ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้นิวรอนเนตเวิร์ค

DATA CLASSIFICATION USING NEURAL NETWORK MODEL

โดย

จิภัทรา กนกธัชสกุล

มัลลิกา ตรีไพศาลภักดี

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

H004776

ปริญญานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 2 ปีการศึกษา 2550

วพ. จ 4877 ม550

b11976388x

เลขหมู่ 04776

เลขทะเบียน

วัน,เดือน,ปี 8 ต.ค. 2551

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

DATA CLASSIFICATION USING NEURAL NETWORK MODEL

JIPATRA KANOKTADSAKUL

MALLIKA TRIPISANPAKDEE

A PROJECT SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

BACHELOR OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

2/2007

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2008

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใบรับรองปริญญานิพนธ์ ประจำปีการศึกษา 2550

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เรื่อง การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้นิวรอนเนตเวิร์ค

DATA CLASSIFICATION USING NEURAL NETWORK MODEL

ผู้จัดทำ

1. **จิภัทรา กนกธัชสกุล** **รหัสประจำตัว 47070065**
2. **มัลลิกา ตรีไพศาลภักดี** **รหัสประจำตัว 47070100**

..... **อาจารย์ที่ปรึกษา**

(รศ.ดร.อาริต ธรรมโน)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้นิวรอนเนตเวิร์ค		
นักศึกษา	นางสาวจิภัทรา กนกธัชสกุล	รหัสประจำตัว	47070065
	นางสาวมัลลิกา ตรีไพศาลภักดี	รหัสประจำตัว	47070100
ปริญญา	วิทยาศาสตร์บัณฑิต		
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ		
พ.ศ.	2550		
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร.อาริต ธรรมโน		

บทคัดย่อ

ในปัจจุบันการจัดการข้อมูลได้กลายมาเป็นอีกหนึ่งปัญหาสำคัญต่อการบริหารงานในหลายองค์กร เนื่องจากแต่ละองค์กรมีข้อมูลที่ต้องการการจัดการเป็นจำนวนมาก และในขณะเดียวกันข้อมูลจำนวนมากเหล่านั้นยังมีความรู้ซึ่งอาจเป็นประโยชน์ต่อองค์กรซ่อนอยู่ อย่างไรก็ตามการค้นหาความรู้ซึ่งซ่อนอยู่ในข้อมูลจำนวนมากอาจเป็นไปได้ยาก ดังนั้นปริญญานิพนธ์นี้จึงนำเสนอโมเดลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อหาความสัมพันธ์และแบ่งกลุ่มของข้อมูล เริ่มจากการศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชั่น และทฤษฎีการทำเหมืองข้อมูลจากนั้นนำความรู้ที่ได้จากการศึกษามาพัฒนาเป็นโปรแกรมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล ผลที่ได้คือการแสดงค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง และแสดงค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Data Classification Using Neural Network Model
Student	Ms. Jipatra Kanoktadsakul **Student ID.** 47070065
	Ms. Mallika Tripisanpakdee **Student ID.** 47070100
Degree	Bachelor of Science
Major	Information Technology
Academic Year	2007
Advisor	Assoc. Prof. Dr. Arit Thammano

ABSTRACT

At the present time, Data Management is become a problem for organizations because Today, organizations are accumulating vast and growing amounts of data in different formats and different databases. Organizations have to confront with huge amount data. Therefore, this project aims to present model used to derive advantageous knowledge from data. First, we were studied theory of backpropagation neural network and theory of data mining concept. After that, from previous studied, we develop program for data classification by using neuron network. The result shown as Mean Square Error (MSE) and Sum of Squared Error (SSE)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ปริญญานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จไปได้ด้วยความช่วยเหลือและความกรุณาจากบุคคลเหล่านี้

ขอขอบพระคุณบิดามารดาที่ให้โอกาสในการศึกษาเหล่าเรียนอย่างเต็มที่ รวมทั้งคอยช่วยเหลือเป็นให้กำลังใจ รวมทั้งคำปรึกษามาและให้การสนับสนุนโดยตลอด

ขอขอบพระคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาวิชาโครงงาน ที่ได้ให้ความช่วยเหลือ คำแนะนำในการดำเนินพัฒนาปริญญานิพนธ์ ตลอดจนการปรับปรุงแก้ไขปัญหาต่าง ๆ

ขอขอบคุณพระคุณ อาจารย์ทุกท่านที่ได้ให้ความรู้ในวิชาต่าง ๆ เพื่อนำความรู้มาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาโครงการ

ขอขอบคุณพี่หญิง และพี่แหม่มที่คอยช่วยเหลือ และแก้ปัญหาต่าง ๆให้ผ่านพ้นไปได้ด้วยดี

สุดท้ายนี้ขอขอบคุณเพื่อน ๆ ที่เป็นกำลังใจให้กันเสมอมา

จิภัทรา กนกธัชสกุล

มัลลิกา ตรีไพศาลภักดี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II
กิตติกรรมประกาศ III
สารบัญ IV
สารบัญตาราง VII
สารบัญรูป IX

บทที่ 1 บทนำ 1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญ 1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 1
1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในปริญญานิพนธ์ 1
1.4 ขอบเขตของการศึกษา 2
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา 2
1.6 ประโยชน์ที่คาดจะได้รับ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 4
2.1 การทำเหมืองข้อมูล 4
2.1.1 ประเภทของข้อมูล 5
2.1.2 กระบวนการในการทำดาต้าไมนิ่ง 6
2.1.3 งานของดาต้าไมนิ่ง 8
2.1.4 เทคนิคในการทำดาต้าไมนิ่ง 9
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม 11
2.2.1 วิธีการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม 15
2.2.2 เพอเซพตรอน 15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

2.2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น 17
2.2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 17
2.2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียนเบซิสฟังก์ชัน 21

บทที่ 3 การพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม 32
3.1 เตรียมข้อมูลที่จะใช้ในการฝึกสอนแบบ 32
3.2 การพัฒนาโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม 33
3.2.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 33
3.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน 34
3.2.3 อธิบายการทำงานของโครงข่ายประเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 35
3.2.4 อธิบายการทำงานของโครงข่ายประเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน 36

บทที่ 4 การทดลองและผลการทดลอง
4.1 การทดลอง 37
4.2 เปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิลฟังก์ชัน 38
4.2.1 การทดลองที่ 1 38
4.2.2 การทดลองที่ 2 40
4.2.3 การทดลองที่ 3 41
4.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง 43
4.3.1 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 1 43
4.3.2 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 2 43
4.3.3 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 3 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ 45

5.1 สรุปผลการทดลอง 45

5.2 ข้อเสนอแนะ 45

บรรณานุกรม 46

ภาคผนวก 47

ประวัติผู้เขียน 53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่

2.1 ตารางการเปรียบเทียบลักษณะของระบบประสาทของมนุษย์กับโครงข่ายประสาทเทียม 11
4.1 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูลIris 38
4.2 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Haberman 39
4.3 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Wine 39
4.4 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Glass 39
4.5 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Iris 40
4.6 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Haberman 41
4.7 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Wine 41
4.8 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Glass 41
4.9 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Iris 42
4.10 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Haberman 42

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง(ต่อ)

หน้า

ตารางที่

4.11 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Wine 42
4.12 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Glass 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

หน้า

รูปที่

2.1 กระบวนการในการทำดาต้าไมนิ่ง 5
2.2 แสดงความสัมพันธ์ของความรู้ สารสนเทศ และข้อมูล 6
2.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทของมนุษย์ 11
2.4 แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทของนิวรอน 11
2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์ 13
2.6 ฟังก์ชันสเตป 13
2.7 ฟังก์ชันไซน์ 14
2.8 ฟังก์ชันเชิงเส้น 14
2.9 ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเมทียม 15
2.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายหลายชั้น 17
2.11 แสดงรูปโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 18
2.12 แสดงรูปแบบ Radial Basis Function Network 22
2.13 กราฟของฟังก์ชั่นกัลป์เซียน 23
2.14 กราฟของฟังก์ชัน Cubic 24
2.15 แสดงถึงอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มโดยใช้วิธีแบบ k-means 27
3.1 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูล 31
3.2 แสดงขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 34
3.3 แสดงขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน 35
4.1 แสดงตัวอย่างข้อมูล Iris Database 36
4.2 แสดงตัวอย่างข้อมูล Wine Database 37
4.3 แสดงตัวอย่างข้อมูล Haberman Database 37
4.4 แสดงตัวอย่างข้อมูล Glass Database 38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป(ต่อ)

หน้า

รูปที่

ก.1 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 47
ก.2 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ 49
ก.3 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน 50
ก.4 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน 52

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในโลกของธุรกิจในปัจจุบันมีการแข่งขันกันอย่างมาก องค์กรทุกองค์กรต่างต้องการจะนำความสำเร็จมาสู่องค์กร จึงพยายามหาเทคนิคต่างๆ มาช่วยในการดำเนินงานและปรับปรุงกระบวนการในการทำงาน เพื่อพัฒนาประสิทธิภาพขององค์กร

ข้อมูลหรือดาต้าเป็นอีกองค์ประกอบสำคัญในกระบวนการทำงานของทุกองค์กร ซึ่งองค์กรส่วนใหญ่ต้องเผชิญกับปัญหาการจัดการกับข้อมูลซึ่งมีจำนวนมาก โดยข้อมูลที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้มีน้อย อีกทั้งยังถูกซ่อนอยู่ในรูปของข้อมูลดิบจำนวนมาก ทำให้การนำข้อมูลที่มีประโยชน์ออกมาใช้เป็นไปได้ยาก

การทำดาต้าไมนิ่งหรือเหมืองข้อมูลเป็นอีกหนึ่งวิธีการที่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหา ดาต้าไมนิ่งสามารถแยกแยะข้อมูลที่เป็นประโยชน์ ออกจากข้อมูลดิบและอธิบายความหมายของข้อมูลในรูปแบบของความสัมพันธ์ โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อแบ่งกลุ่มความสัมพันธ์ของข้อมูล ทำให้เกิดข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่อการบริหารงานในองค์กร

ข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์สามารถสร้างความได้เปรียบทางธุรกิจให้แก่องค์กร โดยการนำข้อมูลเหล่านี้มาใช้ในการประเมินความเป็นไปได้ในอนาคต เพื่อประกอบการตัดสินใจในการกำหนดกลยุทธ์และแนวทางการในบริหารองค์กร

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1.2.1 เพื่อศึกษาข้อดีและข้อเสียของอัลกอริธึมต่างๆ ที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.2.2 เพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริธึมในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.2.3 เพื่อพัฒนาโปรแกรมที่สามารถนำไปใช้งานได้จริงสำหรับองค์กรในการจัดแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในปริญญานิพนธ์

1.3.1 ทฤษฎีการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) ประเภทการแบ่งกลุ่มและจัดหมวดหมู่ข้อมูล (Data Classification)

1.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เทคนิคแบคพรอพพาเกชันในการสร้างแบบจำลองเพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3.3 โครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้เทคนิคเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis function) ในการสร้างแบบจำลองเพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.3.4 ทฤษฎีการแบ่งกลุ่มข้อมูล (Clustering Analysis) โดยใช้อัลกอริธึมเคมีน

1.4 ขอบเขตของปริญญานิพนธ์

1.4.1 ทำการศึกษาข้อดีและข้อเสียของอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.4.2 ทำการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยศึกษาจากข้อมูลที่มีการเก็บบันทึกไว้เรียบร้อยแล้วและไม่มีการเปลี่ยนแปลงหรือมีการรับข้อมูลใหม่เข้ามา

1.4.3 ทำการพัฒนาโปรแกรมใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.4.4 ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลตัวเลขเท่านั้น

1.5 ขั้นตอนการศึกษา

แบ่งขั้นตอนการศึกษาออกเป็นขั้นตอนต่างๆ ดังนี้

1.5.1 กำหนดความต้องการของโปรแกรม

- ระบุขอบเขตของระบบให้ชัดเจน
- ระบุรูปแบบของข้อมูลที่นำมาใช้กับระบบ

1.5.2 การวิเคราะห์ระบบ เป็นการวิเคราะห์ขั้นตอนการดำเนินงานของระบบ

- วิเคราะห์ฟังก์ชันต่างๆที่จำเป็นของระบบ
- วิเคราะห์และศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสม

1.5.3 การออกแบบระบบ เป็นการนำข้อมูลที่ได้มาจากขั้นตอนการวิเคราะห์ระบบมาทำการออกแบบ

- ทำการออกแบบหน้าจอระบบ ให้รองรับการทำงานได้อย่างถูกต้องทุกฟังก์ชัน

1.5.4 การพัฒนาระบบมีการจัดเตรียมทรัพยากรให้พร้อมสำหรับการพัฒนาระบบจากนั้นเป็นขั้นตอนการพัฒนาโปรแกรมตามที่ได้ทำการออกแบบไว้โดยใช้เครื่องมือต่อไปนี้

- เนทบีน เวอร์ชั่น 5.5.1 (NetBeans IDE 5.5.1) ในการพัฒนาระบบ

1.5.5 การทดสอบระบบ

- ทดสอบและหาข้อผิดพลาดของระบบ เพื่อให้ระบบสามารถทำงานได้ถูกต้องตามที่ออกแบบไว้ รวมทั้งวิเคราะห์ผลลัพธ์เพื่อนำมาประเมินประสิทธิภาพของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5.6 การติดตั้งระบบ

- ทำการติดตั้งระบบที่ผ่านการทดสอบไว้ที่เครื่องคอมพิวเตอร์ของผู้ใช้ในลักษณะของซอฟต์แวร์

1.5.7 จัดทำคู่มือและเอกสารประกอบการใช้

1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.6.1 สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.6.2 สามารถเปรียบเทียบข้อดีและข้อเสียของอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

1.6.3 สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลภายในองค์กร

1.6.4 สามารถจัดการแบ่งกลุ่มข้อมูลดิบเพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูลที่เป็นประโยชน์ต่อองค์กร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

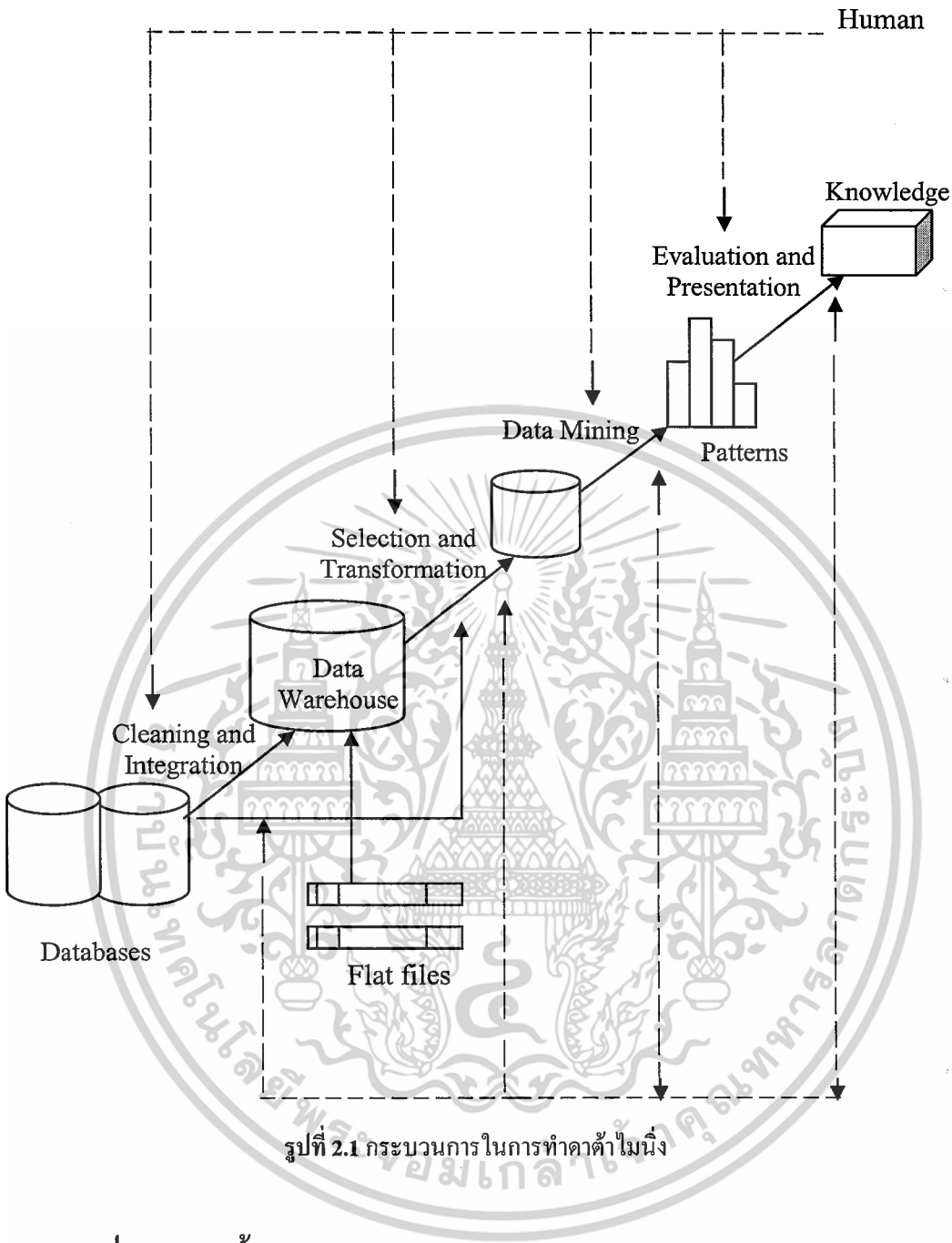
บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ปริญญานิพนธ์การแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองนิวรอนเนตเวิร์ค เป็นการนำความรู้ที่ได้จากการศึกษาทฤษฎีการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) และทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มาประยุกต์ใช้ โดยแต่ละทฤษฎีมีรายละเอียด ดังนี้

2.1 การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

ดาต้าไมนิ่ง คือ การทำเหมืองความรู้จากข้อมูลที่มีอยู่ในฐานข้อมูล โดยจะมีกระบวนการสำรวจและวิเคราะห์ข้อมูลดิบ การดึงความรู้ที่ได้ออกมาและนำความรู้ที่ได้มาสรุปเป็นองค์ความรู้ การค้นหาความสัมพันธ์และรูปแบบทั้งหมด ซึ่งมีอยู่จริงในฐานข้อมูล แต่ได้ถูกซ่อนไว้ภายในข้อมูลจำนวนมาก และทำการจัดเก็บข้อมูลความรู้เหล่านั้นลงในฐานข้อมูลความรู้ที่สร้างขึ้น ซึ่งสามารถนำข้อมูลเหล่านั้นมาช่วยสนับสนุนการตัดสินใจในกระบวนการต่างๆ ทางธุรกิจ ทั้งยังช่วยเพิ่มรายได้ และลดต้นทุนได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.1 กระบวนการในการทำดาต้าไมนิ่ง

2.1.1 ประเภทของข้อมูล

สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นประเภทต่างๆ ได้ดังนี้

2.1.1.1 ข้อมูล (Data) คือ ข้อเท็จจริงเกี่ยวกับคน สัตว์ สิ่งของ หรือสิ่งต่างๆที่อยู่รอบๆตัวเรา ซึ่งเป็นข้อมูลที่ยังไม่ผ่านกระบวนการใดๆ เช่น น้ำหนัก ส่วนสูง คะแนน เป็นต้น

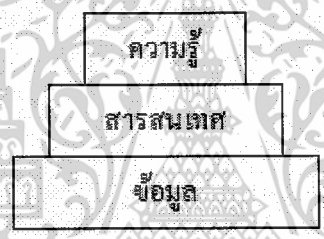
2.1.1.2 สารสนเทศ (Information) คือ ข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแล้ว เช่น การนำคะแนน ของนักศึกษามาคิดเกรด เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.1.3 ความรู้ (Knowledge) คือ การเชื่อมโยงความจริงระหว่างข้อมูลและสารสนเทศ เพื่อนำมาใช้ประโยชน์ เช่น การเก็บข้อมูลการศึกษาของนักศึกษาทุกคนเพื่อนำมาสรุปผลการเรียนของแต่ละคนถือว่าเป็นสารสนเทศ แต่เมื่อนำสารสนเทศมาวิเคราะห์แนวโน้มทางการศึกษาว่าใครถือว่ามีผลการเรียนที่ดี หรือใครมีผลการเรียนที่ควรปรับปรุง เช่นนี้จึงเรียกได้ว่า ความรู้

ประโยชน์ของสารสนเทศ และข้อมูลความรู้ที่มีต่อการบริหารงานด้านต่างๆ

- ด้านการวางแผน ช่วยในการจัดองค์กร หรือบริหารงานบุคคล
- ด้านการตัดสินใจ ทั้งนี้เพื่อเลือกทางเลือกที่ดีที่สุดในการแก้ปัญหา ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของผู้บริหาร ช่วยให้การตัดสินใจเร็วขึ้น
- ด้านการดำเนินงาน ช่วยผู้บริหารในการควบคุม และติดตามผลทำให้การดำเนินงานเป็นไปตามกฎระเบียบวัตถุประสงค์และเป้าหมายขององค์กร



รูปที่ 2.2 แสดงความสัมพันธ์ของความรู้ สารสนเทศ และข้อมูล

2.1.2 กระบวนการในการทำดาต้าไมนิ่ง

การทำดาต้าไมนิ่งนั้นร้อยละ 80 จะเป็นการจัดเตรียมข้อมูล และอีกร้อยละ 20 จะเป็นการทำไมนิ่งของข้อมูล การทำดาต้าไมนิ่ง ประกอบไปด้วยขั้นตอน 5 ขั้นตอน ดังนี้

2.1.2.1 การกำหนดวัตถุประสงค์ทางธุรกิจ (Business Objective Determination)

การกำหนดวัตถุประสงค์ทางธุรกิจนับเป็นหัวใจสำคัญ เนื่องจากเป็นสิ่งที่กำหนดทิศทางในการทำ ดาต้าไมนิ่งการกำหนดจะต้องเข้าใจปัญหาและความต้องการของธุรกิจอย่างถูกต้องชัดเจนเพื่อนำไปสู่ความสำเร็จในการแก้ปัญหา รวมทั้งยังต้องคำนึงถึงความเป็นไปได้ในการทำเนื่องจากปัญหาทุกปัญหาไม่จำเป็นต้องใช้ดาต้าไมนิ่งเสมอไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2.2 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การเตรียมข้อมูลเป็นขั้นตอนซึ่งใช้เวลามากที่สุด ประกอบด้วย 3 ขั้นตอน คือ

1. การเลือกข้อมูล (Data Selection) เป็นการคัดเลือกข้อมูลโดยมีจุดประสงค์เพื่อให้เลือกเฉพาะข้อมูลที่ต้องการและระบุลักษณะที่มาของข้อมูลจากข้อมูลจำนวนมากที่มีอยู่ โดยจะขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ของธุรกิจในการวิเคราะห์เบื้องต้นก่อนการทำเหมืองข้อมูลในขั้นต่อไป โดยจะต้องเข้าใจถึงแหล่งกำเนิดข้อมูล ความหมายของข้อมูล ประเภทข้อมูล ค่าที่เป็นไปได้ และลักษณะอื่นๆ เช่น ความทันสมัยของข้อมูล เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของเวลาและสถานการณ์ภายนอกมีอยู่ตลอดเวลาและมีผลทำให้ประสิทธิภาพของข้อมูลลดลง นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาอีก 4 ประเด็น คือ

- ระดับของข้อมูล โดยขึ้นอยู่กับวัตถุประสงค์ในการทำ ว่าจะเป็นข้อมูลที่สรุปแล้วหรือข้อมูลระดับรายการ (Item)
- ลักษณะการจัดเก็บของข้อมูลในลักษณะ ECDIC Code, ASCII Code, Floating Point, Packed Decimal ฯลฯ ซึ่งขึ้นอยู่กับภาษาคอมพิวเตอร์และระบบปฏิบัติการที่ใช้
- ความแตกต่างกันของข้อมูลในแต่ละแหล่ง ทั้งรูปแบบ ความหมายและลักษณะการจัดเก็บ
- ข้อมูลประเภทข้อความ ซึ่งค่าของข้อมูลที่จัดเก็บอาจจะแตกต่างกัน โดยอาจเกิดจากความผิดพลาดในขั้นตอนการบันทึกข้อมูล (Data Entry) หรืออื่นๆ ซึ่งในความเป็นจริงแล้วข้อมูลเหล่านั้นมีความหมายเช่นเดียวกัน เช่น “No” และ “no”

2. การเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing) เป็นการกลั่นกรองข้อมูล (Clean Data) เพื่อให้แน่ใจได้ว่าข้อมูลที่เลือกมีความถูกต้องเหมาะสม โดยพิจารณาใน 2 ประเด็น คือ

- Noisy Data คือ ข้อมูลมีลักษณะแตกต่างไปจากค่าข้อมูลที่เป็นไปได้หรือคาดการณ์ไว้ ซึ่งอาจเกิดจากค่าที่เกิดจริงหรือความผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล
- Missing Data คือ ข้อมูลซึ่งไม่ได้แสดงในข้อมูลที่เลือก ซึ่งอาจเกิดจากความไม่สมบูรณ์ของข้อมูล หรือเกิดจากความผิดพลาดในการบันทึกข้อมูลซึ่งในการทำการตรวจสอบแก้ไขให้ถูกต้องอาศัยวิธีการต่างๆเข้าช่วยเพื่อทำ Noise Detection ดังกล่าว หรืออาจไม่นำข้อมูลนั้นมาวิเคราะห์

3. การแปลงข้อมูล (Data Transformation) คือ การแปลงและรวบรวมข้อมูลโดยใช้เทคนิค ของดาต้าไมนิ่ง เพื่อเปลี่ยนแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม สอดคล้อง และพร้อมจะนำ ไปวิเคราะห์ เช่น นิวรอนเนตเวิร์ก ใช้กับข้อมูลตัวเลข เป็นต้น ทั้งนี้อาจเกี่ยวข้องกับเทคนิคการทำ Data Recoding, Data Format Conversion, Data Reduction, Discretization เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2.3 การทำเหมืองข้อมูล (Data Mining)

การทำเหมืองข้อมูลโดยเลือกใช้อัลกอริธึมที่เหมาะสมตามลักษณะของปัญหา ลักษณะของข้อมูลซึ่งสัมพันธ์กับขั้นตอนที่ผ่านมา จากนั้นทำการวิเคราะห์โดยประมวลผลข้อมูลกับอัลกอริธึม เพื่อให้ได้ผลการวิเคราะห์ ทั้งนี้ในความเป็นจริงขั้นตอนนี้อาจต้องย้อนกลับไปกลับมาและทำขั้นตอนที่เกี่ยวข้องใหม่โดยจะพัฒนากระบวนการในขั้นตอนต่างๆเพื่อได้ผลที่มีประสิทธิภาพและมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

2.1.2.4 การวิเคราะห์ผล (Analysis of Result)

การวิเคราะห์ผลลัพธ์ที่ได้นับเป็นขั้นตอนที่มีความสำคัญมาก โดยจะทำการแปลความหมายและประเมินผลที่ได้ ทั้งนี้จะต้องอาศัยทักษะทั้งในส่วนการวิเคราะห์ข้อมูลและการวิเคราะห์ทางธุรกิจประกอบกัน รวมถึงเครื่องมือ Graphic Visualization ซึ่งช่วยให้ทำได้ง่ายขึ้น นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาถึงความน่าสนใจ ความสมบูรณ์และต้องสามารถนำผลที่ได้ไปใช้งานจริงได้ หากผลไม่เป็นเช่นนั้น อาจต้องวนกลับไปทำและพิจารณาขั้นตอนต่างๆเพื่อปรับปรุงแก้ไขโมเดลใหม่

2.1.2.5 การแสดงองค์ความรู้ (Knowledge Presentation)

การนำข้อมูลที่ได้ไปใช้ประโยชน์โดยรวบรวมจากความเข้าใจทางธุรกิจและผลจากขั้นตอนข้างต้น ซึ่งเกี่ยวข้องโดยตรงกับวัตถุประสงค์ของธุรกิจ ทั้งนี้จะต้องพิจารณาหลักสำคัญ 2 ประการ คือ

- นำเสนอถึงแนวคิดใหม่ทางธุรกิจที่ค้นพบ
- การหาแนวทางในการใช้ความรู้ใหม่ที่ค้นพบเพื่อก่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด

2.1.3 งานของดาต้าไมนิ่ง (Task of data mining)

รูปแบบของงานมี 6 งาน ดังนี้

2.1.3.1 การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Classification)

การแบ่งกลุ่มข้อมูลถือว่าเป็นงานทั่วไปของดาต้าไมนิ่ง เป็นการทำความเข้าใจเกี่ยวกับการจัดการหมวดหมู่ การแบ่งประเภทของข้อมูล การจัดหมวดหมู่หรือการแบ่งกลุ่มข้อมูลทำได้โดยสำรวจจุดเด่นของวัตถุนั้นออกมาแล้วนำจุดเด่นนั้นมาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

การแบ่งกลุ่มข้อมูลคือการนำข้อมูลที่วิเคราะห์ได้ไปใช้ประโยชน์เพื่อหาความสำคัญของกลุ่มข้อมูลนั้นๆ และพยากรณ์ความเป็นไปได้ของข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งสามารถค้นคว้าได้โดยใช้เครื่องมือการเรียนรู้ (Machine Learning), ระบบผู้เชี่ยวชาญ (Expert Systems), การเก็บสถิติ (Statistics), นิวโรไบโอโลยี (Neurobiology) เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.3.2 การประเมินค่า (Estimation)

การประเมินค่าทางธุรกิจอย่างต่อเนื่องจะก่อให้เกิดผลลัพธ์ที่มีประโยชน์กับธุรกิจ การป้อนข้อมูลที่เรามีอยู่เข้าไป เพื่อใช้ในการประเมินสิ่งต่างๆ ที่จะก่อให้เกิดประโยชน์ หรือสำหรับตัวแปรที่เราไม่รู้ค่าแน่นอน เช่น รายได้จากการค้า, จุดสูงสุดทางธุรกิจ หรือดุลยภาพของบัตรเครดิต ตัวอย่างของการประเมินค่า เช่น การประเมินรายได้รวมของครอบครัว หรือการประเมินจำนวนบุตรในครอบครัว เป็นต้น

2.1.3.3 การพยากรณ์ (Prediction)

การพยากรณ์ค่าล่วงหน้าเป็นงานที่มีลักษณะคล้ายกับการแบ่งกลุ่มข้อมูล แต่จะมีการบันทึกสถิติการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพื่อทำนายอนาคตของพฤติกรรมหรือประเมินค่าที่จะเกิดขึ้นในอนาคต เช่น การทำนายการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมของตลาด หรือการทำนายจำนวนลูกค้าที่จะออกจากธุรกิจของเราใน 6 เดือนข้างหน้า เป็นต้น

2.1.3.4 การจัดกลุ่มโดยอาศัยความใกล้ชิด (Affinity Group)

การจัดกลุ่มเป็นการรวมสิ่งที่สามารถไปด้วยกันเข้าไว้ในกลุ่มเดียวกัน เช่น การตัดสินใจว่าสิ่งใดบ้างที่จะไปอยู่ด้วยกันอย่างสม่ำเสมอในรถเข็นในซุปเปอร์มาร์เกต เป็นต้น

2.1.3.5 การรวมกลุ่ม (Clustering)

การรวมส่วนต่างๆ เป็นกลุ่มย่อยหรือคลัสเตอร์ โดยจะรวมข้อมูลที่คล้ายกันเข้าไว้ด้วยกันและแยกข้อมูลที่ต่างกันออกเป็นกลุ่มย่อย เหมาะกับข้อมูลที่มีขนาดใหญ่

2.1.3.6 การบรรยาย (Description)

บางครั้งวัตถุประสงค์ของดาต้าไมนิ่ง คือต้องการอธิบายความสับสนของฐานข้อมูลในทางที่จะเพิ่มความเข้าใจในส่วนของประชากร, ผลิตภัณฑ์, หรือกระบวนการให้มากขึ้น

เทคนิคดาต้าไมนิ่งส่วนใหญ่ต้องการเทรนนิ่งข้อมูลจำนวนมากที่ประกอบด้วยหลายๆ ตัวอย่างเพื่อจะสร้างกฎที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล, กฎของความสัมพันธ์, คลัสเตอร์, การทำนายล่วงหน้า ดังนั้นชุดของข้อมูลขนาดเล็กจะนำไปสู่ความไม่น่าไว้วางใจของผลสรุปที่ได้

ไม่มีเทคนิคใดที่จะสามารถแก้ปัญหาของดาต้าไมนิ่งได้ทุกปัญหา ดังนั้น ความหลากหลายของเทคนิคจะสามารถช่วยในการแก้ปัญหาต่างๆ เหล่านี้ได้

2.1.4 เทคนิคในการทำดาต้าไมนิ่ง

เทคนิคในการแก้ปัญหางานชนิดต่างๆ ของดาต้าไมนิ่งมีหลายวิธี ควรจะเลือกใช้ให้เหมาะสมเพื่อให้เกิดประสิทธิภาพ แต่เทคนิคที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายนั้น ได้แก่

2.1.4.1 นิวรอนเนตเวิร์ก (Neural Network)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นิวรอนเนตเวิร์ก คือระบบที่มีการประมวลผลข้อมูลที่รวมคุณสมบัติของไบโอลอจิกคอล นิวรอนเนตเวิร์ก ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดยโมเดลทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการเรียนรู้ของมนุษย์ นิวรอนเนตเวิร์กถูกใช้ในการแก้ปัญหา เช่น การเก็บและการเรียกข้อมูล การแยกประเภทของข้อมูล การเปลี่ยนจากรูปแบบของอินพุตให้อยู่ในรูปแบบของเอาท์พุต ความสามารถในการตรวจสอบรูปแบบของข้อมูลที่คล้ายกับความคิดมนุษย์ เป็นต้น ถึงแม้ว่านิวรอนเนตเวิร์กสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับงานหลายๆ ชนิดได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่นิวรอนเนตเวิร์ก ก็ยังมีข้อเสียอยู่บ้างดังนี้

- นิวรอนเนตเวิร์กเป็นวิธีที่ยากต่อการทำความเข้าใจในโมเดลที่นำมาใช้งาน
- การกำหนดค่าเริ่มต้นเป็นสิ่งสำคัญ เพราะรูปแบบอินพุตที่ต่างกันก็จะให้ผลลัพธ์ที่ต่างกัน

2.1.4.2 จีเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm: GA)

เป็นทฤษฎีที่จำลองกระบวนการวิวัฒนาการทางธรรมชาติ มีการใช้แนวคิดทางด้านพันธุกรรมอย่างในยีนส์ของมนุษย์นั้นจะมีการถ่ายทอดลักษณะต่างๆ ไปยังลูกหลานได้ ซึ่งจีเนติกอัลกอริทึมได้อาศัยหลักการ เหล่านี้เพื่อค้นคว้าหาคำตอบ โดยจะนำปัญหาที่สร้างขึ้นมานั้นเปรียบเทียบกับโครงสร้างของโครโมโซม แล้วคัดเลือกคำตอบที่เหมาะสมเพื่อนำไปสร้างวิวัฒนาการของคำตอบให้ดีขึ้นตามกระบวนการทางพันธุศาสตร์

2.1.4.3 ดีซีชั่นทรี (Decision Tree)

เป็นแบบจำลองที่มีลักษณะคล้ายต้นไม้ ดีซีชั่นทรีเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมเนื่องจากเป็นวิธีที่ง่าย ไม่ซับซ้อน ข้อดีของวิธีนี้คือ สามารถเข้าใจลักษณะของรูปแบบข้อมูล (Pattern) ได้ง่าย เพราะมีการแยกออกเป็นกฎ หรือข้อกำหนดต่างๆ แต่มีปัญหาในเรื่องของการให้น้ำหนักความน่าเชื่อถือหรือการให้ค่าน้ำหนักในแต่ละโหนด (node) ซึ่งถ้าให้น้ำหนักผิดไปจะทำให้การตีความผิดไปได้

ดาต้าไมนิ่ง เป็นการค้นหาความสัมพันธ์และรูปแบบทั้งหมดที่มีอยู่ในฐานข้อมูล เพื่อนำมาใช้ประโยชน์ ดาต้าไมนิ่งเหมาะสำหรับการแก้ปัญหาในบางประเภทเท่านั้น เช่น ปัญหาที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐศาสตร์ และการเงิน เป็นต้น ดาต้าไมนิ่งมีเทคนิคต่างๆ ที่ใช้ในการแก้ปัญหาอยู่หลายเทคนิค แต่ไม่มีเทคนิคใดเลยที่จะสามารถแก้ปัญหาของดาต้าไมนิ่งได้ทุกปัญหาดังนั้นความหลากหลายของเทคนิคเป็นสิ่งที่จำเป็นที่จะนำไป สู่วิธีการแก้ปัญหาที่ดีที่สุดของดาต้าไมนิ่ง

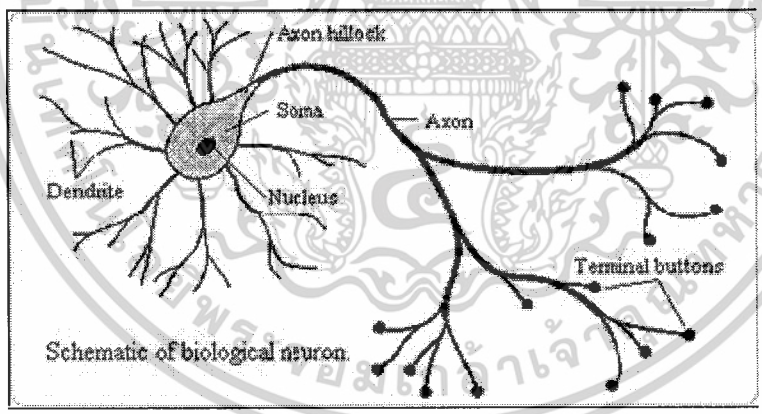
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

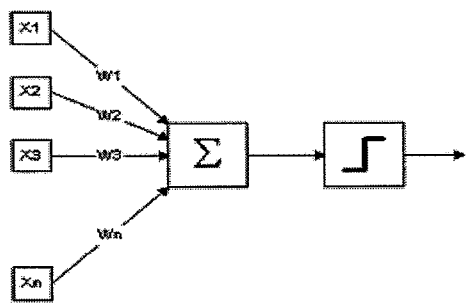
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge deduction)

แนวคิดเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียมได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วย เซลล์ประสาท (Soma) จุดประสานประสาท (Synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วย ปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า เดนไดรท์ (Dendrite) และปลายในการส่งกระแสประสาท เรียกว่า แอคซอน (Axon) เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี

โดยมีกระบวนการทำงานดังนี้ เมื่อเดนไดรท์ (Dendrite) ได้รับการกระตุ้นผ่านจุดประสานประสาทด้วยสัญญาณไฟฟ้าจากแอคซอน (Axon) ของเซลล์ประสาทอื่น สัญญาณไฟฟ้าเหล่านี้จะถูกรวบรวมแล้วส่งเข้าไปในเซลล์ประสาท ซึ่งเซลล์ประสาทจะพิจารณาการกระตุ้นเซลล์ประสาทต่อไปจากความแรงของสัญญาณ ถ้าสัญญาณมีความแรงพอจึงจะส่งสัญญาณผ่านแอคซอน (Axon) ไปยังเซลล์ประสาทอื่น



รูปที่ 2.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทของมนุษย์



รูปที่ 2.4 แบบจำลองโครงข่ายใยประสาทของนิวรอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ระบบประสาทของมนุษย์	โครงข่ายประสาทเทียม
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapses	Weight

ตารางที่ 2.1 ตารางการเปรียบเทียบลักษณะของระบบประสาทของมนุษย์กับโครงข่ายประสาทเทียม

ในทำนองเดียวกัน แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมก็จะประกอบไปด้วยส่วนประกอบที่คล้ายคลึงกันกับสมองของมนุษย์ (ตารางที่ 2.1) กล่าวคือ นิวรอนเทียบได้กับตัวเซลล์ประสาท ซึ่งจะคำนวณค่าน้ำหนัก (Weight) รวมกับตัวอินพุตที่เข้ามา แล้วนำไปเปรียบเทียบกับค่า threshold (θ) ถ้าผลรวมของอินพุตมีค่าน้อยกว่าค่า threshold เอาท์พุตของนิวรอนจะเป็น -1 แต่ถ้า ค่าผลรวมของอินพุตมีค่ามากกว่า หรือเท่ากับค่า threshold เอาท์พุตของนิวรอนจะเท่ากับ +1 ซึ่งสามารถอธิบายอยู่ในรูปของสมการได้ดังนี้

$$X = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i$$

$$Y = \begin{cases} +1 & if \quad X \geq \theta \\ -1 & if \quad X < \theta \end{cases} \qquad (2.1)$$

โดยที่ X คือ ผลรวมของค่าอินพุตกับค่าน้ำหนักที่จะเข้าสู่นิวรอน

x_i คือ ค่าของอินพุต i

w_i คือ ค่าของอินพุต i

n คือ จำนวนของอินพุตของนิวรอน

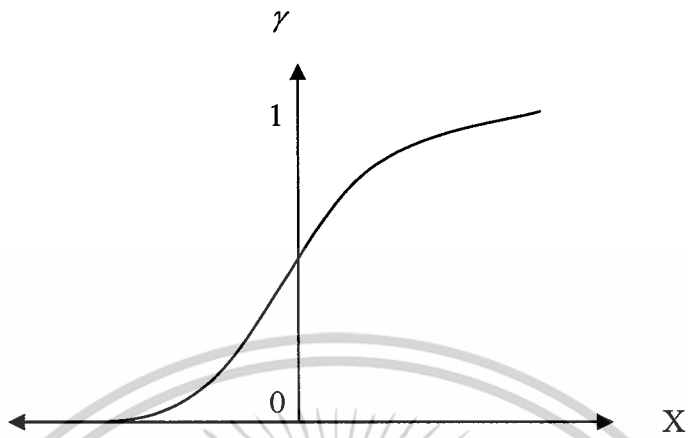
Y คือ เอาท์พุตของนิวรอน

ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) มีหลายชนิด โดยได้เลือกใช้ ฟังก์ชันไซน์ (Sign Function) ดังนั้น ค่าเอาท์พุตที่แท้จริงของนิวรอนกับฟังก์ชันไซน์ สามารถแสดงได้ ดังนี้

$$Y = sign\left[\sum_{i=1}^{n} x_i w_i - \theta\right] \qquad (2.2)$$

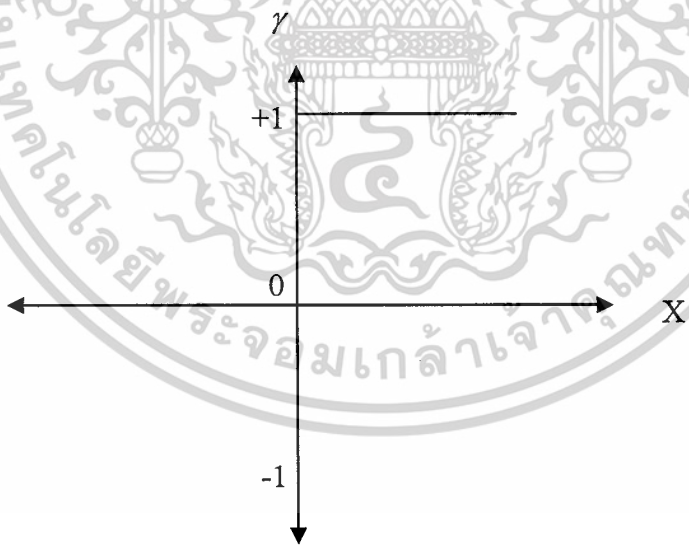
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเภทของฟังก์ชันกระตุ้นที่มักถูกนำมาใช้มี 4 แบบ ดังนี้



รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์

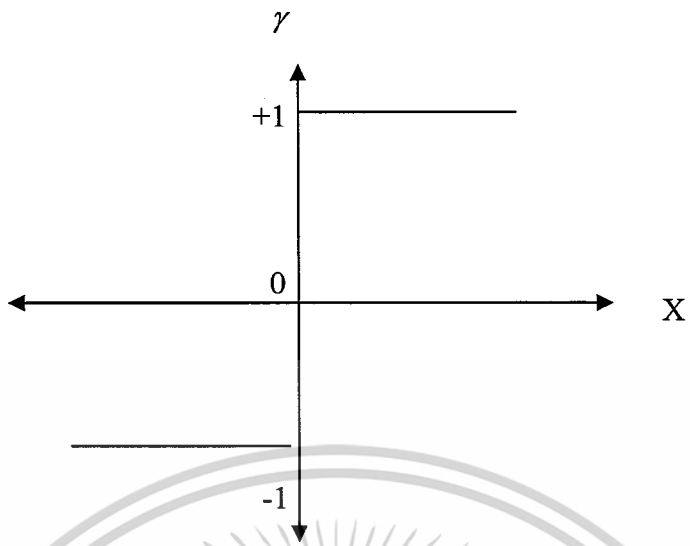
ฟังก์ชันซิกมอยด์ คือ ฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่มีเส้นกราฟแสดงฟังก์ชันเป็นดังรูป โค้งเป็นตัวอักษร "S" ดังรูป 2.5 ฟังก์ชันซิกมอยด์ใช้ในการนำข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นเข้าสู่แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และช่วยให้ข้อมูลอยู่ในขอบเขตที่กำหนด



รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันสเตป

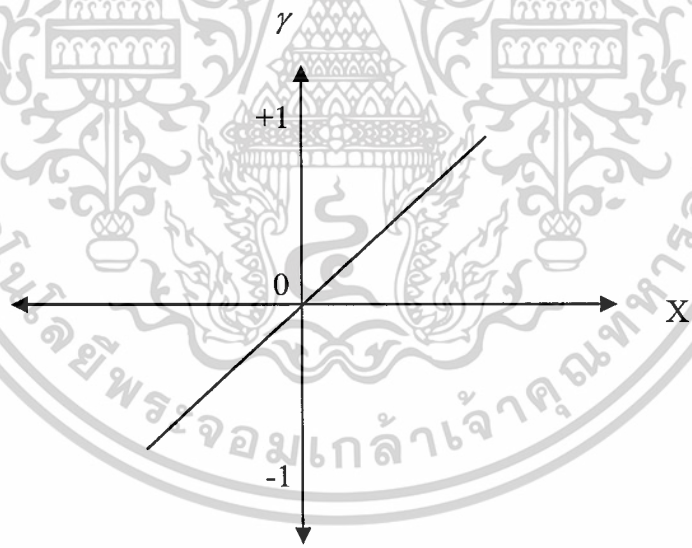
ฟังก์ชันสเตป เป็นฟังก์ชันที่ช่วยในการตัดสินใจและช่วยจดจำรูปแบบ จะเรียกว่าฟังก์ชันฮาร์ดลิมิต (Hard Limit Function)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันไซน์

ฟังก์ชันไซน์ เป็นฟังก์ชันที่มีค่าคงตัวเป็นช่วงๆ ช่วยในการตัดสินใจและช่วยจดจำรูปแบบ จะเรียกว่าฟังก์ชันฮาร์ดลิมิต (Hard Limit Function)

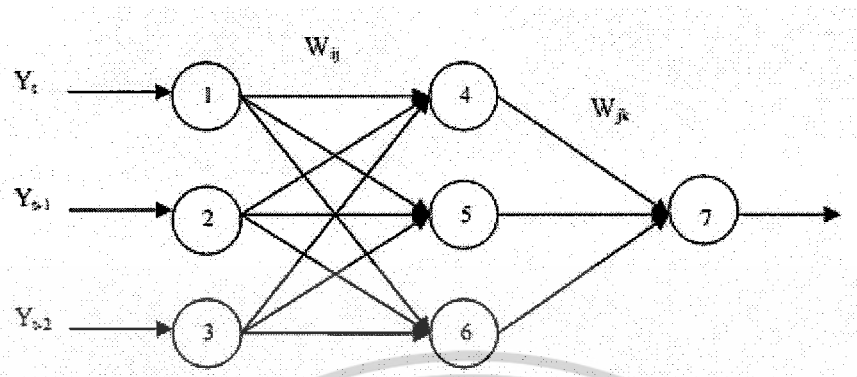


รูปที่ 2.8 ฟังก์ชันเชิงเส้น

ฟังก์ชันเชิงเส้นจะให้ค่าเอาท์พุตที่เท่ากับค่าน้ำหนักกับอินพุตที่เข้าสู่นิวรอนและนิวรอนจะใช้ฟังก์ชันนี้ในการประมาณค่าแบบเส้นตรง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.1 วิธีการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 2.9 ขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โหนดในชั้นอินพุตได้รับการกระตุ้นจากข้อมูลที่ส่งเข้ามาจากแฟ้มข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 1 ข้อมูล ต่อ 1 โหนด โดยข้อมูลที่ส่งเข้ามาต้องผ่านการทำนอร์มอลไลซ์ (Normalize) ให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 จากนั้นนิวรอนจะทำการส่งข้อมูลที่ได้รับออกจากชั้นอินพุต

เมื่อข้อมูลถูกส่งออกมานอกชั้นอินพุต ข้อมูลจะถูกคูณด้วยค่าน้ำหนักของแต่ละคอนเนคชั่น (Connection) ที่เชื่อมระหว่างชั้นอินพุตกับชั้นซ่อน ในครั้งแรกค่าน้ำหนักจะได้มาจากการสุ่มค่าระหว่าง -1 ถึง 1

ค่าของแต่ละโหนดในชั้นซ่อนได้มาจากผลรวมของคอนเนคชั่นที่เข้ามายังโหนดในชั้นซ่อนแล้วนำมาเข้าฟังก์ชันซิกมอยด์ เพื่อทำให้ข้อมูลอยู่ในขอบเขตที่กำหนด

โหนดในชั้นซ่อนส่งข้อมูลผ่านคอนเนคชั่นไปยังโหนดในชั้นเอาท์พุต แล้วนำผลรวมเข้าฟังก์ชันซิกมอยด์อีกครั้งทำให้ได้ค่าเอาท์พุต เนื่องจากค่าน้ำหนักได้มาจากการสุ่ม ทำให้ค่าที่ได้จึงไม่ใช่ค่าที่ดีที่สุด จึงต้องทำการปรับค่าน้ำหนักอีกครั้ง โดยใช้ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้มาปรับค่าน้ำหนัก จนกว่าจะได้ค่าน้ำหนักที่ทำให้ได้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่าค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดที่ยอมรับได้

2.2.2 เพอเซพตรอน (Perceptron)

เพอเซพตรอนเป็นวิธีการอย่างง่ายในขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะค่อยๆ ทำการปรับค่าน้ำหนักเพื่อลดความแตกต่างระหว่างค่าเอาท์พุตกับค่าเอาท์พุตที่ต้องการ ค่าน้ำหนักเริ่มต้นจะได้มาจากสุ่มค่าขึ้นมา ซึ่งจะมีค่าเฉลี่ยอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5 และค่อยๆทำการทำการปรับค่าน้ำหนัก สำหรับการทำกระบวนการเรียนรู้การปรับค่าน้ำหนักนั้นทำได้โดย ถ้าในรอบที่ p ค่า $Y(p)$ คือ ค่าเอาท์พุต $Y_d(p)$ คือ ค่าเอาท์พุตที่ต้องการ เพราะฉะนั้นค่าความผิดพลาด (error) จะหาได้จาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$e(p) = Y_d(p) - Y(p) \quad \text{เมื่อ } p = 1, 2, 3, \ldots \tag{2.3}$$

ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าเป็นบวกต้องเพิ่มค่าเอาท์พุต $Y(p)$ โดยการเพิ่มค่าน้ำหนักกับค่าอินพุตที่มีค่าเป็นบวก แต่ถ้าค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าเป็นลบต้องลดค่าเอาท์พุต $Y(p)$ โดยการเพิ่มค่าน้ำหนักกับค่าอินพุตที่มีค่าเป็นลบ

$$w_i(p+1) = w_i(p) + [\alpha \times x_i(p) \times e(p)] \tag{2.4}$$

อัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของเพอเซพตรอน (Perceptron Learning Rule) แบ่งออกเป็นขั้นตอนได้ ดังนี้

ขั้นที่ 1: การเริ่มต้น (Initialization)

กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น $w_1, w_2, w_3, \ldots, w_n$ และค่า threshold θ โดยการสุ่มให้มีค่าอยู่ระหว่าง -0.5 ถึง 0.5

ขั้นที่ 2: การกระตุ้น (Activation)

กระตุ้นเพอเซพตรอนโดยใส่ค่าอินพุต $x_1(p), x_2(p), x_3(p), \ldots, x_n(p)$ และ ค่าเอาท์พุตที่ต้องการ $Y_d(p)$ จากนั้นทำการคำนวณเอาท์พุต

$$Y(p) = step\left[\sum_{i=1}^{n} x_i(p) w_i(p) - \theta\right] \tag{2.5}$$

ขั้นที่ 3: การปรับค่าน้ำหนัก (Weight training)

ทำการปรับค่าน้ำหนักของเพอเซพตรอนโดยใช้สูตร

$$w_i(p+1) = w_i(p) + \Delta w_i(p) \tag{2.6}$$

$\Delta w_i(p)$ เป็นการปรับค่าน้ำหนักในรอบที่ p โดยหาได้จากสูตร

$$\Delta w_i(p) = \alpha \times x_i(p) \times e(p) \tag{2.7}$$

เมื่อ α คือ อัตราการเรียนรู้

$e(p)$ คือ ค่าความผิดพลาด

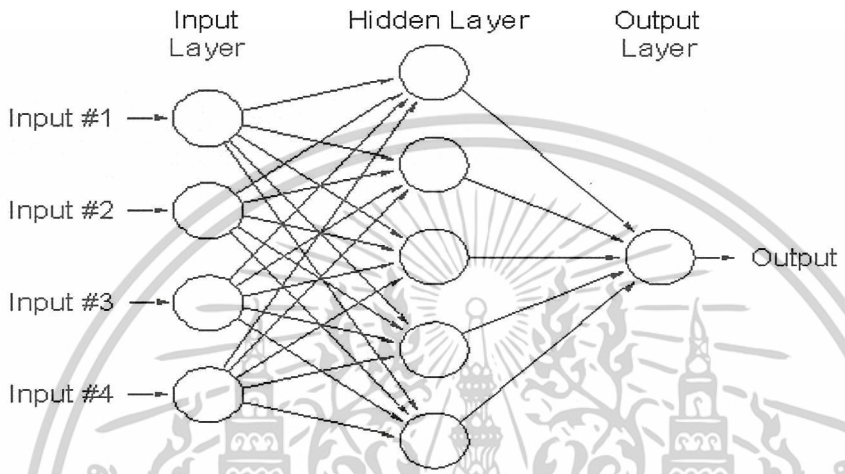
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

ขั้นที่ 4: การทำซ้ำ (Iteration)

เป็นการทำซ้ำโดยการเพิ่มค่า p ทีละ 1 โดยกลับไปเริ่มทำตั้งแต่ขั้นตอนที่ 2 ใหม่ทำซ้ำจนกว่าจะได้ค่าที่ต้องการ

2.2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายหลายชั้น (Multilayer neural networks)



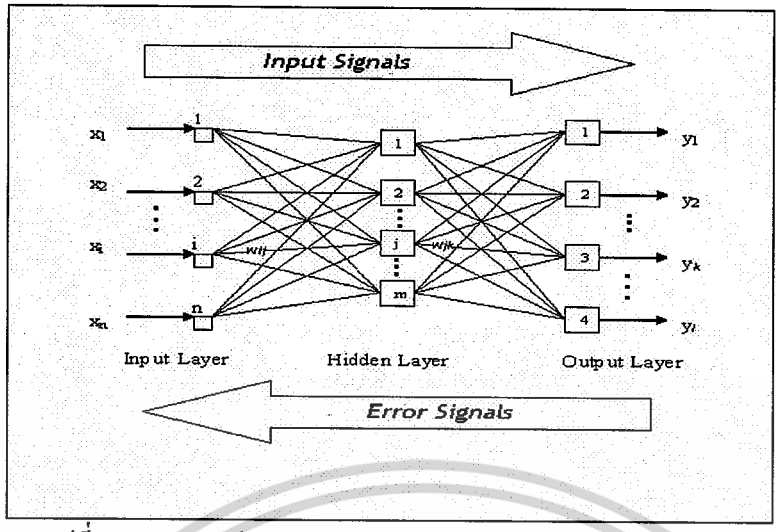
รูปที่ 2.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายหลายชั้น

เพอเซพตรอนที่มีหลายชั้นเป็นฟีดฟอร์เวิร์ดนิวรอนเนตเวิร์ก (Feed-Forward Neural Networks) ซึ่งมีชั้นซ่อนหนึ่งชั้นหรือหลายชั้น เนตเวิร์กจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุตเป็นแหล่งป้อนอินพุตให้กับโหนด ชั้นซ่อนเป็นชั้นที่มีโหนดซ่อน โดยค่าของโหนดซ่อนนี้จะได้มาจากผลรวมของคอนเนคชั่นที่เข้ามายังโหนด และชั้นเอาท์พุต โดยสัญญาณอินพุตนั้นจะถูกส่งไปยังชั้นซ่อน

2.2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ (Backpropagation Neural Network)

แบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ใน multilayer perceptron เพื่อปรับค่าน้ำหนักในเส้นเชื่อมต่อระหว่างโหนดให้เหมาะสมโดยการปรับค่านี้จะขึ้นกับความแตกต่างของค่าเอาต์พุตกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
04776



รูปที่ 2.11 แสดงรูปโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

สิ่งที่ได้จากกฎการเรียนรู้แบคพรอพพาเกชัน เมื่อพิจารณาเนตเวิร์กทั้ง 3 ชั้นดังที่แสดงในรูปที่ 2.11

i, j และ k เป็นชั้นของอินพุต ชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุตตามลำดับ

สัญญาณอินพุต $x_1, x_2, x_3, \mathrm{K}, x_n$ จะถูกส่งผ่านเนตเวิร์กจากซ้ายไปขวา

ค่าความผิดพลาด $e_1, e_2, e_3, \mathrm{K}, e_n$ จะถูกส่งจากขวาไปซ้าย

สัญลักษณ์ w_{ij} แสดงถึงค่าน้ำหนักระหว่างโหนด i ในชั้นอินพุตและโหนด j ในชั้นซ่อน

สัญลักษณ์ w_{jk} แสดงถึงค่าน้ำหนักระหว่างโหนด j ในชั้นซ่อนและโหนด k ในชั้นเอาท์พุต

โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับได้แบ่งอัลกอริทึมในการเรียนรู้เป็น 2 เฟส ดังนี้

- เฟสการเรียนรู้

เมื่อป้อนอินพุตเข้าไปยังชั้นอินพุต เนตเวิร์กจะทำการส่งค่าอินพุตที่รับเข้ามาไปยังชั้นถัดไป จนถึงชั้นเอาท์พุต โดยจะนำค่าเอาท์พุตมาเปรียบเทียบกับค่าเอาท์พุตที่ต้องการ ซึ่งถ้าหากค่าเอาท์พุตต่างจากค่าเอาท์พุตที่ต้องการแล้ว เนตเวิร์กจะทำการคำนวณค่าความผิดพลาด เพื่อที่จะนำมาปรับค่าน้ำหนักในชั้นซ่อน (w_{ij}, w_{jk})

- เฟสการทดสอบ

จะนำอินพุตอีกชุดหนึ่งมาทำการทดสอบว่า เนตเวิร์กนั้นมีความถูกต้องมากน้อยเพียงใด โดยมีการแสดงผลออกมาเป็นค่าความถูกต้องของระบบ และค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริทึมในการเรียนรู้โดยวิธีแบคพรอพพาเกชันมี ดังนี้

ขั้นที่ 1: การเริ่มต้น (Initialization)

กำหนดค่าน้ำหนักทั้งหมดและ threshold ของเนตเวิร์กโดยการสุ่มโดยให้มีค่าอยู่ในช่วง (-1, 1)

ขั้นที่ 2: การกระตุ้น (Activation)

การกระตุ้นแบคพรอพพาเกชันนิวรอนเนตเวิร์กนั้นสามารถทำได้โดยการใส่ค่าอินพุต $x_1(p), x_2(p), \mathrm{K}, x_n(p)$ และค่าเอาท์พุตที่ต้องการ $y_{d,1}(p), y_{d,2}(p), \mathrm{K}, y_{d,n}(p)$

(a) สูตรการคำนวณค่าเอาท์พุตของนิวรอนในชั้นซ่อน

$$y_j(p) = sigmoid\left[\sum_{i=1}^{n} x_{ij}(p) \times w_{ij}(p) - \theta_j\right] \tag{2.8}$$

เมื่อ n คือ จำนวนอินพุตโหนด

เมื่อ x_{ij} คือ อินพุตจากชั้นอินพุตไปยังชั้นซ่อน

(b) สูตรการคำนวณเอาท์พุตของนิวรอนในชั้นเอาท์พุต

$$y_k(p) = sigmoid\left[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p) \times w_{jk}(p) - \theta_k\right] \tag{2.9}$$

เมื่อ m คือ จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

เมื่อ x_{jk} คือ อินพุตจากชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาท์พุต

ขั้นที่ 3: การปรับค่าน้ำหนัก (Weight training)

ทำการปรับค่าน้ำหนักในแบคพรอพพาเกชันเนตเวิร์กโดยใช้ความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดกับค่าโหนดเอาท์พุต

(c) สูตรการคำนวณค่าความผิดพลาดของนิวรอนในชั้นเอาท์พุต

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \tag{2.10}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \tag{2.11}$$

สูตรการปรับค่าน้ำหนัก

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \tag{2.12}$$

การปรับค่าน้ำหนักโหนดที่เอาท์พุต

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \tag{2.13}$$

(d) สูตรการคำนวณค่าความผิดพลาดของโหนดในชั้นซ่อน

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times \left[1 - y_j(p)\right] \times \sum_{k=1}^{i} \delta_k(p) \times w_{jk}(p) \tag{2.14}$$

เมื่อ w_{jk} คือ ค่าน้ำหนักจากชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาท์พุต

สูตรการปรับค่าน้ำหนัก

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times y_i(p) \times \delta_j(p) \tag{2.15}$$

การปรับค่าน้ำหนักนิวรอนที่ชั้นซ่อน

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \tag{2.16}$$

ขั้นที่ 4: การทำซ้ำ (Iteration)

กลับไปเริ่มต้นที่ขั้นที่ 2 ใหม่ โดยเพิ่มค่า p ทีละ 1 และทำซ้ำจนกว่าจะได้ค่าเอาท์พุตที่ต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(e) สูตรการคำนวณหาค่าความผิดพลาดของระบบ

$$SSE = \sum_{i=1}^{n} \left(y_d(p) - y(p)\right)^2 \tag{2.17}$$

เมื่อ $y_d(p)$ คือ เอาท์พุตที่ต้องการ

$y(p)$ คือ เอาท์พุต

(f) สูตรการคำนวณหาค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ย

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \left(y_d(p) - y(p)\right)^2}{n} \tag{2.18}$$

เมื่อ $y_d(p)$ คือ เอาท์พุตที่ต้องการ

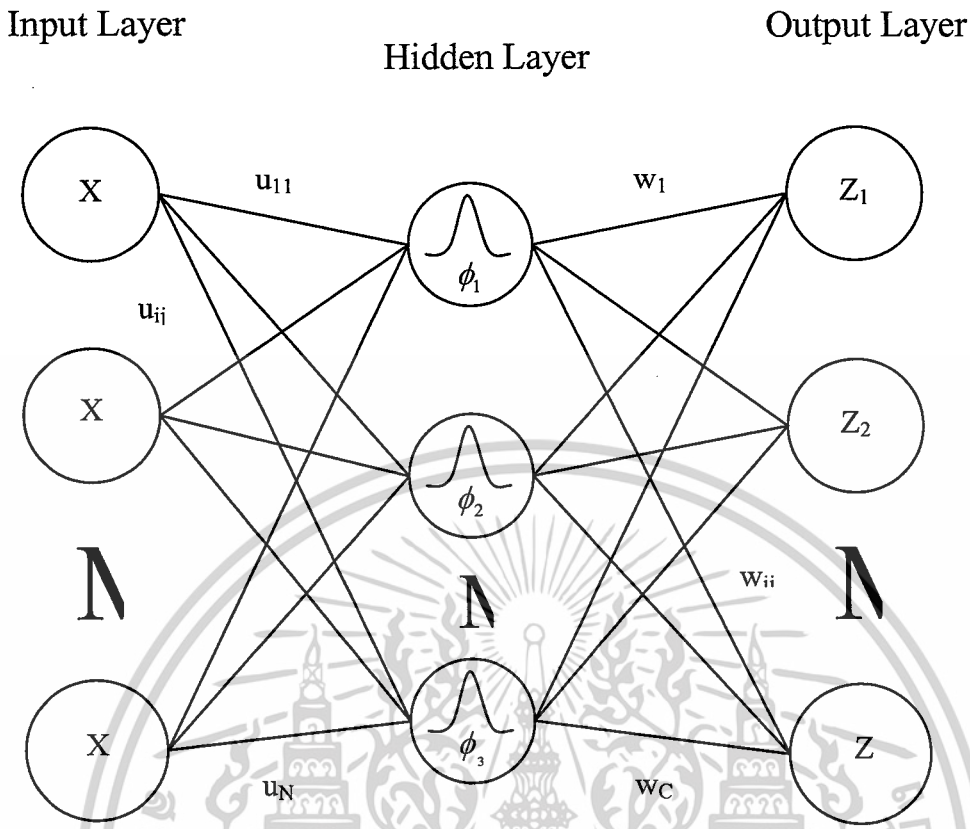
$y(p)$ คือ เอาท์พุต

n คือ จำนวนรูปแบบของข้อมูล

2.2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function Neuron Network)

เรเดียลเบซิสฟังก์ชันนิวรอนเนตเวิร์ก (RBF) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจาย (Multilayer Neural Networks) โดยที่ Radial Basis Function Networks จะประกอบไปด้วยชั้น 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อนและชั้นเอาท์พุต Radial Basis Function Networks จะสามารถมีชั้นซ่อนได้เพียงชั้นเดียวเท่านั้น ซึ่งจะแตกต่างกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับซึ่งสามารถมีชั้นซ่อนได้มากกว่า 1 ชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.12 แสดงรูปแบบ Radial Basis Function Network

เรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (RBF) เป็นเนตเวิร์กแบบฟีตฟอร์เวิร์ด ซึ่งประกอบด้วย 3 ชั้น

2.2.5.1 ชั้นอินพุต (Input Layer)

ในชั้นนี้จะมีจำนวนโหนดที่ทำหน้าที่รับอินพุตเข้ามายังโครงข่ายเท่ากับขนาดของ (Attribute) ของอินพุต เมื่อกำหนดให้

$$X^p = \{x_1, x_2, ..., x_N\} \in R \qquad (2.19)$$

โดยที่ N คือ ขนาดของข้อมูล (Attribute)

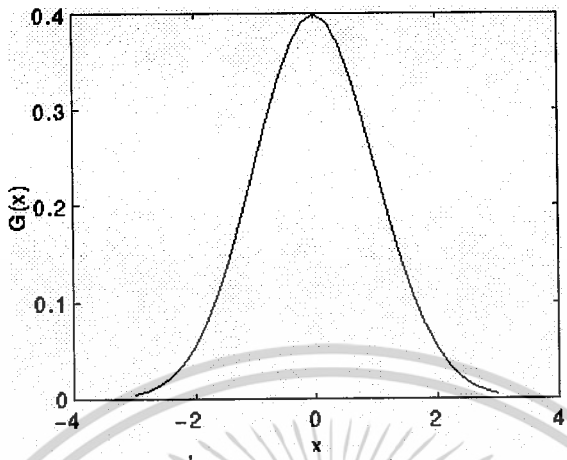
P คือ จำนวนรูปแบบของข้อมูล (Input Pattern)

2.2.5.2 ชั้นซ่อน

ในส่วนของชั้นซ่อนจะประกอบไปด้วย Radial Basis Function อาจกล่าวได้ว่า ในส่วนนี้เป็นหัวใจหลักของ Radial Basis Function Networks ซึ่ง Radial Basis Function นั้นมี Function ต่างๆมากมาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. Gaussian Function



รูปที่ 2.13 กราฟของฟังก์ชัน Gaussian

$$\phi(r) = \exp\left\{\frac{-r^2}{2\sigma^2}\right\} \tag{2.20}$$

ค่า ϕ มีค่าเข้าใกล้ 1 หมายถึงค่าอินพุตอยู่ใกล้กับค่าจุดศูนย์กลาง

ค่า ϕ มีค่าเข้าใกล้ 0 หมายถึงค่าอินพุตอยู่ห่างจากค่าจุดศูนย์กลาง

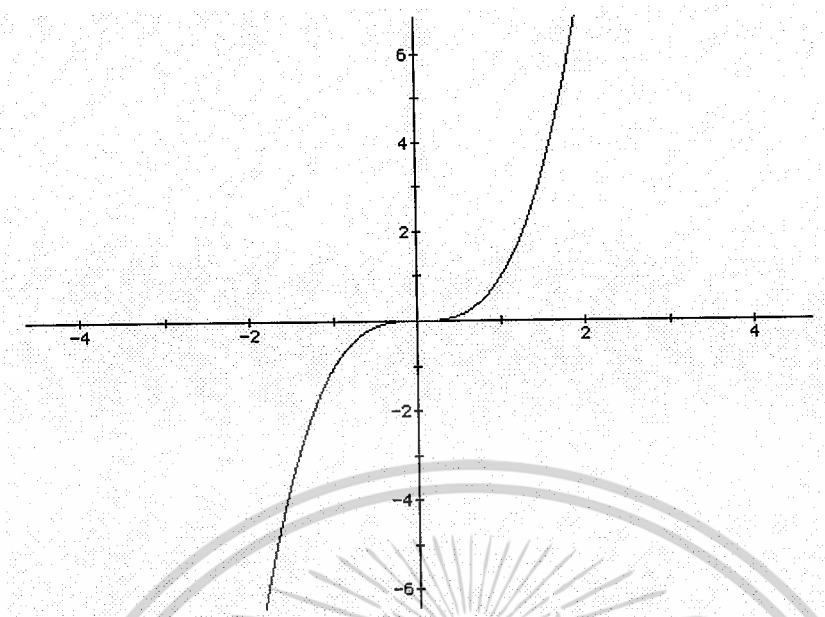
ค่า r คือ ค่าระยะทางระหว่างค่าอินพุตกับค่าจุดศูนย์กลาง

2. Multi-Quadric Function

$$\phi(r) = \frac{\left(r^2 + \sigma^2\right)}{2} \tag{2.21}$$

3. Cubic Function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.14 กราฟของฟังก์ชัน Cubic

$$\phi(r) = r^3 \tag{2.22}$$

โดยทั่วไป Radial Basis Function จะเลือกใช้ Gaussian Function เนื่องจาก Gaussian Function จะให้ความสำคัญกับข้อมูลใดๆก็ตามที่มีค่าใกล้เคียงกับจุดศูนย์กลางมากที่สุด และจะลดหลั่นกันไปตามระยะ โดยที่รัศมีของฐาน (ความกว้างของฐาน) จะเท่ากับค่า σ

2.2.5.3 ชั้นเอาท์พุต

เมื่อโหนดในชั้นซ่อนส่งข้อมูลผ่านคอนเนคชั่นไปยังโหนดในชั้นเอาท์พุต แล้วจะทำการสุ่มค่าน้ำหนัก เพื่อหาผลรวมของเอาท์พุตจากโหนดในชั้นซ่อนกับค่าน้ำหนัก เพื่อคำนวณโหนดในชั้นเอาท์พุต และจะคำนวณหาค่าความผิดพลาดที่ได้จากการเรียนรู้มาใช้ปรับค่าน้ำหนัก จนกว่าจะได้ค่าน้ำหนักที่ทำให้ได้ค่าความผิดพลาดน้อยกว่าค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดที่ยอมรับได้ หรือจนกว่าจะครบรอบที่กำหนด

สูตรการหาค่าความผิดพลาด

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \tag{2.23}$$

เมื่อ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$e_k(p) = y_{d,k}(p) - y_k(p) \quad (2.24)$$

เมื่อ $y_d(p)$ คือ เอาท์พุตที่ต้องการ

$y(p)$ คือ เอาท์พุต

การปรับค่าน้ำหนัก

การปรับค่าน้ำหนักโหนดที่เอาท์พุต

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \quad (2.25)$$

เมื่อ

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_j(p) \times \delta_k(p) \quad (2.26)$$

เมื่อ α คือ อัตราการเรียนรู้

2.2.5.4 การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis)

การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis) คือ การจัดกลุ่มข้อมูลให้อยู่ในคลาสหรือกลุ่ม (Cluster) โดยข้อมูลในแต่ละกลุ่มจะมีความคล้ายคลึงกันอย่างมาก และข้อมูลในแต่ละกลุ่มจะมีความแตกต่างกันอย่างมากเช่นกัน กระบวนการในการแบ่งกลุ่มสามารถทำได้โดยรวบรวมข้อมูลทางกายภาพหรือข้อมูลที่เป็นนามธรรมมารวมกันเป็นกลุ่มของข้อมูลที่เหมือนกัน

วิธีการจัดประเภทหรือการแบ่งกลุ่มข้อมูล

การแบ่งกลุ่มข้อมูลขึ้นอยู่กับประเภทของข้อมูลและวัตถุประสงค์ของการนำไปใช้งาน ถ้าการวิเคราะห์กลุ่มข้อมูลถูกใช้เป็นเครื่องมือในการอธิบายลักษณะของข้อมูลแล้ว ดังนั้นจึงมีความเป็นไปได้ที่ต้องใช้อัลกอริธึมหลายๆ แบบ เพื่อแบ่งกลุ่มข้อมูล ซึ่งมีอยู่หลายวิธี ได้แก่

1. **Partitioning methods** : เมื่อมีข้อมูลทั้งหมด n ตัว ทำการแบ่งกลุ่มข้อมูลทั้งหมดออกเป็น k กลุ่ม โดยที่ $k \le n$ ซึ่งแต่ละกลุ่มต้องมีข้อมูลอย่างน้อย 1 ตัวและข้อมูลแต่ละตัวต้องเป็นสมาชิกของกลุ่มใดกลุ่มหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

k คือ จำนวนกลุ่มข้อมูลเริ่มต้นเมื่อทำการแบ่งกลุ่มข้อมูล จะมีการใช้เทคนิค Iterative relocation โดยจะย้ายข้อมูลจากกลุ่มข้อมูลหนึ่งไปยังอีกกลุ่มหนึ่ง การแบ่งกลุ่มข้อมูลที่ดี คือ ให้ข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกันรวมอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ข้อมูลที่มีลักษณะต่างกันจะนำไปรวมไว้อีกกลุ่มหนึ่ง การแบ่งกลุ่มนี้ถือเป็นกระบวนการขั้นต้น

อัลกอริธึมในการแบ่งกลุ่มโดยใช้วิธีแบบ K-Means

การจัดกลุ่มแบบค่าเฉลี่ย k ตัว (K-Means Clustering) เป็นการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยสังเกตจากความสัมพันธ์และการกระจายตัวของข้อมูลและการหาค่าเฉลี่ย

ค่าอินพุตคือ k = จำนวนกลุ่มข้อมูล

n = จำนวนข้อมูล

ขั้นตอนการทำงาน

(1) กำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูล k กลุ่ม

(2) กำหนดค่าศูนย์กลางของข้อมูลให้กับทุกกลุ่มข้อมูล โดยสุ่มเลือกจากข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้

(3) คำนวณหาขนาดของกลุ่ม ของแต่ละจุดศูนย์กลาง โดยใช้วิธี Euclidian Distance หาระยะทางจากจุดศูนย์กลางไปยังทุกๆข้อมูลและตัดสินใจเลือกสมาชิกจากระยะทางที่ใกล้ที่สุด ซึ่งจำนวนสมาชิกก็คือขนาดของกลุ่มนั่นเอง

(4) เมื่อทราบขนาดของกลุ่มแล้ว ทำการคำนวณหาค่าศูนย์กลางใหม่โดยใช้วิธีหาค่าเฉลี่ย

$$C_{new} = \frac{\sum_{i=1}^{n} p_i}{n} \qquad (2.27)$$

เมื่อ C_{new} คือ ค่าศูนย์กลางใหม่

p_i คือ อินพุตที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน

n คือ จำนวนอินพุตทั้งหมดที่อยู่ในกลุ่มเดียวกัน

(5) จะทำการปรับข้อมูลไปจนกระทั่งระยะห่างจากค่าศูนย์กลางไม่มีการเปลี่ยนแปลงอีก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

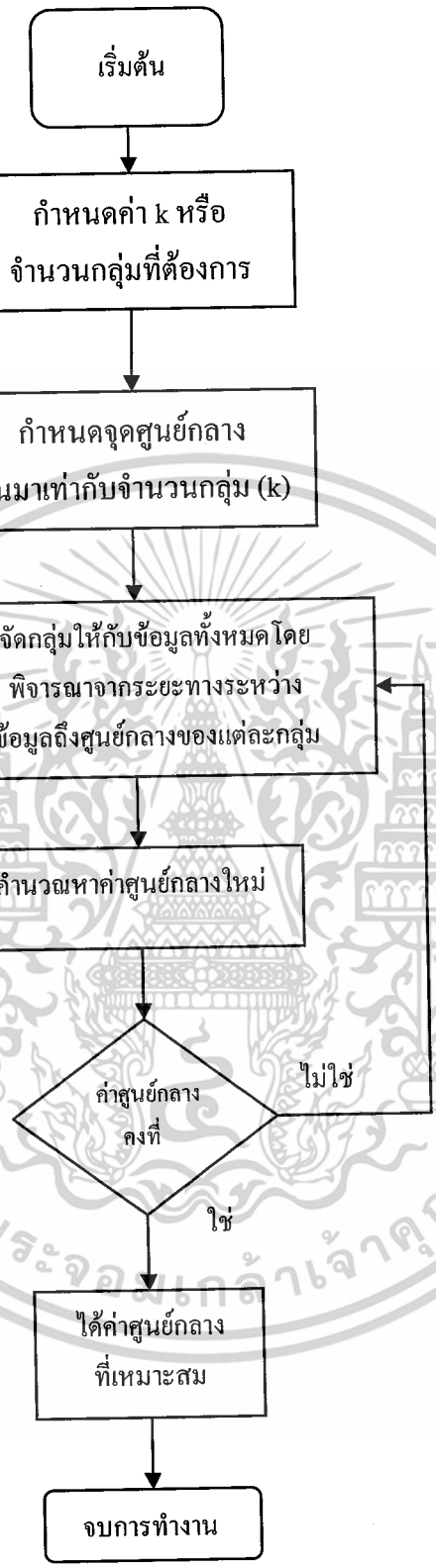
$$E = \sum_{i=1}^{k} \sum_{p \in i} \left| p - m_i \right|^2 \qquad (2.28)$$

เมื่อ E คือ ผลบวกของความผิดพลาดกำลังสองของข้อมูลทั้งหมด

p คือ อินพุต

m_i คือ ค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูล c_i

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.15 แสดงถึงอัลกอริธึมที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มโดยใช้วิธีแบบ k-means

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อัลกอริธึมในการแบ่งกลุ่มโดยใช้วิธีแบบ Fuzzy C-Means

การจัดกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน (Fuzzy C-Means) เป็นการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยที่แต่ละข้อมูลจะไม่ขึ้นอยู่กับกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งโดยสมบูรณ์ แต่จะมีค่าระดับความเป็นสมาชิก (Membership) เพื่อบ่งบอกถึงน้ำหนักของข้อมูลกลุ่มนั้นๆในแต่ละกลุ่ม

ค่าอินพุตคือ k = จำนวนกลุ่มข้อมูล

n = จำนวนข้อมูล

m = ตัวแปรอิสระโดยที่ $m \geq 1$

ขั้นตอนการทำงาน

(1) กำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูล k กลุ่ม

(2) กำหนดค่าศูนย์กลางของข้อมูลให้กับทุกกลุ่มข้อมูล โดยสุ่มเลือกจากข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้

(3) คำนวณหาขนาดของกลุ่ม ของแต่ละจุดศูนย์กลาง โดยใช้วิธี Cost Function หาระยะทางจากจุดศูนย์กลางไปยังทุกๆข้อมูลและตัดสินใจเลือกสมาชิกจากระยะทางที่ใกล้ที่สุดโดยใช้สมการที่ 2.29

$$d_i^2 = (p_i - c)^2 \tag{2.29}$$

เมื่อ d_i^2 คือ ค่าระยะทางของอินพุตแต่ละตัว

p_i คือ อินพุตตัวที่ i

c คือ ค่าศูนย์กลาง

(4) คำนวนหาค่าสมาชิกของอินพุตแต่ละตัวไปยังทุกศูนย์กลางโดยใช้สมการที่ 2.30

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^{c} \left(\frac{d_{ij}}{d_{ik}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \tag{2.30}$$

เมื่อ u_{ij} คือ ค่าความเป็นสมาชิก

m คือ ตัวแปรอิสระโดยที่ $m \geq 1$

d_{ij} คือ ค่าระยะทางจากอินพุต i ไปยังอินพุต j

d_{ik} คือ ค่าระยะทางจากอินพุต i ไปยังอินพุต k

(5) เมื่อทราบขนาดของกลุ่มแล้ว ทำการคำนวณหาค่าศูนย์กลางใหม่โดยใช้วิธีหาค่าเฉลี่ยโดยใช้สมการที่ 2.31

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$C_{new} = \frac{\sum_{i=1}^{n} p_i}{n} \qquad (2.31)$$

เมื่อ C_{new} คือ ค่าศูนย์กลางใหม่

p_i คือ อินพุตตัวที่ i

n คือ จำนวนสมาชิกทุกตัวในกลุ่ม

(6) จะทำการปรับข้อมูลไปจนกระทั่งระยะห่างจากค่าศูนย์กลางไม่มีการเปลี่ยนแปลงอีก

อัลกอริธึมในการแบ่งกลุ่มโดยใช้วิธีแบบ k-modoids แบบ Partitioning around Modoids (PAM)

เป็นอัลกอริธึมที่เลือกข้อมูลซึ่งมีค่าใกล้เคียงกับค่ากลางของกลุ่มข้อมูล การค้นหาคำตอบด้วยวิธีนี้เหมาะกับกลุ่มข้อมูลขนาดเล็กจนถึงฐานข้อมูลที่มีขนาดกลาง

ค่าอินพุตคือ k = จำนวนกลุ่มข้อมูล

n = จำนวนข้อมูล

ขั้นตอนการทำงาน

(1) กำหนดจำนวนกลุ่มของข้อมูล k กลุ่ม เพื่อเป็นการเริ่มต้นของ medoids

(2) กำหนดค่า Modoids ของแต่ละกลุ่มโดยวิธีสุ่ม

(3) เลือกกลุ่มให้ข้อมูลแต่ละตัว โดยพิจารณาว่าข้อมูลมีค่าใกล้ Modoids ของกลุ่มข้อมูลใด ก็อยู่กลุ่มนั้น

(4) สุ่มเลือกค่าที่ไม่เป็น Modoids (O_{random})

(5) คำนวนค่า total cost, S

(6) ถ้าค่า S < 0 แล้ว ให้เปลี่ยนค่า O_{random} ไปเป็นค่า O_j เพื่อเป็นค่า Modoids ชุดใหม่

(7) หยุดทำเมื่อทดลองครบทุกตัวแล้ว

2. Hierarchical methods : วิธีแบบลำดับชั้นจะนำข้อมูลมาสร้างเป็นลำดับชั้น วิธีนี้สามารถทำได้ทั้งรวมกลุ่มข้อมูล (Agglomerative) หรือแบ่งกลุ่มข้อมูล (Divisive) ขึ้นอยู่กับว่าการแยกเป็นลำดับชั้นนั้นมีรูปแบบอย่างไร

(1) วิธีการรวมกลุ่มข้อมูล (Agglomerative) : เป็นการทำจากด้านล่างขึ้นบน เริ่มจากนำแต่ละข้อมูลมาจัดเป็นกลุ่มๆ แล้วจึงรวมกลุ่มที่มีลักษณะคล้ายกันขึ้นไปเป็นอีกลำดับชั้นหนึ่ง จะรวมกลุ่มไปจนกระทั่งถึงชั้นบนสุดหรือจนกว่าจะทำครบทุกเงื่อนไข

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(2) วิธีแบ่งกลุ่มข้อมูล (Divisive) : เป็นการทำจากด้านบนลงล่าง เริ่มจากกลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะคล้ายกัน แล้วจะทำการแยกข้อมูลออกเป็นกลุ่มย่อยๆ จะทำซ้ำเช่นนี้จนกระทั่งไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้หรือจนกว่าจะทำครบทุกเงื่อนไข

3. Density-based methods : วิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลส่วนใหญ่ขึ้นกับระยะห่างระหว่างข้อมูล เช่น วิธีการหากลุ่มข้อมูลที่มีลักษณะเป็นทรงกลมหรือรูปร่างอื่นๆ วิธีการรวมกลุ่มข้อมูลแบบต่างๆ นั้นได้พัฒนาจนกลายมาเป็นพื้นฐานแนวคิดของความหนาแน่น สำหรับแต่ละ data point ภายในจะมีการแบ่งออกเป็นกลุ่ม ส่วนบริเวณใกล้เคียงก็จะมีค่า radian (ค่า number of point ที่ต่ำที่สุด)

DBSCAN เป็นวิธีหนึ่งของวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยความหนาแน่น (Density-based methods) OPTICS เป็นวิธีการแบ่งกลุ่มข้อมูลด้วยความหนาแน่นโดยทำการคำนวณการขยายกลุ่มโดยอัตโนมัติ

4. Grid-based methods : ข้อดีของวิธีนี้คือ มีกระบวนการทำงานที่รวดเร็ว ซึ่งเป็นตัวอย่างของจำนวนข้อมูลที่เป็นอิสระและขึ้นกับจำนวนของเซลล์ในแต่ละมิติ (dimension) ใน quantize space STING เป็นตัวอย่างหนึ่งของ Grid-based methods CLIQUE และ Wave-Cluster เป็นอัลกอริธึมที่ใช้ทั้ง grid-based และ density-based

5. Model-based Methods : วิธีการสร้างโมเดล จะสร้างสมมติฐานสำหรับแต่ละกลุ่มข้อมูลและหาข้อมูลที่เหมาะสมเพื่อป้อนให้กับโมเดล วิธีนี้จะใช้ฟังก์ชัน density function เพื่อหาช่องว่างหรือระยะการกระจายของข้อมูล

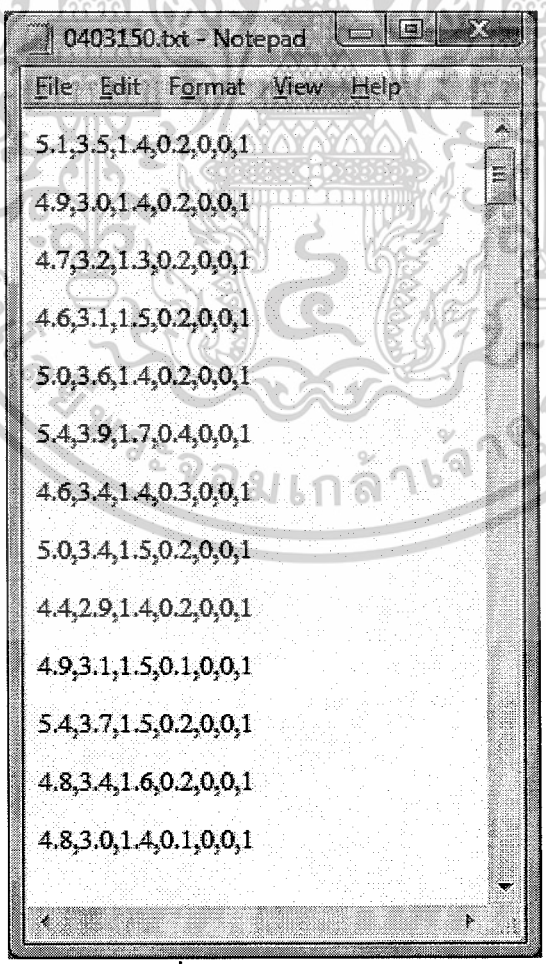
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
การพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ในการพัฒนาปริญญานิพนธ์นี้ได้มีการนำความรู้ที่ได้จากการศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันมาพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อใช้ในการทำเหมืองข้อมูล (Data Mining) โดยใช้วิธีการประเภทการแบ่งกลุ่มข้อมูล (Classification) โดยรายละเอียดของโปรแกรมมี ดังนี้

3.1 เตรียมข้อมูลที่จะใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนแบบจำลองจะถูกเก็บในรูปของเท็กไฟล์ โดยชื่อไฟล์จะบอกถึงจำนวนแอทริบิว, จำนวนกลุ่มและจำนวนข้อมูลทั้งหมด เช่น 0403150.txt หมายถึง ข้อมูลนี้มาแอทริบิวทั้งหมด 4 ตัว แบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม และมีข้อมูลมั้งหมด 150 ข้อมูล



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างไฟล์ข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 การพัฒนาโปรแกรมโครงข่ายประสาทเทียม

3.2.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

มีโพรซีเดอร์ (Procedure) การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับมีสองส่วนหลัก คือ

3.2.1.1 โพรซีเดอร์การทำงานในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับมีลำดับขั้นตอน ดังนี้

เริ่มต้น

กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม
อ่านข้อมูลจากเท็ก
นอร์มอลไลซ์ข้อมูล
แบ่งข้อมูลออกเป็นชุดตามโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม
สุ่มค่าน้ำหนัก
ลูป (Loop)
ทำฟอร์เวิร์ดพรอพพาเกชัน
ทำแบคเวิร์ดพรอพพาเกชัน
ปรับปรุงค่าน้ำหนัก
ทำจนกว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองจะน้อยกว่าหรือ เท่ากับค่าความ
ทนทานต่อความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ หรือจำนวนรอบการฝึกสอน
เท่ากับจำนวนวนรอบสูงสุด

สิ้นสุด

3.2.1.2 โพรซีเดอร์การทำงานในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับมีลำดับขั้นตอน ดังนี้

เริ่มต้น

อ่านข้อมูลจากเท็กซ์ไฟล์
นอร์มอลไลซ์ข้อมูล
แบ่งข้อมูลออกเป็นชุด
นำค่าน้ำหนักที่ได้จากขั้นตอนฝึกสอนมาใช้
ทำฟอร์เวิร์ดพรอพพาเกชัน

สิ้นสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.2 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

มีโพรซีเดอร์ (Procedure) การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันมีสองส่วนหลักๆ คือ

3.2.2.1 โพรซีเดอร์การทำงานในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันมีลำดับขั้นตอน ดังนี้

เริ่มต้น

กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

อ่านข้อมูลจากเท็ก

แบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้เคมีนอัลกอริธึม เพื่อหาค่าศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม

คำนวณหาค่าซิกมาร์ของแต่ละกลุ่ม

คำนวณค่าฟังก์ชัน Guassian

สุ่มค่าน้ำหนัก

ลูป (Loop)

ทำฟอร์เวิร์ดพรอพพาเกชัน

ทำแบคเวิร์ดพรอพพาเกชัน

ปรับปรุงค่าน้ำหนัก

ทำจนกว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองจะน้อยกว่าหรือ เท่ากับค่าความทนทานต่อความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ หรือจำนวนรอบการฝึกสอนเท่ากับจำนวนวนรอบสูงสุด

สิ้นสุด

3.2.1.2 โพรซีเดอร์การทำงานในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันมีลำดับขั้นตอน ดังนี้

เริ่มต้น

อ่านข้อมูลจากเท็กซ์ไฟล์

นำค่าศูนย์กลางที่ได้จากขั้นตอนการฝึกสอนมาใช้

คำนวณหาค่าระยะทางของข้อมูลถึงจุดศูนย์กลาง

นำค่าซิกมาร์ที่ได้จากชั้นตอนการฝึกสอนมาใช้

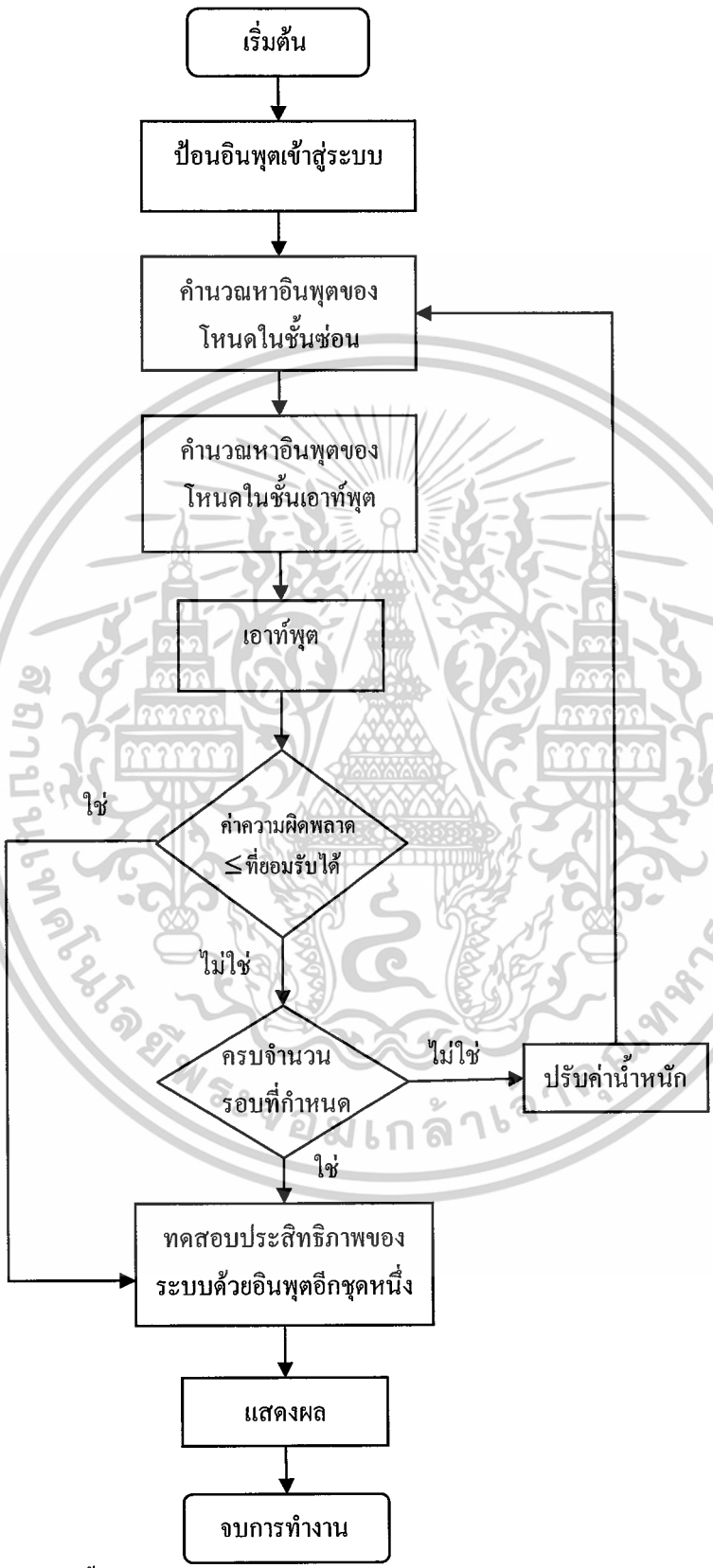
นำค่าน้ำหนักที่ได้จากขั้นตอนฝึกสอนมาใช้

ทำฟอร์เวิร์ดพรอพพาเกชัน

สิ้นสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

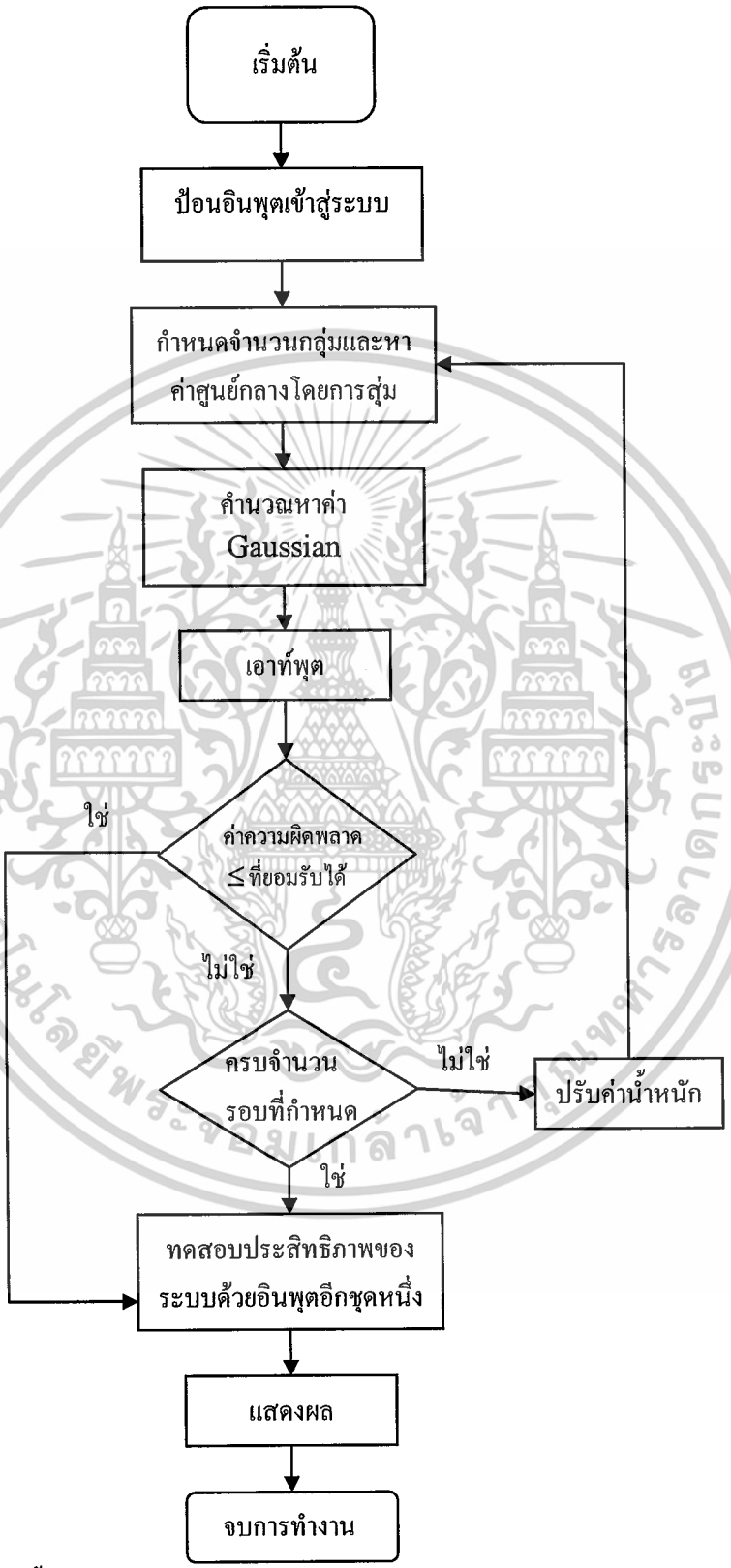
3.2.3 อธิบายการทำงานของโครงข่ายประเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับโดยใช้แผนผังดังนี้



รูปที่ 3.2 แสดงขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.4 อธิบายการทำงานของโครงข่ายประเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันโดยใช้แผนผังดังนี้



รูปที่ 3.3 แสดงขั้นตอนการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

การทดลอง และผลการทดลอง

4.1 การทดลอง

การทดลองในส่วนนี้ เป็นการทดลองเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในเชิงความถูกต้องระหว่างการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสามเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

การทดลองทั้งหมดใช้โปรแกรม NetBeans IDE5.5.1 ในการสร้างแบบจำลองที่ใช้ในการทดลอง โดยในการทดลองจะใช้ข้อมูลมาตรฐานจาก UCI Machine Learning [10] จำนวน 4 ชุด คือ

1. ข้อมูล Iris

ข้อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลของดอก Iris มีข้อมูลทั้งหมดอยู่ 150 ข้อมูล แบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 120 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดลอง 30 ข้อมูล โดยแบ่งดอกไม้ออกเป็น 3 ชนิด แต่ละชนิดจะมี 4 ลักษณะ คือ Sepal Length, Sepal Width, Petal Length and Petal Width เพื่อใช้ในการแบ่งกลุ่มชนิดของดอกไม้

5.1	3.5	1.4	0.2	Iris-setosa
4.9	3.0	1.4	0.2	Iris-setosa
4.7	3.2	1.3	0.2	Iris-setosa
6.5	2.8	4.6	1.5	Iris-versicolor
5.7	2.8	4.5	1.3	Iris-versicolor
6.3	3.3	4.7	1.6	Iris-versicolor
6.8	3.0	5.5	2.1	Iris-virginica
5.7	2.5	5.0	2.0	Iris-virginica
5.8	2.8	5.1	2.4	Iris-virginica

รูปที่ 4.1 แสดงตัวอย่างข้อมูล Iris

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ข้อมูล Wine

ข้อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลลักษณะของ WIne มีข้อมูลทั้งหมด 178 ข้อมูล แบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 90 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดลอง 88 ข้อมูล โดยแบ่งไวน์ออกเป็น 3 ชนิด แต่ละชนิดจะมี 13 ลักษณะ เช่น ปริมาณแอลกอฮอล์, กลิ่น, สีและความเปรี้ยว เป็นต้น เพื่อใช้ในการแบ่งกลุ่มชนิดของ Wine

1	14.23	1.71	2.43	15.6	127	2.8	3.06	0.28	2.29	5.64	1.04	3.92	1065
1	13.2	1.78	2.14	11.2	100	2.65	2.76	0.26	1.28	4.38	1.05	3.4	1050
2	12.37	1.63	2.3	24.5	88	2.22	2.45	0.4	1.9	2.12	0.89	2.78	342
2	12.04	4.3	2.38	22	80	2.1	1.75	0.42	1.35	2.6	0.79	2.57	580
3	12.86	1.35	2.32	18	122	1.51	1.25	0.21	0.94	4.1	0.76	1.29	630

รูปที่ 4.2 แสดงตัวอย่างข้อมูล Wine

3. ข้อมูล Haberman

ข้อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลเกี่ยวกับระยะเวลาในการมีชีวิตอยู่หลังจากรับการผ่าตัดมะเร็งเต้านม ระหว่างปีค.ศ. 1958 ถึง ค.ศ. 1970 มีข้อมูลทั้งหมด 306 ข้อมูล แบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 214 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดลอง 92 ข้อมูล แบ่งออกเป็น 2 ชนิด โดยชนิดที่ 1 หมายถึงคนไข้มีชีวิตอยู่หลังจากเข้ารับการผ่าตัดตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป ชนิดที่ 2 หมายถึง คนไข้มีชีวิตอยู่หลังจากเข้ารับการผ่าตัดไม่ถึง 5 ปี แต่ละชนิดจะมี 3 ลักษณะ คือ อายุของคนไข้, จำนวนปีที่เข้ารับการรักษาและจำนวนเต้านมที่ตรวจพบว่าเป็นมะเร็ง

36	69	0	1
37	60	0	1
38	69	21	2
39	66	0	2
41	60	23	2

รูปที่ 4.3 แสดงตัวอย่างข้อมูล Haberman

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. ข้อมูล Glass

อมูลชุดนี้เป็นข้อมูลของชนิดของแก้ว มีข้อมูลทั้งหมด 214 ข้อมูล แบ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ 109 ข้อมูล ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดลอง 105 ข้อมูล แบ่งแก้วออกเป็น 7 ชนิด แต่ละชนิดจะมี 9 ลักษณะ คือ ปริมาณสารประกอบที่มีอยู่ในแก้วแต่ละชนิด ที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มชนิดของแก้ว

1.51793	12.79	3.5	1.12	73.03	0.64	8.77	0	0	build wind float
1.51643	12.16	3.52	1.35	72.89	0.57	8.53	0	0	vehic wind float
1.51299	14.4	1.74	1.54	74.55	0	7.59	0	0	tableware
1.53393	12.3	0	1	70.16	0.12	16.19	0	0.24	build wind non-float
1.51545	14.14	0	2.68	73.39	0.08	9.07	0.61	0.05	headlamps
1.51994	13.27	0	1.76	73.03	0.47	11.32	0	0	containers
1.51115	17.38	0	0.34	75.41	0	6.65	0	0	tableware

รูปที่ 4.4 แสดงตัวอย่างข้อมูล Glass

4.2 การเปรียบเทียบผลการทดลองระหว่างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

4.2.1 การทดลองที่ 1

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลของข้อมูลทั้ง 4 ชนิด โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ ในการทดลองข้อมูลแต่ละชนิดจะมีการกำหนดตัวแปรดังนี้ จำนวนรอบในการเรียนรู้เท่ากับ 10000 รอบ, อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้เท่ากับ 0.1 โดยจะมีตัวแปรเพียงตัวเดียวที่เปลี่ยนไปคือจำนวนโหนดในชั้นซ่อน จากการทดลองได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.1, 4.2, 4.3, และ 4.4

4.2.1.1 ผลการทดลองที่ 1

ตารางที่ 4.1 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Iris กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	Hidden Node	Training Round	Average	Max
Iris	5	10000	96.67%	96.67%
Iris	6	10000	96.67%	96.67%
Iris	7	10000	96.67%	96.67%
Iris	10	10000	96.67%	96.67%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Haberman กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	Hidden Node	Training Round	Average	Max
Haberman	5	10000	68.48%	75%
Haberman	6	10000	59.80%	68.48%
Haberman	7	10000	58.91%	64.13%
Haberman	8	10000	54.57%	63.04%
Haberman	9	10000	51.30%	59.78%

ตารางที่ 4.3 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Wine กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	Hidden Node	Training Round	Average	Max
Wine	5	10000	95.91%	96.59%
Wine	10	10000	95.91%	96.59%
Wine	16	10000	95.91%	96.59%
Wine	20	10000	95.68%	96.59%

ตารางที่ 4.4 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ โดยใช้ข้อมูล Glass กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	Hidden Node	Training Round	Average	Max
Glass	8	10000	56.19%	59.05%
Glass	10	10000	57.33%	61.90%
Glass	12	10000	65.60%	95.65%
Glass	15	10000	57.42%	62.36%
Glass	20	10000	57.74%	58.09%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.2 การทดลองที่ 2

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลของข้อมูลทั้ง 4 ชนิด โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีน ในการทดลองข้อมูลแต่ละชนิดจะมีการกำหนดตัวแปรดังนี้ จำนวนรอบในการเรียนรู้เท่ากับ 10000 รอบ, อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้เท่ากับ 0.1 โดยจะมีตัวแปรเพียงตัวเดียวที่เปลี่ยนไปคือจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล (K#) จากการทดลองได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.5, 4.6, 4.7, และ 4.8

4.2.2.1 ผลการทดลองที่ 2

ตารางที่ 4.5 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Iris กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	K#	Training Round	Average	Max
Iris	5	10000	76.67%	80.00%
Iris	8	10000	76.67%	80.00%
Iris	10	10000	76.66%	86.67%
Iris	15	10000	66.67%	73.33%

ตารางที่ 4.6 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การแบ่งกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Haberman กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	K#	Training Round	Average	Max
Haberman	5	10000	56.94%	60.86%
Haberman	6	10000	60.80%	63.48%
Haberman	7	10000	57.81%	63.13%
Haberman	8	10000	54.57%	60.04%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Haberman กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	K#	Training Round	Average	Max
Wine	5	10000	93.65%	96.59%
Wine	10	10000	80.78%	94.59%
Wine	16	10000	82.46%	86.59%
Wine	20	10000	94.48%	95.59%

ตารางที่ 4.8 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีน โดยใช้ข้อมูล Glass กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	K#	Training Round	Average	Max
Glass	8	10000	53.19%	58.78%
Glass	10	10000	52.33%	56.70%
Glass	12	10000	61.40%	65.43%
Glass	15	10000	53.74%	59.26%

4.2.3 การทดลองที่ 3

ในการทดลองนี้เป็นการทดลองแบ่งกลุ่มข้อมูลของข้อมูลทั้ง 4 ชนิด โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบฟัซซี่ซีมีน ในการทดลองข้อมูลแต่ละชนิดจะมีการกำหนดตัวแปรดังนี้ จำนวนรอบในการเรียนรู้เท่ากับ 10000 รอบ, อัตราการเรียนรู้เท่ากับ 0.1 และค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้เท่ากับ 0.1 โดยจะมีตัวแปรเพียงตัวเดียวที่เปลี่ยนไปคือจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล (C#) จากการทดลองได้ผลการทดลองดังตารางที่ 4.9, 4.10, 4.11, และ 4.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.3.1 ผลการทดลองที่ 3

ตารางที่ 4.9 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบฟัซซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Iris กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	C#	Training Round	Average	Max
Iris	5	10000	76.67%	78.00%
Iris	8	10000	76.67%	80.00%
Iris	10	10000	76.66%	86.67%
Iris	15	10000	66.67%	73.33%

ตารางที่ 4.10 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบฟัซซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Haberman กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	C#	Training Round	Average	Max
Haberman	5	10000	58.84%	61.76%
Haberman	6	10000	62.70%	63.78%
Haberman	7	10000	57.81%	59.53%
Haberman	8	10000	53.57%	59.04%

ตารางที่ 4.11 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบฟัซซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Wine กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	C#	Training Round	Average	Max
Wine	5	10000	92.55%	94.59%
Wine	10	10000	79.78%	80.23%
Wine	16	10000	80.66%	84.59%
Wine	20	10000	92.38%	94.78%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.12 ตารางแสดงผลค่าเฉลี่ยการทดลองของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยใช้การจัดกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน โดยใช้ข้อมูล Glass กำหนดอัตราการเรียนรู้ = 0.1 ค่าความคลาดเคลื่อนที่ผู้ใช้ยอมรับได้ = 0.1

Data	C#	Training Round	Average	Max
Glass	8	10000	54.19%	56.78%
Glass	10	10000	52.13%	53.60%
Glass	12	10000	60.85%	63.83%
Glass	15	10000	56.34%	58.86%

4.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

4.3.1 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 1

จากการทดลองการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ จะสังเกตได้ว่า การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนจะมีผลต่อค่าความถูกต้องที่ได้จากการแบ่งกลุ่มข้อมูล สามารถสังเกตได้จากค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นความถูกต้องที่จะแตกต่างกัน แต่ไม่ได้หมายความว่าการเพิ่มจำนวนโหนดในซ่อนจะทำให้ค่าความถูกต้องที่ได้จากการแบ่งกลุ่มนั้นเพิ่มมากขึ้นด้วย ทั้งนี้ผู้ใช้จะต้องทำการทดลองเปลี่ยนจำนวนโหนดในชั้นซ่อนไปเรื่อยๆ จึงจะสามารถทราบได้ว่าจำนวนโหนดเท่าใดจึงจะเหมาะสมกับข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

4.3.2 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 2

จากการทดลองการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน โดยใช้วิธีการจัดกลุ่มแบบเคมีน จะสังเกตได้ว่าการกำหนดจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล จะมีผลต่อค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยสามารถสังเกตได้จากค่าเฉลี่ยเปอร์เซ็นความถูกต้องที่จะแตกต่างกัน แต่ไม่ได้หมายความว่าการเพิ่มจำนวนกลุ่มในการจัดกลุ่มข้อมูลจะทำให้ค่าความถูกต้องที่ได้จากการแบ่งกลุ่มนั้นเพิ่มมากขึ้นด้วย ทั้งนี้ผู้ใช้จะต้องทำการทดลองเปลี่ยนจำนวนกลุ่มในการจัดกลุ่มไปเรื่อยๆ จึงจะสามารถทราบได้ว่าจำนวนโหนดเท่าใดจึงจะเหมาะสมกับข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

4.3.3 การวิเคราะห์ผลการทดลองที่ 3

จากการทดลองการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน โดยใช้วิธีการจัดกลุ่มแบบฟัชซี่ซีมีน จะสังเกตได้ว่าการกำหนดจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล จะมีผลต่อค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มข้อมูล โดยสามารถสังเกตได้จากค่าเฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปอร์เซ็นความถูกต้องที่จะแตกต่างกัน แต่ไม่ได้หมายความว่าการเพิ่มจำนวนกลุ่มในการจัดกลุ่มข้อมูลจะทำให้ค่าความถูกต้องที่ได้จากการแบ่งกลุ่มนั้นเพิ่มมากขึ้นด้วย ทั้งนี้ผู้ใช้จะต้องทำการทดลองเปลี่ยนจำนวนกลุ่มในการจัดกลุ่มไปเรื่อยๆ จึงจะสามารถทราบได้ว่าจำนวนโหนดเท่าใดจึงจะเหมาะสมกับข้อมูลที่ใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

จากการวิเคราะห์ผลการทดลองทั้ง 3 การทดลอง จะสังเกตได้ว่าจำนวนโหนดในชั้นซ่อนและจำนวนกลุ่มที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูลนั้นมีผลต่อค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มข้อมูล นอกจากนั้นจะสามารถสังเกตได้ว่าแบบจำลองที่ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูล ส่งผลกระทบต่อค่าความถูกต้องในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเพียงเล็กน้อย โดยสังเกตจากค่าความถูกต้องที่ได้ออกมามีความแตกต่างกันไม่มาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการทดลอง

จากการดำเนินการทดลองศึกษาสามารถสรุปได้ว่าประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน มีประสิทธิภาพแตกต่างกันไม่มาก โดยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับเป็นการแบ่งกลุ่มโดยไม่ได้มีการจัดกลุ่มข้อมูลมาก่อน ซึ่งจะส่งผลให้ประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มอาจจะด้อยกว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชันซึ่งมีการจัดกลุ่มข้อมูลมาก่อน โดยใช้วิธีการจัดกลุ่มเคมีนและฟัชซี่ซีมีน ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูล

นอกจากนี้การกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ และการกำหนดจำนวนกลุ่มในขั้นตอนการจัดกลุ่มของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน ยังมีผลต่อประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลอีกด้วย

5.2 ข้อเสนอแนะ

ขอบเขตในการศึกษาปริญญานิพนธ์ฉบับนี้คือการแบ่งกลุ่มข้อมูลโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับโดยกำหนดให้มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว โดยจากการศึกษาทฤษฎีแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับสามารถมีชั้นซ่อนได้หลายชั้น ซึ่งอาจเพิ่มประสิทธิภาพในการแบ่งกลุ่มข้อมูลได้ ในการแบ่งกลุ่มโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันนอกจากจะใช้วิธีเคมีนและฟัชซี่ซีมีนในการจัดกลุ่ม ยังสามารถใช้วิธีการจัดกลุ่มอื่นๆ เช่น K-Medoids, PAM และ Som เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

กาญติมา ศิริปัญญาชัย, ชรฐิตา พฤกษาชีวะ และ ศศิรัสมิ์ จิรเศวตกุล **"การพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ในตลาดอนุพันธ์"** ปริญญานิพนธ์ วิทยาศาสตร์บัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2549

ดร.วีระศักดิ์ ซึงถาวร **Java Programming Volumn.I** สำนักพิมพ์ซีเอ็ด

ดร.วีระศักดิ์ ซึงถาวร **Java Programming Volumn.II** สำนักพิมพ์ซีเอ็ด

อัศวิน มีเงิน. **"อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับการจำแนกกลุ่มด้วยโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ฟัซซี่และอีโวลูชั่นนารี่อัลกอริทึม"** วิทยานิพนธ์ วิทยาศาสตร์มหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2548

Jiawei Han. 2001. **Data mining: concepts and techniques.** San Francisco, CA United State: Morgan Kaufmann.

Michael Negnevitsky. 2002. **Artificial Intelligence a guide to intelligence system.** Harlow England: Addison Wesley.

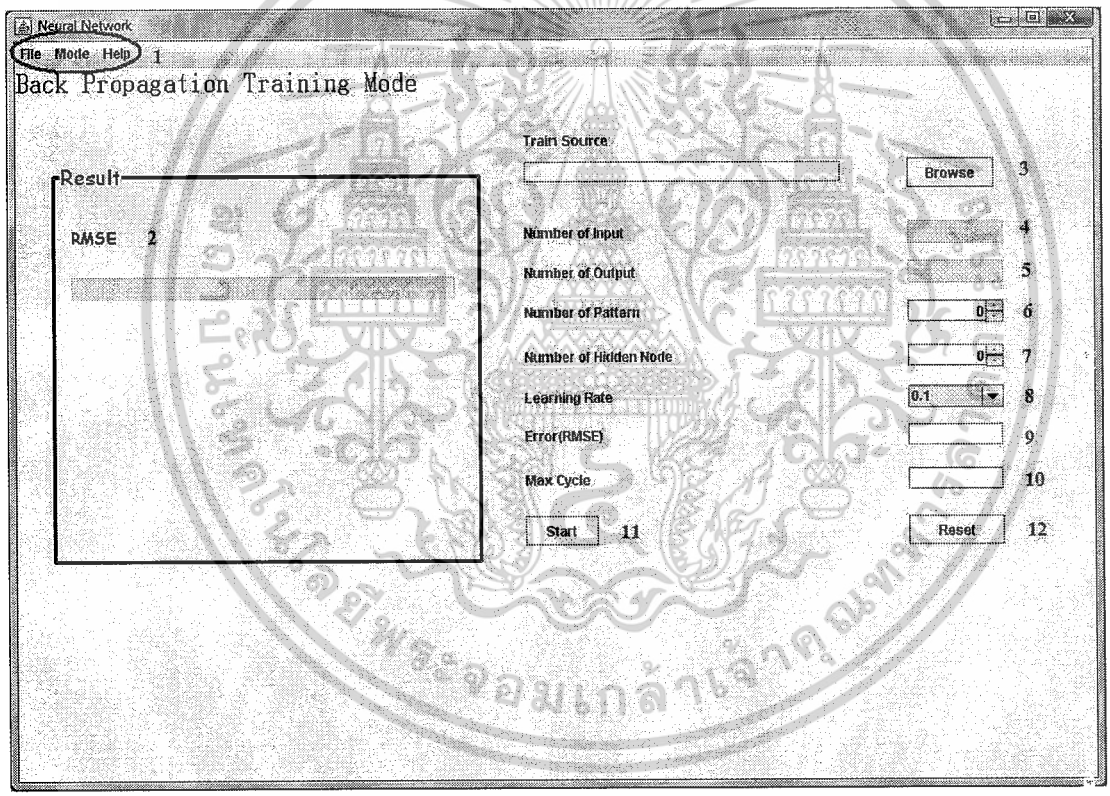
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.
คู่มือการใช้งานโปรแกรม

Back-propagation โปรแกรมส่วนนี้จะประกอบไปด้วย 2 โหมด คือ

1. โหมดการเรียนรู้ (Training Mode)
2. โหมดการทดสอบ (Test Mode)

โหมดการเรียนรู้ (Training Mode)



รูปที่ ก.1 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

อธิบายส่วนต่างๆ ของโปรแกรม

1. แถบเมนู (Menubar) ประกอบด้วย
   - File : กดปุ่มOpen เพื่อเลือกไฟล์ที่ใช้ในการเรียนรู้
     กดปุ่ม Exit เพื่อออกจากโปรแกรม
   - Mode : เลือกโหมดการทำงาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- Help : คู่มือในการใช้งานโปรแกรม

2. แสดงค่า RMSE ที่ได้จากการเรียนรู้
3. เลือกไฟล์ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้
4. จำนวนอินพุต (Number of Input)
5. จำนวนเอาท์พุต (Number of Output)
6. รูปแบบข้อมูลทั้งหมด (Number of Pattern)
7. จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ต้องการใช้ในการเรียนรู้ (Number of Hidden Node)
8. อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
9. ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Error(RMSE))
10. จำนวนรอบมากที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้ (Max Cycle)
11. เริ่มการเรียนรู้ (Start)
12. ล้างค่าข้อมูลที่ได้กรอกไป (Reset)

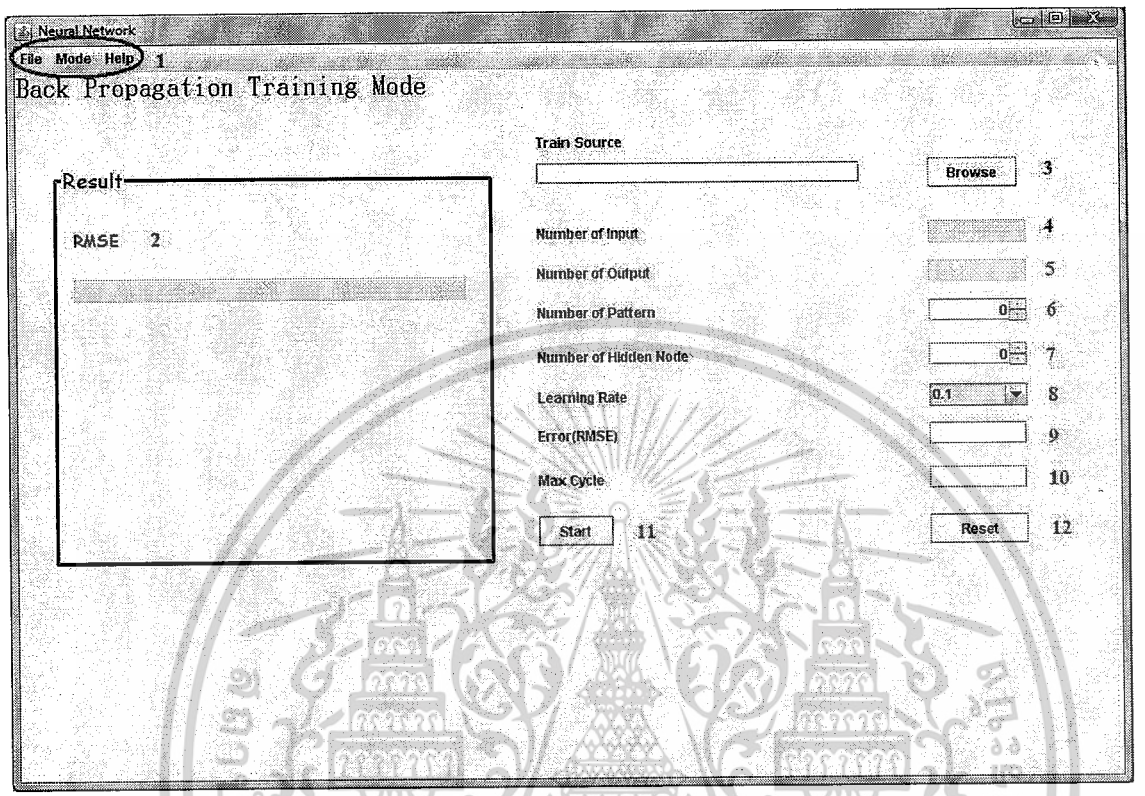
การใช้งานโปรแกรม

1. กดปุ่ม Browse เพื่อเลือกไฟล์ข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้
2. กรอกจำนวน Input , Output , Pattern , Hidden Node , Learning Rate , Error(sse) และค่า Max Cycle
3. กดปุ่ม Start
4. เมื่อได้ค่า SSE ที่น่าพอใจแล้ว จึงเลือก Mode เพื่อเปลี่ยนโหมดไปยังโหมดการทดสอบ (Test Mode)

   หรือกดปุ่ม Reset เพื่อล้างข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โหมดการทดสอบ (Test Mode)



รูปที่ ก.2 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่กระจายย้อนกลับ

1. แถบเมนู (Menubar) ประกอบด้วย
   - File : กดปุ่มOpen เพื่อเลือกไฟล์ที่ใช้ในการเรียนรู้
     กดปุ่ม Exit เพื่อออกจากโปรแกรม
   - Mode : เลือกโหมดการทำงาน
   - Help : คู่มือในการใช้งานโปรแกรม
2. แสดงผลความถูกต้อง (หน่วยเป็นเปอร์เซนต์)
3. เริ่มการทดสอบ (Start)

การใช้งานโปรแกรม

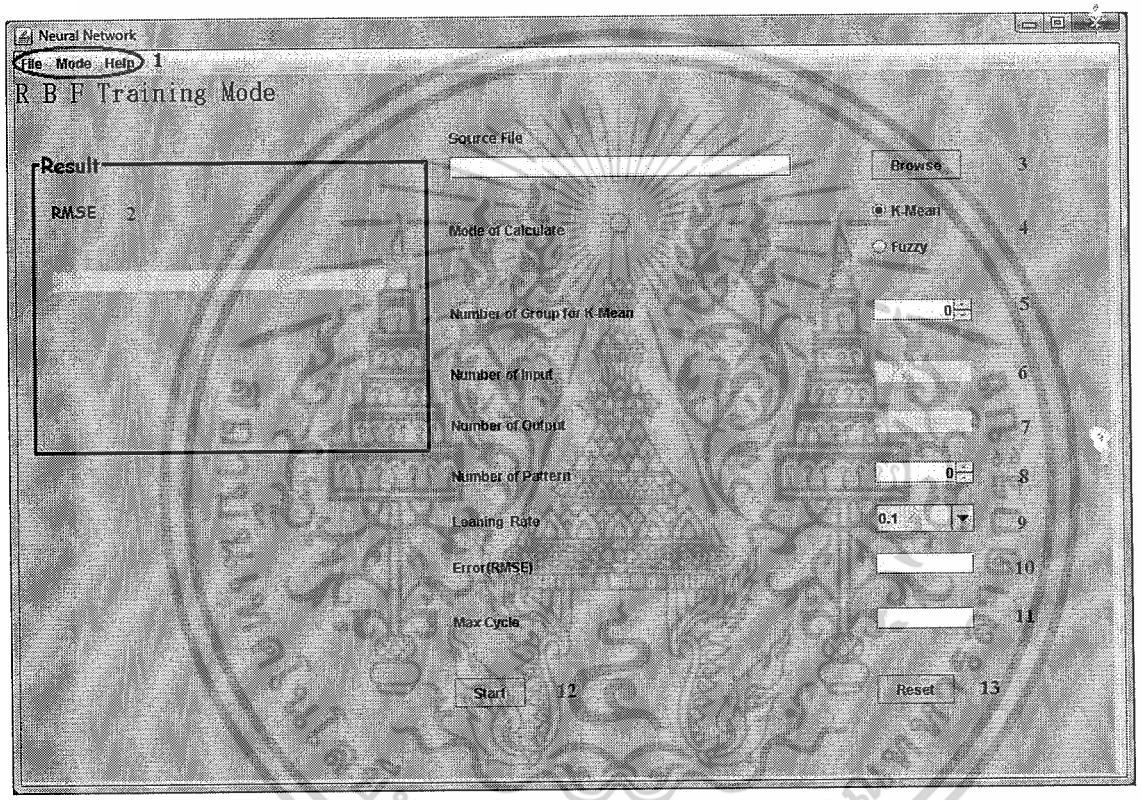
1. กดปุ่มคำนวณ (Calculate)
2. โปรแกรมแสดงค่าความถูกต้องเป็นเปอร์เซนต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

RBF โปรแกรมส่วนนี้จะประกอบไปด้วย 2 โหมด คือ

1. โหมดการเรียนรู้ (Training Mode)
2. โหมดการทดสอบ (Test Mode)

โหมดการเรียนรู้ (Training Mode)



รูปที่ ก.3 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน

อธิบายส่วนต่างๆ ของโปรแกรม

1. แถบเมนู (Menubar) ประกอบด้วย
   - File : กดปุ่มOpen เพื่อเลือกไฟล์ที่ใช้ในการเรียนรู้
     กดปุ่ม Exit เพื่อออกจากโปรแกรม
   - Mode : เลือกโหมดการทำงาน
   - Help : คู่มือในการใช้งานโปรแกรม
2. แสดงค่า RMSE ที่ได้จากการเรียนรู้
3. เลือกไฟล์ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. เลือกเทคนิคที่ใช้
5. จำนวนกลุ่มที่ต้องการในการแบ่งกลุ่ม (Number of Group for K-Mean)
6. จำนวนอินพุต (Number of Input)
7. จำนวนเอาท์พุต (Number of Output)
8. รูปแบบข้อมูลทั้งหมด (Number of Pattern)
9. อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
10. ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Error (RMSE))
11. จำนวนรอบมากที่สุดที่ใช้ในการเรียนรู้ (Max Cycle)
12. เริ่มการเรียนรู้ (Start)
13. ล้างค่าข้อมูลที่ได้กรอกไป (Reset)

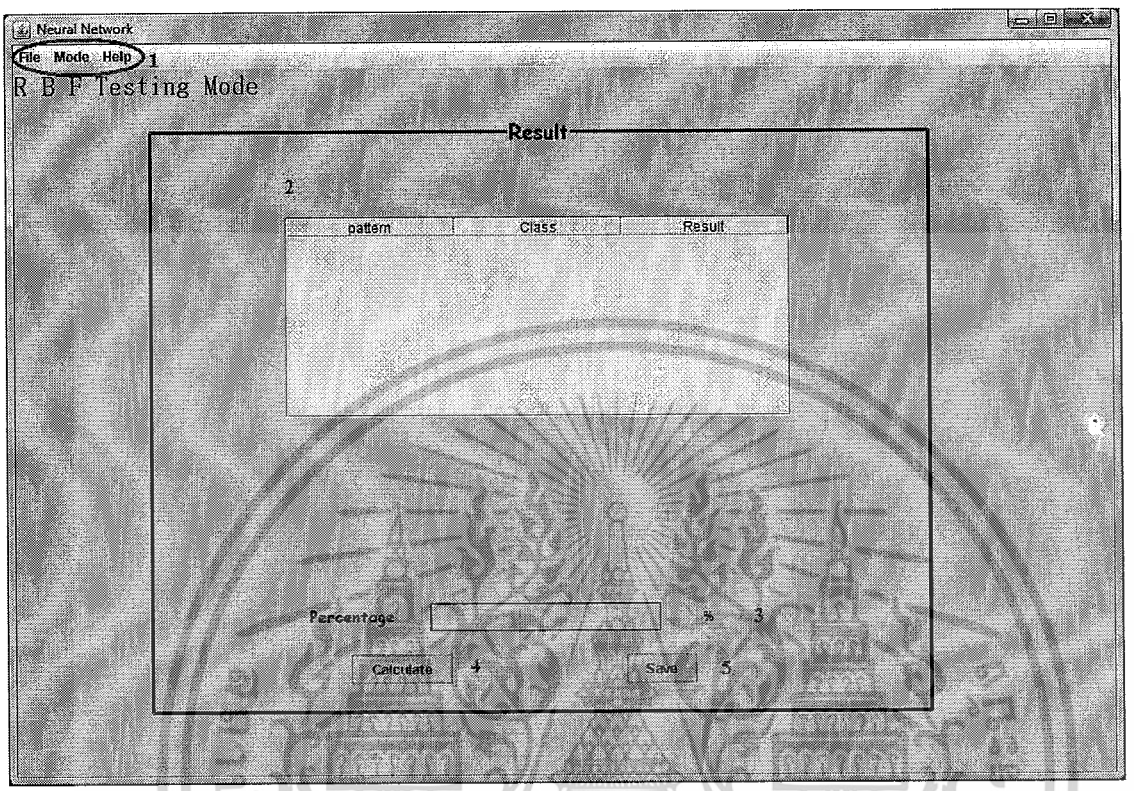
การใช้งานโปรแกรม

1. กดปุ่ม Browse เพื่อเลือกไฟล์ข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้
2. เลือกเมดนิคที่ต้องการแบ่งกลุ่ม
3. กรอกจำนวน Input , Output , Pattern , Hidden Node , Learning Rate , Error(sse) และค่า Max Cycle
4. กดปุ่ม Start
5. เมื่อได้ค่า SSE ที่น่าพอใจแล้ว จึงเลือก Mode เพื่อเปลี่ยนโหมดไปยังโหมดการทดสอบ (Test Mode)

   หรือกดปุ่ม Reset เพื่อล้างข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โหมดการทดสอบ (Test Mode)



รูปที่ ก.4 แสดงหน้าจอโปรแกรมโหมดการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียลเบซิคฟังก์ชัน

1. แถบเมนู (Menubar) ประกอบด้วย
   - File : กดปุ่มOpen เพื่อเลือกไฟล์ที่ใช้ในการเรียนรู้
     กดปุ่ม Exit เพื่อออกจากโปรแกรม
   - Mode : เลือกโหมดการทำงาน
   - Help :คู่มือในการใช้งานโปรแกรม
2. แสดงผลลัพธ์เป็นคลาส
3. แสดงผลความถูกต้อง (หน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์)
4. ปุ่มคำนวณ (Calculate) เริ่มการทดสอบ
5. ปุ่มบันทึก (Save) ผลการทดลอง

การใช้งานโปรแกรม

1. กดปุ่มคำนวณ (Calculate)
2. โปรแกรมแสดงค่าความถูกต้องเป็นเปอร์เซ็นต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวจิภัทรา กนกธัชสกุล
เดือน ปีเกิด	กุมภาพันธ์ 2528
จังหวัด	กรุงเทพมหานคร
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตร์บัณฑิต คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
2550	สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวมัลลิกา ตรีไพศาลภักดี
เดือน ปีเกิด	กรกฎาคม 2528
จังหวัด	กรุงเทพมหานคร
ประวัติการศึกษา	วิทยาศาสตร์บัณฑิต คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
2550	สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้