ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล.

แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น

FORECASTING DATA MODEL USING RADIAL BASIS FUNCTION

โดย

นาถพร ศรีไตรรัตน์

NARTHAPORN SRITRAIRAT

H003327

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ. ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช

วัน เดือน ปี 21 ม.ค. 2550
เลขทะเบียน 03327
เลขเรียกหนังสือ วน. ว.464ย 2549
"ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สจล."

b11752543
I12925147

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน

หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2549

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

FORECASTING DATA MODEL USING RADIAL BASIS FUNCTION

NARTHAPORN SRITRAIRAT

A SYSTEM DEVELOPMENT PROJECT

OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF

MASTER OF SCIENCE PROGRAM IN INFORMATION TECHNOLOGY

FACULTY OF INFORMATION TECNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

1/ 2006

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2006

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชื่อหัวข้อ	แบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยวิธีเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น
นักศึกษา	นางสาว นาถพร ศรีไตรรัตน์
รหัสนักศึกษา	46066822
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2549
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ. ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช

บทคัดย่อ

ในการวิเคราะห์ข้อมูลโดยการทำการทำเหมืองข้อมูลในหลายรูปแบบ ช่วยให้ผู้วิเคราะห์ได้ข้อมูลซึ่งเป็นประโยชน์และสามารถนำไปใช้งานได้ ไม่ว่าเพื่อทำการคาดการณ์เหตุการณ์ต่างๆและนำมาวางแผนในการจัดการ หรือการอธิบายลักษณะของสิ่งใดสิ่งหนึ่งและวางแผนกลยุทธ์ต่างๆเพื่อทำให้เกิดผลประโยชน์จากลักษณะของสิ่งนั้น

การพยากรณ์ข้อมูลที่มีความแม่นยำจะช่วยในการวางแผนการทำงานต่างๆ ได้มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นเป็นวิธีการหนึ่งที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ข้อมูลในรูปแบบของอนุกรมเวลาได้ถูกต้องแม่นยำและรวดเร็ว เนื่องจากมีการฝึกสอนโครงข่ายในสองเลเยอร์ ในเลเยอร์แรกเป็นการฝึกโครงข่ายเพื่อหาค่าศูนย์กลางของข้อมูลจากการจัดกลุ่มซึ่งในที่นี้ได้เลือกใช้การจัดกลุ่มแบบ เค-มีนอัลกอริทึม และในเลเยอร์ถัดมาเป็นการฝึกเพื่อหาค่าผลลัพธ์ของข้อมูลซึ่งสามารถทำได้หลายวิธีซึ่งวิธีการที่เป็นที่นิยมคือการฝึกสอนโดยใช้แบคพรอพพาเกชั่นอัลกอริทึม ดังนั้นการพัฒนาโมเดลที่มีความยืดหยุ่นจะช่วยเพิ่มความสะดวกและความน่าเชื่อถือในการนำข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ไปใช้ประโยชน์ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Forecasting Data Model using Radial Basis Function
Student	Miss Narthaporn Sritrairat
Student ID.	46066822
Degree	Master of Science
Program	Information Science
Academic Year	2006
Advisor	Vice-Prof. Dr. Worapoj Kreesuradej

ABSTRACT

Data mining is the automated extraction of hidden predictive information from databases and allows users to analyze large databases to solve business decision problems.

To forecast data accurately allows users to plan their business efficiency. Radial Basis Function Neural Network has been employed for functional approximation in time-series modeling and in pattern classification. RBF's embedded in a two layer neural network, and the two layers are learnt separately. First the RBF is trained, including the adaptation of centers and scaling parameters, and then the weights of the output layer are adapted. For this model the first layer is trained by K-means algorithm and the output layer is trained by Backpropagation algorithm. Forecasting data model using Radial Basis Function will helpful to forecast flexibility of many data types.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดีด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาจาก รศ.ดร. วรพจน์ กรีสุระเดช อาจารย์ผู้ควบคุมโครงการที่กรุณาให้คำปรึกษา คำแนะนำต่างๆตลอดจนตรวจสอบและแก้ไขจนทำให้โครงการนี้เสร็จสมบูรณ์

ขอกราบพระคุณคณาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ทุก ๆ ท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาให้กับข้าพเจ้า

ขอขอบคุณเพื่อนๆ ที่ให้กำลังใจและให้ความช่วยเหลือมาโดยตลอดนับตั้งแต่เข้ามาศึกษาในสถาบันแห่งนี้

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณบิดามารดาและครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจและให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณทุกๆ ท่านที่ไม่ได้กล่าวนามไว้ ณ ที่นี้ซึ่งได้ให้ความร่วมมือและให้ความช่วยเหลือจนโครงการนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี

นาถพร ศรีไตรรัตน์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อ I

ABSTRACT II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VI

สารบัญรูป VII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาของโครงการ 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 1

1.3 ขอบเขตการศึกษาและพัฒนา 1

1.4 ขั้นตอนและวิธีการศึกษาโครงการ 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2

1.6 รายละเอียดในบทต่างๆ 2

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 3

2.1 การทำเหมืองข้อมูล 3

2.1.1 กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์ 3

2.1.2 โครงสร้างการทำเหมืองข้อมูล 4

2.1.3 กระบวนการในการทำการทำเหมืองข้อมูล 5

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม 7

2.2.1 Feed-Forward Neural Network 7

2.2.2 การแปลงข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม 7

2.2.3 การแปลงข้อมูลออกจากโครงข่ายประสาทเทียม 8

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น 9

2.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น 9

2.3.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องในการฝึกสอนโครงข่าย 11

2.4 K-means Algorithm 11

2.5 Backpropagation Algorithm 12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.5.1 ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชั่น 12
2.6 การทำนายโดยเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นแบบอนุกรมเวลา 15
2.6.1 ปัจจัยของการทำนายข้อมูลแบบอนุกรมเวลา 16

บทที่ 3 การพัฒนาระบบและหน้าจอการทำงาน 17
3.1 สภาพแวดล้อมการพัฒนาระบบ 17
3.1.1 ฮาร์ดแวร์ประกอบด้วย 17
3.1.2 ซอฟท์แวร์ประกอบด้วย 17
3.2 การจัดเตรียมสภาพแวดล้อมในการทำงาน 17
3.3 การเตรียมข้อมูล 17
3.3.1 ข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโครงข่าย 18
3.3.2 การสร้างโมเดลสำหรับการเรียนรู้ และเก็บค่า Weight ของแต่ละโมเดล 18
3.3.3 การเก็บผลการทดสอบโครงข่าย 20
3.3.4 แบบจำลองความสัมพันธ์ของฐานข้อมูล 20
3.4 หน้าจอการทำงาน 21
3.4.1 หน้าจอเริ่มต้นการทำงานของระบบ 21
3.4.1 หน้าจอสำหรับกำหนดฐานข้อมูล 22
3.4.2 หน้าจอการฝึกสอนโครงข่าย 23
3.4.3 หน้าจอสำหรับทดสอบโครงข่าย 25
3.4.4 หน้าจอแสดงผลการทดสอบโครงข่าย 26
3.4.5 หน้าจอสำหรับทำนายผล 27

บทที่ 4 สรุปผลการพัฒนาและข้อเสนอแนะ 29
4.1 ผลการวิเคราะห์และออกแบบระบบ 29
4.2 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 29
4.3 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาในอนาคต 29
บรรณานุกรม 31
ประวัติผู้เขียน 32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2.3 14

3.1 ตัวอย่างข้อมูลยอดขายสินค้าชนิดหนึ่ง 18

3.2 SaleData 18

3.3 NetModel 19

3.4 NetWeight 19

3.5 NetMean 20

3.6 TestResult 20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 โครงสร้างในแบบลำดับชั้นของการทำเหมืองข้อมูล 4

2.2 ขั้นตอนการทำ KDD 6

2.3 A fully connected feed-forward neural network 7

2.4 RBF network in pattern classification 9

2.5 อัลกอริทึมของ Gaussian Function 14

2.6 อัลกอริทึมของการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น 15

3.1 แบบจำลองความสัมพันธ์ของฐานข้อมูล 21

3.2 แสดงหน้าจอเมื่อเข้าสู่ระบบ 22

3.3 หน้าจอสำหรับเลือกข้อมูลเพื่อเตรียมค่าสำหรับการฝึกสอน 23

3.4 หน้าจอสำหรับฝึกสอนโครงข่าย 24

3.5 แสดงผลจากการเรียนรู้ของโครงข่าย 24

3.6 หน้าจอการบันทึกชื่อรูปแบบการเรียนเรียนรู้ 25

3.7 หน้าจอสำหรับทำการทดสอบโครงข่าย 25

3.8 หน้าจอแสดงผลการทดสอบโครงข่าย 27

3.9 หน้าจอสำหรับการทำนายผลลัพธ์ 28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาของโครงการ

ในปัจจุบันเราไม่สามารถปฏิเสธได้ว่าระบบสารสนเทศไม่ใช่องค์ประกอบสำคัญในการดำเนินธุรกิจ ดังจะเห็นได้จากการแข่งขันทางด้านธุรกิจในปัจจุบันที่ผู้ใดมีข้อมูลที่เยอะกว่าผู้นั้นย่อมได้เปรียบ แต่หากมีข้อมูลในปริมาณมากแต่ไม่สามารถนำข้อมูลนั้นออกมาใช้งานได้ข้อมูลที่มีอยู่ก็ไม่มีประโยชน์ ดังนั้นองค์ประกอบที่สำคัญอีกหนึ่งอย่างคือการนำข้อมูลที่มีอยู่มาผ่านกระบวนการเพื่อนำเสนอสาระที่เป็นประโยชน์จริงๆต่อผู้ใช้ ในการนำข้อมูลที่มีอยู่มาผ่านกระบวนการวิเคราะห์จะทำให้เราได้รับรู้ถึงข้อมูลที่ซ่อนเร้นอยู่ในข้อมูลเหล่านั้น ทำให้เกิดประโยชน์มากมายต่อผู้ที่นำข้อมูลที่ได้นี้ไปใช้งาน การทำการทำเหมืองข้อมูลก็เป็นวิธีการหนึ่งในการค้นหาข้อมูลที่ซ้อนเร้นอยู่

วิธีการการทำเหมืองข้อมูลเป็นการนำข้อมูลมาทำการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของข้อมูลเพื่อมาใช้ในการทำนายได้อย่างถูกต้องแม่นยำ โดยเทคนิคหนึ่งในนั้นคือโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นการให้ระบบคอมพิวเตอร์เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ซึ่งเทคนิคของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในครั้งนี้คือวิธีเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นซึ่งเป็นวิธีการที่น่าสนใจและสามารถนำไปประยุกต์ใช้งานได้ในหลายรูปแบบเช่น การจัดกลุ่ม การประมวลผลภาพถ่าย หรือนำไปใช้ในคอมพิวเตอร์วิชั่น ซึ่งสิ่งที่จะนำมาประยุกต์กับการค้นคว้าครั้งนี้คือเพื่อลดต้นทุนด้านการจัดเก็บสินค้า และลดปริมาณการผลิตสินค้าสิ้นเปลืองขององค์กร

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาขั้นตอนและวิธีการทำ Data Mining ในแบบ Predictive Modeling
2. ศึกษาหลักการและวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น (Radial Basis Function Neural Network) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล

1.3 ขอบเขตการศึกษาและพัฒนา

มุ่งพัฒนาระบบเพื่อการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้หลักการของ Predictive Modeling และโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น (Radial Basis Function Neural Network) โดยมีขอบเขตการทำงานดังนี้

1. สามารถพัฒนาโปรแกรมตามทฤษฎีและอัลกอริทึมได้ถูกต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. สามารถนำไปใช้งานกับข้อมูลทั่วไปได้
3. สามารถนำเสนอผลลัพธ์การทำงานได้ถูกต้อง

1.4 ขั้นตอนและวิธีการศึกษาโครงการ

1. กำหนดหัวข้อ เป้าหมายและวัตถุประสงค์ตลอดจนขอบเขตการทำงานของระบบ
2. ศึกษาทฤษฎี บทความ งานวิจัยและหนังสือที่เกี่ยวข้องกับหลักการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น(Radial Basis Function Neural Network)
3. ศึกษาเทคนิคในการพัฒนาโปรแกรม
4. พัฒนาระบบตามที่ได้ศึกษาข้อมูลมา
5. ทำการทดสอบระบบ
6. ปรับปรุงและแก้ไขข้อผิดพลาด
7. สรุปผลการศึกษาและการดำเนินงาน

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. เพื่อเข้าใจหลักการและเทคนิคการทำ Data Mining ในแบบ Predictive Modeling
2. เพื่อเข้าใจถึงหลักการและวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น(Radial Basis Function Neural Network)
3. เพื่อนำโมเดลที่พัฒนาไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ข้อมูลต่างๆต่อไป

1.6 รายละเอียดในบทต่างๆ

เนื้อหาในโครงการฉบับนี้แบ่งออกเป็น 4 บทดังนี้

บทที่ 1 บทนำ กล่าวถึงความเป็นมาของโครงการ ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ ขอบเขตของการศึกษาและพัฒนา และขั้นตอนการศึกษา

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง กล่าวถึงทฤษฎีต่างๆที่ใช้ในการพัฒนาระบบครั้งนี้ ประกอบด้วยกระบวนการในการทำเหมืองข้อมูล ทฤษฎีของโครงข่ายประสาทเทียม และโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น รวมถึงการทฤษฎีที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย

บทที่ 3 การพัฒนาระบบงานและหน้าจอการทำงาน แสดงถึงขั้นตอนการพัฒนาระบบ พร้อมด้วยตัวอย่างหน้าจอการทำงานต่างๆที่เกิดขึ้นเมื่อมีการนำไปใช้งาน

บทที่ 4 สรุปการพัฒนา บทนี้นำเสนอเนื้อหาของบทสรุป ซึ่งสรุปจากการศึกษาที่ผ่านมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 การทำเหมืองข้อมูล

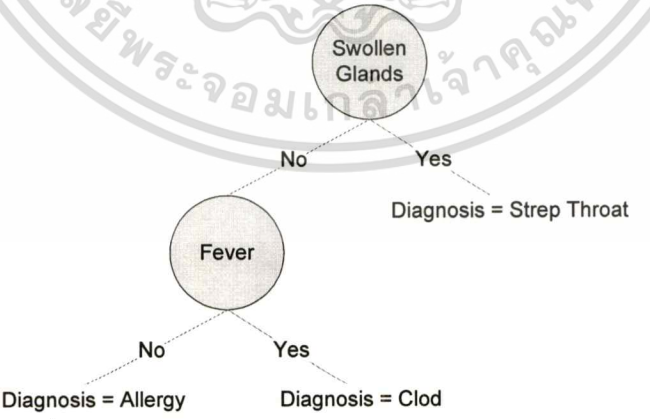
การทำเหมืองข้อมูลเป็นกระบวนการที่ให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้เทคนิคในการวิเคราะห์และนำสิ่งที่ซ่อนเร้นอยู่ในฐานข้อมูลออกมาโดยอัตโนมัติ จุดประสงค์ของการทำเหมืองข้อมูลคือ เพื่อกำหนดทิศทางและรูปแบบของข้อมูล สิ่งที่ได้จากการทำการทำเหมืองข้อมูลก็คือโมเดลของข้อมูลที่สามารถนำไปใช้งานต่อไปได้

2.1.1 กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องคอมพิวเตอร์

กระบวนการที่ทำให้คอมพิวเตอร์สามารถเรียนรู้ในการทำเหมืองข้อมูลมี 2 วิธีคือการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised learning)

1 การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning)

เป็นการให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้จากรูปแบบของข้อมูลที่มีการจัดประเภทการตัดสินใจไว้แล้วและมีผลลัพธ์ที่ถูกจัดไว้แล้ว เพียงแค่มีข้อมูลที่ต้องการหาคำตอบแล้วนำข้อมูลนี้เข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ก็จะได้ผลลัพธ์ออกมาว่าข้อมูลนี้จัดอยู่ในคลาสใด การเรียนรู้แบบมีการชี้นำสามารถนำเสนอตัวอย่างได้ด้วยรูปแบบการตัดสินใจโดยโครงสร้างแบบทรีดังรูป



รูปที่ 2.1 ตัวอย่างการตัดสินใจโดยใช้โครงสร้างแบบทรี

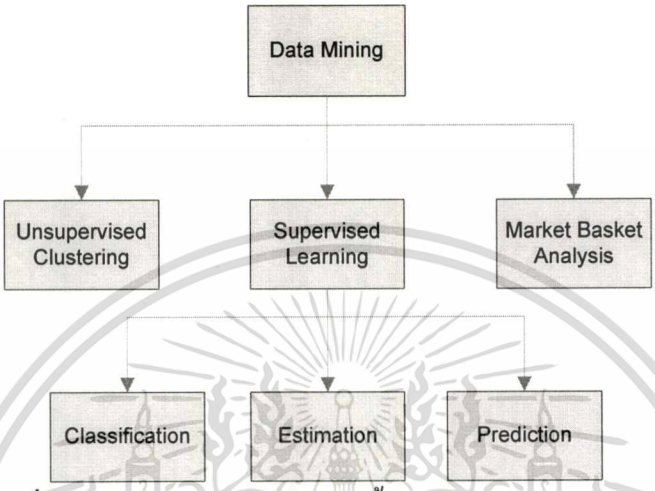
2. การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised Learning)

ตรงข้ามกับการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำจะเป็นการสร้างโมเดลจากข้อมูลที่ยังไม่มีการจัดแบ่งคลาสเอาไว้ ข้อมูลที่เข้าสู่กระบวนการเรียนรู้จะถูกจัดกลุ่มเข้าด้วยกันแล้วหาค่าความแตกต่างออกมา หากยังมีความแตกต่างของข้อมูลภายในกลุ่มอยู่ก็จะทำการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่อนุญาตให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จัดกลุ่มใหม่จนกระทั่งไม่มีค่าความแตกต่างเกิดขึ้นหรือค่าความแตกต่างที่ได้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้

2.1.2 โครงสร้างการทำเหมืองข้อมูล



รูปที่ 2.1 โครงสร้างในแบบลำดับชั้นของการทำเหมืองข้อมูล

จากรูปเป็นโครงสร้างของเทคนิคการทำการทำเหมืองข้อมูลจะเห็นว่าการเรียนรู้แบบมีการชี้นำยังถูกแบ่งย่อยออกเป็น 3 เทคนิคได้แก่

1. Classification เป็นการสร้างโมเดลเพื่อสามารถระบุถึงข้อมูลที่เข้ามาใหม่ได้ว่าควรอยู่ในกลุ่มข้อมูลประเภทใดหรือเซตใดจากที่ได้กำหนดไว้แล้ว

2. Estimation จุดประสงค์ของ Estimation Model เหมือนกับ Classification Model คือเพื่อระบุค่าของผลลัพธ์ แต่ต่างกันที่ผลลัพธ์ของ Estimation Model จะมีค่าเป็นตัวเลขไม่ใช่มีผลลัพธ์เป็นประเภทเหมือน Classification ตัวอย่างของ Estimation เช่น การประมาณเงินเดือนของผู้ที่มีรถสปอร์ตเป็นของตัวเอง, การประมาณช่วงเวลาก่อนที่จะมีพายุเข้ามาถึงยังตำแหน่งที่ระบุไว้

3. Prediction จุดประสงค์ของ Prediction ก็เพื่อการบอกค่าของผลลัพธ์ที่จะเกิดขึ้นในอนาคตมากกว่าบอกค่าผลลัพธ์ของปัจจุบัน ซึ่งค่าของผลลัพธ์สามารถเป็นได้ทั้งที่แบ่งเป็นประเภทและตัวเลข เช่น การทำนายค่าของหุ้นในสัปดาห์หน้าที่มีการซื้อขายกันในตลาดหลักทรัพย์ หรือการทำนายกลุ่มผู้ใช้โทรศัพท์ที่มีแนวโน้มว่าจะเปลี่ยนผู้ให้บริการในอีก 3 เดือนข้างหน้า

ในส่วนของ Market Basket Analysis มีจุดประสงค์เพื่อหาความสัมพันธ์ที่น่าสนใจของข้อมูลเช่นการซื้อสินค้าใน 1 ครั้งของลูกค้า ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นประโยชน์ในการนำไปจัดทำโปรโมชั่นต่างๆได้ง่ายขึ้น

เอกสารนี้สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.3 กระบวนการในการทำการทำเหมืองข้อมูล

กระบวนการในการทำการทำเหมืองข้อมูลหรือในบางครั้งเรียกว่า Knowledge Discovery in Databases (KDD) เป็นกระบวนการที่มีการทำซ้ำและโต้ตอบกับผู้ที่ทำเหมืองข้อมูล ทั้งนี้ให้ได้นัยสำคัญที่ซ่อนอยู่ที่จะเป็นประโยชน์ในการนำมาใช้งาน ซึ่งมีกระบวนการดังนี้

1. Goal Identification กำหนดวัตถุประสงค์ในการทำการทำเหมืองข้อมูลว่าต้องการทราบอะไรจากข้อมูลที่มีอยู่
2. Create Target Data ทำการเลือกข้อมูลที่สนใจและต้องการนำมาวิเคราะห์จากฐานข้อมูลที่มีอยู่
3. Data Preprocessing เป็นการประมวลผลข้อมูลล่วงหน้าเพื่อทำให้ข้อมูลมีความถูกต้องยิ่งขึ้น ในขั้นตอนนี้จะเป็นการขจัดข้อมูลที่ไม่ต้องการออกไปซึ่งเทคนิคที่นำมาใช้ในกระบวนการนี้ได้แก่

3.1. Data Cleaning เป็นการจัดการกับข้อมูลที่ขาดหายไปในบางแอททริบิวต์ซึ่งอาจแทนค่าในแอททริบิวต์นั้นด้วย “unknown” เป็นต้น

3.2. Data Integration เป็นการกำจัดความซ้ำซ้อนของข้อมูล ซึ่งอาจเกิดจากการนำข้อมูลจากหลายๆแหล่งมารวมกัน

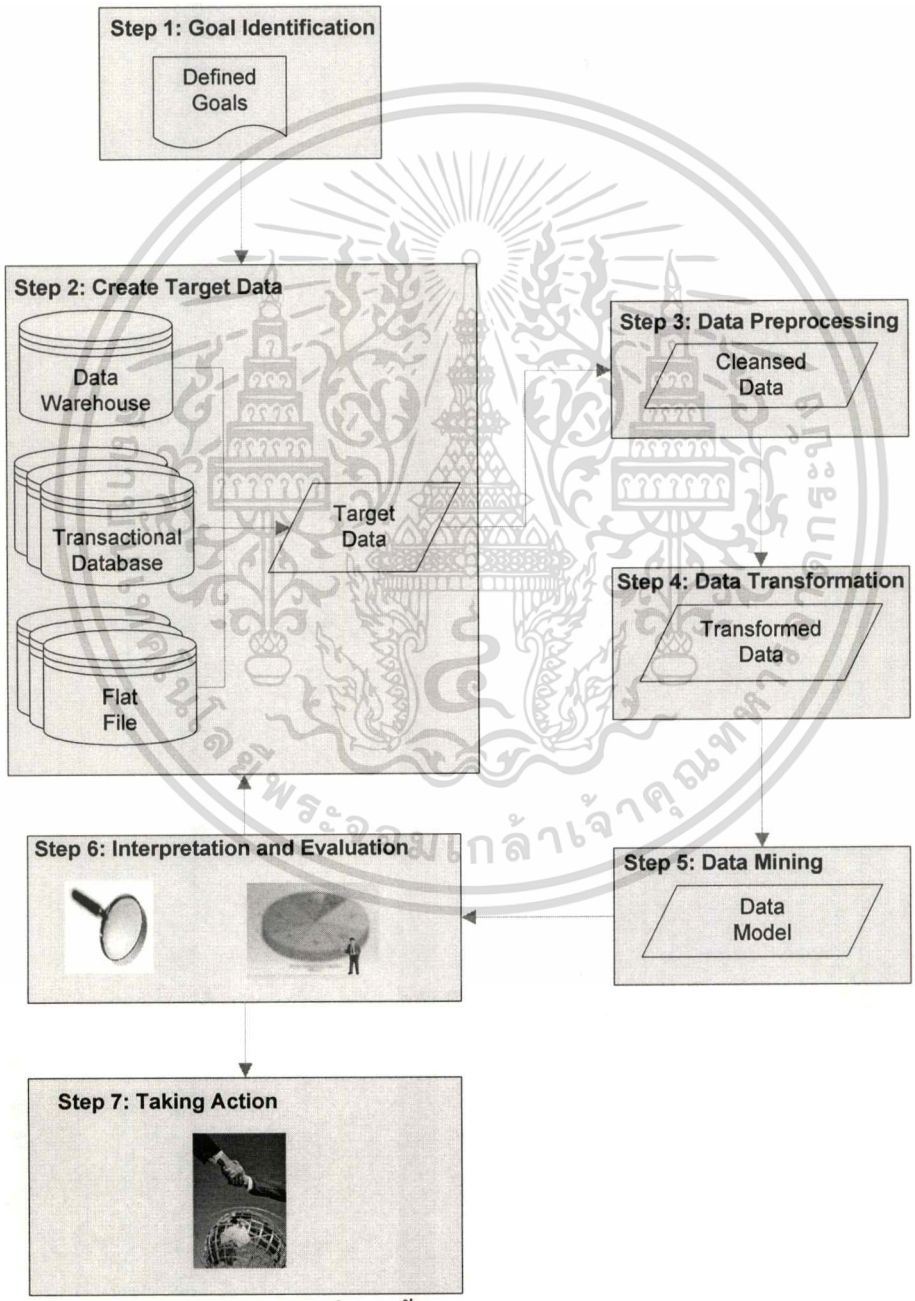
3.3. Data Reduction Strategies เป็นการลดขนาดของข้อมูลโดยสิ่งที่พึงระวังคือ เมื่อทำการลดขนาดของข้อมูลแล้วต้องไม่ทำให้คุณสมบัติของข้อมูลที่เหลืออยู่เปลี่ยนไป

4. Data Transformation เนื่องจากข้อมูลที่นำมาใช้ในการทำการทำเหมืองข้อมูลจะต้องอยู่ในรูปของตัวเลขเท่านั้นทั้งนี้ก็เพื่อนำมาใช้ในการคำนวณและผลลัพธ์ที่ได้ก็อยู่ในรูปของตัวเลขเหมือนกัน ดังนั้นจึงต้องอาศัยการเปลี่ยนข้อมูลจากให้อยู่ในรูปของตัวเลข
5. Data Mining ในขั้นตอนนี้จะทำการประมวลผลข้อมูลที่ได้ผ่านการประมวลผลเบื้องต้น และการแปลงข้อมูลจากขั้นตอนการเตรียมข้อมูลมาแล้วตามอัลกอริทึมของการทำเหมืองข้อมูลที่ได้เลือกเอาไว้ ซึ่งการทำงานในขั้นตอนนี้แทบจะไม่สามารถแยกออกจากขั้นตอนการวิเคราะห์ผลลัพธ์ได้ เนื่องจากขั้นตอนการทำงานทั้ง 2 ขั้นตอนนี้มีความเชื่อมโยงกัน และในบางครั้งก็จะมีการทำงานซ้ำระหว่าง 2 ขั้นตอนนี้และยังอาจมีการวนกลับไปทำงานในขั้นตอนการเตรียมข้อมูลอีกครั้ง
6. Interpretation and Evaluation ขั้นตอนการวิเคราะห์ผลลัพธ์นี้เป็นขั้นตอนหนึ่งที่มีความสำคัญมาก การทำงานในขั้นตอนนี้เป็นการวิเคราะห์รูปแบบข้อมูลที่ได้จากการไมนิ่งว่าสามารถนำไปใช้งานได้แล้วหรือต้องทำซ้ำอีกครั้ง ซึ่งต้องอาศัยปัจจัยภายนอกร่วมวิเคราะห์ด้วยเช่น การใช้หลักการวิเคราะห์ทางธุรกิจมาร่วมด้วยเพื่อทำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การแปลความหมายและประเมินผลลัพธ์ ซึ่งการทำงานของขั้นตอนนี้จะขึ้นอยู่กับแอปพลิเคชั่นที่ใช้ในการพัฒนา

7. Taking Action เป็นการรวบรวมความเข้าใจเชิงธุรกิจซึ่งได้มาจากขั้นตอนการวิเคราะห์ผลลัพธ์เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ให้เข้ากับการดำเนินธุรกิจขององค์กรและระบบสารสนเทศ ซึ่งจะต้องแสดงให้เห็นถึงแนวคิดใหม่ในเชิงธุรกิจ และแสดงให้เห็นถึงการนำความรู้ที่ได้ค้นใหม่นี้ไปใช้ให้เกิดประโยชน์สูงสุด



รูปที่ 2.2 ขั้นตอนการทำ KDD

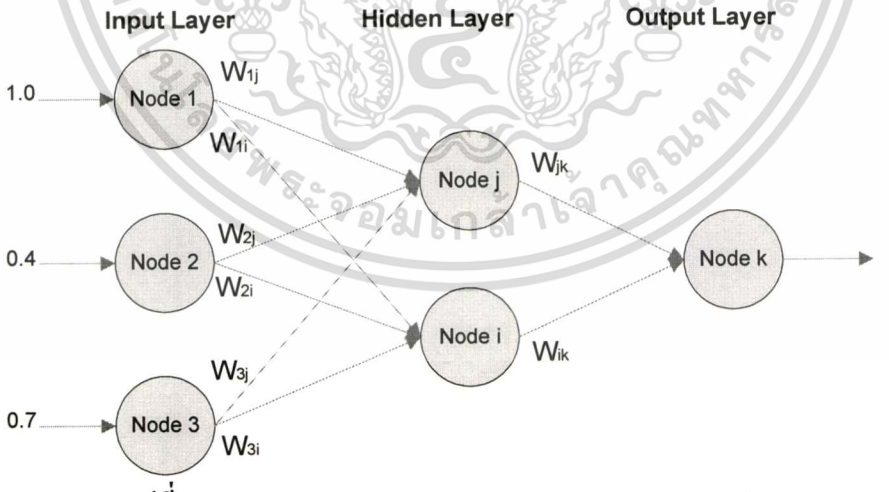
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นแนวคิดในการแก้ปัญหาแบบย้อนกลับโดยการออกแบบให้ระบบเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ โดยระบบเครือข่ายนิวรอนจะมีจุดรับสัญญาณอยู่เป็นจำนวนมากอีกทั้งมีการประมวลผลและการสัมพันธ์กับนิวรอนข้างเคียงเกิดขึ้นอยู่อย่างต่อเนื่องตลอดเวลา เครือข่ายนิวรอนประกอบด้วยส่วนนำเข้าข้อมูล(Input layer) ส่วนแสดงผลลัพธ์(Output layer)และส่วนประมวลผลที่ซ่อนพรางไว้(Processing layer) ระบบเครือข่ายนิวรอนจะถูกป้อนด้วยชุดข้อมูลที่มีการเตรียมไว้ล่วงหน้าซึ่งจะสร้างผลลัพธ์หรือข้อสรุปที่กำหนด กระบวนการนี้เป็นการสอนให้คอมพิวเตอร์เรียนรู้สิ่งที่ถูกต้องจากตัวอย่างที่กำหนดให้ เมื่อคอมพิวเตอร์ได้รับข้อมูลมากยิ่งขึ้นข้อมูลแต่ละชุดจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับคุณลักษณะข้อมูลที่ทราบล่วงหน้าแล้ว ถ้าหากมีความแตกต่างกันส่วนประมวลผลที่ซ่อนพรางไว้ก็จะทำหน้าที่แก้ไขให้ถูกต้อง กระบวนการนี้จะเกิดขึ้นจนกว่าเงื่อนไขบางอย่างได้รับการตอบสนองเรียบร้อยจึงจะหยุดทำงาน

2.2.1 Feed-Forward Neural Network

ในรูปที่ 2.3 แสดงถึงการเชื่อมต่อแบบ Feed-forward neural network พร้อมด้วยข้อมูล Input คือ 1.0, 0.4, 0.7 ลูกศรแสดงถึงทิศทางของการไหลของข้อมูลในโครงข่าย ในรูปที่ 3.1 เป็น fully connected เนื่องจากโหนดในเลเยอร์หนึ่งถูกเชื่อมต่อไปยังทุกๆโหนดในเลยอร์ถัดไป



รูปที่ 2.3 A fully connected feed-forward neural network

2.2.2 การแปลงข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากค่าของข้อมูลที่จะเข้าสู่แต่ละโหนดในโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องเป็นค่าของตัวเลขที่มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 สำหรับวิธีการแปลงค่าข้อมูล Input ของข้อมูลที่มีลักษณะเป็นการจัดแบ่งประเภท(Categorical data) มีอยู่หลายวิธีด้วยกัน วิธีการที่ตรงไปตรงมาที่สุดคือ เทคนิคการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จัดให้ค่าของช่องว่างในแต่ละ Unit มีค่าเท่าๆกัน เช่น แอททริบิวต์ของสีมีค่าเป็นสีแดง, สีเขียว, สีน้ำเงิน และสีเหลือง เมื่อใช้วิธีนี้จะกำหนดให้ค่า Input ของสีแดงมีค่า=0.0, สีเขียว=0.33, สีน้ำเงิน=0.67 และสีเหลือง=1.0 จะเห็นว่าช่องว่างระหว่างสีที่ติดกันมีค่าประมาณ 0.33 แต่เมื่อใช้วิธีนี้จะสังเกตเห็นว่าระยะห่างระหว่างสีแดงกับสีเขียวมีค่าน้อยกว่าระยะห่างระหว่างสีแดงกับสีเหลือง ซึ่งทำให้เสมือนว่าสีแดงมีความใกล้เคียงสีเขียวมากกว่าสีเหลือง อีกวิธีหนึ่งคือการเพิ่ม Input node เข้าไปโดยให้สีแดง=[0,0], สีเขียว=[0,1], สีน้ำเงิน=[1,0] และสีเหลือง=[1,1] ซึ่งวิธีนี้สามารถกำจัดความโน้มเอียงของข้อมูลได้มากกว่าวิธีแรก

สำหรับข้อมูล Input ที่อยู่ในรูปแบบของตัวเลขจะใช้วิธีการแปลงข้อมูลดังนี้

$$newValue = \frac{originalValue - \min imumValue}{\max imumValue - \min imumValue} \qquad (3.1)$$

โดย

newValue คือผลลัพธ์ที่ได้จากการแปลงข้อมูลมีค่าอยู่ใช่วง 0-1

originalValue คือข้อมูลเดิมที่ต้องการทำการแปลงค่า

minimumValue คือค่าที่มีค่าน้อยที่สุดของแอททริบิวต์ที่ทำการแปลงค่า

maximumValue คือค่าที่มีค่ามากที่สุดของแอททริบิวต์ที่ทำการแปลงค่า

เช่นหากต้องการแปลงค่าของ 100, 200, 300 และ 400 เมื่อใช้วิธีการข้างต้นจะได้ผลลัพธ์เป็น 0.0, 0.33, 0.66 และ 1.0 ตามลำดับ

2.2.3 การแปลงข้อมูลออกจากโครงข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากค่าของ Output ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นค่าที่มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เช่นเดียวกับค่า Input ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีวิธีแปลงค่าจาก 0 ถึง 1 เป็นค่าที่สามารถสื่อสารได้เข้าใจต่อสิ่งที่ต้องการพยากรณ์ สมมติค่า Output ของการพยากรณ์ราคาหุ้นที่ออกจากโครงข่ายมีค่าเท่ากับ 0.35 เราสามารถทำการกลับค่า 0.35 ให้เป็นค่าเงินได้โดยนำค่าที่ได้คูณด้วยค่าของขอบเขตข้อมูลราคาหุ้นที่ใช้ในฝึกสอน แล้วบวกด้วยค่าที่ต่ำที่สุดของราคาหุ้นที่ใช้ในการฝึกสอน ถ้าข้อมูลราคาหุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนมีค่าตั้งแต่ 10 บาทถึง 100 บาท สามารถคำนวณค่า 0.35 ที่ออกจากโครงข่ายไปเป็นตัวเงินได้ดังนี้

(90.00)(0.35) + 10.00 = 41.50

ด้วยวิธีนี้จะได้ค่าการพยากรณ์ราคาหุ้นเท่ากับ 41.50 บาท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น

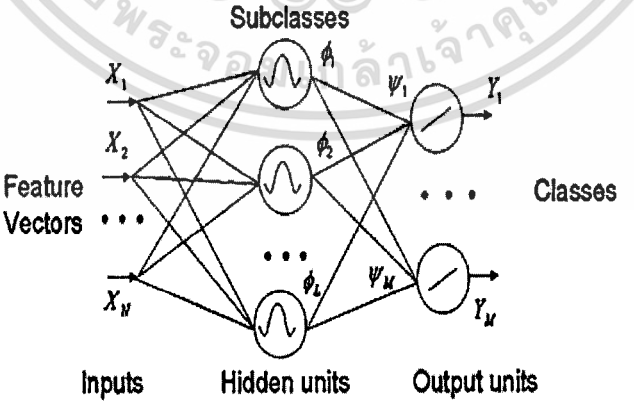
จากที่ทราบมาแล้วว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกแบ่งออกเป็นสามส่วน คือส่วนรับข้อมูลเข้า (Input Layer) ส่วนประมวลผลที่ซ่อนพรางไว้ (Hidden Layer) และส่วนแสดงผลข้อมูล (Output Layer) ลักษณะโครงข่ายของเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นเป็นแบบ feed-forward คือทุกโหนดในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณผ่านไปยังทุกๆโหนดในชั้นต่อไป

2.3.1 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น

การทำงานของเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นจะถูกฝังอยู่ในสองส่วนหลังคือในส่วนของการประมวลผล (Hidden unit) และส่วนของการแสดงผลข้อมูล (Output unit) ซึ่งสามารถอธิบายการทำงานที่เกิดขึ้นในแต่ละส่วนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นได้ดังนี้

- Input Unit เป็นการรับข้อมูลในรูปแบบของอนุกรมเวลาเพื่อนำมาใช้ในการทำนายผลลัพธ์
- Hidden Unit จะมี Gaussian function ทำงานอยู่ ซึ่ง Gaussian function จะใช้ค่ามีนของข้อมูล Input มาใช้ในการคำนวณด้วยเพื่อเพิ่มความแม่นยำให้แก่การประมวลผล
- Output Unit จะเป็นการหาผลรวมของค่าถ่วงน้ำหนักที่ออกมาจาก Hidden unit จากนั้นจึงผ่านฟังก์ชั่นการโยกย้าย (Transfer function) ซึ่งเป็นกลไกในการย้ายค่าข้อมูลอินพุตไปยังข้อมูลเอาท์พุต โดยการใช้ฟังก์ชั่นกระตุ้น (Sigmoid Function) เพื่อเป็นการนำค่าจาก Output unit ไปสู่คลาสที่ถูกแบ่งไว้ล่วงหน้าแล้ว

สามารถแสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น พร้อมหลักการทำงานได้นี้



รูปที่ 2.4 RBF network in pattern classification

จากรูปจะเห็นว่าโครงข่ายถูกแบ่งออกเป็น 3 ส่วนหลักโดยมีหลักการทำงานดังนี้

1. ที่อินพุตจะมีข้อมูลที่เข้ามาคือ X เป็นจำนวน N หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. แต่ละอินพุตจะถูกนำไปคำนวณกับแต่ละโหนดใน Hidden unit ซึ่งแต่ละโหนดจะมีค่า Mean ที่แตกต่างกัน L โหนด เพื่อหาค่าถ่วงน้ำหนักที่ออกจากแต่ละโหนดของ Hidden unit โดยฟังก์ชั่นที่ใช้สำหรับแต่ละ Hidden unit คือ Gaussian function ซึ่งแสดงได้ดังนี้

$$\phi_j(x) = \exp\left(\frac{-(x-c)^2}{2\delta^2}\right) \qquad (3.2)$$

j มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง L โดยที่ L คือจำนวน Hidden units

x คือค่าอินพุต

c คือค่ามีนในแต่ละ Hidden unit

δ คือค่าการกระจายของข้อมูลโดยปกติกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 0.5

ϕ คือค่าถ่วงน้ำหนักที่ออกจากแต่ละ Hidden unit

3. ในส่วนของ Output unit จะเป็นการรวมค่าถ่วงน้ำหนักที่ออกจาก Hidden unit โดยมีฟังก์ชั่นในการรวมน้ำหนักดังนี้

$$\psi_k(x) = \sum_{j=1}^{L} \lambda_{jk}\phi_j(x) \qquad (3.3)$$

k มีค่าตั้งแต่ 1 ถึง M โดยที่ M คือจำนวน Output unit

$\sum$ บอกถึงค่าการกระจายของข้อมูล

λ_{kj} คือค่าถ่วงน้ำหนักจาก Hidden unit ไปสู่ output unit

$\lambda_{kj} > 0$ แสดงว่า Hidden unit ที่ทำงานที่ตำแหน่งที่ j จะถูกนำไปรวมใน output unit ที่ k

$\lambda_{kj} < 0$ แสดงว่า Hidden unit ที่ทำงานที่ตำแหน่งที่ j จะไม่ถูกนำไปรวมใน output unit ที่ k

4. จากนั้นค่าเอาท์พุตที่ได้จะถูกจำกัดให้มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยการใช้ซิกมอยด์ฟังก์ชั่นในการคำนวณดังนี้

$$Y_k(x) = \frac{1}{1+\exp[-\psi_k(x)]} \qquad (3.4)$$

จะเห็นได้ว่าในหัวข้อนี้จะแสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นในขั้นตอนที่นำไปใช้งานแต่ก่อนที่จะให้โครงข่ายทำงานได้นั้นต้องมีการฝึกสอนให้โครงข่ายมีความรู้จำในเรื่องของการทำงานก่อนเรียกว่า Training สำหรับวิธีฝึกสอนให้โครงข่ายแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นให้เกิดการเรียนรู้จะต้องใช้รูปแบบการเรียนรู้ทั้ง 2 วิธีโดยแบ่งเป็น 2 ขั้นตอนคือในขั้นตอนแรกจะเป็นการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised learning) เพื่อหาค่ามีนที่ใช้ใน Hidden unit ในขั้นตอนที่สองจะเป็นการเรียนรู้แบบมีการชี้นำเพื่อเป็นการหาค่าถ่วงน้ำหนัก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3.2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องในการฝึกสอนโครงข่าย

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นนอกเหนือจากการให้ Gaussian function มาทำงานอยู่ที่ Hidden layer จำเป็นต้องอาศัยทฤษฎีอื่นของการทำเหมืองข้อมูลมาใช้ร่วมในการฝึกสอน ซึ่งทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการฝึกสอนโครงข่ายแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นในโครงการนี้ประกอบด้วย

1. K-means Algorithm ใช้ในการจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตเพื่อหาค่ามีน ก่อนที่จะทำการฝึกสอน
2. Backpropagation Algorithm เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการฝึกสอนให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้เพื่อให้ได้มาซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักที่จะนำไปใช้ในการทำนายผลลัพธ์

2.4 K-means Algorithm

ดังที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้นว่าการทำงานของเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นในส่วนของ Hidden unit ที่มี Gaussian function ทำงานอยู่นั้นต้องอาศัยค่ามีนในการทำงานด้วย ซึ่งค่ามีนที่ต้องการนี้ได้มาจากการใช้วิธีการของ K-means ซึ่ง K-means เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised learning) เพื่อการจัดกลุ่มของข้อมูล ว่าข้อมูลที่มีอยู่สามารถแบ่งออกได้กี่กลุ่ม ข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนหรือคล้ายคลึงก็จะถูกจัดอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ถ้าเป็นข้อมูลที่มีลักษณะแตกต่างไปจากกลุ่มของข้อมูลที่แบ่งไว้แล้วก็จะถูกจัดให้อยู่ในกลุ่มใหม่ ซึ่งวิธีการที่นิยมใช้ในการฝึกสอนสำหรับขั้นตอนนี้คือ K-means algorithm ซึ่งมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1. เริ่มแรกให้ใส่ค่าพารามิเตอร์ K ลงไปในอัลกอริทึมซึ่งอัลกอริทึมจะทำการแบ่งข้อมูลจากข้อมูลทั้งหมดจำนวน N ข้อมูลออกเป็นจำนวน K กลุ่มโดยที่ข้อมูลที่อยู่ในแต่ละกลุ่มจะมีความคล้ายคลึงหรือเหมือนกัน
2. ทำการสุ่มเลือกข้อมูลมาเป็นจำนวน K ข้อมูลเพื่อกำหนดค่าจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของข้อมูลแต่ละกลุ่ม
3. ใช้วิธี Euclidean ในการหาระยะห่างระหว่างข้อมูลในแต่ละรายการกับข้อมูลที่ถูกเลือกขึ้นมาเป็นค่าศูนย์กลาง เช่นการหาระยะห่างระหว่างจุด $A(x_1,y_1)$ กับจุด $B(x_2,y_2)$ สามารถหาได้ดังนี้

$$\text{Distance (A-B)} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \qquad (3.5)$$

4. ข้อมูลที่เหลืออยู่ทั้งหมดจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มว่ามีความใกล้เคียงกับกลุ่มไหนมากที่สุดก็จะถือว่าเป็นข้อมูลในกลุ่มนั้นโดยข้อมูลที่เรา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เพิ่มเข้าไปในกลุ่มไหน กลุ่มนั้นต้องทำการคำนวณหาจุดศูนย์กลางใหม่อีกครั้ง ทำจนกระทั่งไม่มีการเปลี่ยนแปลงของจุดศูนย์กลาง

โดยสมการในการคำนวณหาจุดศูนย์กลางของข้อมูลแต่ละกลุ่มเป็นดังนี้

$$m^k = \frac{1}{n_k}\sum_{i=1}^{n_k} x_i^k \qquad (3.6)$$

n_k คือจำนวนข้อมูลทั้งหมดในกลุ่ม K

x_i^k คือค่าของข้อมูลในกลุ่ม k

m^k คือค่าจุดศูนย์กลางใหม่ที่ได้ของกลุ่ม K

2.5 Backpropagation Algorithm

ในขั้นตอนของการฝึกสอนให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้จะใช้อัลกอริทึมแบบแบคพรอพพาเกชั่น(Backpropagation algorithm) ซึ่งเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมมากที่ใช้กับโครงข่ายแบบ Feed-forward network

แบคพรอพพาเกชั่นทำงานโดยการแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักโดยเริ่มจาก Output layer จากนั้นจึงย้อนกลับมาแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นของ Hidden layer แล้วทำการฝึกสอนซ้ำโดยผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ของโครงข่ายจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่เตรียมไว้ นำมาซึ่งการแก้ไขค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ Layer เพื่อให้ค่าความผิดพลาดของผลการพยากรณ์มีน้อยที่สุด

2.5.1 ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชั่น

ขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชั่นประกอบด้วย

1. กำหนดค่าเริ่มต้นของโครงข่าย

   1.1. สร้างโครงข่ายของโครงข่ายโดยการกำหนดจำนวนโหนดในชั้นของ Input layer, Hidden layer และ Output layer แล้วกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น (Initialize weights) ให้กับทุกๆโหนดที่มีการเชื่อมต่อ โดยทั่วไปจะกำหนดเป็นค่าสุ่มโดยให้มีค่าอยู่ระหว่าง -1.0 ถึง 1.0

   1.2. กำหนดเงื่อนไขสำหรับหยุดการเรียนรู้(Terminating condition) ซึ่งมี 2 วิธีคือ

1. กำหนดโดยใช้จำนวนรอบในการเรียนรู้เป็นตัวหยุดการเรียนรู้ของโครงข่าย

2. กำหนดค่าความผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้ โดยวิธีที่ใช้เป็นมาตรฐานในการวัดค่าความผิดพลาดได้แก่การหาค่าRoot mean squared error (rms) ซึ่งมีวิธีการคำนวณดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(T_i - O_i)^2} \qquad (3.7)$$

โดย

N =จำนวนข้อมูลที่ใช้ในเซตของการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

i =จำนวน Output โหนด

T_i =ค่า Output เป้าหมายของข้อมูลตัว i

O_i =ค่า Output ที่ได้จากการประมวลผลของข้อมูลตัวที่ i

ซึ่งโดยทั่วไปจะกำหนดให้มีการหยุดการเรียนรู้เมื่อค่า rms มีค่าน้อยกว่า 0.1

2. ขั้นตอนการเรียนรู้ของเซตของข้อมูล

2.1 ทำการส่งต่อค่าในการเรียนรู้ตลอดทั้งโครงข่ายโดย

$$I_j = \sum (W_{ij} X_i) \quad (3.8)$$

โดย

O_j = ค่า Input ที่เข้าสู่โหนด j

W_{ij} =ค่าถ่วงน้ำหนักจาก Input node i สู่โหนด j

X_i = ข้อมูล Input ใน Input node i

2.2 หาค่า Output error โดย

$$\text{Error(k)} = (T-O_k)O_k(1-O_k) \quad (3.9)$$

$$\text{Error(j)} = (\sum_k Error(k)W_{jk})O_j(1-O_j) \quad (3.10)$$

โดย

T = Output เป้าหมาย

O_k = ค่า Output ที่ได้จากการคำนวณของโหนด k

$(T-O_k)$ = Error จริงของ Output

$O_k(1-O_k)$ = ค่าที่ได้จาก Sigmoid function ที่ X_k

2.3 ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักดังนี้

$W_{jk}(new) = W_{jk}(current) + \triangle W_{jk}$

โดยที่ $\triangle W_{jk}$ คือค่าที่ต้องบวกเพิ่มเข้าไปในค่าถ่วงน้ำหนักปัจจุบัน ซึ่ง $\triangle W_{jk}$ คำนวณได้ดังนี้

$\triangle W_{jk} = (r)[Error(k)](O_j)$

โดย

r = ค่าอัตราการเรียนรู้ที่มีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

Error (k) = ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้ที่โหนด k

O_j = ค่า Output ของโหนด j

3. ทำซ้ำข้อ 2 จนกระทั่งถึงค่า Terminating condition ที่ตั้งไว้

4. ตรวจสอบความถูกต้องของโครงข่ายกับข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ ถ้ายังไม่ได้ค่าที่ดีที่สุดก็ทำการปรับเปลี่ยนโครงสร้างของโครงข่ายแล้วทำการเรียนรู้ให้โครงข่ายใหม่ทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากขั้นตอนที่กล่าวมาสามารถแสดงตัวอย่างการฝึกสอนโครงข่ายในรูปที่ 2.3 ได้โดย ทำการกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับโครงข่ายดังนี้

ตารางที่ 2.1 ค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในรูปที่ 2.3

W_{1j}	W_{1i}	W_{2j}	W_{2i}	W_{3j}	W_{3i}	W_{jk}	W_{ik}
0.20	0.10	0.30	-0.10	-0.10	0.20	0.10	0.50

จากนั้นจึงนำค่า Input และค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นมาสร้างการเรียนรู้โดยกำหนดให้ Target Output มีค่าเท่ากับ 0.65

1. หาค่า Output ที่ออกจากชั้น Hidden node

Input to node j = (0.2)(1.0) + (0.3)(0.4) + (-0.1)(0.7) = 0.250

Output from node j = 0.562

Input to node k = (0.1)(0.562) + (0.5)(0.550) = 0.331

Output from node k = 0.582

2. หาค่า Output error

Error(k) = (0.65-0.582)(0.582)(1-0.582) = 0.017

Error(j) = (0.017)(0.1)(0.562)(1-0.562) = 0.00042

3. จากนั้นจึงทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนัก โดยในที่นี้กำหนดให้อัตราการเรียนรู้มีค่าเป็น 0.5

$\triangle W_{jk}$ = (0.5)(0.017)(0.562)

เพราะฉะนั้นค่าถ่วงน้ำหนักของ W_{jk} มีค่าเท่ากับ 0.1+0.0048 = 0.1048

จากทฤษฎีที่กล่าวมาสามารถแสดงอัลกอริทึมที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายได้ดังนี้

```
Procedure GetGaussian(input: Array; var outputHidden:Array; var outputNet: Array);
(1)   for i:=0 to NumberOfHiddenNeurons-1 do
(2)       OutputHidden[i] := exp(-DistanceSquare(input[i],Mean[i]) / (Covariance) );
(3)   for i:=0 to FTopology.NumberOfOutputNeurons-1 do
(4)   begin
(5)       OutputNet[i] := 0;
(6)       for j:=0 to FTopology.NumberOfHiddenNeurons-1 do
(7)         OutputNet[i] := OutputNet[i] +  FOutputNeurons[i].weight[j] * OutputHidden[j];
(8)   end;
```

รูปที่ 2.5 อัลกอริทึมของ Gaussian Function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```
Procedure Learning;
(1)     while (cycleIndex < numberOfLearnCycles) and (error > abortBound) do
(2)     begin
(3)         for j:=0 to numberOfHiddenNeurons-1 do
(4)         begin
(5)             sum := 0;
(6)             for k:=0 to numberOfTrainingValues-1 do
(7)             sum := sum + OutputHidden[k][j] * (TrainingPattern[k].output[i] –
(8)                     OutputNet[k][i]);
(9)             FOutputNeurons[i].weight[j] := FOutputNeurons[i].weight[j] +
                                                (LearningRate*sum);
(10)        end;
(11)    error:=0;
(12)    for trainingIndex:=0 to numberOfTrainingValues-1 do
(13)    begin
(14)     GetGuaussian(Input[trainingIndex],OutputHidden[trainingIndex],
            OutputNet[trainingIndex]);
(15)     error:=error+sqrt(DistanceSquare(output[trainingIndex],OutputNet[trainingIndex]));
(16)    end;
(17)    cycleIndex:=cycleIndex+1;
(18)    end;
```

รูปที่ 2.6 อัลกอริทึมของการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชั่น

2.6 การทำนายโดยเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่นแบบอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา คือข้อมูลที่เกิดขึ้นเป็นช่วงเวลาที่มีระยะห่างเท่าๆกันและต่อเนื่องกัน การวิเคราะห์อนุกรมเวลาคือการศึกษาหารูปแบบการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรที่เปลี่ยนไปตามเวลาในอดีตจนถึงปัจจุบัน จากนั้นจึงนำรูปแบบนั้นมาวิเคราะห์เพื่อทำนายค่าของตัวแปรนั้นในอนาคต ลักษณะของข้อมูลที่แสดงความสัมพันธ์กับเวลาโดยทั่วไปจะอยู่ในรูป t(1), t(2), t(3), …t(i), …,t(n) โดยที่ n เป็นค่าของข้อมูลในช่วงเวลาสูงสุดซึ่งมาจากข้อมูลที่ได้รวบรวมในช่วงเวลาที่ผ่านมา ในการวิเคราะห์ข้อมูลตามลักษณะชุดข้อมูลตามช่วงเวลามุ่งเน้นในการพยายาม

เอกสารนี้ใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หาแบบจำลองใดๆเพื่อใช้ในการพยากรณค่าของข้อมูลลำดับที่ t(n+1) ซึ่งเป็นค่าที่บอกอนาคต ในการทำนายค่าที่ไกลออกไปจะยากและไม่น่าเชื่อถือ จากค่าของข้อมูลที่ t(n) ค่าความแตกต่างของ t(i-1)-t(i) และ t(i)-t(i-1) ควรเป็นไปในรูปแบบเดียวกัน

สำหรับการพัฒนาแบบจำลองในครั้งนี้เป็นการพัฒนาเพื่อหาแบบจำลองในการทำนายค่าข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในช่วงเวลา t(n+1) โดยอาศัยข้อมูลอินพุตสำหรับการทำนายคือข้อมูลย้อนหลัง t(1), t(2),…, t(n)

2.6.1 ปัจจัยของการทำนายข้อมูลแบบอนุกรมเวลา

ในความเป็นจริงรูปแบบของข้อมูลที่เกิดขึ้นสามารถเปลี่ยนไปจากรูปแบบเดิมได้ เนื่องจากมีปัจจัยอื่นเข้ามาเกี่ยวข้องได้แก่

1. แนวโน้มหรือแนวโน้มระยะยาว เป็นลักษณะของข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงในระยะเวลานานพอที่จะเห็นแนวโน้มของข้อมูลว่าในอนาคตจะเพิ่มขึ้นหรือลดลง
2. ความผันแปรตามวัฏจักร เป็นการเคลื่อนไหวของข้อมูลที่เกิดขึ้นซ้ำๆกันในระยะเวลายาวมากกว่า 1 ปี
3. ความผันแปรตามฤดูกาล เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่เกิดขึ้นเนื่องจากอิทธิพลของฤดูกาลซ้ำๆในช่วงเวลาเดียวกันตลอดปี
4. ความผันแปรที่ไม่แน่นอน

จากปัจจัยที่กล่าวมาข้างต้นแบบจำลองข้อมูลที่สร้างขึ้นสำหรับการทำนายอาจต้องมีมากกว่า 1 แบบเพื่อใช้ในการทำนายตามปัจจัยการเปลี่ยนแปลงภายนอกที่เกิดขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
การพัฒนาระบบและหน้าจอการทำงาน

3.1 สภาพแวดล้อมการพัฒนาระบบ

สภาพแวดล้อมการพัฒนาระบบประกอบด้วย 2 ส่วนหลักคือ ด้านฮาร์ดแวร์ และด้านซอฟท์แวร์

3.1.1 ฮาร์ดแวร์ประกอบด้วย

- เครื่องคอมพิวเตอร์ Pentium4 1.5 GHz
- RAM 384 MB
- ฮาร์ดดิสก์ไม่น้อยกว่า 1 GB
- Mouse, Keyboard
- CD ROM

3.1.2 ซอฟท์แวร์ประกอบด้วย

- Windows XP Professional
- Delphi 6
- MS SQLServer 2000
- BDE Engine

3.2 การจัดเตรียมสภาพแวดล้อมในการทำงาน

ในการพัฒนาระบบการจัดเตรียมสภาพแวดล้อมให้พร้อมสำหรับการพัฒนา โดยการติดตั้งWindow XP หลังจากนั้นจึงติดตั้ง Delphi6 สำหรับใช้ในการพัฒนาโปรแกรม และ MS SQLServer เพื่อใช้ในการติดต่อกับฐานข้อมูล จากนั้นจึงทำการติดต่อฐานข้อมูลเพื่อนำมาใช้งานร่วมกับโปรแกรมผ่านทาง ODBC

3.3 การเตรียมข้อมูล

สำหรับการพัฒนาระบบในครั้งนี้ได้พัฒนาขึ้นเพื่อการทดสอบค่าปริมาณยอดขายสินค้าของบริษัทแห่งหนึ่ง ซึ่งเป็นข้อมูลที่มีลักษณะแบบอนุกรมเวลา (Time series) คือเป็นข้อมูลที่มีความต่อเนื่องโดยที่ข้อมูล ณ ช่วงเวลาหนึ่งมาจากความสัมพันธ์ของข้อมูลในช่วงเวลาก่อนหน้า โดยระบบที่พัฒนาขึ้นจะเป็นการทำนายปริมาณสินค้าที่ขายได้หนึ่งชนิด ณ วันที่ต้องการ ซึ่งข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เริ่มต้นประกอบด้วย รหัสลูกค้า, รหัสสินค้า, วันที่ใบกำกับสินค้า, ปริมาณขาย เมื่อดูจากสิ่งที่ต้องการพยากรณ์ ข้อมูลที่ถูกเลือกมาก็จะประกอบด้วย รหัสสินค้า, วันที่ใบกำกับสินค้า, ปริมาณขาย โดยในระบบจะให้เลือกได้ว่าต้องการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าชนิดใด เดือนไหน และใช้ข้อมูลย้อนหลังเป็นจำนวนเท่าไร ดังตัวอย่างข้อมูลที่แสดงในตารางที่ 3.1 คือข้อมูลยอดขายของสินค้าชนิดหนึ่งระหว่างวันเดือนมกราคม 2005 ถึง เดือนพฤษภาคม 2005

ตารางที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลยอดขายสินค้าชนิดหนึ่ง

Date	Quantity(Kgs.)
1/1/2005	1,870
1/2/2005	3,014
1/3/2005	5,632
1/4/2005	3,938
1/5/2005	3,806

3.3.1 ข้อมูลสำหรับการฝึกสอนโครงข่าย

เนื่องจากข้อมูลที่ได้มาเป็นยอดขายรายวัน แต่เมื่อดูจากข้อมูลการขายใน 1 สัปดาห์ ปรากฏว่ามีการขาดหายของยอดขายสินค้าแต่ละชนิดในแต่ละวันค่อนข้างเยอะ จึงทำการ Summary ข้อมูลการขายรายวันให้เป็นยอดของแต่ละเดือน จากนั้นจึงทำการกำหนดค่าให้กับข้อมูลของเดือนที่ขาดไปมีค่าเป็น 0 ดังนั้นตารางของข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนจะมีโครงสร้างดังนี้

ตารางที่ 3.2 SaleData

Table Name: SaleData **Description:** ตารางเก็บข้อมูลการขายที่ใช้ในการฝึกสอนครั้งนี้		
Attribute Name	**Contents**	**Type**
PD_Code	รหัสสินค้า	Varchar
Date	วันที่ของการขายสินค้า	DateTime
Quantity	ปริมาณของยอดขาย	Float

3.3.2 การสร้างโมเดลสำหรับการเรียนรู้ และเก็บค่า Weight ของแต่ละโมเดล

ในขณะที่ทำการฝึกสอนโครงข่าย เราจะทำการฝึกโดยการกำหนดให้ในเรียนรู้แต่ละครั้ง คือ 1 โมเดลในแต่ละโมเดลประกอบด้วยจำนวน Input node, Hidden node, Error Rate และ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Learning Rate ที่แตกต่างกัน พร้อมกับมีตารางที่เก็บค่าน้ำหนักที่ออกจาก Hidden node ของแต่ละโมเดลสำหรับนำไปใช้ตอนทดสอบและทำนายผลลัพธ์ โครงสร้างข้อมูลที่ใช้ในการเก็บโมเดลและน้ำหนักประกอบด้วย 2 ตารางดังต่อไปนี้

ตารางที่ 3.3 NetModel

Table Name: NetModel **Description:** เพื่อเก็บชื่อโมเดล, ชื่อสินค้า,และรายละเอียดของการฝึกสอน		
Attribute Name	**Contents**	**Type**
ID	รหัสโมเดล	Integer
Name	ชื่อโมเดล	Varchar
PD_Code	รหัสสินค้า	Varchar
LearningRate	อัตราการเรียนรู้ของโมเดล	Float
ErrorRate	อัตราความผิดพลาดที่ตั้งไว้ขณะฝึกสอน	Float
LearningCycle	จำนวนรอบในการฝึกสอน	Integer
InputCnt	จำนวน Input node	Integer
HiddenCnt	จำนวน Output node	Integer

ตารางที่ 3.4 NetWeight

Table Name: NetWeight **Description:** เพื่อเก็บค่า Weight จาก Hidden node ไปยัง Output node ของแต่ละโมเดล		
Attribute Name	**Contents**	**Type**
NetmodelID	รหัสโมเดล	Integer
Hidden_Node	Node ในชั้น Hidden layer	Integer
Weight	น้ำหนักที่ออกจาก Hidden node	Float

นอกจากนี้ยังมีอีก 1 ตารางสำหรับเก็บค่ามีนของสินค้าในแต่ละโมเดลที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่าย เพื่อนำไปใช้งานตอนทำการทดสอบโครงข่ายและพยากรณ์ข้อมูล โดยมีโครงสร้างข้อมูลดังตารางที่ 3.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 NetMean

Table Name: NetMean **Description:** ตารางเก็บค่ามีน		
Attribute Name	**Contents**	**Type**
NetmodelID	รหัสโมเดล	Integer
Input_Node	Node ในชั้น Input layer	Integer
Hidden_Node	Node ในชั้น Hidden layer	Integer
Mean	ค่ามีนระหว่าง Input Node กับ Hidden Node	Float

3.3.3 การเก็บผลการทดสอบโครงข่าย

ในการทดสอบโครงข่ายจะให้ผู้ใช้เลือกโมเดลที่จะใช้ในการทดสอบ แล้วดึงข้อมูลจากตารางที่เก็บข้อมูลสำหรับทดสอบมาใช้งาน เมื่อผ่านการประมวลผลแล้วจะได้ผลลัพธ์เป็นค่าที่ได้จากการทดสอบโครงข่ายของสินค้าแต่ละชนิดในแต่ละโมเดลพร้อมค่าความผิดพลาดเมื่อเทียบกับค่าจริงดังตารางที่ 3.6

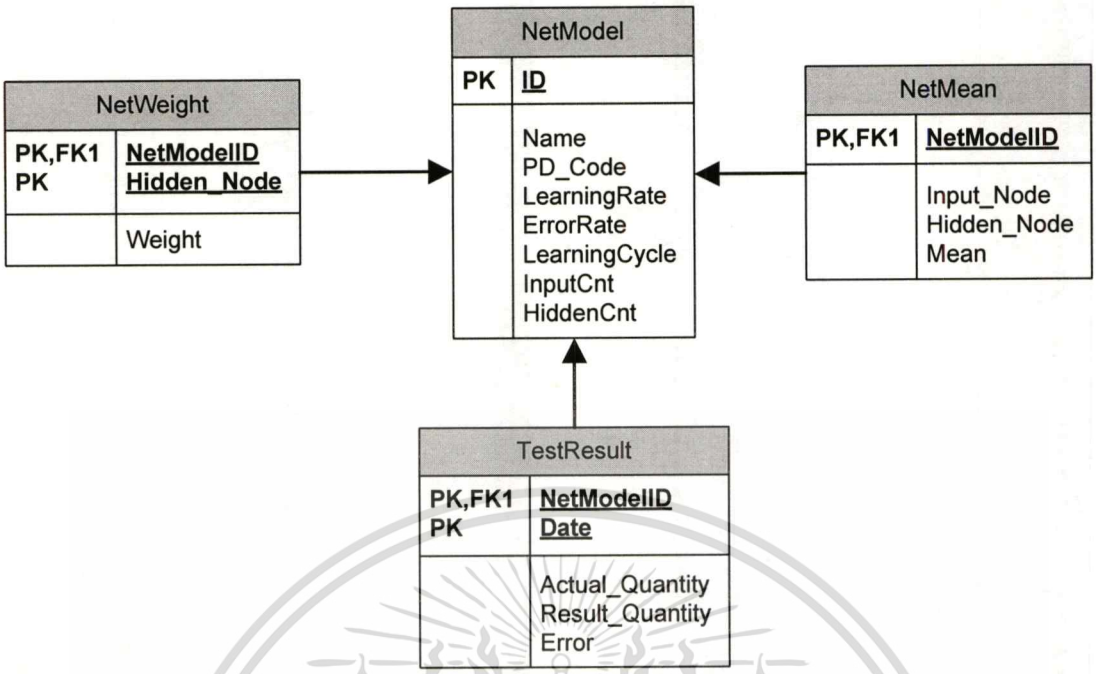
ตารางที่ 3.6 TestResult

Table Name: TestResult **Description:** ตารางเก็บข้อมูลผลการทดสอบโครงข่าย		
Attribute Name	**Contents**	**Type**
NetModelID	รหัสโมเดล	Integer
Date	วันที่ของการขายสินค้า	DateTime
Actual_Quantity	ปริมาณของยอดขาย	Float
Result_Quantity	ยอดขายที่ได้จากการทำนาย	Float
Error	ค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้น	Float

3.3.4 แบบจำลองความสัมพันธ์ของฐานข้อมูล

จากหัวข้อที่ผ่านมาได้แสดงถึงรายละเอียดของแต่ละตารางต่างๆที่ใช้ในการฝึกสอน สามารถแสดงความสัมพันธ์ของตารางที่ใช้ในการเก็บค่าจากฝึกสอนได้ดังรูปที่ 3.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.1 แบบจำลองความสัมพันธ์ของฐานข้อมูล

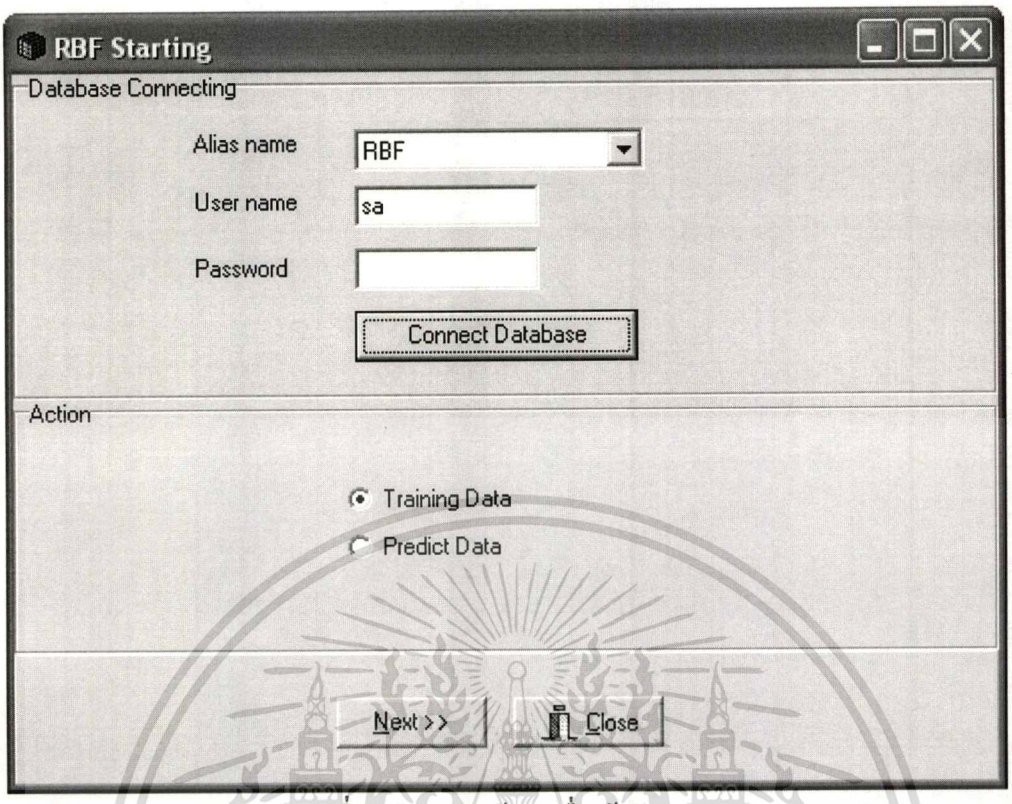
3.4 หน้าจอการทำงาน

ในส่วนนี้จะแสดงถึงหน้าจอการและการทำงานของหน้าจอต่างๆจากระบบที่พัฒนาขึ้น

3.4.1 หน้าจอเริ่มต้นการทำงานของระบบ

ในหน้าจอนี้จะเป็นการตั้งค่าสำหรับติดต่อกับฐานข้อมูล และเลือกรูปแบบการทำงานว่าจะเข้าสู่โหมดของการฝึกสอนโครงข่ายหรือทำนายข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 3.2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 แสดงหน้าจอเมื่อเข้าสู่ระบบ

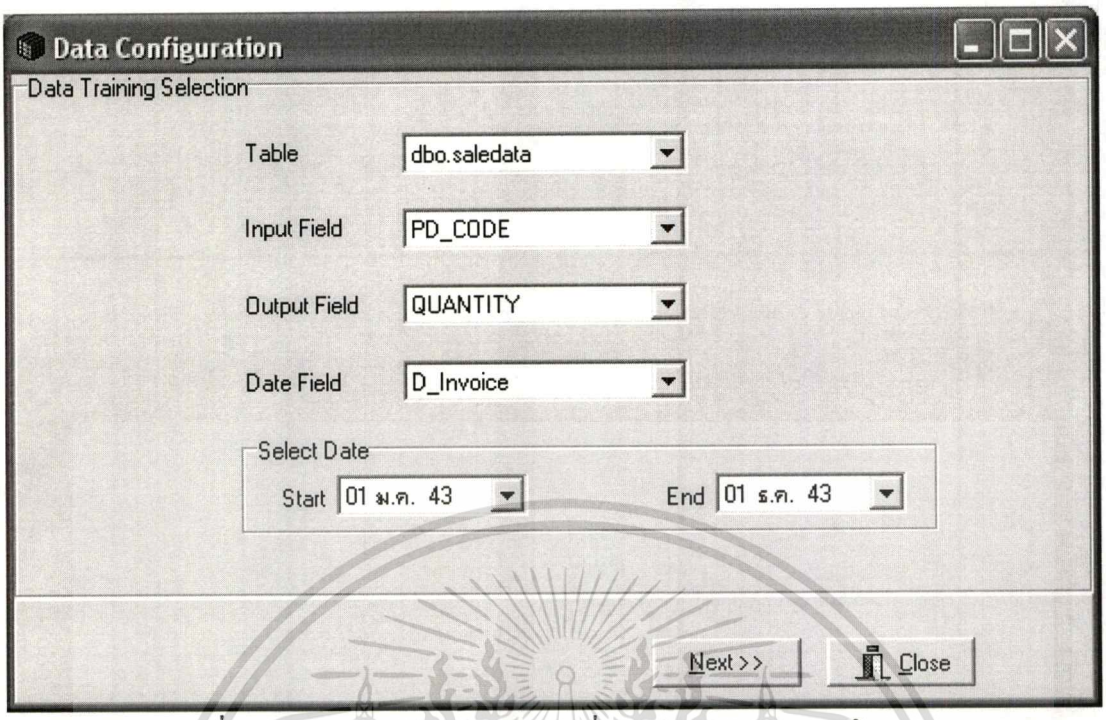
- การติดต่อกับฐานข้อมูล(Data Connecting) ประกอบด้วย
  - **Alias name** สำหรับระบุชื่อเรียกฐานข้อมูลที่ได้กำหนดไว้ใน ODBC Data Source Administrator ในส่วนของ System DSN
  - **User Name** ชื่อของผู้ใช้งานที่มีสิทธิใช้งานฐานข้อมูลดังกล่าว
  - **Password** ระบุรหัสผ่านของผู้ใช้งานเพื่อใช้ในการติดต่อกับฐานข้อมูล

เมื่อทำการกำหนดชื่อในการเรียกใช้ฐานข้อมูล ชื่อผู้ใช้และรหัสผ่านเรียบร้อยแล้วให้กดปุ่ม Connect Database เพื่อทำการติดต่อกับฐานข้อมูลข้างต้น จากนั้นจึงเลือกรูปแบบการทำงานแล้วกดปุ่ม Next

3.4.1 หน้าจอสำหรับกำหนดฐานข้อมูล

สำหรับหน้าจอนี้มีไว้สำหรับให้ผู้ใช้เลือกฐานข้อมูล และกำหนดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



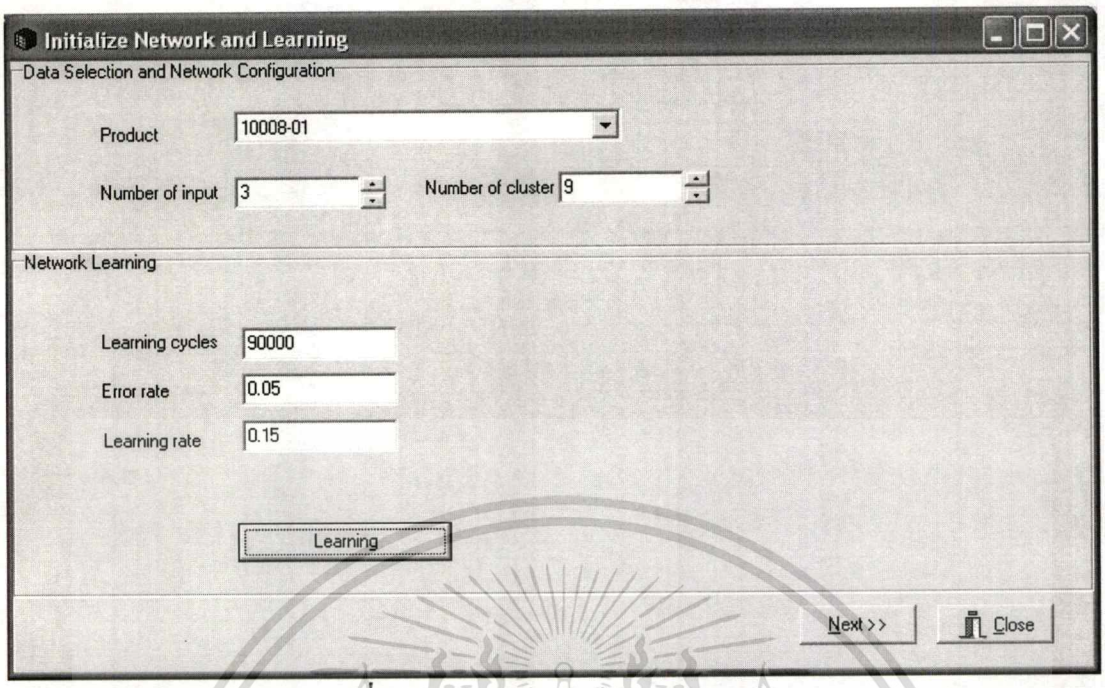
รูปที่ 3.3 หน้าจอสำหรับเลือกข้อมูลเพื่อเตรียมค่าสำหรับการฝึกสอน

- การเลือกข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอน (Data Training Selection) ประกอบด้วย
  - **Table** สำหรับเลือกตารางที่จะนำมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย โดยจะแสดงตารางทั้งหมดที่อยู่ภายในฐานข้อมูลที่เลือก
  - **Input Field** ระบุแอตทริบิวต์ที่เก็บรหัสสินค้าของตารางดังกล่าว
  - **Output Field** แอตทริบิวต์ที่เก็บยอดขายสินค้าในตารางดังกล่าว
  - **Date Field** แอตทริบิวต์ที่เก็บวันที่ของการขายสินค้า
  - **Start End** ระบุค่าวันที่เริ่มต้นของ Date Field เพื่อนำมาใช้ในการฝึกสอน
  - **End Date** ระบุค่าวันที่สิ้นสุดของ Date Field
- เมื่อทำการระบุข้อมูลเรียบร้อยให้กดปุ่ม Next เพื่อเข้าสู่หน้าจอสำหรับฝึกสอนโครงข่าย

3.4.2 หน้าจอการฝึกสอนโครงข่าย

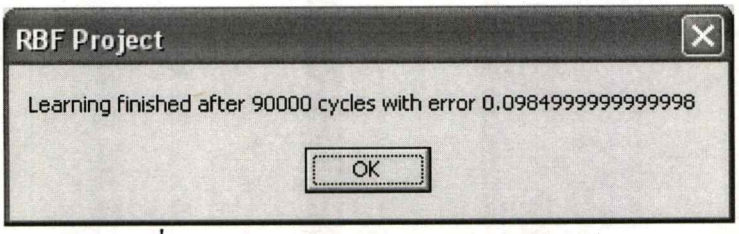
สำหรับหน้าจอนี้เป็นการทำงานที่ต่อเนื่องจากหน้าจอกำหนดฐานข้อมูล โดยจะแบ่งออกเป็น 2 ส่วนย่อยคือส่วนสำหรับเลือกข้อมูลสินค้าที่จะใช้ในการฝึกสอนและกำหนดค่าเบื้องต้นให้โครงข่าย กับส่วนที่สองคือส่วนที่เกี่ยวกับการเรียนรู้ของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 หน้าจอสำหรับฝึกสอนโครงข่าย

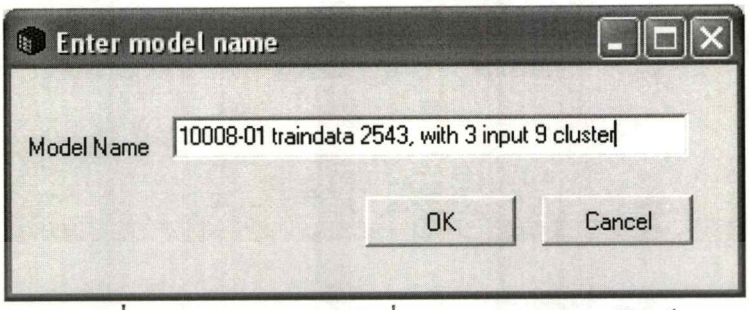
- Data Selection and Network Configuration
  - **Product** เลือกสินค้าที่ต้องการนำมาฝึกสอนในโครงข่าย
  - **Number of input** กำหนดจำนวนโหนดของข้อมูลในชั้นอินพุต
  - **Number of cluster** กำหนดจำนวนโหนดของข้อมูลในชั้นเอาท์พุต
- Network Learning
  - **Learning Cycles** กำหนดจำนวนรอบสูงสุดของการเรียนรู้
  - **Error rate** กำหนดค่าความผิดพลาดสูงสุดของการเรียนรู้
  - **Learning rate** กำหนดอัตราการเรียนรู้เพื่อใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก
- จากนั้นทำการกดปุ่ม Learning เพื่อทำการฝึกสอนโครงข่ายให้กับสินค้าที่เลือก เมื่อระบบสร้างการเรียนรู้ให้กับ โครงข่ายจนได้ถึงค่าที่กำหนดจะแสดงหน้าจอผลการเรียนรู้ดังรูป



รูปที่ 3.5 แสดงผลจากการเรียนรู้ของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

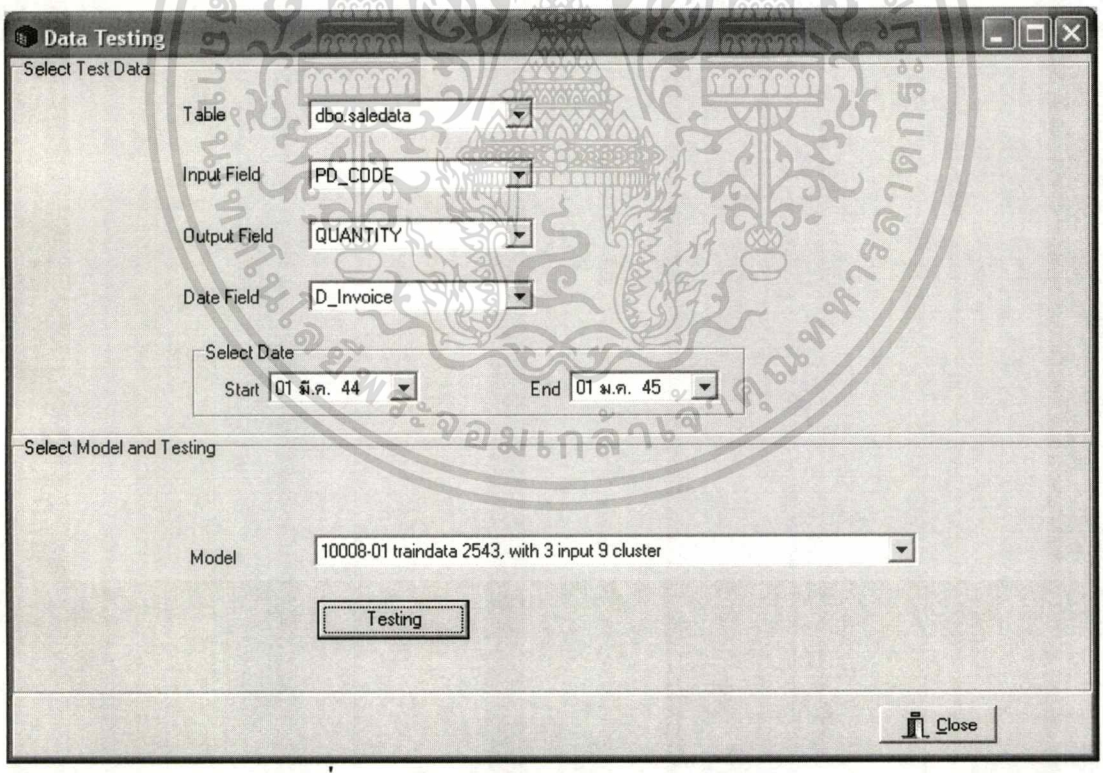
- หลังจากที่โครงข่ายทำการเรียนรู้เสร็จจะปรากฏหน้าจอสำหรับบันทึกชื่อรูปแบบของการเรียนรู้



รูปที่ 3.6 หน้าจอการบันทึกชื่อรูปแบบการเรียนเรียนรู้

3.4.3 หน้าจอสำหรับทดสอบโครงข่าย

ในส่วนของการทดสอบโครงข่ายประกอบด้วยส่วนสำหรับกำหนดข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการทดสอบ และส่วนของการเลือกรูปแบบโครงข่ายที่ได้ทำการฝึกสอนไว้แล้ว



รูปที่ 3.7 หน้าจอสำหรับทำการทดสอบโครงข่าย

- การเลือกข้อมูลเพื่อใช้ในการทดสอบโครงข่าย (Select Test Data) ประกอบด้วย
  - **Table** สำหรับเลือกตารางที่จะนำมาใช้ในการทดสอบโครงข่าย โดยจะแสดงตารางทั้งหมดที่อยู่ภายในฐานข้อมูลที่เลือก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- **Input Field** ระบุแอตทริบิวต์ที่เก็บรหัสสินค้าของตารางดังกล่าว
- **Output Field** แอตทริบิวต์ที่เก็บยอดขายสินค้าในตารางดังกล่าว
- **Date Field** แอตทริบิวต์ที่เก็บวันที่ของการขายสินค้า

- ส่วนของการเลือกรูปแบบโครงข่าย(Select Model and Testing) ประกอบด้วย
  - Model จะแสดงชื่อรูปแบบโครงข่ายทั้งหมดที่มีในฐานข้อมูลเพื่อให้ผู้ใช้เลือกมาใช้ในการทดสอบ

เมื่อผู้ใช้เลือกรูปแบบโครงข่ายที่ต้องการได้แล้วให้กดปุ่ม Test โดยในการทดสอบโครงข่ายจะนำข้อมูลที่มีรหัสสินค้าตรงกับรูปแบบที่เลือกทั้งหมดมาใช้ในการทดสอบ และจะนำจำนวน Input Node, Cluster Node, Learning Cycle, Error Rate และLearning Rate จากที่กำหนดไว้ในขั้นตอนของการฝึกสอนมาใช้งาน เมื่อระบบทำการทดสอบโครงข่ายเสร็จเรียบร้อยจะกลับสู่หน้าจอเริ่มต้นการทำงานของระบบอีกครั้งเพื่อให้ผู้ใช้เลือกรูปแบบการทำงานต่อไป

3.4.4 หน้าจอแสดงผลการทดสอบโครงข่าย

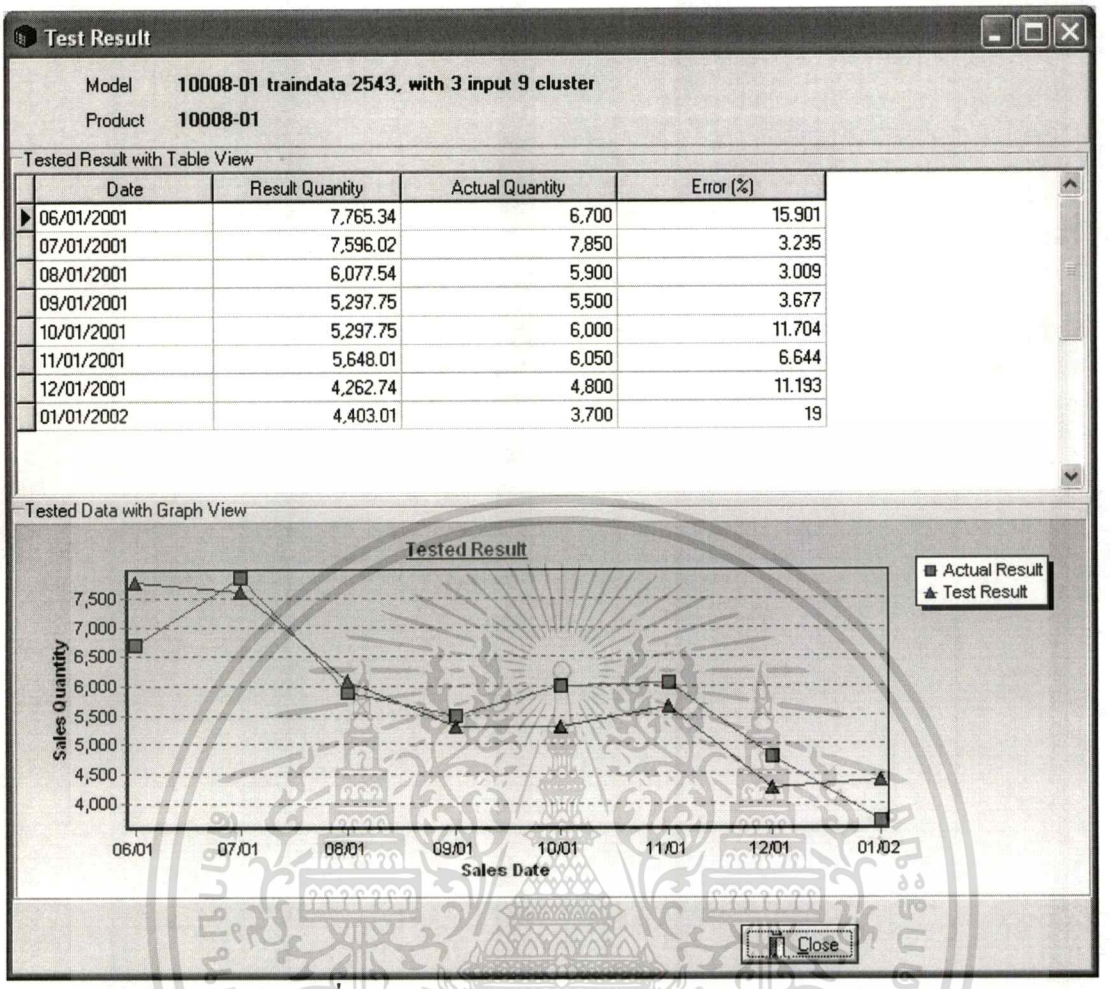
เมื่อระบบทำการทดสอบโครงข่ายเสร็จเรียบร้อย จะแสดงหน้าจอสำหรับแสดงผลการทดสอบโดยอัตโนมัติซึ่งประกอบด้วย

- Model แสดงชื่อรูปแบบโครงข่ายที่เลือกเพื่อทำการทดสอบ
- Product รหัสสินค้าที่ใช้ในการทดสอบ

ในส่วนของการแสดงผลได้แยกออกเป็น 2 ส่วนคือ

1. การแสดงผลในรูปแบบของตารางประกอบด้วยวันที่, ค่าได้จากการทดสอบ, ค่าของข้อมูลจริง และเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาด
2. การแสดงผลในรูปแบบของกราฟ โดยแกน X แสดงถึงเวลาของยอดขาย และแกน Y แสดงค่ายอดขาย กราฟจะแสดงข้อมูลของค่าจากข้อมูลจริงเปรียบเทียบค่าที่ได้จากการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

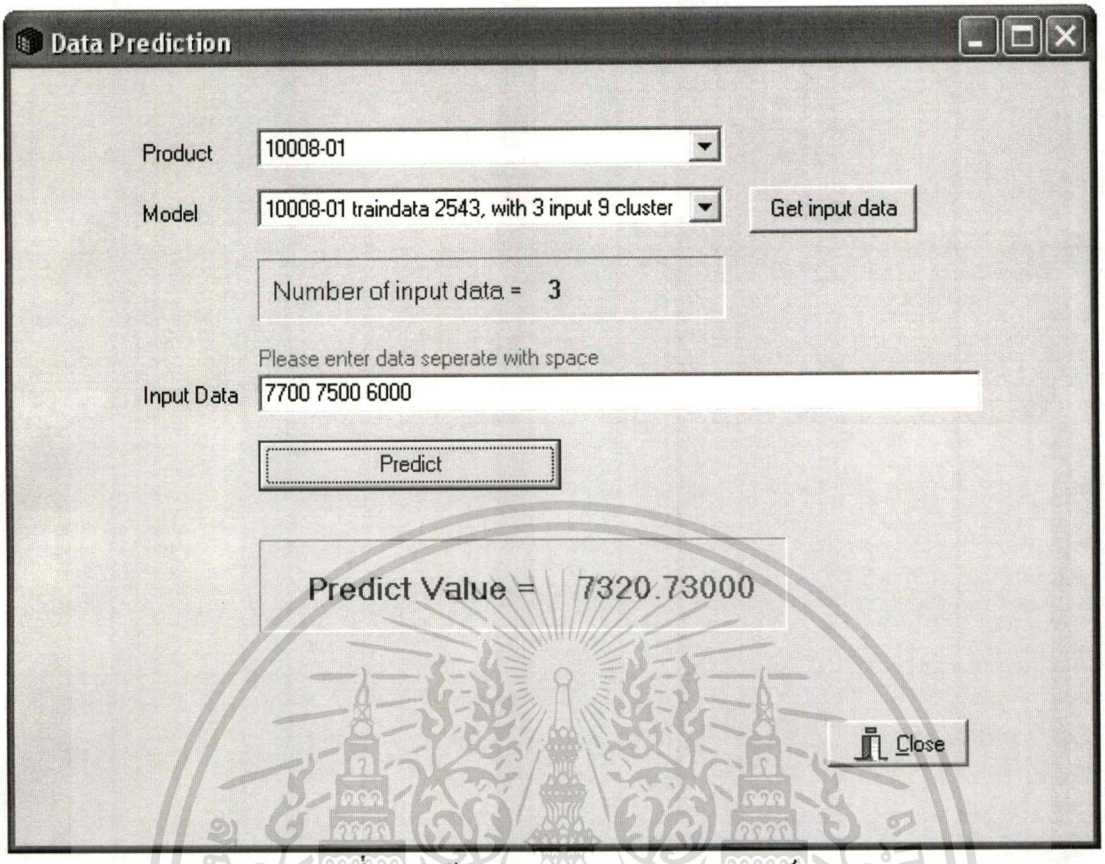


รูปที่ 3.8 หน้าจอแสดงผลการทดสอบโครงข่าย

3.4.5 หน้าจอสำหรับทำนายผล

สำหรับส่วนนี้จะแสดงถึงหน้าจอการทำนายข้อมูล เมื่อมีการนำไปใช้งานดังรูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.9 หน้าจอสำหรับการทำนายผลลัพธ์

- **Product** แสดงรายการสินค้าที่ผ่านการฝึกสอนโครงข่ายมาแล้ว
- **Model** แสดงรูปแบบโครงข่ายของรายการสินค้าที่เลือกไว้
- **ปุ่ม Get input data** เมื่อผู้ใช้กดปุ่มนี้ระบบจะทำการค้นหารูปแบบโครงข่ายจากที่ถูกเลือกเพื่อแสดงจำนวนข้อมูลอินพุตที่ต้องใส่เพื่อใช้ในการทำนาย
- **Input Data** สำหรับให้ผู้ใช้กรอกข้อมูลที่ใช้สำหรับการทำนายโดยแบ่งข้อมูลแต่ละตัวด้วยการเว้นวรรคหนึ่งครั้ง

เมื่อใส่ข้อมูลเรียบร้อยให้กดปุ่ม Predict เพื่อการทำนายค่าผลลัพธ์โดยจะแสดงในส่วนของ Predict Value ผู้ใช้สามารถนำค่าที่ได้ไปใช้งานได้ทันที

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4
สรุปผลการพัฒนาและข้อเสนอแนะ

4.1 ผลการวิเคราะห์และออกแบบระบบ

การพัฒนาระบบสำหรับการทำนายข้อมูลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น เป็นระบบที่มีความยืดหยุ่นเปิดให้ผู้ใช้สามารถนำข้อมูลที่มีอยู่มาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายได้อย่างสะดวก โดยการติดต่อฐานข้อมูล SQL Server ผ่านทาง ODBC ซึ่งเป็นที่นิยมใช้กันอยู่ทั่วไป อีกทั้งหน้าจอการใช้งานมีการแบ่งแยกการทำงานในแต่ละหน้าจออย่างชัดเจนทำให้ง่ายต่อการใช้งาน รวมถึงการออกแบบโครงสร้างข้อมูลเพื่อใช้ในการจัดเก็บผลการฝึกสอนและผลการทดสอบโครงข่ายที่ค่อนข้างเข้าใจง่าย ทำให้ผู้ใช้สามารถนำผลการทดสอบไปประยุกต์ใช้งานเพื่อการแสดงผลในรูปแบบต่างๆได้โดยง่าย

4.2 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

สำหรับการพัฒนาระบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการขายสินค้าในครั้งนี้สามารถทำการทำนายปริมาณยอดขายสินค้าได้อย่างรวดเร็วและได้ผลลัพธ์ใกล้เคียงโดยผ่านโครงข่ายประสาทเทียมแบบเรเดียวเบสิสฟังก์ชั่น ซึ่งในการนำไปใช้งานจริงจำนวนข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอน และจำนวนชุดของรูปแบบโครงข่ายอาจต้องมีความสอดคล้องกับปัจจัยภายนอกที่มีผลกระทบต่อยอดขายในช่วงเวลานั้นๆ เช่น การใช้ข้อมูลในการฝึกสอนตามฤดูกาล หรือการนำข้อมูลยอดขายที่มีการเคลื่อนไหวไปในทิศทางเดียวกันในช่วงเวลาเดียวกันซ้ำๆกันเป็นระยะเวลามากกว่า 1 ปีมาใช้ในการฝึกสอน ซึ่งจะทำให้องค์กรมองภาพการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในระยะยาวได้ดียิ่งขึ้น แต่ก็ต้องอาศัยข้อมูลที่เป็นปัจจัยภายนอกมาใช้ร่วมในการตัดสินใจด้วยเช่น ภาวะเศรษฐกิจ อัตราเงินเฟ้อหรือสภาพตลาดในขณะนั้น ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้น องค์กรสามารถนำค่าที่ได้ไปเป็นแนวทางในการกำหนดทิศทางการขายสินค้าได้อย่างถูกต้องและแม่นยำมากขึ้นซึ่งจะเป็นผลต่อเนื่องมาสู่การจัดการทรัพยากรเพื่อใช้ในการผลิตสินค้า ลดต้นทุนการผลิต ลดพื้นที่การจัดเก็บสินค้าและวัตถุดิบและไม่ผลิตสินค้าสิ้นเปลืองอีกต่อไป

4.3 ข้อเสนอแนะและแนวทางการพัฒนาในอนาคต

- ปรับปรุงในส่วนของการทดสอบโครงข่ายให้สามารถนำข้อมูลในช่วงเวลาหนึ่งของแต่ละปีมาใช้ในการเรียนรู้และทดสอบได้เช่น ใช้ข้อมูลในเดือน 1 ถึงเดือน 4 ในช่วง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เวลา 4 ปีมาใช้ในการเรียนรู้และทดสอบ เพื่อจะได้เห็นแนวโน้มที่เกิดขึ้นในแต่ละไตรมาส

- เพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานเพื่อให้การหาผลลัพธ์สามารถทำได้รวดเร็วและแม่นยำยิ่งขึ้นโดยการนำอัลกอริทึมอื่นมาใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย เพื่อเปรียบเทียบการการฝึกสอนโดยใช้อัลกอริทึมแบบแบคพรอพาเกชั่น หรืออาจเปลี่ยนรูปแบบการหาค่ามีนของข้อมูลจากที่ใช้วิธี K-means ไปเป็นวิธีอื่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

Adrian G. Bors. **Introduction of the Radial Basis Function (RBF) Networks.** [Online]. Available: http:// rsise.anu.edu.au/~daa/courses/GSAC6017/rbf.pdf.

K.J. Brazier. 14/08/2002. **A non-mathematical radial basis function artificial neural network tutorial with comments regarding application to classification of vegetation cover types from Earth observation data and illustrated by the noisy XOR problem.** [Online]. Available: www.uea.ac.uk/~kb/Radial%20basis%20function%20artificial%20neural%20net%20tutorial.ps.

Richard J. Roiger, Michael W. Geatz. 2003. **Data Mining A TUTORIAL-BASED PRIMER.** Mankato: Minnesota State University.

Satish Kumar. 2005. **Neural Networks a classroom approach.** Agra: Deemed University.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวนาถพร ศรีไตรรัตน์
สถานที่เกิด	จังหวัดชลบุรี
ประวัติการศึกษา	ระดับชั้นประถมศึกษา โรงเรียนนิบงชนูปถัมภ์ จ.ยะลา
	ระดับชั้นมัธยมศึกษา โรงเรียนย่านตาขาวรัฐชนูปถัมภ์ จ.ตรัง
	ระดับอุดมศึกษา คณะวิทยาศาสตร์ สาขาวิชาคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยรามคำแหง (วท.บ.)
ประสบการณ์การทำงาน	บริษัท คอมพิวเตอร์ซอฟท์แวร์คอนซัลติ้ง จำกัด (พ.ศ. 2541-พ.ศ.2542)
	บริษัท สยามเท็กซ์ไทล์เคมี จำกัด (พ.ศ. 2542-พ.ศ.2548)
	ห้างหุ้นส่วนจำกัด เฟริสท์บิท (พ.ศ. 2548-ปัจจุบัน)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้