ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การศึกษาการจัดเรียงข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

A STUDY OF ORDERED SIMPLIFIED FUZZY ARTMAP NEURAL NETWORK

H006389

โดย

วรรษวรรณ ขวัญละมัย

WASSAWAN KHANLAMAI

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

วพ.
ก273ก
2552

สรหมู่.....
เลขทะเบียน 06389
วัน,เดือน,ปี 14 ธ.ค. 2554

.b 12310128
.i.....

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2552

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A STUDY OF ORDERED SIMPLIFIED FUZZY ARTMAP NEURAL NETWORK

WASSAWAN KHWANLAMAI

A REPORT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE

REQUIREMENTS OF THE COURSE

SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/ 2009

เอกสารนี้เป็น[illegible]การค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา[illegible]อ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2010

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การศึกษาการจัดเรียงข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ
นักศึกษา	นางสาววรรษวรณ ขวัญละมัย
รหัสนักศึกษา	50066453
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2552
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

รายงานฉบับนี้เสนอผลการศึกษาและพัฒนาระบบสารสนเทศ สำหรับงานด้านการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลซึ่งเป็นกระบวนการหนึ่งในการทำดาต้าไมนิ่ง โดยใช้วิธีการที่เหมาะสมในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โครงการนี้จึงได้ทำการพัฒนาระบบขึ้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลให้กับโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยทำการเปรียบเทียบผลในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของทั้ง 2 อัลกอริทึม พบว่าลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทินส่งผลต่อความถูกต้องในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อประสิทธิภาพการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A Study of Ordered Simplified Fuzzy ARTMAP Neural Network
Student	Ms. Wassawan Khwanlamai
Student ID.	50066453
Degree	Master of Science
Program	Information Technology
Major	Information Science
Academic Year	2009
Advisor	Associate Professor Arit Thummano, Ph.D

ABSTRACT

Classification is once process in many process of data mining for classifies data into supervised class. Using a proper system will make us do this method effectively. Therefore, An Application in this project is developed to compare between classification with using Simplified Fuzzy ARTMAP and Ordered 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

โครงการศึกษาพัฒนาระบบการจัดเรียงข้อมูลเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพให้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพสำหรับการแบ่งกลุ่มข้อมูล จะสำเร็จลุล่วงไปไม่ได้เลย ถ้าไม่ได้รับการช่วยเหลือและแรงสนับสนุนจากบุคคลสำคัญหลายท่าน ดังต่อไปนี้

ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาโครงการนี้ที่ให้ความกรุณาให้คำแนะนำ และปรึกษา ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งและขอขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอกราบพระคุณคณาจารย์ของสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบังทุก ๆ ท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณเพื่อน ๆ พี่ ๆ น้อง ๆ ทุกคนที่ให้คำแนะนำ และคอยให้กำลังใจเสมอมา

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำโครงการพัฒนาระบบงานฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

คุณค่าและประโยชน์จากโครงการพัฒนาระบบงานฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

วรรษวรรณ ขวัญละมัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VI

สารบัญรูป VII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 1

1.3 สมมติฐานของการศึกษา 2

1.4 ขอบเขตของการศึกษา 2

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา 2

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล 4

2.1 โครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่อาร์ทแมพ(Fuzzy ARTMAP Neural Network) 4

2.1.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ 5

2.1.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่อาร์ทแมพ 6

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP Neural Network) 10

2.2.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 11

2.2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 12

2.2.3 การทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 15

2.3 ออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP) 15

2.3.1 กระบวนการทำงานของออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 15

2.3.2 ตัวอย่างการจัดลำดับอินพุทแพทเทินโดยใช้อัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 17

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา 21
3.1 ข้อมูลที่ใช้กับระบบ 21
3.2 การดำเนินงาน 22
3.1.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน 22
3.1.2 ขั้นตอนการออกแบบระบบ 22
3.3 การพัฒนาระบบ 28
3.3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ 27
3.3.2 ส่วนติดต่อผู้ใช้ของระบบ 27

บทที่ 4 การทดลองและการประเมินผลการทดลอง 29
4.1 การใช้งานระบบ 29
4.1.1 โปรแกรมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 30
4.1.2 โปรแกรมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 35
4.1.3 โปรแกรมเปรียบเทียบผลลัพธ์ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 41
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 42
4.3 ผลการทดลองและการวิเคราะห์ 45
4.3.1 ผลการทดลอง 45
4.3.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง 56

บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ 58
5.1 สรุปผลการศึกษา 58
5.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษาและพัฒนาระบบ 59
5.3 ข้อเสนอแนะ 59

บรรณานุกรม 60

ประวัติผู้เขียน 61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

4.1 สรุปผลการทดลองข้อมูล Iris ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ.... 46

4.2 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Iris ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 47

4.3 สรุปผลการทดลองข้อมูล Heart ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 48

4.4 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Heart ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 49

4.5 สรุปผลการทดลองข้อมูล Glass ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 50

4.6 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Glass ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 51

4.7 สรุปผลการทดลองข้อมูล Diabetes ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 53

4.8 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Diabetes ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 54

4.9 สรุปผลการทดลองข้อมูล Wine ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 55

4.10 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Wine ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่อาร์ทแมพ 5
2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 11
3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาใช้ 21
3.2 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลนอมอลไลซ์ 23
3.3 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลจัดลำดับอินพุทแพทเทิน 24
3.4 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลฝึกสอนโครงข่าย 25
3.5 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลทดสอบโครงข่าย 26
3.6 ตัวอย่างส่วนติดต่อผู้ใช้ 27
4.1 หน้าต่างหลักของโปรแกรม 29
4.2 หน้าต่างโปรแกรมของโครงข่ายประสาทเทียมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 30
4.3 หน้าต่างในส่วนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ... 31
4.4 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนของระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 31
4.5 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อนำข้อมูลเข้าสู่ระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 32
4.6 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการนอมอลไลซ์ซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 32
4.7 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่ายแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 33
4.8 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบของระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 34
4.9 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อทำการทดสอบโครงข่ายซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 34
4.10 ตัวอย่างหน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบโครงข่ายซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ เทียบกับคำตอบ 35
4.11 หน้าต่างโปรแกรมของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 35
4.12 หน้าต่างในส่วนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 36
4.13 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 36
4.14 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อนำข้อมูลเข้าสู่ระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 37
4.15 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการนอมอลไลซ์ของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ.. 37
4.16 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการจัดลำดับการนำเข้าของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ.....38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.17 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการฝึกสอนของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 39
4.18 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 39
4.19 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อทำการทดสอบของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ 40
4.20 ตัวอย่างหน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ เทียบกับคำตอบ 41
4.21 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์จาก 2 อัลกอริทึมและคำตอบของข้อมูลนั้น 41
4.22 ตัวอย่างข้อมูล Iris Data 42
4.23 ตัวอย่างข้อมูล Heart Data 43
4.24 ตัวอย่างข้อมูล Glass Data 43
4.25 ตัวอย่างข้อมูล Diabetes Data 45
4.26 ข้อมูล Wine Data 46
4.27 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Iris 47
4.28 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Heart 49
4.29 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Glass 52
4.30 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Diabetes 54
4.31 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Wine 56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันองค์กรธุรกิจส่วนใหญ่ต้องเผชิญกับปัญหาของการมีข้อมูลจำนวนมาก แต่ข้อมูลที่จะนำมาประยุกต์ใช้ประโยชน์ในทางธุรกิจได้นั้นมีน้อย ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีเครื่องมือช่วยในการวิเคราะห์และค้นหาความสัมพันธ์ของข้อมูลจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่นั่นก็คือ ดาต้าไมนิ่ง (Data Mining) โดยดาต้าไมนิ่ง คือ กระบวนการค้นหารูปแบบและความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลนั้น โดยผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นสารสนเทศที่มีเหตุผลและสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ เทคนิคหนึ่งที่สำคัญในการทำดาต้าไมนิ่ง คือ การจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล (Data classification) ซึ่งประกอบด้วยการสำรวจจุดเด่นของวัตถุหรือข้อมูลที่ปรากฏออกมาและทำการกำหนดจุดเด่นนั้นๆ เป็นตัวที่ใช้ในการแบ่งหมวดหมู่ ซึ่งการแบ่งหมวดหมู่ คือการบ่งบอกลักษณะโดยการอธิบายจุดเด่นที่สำคัญในหมวดหมู่นั้น เช่น การหาความสัมพันธ์ระหว่างผลการตรวจร่างกายกับการเกิดโรค โดยใช้ข้อมูลผลการตรวจโรคของผู้ป่วยและการวินิจฉัยของแพทย์ที่ได้เก็บไว้ นำมาช่วยวินิจฉัยโรคของผู้ป่วย เป็นต้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP) เป็นเทคนิคหนึ่งที่สามารถใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเป็นการผสมผสานระหว่างฟัซซี่ลอจิก (Fuzzy logic) และโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) ทั้งนี้ซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ เป็นแบบจำลองหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับการพัฒนาให้มีความสามารถในการเรียนรู้ที่รวดเร็วและสามารถสอนโครงข่ายเพิ่มเติมได้ในภายหลัง แต่มีข้อจำกัดในเรื่องลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทิน ซึ่งส่งผลต่อประสิทธิภาพในการเรียนรู้ของโครงข่าย จึงได้มีการนำอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดในเรื่องลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทิน เข้ามาช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพให้ดียิ่งขึ้น

โครงการนี้จึงได้ทำการศึกษาการทำงานของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ เพื่อพิสูจน์ว่าอัลกอริทึมนี้สามารถแก้ไขข้อจำกัดเกี่ยวกับลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทินที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ทำให้สามารถจัดกลุ่มข้อมูลได้อย่างเหมาะสมยิ่งขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

การศึกษาโครงการนี้มีวัตถุประสงค์คือ

1. เพื่อศึกษาการจัดเรียงลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทินในโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพโดยใช้อัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ
2. เพื่อพัฒนาโปรแกรมประยุกต์สำหรับการจำแนกข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ
3. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเป็นเทคนิคหนึ่งในโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูลและเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลได้ดี โดยจะมีการเรียนรู้เพื่อจับกลุ่มอินพุทให้ตอบตามเอาท์พุทที่ต้องการ ทั้งนี้ยังได้รับการพัฒนาโครงข่ายให้มีความสามารถในการเรียนรู้ที่รวดเร็วและสามารถสอนโครงข่ายเพิ่มเติมได้ในภายหลัง แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพก็ยังมีข้อจำกัดในเรื่องของการจัดเรียงลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทิน ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ในขณะที่อัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าวของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งทำงานภายใต้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยยังคงความถูกต้องในการจำแนกกลุ่มข้อมูลของโครงข่ายไว้

1.4 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษาโครงการนี้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ขึ้นเพื่อจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายให้สามารถจำแนกกลุ่มข้อมูลได้ดียิ่งขึ้น

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

การพัฒนาโครงการนี้ได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 5 ส่วนดังนี้

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาของโครงการ ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมุติฐานทฤษฎีที่ใช้ ขอบเขตของโครงการ และขั้นตอนการศึกษา

เอกสารนี้เป็นการ... ไม่อนุญาตให้... ของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2 กล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในโครงการ คือ สถาปัตยกรรมและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา คือ กล่าวถึงข้อมูลที่ใช้กับระบบ การดำเนินงาน และการพัฒนาระบบ

บทที่ 4 การทดลองและประเมินผลการทดลอง กล่าวถึงรายละเอียดการใช้งานโปรแกรม ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง และผลการทดลองและการวิเคราะห์

บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทำให้ทราบวิธีการพัฒนาระบบ ที่ได้นำกระบวนการทำงานของดาต้าไมนิ่ง คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ มาใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล

2. สามารถพัฒนาระบบที่ใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีพื้นฐานที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีพื้นฐานต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ สถาปัตยกรรมและกระบวนการทำงานของอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล ซึ่งเนื้อหาทั้งหมดนี้จำเป็นสำหรับการศึกษาและพัฒนาโปรแกรมประยุกต์ต่อไป

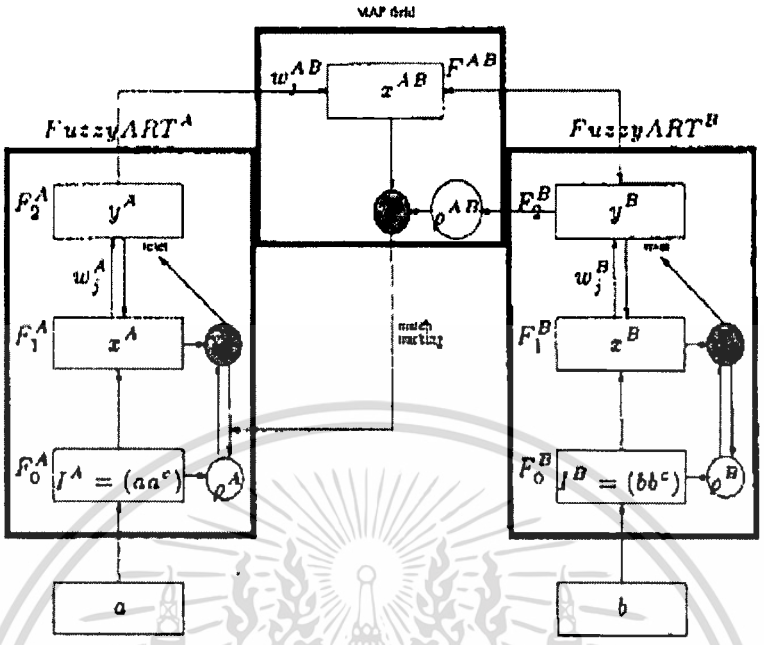
2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ (Fuzzy ARTMAP Neural Network)

เนื่องจากในการศึกษาโครงการนี้ จะประยุกต์ใช้งานดาต้าไมนิ่ง (Data Mining) ในด้านการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล (Data classification) และแบบจำลองที่ใช้ คือโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP) ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ (Fuzzy ARTMAP) ดังนั้นจะทำการอธิบายสถาปัตยกรรมและการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพก่อน แล้วจึงอธิบายสถาปัตยกรรมการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ตามลำดับ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ [1] ถูกพัฒนาขึ้นโดย Gail Carpenter, Stephen Grossberg และ David Rosen ในปี 1992 ซึ่งพัฒนามาจากฟัซซี่อาร์ท (Fuzzy ART) และอาร์ทแมพ (ARTMAP) รวมกัน ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ ถูกออกแบบให้มีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) โดยการเรียนรู้จะมีการกำหนดเซตของการฝึกสอนให้กับโครงข่าย และโครงข่ายจะทำการเรียนรู้เพื่อจับกลุ่มข้อมูลอินพุทให้ตอบตามเอาท์พุทที่ต้องการ จากนั้นโครงข่ายจะทำการประมวลผลจนได้คำตอบ โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพมีความสามารถในการจัดกลุ่มข้อมูลได้ดี และยังสามารถรักษาคุณสมบัติเด่นของอาร์ท (ART : Adaptive Resonance Theory) คือ สามารถเรียนรู้อินพุทแพทเทินใหม่โดยไม่ลืมอินพุทแพทเทินเดิมที่ได้เรียนรู้ไปแล้ว โดยการจับคู่แพทเทิน M ไปยังแพทเทินขนาด N ซึ่งเมื่อมีแพทเทินใหม่ถูกป้อนเข้าสู่ระบบ ระบบจะตรวจสอบว่าอินพุทแพทเทินใหม่ที่ถูกป้อนเข้ามามีความคล้ายคลึงกับกลุ่มของอินพุทแพทเทินที่ได้มีการเรียนรู้ไปแล้วหรือไม่ ถ้ามีความคล้ายคลึงกันมากพอ อินพุทแพทเทินใหม่ก็จะถูกจัดกลุ่มเข้ากับกลุ่มเดิมที่ระบบได้เรียนรู้ไปแล้ว แต่ถ้าอินพุทแพทเทินที่ถูกป้อนเข้ามาไม่มีความคล้ายคลึงกับกลุ่มใดเลย ระบบก็จะสร้างกลุ่มใหม่ขึ้นมาทำการเรียนรู้อินพุทแพทเทินใหม่ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ



รูปที่ 2.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ [1] ประกอบด้วย ฟัซซี่อาร์ท 2 โมดูลคือ ART^A และ ART^B ทั้ง 2 โมดูลถูกเชื่อมด้วยโมดูลกลางเรียกว่า *MAP Field* ทั้ง ART^A และ ART^B ประกอบด้วย 3 ชั้น คือ F_0 , F_1 และ F_2 ทุกนิวรอนในชั้น F_2 จะเชื่อมต่อกับทุกนิวรอนในชั้น F_1 ด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก (Weight Vectors) โดยเชื่อมต่อกันแบบ Top-down weights

โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพมีความสามารถในการรู้จำแพทเทินและจัดกลุ่มข้อมูลได้เป็นอย่างดี ซึ่งสามารถเรียนรู้เพื่อจับคู่อินพุทแพทเทินกับเอาท์พุทแพทเทินที่สัมพันธ์กันได้ โดย ART^A จะรับอินพุทแพทเทินทีละแพทเทินและ ART^B จะรับเอาท์พุทแพทเทินทีละแพทเทิน โดยเอาท์พุทแพทเทิน คือเอาท์พุทเป้าหมาย ซึ่งทั้ง ART^A และ ART^B จะถูกเชื่อมต่อและควบคุมการเรียนรู้โดยโมดูลที่เรียกว่า *MAP Field* โดย *MAP Field* นี้จะทำหน้าที่สร้างความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มของอินพุทแพทเทินและกลุ่มของเอาท์พุทแพทเทินโดยผ่านกฎการเรียนรู้ของน้ำหนัก ซึ่งจะเชื่อมความสัมพันธ์ระหว่างกลุ่มของอินพุทแพทเทินและกลุ่มของเอาท์พุทแพทเทินด้วยเวกเตอร์น้ำหนักของ *MAP Field* ถ้าอินพุทแพทเทินที่ถูกจัดกลุ่มใน ART^A กลุ่มนี้ไม่ได้สัมพันธ์กับคำตอบที่ถูกต้องใน ART^B ในส่วนของ *MAP Field* ก็จะทำการเพิ่มค่าวิจิแลนซ์ (ρ^A) ของ ART^A เพื่อค้นหาหรือสร้างกลุ่มใหม่ให้กับอินพุทแพทเทินนั้นเพื่อให้ได้คำตอบที่ถูกต้องในส่วนของ ART^B กระบวนการนี้ เรียกว่ากฎการจับคู่ หรือ Match tracking rule ซึ่งในการทำ Match tracking นั้น ก็เพื่อให้มีการพิจารณาเพิ่มเอาท์พุทโหนดใหม่ขึ้นมาหรือไม่ก็ลดขนาดของกลุ่มลงโดยลดขอบเขตของกลุ่มนั้นลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ มีดังนี้

2.1.2.1 อินพุทแพทเทิน (Input Pattern)

อินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้าสู่ ART^A และ ART^B จะเป็นจำนวนจริงใดๆ ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยอินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้าสู่ ART^A และ ART^B จะต้องถูกทำการปรับค่าโดยการทำคอมพลิเมนท์โคดดิง (Complement coding) ทำให้ขนาดของอินพุทแพทเทินจะมีขนาดเป็น 2 เท่าของอินพุทแพทเทินจริง

ถ้า A คือ อินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้า ART^A

$$A = \{a_1 \ldots a_d\} \tag{2.1}$$

คอมพลิเมนท์โคดดิงของอินพุทแพทเทิน A คือ

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

ดังนั้น

$$I^A = (a, a^c) = \{a_1, a_2, \ldots, a_d, 1-a_1, 1-a_2, \ldots, 1-a_d\} \tag{2.3}$$

I^A คือ อินพุทแพทเทินที่จะป้อนเข้าสู่โครงข่าย

a คือ อินพุทแพทเทินจริงที่ต้องการนำเข้ามาประมวลผลกับโครงข่าย

a^c คือ อินพุทที่ทำการคอมพลิเมนท์โคดดิงแล้ว

2.1.2.2 เวกเตอร์น้ำหนัก (Weight Vectors)

เวกเตอร์น้ำหนักแต่ละเวกเตอร์ใน ART^A และ ART^B คือ กลุ่ม 1 กลุ่ม แสดงด้วยโหนด 1 โหนด โดยเวกเตอร์น้ำหนักของ *MAP Field* จะเป็นตัวเชื่อมระหว่างกลุ่มของ ART^A และ ART^B ซึ่งเวกเตอร์น้ำหนักของ ART^A , ART^B และ *MAP Field* แทนด้วย W^A, W^B และ W^{AB} ตามลำดับ โดยเริ่มต้น ค่าเวกเตอร์น้ำหนักของ ART^A, ART^B และ *MAP Field* จะถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 ทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$W^A = W^B = W^{AB} = 1 \tag{2.4}$$

W^A คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ ART^A

W^B คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ ART^B

W^{AB} คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ *MAP Field*

ถ้าเวกเตอร์น้ำหนักมีค่าเท่ากับ 1 ทั้งหมด แสดงว่าเวกเตอร์น้ำหนักอยู่ในสถานะ uncommitted คือ นิวรอนยังไม่ได้เรียนรู้เพื่อที่จะเป็นตัวแทนของอินพุทแพทเทินใดๆ แต่ถ้าค่าของเวกเตอร์น้ำหนักเปลี่ยนไปแสดงว่า เวกเตอร์น้ำหนักได้เรียนรู้เพื่อเป็นตัวแทนของอินพุทแพทเทินใดๆ แล้ว ซึ่งเรียกว่าอยู่ในสถานะ commit

ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ

1. เริ่มต้นกำหนดเวกเตอร์น้ำหนักของ W^A, W^B และ W^{AB} ของ ART^A, ART^B และของ *MAP Field* เท่ากับ 1 และขนาดของเวกเตอร์น้ำหนัก W^A เท่ากับขนาดของอินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้าไปยัง ART^A ส่วนขนาดของเวกเตอร์น้ำหนัก W^B และ W^{AB} เท่ากับขนาดเวกเตอร์ของอินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้าไปยัง ART^B

2. กำหนดค่าวิจิแลนซ์ของ ART^A ไว้ที่ Baseline vigilance ($\bar{\rho}$)

3. เมื่ออินพุทแพทเทินที่ได้จากการทำคอมพลิเมนท์โคดดิงในชั้น F_0 ถูกป้อนเข้าสู่ชั้น F_1 แล้ว ก็จะถูกนำไปคำนวณหาค่าช้อยฟังก์ชัน (Choice Function) ในชั้น F_2 ของ ART^A และ ART^B ตามสมการ ดังนี้

$$T_j(I) = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \tag{2.5}$$

I คือ อินพุทแพทเทินที่ต้องการให้ระบบเรียนรู้

W_j คือ เวกเตอร์น้ำหนักของนิวรอนที่ j ในชั้น F_2

α คือ ค่าช้อยพารามิเตอร์ (Choice parameter) เป็นค่าที่ทำให้ระบบสามารถจัดกลุ่มได้อย่างเหมาะสม กำหนดให้มีค่ามากกว่า 0 เล็กน้อย เช่น 0.01

$\wedge$ คือ แอนด์โอเปอเรเตอร์ของฟัซซี่ นิยามโดย

$$(p \wedge q)_i \equiv min(p_i, q_i) \tag{2.6}$$

$|\bullet|$ คือ ค่า norm ของเวกเตอร์ นิยามโดย

$$|P| \equiv \sum_{i=1}^{M} P_i \tag{2.7}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. เมื่อคำนวณได้ค่าช้อยฟังก์ชันแล้วก็เลือกโหนดที่มีค่าช้อยฟังก์ชันสูงสุดตามสมการ ดังนี้

$$T_J = max\{T_j(I)\} \tag{2.8}$$

โดยที่ $j = 1, 2, 3, ..., N$

ถ้ามี T_J ให้ค่าช้อยฟังก์ชันสูงสุดเท่ากันหลายโหนดจะเลือกเอาท์พุทโหนดที่อยู่ทางซ้ายสุดก่อน ซึ่งชนิดของรูปแบบที่สัมพันธ์กับเอาท์พุทโหนดที่ชนะ คือ วิธีการจำแนกประเภทของรูปแบบอินพุทแพทเทินที่โครงข่ายนี้ดำเนินการ ดังนั้นนิวรอนในชั้น F_2 จะcommit ตามลำดับ j = 1, 2, 3, …, N ในกรณีที่มีอินพุทใหม่ซึ่งไม่สามารถจัดให้อยู่ในกลุ่มใดได้ โครงข่ายก็จะทำการสร้างกลุ่มใหม่

5. ตรวจสอบความเหมาะสมในการจัดกลุ่ม โดยเปรียบเทียบกับค่าวิจิแลนซ์ โดยค่าวิจิแลนซ์ (Vigilance) แทนด้วย ρ เป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของอินพุทแพทเทินในการจัดกลุ่ม ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ากำหนดค่าวิจิแลนซ์ไว้สูง แสดงว่าอินพุทแพทเทินจะต้องมีความคล้ายคลึงกันมากจึงจะสามารถถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกันได้ ทำให้กลุ่มมีขนาดเล็กและเจาะจง ส่งผลให้มีจำนวนกลุ่มเป็นจำนวนมาก ในทางตรงกันข้าม ถ้ากำหนดค่าวิจิแลนซ์ไว้ต่ำ อินพุทแพทเทินไม่ต้องมีความคล้ายคลึงกันมากก็สามารถจัดเข้าไว้ในกลุ่มเดียวกันได้ ทำให้กลุ่มมีขนาดใหญ่และจำนวนกลุ่มมีน้อย ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพประกอบด้วยวิจิแลนซ์ของ ART^A, ART^B และของ *MAP Field* ซึ่งแทนด้วย ρ^A, ρ^B และ ρ^{AB} ตามลำดับ โดยการตรวจสอบความเหมาะสมในการจัดกลุ่มจะพิจารณาว่าอินพุทแพทเทินมีความเหมือนกับเอาท์พุทโหนดที่เชื่อมโยงกันดีเพียงพอหรือไม่ หรือควรเพิ่มเอาท์พุทโหนดใหม่เพื่อเป็นตัวแทนของอินพุทแพทเทิน โดยทำการตรวจสอบความเหมาะสมตามสมการ ดังนี้

$$\frac{|I \wedge W_J|}{|I|} \geq \rho \tag{2.9}$$

I คือ อินพุทแพทเทินที่ต้องการให้ระบบเรียนรู้

W_J คือ ค่าน้ำหนักของเอาท์พุทโหนดที่ชนะในขณะนั้น

ρ คือ ค่าวิจิแลนซ์ เป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของอินพุทแพทเทินในการจัดกลุ่ม จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

ถ้าเงื่อนไขที่ (2.9) เป็นเท็จ ก็จะเกิดการรีเซต ซึ่งหมายถึง ค่าของเอาท์พุทโหนดที่กำลังพิจารณาอยู่นี้มีความคล้ายคลึงกันไม่มากพอที่จะเป็นตัวแทนของอินพุทแพทเทินนี้ โดยต้องทำการกำหนดค่าช้อยฟังก์ชันของนิวรอนที่ถูกเลือกขณะนั้นเป็น 0 หรือเป็นค่าต่ำๆ เพื่อที่จะได้ไม่ถูกเลือกอีก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากนั้นวนกลับไปทำข้อที่ 3 และข้อ 4 ใหม่ จนกว่าเงื่อนไขที่ (2.9) จะเป็นจริง และถ้าเงื่อนไขที่ (2.9) เป็นจริง จะเรียกว่า เกิดเรโซแนนซ์ ซึ่งหมายถึง เอาท์พุทโหนดที่ J นั้นดีเพียงพอที่จะเป็นตัวแทนของอินพุทแพทเทินนั้นได้ โดยในส่วนของ ART^B จะทำเช่นเดียวกับ ART^A ตั้งแต่ข้อ 1 ถึงข้อ 5

6. ตรวจสอบความถูกต้องในการจัดกลุ่มของ ART^A และ ART^B ว่าอินพุทแพทเทินที่ถูกจัดกลุ่มใน ART^A ตรงกับคำตอบใน ART^B หรือไม่ ตามสมการ ดังนี้

$$\frac{\left|Y^B \wedge W_J^{AB}\right|}{\left|Y^B\right|} \geq \rho^{AB} \tag{2.10}$$

W_J^{AB} คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ *MAP Field* ที่เชื่อมต่อกับนิวรอนที่ J ที่ชนะในการจัดกลุ่มของ ART^A

Y^B คือ เอาท์พุทที่ได้จาก ART^B

ρ^{AB} คือ ค่าวิจิแลนซ์ของ *MAP Field* เป็นค่าความเชื่อมั่นที่ใช้วัดว่ากลุ่มของ ART^A ตรงกับกลุ่มของ ART^B ที่ค่าความเชื่อมั่นที่เท่าไหร่ โดยทั่วไปมักจะกำหนดให้เท่ากับ 1

7. ถ้าเงื่อนไขที่ (2.10) เป็นเท็จ จะกำหนดให้ค่าช้อยฟังก์ชันของโหนดที่ชนะใน ART^A เป็น 0 หรือเป็นค่าต่ำๆ จากนั้นจะทำการเพิ่มค่า ρ^A เพื่อให้เงื่อนไขที่ (2.11) เป็นจริง จากนั้นวนกลับไปทำข้อที่ 3 และข้อ 4 แต่ถ้าเงื่อนไขที่ (2.10) เป็นจริงให้ไปทำข้อ 8

$$\rho^A > \frac{\left|I \wedge W_J^A\right|}{\left|I\right|} \tag{2.11}$$

ρ^A คือ ค่าวิจิแลนซ์ของ ART^A

I คือ อินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้า ART^A

W_J^A คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ ART^A ที่เชื่อมระหว่างอินพุท I กับนิวรอนที่ชนะ

8. คำนวณค่าเอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ ตามเงื่อนไข ดังนี้

$$X^{AB} = \begin{cases} Y^B \wedge W_j^{AB} & \text{เมื่อ } ART^A \text{ และ } ART^B \text{ ทำงานทั้งคู่} \\ W_j^{AB} & \text{เมื่อ } ART^A \text{ ทำงาน แต่ } ART^B \text{ ไม่ทำงาน} \\ Y^B & \text{เมื่อ } ART^A \text{ ไม่ทำงาน แต่ } ART^B \text{ ทำงาน} \\ 0 & \text{เมื่อ } ART^A \text{ และ } ART^B \text{ ไม่ทำงานทั้งคู่} \end{cases} \tag{2.12}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Y^B คือ เอาท์พุทที่ได้จาก ART^B

W_J^{AB} คือ เวกเตอร์น้ำหนักของ *MAP Field* ที่เชื่อมต่อกับ นิวรอนที่ j ที่ชนะในการจัดกลุ่มของ ART^A

9. ปรับค่าน้ำหนักของ ART^A และ ART^B ตามสมการ ดังนี้

$$W_J^{new} = \beta\left(I \wedge W_J^{old}\right) + \left(1-\beta\right)W_J^{old} \tag{2.13}$$

W_J^{new} คือ ค่าน้ำหนักใหม่ที่ผ่านการปรับค่าแล้ว

β คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ประกอบด้วยอัตราการเรียนรู้ของ ART^A, ART^B และของ *MAP Field* แทนด้วย β^A, β^B และ β^{AB} ตามลำดับ โดยสามารถกำหนดอัตราการเรียนรู้เท่ากับ 1 เมื่อโหนดที่ชนะนั้นยังไม่ได้ commit มาก่อน เรียกว่า Fast Learning และให้อัตราการเรียนรู้มีค่า $0 < \beta < 1$ เมื่อโหนดที่ชนะนั้นได้ผ่านการ commit มาแล้ว

I คือ อินพุทแพทเทินที่ระบบกำลังเรียนรู้อยู่

W_J^{old} คือ ค่าน้ำหนักเก่าที่ต้องการปรับค่า

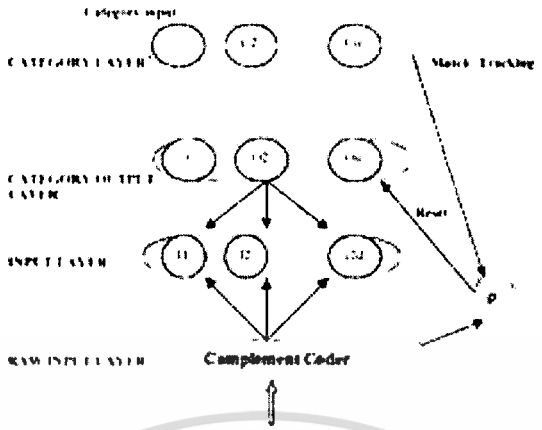
10. เมื่อมีอินพุทใหม่เข้ามา ให้ทำการปรับค่าวิจิแลนซ์ที่ได้ถูกเพิ่มค่าขึ้นระหว่างการเรียนรู้กลับไปที่ Baseline Vigilance หรือค่าวิจิแลนซ์ที่ได้กำหนดไว้เริ่มต้นของการเรียนรู้ หลังจากนั้นก็วนกลับไปทำตั้งแต่ข้อ 2 ใหม่อีกครั้ง

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP) [4] เป็นโครงข่ายที่ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล ซึ่งพัฒนามาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ เพื่อลดกระบวนการทำงานของโครงข่ายที่ซับซ้อนและยุ่งยากให้ง่ายขึ้น ทั้งนี้ยังตัดสถาปัตยกรรมที่ซ้ำซ้อนบางส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพออก โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ จะตัดส่วนของ ART^B ในสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพออก เหลือเพียงส่วนของ ART^A และส่วนของ *MAP Field* เท่านั้น ซึ่งจะช่วยเพิ่มความรวดเร็วในการเรียนรู้ของโครงข่าย แต่ยังสามารถคงความรู้ที่ได้เคยเรียนรู้มาแล้วไว้ได้ และขณะเดียวกันก็สามารถที่จะเรียนรู้รูปแบบใหม่ๆ ไปได้พร้อมๆ กัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ



รูปที่ 2.2 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ประกอบด้วย 3 ชั้น ดังนี้

1. ชั้นอินพุท (Input Layer) เป็นชั้นที่รับอินพุทแพทเทิน ซึ่งเป็นจำนวนจริงใดๆ ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยอินพุทแพทเทินนั้นจะต้องผ่านการทำคอมพลิเมนท์โคดดิง ทำให้ขนาดของอินพุทแพทเทินเป็น 2 เท่าของขนาดอินพุทแพทเทินจริง

2. ชั้นแคททิกอรีเอาท์พุท (Category Output Layer) ประกอบไปด้วยกลุ่มหรือแคททิกอรีของอินพุทแพทเทินที่ถูกจัดเข้าไว้ด้วยกัน ซึ่งจำนวนโหนดในชั้นแคททิกอรีนี้จะมีได้ไม่จำกัดจำนวนและจะเพิ่มจำนวนขึ้นเรื่อยๆ ระหว่างการเรียนรู้ และทุกโหนดในชั้นแคททิกอรีเอาท์พุทจะเชื่อมต่อกับทุกโหนดในชั้นอินพุทแบบถึงกันหมดด้วยเวกเตอร์น้ำหนัก W_{ji} ซึ่งเวกเตอร์น้ำหนัก 1 เวกเตอร์ คือ ตัวแทนของแคททิกอรี 1 แคททิกอรีหรือ 1 กลุ่ม โดยโหนดในชั้นแคททิกอรีเอาท์พุท 1 โหนด จะชี้ไปยังโหนด 1 โหนดในชั้นแคททิกอรี (Category Layer)

3. ชั้นแคททิกอรี (Category Layer) ประกอบไปด้วยแคททิกอรีที่เป็นคำตอบของอินพุทแพทเทินที่ระบบต้องเรียนรู้

นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ยังประกอบด้วยส่วนสำคัญในกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่าย ดังนี้

1. ค่าวิจิแลนซ์ (ρ) ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพทำงานเช่นเดียวกับค่าวิจิแลนซ์ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพนั่นคือ เป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของอินพุทแพทเทินในการจัดกลุ่ม ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ถ้ากำหนดค่าวิจิแลนซ์ไว้สูง แสดงว่าอินพุทแพทเทินจะต้องมีความคล้ายคลึงกันมากจึงจะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มเดียวกันได้ ทำให้กลุ่มมีขนาดเล็กและเจาะจง ส่งผลให้มีจำนวนกลุ่มเป็นจำนวนมาก ในทางตรงกันข้ามถ้ากำหนดค่าวิจิแลนซ์ไว้ต่ำ อินพุทแพทเทินไม่ต้องมีความคล้ายคลึงกันมากก็สามารถจัดไว้ให้อยู่ในกลุ่มเดียวกันได้ ทำให้กลุ่มมีขนาดใหญ่และจำนวนกลุ่มมีน้อย ทั้งนี้เมื่อมีอินพุทแพทเทินใหม่ถูก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่งเข้าสู่โครงข่าย ค่าวิจิแลนซ์จะถูกกำหนดให้เท่ากับ Baseline vigilance ($\bar{\rho}$) และจะเพิ่มขึ้นระหว่างการเรียนรู้

2. แมทช์แทรคกิง (Match tracking) เป็นส่วนที่ทำหน้าที่ควบคุมความถูกต้องในการเรียนรู้ ว่าอินพุทแพทเทินที่ถูกจัดไว้ให้อยู่ในกลุ่มนั้นชี้ไปยังคำตอบที่ถูกต้องในชั้นแคททิกอรีที่ตรงกับคำตอบของอินพุทแพทเทินที่กำลังเรียนรู้อยู่หรือไม่ ถ้าปรากฏว่ากลุ่มนั้นชี้ไปยังคำตอบในชั้นแคททิกอรี แต่คำตอบนั้นไม่ตรงกับคำตอบของอินพุทแพทเทินแสดงว่าอินพุทแพทเทินนั้นไม่เหมาะสมที่จะถูกจัดไว้ในกลุ่มนั้น

2.2.2 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่าย มีดังนี้

1. โครงข่ายจะทำการรับอินพุทแพทเทินใหม่ โดยอินพุทแพทเทินที่ป้อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ จะต้องผ่านการนอมอลไลซ์ (Normalize) โดยการทำคอมพลิเมนท์โคดดิง (Complement Coding) ประโยชน์ของการทำคอมพลิเมนท์โคดดิง คือ ป้องกันไม่ให้ระบบเลือกค่าเวกเตอร์น้ำหนักเพียงอย่างเดียว เพราะโหนดที่มีค่าเวกเตอร์น้ำหนักต่ำ จะเป็นโหนดที่ชนะอยู่เสมอ ซึ่งจะทำให้การจัดกลุ่มไม่เหมาะสม โดยอินพุทแพทเทินใหม่ที่จะนำเข้าสู่โครงข่ายประกอบไปด้วยอินพุทแพทเทินจริงและอินพุทแพทเทินที่ผ่านการทำคอมพลิเมนท์โคดดิงแล้ว ซึ่งกำหนดให้อยู่ในรูปของสมการ (2.14)

$$I = (a, a^c) = \{a_1, a_2, ..., a_d, 1-a_1, 1-a_2, ..., 1-a_d\} \quad (2.14)$$

I คือ อินพุทแพทเทินที่จะป้อนเข้าสู่โครงข่าย

a คือ อินพุทแพทเทินจริงของชุดข้อมูลที่ต้องการนำเข้ามาประมวลผลกับโครงข่าย

a^c คือ อินพุทแพทเทินที่ทำการคอมพลิเมนท์โคดดิงแล้ว

2. กำหนดให้ค่าวิจิแลนซ์ (ρ) เท่ากับค่า Baseline Vigilance ($\bar{\rho}$) ซึ่งเป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนในการจัดกลุ่ม มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ยิ่งมีค่าเข้าใกล้ 1 มาก แสดงว่าอินพุทแพทเทินที่จะถูกจัดเข้ากลุ่มด้วยกันจะต้องมีความคล้ายคลึงกันมาก

3. คำนวณหาค่าช้อยฟังก์ชันหรือ Choice Function (T_j) ของอินพุทแพทเทินที่ต้องการให้ระบบเรียนรู้ ตามสมการที่ (2.15)

$$T_j(I) = \frac{|I \wedge W_j|}{\alpha + |W_j|} \quad (2.15)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

W_j คือ เวกเตอร์น้ำหนักของนิวรอนที่ j ในชั้น F_2

α คือ ค่าช้อยพารามิเตอร์ (Choice Parameter) เป็นค่าที่ใช้ในการคำนวณหาค่าช้อยฟังก์ชันให้ระบบสามารถจัดกลุ่มได้เหมาะสมยิ่งขึ้น โดยจะมีค่ามากกว่า 0 เล็กน้อย เช่น 0.01

$\wedge$ คือ แอนด์โอเปอเรเตอร์ของฟัซซี่ นิยามโดย

$$(p \wedge q)_i \equiv min(p_i, q_i) \tag{2.16}$$

$|\bullet|$ คือ ค่า norm ของเวกเตอร์ นิยามโดย

$$|P| \equiv \sum_{i=1}^{M} P_i \tag{2.17}$$

4. หลังจากได้ค่าช้อยฟังก์ชัน (T_j) ครบหมดแล้ว จะทำการหาโหนดที่ชนะ (Winning Node) โดยเลือกจากโหนดที่มีค่าสูงสุด ในกรณีที่มีโหนดที่ให้ค่าช้อยฟังก์ชันสูงสุดเท่ากันหลายโหนดจะเลือกโหนดทางซ้ายสุดก่อน

$$Winner = max\{T_j\} \text{ เมื่อ } j = 1, 2, 3, \ldots, N \tag{2.18}$$

5. คำนวณหาค่าแมทช์ฟังก์ชัน (Match Function) และตรวจสอบความเหมาะสมในการจัดกลุ่มโดยเปรียบเทียบกับค่าวิจิแลนซ์ ตามสมการ

$$\frac{|I \wedge W_J|}{|I|} \geq \rho \tag{2.19}$$

W_J คือ ค่าน้ำหนักของเอาท์พุทโหนดที่ชนะในขณะนั้น

ρ คือ ค่าวิจิแลนซ์ เป็นค่าที่ใช้วัดความเหมือนของอินพุทแพทเทินในการจัดกลุ่ม จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

ถ้าเงื่อนไขที่ (2.19) เป็นจริง แสดงว่าเอาท์พุทโหนด J ที่ถูกเลือก เหมาะสมที่จะรวมอินพุทแพทเทิน I เข้าไว้ในกลุ่ม แต่ถ้าเงื่อนไขที่ (2.19) เป็นเท็จ ต้องทำการรีเซตให้ค่าช้อยฟังก์ชันของเอาท์พุทโหนดที่ถูกเลือกในขณะนั้นเป็นค่าต่ำๆ หรือเป็น 0 เพื่อรอบต่อไปจะได้ไม่ถูกเลือกอีก จากนั้นวนกลับไปเลือกเอาท์พุทโหนดใหม่ ตามเงื่อนไขที่ (2.18) ทำเช่นนี้จนกว่าเงื่อนไขที่ (2.19) จะเป็นจริง แล้วจึงทำในขั้นตอนต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

6. เมื่อเลือกเอาท์พุทโหนดที่ชนะได้แล้ว ในขั้นตอนต่อไปต้องตรวจสอบว่าเอาท์พุทโหนด j ที่ชนะนี้ ชี้ไปยังคำตอบหรือโหนดในชั้นแคททิกอรีที่ตรงกับคำตอบของอินพุทแพทเทินที่กำลังเรียนรู้อยู่หรือไม่ ตามสมการที่ (2.20)

$$Category_j = O \tag{2.20}$$

$Category_j$ คือ แคททิกอรีที่เอาท์พุทโหนดที่ชนะนั้นชี้อยู่

O คือ คำตอบของอินพุทแพทเทินที่ระบบกำลังเรียนรู้อยู่

j คือ นิวรอนที่ชนะ

ถ้าเงื่อนไขที่ (2.20) เป็นเท็จ นั่นคือคำตอบของเอาท์พุทโหนดที่ชนะนั้นไม่ตรงกับคำตอบของอินพุทแพทเทินที่กำลังเรียนรู้อยู่ จากนั้นจะกำหนดให้ค่าช้อยฟังก์ชันของเอาท์พุทโหนดที่ถูกเลือกในขณะนั้นเป็นค่าต่ำๆ หรือเป็น 0 และเพิ่มค่าวิจิแลนซ์ขึ้นอีกเล็กน้อยพอที่จะทำให้สมการที่ (2.21) เป็นจริง

$$\rho > \frac{|I \wedge W_J|}{|I|} \tag{2.21}$$

ρ คือ ค่าวิจิแลนซ์ใหม่ที่ทำการเพิ่มค่าขึ้น

W_J คือ เวกเตอร์น้ำหนักที่เชื่อมระหว่างอินพุทแพทเทิน I กับนิวรอนที่ชนะ

จากนั้นจึงวนกลับไปเลือกเอาท์พุทโหนดใหม่ตามเงื่อนไขที่ (2.18) และตรวจสอบเงื่อนไขที่ (2.19) และเงื่อนไขที่ (2.20) จนกว่าเงื่อนไขที่ (2.19) และเงื่อนไขที่ (2.20) จะเป็นจริง หรือเอาท์พุทโหนดที่ถูกเลือกในขณะนั้นกับอินพุทแพทเทินที่กำลังเรียนรู้อยู่ชี้ไปยังแคททิกอรีเดียวกัน จึงไปทำในข้อต่อไป

7. เมื่อเงื่อนไขที่ (2.19) และเงื่อนไขที่ (2.20) เป็นจริงแล้วให้ทำการปรับค่าน้ำหนักของเอาท์พุทโหนดที่ชนะตามสมการที่ (2.22)

$$W_J^{new} = \beta\left(I \wedge W_J^{old}\right) + (I - \beta)W_J^{old} \tag{2.22}$$

W_J^{new} คือ ค่าน้ำหนักใหม่

β คือ อัตราการเรียนรู้ มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

W_J^{old} คือ ค่าน้ำหนักเก่าที่ต้องการปรับค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อเรียนรู้อินพุทแพทเทินนี้เสร็จแล้ว ให้วนกลับไปกำหนดค่าวิจิแลนซ์ให้เท่ากับค่า Baseline Vigilance ก่อนจะรับอินพุทแพทเทินใหม่มาเรียนรู้ต่อไป

2.2.3 การทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

การทำนายของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพมีขั้นตอน ดังนี้

1. เมื่อมีอินพุทแพทเทินถูกส่งเข้ามาทดสอบโครงข่าย จะถูกนำมาคำนวณหาค่าช้อยฟังก์ชัน
2. จากนั้นเลือกเอาท์พุทโหนดที่ให้ค่าช้อยฟังก์ชันสูงสุด โดยถ้ามีค่าเอาท์พุทโหนดที่ให้ค่าช้อยฟังก์ชันสูงสุดเท่ากันหลายโหนดก็จะเลือกเอาท์พุทโหนดที่อยู่ทางซ้ายมือสุด
3. เมื่อได้เอาท์พุทโหนดที่ชนะ จะดูว่าเอาท์พุทโหนดที่ชนะนั้นชี้ไปยังแคททิกอรีโหนดใดโหนดนั้นก็คือคำตอบ

2.3 ออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP)

ออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP) [2], [3] เป็นการผสมผสานระหว่างอัลกอริทึมออร์เดอริง (Ordering Algorithm) และ ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Fuzzy ARTMAP) พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดเกี่ยวกับลำดับการนำเข้าของอินพุทแพทเทินในกระบวนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งส่งผลต่อประสิทธิภาพการเรียนรู้ของโครงข่าย โดยออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพจะทำงานภายใต้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยจะทำการจัดลำดับอินพุทแพทเทินก่อนที่จะเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่อาร์ทแมพ

2.3.1 กระบวนการทำงานของออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

กระบวนการทำงานของออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพประกอบด้วย 3 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 เป็นขั้นตอนที่ค้นหาอินพุทแพทเทินลำดับที่ 1 จากเซตข้อมูลฝึกสอนทั้งหมด

1. นำอินพุทแพทเทินทั้งหมดในเซตข้อมูลฝึกสอนไปทำการคำนวณตามสมการดังนี้

$$\sum_{i=1}^{M} \left| (1 - a_i) - a_i \right| \tag{2.23}$$

a_i คือ แอททริบิวท์ที่ i ของอินพุทแพทเทิน

M คือ ขนาดของอินพุทแพทเทินในแต่ละแถว

2. อินพุทแพทเทินที่ให้ค่าจากสมการ (2.23) มากที่สุด จะถูกกำหนดให้เป็นอินพุทแพทลำดับที่ 1 ที่จะถูกนำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ หลังจากนั้นจะทำการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ลบอินพุทแพทเทินที่ได้ถูกกำหนดให้เป็นลำดับที่ 1 นี้ ออกจากเซตข้อมูลฝึกสอนเพื่อที่จะได้ไม่ถูกนำมาจัดลำดับซ้ำอีกต่อไป

ขั้นตอนที่ 2 เป็นขั้นตอนที่ทำการค้นหาอินพุทแพทเทินลำดับถัดไป

1. ทำการคำนวณหาว่าจะต้องจัดลำดับอินพุทแพทเทินในขั้นตอนนี้กี่ลำดับ ดังสมการ

$$n_{clust} - 1 \tag{2.24}$$

n_{clust} คือ จำนวนของกลุ่มหรือแคททิกอรีของข้อมูลที่ต้องการเรียนรู้

2. กำหนดให้อินพุทแพทเทินลำดับที่ 1 ที่ได้มาจากขั้นตอนที่ 1 เป็น I_O^1

3. คำนวณหาค่า Euclidean Distance ระหว่างอินพุทแพทเทินที่เหลือทั้งหมดในเซตข้อมูลฝึกสอนกับอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว ดังนี้

$$d_{min}^1 = \min_{1 \le k \le r} \left\{ dist\left(I, I_O^k\right) \right\} \tag{2.25}$$

d_{min}^1 คือ ค่าต่ำสุดของ Euclidean Distance

I คือ อินพุทแพทเทินในเซตข้อมูลฝึกสอนที่ยังไม่ผ่านการจัดลำดับ

r คือ ลำดับของอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว

o คือ ใช้บ่งบอกว่าเป็นอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว

4. หาค่าที่มากที่สุดของ d_{min}^1 ที่คำนวณได้ และกำหนดให้เป็นอินพุทแพทเทินลำดับถัดไป ซึ่งเท่ากับ I_O^{k+1}

$$I_O^{k+1} = max\left(d_{min}^1\right) \tag{2.26}$$

เมื่อได้อินพุทแพทเทินลำดับถัดไปแล้ว หลังจากนั้นจะทำการลบอินพุทแพทเทินที่ได้ถูกจัดลำดับแล้วนี้ออกจากเซตข้อมูลฝึกสอน เพื่อที่จะได้ไม่นำมาจัดลำดับซ้ำอีกต่อไป

5. ดูว่า $r = n_{clust}$ หรือลำดับที่ต้องจัดในขั้นตอนนี้เท่ากับจำนวนกลุ่มของข้อมูลชุดนี้แล้วหรือไม่ ถ้าลำดับที่ต้องจัดในขั้นตอนนี้เท่ากับจำนวนกลุ่มของข้อมูลชุดนี้แล้ว การจัดลำดับในขั้นตอนที่ 2 นี้ ก็จะเสร็จสิ้น แต่ถ้า $r \neq n_{clust}$ ก็ให้วนกลับไปทำในข้อที่ 1 ถึง 4 จนกว่า $r = n_{clust}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

เมื่อจบขั้นตอนที่ 1 และขั้นตอนที่ 2 จะได้ลำดับของอินพุทแพทเทินเท่ากับจำนวนของแคททิกอรี หรือ n_{clust} จากนั้นจะทำการค้นหาลำดับของอินพุทแพทเทินที่เหลือในเซตข้อมูลฝึกสอนในขั้นตอนที่ 3 ต่อไป

ขั้นตอนที่ 3 เป็นขั้นตอนที่ทำการจัดลำดับอินพุทแพทเทินที่เหลือในเซตข้อมูลฝึกสอน ซึ่งมีขั้นตอน ดังนี้

1. คำนวณหาค่า Euclidean Distance ระหว่างอินพุทแพทเทินที่เหลือในเซตข้อมูลฝึกสอนแต่ละแพทเทินกับอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว ดังสมการ

$$d_{min}^{I} = \min_{1 \le k \le r} \left\{ dist\left(I, I_O^k\right) \right\} \qquad (2.27)$$

d_{min}^{I} คือ ค่าต่ำสุดของ Euclidean Distance

I คือ อินพุทแพทเทินในเซตข้อมูลฝึกสอนที่ยังไม่ผ่านการจัดลำดับ

r คือ ลำดับของอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว

o คือ ใช้บ่งบอกว่าเป็นอินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับแล้ว

2. หาอินพุทแพทเทินที่ให้ค่า Euclidean Distance ต่ำที่สุด และกำหนดให้อินพุทแพทเทินนั้นเป็นแพทเทินลำดับถัดไป

3. หลังจากนั้นจะทำการลบอินพุทแพทเทินที่ได้ถูกเลือกเป็นลำดับถัดไปนี้ ออกจากเซตข้อมูลฝึกสอน เพื่อที่จะได้ไม่ถูกนำมาจัดลำดับอีกต่อไป

4. ทำซ้ำในข้อที่ 1-3 จนกว่าอินพุทแพทเทินในเซตข้อมูลฝึกสอนจะถูกจัดลำดับจนหมด

เมื่อทำการจัดลำดับจนจบขั้นตอนที่ 3 อินพุทแพทเทินในเซตข้อมูลฝึกสอนก็จะถูกจัดลำดับจนครบทุกแพทเทิน พร้อมนำเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

2.3.2 ตัวอย่างการจัดลำดับอินพุทแพทเทินโดยใช้อัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

ตัวอย่าง Training Set [2] ประกอบด้วยข้อมูลกลุ่ม 1 = {0.0, 0.1, 0.4, 0.5} ข้อมูลกลุ่ม 2 = {0.2, 0.3} ดังนั้น ข้อมูลใน Training Set = {0.0, 0.1, 0.4, 0.5, 0.2, 0.3}

<u>วิธีคิด</u>

<u>ขั้นตอนที่ 1</u> หาอินพุทแพทเทินลำดับที่ 1 จาก Training Set = {0.0, 0.1, 0.4, 0.5, 0.2, 0.3}

จากสูตร $\sum_{i=1}^{M} \left| \left(I - a_i\right) - a_i \right|$

$\sum_{i=1}^{M} \left| (1-0.0) - 0.0 \right| = 1.0 \longrightarrow$ อินพุทแพทเทินลำดับที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

06389

$$\sum_{i=1}^{M}\left|(1-0.1)-0.1\right| = 0.8$$

$$\sum_{i=1}^{M}\left|(1-0.4)-0.4\right| = 0.2$$

$$\sum_{i=1}^{M}\left|(1-0.5)-0.5\right| = 0.0$$

$$\sum_{i=1}^{M}\left|(1-0.2)-0.2\right| = 0.6$$

$$\sum_{i=1}^{M}\left|(1-0.3)-0.3\right| = 0.4$$

อินพุทแพทเทินที่ให้ค่าในการคำนวณจากสมการมากที่สุดคือ 0.0 โดยค่าจากการคำนวณเท่ากับ 1.0 ดังนั้นกำหนดให้ 0.0 เป็นอินพุทแพทเทินลำดับที่ 1 หลังจากนั้นก็ทำการลบอินพุทแพทเทิน 0.0 ออกจาก Training set เพื่อจะได้ไม่นำมาจัดลำดับซ้ำอีก

ขั้นตอนที่ 2 หาอินพุทแพทเทินลำดับถัดไป

1. ทำการคำนวณหาว่าจะต้องจัดลำดับอินพุทแพทเทินในขั้นตอนนี้กี่ลำดับ

จากสูตร $(n_{clust}-1)$

ลำดับที่ต้องจัด = 2-1

= 1

ดังนั้นในขั้นตอนนี้ต้องจัดลำดับเพิ่มอีก 1 ลำดับ

2. หาค่า Euclidean Distance ระหว่างอินพุทแพทเทินที่เหลือ Training Set = {0.1, 0.4, 0.5, 0.2, 0.3} กับอินพุทแพทเทินที่ 1 ที่ได้จัดลำดับแล้วคือ 0.0

$$\text{dist}(0.1\ ,\ 0.0) = \sqrt{(0.1-0.0)^2} = 0.1$$

$$\text{dist}(0.4\ ,\ 0.0) = \sqrt{(0.4-0.0)^2} = 0.4$$

$$\text{dist}(0.5\ ,\ 0.0) = \sqrt{(0.5-0.0)^2} = 0.5$$

$$\text{dist}(0.2\ ,\ 0.0) = \sqrt{(0.2-0.0)^2} = 0.2$$

$$\text{dist}(0.3\ ,\ 0.0) = \sqrt{(0.3-0.0)^2} = 0.3$$

3. หาค่า Euclidean Distance ที่มีค่าต่ำที่สุด

จากสูตร $d_{min}^{I} = \min_{1\le k\le r}\{dist(I, I_O^k)\}$

$$d_{min}^{0.1} = \min\{\text{dist}(0.1,0.0)\} = 0.1$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$d_{min}^{0.4} = \min\{dist(0.4,0.0)\} = 0.4$

$d_{min}^{0.5} = \min\{dist(0.5,0.0)\} = 0.5$

$d_{min}^{0.2} = \min\{dist(0.2,0.0)\} = 0.2$

$d_{min}^{0.3} = \min\{dist(0.3,0.0)\} = 0.3$

4. หาอินพุทแพทเทินลำดับที่ 2 โดยเลือกอินพุทแพทเทินที่ให้ค่า d_{min}^{I} มากที่สุด

จากสูตร $I_O^{k+1} = max(d_{min}^{I})$

$$I_0^2 = max(d_{min}^{0.1}, d_{min}^{0.4}, d_{min}^{0.5}, d_{min}^{0.2}, d_{min}^{0.3},) = 0.5$$

ดังนั้น อินพุทแพทเทินที่ถูกจัดให้เป็นอินพุทแพทเทินลำดับที่ 2 คือ 0.5 มีค่า Euclidean Distance = 0.5

<u>ขั้นตอนที่ 3</u> ทำการจัดลำดับอินพุทแพทเทินที่เหลือทั้งหมด จาก Training Set = {0.1, 0.4, 0.2, 0.3}

1. หาค่า Euclidean Distance กับอินพุทแพทเทินที่ได้ถูกจัดลำดับแล้ว คือ {0.0, 0.5}

หาค่า Euclidean Distance ระหว่างอินพุทแต่ละตัวใน Training Set กับ 0.0	หาค่า Euclidean Distance ระหว่างอินพุทแต่ละตัวใน Training Set กับ 0.5
$dist(0.1, 0.0) = \sqrt{(0.1-0.0)^2} = 0.1$	$dist(0.1, 0.5) = \sqrt{(0.1-0.5)^2} = 0.4$
$dist(0.4, 0.0) = \sqrt{(0.4-0.0)^2} = 0.4$	$dist(0.4, 0.5) = \sqrt{(0.4-0.5)^2} = 0.1$
$dist(0.2, 0.0) = \sqrt{(0.2-0.0)^2} = 0.2$	$dist(0.2, 0.5) = \sqrt{(0.2-0.5)^2} = 0.3$
$dist(0.3, 0.0) = \sqrt{(0.3-0.0)^2} = 0.3$	$dist(0.3, 0.5) = \sqrt{(0.3-0.5)^2} = 0.2$

2. หาค่า Euclidean Distance ที่มีค่าต่ำที่สุด

จากสูตร $d_{min}^{I} = \underset{1 \le k \le r}{min}\{dist(I, I_O^k)\}$

Euclidean Distance ที่มีค่าต่ำที่สุดระหว่างอินพุทแต่ละตัวใน Training Set กับ 0.0	Euclidean Distance ที่มีค่าต่ำที่สุดระหว่างอินพุทแต่ละตัวใน Training Set กับ 0.5
$d_{min}^{0.1} = \min\{dist(0.1,0.0)\} = 0.1$	$d_{min}^{0.1} = \min\{dist(0.1,0.5)\} = 0.4$
$d_{min}^{0.4} = \min\{dist(0.4,0.0)\} = 0.4$	$d_{min}^{0.4} = \min\{dist(0.4,0.5)\} = 0.1$
$d_{min}^{0.2} = \min\{dist(0.2,0.0)\} = 0.2$	$d_{min}^{0.2} = \min\{dist(0.2,0.5)\} = 0.3$
$d_{min}^{0.3} = \min\{dist(0.3,0.0)\} = 0.3$	$d_{min}^{0.3} = \min\{dist(0.3,0.5)\} = 0.2$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. หาค่า Euclidean Distance ต่ำที่สุด กรณีนี้มีค่าที่ให้ค่า Euclidean Distance ต่ำสุดเท่ากัน คือ 0.1 ดังนั้น เลือกอินพุทแพทเทินที่ได้ทำการหาค่า Euclidean Distance กับอินพุทแพทเทินลำดับที่ 1 ซึ่งเท่ากับ 0.1

4. ถ้าแพทเทินใน Training set ยังไม่ถูกจัดลำดับจนหมด ให้ทำการวนเพื่อจัดลำดับในขั้นตอนที่ 3 จนจัดลำดับครบทุกแพทเทิน เมื่อทำจบขั้นตอนที่ 3 อินพุทแพทเทินจะถูกจัดลำดับจนครบ Training Pattern = {0.0, 0.5, 0.1, 0.4, 0.2, 0.3 }

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

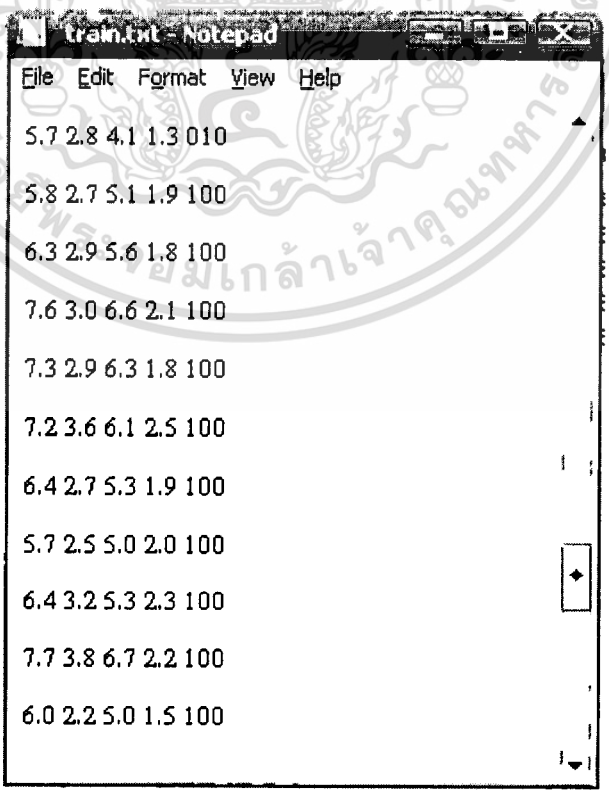
บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงการนี้ เป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพมาใช้ในการพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โดยแบ่งการดำเนินการศึกษาออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

1. ข้อมูลที่ใช้กับระบบ
2. การดำเนินงาน
3. การพัฒนาระบบ

3.1 ข้อมูลที่ใช้กับระบบ

ข้อมูลที่นำเข้าสู่ระบบจะอยู่ในรูปแบบของ Text File ดังรูปที่ 3.1 จากรูป จะเห็นได้ว่าข้อมูลแต่ละชุดประกอบไปด้วยข้อมูลชนิดตัวเลข ซึ่งจะถูกคั่นด้วยการเว้นวรรคและค่าสุดท้ายของข้อมูลแต่ละชุดจะบอกกลุ่มที่ข้อมูลชุดนั้นๆ ถูกจัดให้อยู่ ซึ่งข้อมูล 1 บรรทัด คือ อินพุทแพทเทิน 1 แพทเทิน ดังรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่นำมาใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพื่อให้สามารถตรวจสอบระดับความถูกต้องในการเรียนรู้ของระบบได้ ดังนั้นจึงทำการแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 2 ส่วน คือ ข้อมูลฝึกสอน (Training Data) เพื่อใช้ในการเรียนรู้ของระบบ และข้อมูลทดสอบ (Testing Data) สำหรับใช้ทดสอบระบบที่เรียนรู้เสร็จแล้ว

โดยข้อมูลฝึกสอนจะถูกนำเข้าสู่กระบวนการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล เมื่อเสร็จสิ้นขั้นตอนการเรียนรู้แล้วระบบจะทำการบันทึกค่าเวกเตอร์น้ำหนัก (Weight Vectors) จากนั้นจึงนำเข้าข้อมูลทดสอบให้กับระบบ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบที่ได้จากการเรียนรู้

3.2 การดำเนินงาน

3.2.1 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การศึกษาโครงการนี้เป็นการศึกษาการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยขั้นตอนการดำเนินงานมีดังนี้

1. ทำการจัดเตรียมข้อมูลที่จะนำเข้าสู่ระบบ โดยในขั้นตอนนี้จะมีการปรับปรุงข้อมูลให้อยู่รูปแบบที่เหมาะสมเพื่อป้อนเข้าสู่โครงข่ายที่พัฒนาขึ้น โดยจะทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของ Text File
2. นำชุดข้อมูลฝึกสอนมาป้อนในส่วนของการฝึกสอนโครงข่ายและเมื่อระบบดำเนินการฝึกสอนโครงข่ายแล้ว จะทำการบันทึกค่าน้ำหนักเพื่อนำไปใช้สำหรับข้อมูลทดสอบต่อไป
3. นำชุดข้อมูลทดสอบมาป้อนในระบบ รวมทั้งนำค่าต่างๆ ที่ได้บันทึกไว้ในส่วนฝึกสอนมาใช้ทดสอบโครงข่ายด้วยชุดข้อมูลทดสอบ จากนั้นระบบจะแสดงผลจากการทดสอบ

3.2.2 ขั้นตอนการออกแบบระบบ

การออกแบบระบบเป็นการออกแบบโมดูลสำคัญที่ใช้ในการทำงานของระบบ ดังนี้

โมดูลจัดการข้อมูลนำเข้า

เป็นโมดูลที่ทำหน้าหน้าที่จัดการข้อมูลนำเข้า โดยจะมีการรับข้อมูลเข้าสู่ระบบในรูปแบบของ Text File ก่อนนำเข้าสู่กระบวนการถัดไป

โมดูลการนอมอลไลซ์ข้อมูล

เป็นโมดูลการทำงานที่รับข้อมูลที่ผ่านขั้นตอนการนำเข้าข้อมูลแล้วมาแปลงให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสำหรับประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งข้อมูลจะต้องถูกกำหนดให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลตามสมการนี้

$$Normalize\ data = \frac{data - min}{max - min} \bullet (new_max - new_min) + new_min \qquad (3.1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

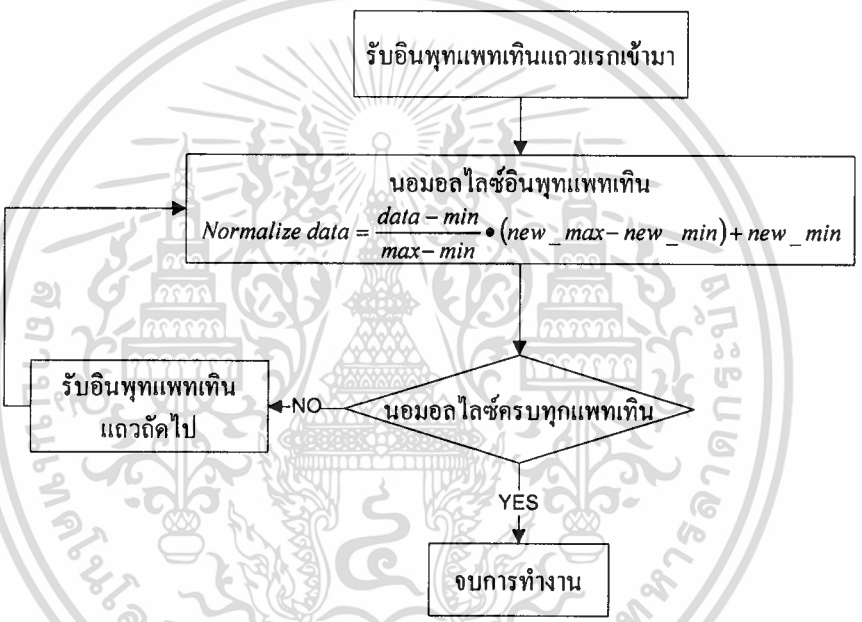
max คือ ข้อมูลที่มีค่ามากที่สุดในแอตตริบิวต์นั้นๆ และเป็นค่าที่จะนำไปใช้ในการทำนอมอลไลซ์ข้อมูลที่อยู่ในแอตตริบิวต์นั้น

min คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุดในแอตตริบิวต์นั้นๆ และเป็นค่าที่จะนำไปใช้ในการทำนอมอลไลซ์ข้อมูลที่อยู่ในแอตตริบิวต์นั้น

data คือ ข้อมูลที่ต้องการนอมอลไลซ์

new_max คือ ค่าสูงสุดของช่วงที่กำหนดขึ้นเพื่อให้ข้อมูลถูกนอมอลไลซ์อยู่ในช่วงนี้ ซึ่งในการทำงานของโครงข่ายนี้ถูกกำหนดให้เป็น 1

new_min คือ ค่าต่ำสุดของช่วงที่กำหนดขึ้นเพื่อให้ข้อมูลถูกนอมอลไลซ์อยู่ในช่วงนี้ ซึ่งในการทำงานของโครงข่ายนี้ถูกกำหนดให้เป็น 0



รูปที่ 3.2 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลนอมอลไลซ์

โมดูลการจัดเตรียมค่าสำหรับการทำงานของโครงข่าย

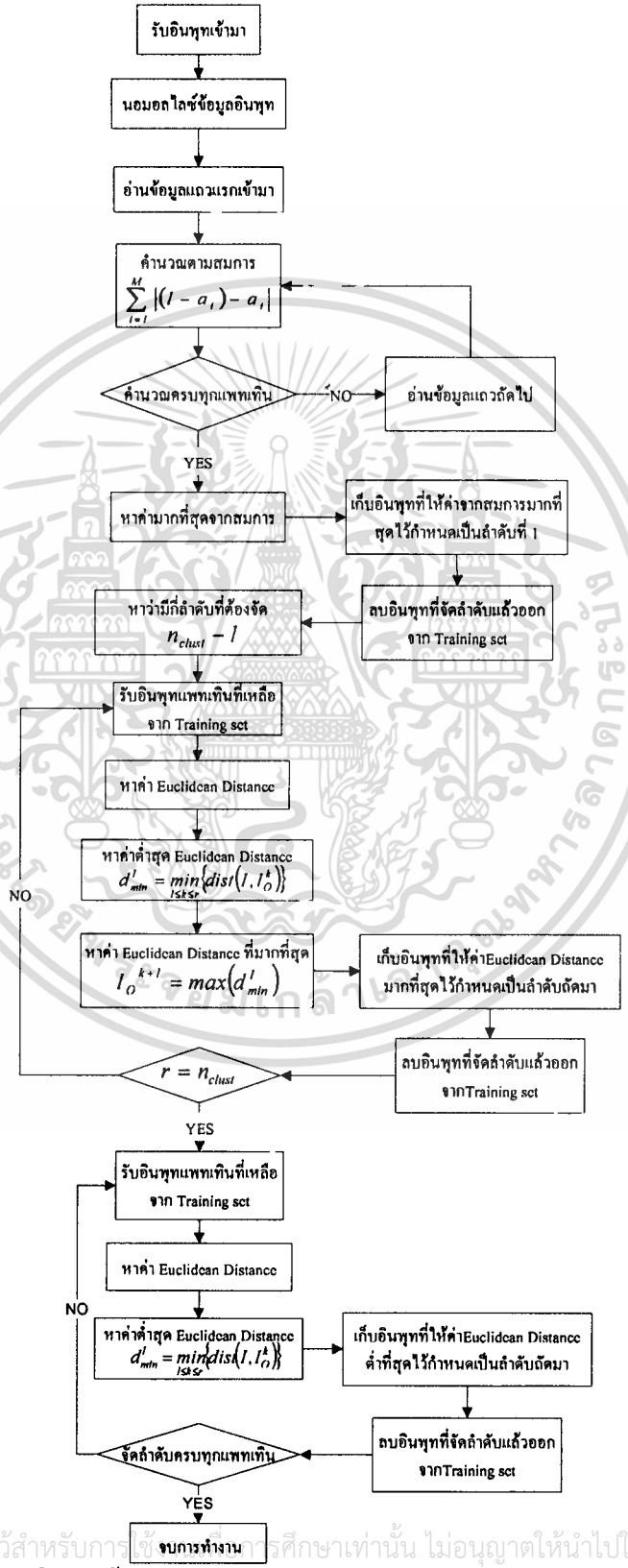
เป็นโมดูลสำหรับการกำหนดค่าที่ใช้ในกระบวนการทำงานของโครงข่าย ซึ่งเป็นส่วนของการรับค่าตัวแปรจากผู้ใช้ โดยค่าที่ต้องรับเข้ามามีดังนี้

- Input Node คือ จำนวนแอตตริบิวท์ของชุดข้อมูลที่ต้องการนำเข้าสู่โครงข่ายก่อนทำการคอมพลิเมนท์โคดดิง (Complement Coding)
- Output Node คือ จำนวนกลุ่มข้อมูลของชุดข้อมูลที่ต้องการนำเข้าสู่โครงข่าย
- อัตราการเรียนรู้ (β) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
- ค่าวิจิแลนซ์ (ρ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งค่าที่ป้อนเข้าสู่ระบบจะถูกกำหนดให้เป็น Baseline Vigilance
- จำนวนรอบ คือ จำนวนรอบที่ให้โครงข่ายเรียนรู้ชุดข้อมูลฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลการจัดลำดับอินพุทแพทเทิน

เป็นโมดูลสำหรับจัดลำดับอินพุทแพทเทิน ซึ่งใช้กระบวนการจัดลำดับของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 ก่อนนำอินพุทแพทเทินเข้าสู่กระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

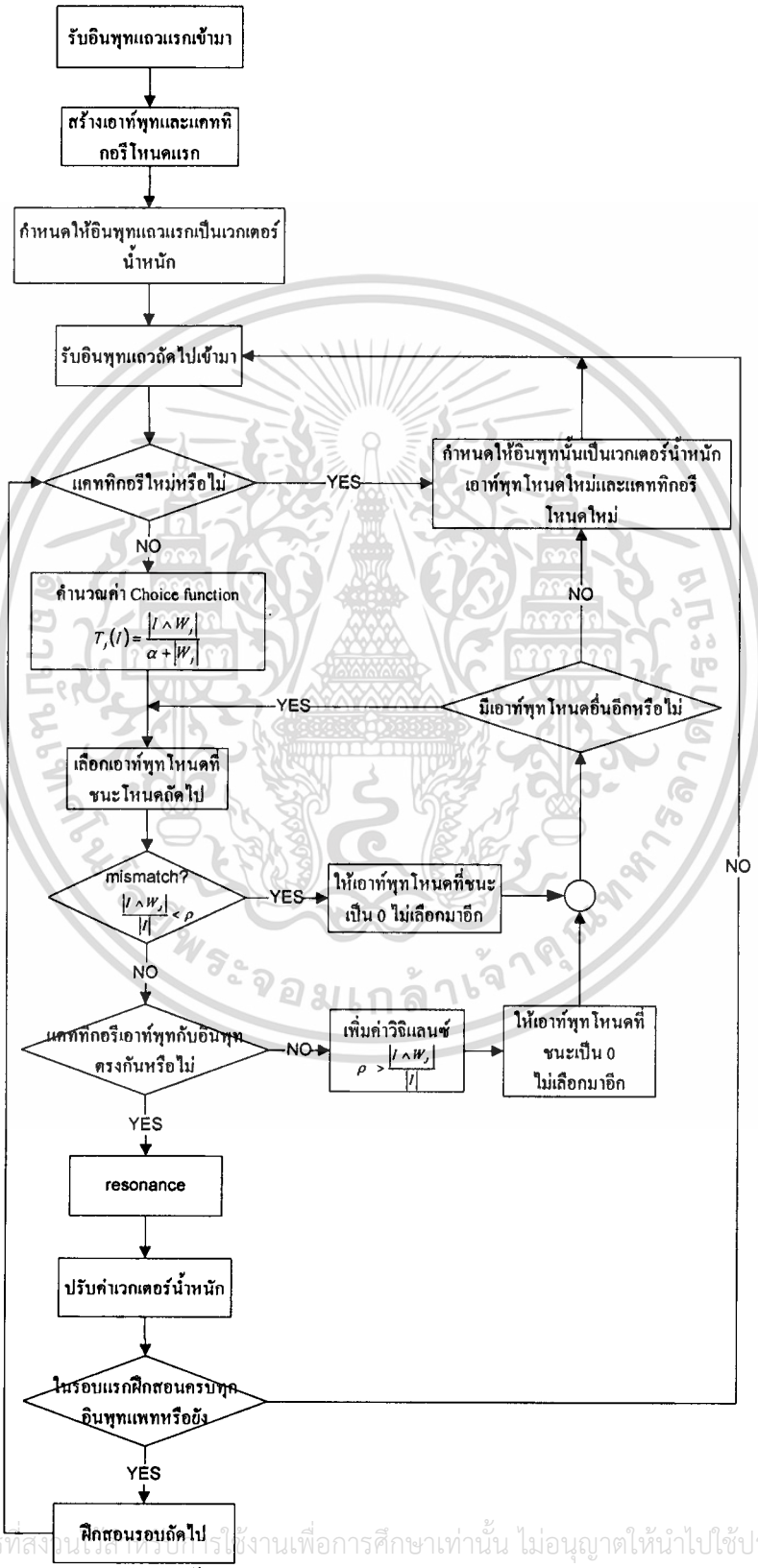


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของผลงานทุกที่ที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลจัดลำดับอินพุทแพทเทิน

โมดูลการฝึกสอนของโครงข่าย

เป็นโมดูลการฝึกสอนโครงข่าย โดยจะทำงานตามอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2 ซึ่งระบบจะใช้อินพุทแพทเทินที่ได้ผ่านการจัดลำดับการนำเข้าข้อมูลแล้วมาประมวลผล

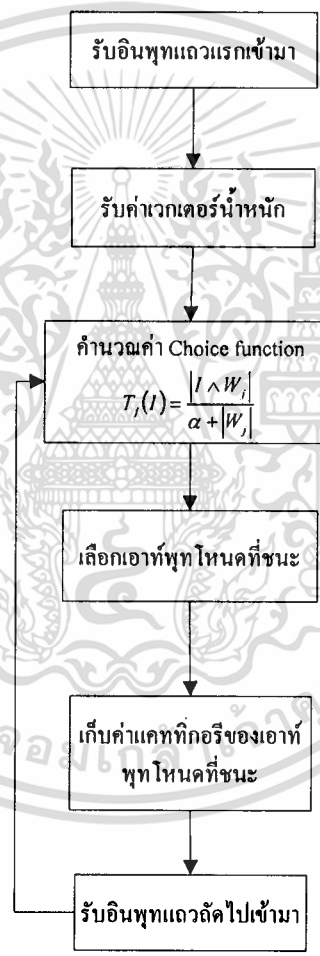


รูปที่ 3.4 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลฝึกสอนโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลการทดสอบโครงข่าย

เป็นโมดูลสำหรับทดสอบแบบจำลองที่สร้างขึ้น มีลักษณะการทำงานคล้ายกับโมดูลการฝึกสอนโครงข่าย แต่จะทำงานกับชุดข้อมูลในรูปของ Text File ที่เตรียมไว้สำหรับทดสอบโครงข่าย โดยนำข้อมูลทดสอบนั้นเข้าสู่กระบวนการนอมอลไลซ์ข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโครงข่ายไม่ต้องผ่านการจัดลำดับการนำเข้าข้อมูล จากนั้นจึงเริ่มเข้าสู่กระบวนการทดสอบโครงข่าย โดยจะมีการนำค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ได้กำหนดไว้ในตอนต้น รวมทั้งค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายมาใช้ในกระบวนการทดสอบโครงข่าย และแสดงผลความถูกต้องของการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โดยขั้นตอนการทำงานในส่วนของการทดสอบโครงข่าย ดังที่ได้อธิบายไว้ในบทที่ 2



รูปที่ 3.5 ขั้นตอนการทำงานของโมดูลทดสอบโครงข่าย

โมดูลแสดงผลลัพธ์

เป็นโมดูลสำหรับแสดงผลลัพธ์การทำงานซึ่งแบ่งได้เป็น 2 ส่วนหลักๆ ดังนี้

- ส่วนของการฝึกสอนจะมีการแสดงผลลัพธ์การนำเข้าข้อมูล การนอมอลไลซ์ข้อมูล การจัดลำดับข้อมูล และค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่าย
- ส่วนของการทดสอบจะมีการแสดงผลลัพธ์การนำเข้าข้อมูล การนอมอลไลซ์ข้อมูล และเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โมดูลการบันทึกข้อมูล

เป็นโมดูลสำหรับบันทึกค่าสำหรับชุดข้อมูลนั้นๆ หลังจากผ่านการฝึกสอนโครงข่ายเก็บไว้ โดยจะเก็บในรูปของ Text File เพื่อนำไปใช้กับข้อมูลทดสอบระบบต่อไป

3.3 การพัฒนาระบบ

3.3.1 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

1. Operation Software

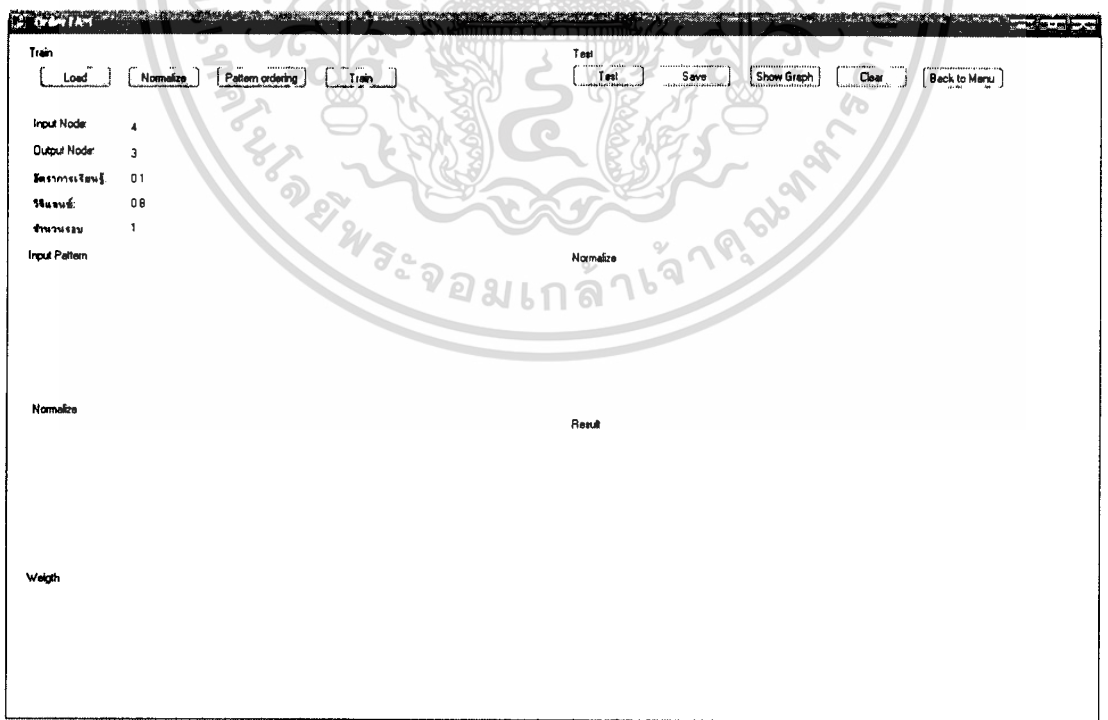
Microsoft Windows XP เป็นระบบปฏิบัติการที่ได้รับความนิยมในปัจจุบันเนื่องจากช่วยอำนวยความสะดวกในการใช้งานให้กับผู้ใช้และง่ายต่อการใช้งาน

2. Application Software

Microsoft visual Studio.NET 2005 เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ โดยเลือกใช้ Visual Basic.NET ในการพัฒนาระบบ

3.3.2 ส่วนติดต่อผู้ใช้ของระบบ

เพื่อให้ง่ายต่อการใช้งานระบบสำหรับผู้ใช้ จึงได้ออกแบบระบบให้ประกอบไปด้วยส่วนต่างๆ ที่เกี่ยวข้องในการทำงานไว้ในหน้าต่างเดียวกัน ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.6 ตัวอย่างส่วนติดต่อผู้ใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หน้าต่างการทำงานของระบบประกอบไปด้วย 2 ส่วน ดังนี้

1. **ส่วน Train :** เป็นส่วนที่สร้างแบบจำลองให้กับโครงข่ายโดยการใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนร่วมกับอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพประกอบไปด้วยการทำงานดังนี้
   - Load: เป็นการนำชุดข้อมูลฝึกสอนเข้าสู่ระบบเมื่อข้อมูลเข้าสู่ระบบแล้วจะแสดงผลในส่วน Input Pattern
   - Normalize: เป็นการนอมอลไลซ์ข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่ระบบนำไปใช้ประมวลผล โดยจะแสดงผลการนอมอลไลซ์ในส่วนของ Normalize
   - Pattern Ordering: เป็นการจัดลำดับข้อมูลก่อนเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยจะแสดงผลการจัดลำดับข้อมูลฝึกสอนในส่วนของ Pattern Ordered
   - Train: เป็นการฝึกสอนโครงข่ายตามอัลกอริทึมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่ายจะแสดงในส่วนของ Weight

พารามิเตอร์ที่ผู้ใช้ต้องป้อนเข้าสู่ระบบ ประกอบด้วย

- Input Node คือ จำนวนแอตตริบิวท์ของชุดข้อมูลที่ต้องการนำเข้าสู่โครงข่ายก่อนทำการคอมพลิเมนท์โคดดิง
- Output Node คือ จำนวนกลุ่มข้อมูลของชุดข้อมูลที่ต้องการนำเข้าสู่โครงข่าย
- อัตราการเรียนรู้ (β) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1
- วิจิแลนซ์ (ρ) มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งค่าที่ป้อนเข้าสู่ระบบจะถูกกำหนดให้เป็น Baseline Vigilance
- จำนวนรอบ คือ จำนวนรอบที่ให้โครงข่ายเรียนรู้ชุดข้อมูลฝึกสอน

2. **ส่วน Test:** เป็นส่วนของการทดสอบแบบจำลองที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบร่วมกับค่า Weight ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่าย ประกอบด้วยการทำงานดังนี้
   - Test: เป็นการนำเข้าชุดข้อมูลทดสอบ ทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลแสดงผลในส่วน Normalize และแสดงผลการทดสอบโครงข่ายในส่วนของ Result
   - Show Graph: เป็นการแสดงรายงานผลการทดสอบโครงข่ายในรูปแบบของกราฟ
   - Save: เป็นการบันทึกผลลัพธ์ของการทดสอบโครงข่ายซึ่งบันทึกในรูปแบบของ Text File
   - Clear: เป็นการลบข้อมูลชุดเดิมออกเพื่อทำการทดสอบข้อมูลชุดใหม่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

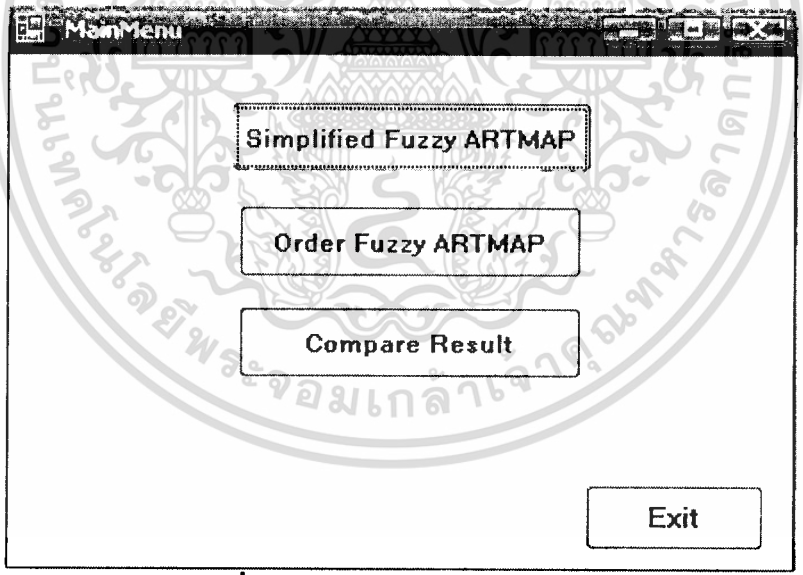
บทที่ 4
การทดลองและการประเมินผลการทดลอง

ในบทนี้จะกล่าวถึงรายละเอียดการใช้งานโปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเพื่อประเมินประสิทธิภาพการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP) ซึ่งทำงานร่วมกับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP) โดยแบ่งการอธิบายการทดลองและการประเมินผลการทดลองออกเป็น 3 ส่วน ดังนี้

1. การใช้งานระบบ
2. ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง
3. ผลการทดลองและการวิเคราะห์

4.1 การใช้งานระบบ

เมื่อเริ่มเข้าสู่โปรแกรมจะปรากฏหน้าต่างดังรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 หน้าต่างหลักของโปรแกรม

จากหน้าต่างหลักผู้ใช้สามารถเริ่มการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ โดยการเลือกอัลกอริทึมที่ผู้ใช้ต้องการ โดยโปรแกรมจะมีให้เลือก 2 อัลกอริทึม คือ ซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

- เมื่อคลิกปุ่ม Simplified Fuzzy ARTMAP จะเข้าสู่กระบวนการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

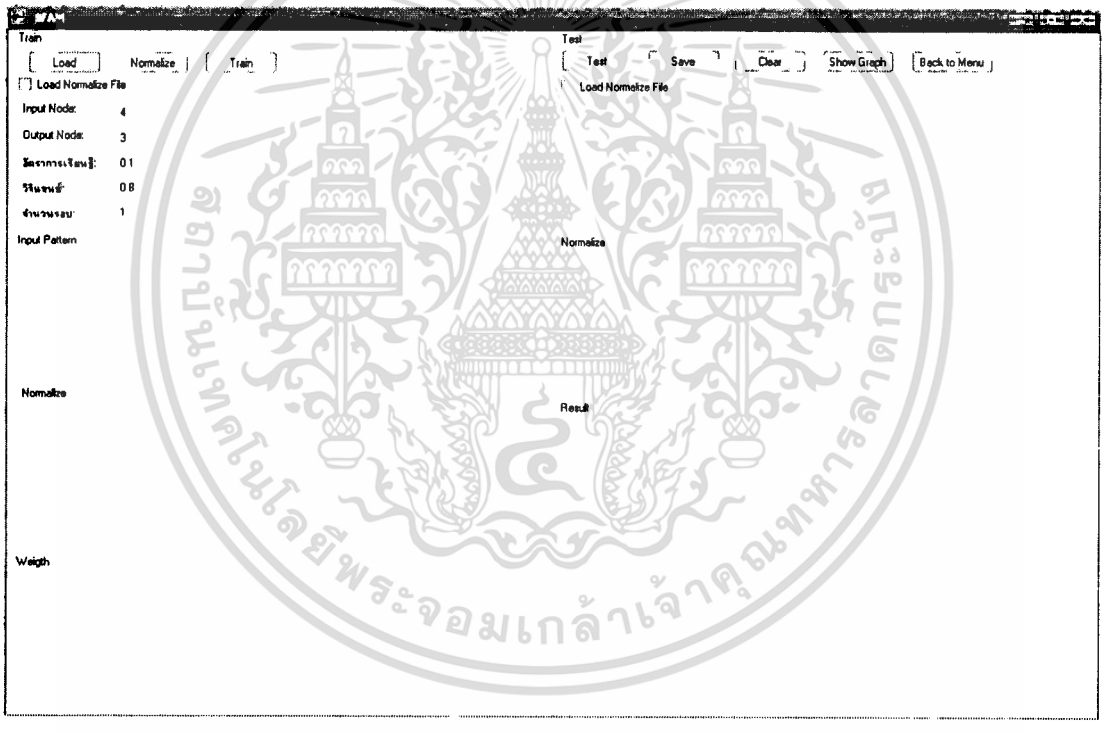
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- เมื่อคลิกปุ่ม Order Fuzzy ARTMAP จะเข้าสู่กระบวนการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลด้วยอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

- เมื่อคลิกปุ่ม Compare Result จะแสดงกราฟการเปรียบเทียบผลการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

4.1.1 โปรแกรมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP)

จากหน้าต่างเมนูหลัก เมื่อทำการเลือก Simplified Fuzzy ARTMAP จะนำเข้าสู่หน้าต่างการฝึกสอนและทดสอบโดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ดังรูปที่ 4.2



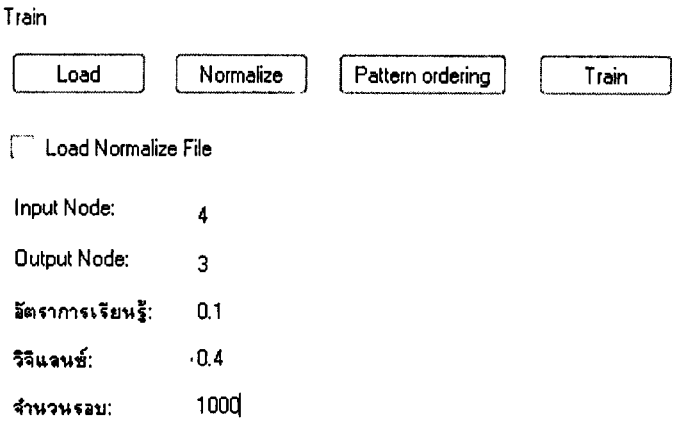
รูปที่ 4.2 หน้าต่างโปรแกรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

โปรแกรมประกอบด้วยการทำงาน 2 ส่วน ดังนี้

- ส่วน Train มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

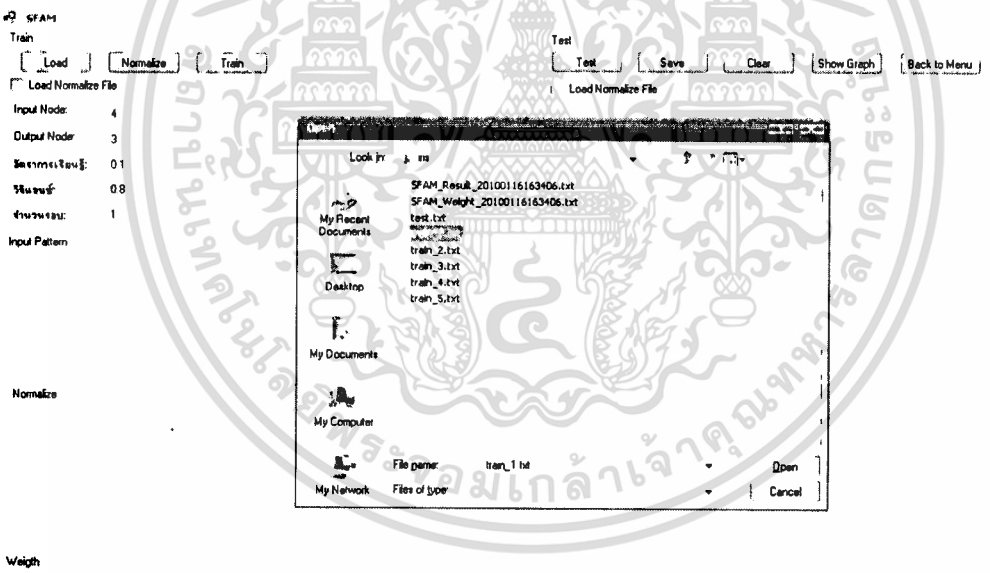
1. กำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนกับชุดข้อมูลฝึกสอนนั้นๆ ดังรูปที่ 4.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.3 หน้าต่างในส่วนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

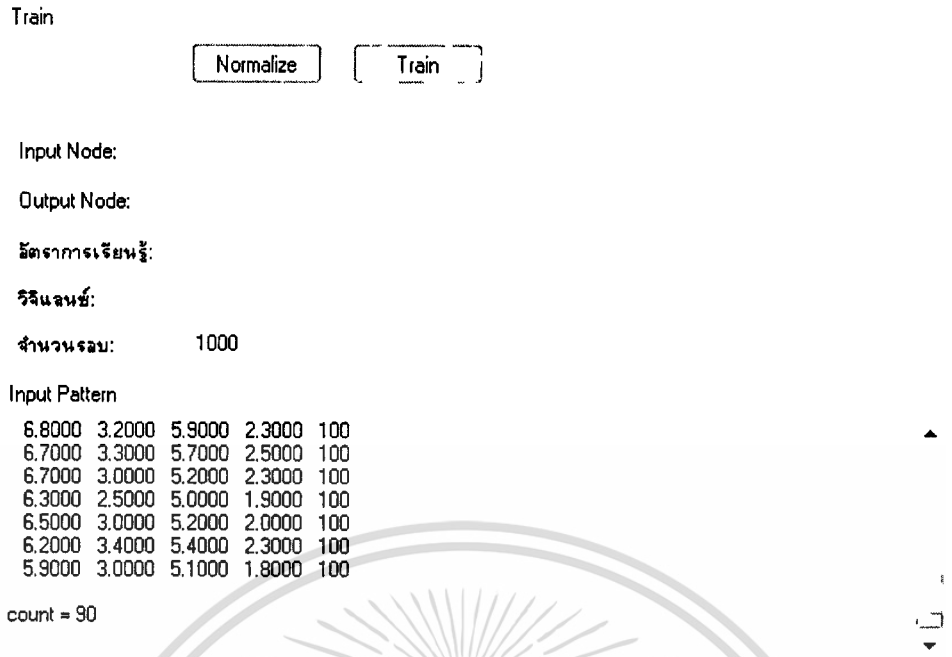
2. เลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนที่จะนำเข้าสู่ระบบ โดยเลือกที่ปุ่ม Load จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ ดังรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนของระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

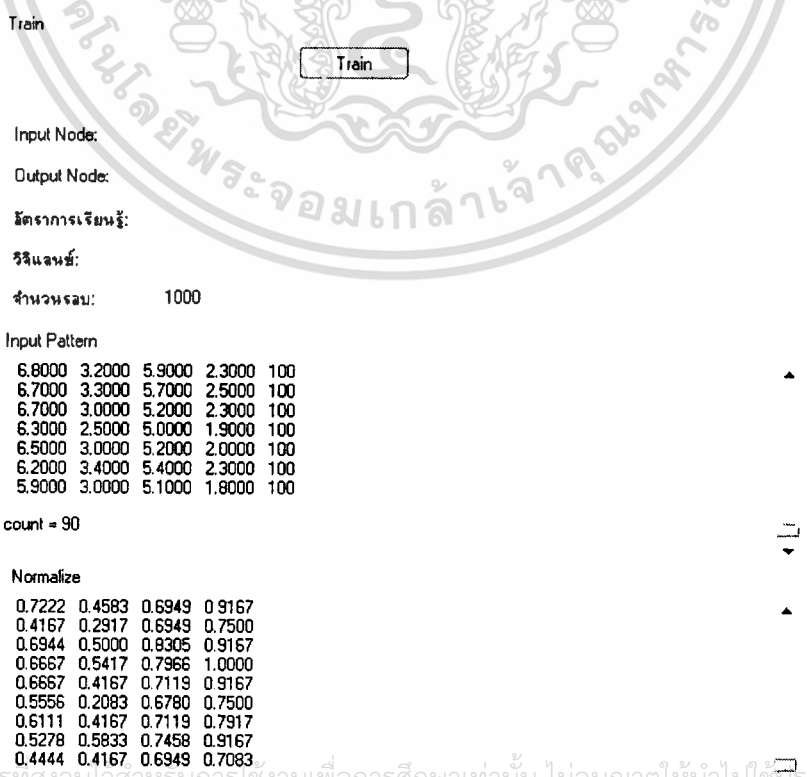
3. เมื่อข้อมูลถูกนำเข้าสู่ระบบแล้วจะแสดงผลข้อมูลที่นำเข้ามา พร้อมทั้งจำนวนอินพุทแพทเทิน ทั้งหมดในส่วนของ Input Pattern ดังรูปที่ 4.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.5 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อนำข้อมูลเข้าสู่ระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

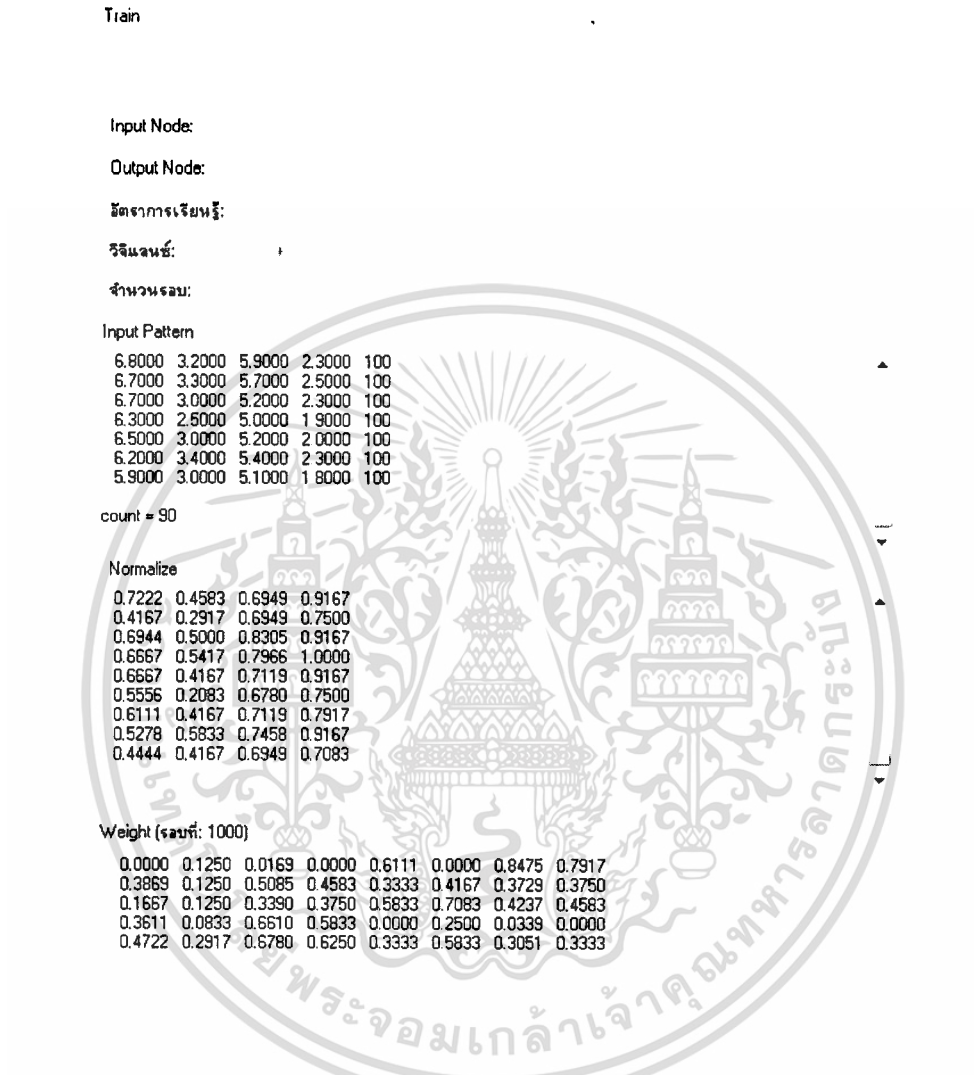
4. เมื่อนำเข้าชุดข้อมูลฝึกสอนแล้ว จะทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยเลือกที่ปุ่ม Normalize จากนั้นระบบจะทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลที่นำเข้ามาและแสดงผลในส่วน Normalize ดังรูปที่ 4.6



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น ไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของผลงานทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.6 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการนอมอลไลซ์ของระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

5. จากนั้นเลือกปุ่ม Train เพื่อนำชุดข้อมูลดังกล่าวเข้าสู่โครงข่าย เพื่อทำการฝึกสอนตามกระบวนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และผลลัพธ์ของการฝึกสอนจะแสดงในส่วนของ Weight ดังรูปที่ 4.7

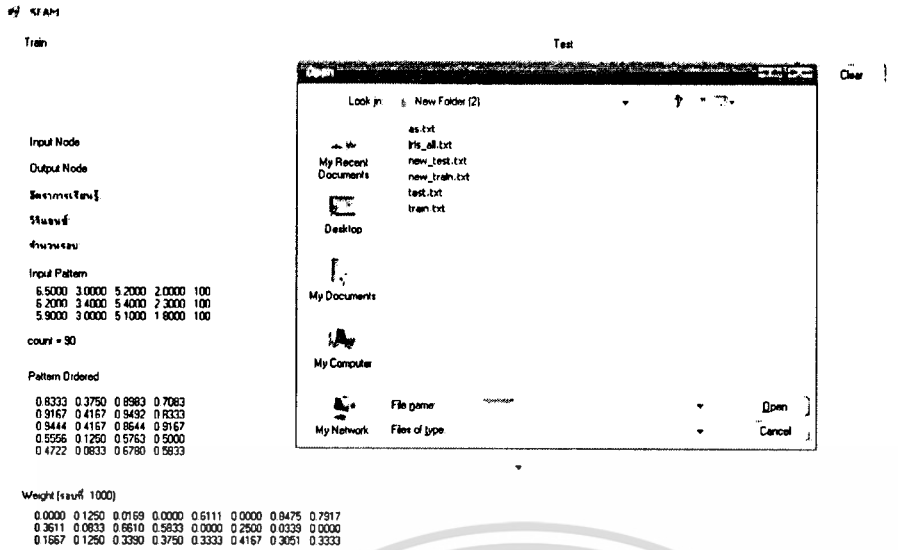


รูปที่ 4.7 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่ายแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

-ส่วน Test มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

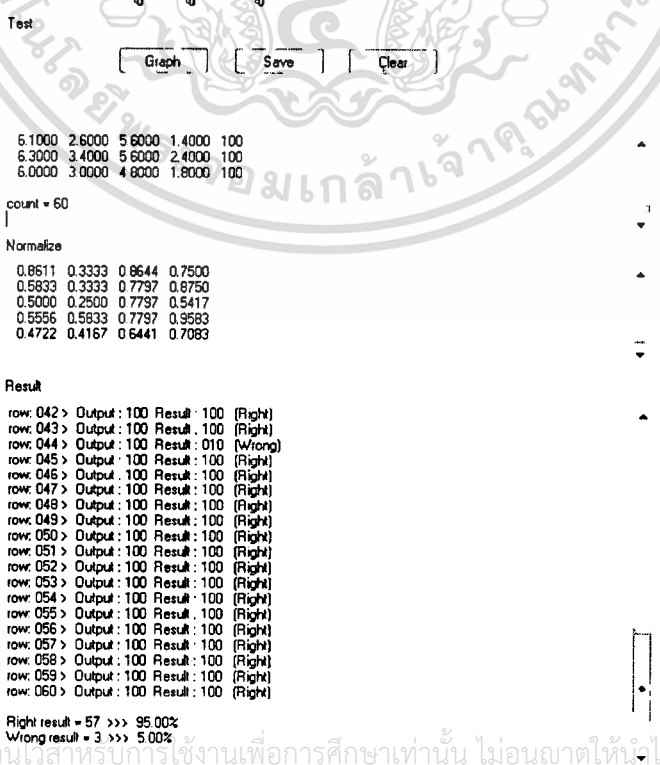
1. เลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบที่จะนำเข้าสู่ระบบ โดยเลือกที่ปุ่ม Test จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ ดังรูปที่ 4.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.8 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบของระบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

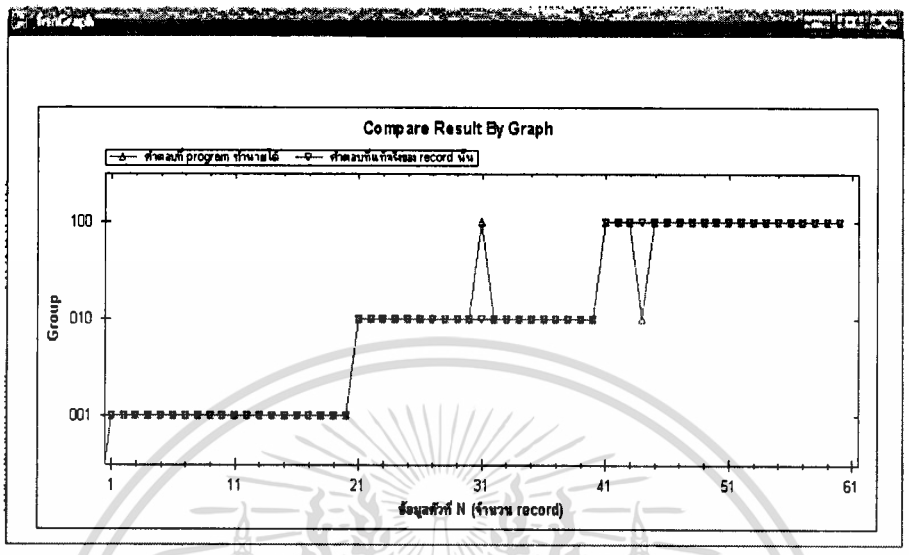
6. เมื่อข้อมูลถูกนำเข้าสู่ระบบแล้วจะแสดงผลข้อมูลที่นำเข้ามา พร้อมทั้งจำนวนอินพุทแพทเทินทั้งหมด โดยระบบจะทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และแสดงผลในส่วน Normalize จากนั้นระบบจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองและแสดงผลลัพธ์เป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล ดังรูปที่ 4.9



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้นำไปใช้

รูปที่ 4.9 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อทำการทดสอบโครงข่ายซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

7. ผู้ใช้สามารถดูผลลัพธ์จากการทดสอบในรูปแบบของกราฟได้ โดยการกดปุ่ม Show Graph ซึ่งกราฟจะแสดงผลที่โครงข่ายทดสอบได้ เทียบกับกลุ่มคำตอบของข้อมูลนั้น ดังรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.10 ตัวอย่างหน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบโครงข่ายแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเทียบกับคำตอบ

4.1.2 โปรแกรมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP)

จากหน้าต่างเมนูหลัก เมื่อทำการเลือก Order Fuzzy ARTMAP จะนำเข้าสู่หน้าต่างการฝึกสอนและทดสอบโดยอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ดังรูปที่ 4.11

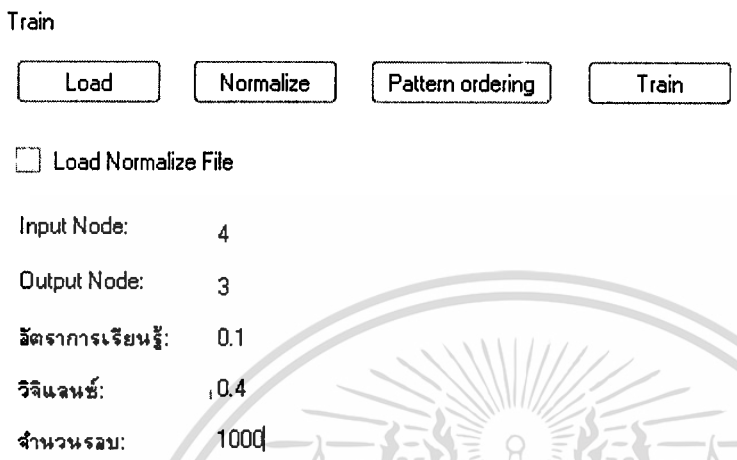
รูปที่ 4.11 หน้าต่างโปรแกรมของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โปรแกรมประกอบด้วยการทำงาน 2 ส่วน ดังนี้

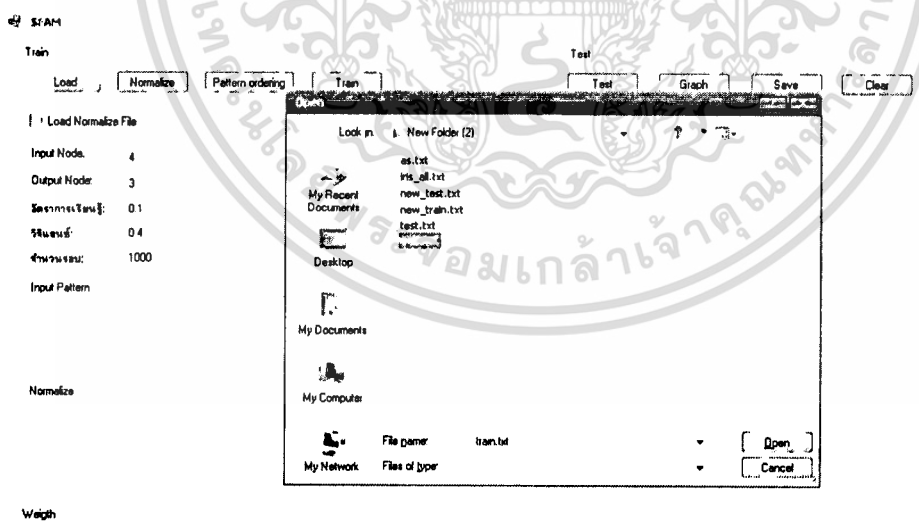
- ส่วน Train มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. กำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในการฝึกสอนกับชุดข้อมูลฝึกสอนนั้นๆ ดังรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.12 หน้าต่างในส่วนการกำหนดพารามิเตอร์ที่ใช้ในระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

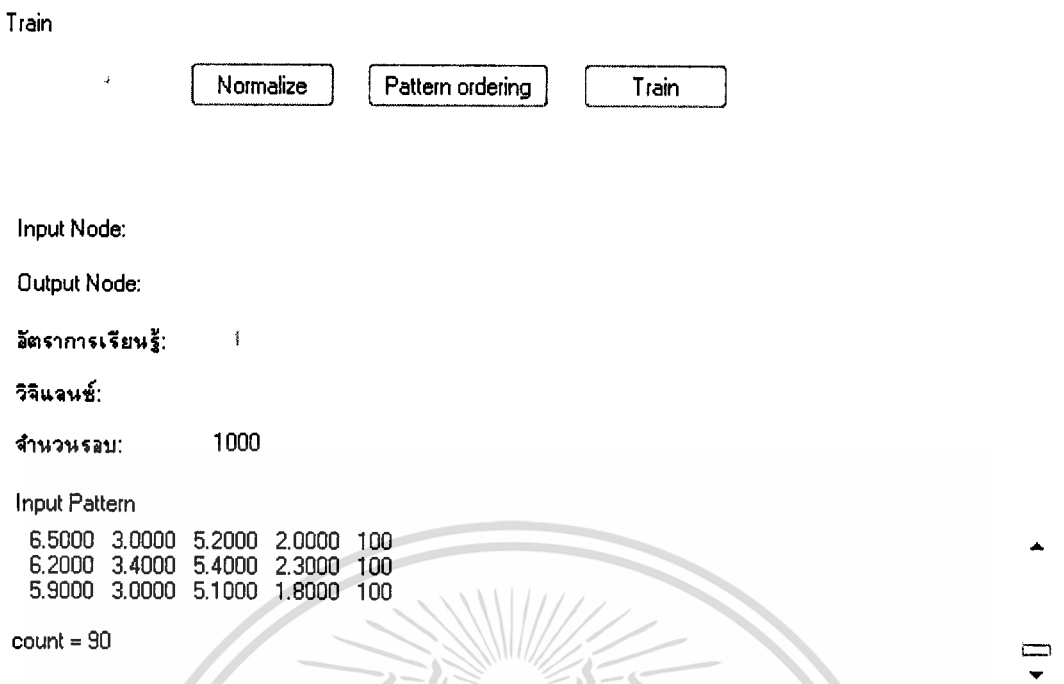
2. เลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนที่จะนำเข้าสู่ระบบ โดยเลือกที่ปุ่ม Load จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ ดังรูปที่ 4.13



รูปที่ 4.13 หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลฝึกสอนของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

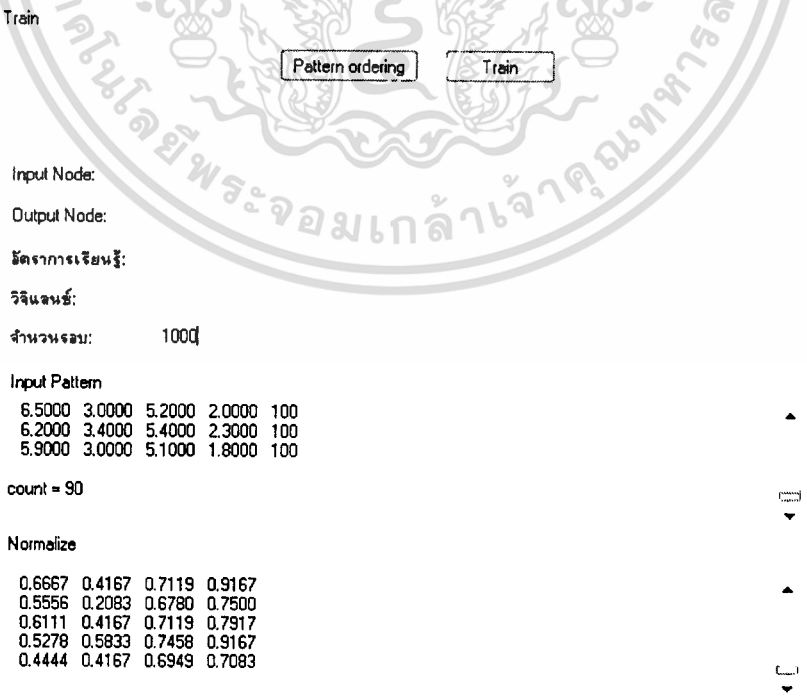
3. เมื่อข้อมูลถูกนำเข้าสู่ระบบแล้วจะแสดงผลข้อมูลที่นำเข้ามาพร้อมทั้งจำนวนอินพุทแพทเทิน ทั้งหมดในส่วนของ Input Pattern ดังรูปที่ 4.14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.14 หน้าต่างของโปรแกรมเมื่อนำข้อมูลเข้าสู่ระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

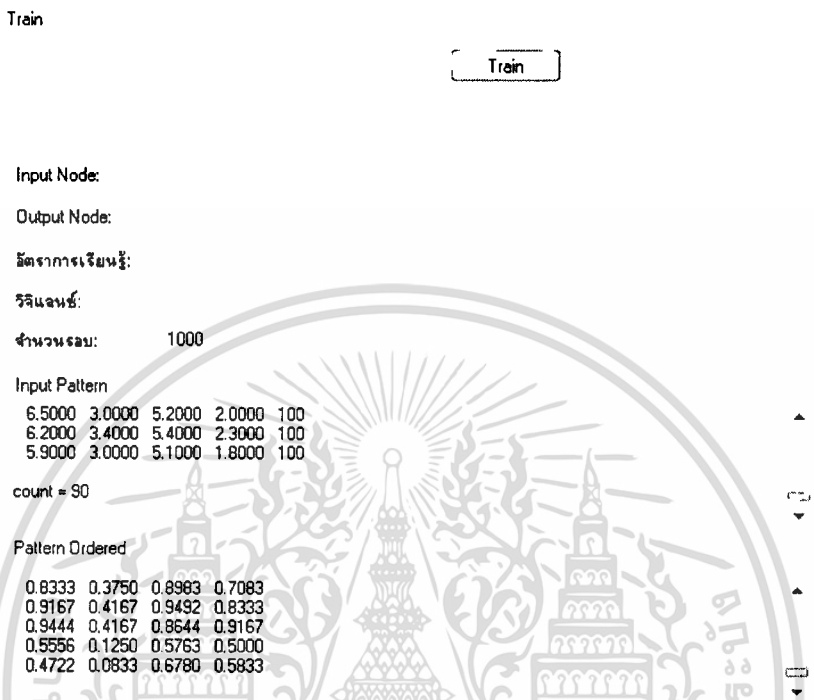
4. เมื่อนำเข้าชุดข้อมูลฝึกสอนแล้วจะทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยเลือกที่ปุ่ม Normalize จากนั้นระบบจะทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลที่นำเข้ามาและแสดงผลในส่วน Normalize ดังรูปที่ 4.15



รูปที่ 4.15 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการนอมอลไลซ์ของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

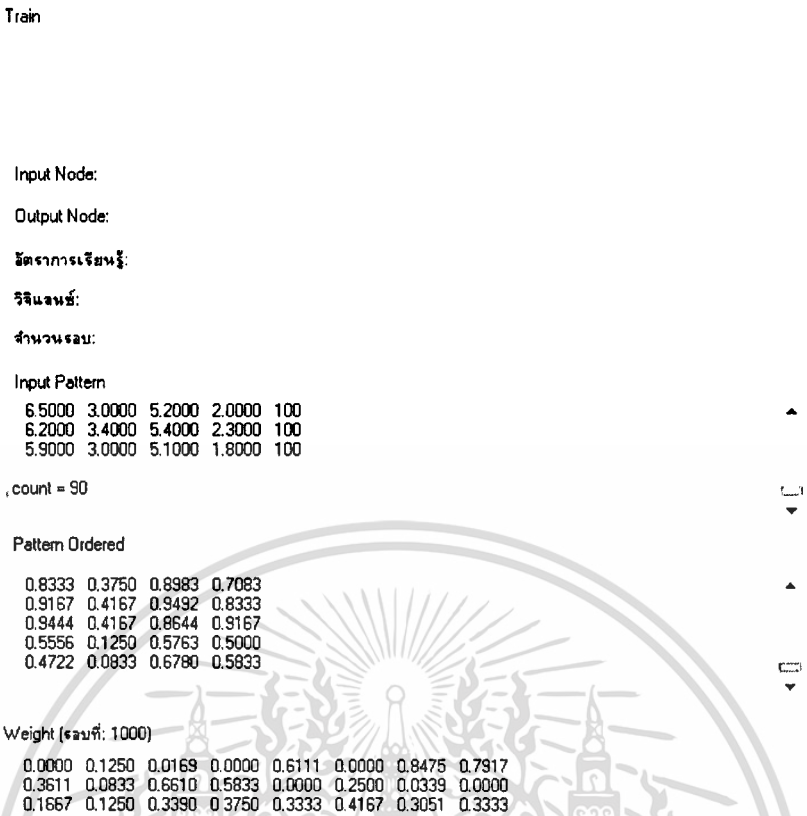
5. จากนั้นทำการจัดลำดับชุดข้อมูลฝึกสอนก่อนนำเข้าสู่โครงข่ายเพื่อประมวลผล โดยเลือกที่ปุ่ม Pattern ordering เมื่อระบบทำการจัดลำดับข้อมูลแล้วจะแสดงผลในส่วน Pattern Ordered ดังรูปที่ 4.16



รูปที่ 4.16 หน้าต่างแสดงผลข้อมูลที่ผ่านการจัดลำดับการนำเข้าของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

6. เมื่อจัดลำดับการนำเข้าข้อมูลเรียบร้อยแล้ว จากนั้นเลือกปุ่ม Train เพื่อนำชุดข้อมูลดังกล่าวเข้าสู่โครงข่ายเพื่อทำการฝึกสอนตามกระบวนการทำงานของอัลกอริทึมโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และผลลัพธ์ของการฝึกสอนจะแสดงในส่วนของ Weight ดังรูปที่ 4.17

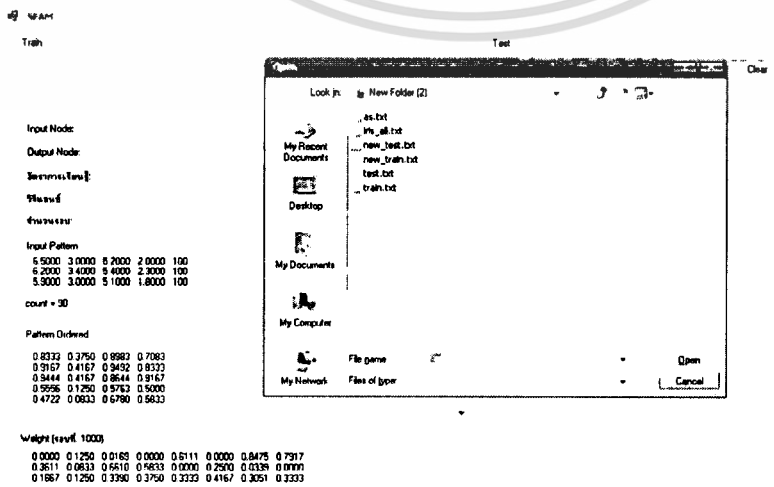
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.17 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการฝึกสอนของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

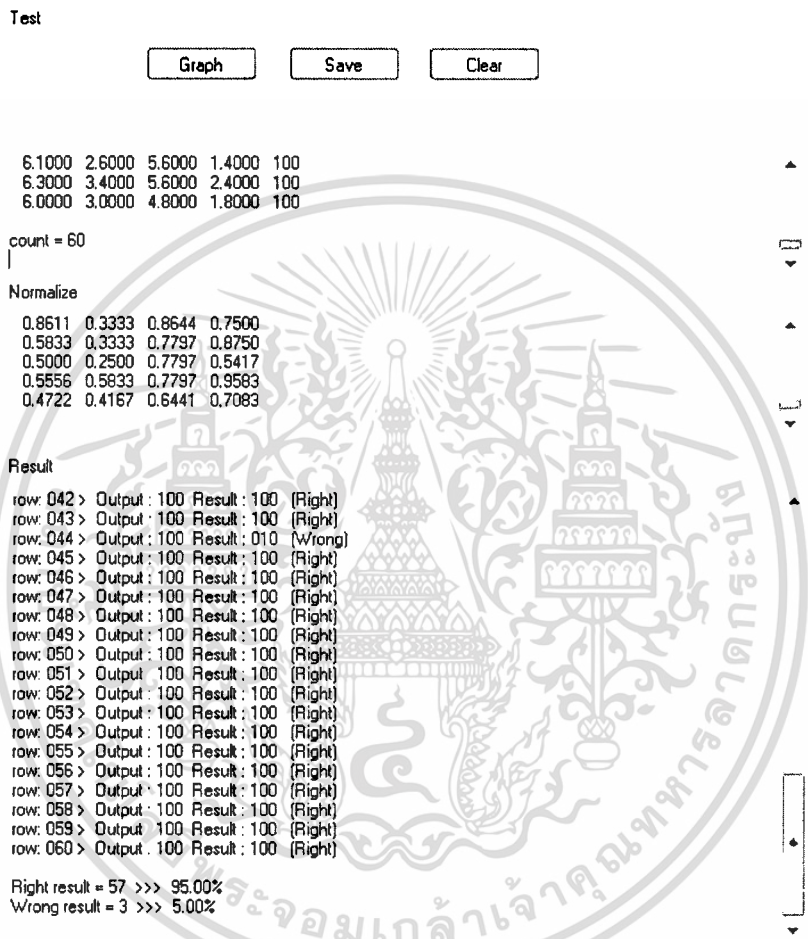
-ส่วน Test มีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. เลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบที่จะนำเข้าสู่ระบบ โดยเลือกที่ปุ่ม Test จากนั้นจะปรากฏ Dialog Box ให้เลือกไฟล์ ดังรูปที่ 4.18



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ **รูปที่ 4.18** หน้าต่างการเลือกไฟล์ข้อมูลทดสอบของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ การนำไปใช้

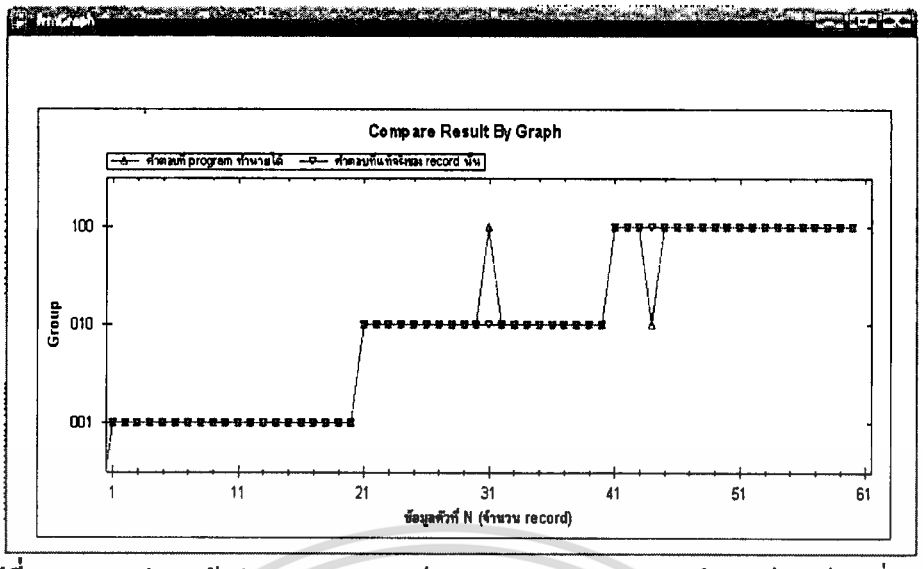
2. เมื่อข้อมูลถูกนำเข้าสู่ระบบแล้วจะแสดงผลข้อมูลที่นำเข้ามาพร้อมทั้งจำนวนอินพุทแพทเทินทั้งหมด โดยระบบจะทำการนอมอลไลซ์ข้อมูลให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และแสดงผลในส่วน Normalize จากนั้นระบบจะทำการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองและแสดงผลลัพธ์เป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล ดังรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.19 หน้าต่างโปรแกรมเมื่อทำการทดสอบของระบบออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

3. ผู้ใช้สามารถดูผลลัพธ์จากการทดสอบในรูปแบบของกราฟได้ โดยการกดปุ่ม Show Graph ซึ่งกราฟจะแสดงผลลัพธ์การทดสอบโครงข่ายโดยเทียบกับกลุ่มคำตอบของข้อมูลนั้น ดังรูปที่ 4.20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

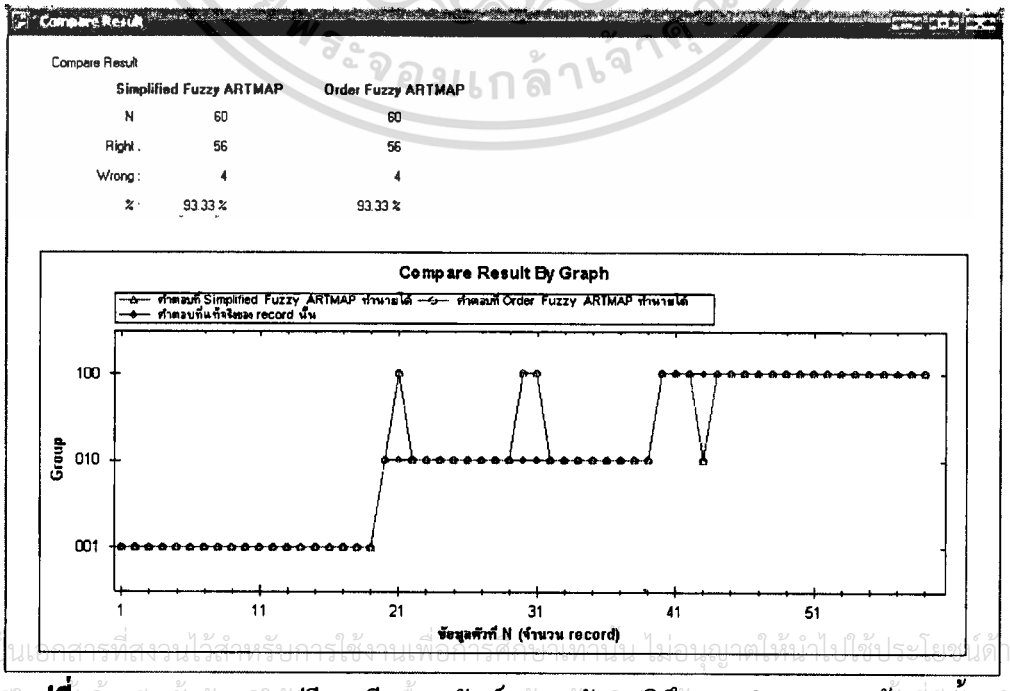


รูปที่ 4.20 ตัวอย่างหน้าต่างแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพเทียบกับคำตอบ

4.1.3 โปรแกรมเปรียบเทียบผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

จากหน้าจอเมนูหลักของโปรแกรมผู้ใช้สามารถเลือกที่ปุ่ม Compare Result เพื่อดูผลลัพธ์การเปรียบเทียบดังนี้

- คำตอบที่แท้จริงของข้อมูลนั้น
- คำตอบที่ได้จากการทดสอบจากโครงข่ายแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ
- คำตอบที่ได้จากการทดสอบจากอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ



รูปที่ 4.21 แสดงผลการเปรียบเทียบผลลัพธ์จาก 2 อัลกอริทึมและคำตอบของข้อมูลนั้น

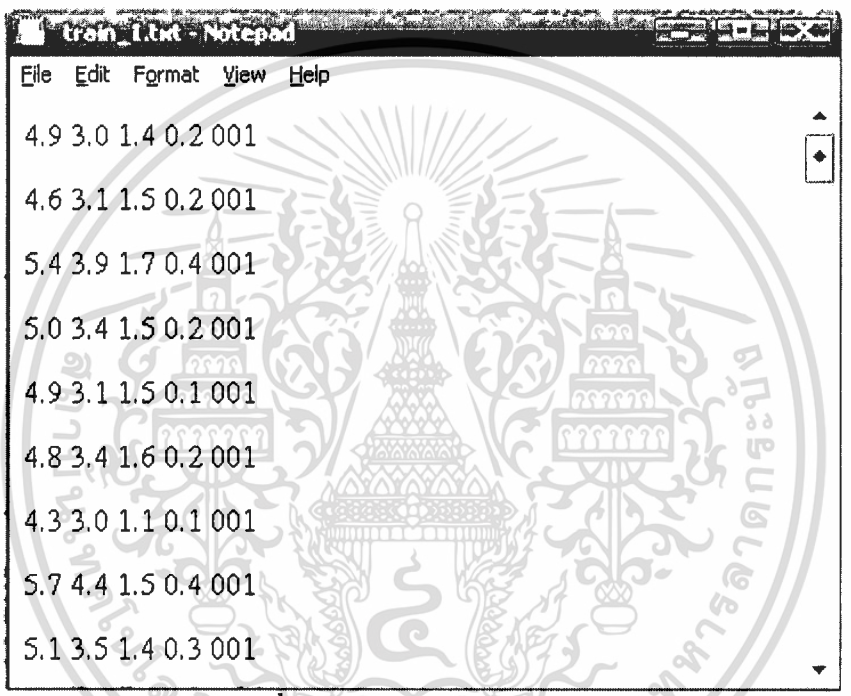
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้นำไปใช้

4.2 ข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดลองเป็นข้อมูลซึ่งอยู่ในรูปของ Text File มีดังนี้

Iris Data

ข้อมูลดอก Iris ประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 4 อย่าง หรือ 4 แอตตริบิวต์ ที่แตกต่างกัน โดยมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 150 ตัวอย่าง มีทั้งหมด 3 กลุ่ม แต่ละกลุ่มมีข้อมูล 50 ตัวอย่าง ซึ่งแบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 90 ตัวอย่าง และข้อมูลทดสอบ 60 ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.22

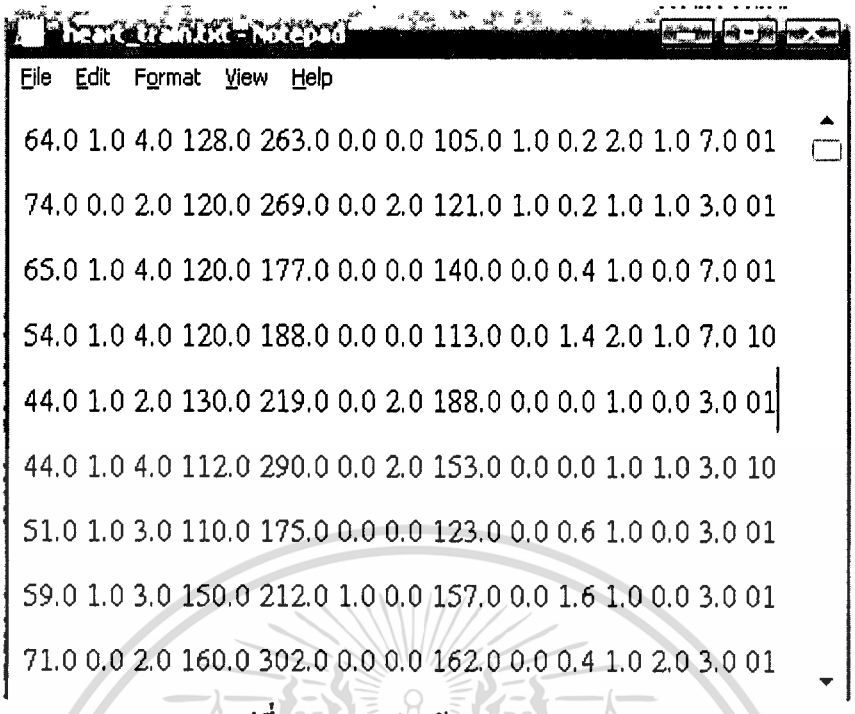


รูปที่ 4.22 ตัวอย่างข้อมูล Iris Data

Heart Data

ข้อมูล Heart ประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 13 อย่าง หรือ 13 แอตตริบิวต์ ที่แตกต่างกัน โดยมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 270 ตัวอย่าง มีทั้งหมด 2 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 มีข้อมูล 150 ตัวอย่าง และกลุ่มที่ 2 มีข้อมูล 120 ตัวอย่าง ซึ่งแบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 189 ตัวอย่าง และข้อมูลทดสอบ 81 ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.23

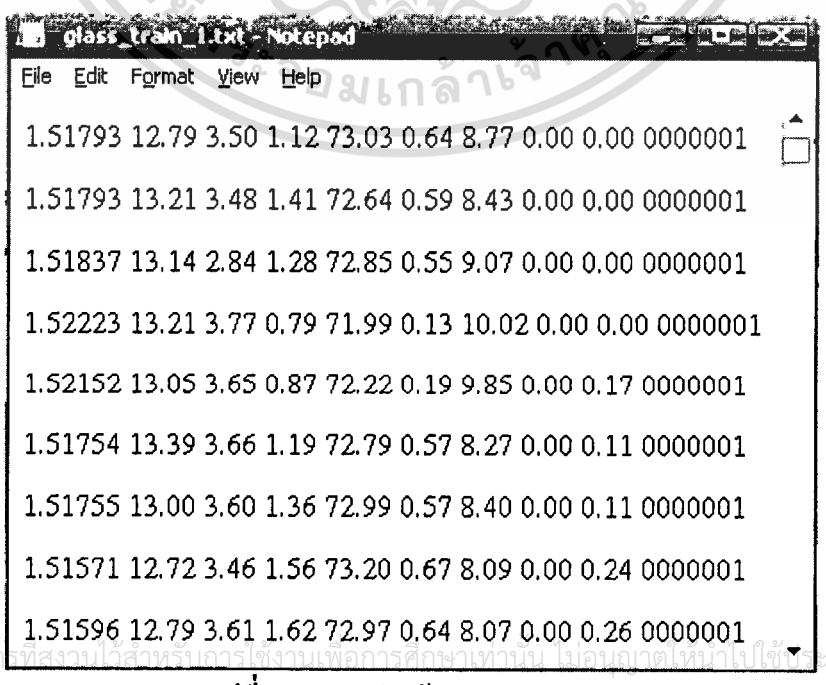
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.23 ตัวอย่างข้อมูล Heart Data

Glass Data

ข้อมูล Glass ประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 9 อย่าง หรือ 9 แอตตริบิวต์ ที่แตกต่างกัน โดยมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 214 ตัวอย่าง มีทั้งหมด 7 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 มีข้อมูล 70 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 2 มีข้อมูล 176 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 3 มีข้อมูล 17 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 4 มีข้อมูล 0 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 5 มีข้อมูล 13 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 6 มีข้อมูล 9 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 7 มีข้อมูล 29 ตัวอย่าง ซึ่งแบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 149 ตัวอย่าง และข้อมูลทดสอบ 65 ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.24

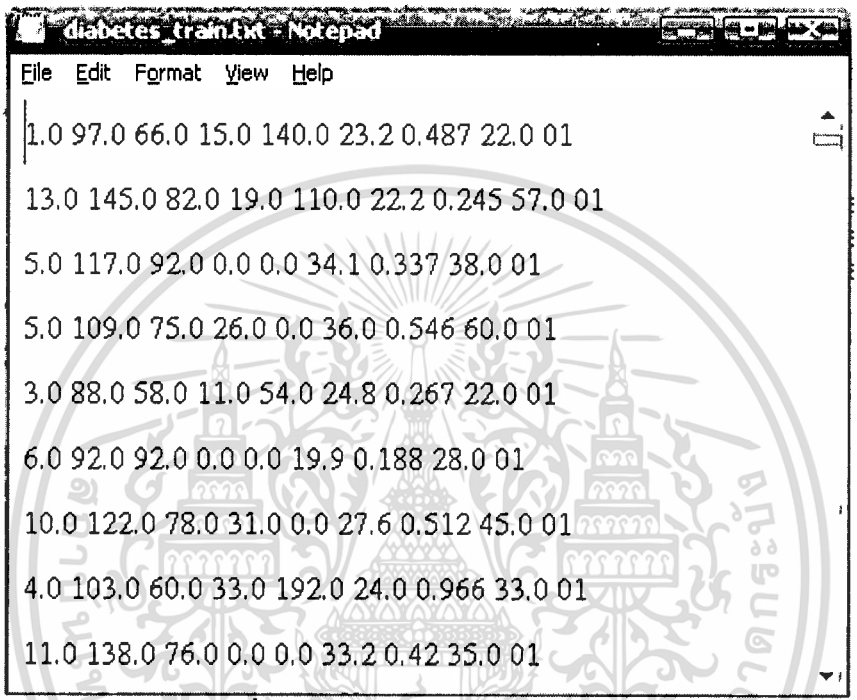


รูปที่ 4.24 ตัวอย่างข้อมูล Glass Data

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Diabetes Data

ข้อมูล Diabetes ประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 8 อย่าง หรือ 8 แอตตริบิวต์ ที่แตกต่างกัน โดยมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 768 ตัวอย่าง มีทั้งหมด 2 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 มีข้อมูล 500 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 2 มีข้อมูล 268 ตัวอย่าง ซึ่งแบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 538 ตัวอย่าง และข้อมูลทดสอบ 230 ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.25

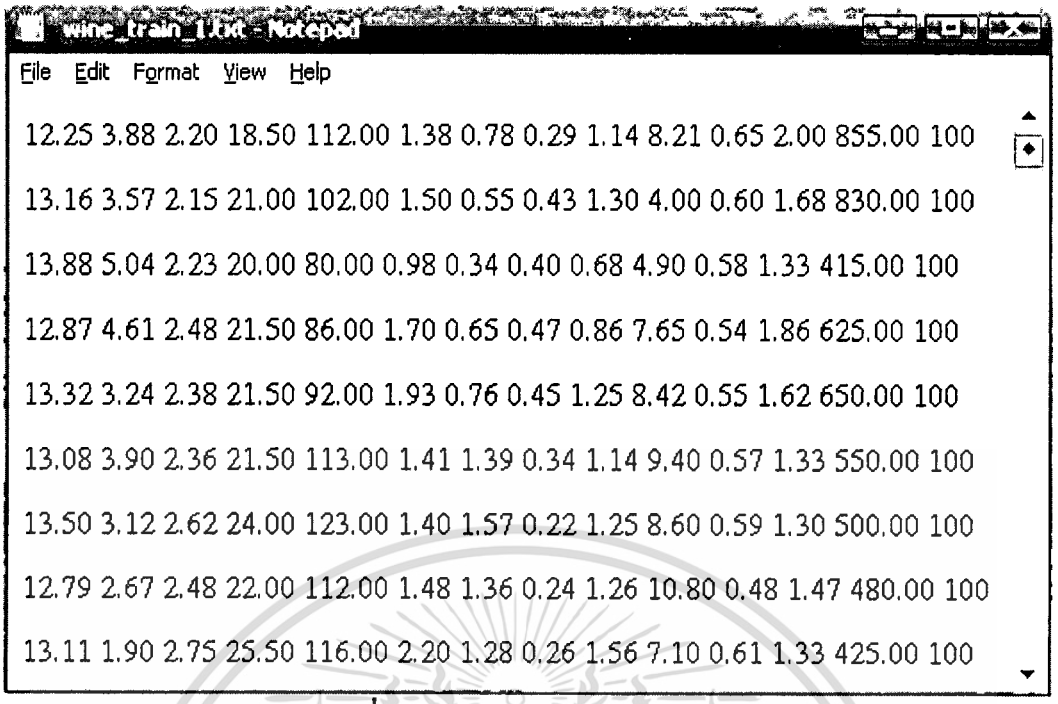


รูปที่ 4.25 ตัวอย่างข้อมูล Diabetes Data

Wine Data

ข้อมูล Wine ประกอบไปด้วยคุณลักษณะ 13 อย่าง หรือ 13 แอตตริบิวต์ ที่แตกต่างกัน โดยมีจำนวนข้อมูลทั้งหมด 178 ตัวอย่าง มีทั้งหมด 3 กลุ่ม กลุ่มที่ 1 มีข้อมูล 59 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 2 มีข้อมูล 71 ตัวอย่าง กลุ่มที่ 3 มีข้อมูล 48 ตัวอย่าง ซึ่งแบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 125 ตัวอย่าง และข้อมูลทดสอบ 23 ตัวอย่าง ดังรูปที่ 4.26

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.26 ตัวอย่างข้อมูล Wine Data

4.3 ผลการทดลองและการวิเคราะห์

4.3.1 ผลการทดลอง

ในการทดลองจะพิจารณาปัจจัยหลายๆ ประการ เช่น จำนวนรอบในการฝึกสอน ลำดับของอินพุทแพทเทินที่นำเข้าฝึกสอน โดยพิจารณาว่ามีผลต่อผลลัพธ์หรือไม่ มากน้อยเพียงใดซึ่งได้ผลการทดลอง ดังนี้

4.3.1.1 Iris data

ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายออกเป็น 5 ชุด โดยแต่ละชุดจะมีลำดับในการฝึกสอนโครงข่ายไม่เหมือนกัน จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 150 ตัวอย่าง แบ่งเป็น ข้อมูลฝึกสอน 90 ตัวอย่าง ข้อมูลทดสอบ 60 ตัวอย่าง

กำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- Input Node : 4
- Output Node : 3
- อัตราการเรียนรู้ (β) : 0.1
- วิจิแลนซ์ (ρ) : 0.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

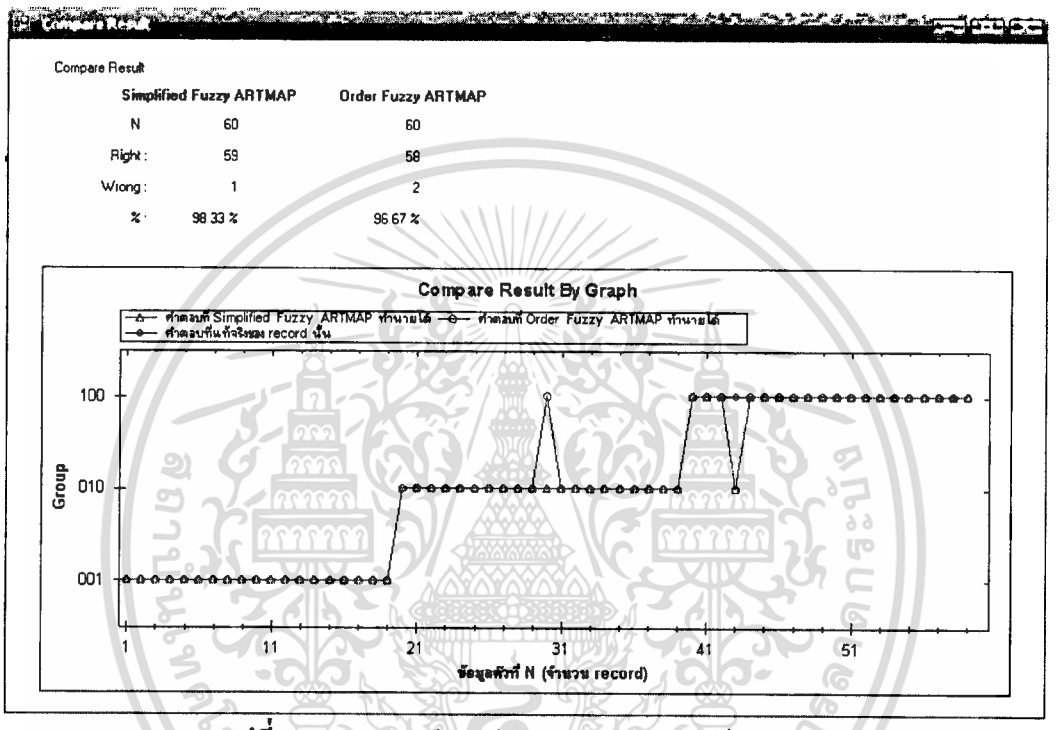
ตารางที่ 4.1 สรุปผลการทดลองข้อมูล Iris ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Iris				
		เฉลี่ยเปอร์เซนต์ความถูกต้อง(%)		เฉลี่ย(%)
รอบที่ 1	SFAM	Iris ชุดที่ 1	95.00	94.00
		Iris ชุดที่ 2	96.67	
		Iris ชุดที่ 3	93.33	
		Iris ชุดที่ 4	93.33	
		Iris ชุดที่ 5	91.67	
	Ordered FAM	Iris ชุดที่ 1	93.33	93.33
		Iris ชุดที่ 2	93.33	
		Iris ชุดที่ 3	93.33	
		Iris ชุดที่ 4	93.33	
		Iris ชุดที่ 5	93.33	
รอบที่ 10	SFAM	Iris ชุดที่ 1	95.00	93.66
		Iris ชุดที่ 2	93.33	
		Iris ชุดที่ 3	93.33	
		Iris ชุดที่ 4	93.33	
		Iris ชุดที่ 5	93.33	
	Ordered FAM	Iris ชุดที่ 1	93.33	93.33
		Iris ชุดที่ 2	93.33	
		Iris ชุดที่ 3	93.33	
		Iris ชุดที่ 4	93.33	
		Iris ชุดที่ 5	93.33	
รอบที่ 100	SFAM	Iris ชุดที่ 1	98.33	95.00
		Iris ชุดที่ 2	95.00	
		Iris ชุดที่ 3	96.67	
		Iris ชุดที่ 4	93.33	
		Iris ชุดที่ 5	91.67	
	Ordered FAM	Iris ชุดที่ 1	96.67	96.67
		Iris ชุดที่ 2	96.67	
		Iris ชุดที่ 3	96.67	
		Iris ชุดที่ 4	96.67	
		Iris ชุดที่ 5	96.67	
รอบที่ 1000	SFAM	Iris ชุดที่ 1	98.33	95.33
		Iris ชุดที่ 2	95.00	
		Iris ชุดที่ 3	96.67	
		Iris ชุดที่ 4	95.00	
		Iris ชุดที่ 5	91.67	
	Ordered FAM	Iris ชุดที่ 1	96.67	96.67
		Iris ชุดที่ 2	96.67	
		Iris ชุดที่ 3	96.67	
		Iris ชุดที่ 4	96.67	
		Iris ชุดที่ 5	96.67	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Iris ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Iris				
อัลกอริทึม	จำนวนรอบฝึกสอน	ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลสูงสุด		
		Max	Min	Average
SFAM	100	98.33	91.67	95.33
Ordered FAM	100	96.67	96.67	96.67



รูปที่ 4.27 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Iris

จากการทดลองข้อมูล Iris โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุ พบว่าอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องใกล้เคียงกัน แต่จากการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ที่มีการสลับลำดับกัน จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.1.2 Heart data

ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายออกเป็น 5 ชุด โดยแต่ละชุดจะมีลำดับในการฝึกสอนโครงข่ายไม่เหมือนกัน จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 270 ตัวอย่าง แบ่งเป็น ข้อมูลฝึกสอน 189 ตัวอย่าง ข้อมูลทดสอบ 81 ตัวอย่าง

กำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- Input Node : 13
- Output Node : 2
- อัตราการเรียนรู้ (β) : 0.1
- วิจิแลนซ์ (ρ) : 0.8

ตารางที่ 4.3 สรุปผลการทดลองข้อมูล Heart ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Heart				
		เปอร์เซนต์ความถูกต้อง(%)		เฉลี่ย(%)
รอบที่ 1	SFAM	Heart ชุดที่ 1	67.90	74.32
		Heart ชุดที่ 2	71.60	
		Heart ชุดที่ 3	76.54	
		Heart ชุดที่ 4	79.01	
		Heart ชุดที่ 5	76.54	
	Ordered FAM	Heart ชุดที่ 1	67.90	67.90
		Heart ชุดที่ 2	67.90	
		Heart ชุดที่ 3	67.90	
		Heart ชุดที่ 4	67.90	
		Heart ชุดที่ 5	67.90	
รอบที่ 10	SFAM	Heart ชุดที่ 1	80.25	79.51
		Heart ชุดที่ 2	75.31	
		Heart ชุดที่ 3	79.01	
		Heart ชุดที่ 4	79.01	
		Heart ชุดที่ 5	83.95	
	Ordered FAM	Heart ชุดที่ 1	74.07	74.07
		Heart ชุดที่ 2	74.07	
		Heart ชุดที่ 3	74.07	
		Heart ชุดที่ 4	74.07	
		Heart ชุดที่ 5	74.07	
รอบที่ 100	SFAM	Heart ชุดที่ 1	69.14	69.63
		Heart ชุดที่ 2	67.90	
		Heart ชุดที่ 3	75.31	
		Heart ชุดที่ 4	69.14	
		Heart ชุดที่ 5	66.67	
	Ordered FAM	Heart ชุดที่ 1	79.01	79.01
		Heart ชุดที่ 2	79.01	
		Heart ชุดที่ 3	79.01	
		Heart ชุดที่ 4	79.01	
		Heart ชุดที่ 5	79.01	

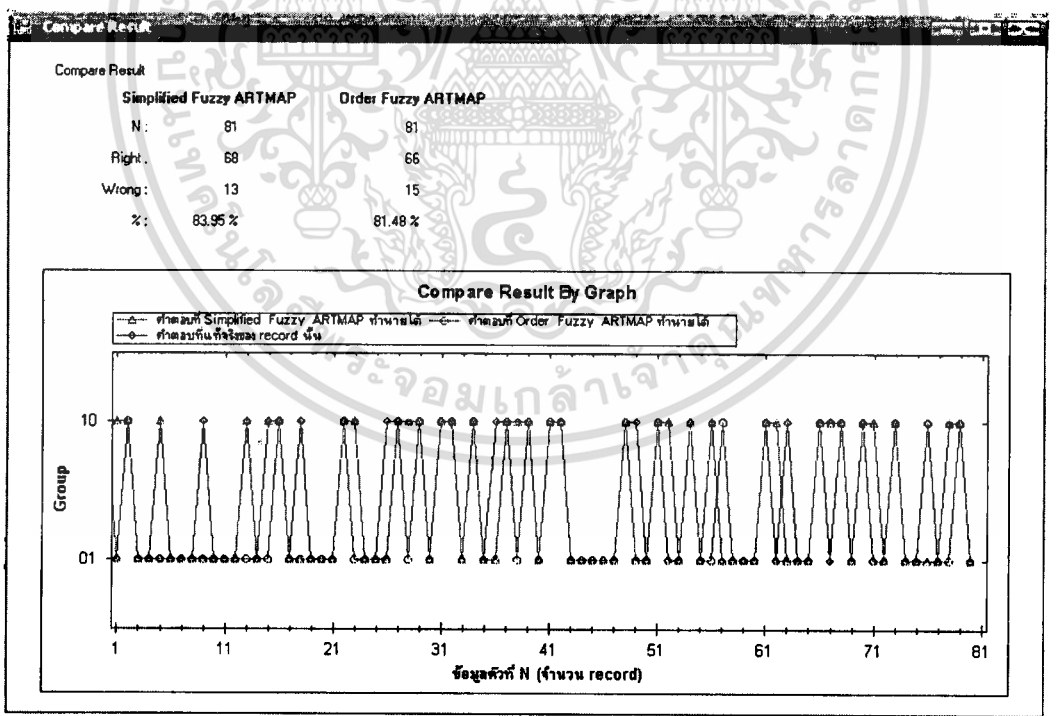
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 (ต่อ)

รอบที่ 1000	SFAM	Heart ชุดที่ 1	55.56	66.42
		Heart ชุดที่ 2	59.26	
		Heart ชุดที่ 3	75.31	
		Heart ชุดที่ 4	70.37	
		Heart ชุดที่ 5	71.60	
	Ordered FAM	Heart ชุดที่ 1	81.48	81.48
		Heart ชุดที่ 2	81.48	
		Heart ชุดที่ 3	81.48	
		Heart ชุดที่ 4	81.48	
		Heart ชุดที่ 5	81.48	

ตารางที่ 4.4 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Heart ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Heart				
อัลกอริทึม	จำนวนรอบฝึกสอน	ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลสูงสุด		
		Max	Min	Average
SFAM	10	83.95	75.31	79.51
Ordered FAM	1000	81.48	81.48	81.48



รูปที่ 4.28 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Heart

จากการทดลองข้อมูล Heart โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุ จากค่าเฉลี่ยในการจำแนกหมวดหมู่พบว่าอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและจากการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ที่มีการสลับลำดับกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพนั้น ผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

4.3.1.3 Glass data

ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายออกเป็น 5 ชุด โดยแต่ละชุดจะมีลำดับในการฝึกสอนโครงข่ายไม่เหมือนกัน จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 214 ตัวอย่าง แบ่งเป็น ข้อมูลฝึกสอน 149 ตัวอย่าง ข้อมูลทดสอบ 65 ตัวอย่าง

กำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- Input Node : 9
- Output Node : 7
- อัตราการเรียนรู้ (β) : 0.1
- วิจิแลนซ์ (ρ) : 0.9

ตารางที่ 4.5 สรุปผลการทดลองข้อมูล Glass ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Glass				
		เปอร์เซนต์ความถูกต้อง(%)		เฉลี่(%)
รอบที่ 1	SFAM	Glass ชุดที่ 1	61.54	63.69
		Glass ชุดที่ 2	50.77	
		Glass ชุดที่ 3	61.54	
		Glass ชุดที่ 4	72.31	
		Glass ชุดที่ 5	72.31	
	Ordered FAM	Glass ชุดที่ 1	60.00	60.00
		Glass ชุดที่ 2	60.00	
		Glass ชุดที่ 3	60.00	
		Glass ชุดที่ 4	60.00	
		Glass ชุดที่ 5	60.00	
รอบที่ 10	SFAM	Glass ชุดที่ 1	64.62	63.08
		Glass ชุดที่ 2	56.92	
		Glass ชุดที่ 3	66.15	
		Glass ชุดที่ 4	64.62	
		Glass ชุดที่ 5	63.08	
	Ordered FAM	Glass ชุดที่ 1	67.69	67.69
		Glass ชุดที่ 2	67.69	
		Glass ชุดที่ 3	67.69	
		Glass ชุดที่ 4	67.69	
		Glass ชุดที่ 5	67.69	

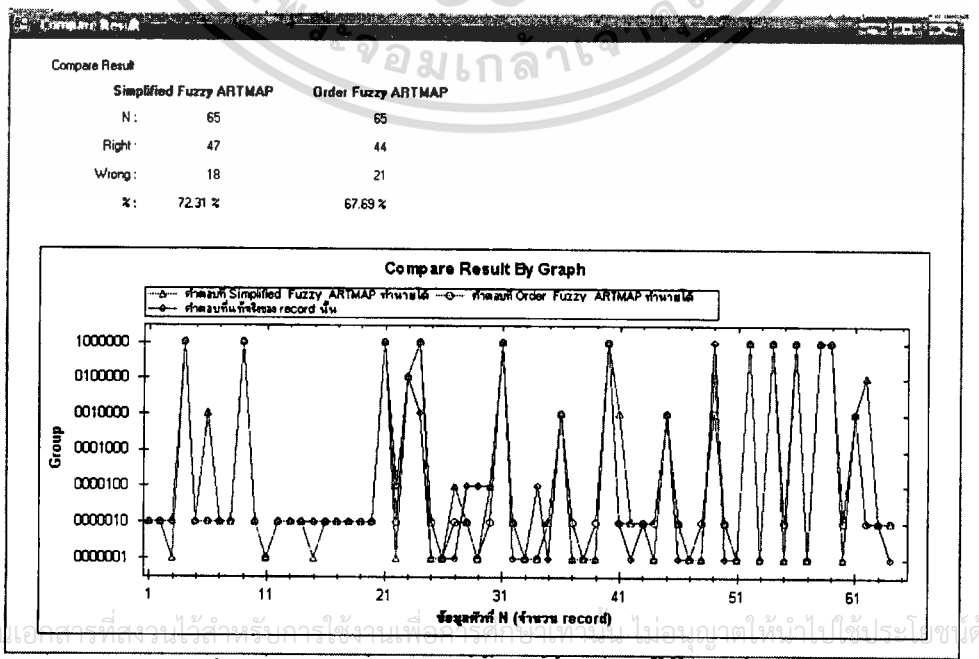
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 (ต่อ)

รอบที่ 100	SFAM	Glass ชุดที่ 1	52.31	56.00
		Glass ชุดที่ 2	52.31	
		Glass ชุดที่ 3	60.00	
		Glass ชุดที่ 4	58.46	
		Glass ชุดที่ 5	56.92	
	Ordered FAM	Glass ชุดที่ 1	58.46	58.46
		Glass ชุดที่ 2	58.46	
		Glass ชุดที่ 3	58.46	
		Glass ชุดที่ 4	58.46	
		Glass ชุดที่ 5	58.46	
รอบที่ 1000	SFAM	Glass ชุดที่ 1	55.38	52.92
		Glass ชุดที่ 2	56.92	
		Glass ชุดที่ 3	49.23	
		Glass ชุดที่ 4	46.15	
		Glass ชุดที่ 5	56.92	
	Ordered FAM	Glass ชุดที่ 1	58.46	58.46
		Glass ชุดที่ 2	58.46	
		Glass ชุดที่ 3	58.46	
		Glass ชุดที่ 4	58.46	
		Glass ชุดที่ 5	58.46	

ตารางที่ 4.6 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Glass ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Glass				
อัลกอริทึม	จำนวนรอบฝึกสอน	ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลสูงสุด		
		Max	Min	Average
SFAM	1	72.31	50.77	63.69
Ordered FAM	10	67.69	67.69	67.69



รูปที่ 4.29 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Glass

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการทดลองข้อมูล Glass โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุ จากค่าเฉลี่ยในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลพบว่าอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและจากการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ที่มีการสลับลำดับกัน จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

4.3.1.4 Diabetes data

ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายออกเป็น 5 ชุด โดยแต่ละชุดจะมีลำดับในการฝึกสอนโครงข่ายไม่เหมือนกัน จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 768 ตัวอย่าง แบ่งเป็น ข้อมูลฝึกสอน 538 ตัวอย่าง ข้อมูลทดสอบ 230 ตัวอย่าง

กำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- Input Node : 8
- Output Node : 2
- อัตราการเรียนรู้ (β) : 0.1
- วิจิแลนซ์ (ρ) : 0.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

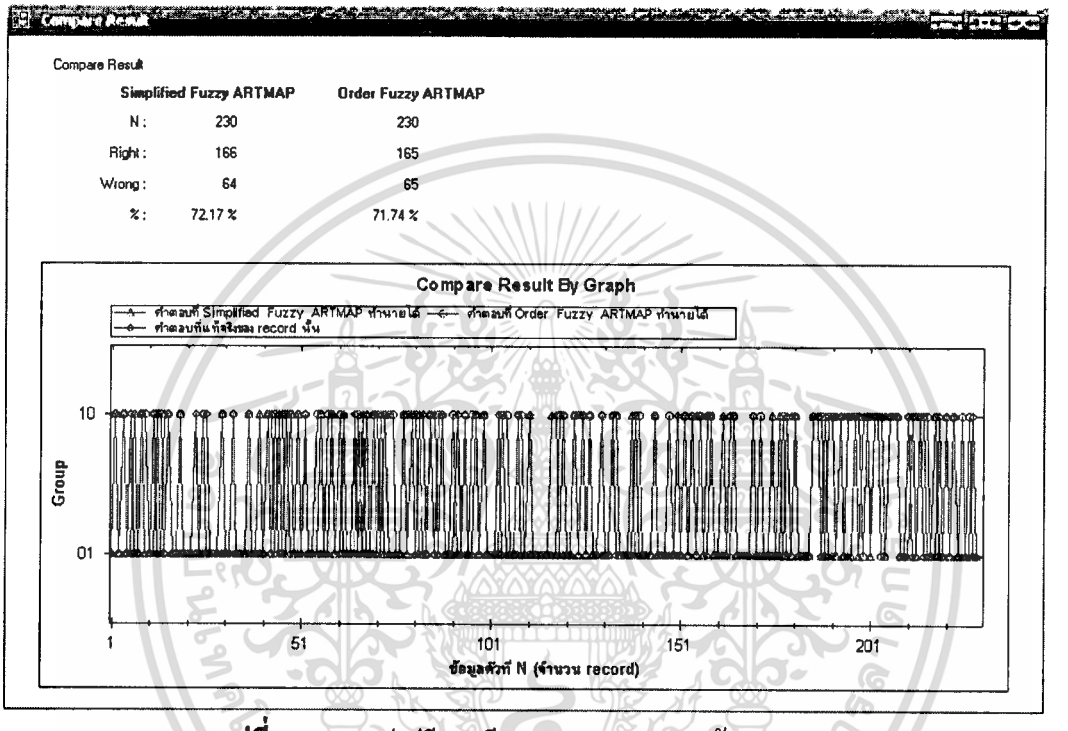
ตารางที่ 4.7 สรุปผลการทดลองข้อมูล Diabetes ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Diabetes				
		เปอร์เซนต์ความถูกต้อง(%)		เฉลี่ย(%)
รอบที่ 1	SFAM	Diabetes ชุดที่ 1	66.52	65.91
		Diabetes ชุดที่ 2	68.70	
		Diabetes ชุดที่ 3	61.30	
		Diabetes ชุดที่ 4	60.87	
		Diabetes ชุดที่ 5	72.17	
	Ordered FAM	Diabetes ชุดที่ 1	64.78	64.78
		Diabetes ชุดที่ 2	64.78	
		Diabetes ชุดที่ 3	64.78	
		Diabetes ชุดที่ 4	64.78	
		Diabetes ชุดที่ 5	64.78	
รอบที่ 10	SFAM	Diabetes ชุดที่ 1	66.96	68.00
		Diabetes ชุดที่ 2	68.70	
		Diabetes ชุดที่ 3	65.65	
		Diabetes ชุดที่ 4	68.26	
		Diabetes ชุดที่ 5	70.43	
	Ordered FAM	Diabetes ชุดที่ 1	66.52	66.52
		Diabetes ชุดที่ 2	66.52	
		Diabetes ชุดที่ 3	66.52	
		Diabetes ชุดที่ 4	66.52	
		Diabetes ชุดที่ 5	66.52	
รอบที่ 100	SFAM	Diabetes ชุดที่ 1	63.91	67.39
		Diabetes ชุดที่ 2	70.87	
		Diabetes ชุดที่ 3	66.96	
		Diabetes ชุดที่ 4	66.09	
		Diabetes ชุดที่ 5	69.13	
	Ordered FAM	Diabetes ชุดที่ 1	71.74	71.74
		Diabetes ชุดที่ 2	71.74	
		Diabetes ชุดที่ 3	71.74	
		Diabetes ชุดที่ 4	71.74	
		Diabetes ชุดที่ 5	71.74	
รอบที่ 1000	SFAM	Diabetes ชุดที่ 1	64.35	66.52
		Diabetes ชุดที่ 2	60.43	
		Diabetes ชุดที่ 3	70.43	
		Diabetes ชุดที่ 4	68.70	
		Diabetes ชุดที่ 5	68.70	
	Ordered FAM	Diabetes ชุดที่ 1	58.26	58.26
		Diabetes ชุดที่ 2	58.26	
		Diabetes ชุดที่ 3	58.26	
		Diabetes ชุดที่ 4	58.26	
		Diabetes ชุดที่ 5	58.26	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.8 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Diabetes ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Diabetes				
อัลกอริทึม	จำนวนรอบฝึกสอน	ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลสูงสุด		
		Max	Min	Average
SFAM	1	72.17	60.87	65.91
Ordered FAM	100	71.74	71.74	71.74



รูปที่ 4.30 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Diabetes

จากการทดลองข้อมูล Diabetes โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุ จากค่าเฉลี่ยในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลพบว่าอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ และจากการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ที่มีการสลับลำดับกัน จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.1.5 Wine data

ทำการแบ่งข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายออกเป็น 5 ชุด โดยแต่ละชุดจะมีลำดับในการฝึกสอนโครงข่ายไม่เหมือนกัน จากจำนวนข้อมูลทั้งหมด 178 ตัวอย่าง แบ่งเป็น ข้อมูลฝึกสอน 125 ตัวอย่าง ข้อมูลทดสอบ 23 ตัวอย่าง

กำหนดค่าพารามิเตอร์ดังนี้

- Input Node : 13
- Output Node : 3
- อัตราการเรียนรู้ (β) : 0.1
- วิจิแลนซ์ (ρ) : 0.8

ตารางที่ 4.9 สรุปผลการทดลองข้อมูล Wine ของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Wine				
		เปอร์เซนต์ความถูกต้อง(%)		เฉลี่ย(%)
รอบที่ 1	SFAM	Wine ชุดที่ 1	96.23	95.09
		Wine ชุดที่ 2	94.34	
		Wine ชุดที่ 3	94.34	
		Wine ชุดที่ 4	98.11	
		Wine ชุดที่ 5	92.45	
	Ordered FAM	Wine ชุดที่ 1	98.11	98.11
		Wine ชุดที่ 2	98.11	
		Wine ชุดที่ 3	98.11	
		Wine ชุดที่ 4	98.11	
		Wine ชุดที่ 5	98.11	
รอบที่ 10	SFAM	Wine ชุดที่ 1	94.34	93.59
		Wine ชุดที่ 2	96.23	
		Wine ชุดที่ 3	90.57	
		Wine ชุดที่ 4	96.23	
		Wine ชุดที่ 5	90.57	
	Ordered FAM	Wine ชุดที่ 1	96.23	96.23
		Wine ชุดที่ 2	96.23	
		Wine ชุดที่ 3	96.23	
		Wine ชุดที่ 4	96.23	
		Wine ชุดที่ 5	96.23	
รอบที่ 100	SFAM	Wine ชุดที่ 1	94.34	94.34
		Wine ชุดที่ 2	94.34	
		Wine ชุดที่ 3	94.34	
		Wine ชุดที่ 4	94.34	
		Wine ชุดที่ 5	94.34	
	Ordered FAM	Wine ชุดที่ 1	92.45	92.45
		Wine ชุดที่ 2	92.45	
		Wine ชุดที่ 3	92.45	
		Wine ชุดที่ 4	92.45	
		Wine ชุดที่ 5	92.45	

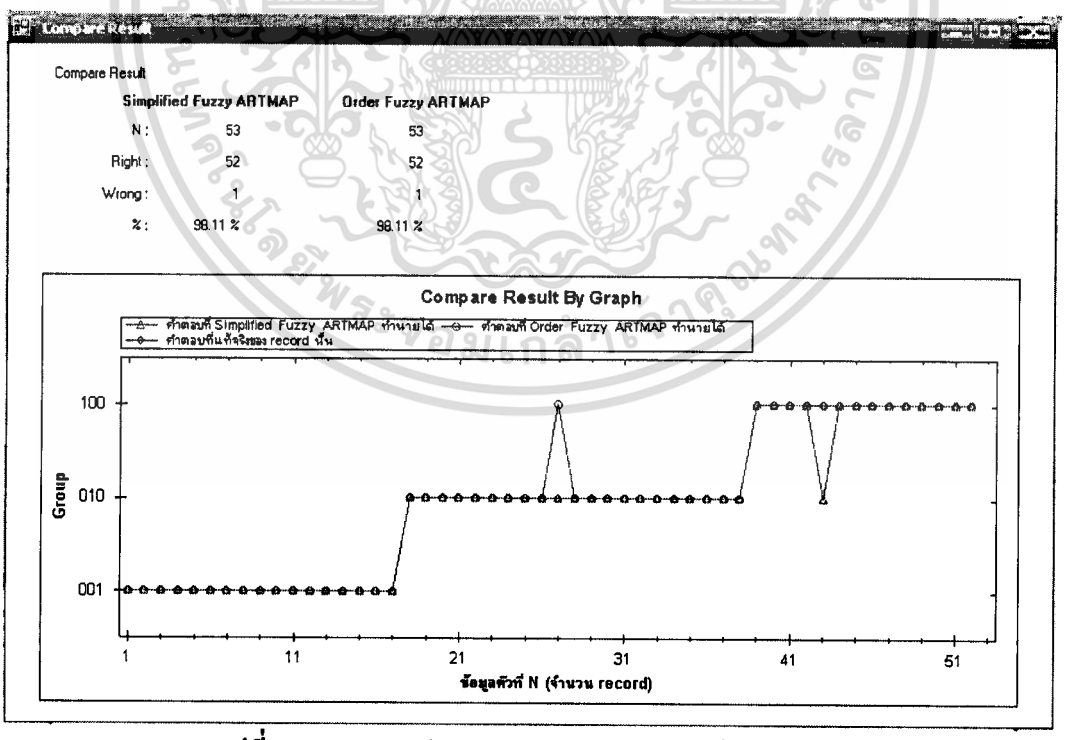
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 (ต่อ)

รอบที่ 1000	SFAM	Wine ชุดที่ 1	96.23	95.10
		Wine ชุดที่ 2	96.23	
		Wine ชุดที่ 3	94.34	
		Wine ชุดที่ 4	92.45	
		Wine ชุดที่ 5	96.23	
	Ordered FAM	Wine ชุดที่ 1	92.45	92.45
		Wine ชุดที่ 2	92.45	
		Wine ชุดที่ 3	92.45	
		Wine ชุดที่ 4	92.45	
		Wine ชุดที่ 5	92.45	

ตารางที่ 4.10 ผลความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลของ Wine ด้วยซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

สรุปข้อมูลชุด Wine				
อัลกอริทึม	จำนวนรอบฝึกสอน	ความถูกต้องในการจำแนกข้อมูลสูงสุด		
		Max	Min	Average
SFAM	1	98.11	92.45	95.09
Ordered FAM	1	98.11	98.11	98.11



รูปที่ 4.31 กราฟเปรียบเทียบการทดลองของข้อมูล Wine

จากการทดลองข้อมูล Wine โดยใช้พารามิเตอร์ตามที่ระบุ จากค่าเฉลี่ยในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลพบว่าอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและจากการทดลองโดยใช้ข้อมูล 5 ชุด ที่มีการสลับลำดับกัน จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพแต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

4.3.2 วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองการจำแนกหมวดหมู่ของข้อมูลตัวอย่าง 5 ชุด สามารถวิเคราะห์ผลการทดลองได้จาก 3 ปัจจัย ดังนี้

1. ลำดับของอินพุทแพทเทินที่นำเข้าฝึกสอน จากการทดลองข้อมูลตัวอย่างทั้ง 5 ชุด จะเห็นได้ว่าลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอน มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ แต่ไม่มีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ส่งผลให้ในการทำการทดลองอัลกอริทึมซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุด จะต้องทดลองข้อมูลให้ครบทั้ง 5 ชุดที่จำนวนรอบเท่ากัน เนื่องจากผลการทดลองในแต่ละชุดไม่เหมือนกัน แต่สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ผลลัพธ์ของข้อมูลทั้ง 5 ชุดในจำนวนรอบที่เท่ากันมีค่าเท่ากันเสมอ

2. ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่ จากการทดลองข้อมูลตัวอย่างทั้ง 5 ชุดการทดลองของข้อมูลแต่ละชนิด คือ Iris, Heart, Glass, Diabetes, Wine พบว่าค่าเฉลี่ยความถูกต้องในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ

3. ความสามารถในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลขึ้นอยู่กับการกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ซึ่งเมื่อมีการปรับค่าพารามิเตอร์แล้วค่าความถูกต้องของข้อมูลอาจมีการเปลี่ยนแปลง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Simplified Fuzzy ARTMAP) และอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ (Ordered Fuzzy ARTMAP) ในโครงการนี้สามารถสรุปผลการดำเนินงานและสรุปผลการทดลอง รวมถึงข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการศึกษา

จากการศึกษาในโครงการนี้สามารถสรุปผลดำเนินงาน ได้ดังนี้

- ในการศึกษาทฤษฎีและอัลกอริทึมต่างของการทำดาต้าไมนิ่ง (Data Mining) ทำให้ทราบว่าดาต้าไมนิ่งเป็นกระบวนการที่ใช้วิเคราะห์และค้นหาความสัมพันธ์ข้อมูลที่ซ่อนเร้นอยู่ภายในฐานข้อมูล ซึ่งข้อมูลที่ได้จากการทำดาต้าไมนิ่งนั้น มีประโยชน์อย่างมากในการนำไปใช้ จึงได้มีการพัฒนาโครงการที่นำเสนอการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งเป็นโครงข่ายแบบหนึ่งที่มีประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ผสมผสานระหว่างอัลกอริทึมออร์เดอริง (Ordering Algorithm) และโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่อาร์ทแมพ (Fuzzy ARTMAP) จึงได้พัฒนาโครงการนี้ขึ้นเพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล

- ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ จะให้ผลการทดลองที่แตกต่างกัน เนื่องจากลำดับการนำเข้าข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายมีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่าย ในขณะที่อัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพมีกระบวนการในการจัดลำดับข้อมูลก่อนนำเข้าสู่การฝึกสอนโครงข่าย ทำให้ผลการทดลองในชุดข้อมูลเดียวกันไม่แตกต่างกัน จึงได้นำกระบวนการจัดลำดับข้อมูลนี้มาทำงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ ซึ่งเป็นการรวมข้อดีและหลีกเลี่ยงข้อเสียของทั้ง 2 โครงข่าย เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลให้มากขึ้น

- จากการศึกษาได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลของทั้ง 2 อัลกอริทึมโดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้ง 5 ชุดการทดลองของข้อมูลแต่ละชนิด พบว่าอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพสามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องมากกว่าซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพ โดยพารามิเตอร์ที่กำหนดให้กับทั้งสองอัลกอริทึมไม่แตกต่างกัน แต่เนื่องจากลำดับการนำเข้าข้อมูลฝึกสอนมีผลต่อผลลัพธ์ในการจำแนกหมวดหมู่ของอัลกอริทึมของซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพส่งผลให้การทดลองเพื่อหาโมเดลที่สามารถจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลได้ถูกต้องที่สุดจะต้องทดลองข้อมูลหลายๆ ชุด เพราะแต่ละชุดก็จะให้ผลลัพธ์ที่แตกต่างกัน ทำให้ต้องใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระยะเวลาในการเรียนรู้มากขึ้น สำหรับอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพนั้นสามารถกำจัดข้อจำกัดในเรื่องลำดับของการนำเข้าข้อมูลเรียบร้อยแล้ว ส่งผลให้การทดลองที่ข้อมูลชุดเดียวกันและรอบการเรียนรู้จำนวนเท่ากันให้ผลลัพธ์เหมือนกัน ทำให้สามารถใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้ที่น้อยกว่าได้

5.2 ประโยชน์ที่ได้รับจากการศึกษาและพัฒนาระบบ

จากการศึกษาโครงการพัฒนาระบบงานนี้ สามารถสรุปประโยชน์ที่ได้รับจากการพัฒนาโครงการ ได้ดังนี้

1. ทำให้เข้าใจทฎษฎี และหลักการทำงานของอัลกอริทึมต่างๆ ในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล (Data Classification) มากขึ้น รวมถึงทำให้ทราบวิธีแก้ปัญหาเมื่อเจอปัญหาที่พบบ่อยในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล
2. ทำให้ได้โปรแกรมในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูล เพื่อใช้ในการทดสอบข้อมูลชุดต่างๆ ทำให้ทราบว่าข้อมูลชุดนั้นเหมาะสมกับอัลกอริทึมแบบใด ทำให้เราสามารถเลือกใช้อัลกอริทึมได้ตามวัตถุประสงค์

5.3 ข้อเสนอแนะ

ในการศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่ข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบซิมพลิไฟด์ฟัซซี่อาร์ทแมพและอัลกอริทึมออร์เดอร์ฟัซซี่อาร์ทแมพ มีสิ่งที่ต้องคำนึงหลายอย่างดังนี้

1. การปรับปรุงข้อมูลก่อนนำมาใช้ เป็นขั้นตอนที่ยุ่งยากและต้องระมัดระวังในการปรับปรุงข้อมูล ทำให้ต้องใช้เวลาในการจัดทำข้อมูลค่อนข้างมาก
2. ในการจัดแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบ จำเป็นต้องให้ข้อมูลแต่ละกลุ่มที่นำเข้ามาฝึกสอนหรือทดสอบมีจำนวนใกล้เคียงกัน จึงต้องจัดทำข้อมูลให้ถูกต้อง
3. การกำหนดพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ต้องคำนึงถึงการทำงานของแต่ละอัลกอริทึม

จากผลการศึกษาของทั้ง 2 อัลกอริทึม ยังมีข้อบกพร่องและความแม่นยำในเรื่องของข้อมูลที่นำมาใช้กับโครงข่ายทั้งสอง ซึ่งเป็นแนวทางหนึ่งในการที่จะนำไปพัฒนาต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

อทิตตา ไพบูลย์. 2549. **การศึกษาเปรียบเทียบการจำแนกหมวดหมู่โดยใช้ฟัซซีอาร์ทแมพและอาร์บีเอฟฟัซซี่อาร์ทแมพ.** โครงการศึกษา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต. กรุงเทพฯ: บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

George Bebis. et al. 1999. "An Ordering Algorithm for Pattern Presentation in Fuzzy ARTMAP That Tends to Improve Generalization Performance." **IEEE Trans. Neural Networks**, vol.10, pp. 768-778. USA.

Mei Ming Kuan. et al. "An Experimental Study of Original and Ordered Fuzzy ARTMAP Neural Networks in Pattern Classification Tasks." **IEEE Trans. Neural Networks**, pp. 392-397. Sain Malaysia University.

Tom Kasuba. 1993. "Simplified Fuzzy ARTMAP." In **AI Expert,** pp. 18-25. USA.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาววรรษรรณ ขวัญละมัย
วัน เดือน ปีเกิด	26 กันยายน 2526
วุฒิการศึกษา	วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์
สถานที่สำเร็จการศึกษา	มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2549

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้