.1 ผลการทดลอง

ในการทดลองจะทำการวิเคราะห์เปรียบเทียบอัลกอริทึม Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP โดยพิจารณาจากปัจจัยหลายๆ ประการ เช่นจำนวนรอบในการฝึกสอน ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนว่าสิ่งเหล่านี้มีผลต่อผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบหรือไม่ มากน้อยเพียงใด และนำผลที่ได้จากการทำงานของทั้งสองอัลกอริทึมมาเปรียบเทียบกัน ซึ่งได้ผลการทดลองดังนี้

Iris Data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.6
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 0.3
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.4
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.1 ผลการทดลอง Iris Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	4	90	81	9	90.00 %	60	56	4	93.33 %
Fuzzy-ARTMAP	5	5	90	85	5	94.44 %	60	58	2	96.67 %
Fuzzy-ARTMAP	10	5	90	87	3	96.67 %	60	58	2	96.67 %
Fuzzy-ARTMAP	50	9	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
Fuzzy-ARTMAP	100	10	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	13	90	87	3	96.67 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	18	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %

ตารางที่ 4.2 ผลการทดลอง Iris Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	7	90	87	3	96.67 %	60	57	3	95.00 %
Fuzzy-ARTMAP	5	9	90	89	1	98.89 %	60	57	3	95.00 %
Fuzzy-ARTMAP	10	9	90	89	1	98.89 %	60	57	3	95.00 %
Fuzzy-ARTMAP	50	10	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
Fuzzy-ARTMAP	100	10	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	18	90	90	0	100 %	60	58	2	96.67 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	18	90	90	0	100 %	60	59	1	98.33 %

จากการทดลอง Iris Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่าทั้ง Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องใกล้เคียงกัน โดยที่จำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของ Fuzzy-ARTMAP มากกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP

Wine Data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.7
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 0.5
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.2
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 ผลการทดลอง Wine Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	10	100	98	2	98.00 %	78	75	3	96.15 %
Fuzzy-ARTMAP	5	17	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
Fuzzy-ARTMAP	10	19	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
Fuzzy-ARTMAP	50	33	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
Fuzzy-ARTMAP	100	37	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	26	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	26	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	26	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	26	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	26	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %

ตารางที่ 4.4 ผลการทดลอง Wine Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	8	100	99	1	99.00 %	78	74	4	94.87 %
Fuzzy-ARTMAP	5	14	100	100	0	100 %	78	74	4	94.87 %
Fuzzy-ARTMAP	10	18	100	100	0	100 %	78	75	3	96.15 %
Fuzzy-ARTMAP	50	33	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
Fuzzy-ARTMAP	100	35	100	100	0	100 %	78	76	2	97.44 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	24	100	100	0	100 %	78	72	5	92.31 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	24	100	100	0	100 %	78	72	5	92.31 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	24	100	100	0	100 %	78	72	5	92.31 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	24	100	100	0	100 %	78	72	5	92.31 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	24	100	100	0	100 %	78	72	5	92.31 %

จากการทดลอง Wine Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่า Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องมากกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP แต่ก็ยังอยู่ในระดับใกล้เคียงกัน โดยที่ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของ RBF Fuzzy-ARTMAP มากกว่า Fuzzy-ARTMAP แต่จำนวนรอบในการฝึกสอนไม่มีผลต่อผลลัพธ์ของ RBF Fuzzy-ARTMAP ในขณะที่มีผลต่อผลลัพธ์ของ Fuzzy-ARTMAP

Sonar Data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.5
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 1.2
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.1
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ผลการทดลอง Sonar Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	3	130	101	29	77.69 %	78	37	41	47.44 %
Fuzzy-ARTMAP	5	13	130	111	19	85.38 %	78	50	28	64.10 %
Fuzzy-ARTMAP	10	16	130	120	10	92.31 %	78	49	29	62.82 %
Fuzzy-ARTMAP	50	34	130	128	2	98.46 %	78	51	27	65.38 %
Fuzzy-ARTMAP	100	44	130	129	1	99.23 %	78	51	27	65.38 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	31	130	124	6	95.38 %	78	45	33	57.69 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	37	130	130	0	100 %	78	42	36	53.85 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	37	130	130	0	100 %	78	43	35	55.13 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	38	130	130	0	100 %	78	43	35	55.13 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	38	130	130	0	100 %	78	43	35	55.13 %

ตารางที่ 4.6 ผลการทดลอง Sonar Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	6	130	101	29	98.00 %	78	37	41	47.44 %
Fuzzy-ARTMAP	5	11	130	118	12	90.77 %	78	40	38	51.28 %
Fuzzy-ARTMAP	10	15	130	120	10	92.31 %	78	47	31	60.26 %
Fuzzy-ARTMAP	50	34	130	130	0	100 %	78	47	31	60.26 %
Fuzzy-ARTMAP	100	41	130	130	0	100 %	78	47	31	60.26 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	46	130	124	6	95.38 %	78	39	39	50.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	52	130	130	0	100 %	78	40	38	51.28 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	52	130	130	0	100 %	78	40	38	51.28 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	52	130	130	0	100 %	78	39	39	50.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	52	130	130	0	100 %	78	39	39	50.00 %

จากการทดลอง Sonar Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่า Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องมากกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP และจำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของทั้งสองอัลกอริทึม

Heart-statlog Data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.6
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 1.1
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.2
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ผลการทดลอง Heart-statlog Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	45	170	157	13	92.35 %	100	74	26	74.00 %
Fuzzy-ARTMAP	5	57	170	167	3	98.24 %	100	80	20	80.00 %
Fuzzy-ARTMAP	10	58	170	168	2	98.82 %	100	81	19	81.00 %
Fuzzy-ARTMAP	50	60	170	169	1	99.41 %	100	80	20	80.00 %
Fuzzy-ARTMAP	100	60	170	170	0	100 %	100	80	20	80.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	61	170	161	9	94.71 %	100	71	29	71.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	69	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	69	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	69	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	69	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %

เอกสารนี้สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ตารางที่ 4.8 ผลการทดลอง Heart-statlog Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	22	170	155	15	91.18 %	100	83	17	83.00 %
Fuzzy-ARTMAP	5	46	170	165	5	97.06 %	100	77	23	77.00 %
Fuzzy-ARTMAP	10	46	170	166	4	97.65 %	100	78	22	78.00 %
Fuzzy-ARTMAP	50	52	170	168	2	98.82 %	100	75	25	75.00 %
Fuzzy-ARTMAP	100	53	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	58	170	163	7	95.88 %	100	74	26	74.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	71	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	71	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	71	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	71	170	170	0	100 %	100	75	25	75.00 %

จากการทดลอง Heart-statlog Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่าทั้งสองอัลกอริทึมสามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องใกล้เคียงกัน แต่จำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของ Fuzzy-ARTMAP ค่อนข้างมาก แต่มีผลต่อ RBF Fuzzy-ARTMAP น้อยมาก

Ionosphere Data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.7
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 0.8
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.05
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 ผลการทดลอง Ionosphere Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	42	200	184	16	92.00 %	151	144	7	95.36 %
Fuzzy-ARTMAP	5	62	200	192	8	96.00 %	151	141	10	93.38 %
Fuzzy-ARTMAP	10	66	200	195	5	97.50 %	151	139	12	91.39 %
Fuzzy-ARTMAP	50	75	200	199	1	99.50 %	151	141	10	93.38 %
Fuzzy-ARTMAP	100	76	200	199	1	99.50 %	151	143	8	94.70 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	80	200	196	4	98.00 %	151	134	17	88.74 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	86	200	200	0	100 %	151	139	12	92.05 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	86	200	200	0	100 %	151	139	12	92.05 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	86	200	200	0	100 %	151	139	12	92.05 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	87	200	200	0	100 %	151	139	12	92.05 %

ตารางที่ 4.10 ผลการทดลอง Ionosphere Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	49	200	187	13	93.50 %	151	139	12	92.05 %
Fuzzy-ARTMAP	5	67	200	197	3	98.50 %	151	145	6	96.03 %
Fuzzy-ARTMAP	10	69	200	198	2	99.00 %	151	146	5	96.69 %
Fuzzy-ARTMAP	50	75	200	200	0	100 %	151	148	3	98.01 %
Fuzzy-ARTMAP	100	77	200	200	0	100 %	151	147	4	97.35 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	80	200	198	2	99.00 %	151	131	20	86.75 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	84	200	200	0	100 %	151	134	17	88.74 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	84	200	200	0	100 %	151	135	16	89.40 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	84	200	200	0	100 %	151	136	15	90.07 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	84	200	200	0	100 %	151	136	15	90.07 %

จากการทดลอง Ionosphere Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่า Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องมากกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP เล็กน้อย และจำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของทั้งสองอัลกอริทึม

Image data

เมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ ดังนี้

- Fuzzy-ARTMAP
  - Choice Parameter = 0.001
  - Vigilance Value ของ ART_a = 0.6
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ ART_a = 0.1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1
- RBF Fuzzy-ARTMAP
  - Size of Gaussian = 1.2
  - Vigilance Value ของ RBF Module = 0.2
  - Vigilance Value ของ Map Field = 1
  - Learning Rate ของ Map Field = 0.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.11 ผลการทดลอง Image Data

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	16	210	172	38	81.90 %	2100	1739	361	82.81 %
Fuzzy-ARTMAP	5	26	210	200	10	95.24 %	2100	1855	245	88.33 %
Fuzzy-ARTMAP	10	26	210	204	6	97.14 %	2100	1882	218	89.62 %
Fuzzy-ARTMAP	50	29	210	209	1	99.52 %	2100	1851	249	88.14 %
Fuzzy-ARTMAP	100	29	210	210	0	100 %	2100	1844	256	87.81 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	31	210	174	36	82.86 %	2100	1662	438	79.14 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	52	210	210	0	100 %	2100	1918	182	91.33 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	52	210	210	0	100 %	2100	1915	185	91.19 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	52	210	210	0	100 %	2100	1916	184	91.24 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	52	210	210	0	100 %	2100	1916	184	91.24 %

ตารางที่ 4.12 ผลการทดลอง Image Data [สลับลำดับ pattern]

อัลกอริทึม	จำนวนรอบการสอน	จำนวนคลัสเตอร์	ข้อมูลฝึกสอน				ข้อมูลทดสอบ			
			จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง	จำนวนข้อมูล	จำแนกถูก	จำแนกผิด	เปอร์เซ็นต์ความถูกต้อง
Fuzzy-ARTMAP	1	28	210	199	11	94.76 %	2100	1848	252	88.00 %
Fuzzy-ARTMAP	5	35	210	208	2	99.05 %	2100	1921	179	91.48 %
Fuzzy-ARTMAP	10	35	210	208	2	99.05 %	2100	1909	191	90.90 %
Fuzzy-ARTMAP	50	35	210	210	0	100 %	2100	1897	203	90.33 %
Fuzzy-ARTMAP	100	35	210	210	0	100 %	2100	1896	204	90.29 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	1	42	210	197	13	93.81 %	2100	1837	263	87.48 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	5	53	210	210	0	100 %	2100	1924	176	91.62 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	10	53	210	210	0	100 %	2100	1924	176	91.62 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	50	53	210	210	0	100 %	2100	1928	172	91.81 %
RBF Fuzzy-ARTMAP	100	53	210	210	0	100 %	2100	1929	171	91.86 %

จากการทดลอง Image Data โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุพบว่า RBF Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องมากกว่า Fuzzy-ARTMAP แต่จำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ของ Fuzzy-ARTMAP มากกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP

4.3.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของข้อมูลตัวอย่าง 6 ชุด สามารถวิเคราะห์ผลการทดลองจาก 3 ปัจจัยคือ ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่ ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอน และจำนวนรอบในการฝึกสอน ได้ผลดังนี้

1. ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่ เมื่อเฉลี่ยจากข้อมูลตัวอย่างทั้ง 6 ชุดพบว่า Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องประมาณ 85.48% ในขณะที่ RBF Fuzzy-ARTMAP สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องประมาณ 78.18% ซึ่ง Fuzzy-ARTMAP จะมีความถูกต้องมากกว่าประมาณ 7.29% ทั้งนี้ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่นั้นขึ้นอยู่กับการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ซึ่งเมื่อมีการปรับแต่งพารามิเตอร์แล้วค่าความถูกต้องของการจำแนกข้อมูลอาจมีการเปลี่ยนแปลงและสามารถปรับเปลี่ยนให้สามารถจำแนกหมวดหมู่ได้ถูกต้องในระดับที่ใกล้เคียงกันได้ และเนื่องจากพารามิเตอร์ที่ใช้กับ Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP แตกต่างกันจึงเป็นการยากที่จะทำการเปรียบเทียบอย่างชัดเจน แต่ข้อดีของ Fuzzy-ARTMAP ก็คือมีค่าพารามิเตอร์หลักที่มีผลต่อการทำงานเพียงตัวเดียวคือค่าวิจิแลนซ์ ซึ่งจะทำให้การกำหนดค่าทำได้ง่ายต่างกับ RBF Fuzzy-ARTMAP ซึ่งมีพารามิเตอร์หลักสองตัวคือค่าวิจิแลนซ์และขนาดของ Gaussian ซึ่งการกำหนดค่าพารามิเตอร์ทั้งสองให้เหมาะสมค่อนข้างยุ่งยาก
2. ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอน เมื่อเฉลี่ยจากข้อมูลตัวอย่างทั้ง 6 ชุดพบว่าลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลด้วย Fuzzy-ARTMAP ประมาณ 3.12% ในขณะที่สำหรับ RBF Fuzzy-ARTMAP มีผลประมาณ 2.40% ซึ่งน้อยกว่า Fuzzy-ARTMAP เล็กน้อย
3. จำนวนรอบในการฝึกสอน จากการทดลองจะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ของ Fuzzy-ARTMAP จะเริ่มคงที่ที่รอบการฝึกสอนระดับหนึ่ง ซึ่งสำหรับข้อมูลผลลัพธ์ยังคงแปรปรวนอยู่มากอาจต้องใช้รอบการฝึกสอนที่มากขึ้น ในขณะที่ RBF Fuzzy-ARTMAP นั้นสามารถฝึกสอนได้เร็วกว่า คือใช้จำนวนรอบในการฝึกสอนเพียงไม่กี่รอบก็ให้ผลลัพธ์ที่คงที่แล้วเมื่อเฉลี่ยจากข้อมูลตัวอย่างทั้ง 6 ชุดพบว่า Fuzzy-ARTMAP จะใช้จำนวนรอบในการสอนให้ได้ผลลัพธ์คงที่ที่ประมาณ 46.25 รอบ ในขณะที่สำหรับ RBF Fuzzy-ARTMAP จะใช้รอบในการฝึกสอนประมาณ 7.54 รอบ ซึ่งสามารถฝึกสอนได้เร็วกว่ามาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อย่างไรก็ตามจำนวนรอบในการฝึกสอนและลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนจะมีผลกับการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลมากน้อยเพียงใดนั้นอาจขึ้นอยู่กับหลายๆ ปัจจัย เช่นรูปแบบของข้อมูล พารามิเตอร์ที่ใช้ จำนวนข้อมูลที่ฝึกสอน เป็นต้น ซึ่งการจะพิจารณาถึงความสัมพันธ์เหล่านี้มีความยุ่งยาก ใช้ระยะเวลานานและต้องอาศัยปัจจัยเสริมอีกหลายอย่าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้ Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP เพื่อที่จะสร้างโครงการศึกษาพัฒนาระบบนี้ สามารถสรุปผลการศึกษา และประโยชน์ที่ได้รับ รวมทั้งข้อเสนอแนะได้ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการศึกษา

จากที่ได้ศึกษาการทำงานและทฤษฎีของอัลกอริทึมต่างๆ ในการทำ Data Mining ทำให้ทราบว่า Data Mining เป็นกระบวนการที่ใช้วิเคราะห์และค้นหาข้อมูลที่ซ่อนเร้นอยู่ภายในฐานข้อมูล ซึ่งข้อมูลเหล่านั้นจะเป็นประโยชน์อย่างมากในการนำไปใช้ จึงได้มีการพัฒนาโครงการโดยนำเสนอถึงการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่าย Fuzzy-ARTMAP ซึ่งเป็นโครงข่ายแบบหนึ่งที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลและได้รับความนิยมในการนำมาใช้อย่างมาก และโครงข่าย RBF Fuzzy-ARTMAP ซึ่งเป็นโครงข่ายผสมที่ได้รับการพัฒนามาจากโครงข่าย RBF และโครงข่าย Fuzzy-ARTMAP และได้วางแนวทางในการพัฒนาระบบด้วยโปรแกรม Microsoft Visual Studio.NET 2005 เพื่อการทดลองเปรียบเทียบ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP มีข้อดีที่น่าสนใจมาก นั่นคือมีพารามิเตอร์เพียงค่าเดียวที่ต้องกำหนดคือค่าวิจิแลนซ์ ซึ่งเป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของ Pattern Input ในการจัดกลุ่ม และนอกจากนี้ Fuzzy-ARTMAP ยังใช้รอบในการเรียนรู้น้อยมากเมื่อเปรียบเทียบกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบอื่น อีกทั้งยังมีความสามารถในการเรียนรู้แบบออนไลน์อีกด้วยคือสามารถเรียนรู้รูปแบบใหม่ๆ ได้ระหว่างการทำงาน จากคุณสมบัติเด่นดังกล่าวโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Fuzzy-ARTMAP จึงเป็นโครงข่ายประสาทเทียมประเภทหนึ่งที่ได้รับความสนใจพัฒนาไปประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลาย แต่ก็ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของ การที่ลำดับการฝึกสอน Pattern จะส่งผลต่อรูปแบบการเรียนรู้ของโครงข่าย ในขณะที่ โครงข่าย RBF มีกระบวนการในการเรียนรู้ซึ่งลำดับการฝึกสอน Pattern ไม่ส่งผลกระทบต่อผลลัพธ์ จึงได้นำโครงข่ายทั้งสองชนิดมารวมกันเรียกว่า RBF Fuzzy-ARTMAP โดยใช้วิธีการเรียนรู้ของ RBF ภายใต้โครงสร้างของ Fuzzy-ARTMAP ซึ่งเป็นการรวมข้อดีและหลีกเลี่ยงข้อเสียของทั้งสองโครงข่าย จึงคาดว่าจะสามารถเอาชนะข้อจำกัดที่มีของทั้งสองโครงข่ายได้

จากการศึกษาได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โดยวัดจากค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลตามกลุ่มที่ได้กำหนดไว้ของทั้งสองอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

พบว่าทั้งสองอัลกอริทึมมีความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ใกล้เคียงกัน โดยที่ Fuzzy-ARTMAP มีความยุ่งยากในการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการจำแนกหมวดหมู่น้อยกว่า แต่ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนมีผลต่อการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล จึงต้องฝึกสอนข้อมูลจนกระทั่งข้อมูลนิ่งจึงจะสามารถจำแนกข้อมูลได้ถูกต้อง ซึ่งจะส่งผลให้จำนวนรอบการฝึกสอนมีผลต่อการจำแนกข้อมูลตามไปด้วย

สำหรับ RBF Fuzzy-ARTMAP นั้นค่อนข้างมีความยุ่งยากในการกำหนดค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมในการใช้งาน แต่เนื่องจากสามารถฝึกสอนได้เร็วกว่ามากและได้ผลลัพธ์ที่ค่อนข้างนิ่ง แต่ลำดับของ Pattern ที่นำเข้าฝึกสอนก็ยังมีผลต่อการจำแนกหมวดหมู่อยู่ RBF Fuzzy-ARTMAP จึงไม่อาจแก้ข้อจำกัดที่มีอยู่ได้ แต่ก็อาจเป็นทางเลือกหนึ่งสำหรับงานจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลที่มีการเรียนรู้รูปแบบใหม่ๆ อย่างต่อเนื่องในระหว่างการทำงานซึ่งต้องการการเรียนรู้ที่รวดเร็ว

5.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษาและพัฒนาระบบ

จากการศึกษาในโครงการพัฒนาระบบงานนี้ สามารถสรุปผลที่ได้รับจากการออกแบบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่าย Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP ได้ดังนี้

1. ทำให้เข้าใจทฤษฎี และหลักการทำงานของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ใช้ในงาน Classification มากขึ้น
2. ทำให้ทราบถึงปัญหาต่าง ๆ ที่มักเกิดขึ้นในขั้นตอนต่าง ๆ ในงาน Classification
3. ทำให้ได้โปรแกรมที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งสามารถนำไปใช้เป็นต้นแบบในการพัฒนาโปรแกรมในลักษณะอื่น ๆ ได้

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในการศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่าย Fuzzy-ARTMAP และ RBF Fuzzy-ARTMAP มีสิ่งที่ต้องคำนึงถึงหลายอย่าง ดังนี้

1. การปรับปรุงข้อมูลก่อนนำมาใช้ เป็นขั้นตอนที่ยุ่งยากและต้องใช้ความระมัดระวังในการจัดการกับข้อมูลค่อนข้างมาก
2. การแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบ ซึ่งข้อมูลที่นำมาฝึกสอนจำเป็นต้องมีข้อมูลครบทุกกลุ่ม และมีความถี่ของแต่ละกลุ่มใกล้เคียงกันและมีจำนวนมากพอ
3. การกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ซึ่งต้องคำนึงถึงทั้งการทำงานของอัลกอริทึมและรูปแบบของข้อมูล

จากผลการศึกษาพบว่าโครงข่าย RBF Fuzzy-ARTMAP ยังมีข้อบกพร่องอยู่ จึงเป็นแนวทางหนึ่งในการที่จะนำไปพัฒนาต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

จินดารัตน์ จันทอุปพี. 2547. "การทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซีอาทแมพและแบคพรอพพาเกชัน" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ. บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

นรเศรษฐ์ จันทสูตร. 2547. "เท็กอะแคปทีพเรโซแน้นเทียรีนิวรอลเน็ตเวิร์ค" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ. บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

อารักษ์ พรชัยขจรศักดิ์. 2547. "การรู้จำลายมือเขียนไทยโดยฟัซซีอาร์ทแมพ" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ. บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

Newman, D.J. and Hettich, S. ET.AL. 1998. **UCI Repository of machine learning databases.** [Online]. Available: http://www.ics.uci.edu/~mlearn/MLRepository. html. Irvine, CA: University of California, Department of Information and Computer Science.

Tontini, Gerson and Alves de Queiroz, Abelardo. 1996. **RBF FUZZY-ARTMAP: a New Fuzzy Neural Network for Robust On-Line Learning and Identification of Patterns.** [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/iel3/4232/12290/00571310.pdf?Arnumber =571310

Bartfai, Guszti. 1995. **An Improved Learning Algorithm for the Fuzzy ARTMAP Neural Network.** Dunedin: IEEE ANNES

Zurada, Jack M. 1999. **Introduction to Artifitial Neural System.** San Francisco: West Publishing Company

Han, Jiawei and Kamber, Micheline. 2002. **Data Mining: Concepts and Techniques.** CA: Morgan Kaufmann

Busque, Martin and Parizeau, Marc. 1997. **A Comparison of Fuzzy ARTMAP and Multilayer Perceptron for Handwritten Digit Recognition.** [Online]. Available: http://www.gel. ulaval .ca/~mbusque/reports/artmap_digit.pdf

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวอทิตตา ไพบูลย์
วัน เดือน ปีเกิด	16 เมษายน 2525
วุฒิการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาคณิตศาสตร์
สถานที่สำเร็จการศึกษา	มหาวิทยาลัยทักษิณ
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2547

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้