ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลเชิงอนุกรมเวลา

RECURRENT NEURAL NETWORK MODEL FOR TIME SERIES FORECASTING

H005428

โดย

วัชราภรณ์ อัครบวรกุล

WATCHARAPHON AKHARABAWONKUL

อาจารย์ที่ปรึกษา

รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

ว.
ว 385 ว
ล551

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน.....05428
วัน,เดือน,ปี.....11 สิ.ค. 2552

.b.....120919972
.i.....

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคเรียนที่ 1 ปีการศึกษา 2551

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

RECURRENT NEURAL NETWORK MODEL FOR TIME SERIES FORECASTING

WATCHARAPHON AKHARABAWONKUL

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

1/ 2008

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2008

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้มีไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลเชิงอนุกรมเวลา
นักศึกษา	นางสาววัชราภรณ์ อัครบวรกุล
รหัสนักศึกษา	49066804
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2551
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นการศึกษาลักษณะธรรมชาติของข้อมูล เพื่ออธิบายลักษณะข้อมูลชุดนั้นให้เห็นรูปแบบว่าเป็นอย่างไร โดยนำรูปแบบและลักษณะการเคลื่อนไหวของข้อมูลนั้นไปใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ มากมาย เช่น การคาดคะเนแนวโน้มที่จะเกิดขึ้นซึ่งเป็นสิ่งสำคัญในการวางแผนเพื่อให้การดำเนินงานมีประสิทธิภาพ จึงควรมีการศึกษาลักษณะของข้อมูลและความต้องการของผู้ที่จะนำไปใช้ด้วย ในการศึกษานี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอวิธีพยากรณ์อนุกรมเวลาที่สนับสนุนการตัดสินใจได้อย่างเหมาะสม โดยเฉพาะอย่างยิ่งการตัดสินใจเชิงธุรกิจที่มีผลต่อการวางแผนการดำเนินงานขององค์กรต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการตัดสินใจด้านการเงิน การผลิต การจำหน่ายสินค้า หรือการลงทุน ล้วนเป็นปัญหาที่ต้องได้รับการตัดสินใจที่ดีและรวดเร็ว แนวทางในการศึกษานี้จะทำการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของรถกระบะในประเทศไทย ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับในการพยากรณ์ ใช้การเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน(Back-propagation) และวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) มีการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์ นำเสนอในรูปแบบของกราฟ เพื่อให้สะดวกในการวิเคราะห์ผล ผลที่คาดว่าจะได้รับคือเป็นแนวทางในการวางแผนธุรกิจ, ลดความเสี่ยงในการดำเนินงาน, ลดค่าใช้จ่ายจากส่วนที่สิ้นเปลือง และสร้างความมั่นใจในการลงทุน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	Recurrent Neural Network Model for Time Series forecasting
Student	Miss. Watcharaphon Akharabawonkul
Student ID	49066804
Degree	Master of Science
Programme	Information Science
Academic Year	2008
Advisor	Assoc. Prof. Dr.Arit Thammano

ABSTRACT

The Time Series Analysis is the study of data characteristic which can explain the data pattern by determining the data pattern and the data movement. The Time Series Analysis is widely used in various business such as the trend forecasting which is important to effective operation planning. The purpose of this project is to present the Time Series Forecast program that provides the appropriate decision supporting in Financial, Production, Product Distribution and Investment. Because the current business needs the right and quick decision. In this project, the Monthly Total Sale of car in Thailand is tested the algorithms of Recurrent Neural Network by Back-Propagation and Genetic Algorithms. The forecast results from two algorithms are compared and present in the graphical format. The forecast result is expected to be the solution for business planning, risk reduction, cost reduction and increasing the confident in the investment.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

โครงการพัฒนาระบบงานฉบับนี้สำเร็จได้อย่างดี ด้วยความกรุณาของ รศ.ดร. อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการพัฒนาระบบงานซึ่งได้ให้คำปรึกษาต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาระบบงานและสละเวลาในการตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องของโครงการนี้

ขอขอบพระคุณ คณาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่านที่ได้ประสิทธ์ประสาทวิชาความรู้แก่ข้าพเจ้า

ขอขอบพระคุณบริษัทตรีเพชรอีซูซุเซลล์ จำกัด ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลในการพัฒนาโครงการนี้

ขอขอบคุณเพื่อนๆ พี่ๆ ทุกคนที่ให้คำแนะนำต่างๆ และคอยให้กำลังใจเสมอมา

สุดท้ายนี้ข้าพเจ้าขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา และครอบครัวของข้าพเจ้าที่เป็นกำลังใจ และให้การสนับสนุนในทุกเรื่องๆ ทำให้ข้าพเจ้าสามารถทำโครงการพัฒนาระบบงานฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

วัชราภรณ์ อัครบวรกุล

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย I

บทคัดย่อภาษาอังกฤษ II

กิตติกรรมประกาศ III

สารบัญ IV

สารบัญตาราง VII

สารบัญรูป VIII

บทที่ 1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา 2

1.3 ขอบเขตการศึกษา 2

1.4 ขั้นตอนการศึกษา 2

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 3

บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง 4

2.1 เทคนิคการพยากรณ์ (Forecasting technique) 4

2.1.1 ระยะเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Forecasting time horizons) 4

2.1.2 ข้อคำนึงเกี่ยวกับข้อมูลเพื่อการพยากรณ์ 5

2.1.3 การจัดหาข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ 5

2.1.4 ประเภทของเทคนิคในการพยากรณ์ 6

2.2 ทฤษฎีอนุกรมเวลา (Time Series) 8

2.2.1 องค์ประกอบของการแปรผันของอนุกรมเวลา 4 ส่วน 9

2.2.2 รูปแบบของอนุกรมเวลา 11

2.3 ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) 11

2.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งออกเป็น 3 ชั้น (Layer) 11

2.3.2 วิธีการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม 12

2.3.3 ลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างชั้น (Layer) 13

2.3.4 ข้อจำกัดของการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) 15

2.4 หลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) 15

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.1 วิธีคำนวน 15
2.4.2 ข้อดีและข้อจำกัดของแบคพรอพพาเกชัน 18
2.5 หลักการเรียนรู้แบบวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm: GA) 19
2.5.1 องค์ประกอบที่สำคัญของเจนเนติกอัลกอริทึม 20

บทที่ 3 วิธีการดำเนินการศึกษา 25
3.1 โครงสร้างแบบจำลอง 25
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน 26
3.2.1 การจัดเตรียมข้อมูล 26
3.2.2 ขั้นตอนการนอร์มอลไลเซชัน (Normalization) 26
3.2.3 การจัดแบ่งข้อมูลเพื่อทำการฝึกสอนและทดสอบ 27
3.2.4 ทำการฝึกสอนกับโปรแกรม 27
3.2.5 พยากรณ์แนวโน้มของข้อมูลในอนาคต 31
3.3 ขั้นตอนการออกแบบโปรแกรมจำลอง 32
3.3.1 โมดูลการนอร์มอลไลเซชัน 32
3.3.2 โมดูลการสุ่มประชากร 32
3.3.3 โมดูลการฝึกสอนระบบ 32
3.3.4 โมดูลการพยากรณ์ 32
3.3.5 โมดูลการแสดงผลการทำงาน 32
3.4 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ 32
3.4.1 การรับค่าตัวแปรและข้อมูลที่ใช้ในโปรแกรม 33
3.4.2 การฝึกสอนโครงข่าย 35
3.4.3 การทดสอบข้อมูล 38
3.4.4 การแสดงผลลัพธ์ 39

บทที่ 4 ผลการทดลอง 43
4.1 กำหนดรูปแบบที่ใช้ในการทดลอง 43
4.2 การเปรียบเทียบผลการทดลอง 43

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

4.2.1 ผลการทดลองในโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน 43
4.2.2 ผลการทดลองในโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต 49

บทที่ 5 บทสรุปและข้อเสนอแนะ 54
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 54
5.2 สรุปผลการทดลอง 54
5.3 ข้อเสนอแนะ 55
บรรณานุกรม 56
ประวัติผู้เขียน 57

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

3.1 อินพุตและค่าเป้าหมาย 28
3.2 ค่าน้ำหนักในแต่ละโครโมโซม 29
3.3 ผลลัพธ์จากการฝึกหัดโครงข่าย 29
3.4 ค่า RMSE ของแต่ละโครโมโซม 30
3.5 ค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม 30
3.6 โครโมโซมที่ถูกเลือกในรอบที่ 1 31
3.7 โครโมโซมใหม่ที่ได้จากการข้ามสายพันธุ์ 31
3.8 โครโมโซมใหม่ที่ได้จากการกลายพันธุ์ 31
3.9 แสดงข้อมูลการพยากรณ์ ค่าเป้าหมายและค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย 41
4.1 กำหนดค่า Input Node, hidden Node และ Output Node ที่ใช้ในการทดลอง 43
4.2 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 45
4.3 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 46
4.4 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 48
4.5 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 50
4.6 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 51
4.7 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 เทคนิคการพยากรณ์ประเภทต่างๆ 6
2.2 กราฟแสดงค่าแนวโน้มของผลผลิตเคมีภัณฑ์ชนิดหนึ่ง 9
2.3 ยอดขายรายเดือนของห้างสรรพสินค้าแห่งหนึ่ง 9
2.4 กราฟแสดงวัฏจักรธุรกิจ 10
2.5 การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning) 12
2.6 การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ Unsupervised Learning 13
2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (feedforward network) 13
2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent network) ที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นเอาต์พุตไปที่ชั้นอินพุต 14
2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent network) ที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นซ่อน (hidden layer) ไปที่ชั้นอินพุต (Input layer) 14
2.10 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Binary Encoding 20
2.11 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Value Encoding 20
2.12 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Permutation Encoding 20
2.13 การสุ่มหาประชากรเริ่มต้นจำนวน 4 โครโมโซม 21
2.14 ตัวอย่างของฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสม เช่น ค่าความเหมาะสม = จำนวนของ bit 1 ทั้งหมดในโครโมโซม 21
2.15 สัดส่วนของค่าความเหมาะสม 22
2.16 การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) 22
2.17 การกลายพันธุ์กับโครโมโซมรูปแบบ Binary Encoding 23
2.18 การกลายพันธุ์กับโครโมโซมรูปแบบ Permutation Encoding 23
2.19 โอกาสเกิดการข้ามสายพันธุ์ 24
2.20 โอกาสเกิดการกลายพันธุ์ 24
3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง 26
3.2 โครงข่ายที่ใช้ในการทดลอง 28
3.3 โครโมโซมที่ใช้ในการทำงาน 29
3.4 หน้าจอหลักในการทำงาน 33
3.5 หน้าจอสำหรับเลือกโครงข่ายและอัลกอริทึมในการทำงาน 33

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

3.6 หน้าจอหลักสำหรับการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน 34
3.7 หน้าจอหลักสำหรับการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึม 34
3.8 หน้าจอแสดงข้อมูลที่นอร์มอลไลเซชันแล้ว 35
3.9 หน้าจอแสดงข้อมูลอินพุตและผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนร่วมกับเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน 36
3.10 หน้าจอแสดงข้อมูลอินพุตและผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม แบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนร่วมกับเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึม 37
3.11 หน้าจอแสดงการบันทึกค่าน้ำหนักที่ดีที่สุดสำหรับการฝึกสอนโครงข่าย 37
3.12 หน้าจอแสดงการรับค่าสำหรับการทดสอบโครงข่าย 38
3.13 หน้าจอแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบโครงข่ายเพื่อพยากรณ์ข้อมูล 39
3.14 หน้าจอแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบของกราฟ 39
3.15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย 40
3.16 กราฟแสดงค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย (Error) 40
4.1 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 44
4.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 44
4.3 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 45
4.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 46
4.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 47
4.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 47
4.7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการ ย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.8 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2 49
4.9 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 50
4.10 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3 51
4.11 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 52
4.12 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4 52

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันประเทศไทยได้มีบริษัทประกอบการธุรกิจเกิดขึ้นมามากมาย หลายๆ บริษัทต่างพยายามแข่งขันกันเพื่อความเป็นผู้นำทางธุรกิจ และเป็นที่ทราบกันดีว่าธุรกิจหรือองค์กรที่ประสบความสำเร็จทุกหน่วยงานจะต้องมีการวางแผนอนาคต ซึ่งโดยทั่วไปก็จะใช้ความรู้ทางสถิติมาประยุกต์ให้เข้ากับธุรกิจหรือองค์กรของตนเองและในการวางแผนเพื่อพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตก็จะใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาซึ่งเป็นระเบียบทางสถิติที่สามารถแปลงประสบการณ์ในอดีตไปพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคต เพื่อจะคาดการณ์ความต้องการใน 10 หรือ 20 ปีข้างหน้า ดังนั้นการมีข้อมูลการพยากรณ์ที่ถูกต้องและแม่นยำจะสนับสนุนให้การตัดสินใจเป็นไปอย่างเหมาะสม โดยเฉพาะอย่างยิ่งการตัดสินใจเชิงธุรกิจที่มีผลต่อการวางแผนการดำเนินงานขององค์กรต่างๆ ไม่ว่าจะเป็นการตัดสินใจด้านการเงิน การผลิต การจำหน่ายสินค้า หรือการลงทุน ล้วนเป็นปัญหาที่ต้องได้รับการตัดสินใจที่ดีและรวดเร็ว ดังตัวอย่างเช่น การพยากรณ์ยอดขายถือเป็นจุดเริ่มต้นของทุกสิ่งทุกอย่างในการดำเนินธุรกิจ ไม่ว่าจะเป็นการเริ่มต้นดำเนินธุรกิจใหม่หรือการขึ้นรอบการขายใหม่ ในการดำเนินธุรกิจจะมีเป้าหมายสูงสุดคือกำไรสูงสุด ต้นทุนน้อยที่สุด การตัดสินใจว่าจะผลิตสินค้าเท่าไหร่จึงกลายเป็นเรื่องสำคัญ ถ้าผลิตมามากเกินไปสินค้าก็จะล้นตลาดขายไม่หมด บริษัทก็ต้องรับภาระสินค้าที่เหลือ อาจจะต้องขายขาดทุนในที่สุดเพื่อให้สินค้าหมด ซึ่งยังดีกว่าคงค้างเอาไว้ในคลัง เนื่องจากในการผลิตนั้นเกิดต้นทุนไปแล้ว การขายลดราคาย่อมดีกว่าการขาดทุนทั้งหมด ในทางตรงกันข้ามถ้าผลิตมาน้อยเกินไปไม่พอกับความต้องการของผู้บริโภคก็อาจทำให้ผู้บริโภคเกิดภาพลักษณ์ที่ไม่ดีต่อบริษัทและหันไปหาสินค้าที่ทดแทนกันได้จากบริษัทอื่นแทน ก็ทำให้บริษัทเราเสียลูกค้าไป เสียโอกาสในการสร้างรายได้ด้วย การพยากรณ์ยอดขายจะเป็นการบรรเทาปัญหาในส่วนนี้ เพราะถ้าหากการพยากรณ์มีความถูกต้องมาก การผลิตสินค้าในจำนวนที่สอดคล้องกับยอดขายที่พยากรณ์เอาไว้ก็จะทำให้การดำเนินธุรกิจไม่ขาดทุนและได้กำไรตามที่คาดการณ์ไว้ นอกจากนี้การพยากรณ์ยอดขายยังเป็นส่วนประกอบสำคัญในการวางแผนการดำเนินธุรกิจ เพราะเปรียบเสมือนเป้าหมายอีกเป้าหมายหนึ่งที่บริษัทจะต้องดำเนินธุรกิจให้บรรลุเป้าหมายด้านยอดขายที่วางแผนไว้ด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

โครงงานฉบับนี้มุ่งหวังเพื่อศึกษาและนำเสนอวิธีพยากรณ์อนุกรมเวลาเพื่อช่วยในการสนับสนุนการตัดสินใจได้อย่างเหมาะสม ซึ่งวิธีการหนึ่งที่ได้รับความนิยมคือโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) เนื่องจากตัวระบบโครงข่ายสามารถเรียนรู้ได้เองจากข้อมูลตัวอย่าง และแก้ปัญหาที่มีข้อมูลจำนวนมากได้ ในโครงงานนี้จะกล่าวถึงรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Neural Network) รวมถึงหลักการในเรียนรู้และวิธีหาผลลัพธ์โดยใช้วิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) และวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูล นอกจากนี้มีการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการพยากรณ์นำเสนอในรูปแบบของกราฟ เพื่อให้สะดวกในการวิเคราะห์ผล

1.3 ขอบเขตการศึกษา

การศึกษาโครงงานนี้ได้กำหนดขอบเขตในการศึกษา ดังนี้

1. เป็นการพัฒนาโปรแกรมเพื่อช่วยในการพยากรณ์โดยใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Neural Network) ร่วมกับการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) และวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ยอดขายรายเดือนของรถกระบะในประเทศไทย
2. เป็นการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series forecasting)

1.4 ขั้นตอนการศึกษา

เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามวัตถุประสงค์และขอบเขตที่กำหนด จึงได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงาน ดังนี้

1. ศึกษาเทคนิคการพยากรณ์
2. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับอนุกรมเวลา
3. ศึกษาหลักการโครงข่ายประสาทเทียม
4. ศึกษาหลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน
5. ศึกษาหลักการเรียนรู้แบบวิธีทางพันธุศาสตร์
6. พัฒนาระบบและเตรียมข้อมูลในการพยากรณ์
7. ทดสอบการใช้งานระบบ
8. สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ในการศึกษาโครงงานพัฒนาระบบนี้ ผลที่คาดว่าจะได้รับคือ

1. เพื่อเข้าใจหลักการและเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ
2. เพื่อเข้าใจหลักการและเทคนิคการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน
3. เพื่อเข้าใจหลักการและเทคนิคการเรียนรู้แบบวิธีทางพันธุศาสตร์
4. เพื่อประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา
5. เพื่อพัฒนาระบบที่ช่วยในการตัดสินใจแบบมีประสิทธิภาพ

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงทฤษฎีต่างๆที่เกี่ยวข้องในการศึกษาและพัฒนาระบบ ซึ่งเนื้อหาจะกล่าวถึงเทคนิคการพยากรณ์ (Forecasting technique) ทฤษฎีอนุกรมเวลา (Time Series) ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) หลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) และหลักการเรียนรู้แบบวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) ซึ่งจำเป็นสำหรับการวิเคราะห์และพัฒนาระบบ

2.1 เทคนิคการพยากรณ์ (Forecasting technique)

การพยากรณ์ (Forecasting) คือการคาดการณ์ถึงสิ่งใดสิ่งหนึ่งที่จะเกิดขึ้นในช่วงเวลาในอนาคต และนำค่าพยากรณ์ที่ได้นั้นมาใช้ประโยชน์เพื่อช่วยในการตัดสินใจ ปัจจัยที่สำคัญสำหรับการพยากรณ์ มีดังต่อไปนี้

2.1.1 ระยะเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์ (Forecasting time horizons)

การพยากรณ์จะมีการจำแนกประเภทด้วยการพิจารณาจากระยะเวลาที่ครอบคลุมในอนาคตซึ่งสามารถแบ่งประเภทได้ดังนี้

1. **การพยากรณ์ระยะสั้น (Short-range forecast)** เป็นการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ต่ำกว่า 3 เดือน มักใช้สำหรับการวางแผนการซื้อ (Planning purchasing) การจัดตารางการทำงาน (Job scheduling) การวางแผนระดับของกำลังแรงงาน (Workforce levels) การมอบหมายงาน (Job assignments) และระดับการผลิต (Production levels)

2. **การพยากรณ์ระยะปานกลาง (Medium-range forecast)** การพยากรณ์ระยะปานกลางมักเป็นช่วงเวลาตั้งแต่ 3 เดือนถึง 3 ปี จะมีประโยชน์ในด้านการวางแผนการขาย (Sales planning) การวางแผนการผลิตและการวางแผนงบประมาณ (Production planning and budgeting) การวางแผนด้านงบประมาณเงินสด (Cash budgeting) และการวิเคราะห์แผนการปฏิบัติการที่หลากหลาย

3. **การพยากรณ์ระยะยาว (Long–range forecast)** โดยทั่วไปจะมีระยะเวลาตั้งแต่ 3 ปีขึ้นไป การพยากรณ์ระยะยาวใช้ในการวางแผนสำหรับผลิตภัณฑ์ใหม่ๆ (New products) การใช้จ่ายในการลงทุน (Capital expenditures) การให้ความสะดวกเกี่ยวกับทำเลที่ตั้ง (Facility location) หรือการขยายทำเลที่ตั้ง (Location expansion) และงานวิจัยและพัฒนา (Research and development)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.1.2 ข้อคำนึงเกี่ยวกับข้อมูลเพื่อการพยากรณ์

1. ความถี่ในการเก็บข้อมูล อาจอยู่ในลักษณะที่เป็นข้อมูลรายปี รายไตรมาส หรือรายเดือนก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้ประโยชน์

2. ความละเอียดของข้อมูล ต้องการข้อมูลละเอียดเท่าไรเช่นการพยากรณ์ยอดขายของกิจการจะพยากรณ์ยอดขายรวมของทุกประเภทของสินค้า หรือพยากรณ์สินค้าเป็นรายตัว นอกจากนั้นควรจำแนกลงลึกยอดขายเป็นรายตัว รายภาค หรือรายจังหวัด ยิ่งข้อมูลลงละเอียดลึกเท่าไรก็มีค่าใช้จ่ายและเวลาเพิ่มขึ้น ดังนั้นผู้ใช้จำต้องระบุถึงรายละเอียดที่ต้องการเพื่อสามารถวางแผนการเก็บข้อมูลได้

3. หน่วยในการวัด การเก็บรวบรวมข้อมูล เช่น การเก็บยอดขายน้ำมันปาล์มควรเก็บข้อมูลยอดขายเป็นจำนวนต้นที่เป็นปริมาณหน่วยที่ขายหรือเป็นเงินบาท การเก็บข้อมูลเป็นเงินบาท อาจมีผลกระทบจากระดับราคาขายที่เปลี่ยนแปลง แม้จำนวนหน่วยที่ขายไม่เปลี่ยน แต่ถ้าเก็บข้อมูลจากระบบทางบัญชีจะเป็นข้อมูลที่เป็นตัวเงิน ดังนั้นในการวางระบบฐานข้อมูลควรคำนึงถึงประเด็นนี้เพื่อสามารถนำข้อมูลมาใช้เพื่อการพยากรณ์ได้เหมาะสม

4. ระดับความแม่นยำที่ต้องการ ความแม่นยำของข้อมูลมีผลต่อเวลาและค่าใช้จ่ายในการเก็บรวบรวมข้อมูล เช่น ในกรณีที่ไม่มีข้อมูลทุติยภูมิ จำเป็นต้องหาข้อมูลปฐมภูมิเอง จำนวนตัวอย่างและวิธีการเลือกตัวอย่างก็มีผลต่อความแม่นยำถูกต้องของข้อมูล รวมทั้งค่าใช้จ่ายในการที่จะได้มาซึ่งข้อมูลนั้นๆ ดังนั้นต้องตัดสินใจว่ามีความจำเป็นมากน้อยเพียงใดที่ต้องได้ข้อมูลที่มีความแม่นยำสูง และถ้าความแม่นยำลดลงมีผลต่อความเสี่ยงในการตัดสินใจหรือไม่

2.1.3 การจัดหาข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์

ในการจัดหาข้อมูลประเด็นที่สำคัญที่ต้องคำนึงถึงคือแหล่งที่มาของข้อมูล สามารถจำแนกได้ 2 ประเภท ดังนี้

1. แหล่งข้อมูลปฐมภูมิ (Primary data)

เป็นข้อมูลที่ยังไม่มีผู้ใดเก็บรวบรวมไว้เป็นระบบ ผู้ใช้จะต้องดำเนินการรวบรวมข้อมูลเอง โดยทั่วไปการรวบรวมข้อมูลใช้วิธีทำการวิจัย อาจใช้เทคนิควิจัยเชิงคุณภาพเพื่อทำการรวบรวมข้อมูลปฐมภูมิ เช่น ใช้เทคนิค Focus group interview เป็นการสอบถามเพื่อให้ได้ข้อมูลจากกลุ่มย่อยในประเด็นคำตอบหรือข้อมูลที่ต้องการ นอกจากการทำการศึกษาข้อมูลปฐมภูมิโดยใช้เทคนิคการวิจัยเชิงคุณภาพ อาจใช้เทคนิคเชิงปริมาณ เช่น การทำ Survey research โดยทำการสำรวจ โดยจะใช้แบบสอบถามเป็นเครื่องมือในการเก็บข้อมูล ส่วนการเก็บข้อมูลอาจใช้วิธีการสัมภาษณ์ส่วนตัวหรือส่งแบบสอบถามไปทางไปรษณีย์ เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. แหล่งข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary data)

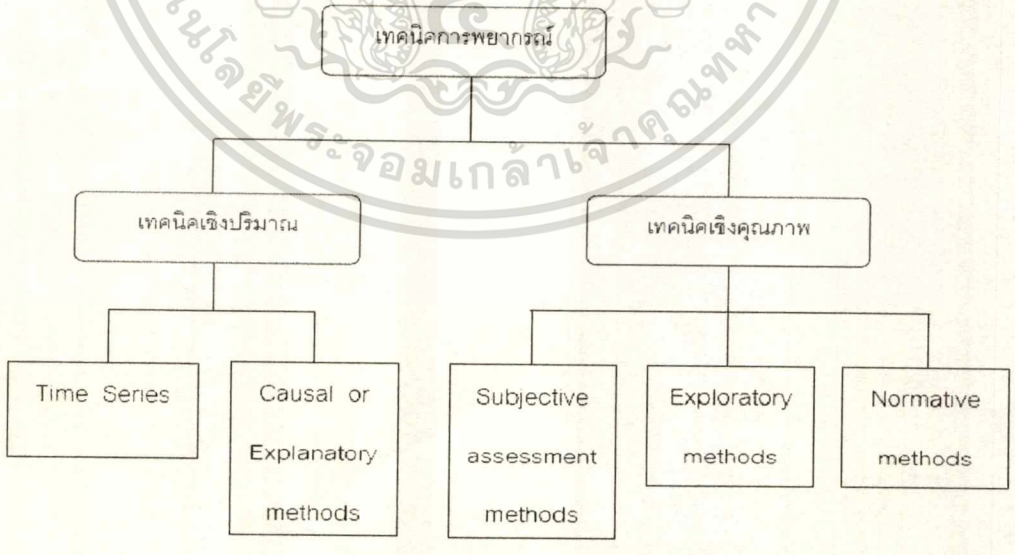
ข้อมูลทุติยภูมิที่ใช้ในการพยากรณ์ เป็นแหล่งข้อมูลที่ได้จากทั้งภายในและภายนอกองค์กร ข้อมูลจากแหล่งภายในองค์กร ได้แก่ ข้อมูลยอดขาย กำไร สินค้าคงเหลือ เป็นต้น แต่ในการพยากรณ์และวางแผน นอกจากข้อมูลภายในแล้วข้อมูลสภาวะแวดล้อมภายนอกด้านเศรษฐกิจ การเมือง สังคม เทคโนโลยี คู่แข่ง เป็นสิ่งจำเป็นที่ต้องหามาเพื่อใช้ในการพยากรณ์และวางแผน แหล่งข้อมูลทุติยภูมิมีทั้งจากหน่วยงานภาครัฐ เช่น กระทรวงพาณิชย์ เป็นข้อมูลเกี่ยวกับการส่งออกสินค้าไปยังประเทศต่างๆ ข้อมูลงบการเงินของบริษัท เป็นต้น ข้อมูลจากกระทรวงอุตสาหกรรม เช่น จำนวนโรงงาน ข้อมูลวิจัยด้านอุตสาหกรรมต่าง ๆ เป็นต้น นอกจากข้อมูลจากหน่วยงานภาครัฐแล้วยังมีข้อมูลจากองค์กรต่าง ๆ เช่น ธนาคารแห่งประเทศไทย สถาบันวิจัยต่าง ๆ รวมถึงองค์กรที่ไม่หวังผลกำไร

2.1.4 ประเภทของเทคนิคในการพยากรณ์

เทคนิคหรือวิธีที่สำคัญในการพยากรณ์มีอยู่ 2 เทคนิคใหญ่ๆ คือ

1. เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting methods)
2. เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative forecasting methods)

เทคนิคการพยากรณ์ทั้ง 2 ประเภทจะมีวิธีย่อยๆในแต่ละประเภทอีกหลายวิธี ซึ่งแสดงให้เห็นเทคนิคการพยากรณ์ต่างๆ ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 เทคนิคการพยากรณ์ประเภทต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการพยากรณ์แต่ละวิธีสามารถอธิบายพอสังเขปได้ดังต่อไปนี้

1. การพยากรณ์เชิงปริมาณ (Quantitative forecasting methods)

การพยากรณ์เชิงปริมาณ เป็นการพยากรณ์ซึ่งใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์ 1 อย่างหรือมากกว่า ซึ่งจะขึ้นอยู่กับข้อมูลในอดีตหรือเป็นวิธีการทางคณิตศาสตร์ โดยการวิเคราะห์ตัวเลขในอดีตเพื่อพิจารณารูปแบบซึ่งใช้เพื่อคาดคะเนเหตุการณ์ในอนาคต ในกรณีนี้เป็นการประยุกต์ใช้ในสถานการณ์การวางแผนประกอบด้วย การวางแผน การตลาดและการเงิน การพยากรณ์เชิงปริมาณมีการนำไปใช้ในทางปฏิบัติอย่างแพร่หลาย รูปแบบที่นิยมใช้มากคือ วิธีอนุกรมเวลา (Time–series) และโมเดลความสัมพันธ์ของข้อมูล (Causal model)

วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณ เป็นการพยากรณ์ที่สามารถนำมาใช้ภายใต้เงื่อนไขที่สำคัญ 3 ประการคือ

1. ข้อมูลยอดขายในอดีตและข้อมูลสำคัญอื่นๆ ที่เกี่ยวข้องต้องมีอยู่เพียงพอที่จะใช้ในการพยากรณ์ยอดขายในอนาคต (Data availability)

2. ข้อมูลเหล่านี้สามารถทำให้อยู่ในรูปตัวเลขหรือเชิงปริมาณได้ (Quantifiable)

3. นักพยากรณ์สามารถกำหนดข้อสมมติได้ว่ารูปแบบหรือลักษณะของยอดขายในอดีตจะดำเนินต่อเนื่องต่อไปได้ในอนาคต (Assumption of continuity)

รูปแบบของการพยากรณ์เชิงปริมาณมีอยู่หลายรูปแบบตั้งแต่รูปแบบที่ง่ายที่สุด ซึ่งได้แก่ การพยากรณ์อย่างง่ายจนถึงการพยากรณ์อย่างเป็นทางการที่อยู่บนพื้นฐานของหลักการทางสถิติขั้นสูง การพยากรณ์ในลักษณะแรกจะใช้ยอดขายในอดีตเป็นตัวกำหนดพื้นฐาน และใช้ประสบการณ์ในการทำธุรกิจของผู้บริหารมาช่วยในการกำหนดตัวเลขยอดขายในอนาคต ซึ่งในแต่ละธุรกิจจะมีลักษณะที่แตกต่างกันออกไป ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับลักษณะของสินค้าหรือบริการ ประเภทของอุตสาหกรรม หรือความคุ้นเคยของผู้พยากรณ์ที่ใช้วิธีที่แตกต่างกันในการพยากรณ์ วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณอย่างง่ายยังเป็นที่นิยมใช้กันอยู่ในปัจจุบัน ทั้งนี้เพราะความง่ายและไม่ยุ่งยากในการพยากรณ์ถึงแม้ว่าจะมีความคลาดเคลื่อนในผลที่ได้รับอยู่บ้าง ส่วนวิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณที่ต้องใช้หลักการทางคณิตศาสตร์และสถิติมาช่วยในการพยากรณ์ก็มีอยู่หลายวิธีเช่นกัน วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณควรนำมาใช้ในกรณีที่มีข้อมูลเป็นจำนวนมาก ตัวแบบ (Model) ของวิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณสามารถแบ่งได้เป็น 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time-series models) และตัวแบบการพยากรณ์แบบเป็นเหตุเป็นผล (Causal or explanatory models)

2. เทคนิคการพยากรณ์เชิงคุณภาพ (Qualitative forecasting methods)

เป็นการพยากรณ์ที่อาศัยความรู้ ความสามารถประสบการณ์ ความชำนาญ รวมทั้งวิจารณญาณของผู้ทำการพยากรณ์โดยตรงซึ่งในการเลือกใช้การพยากรณ์เชิงคุณภาพอาจเกิดจาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผู้ทำการพยากรณ์ไม่ได้เก็บรวบรวมข้อมูลไว้ ไม่ชำนาญในตัวแบบเชิงปริมาณ หรือไม่มีความเชื่อถือในแบบจำลองเชิงปริมาณ เป็นต้น การพยากรณ์เชิงคุณภาพจะมีหลายวิธี เช่น

- ความสามารถในการขาย (Sales Force Composite) เป็นแนวทางในการระดมความคิดเห็นจากระดับปฏิบัติการ โดยการประเมินความต้องการในแต่ละพื้นที่ เพื่อหาความต้องการโดยรวมของสินค้า แนวความคิดนี้จะมีศักยภาพสูงก็ต่อเมื่อระดับปฏิบัติการให้ความร่วมมืออย่างเต็มที่ เนื่องจากระดับปฏิบัติการมีความเข้าใจในความต้องการของแต่ละพื้นที่ จะทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น
- ความคิดเห็นของนักบริหาร (Jury of Executive Opinion) เป็นการระดมความคิดของผู้บริหารระดับสูง ปกติจะมีการใช้แบบจำลองทางสถิติ (Statistic Model) และการพยากรณ์เข้ามาช่วยในการทำความเข้าใจและวิเคราะห์ปัญหา
- วิธีเดลไฟ (Delphi Method) เป็นอีกวิธีหนึ่งที่นิยมใช้ โดยมีหลักคือ ค่าของการพยากรณ์จะมาจากความคิดเห็นที่พ้องกันของบุคคลหลายๆฝ่าย ซึ่งจะไม่ใช้วิธีประชุมแสดงความคิดเห็น แต่จะมีการใช้แบบสอบถามอย่างต่อเนื่อง และความเป็นอิสระในการแสดงความคิดเพื่อป้องกันไม่ให้เกิดความเอนเอียง เนื่องจากผู้เชี่ยวชาญคนใดคนหนึ่ง
- วิธีวิจัยตลาด (Market Research) เป็นวิธีที่รวมเอาเทคนิคเชิงปริมาณอื่นๆเข้าไว้ใช้ประโยชน์ในด้านการพยากรณ์ ขนาดโครงสร้างและขอบเขตของตลาด เป็นต้น ข้อมูลการวิจัยตลาดได้มาจากการส่งแบบสอบถาม การสำรวจทางโทรศัพท์ การอภิปรายกลุ่ม และการสัมภาษณ์ หลังจากนั้น นำจำนวนข้อมูลที่ได้มาทดสอบทางสถิติ เพื่อพิสูจน์สมมติฐานทางการตลาด วิธีการวิจัยตลาดเป็นวิธีที่เสียเวลาและค่าใช้จ่ายสูงที่สุด แต่ผลลัพธ์ก็ค่อนข้างจะถูกต้องแม่นยำที่สุดด้วย

2.2 ทฤษฎีอนุกรมเวลา (Time Series)

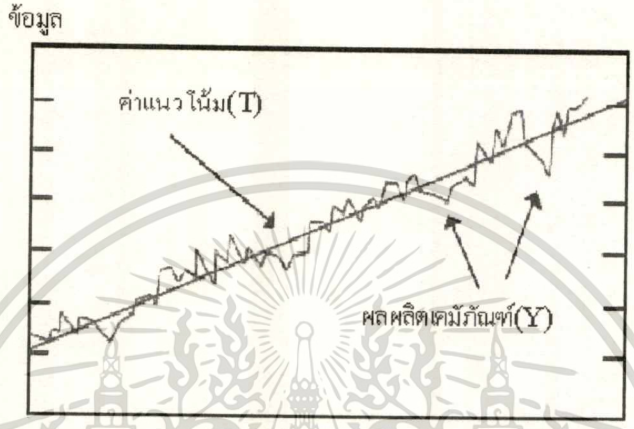
อนุกรมเวลา คือ เซตของข้อมูลเชิงปริมาณที่จัดเก็บในช่วงเวลาหนึ่ง ตัวอย่างเช่น ดัชนีตลาดหลักทรัพย์เมื่อปิดทำการซื้อขายในแต่ละวัน รายได้ประชาชาติ (GNP) รายไตรมาส รายรับในแต่ละปีของบริษัทแห่งหนึ่ง เป็นต้น

ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series data) คือ ชุดของข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามระยะเวลาเป็นช่วง ๆ อย่างต่อเนื่องกัน เช่น ข้อมูลยอดขายสินค้าที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลาย ๆ เดือน ข้อมูลรายได้ประชาชาติปีต่าง ๆ ที่เก็บรวบรวมต่อเนื่องกันไปเป็นระยะเวลาหลาย ๆ ปี เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลาอาจอยู่ในลักษณะที่เป็นข้อมูลรายปี รายไตรมาส หรือรายเดือนก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้ประโยชน์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

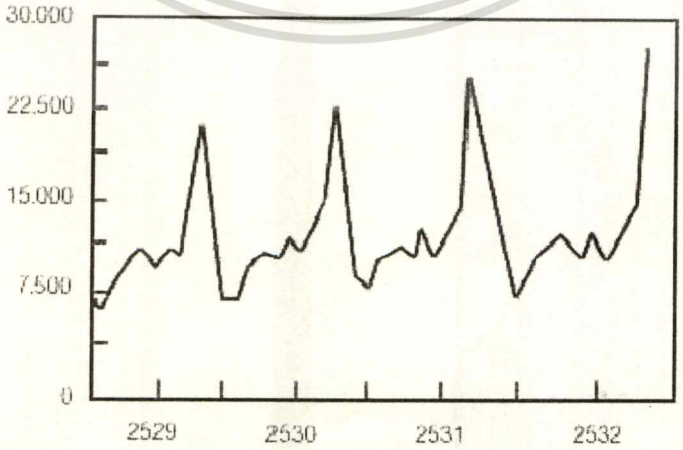
2.2.1 องค์ประกอบของการแปรผันของอนุกรมเวลา 4 ส่วน ดังนี้

1. ค่าแนวโน้ม (Secular trend) แทนด้วย T_t เป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลมีลักษณะราบเรียบ แนวโน้มอาจมีลักษณะเป็นเส้นตรงหรือเส้นโค้งในทางเพิ่มขึ้นหรือลดลง ค่าแนวโน้มของข้อมูลเป็นการเคลื่อนไหวในช่วงระยะเวลาที่ค่อนข้างนานพอสมควร ควรเป็นข้อมูลรายปี และควรมีข้อมูลอย่างน้อย 15 ปี ซึ่งจะแสดงทิศทางของอนุกรมเวลา



รูปที่ 2.2 กราฟแสดงค่าแนวโน้มของผลผลิตเคมีภัณฑ์ชนิดหนึ่ง

2. การเปลี่ยนแปลงหรือความแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal Variation) แทนด้วย S_t เป็นการเปลี่ยนแปลงข้อมูลมีลักษณะการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในลักษณะเดียวกันของรอบระยะเวลาหนึ่งที่แน่นอน เรียกว่า การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล หน่วยของระยะเวลาสำหรับข้อมูลอาจเป็นรายชั่วโมง รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน รายไตรมาส สำหรับข้อมูลรายปีไม่มีการแปรผันตามฤดูกาล การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลนั้นกำหนดระยะเวลาการเกิดซ้ำในรอบหนึ่งๆ ได้ค่อนข้างแน่นอน

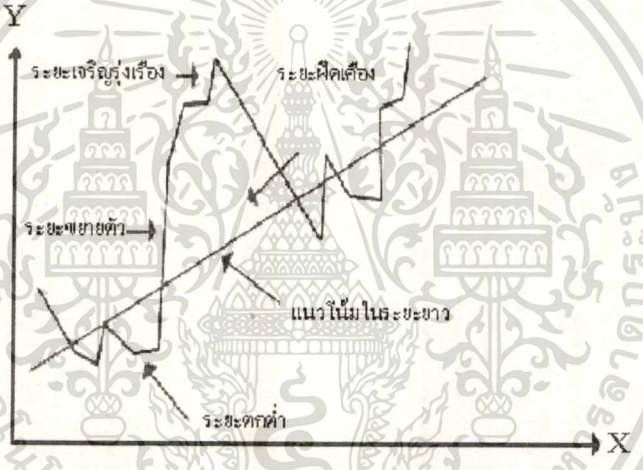


รูปที่ 2.3 ยอดขายรายเดือนของห้างสรรพสินค้าแห่งหนึ่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากกราฟ จะเห็นว่ายอดขายของห้างสูงประมาณเดือนธันวาคมของทุกปี ซึ่งเป็นเทศกาลคริสต์มาส และปีใหม่ ประชาชนจึงมีการจับจ่ายใช้สอยมาก ส่วนในราวเดือนพฤษภาคมของทุกปี ยอดขายจะต่ำกว่าในเดือนอื่นๆ ที่เป็นเช่นนี้เพราะเป็นช่วงเปิดภาคเรียน ประชาชนต้องเตรียมเงินไว้สำหรับค่าใช้จ่ายในการศึกษาของบุตรหลาน

3. การเปลี่ยนแปลงหรือความผันแปรตามวัฏจักร (Cyclical Variation) แทนด้วย C_t เป็นการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงเคลื่อนไหวในลักษณะซ้ำ ๆ กันและจะมีลักษณะคล้ายคลึงกับการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล จะต่างกันก็ตรงที่การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรแต่ละรอบจะใช้ระยะเวลาที่นานกว่า คือ ตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป ข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักรในทางธุรกิจ เรียกว่า "วัฏจักรธุรกิจ" (Business Cyclical) โดยทั่วไปประกอบด้วย ระยะเจริญรุ่งเรือง (prosperity) ระยะฝืดเคือง (recession) ระยะตกต่ำ (depression) และระยะขยายตัว (recovery)



รูปที่ 2.4 กราฟแสดงวัฏจักรธุรกิจ

จากกราฟ การเกิดระยะต่าง ๆ เหล่านี้ เกิดอย่างต่อเนื่องเป็นวัฏจักร และแต่ละรอบของวัฏจักรมีระยะเวลาไม่แน่นอน

4. การเปลี่ยนแปลงหรือความผันแปรเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Variation) แทนด้วย I_t เป็นการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดจากเหตุการณ์ที่เราไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้า เช่น การเกิดไฟไหม้ในโรงงาน การเกิดอุทกภัย การนัดหยุดงานของคนงาน แผ่นดินไหว เป็นต้น ซึ่งเหตุการณ์เหล่านี้เป็นสิ่งที่เกิดขึ้นโดยบังเอิญไม่คาดคิดมาก่อนเป็นการเปลี่ยนแปลงที่เป็นเชิงสุ่ม (Random variation) เพราะไม่ได้อยู่ภายใต้เงื่อนไขที่เรากำหนด

จากองค์ประกอบของอนุกรมเวลาทั้ง 4 อย่าง คือ T, S, C และ I ในข้อมูลอนุกรมชุดหนึ่ง ๆ ไม่จำเป็นต้องครบองค์ประกอบข้างต้นก็ได้ ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับชนิดข้อมูลของเรา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 รูปแบบของอนุกรมเวลา

จากปัจจัยทั้ง 4 ข้างต้น ถ้า Y แทนข้อมูลอนุกรมเวลาชุดหนึ่งๆ เราสามารถกำหนดแบบจำลองได้ 2 แบบ ดังนี้

1. แบบจำลองผลบวก (Additive model) ถือว่าข้อมูลในแต่ละอนุกรมเวลาประกอบด้วยผลบวกขององค์ประกอบทั้ง 4 อย่าง

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + I_t$$

2. แบบจำลองผลคูณ (Multiplicative model) ถือว่าข้อมูลในแต่ละอนุกรมเวลาประกอบด้วยผลคูณขององค์ประกอบทั้ง 4 อย่าง

$$Y_t = T_t * S_t * C_t * I_t$$

โดยทั่วไปข้อมูลอนุกรมเวลา ในทางธุรกิจจะมีความสัมพันธ์ในรูปแบบจำลองผลคูณ เนื่องจากเป็นการพิจารณาการเปลี่ยนแปลงในรูปอัตราร้อยละ ซึ่งจะทำให้ผลการวิเคราะห์ใกล้เคียงความเป็นจริงมากกว่าการใช้แบบจำลองผลบวก

2.3 ระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) คือโมเดลทางคณิตศาสตร์ สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนคชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้, การจดจำรูปแบบ (Pattern Recognition) และการอุปมานความรู้ (Knowledge deduction) เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์

โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยกลุ่มของข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่มีการเชื่อมต่อกัน ซึ่งในการเชื่อมต่อนั้นจะมีการให้ค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ (Connection Weight) นอกจากนี้ยังมีการฝึก (Train) การเรียนรู้ภายในโครงข่าย เพื่อได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากที่สุด

2.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งออกเป็น 3 ชั้น (Layer) ได้แก่

1. ชั้นอินพุต (Input layer): ในชั้นนี้จะมีการติดต่อกับภายนอกเพื่อทำการรับข้อมูลเข้า และนำข้อมูลเหล่านั้นมาผ่านการถ่วงน้ำหนัก (weight) เพื่อส่งต่อไปเป็นข้อมูลให้กับชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่อยู่ในชั้นถัดไป

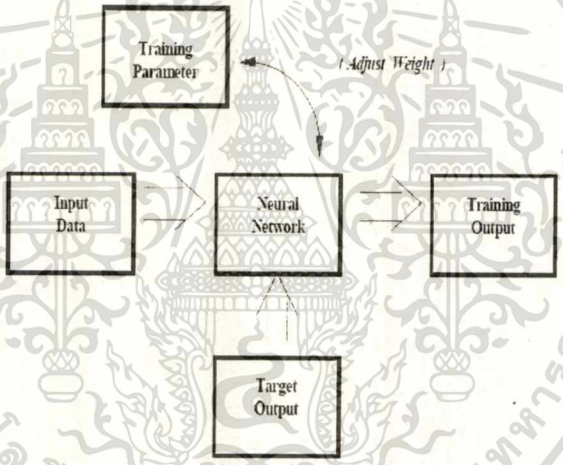
2. ชั้นซ่อน (hidden layer): ชั้นนี้จะรับข้อมูลเข้ามาจากชั้นอินพุตหรือชั้นซ่อนที่อยู่ในชั้นก่อนหน้านี้ และนำข้อมูลมาผ่านการถ่วงน้ำหนัก (weight) อีกครั้งแล้วส่งต่อไปเป็นข้อมูลให้กับชั้นเอาต์พุต (Output layer) หรือชั้นซ่อน (Hidden layer) ที่อยู่ในชั้นถัดไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. ชั้นเอาต์พุต (Output layer): ในชั้นนี้จะมีการติดต่อกับอุปกรณ์แสดงผลเพื่อแสดงผลลัพธ์ออกมา

2.3.2 วิธีการฝึกโครงข่ายประสาทเทียม ตามลักษณะการเรียนรู้สามารถแบ่งได้ 2 ประเภท

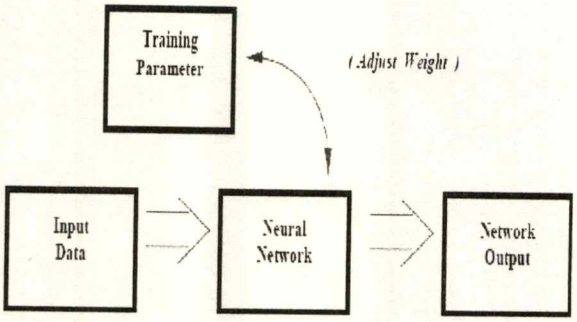
1. การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning) เป็นการเรียนรู้โดยจะสอนโครงข่ายด้วยการป้อนข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตที่ต้องการหรือเอาต์พุตเป้าหมาย (Target output) ให้โครงข่ายเรียนรู้ โดยนำเอาต์พุตที่ได้มาจากการเรียนรู้มาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมาย แล้วคำนวณหาค่าความผิดพลาดเพื่อนำไปปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความใกล้เคียงกับเอาต์พุตเป้าหมายมากที่สุด หรือเป็นที่ยอมรับได้จึงหยุดการสอนโครงข่าย โดยถ้านำมา เปรียบเทียบกับคนก็เหมือนกับการสอนนักเรียนโดยมีครูผู้สอนคอยแนะนำ ตัวอย่างการเรียนรู้แบบมีการชี้นำ เช่น back-propagation Algorithm , Teacher forcing เป็นต้น



รูปที่ 2.5 การเรียนรู้แบบมีการชี้นำ (Supervised Learning)

2. การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ (Unsupervised Learning) เป็นการเรียนรู้โดยป้อนข้อมูลอินพุตเข้าไปอย่างต่อเนื่องเพียงอย่างเดียว จะไม่มีการกำหนดเอาต์พุตเป้าหมาย (Target output) ว่าเป็นอย่างไร การเรียนรู้ในลักษณะนี้จะเป็นการแยกประเภทของข้อมูลอินพุตทั้งหมดที่ใช้ในการเรียนรู้โดยที่ไม่สามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้ ภายในเครือข่ายจะมีเอาต์พุตโหนดอยู่หลายโหนด โดยแต่ละโหนดแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนข้อมูลอินพุตเข้าสู่โครงข่าย โครงข่ายจะคำนวณหาค่าความสัมพันธ์ที่มีภายในเซตของอินพุต โดยอาศัยค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อเป็นตัวแยกความแตกต่างของอินพุต โดยวิธีการนี้ไม่สามารถทำการระบุเอาต์พุตที่ถูกต้องได้ว่าโหนดใดเป็นของข้อมูลกลุ่มใด ซึ่งผู้ใช้งานต้องเป็นคนกำหนดเอง เปรียบเทียบกับคน เช่น การที่เราสามารถแยกแยะพันธุ์พืช พันธุ์สัตว์ตามลักษณะรูปร่างของมันได้เองโดยไม่มีใครสอน ตัวอย่างการเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ เช่น Self Organization map

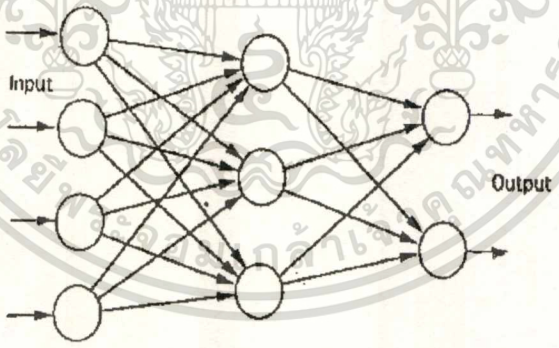
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 การเรียนรู้แบบไม่มีการชี้นำ Unsupervised Learning

2.3.3 ลักษณะการเชื่อมต่อระหว่างชั้น (Layer) มีได้ 2 ลักษณะคือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (feedforward network) ประกอบด้วยส่วนแรกจะเป็นชั้นอินพุต (Input layer) ซึ่งจะไม่มีการประมวลผลใดๆในชั้นนี้ ส่วนที่ 2 คือชั้นซ่อน (hidden layer) ซึ่งมีได้มากกว่า 1 ชั้น ในชั้นนี้จะมีการประมวลผลต่างๆ เกิดขึ้นโดยใช้ข้อมูลจากโหนดก่อนหน้าที่ส่งเข้ามา ชั้นสุดท้ายคือชั้นเอาต์พุต (Output layer) โดยในการเชื่อมโยงแต่ละชั้นนั้น ทุกๆโหนดในชั้นนั้นจะกระจายสัญญาณไปยังทุกโหนดในชั้นถัดไป ในทิศทางเดียวกับชั้นอินพุต (Input layer) ส่งต่อมาเรื่อยๆ จนถึงชั้นเอาต์พุต (Output layer) โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูล หรือแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มีการเชื่อมต่อกัน



รูปที่ 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (feedforward network)

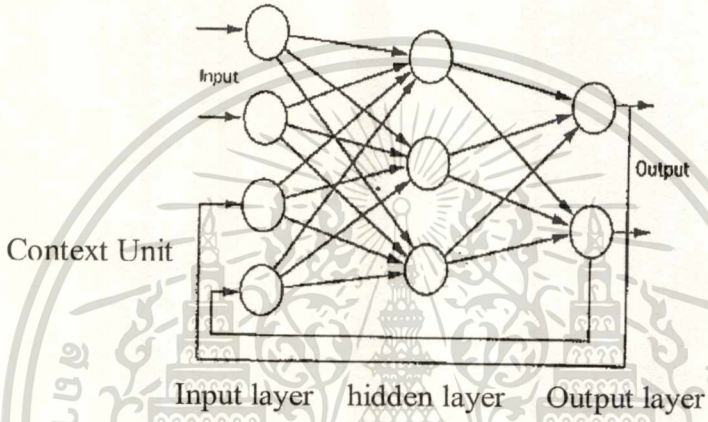
ดังนั้นโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้า (feedforward network) จึงเหมาะกับการวิเคราะห์ข้อมูลที่ไม่ขึ้นกับข้อมูลในอดีต เช่น การจดจำตัวอักษร ลายเซนต์และรูปหน้า เป็นต้น

2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Neural Network หรือ Feedback Network) ลักษณะโครงสร้างโดยทั่วไปจะคล้ายคลึงกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ไปข้างหน้าคือ ข้อมูลจะถูกป้อนเข้าโครงข่ายประสาทเทียมที่ชั้นอินพุต และจะส่งผ่านต่อจาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

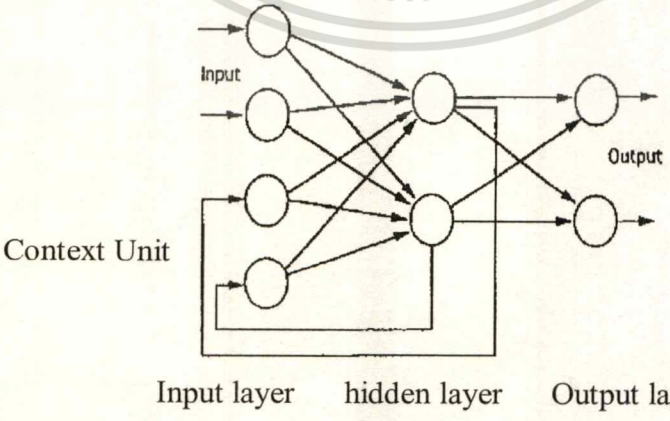
อีกชั้นหนึ่งไปสู่อีกชั้นหนึ่งจนกระทั่งถึงชั้นเอาต์พุต แต่ข้อมูลจะมีการไหลย้อนกลับไปเป็นข้อมูลในชั้นอินพุตใหม่อีกหลายๆ ครั้ง จนกว่าจะได้คำตอบที่ยอมรับได้ โครงข่ายจึงจะหยุดการเรียนรู้

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นเอาต์พุตไปที่ชั้นอินพุต โดยชั้นอินพุตประกอบด้วยโหนด 2 กลุ่มที่แตกต่างกันคือโหนดอินพุตที่รับมาจากภายนอก (External input neurons) และโหนดอินพุตที่รับมาจากภายในโครงข่าย (Internal input neurons) หรือที่เรียกว่า Context Unit ซึ่งใช้เป็นที่เก็บข้อมูลเอาท์พุตของโหนดเอาท์พุตก่อนหน้า และข้อมูลทั้งจากอินพุตที่รับมาจากภายนอกและข้อมูลจาก Context Unit จะถูกป้อนไปสู่โหนดซ่อนอีกครั้ง



รูปที่ 2.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent network) ที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นเอาต์พุตไปที่ชั้นอินพุต

โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นซ่อนไปที่ชั้นอินพุต Context Unit จะใช้เป็นที่เก็บข้อมูลเอาท์พุตของโหนดซ่อนก่อนหน้า และข้อมูลทั้งจากอินพุตที่รับมาจากภายนอกและข้อมูลจาก Context Unit จะถูกป้อนไปสู่โหนดซ่อนอีกครั้ง



รูปที่ 2.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent network) ที่มีการส่งข้อมูลกลับจากชั้นซ่อน (hidden layer) ไปที่ชั้นอินพุต (Input layer)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยทั่วไปเรานิยมใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับกับข้อมูลที่มีความเกี่ยวข้องกับข้อมูลในอดีต เช่น การพยากรณ์ยอดขายในอนาคต การคาดการณ์ถึงแนวโน้มในอนาคตของราคาหุ้น เป็นต้น

สิ่งสำคัญในการสร้างโครงข่ายประสาทเทียมคือการระบุจำนวนโหนดในโครงข่ายทั้งโหนดในชั้นอินพุต, ชั้นเอาต์พุตและในชั้นซ่อน นอกจากนี้ต้องดูว่าแต่ละโหนดจะทำการเชื่อมต่อและประมวลผลอย่างไร

2.3.4 ข้อจำกัดของการใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

1. โครงข่ายประสาทเทียมรับข้อมูลได้เฉพาะข้อมูลตัวเลขที่อยู่ในช่วง 0-1 เท่านั้น กรณีข้อมูลนำเข้ามีค่ามากกว่านี้ต้องทำการปรับค่าลดลง หรือในกรณีที่เป็นข้อมูลอื่นที่ไม่ใช่ตัวเลขต้องทำการแปลงค่าก่อน

2. การสร้างแบบจำลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะไม่สามารถอธิบายได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้นั้นมาจากไหน ดังนั้นการสร้างแบบจำลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมจะไม่สามารถรับรองได้เลยว่าเป็นแบบจำลองที่ดีหรือไม่จนกว่าจะได้ทำการทดสอบกับข้อมูลทดสอบก่อนจนแน่ใจ

2.4 หลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation)

หลักการโดยทั่วไป จะมีการกำหนดค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) กำกับอยู่ที่เส้นเชื่อมต่อทุกเส้น เมื่อโครงข่ายงานเริ่มทำงานจะมีการกำหนดค่าให้แก่โหนดอินพุต (Input unit) โดยค่าเหล่านี้อาจจะได้มาจากการกำหนดโดยมนุษย์ จากเซนเซอร์ที่วัดค่าต่างๆ หรือผลจากโปรแกรมอื่นๆ จากนั้นโหนดอินพุตจะส่งค่าที่ได้รับไปตามเส้นเชื่อมขาออก โดยค่าที่ส่งออกไปจะถูกคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ (Connection weight) แล้วส่งต่อออกไปให้โหนดอื่นๆ ทุกโหนด โดยทั่วไปจะใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function) ส่วนการส่งผ่านย้อนกลับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อจะถูกปรับเปลี่ยนให้สอดคล้องกับกฎการแก้ข้อผิดพลาด (Error-Correction) คือผลต่างของเอาต์พุตที่แท้จริง (Actual Output) กับเอาต์พุตเป้าหมาย (Target Output) เกิดเป็นสัญญาณผิดพลาด (Error Signal) ซึ่งสัญญาณผิดพลาดนี้จะถูกส่งย้อนกลับเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมและค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อจะถูกปรับจนกระทั่งผลลัพธ์ที่แท้จริงเข้าใกล้ผลลัพธ์เป้าหมาย

2.4.1 วิธีคำนวน มีดังนี้

$$z_k(t) = \begin{cases} x_k(t) & (k \in I) \\ y_k(t) & (k \in O \cup H) \end{cases} \qquad (2.1)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ z_k (t) คือเอาต์พุตของโหนด k ที่เวลา t

x_k (t) คือเอาต์พุตของโหนดอินพุต

y_k (t) คือเอาต์พุตของโหนดซ่อนหรือเอาต์พุตที่เป็นคำตอบสุดท้าย

I, O, H คือตัวระบุกลุ่มของโหนดอินพุต, โหนดเอาต์พุต และโหนดซ่อน ตามลำดับ

สำหรับโหนด $k \in O \cup H$ จะได้รับข้อมูลอินพุตเข้ามาที่เวลา t แทนด้วย $s_k(t)$ และจะให้ค่าเอาต์พุต แทนด้วย $y_k(t)$

$$s_k(t) = \sum_{l \in I \cup O \cup H} w_{lk} z_l(t) \tag{2.2}$$

$$y_k(t) = f_k(s_k(t)) \tag{2.3}$$

เมื่อ s_k (t) คืออินพุตของโหนด k ที่เวลา t

w_{lk} (t) คือค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ(connection weight) จากโหนด l ไปยังโหนด k

f_k (t) คือ Threshold function

ในที่นี้ใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function)

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{2.4}$$

ซึ่งบ่อยครั้งถูกใช้เป็น Threshold function เพราะอนุพันธ์ของมันสามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบอย่างง่ายได้ดังนี้

$$f_k'(s_k(t)) = y_k(t)[1 - y_k(t)] \tag{2.5}$$

ในกระบวนการเรียนรู้เราจะคำนวณหาค่าความผิดพลาด (Error) เพื่อตรวจสอบการเรียนรู้และจดจำของโครงข่าย และนำค่าความผิดพลาด (error) ที่ได้ไปปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ (connection weight) แต่ละเส้นเพื่อให้ได้เอาต์พุตที่ตรงตามค่าเอาท์พุทเป้าหมายที่สุด

$$J(t) = \frac{1}{2}\sum_{k \in O}[e_k(t)]^2 \tag{2.6}$$

เมื่อ J(t) คือค่าผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของโครงข่าย ณ เวลา t (total square error of network at time t)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

e_k (t) คือผลต่างระหว่างเอาต์พุตโหนดที่ k กับค่าเอาท์พุตเป้าหมาย d_k (t)

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t) \quad (k \in O) \tag{2.7}$$

จากนั้นใช้ steepest descent method เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ (connection weight)

$$\Delta w_{ij}(t) \propto -\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}} \tag{2.8}$$

จากนิยามของค่าผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนของโครงข่าย ณ เวลา t (total square error of network at time t) ในสมการที่ (2.6) แทนค่าลงไปในสมการ (2.8) จะได้ว่า

$$-\frac{\partial J(t)}{\partial w_{ij}} = \sum_{k \in O} e_k(t) \frac{\partial y_k(t)}{\partial w_{ij}} \tag{2.9}$$

จากสมการที่ 2.2 และ 2.3 จะได้

$$\frac{\partial y_k(t)}{\partial w_{ij}}$$

$$= f_k^{'}(s_k(t)) \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \sum_{l \in I \cup O \cup H} w_{lk} z_l(t) = f_k^{'}(s_k(t)) \left[\frac{\partial}{\partial w_{ij}} \sum_{l \in I} w_{lk} x_l(t) + \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \sum_{l \in O \cup H} w_{lk} y_l(t) \right]$$

$$= f_k^{'}(s_k(t)) \left[\sum_{l \in O \cup H} w_{lk} \frac{\partial y_l(t)}{\partial w_{ij}} + \delta_{jk} z_i(t) \right] \tag{2.10}$$

เมื่อ δ_{jk} คือ kronecker's delta function ซึ่งนิยามได้ดังนี้

$$\delta_{jk} = \begin{cases} 0 & (k \neq j) \\ 1 & (k = j) \end{cases} \tag{2.11}$$

และกำหนดให้

$$p_{ij}^{k}(t) = \frac{\partial y_k(t)}{\partial w_{ij}} \tag{2.12}$$

ให้เวลา t_0 เป็นเวลาเริ่มต้นที่มีอินพุตเข้ามาในโครงข่ายซึ่งเอาต์พุตแรกที่ได้จะไม่ขึ้นกับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ (connection weight) จะได้ว่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
05428

$$\frac{\partial y_k(t_O)}{\partial w_{ij}} = 0 \tag{2.13}$$

หรือ

$$p_{ij}^{k}(t_O) = 0 \tag{2.14}$$

เพราะฉะนั้นสมการ (2.10) สามารถเขียนใหม่ได้ว่า

$$p_{ij}^{k}(t) = f_k^{'}(s_k(t))\left[\sum_{l\in O\cup H} w_{lk} p_{ij}^{l}(t) + \delta_{jk} z_i(t)\right] \tag{2.15}$$

ดังนั้นจะได้ค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อที่แก้ไขเพื่อนำไปคำนวณใหม่ดังนี้

$$\Delta w_{ij}(t) = \eta \sum_{k\in O} p_{ij}^{k}(t) \tag{2.16}$$

เมื่อ η คือค่าอัตราการเรียนรู้

ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) เป็นพารามิเตอร์ที่กำหนดความเร็วในการเรียนรู้ของโครงข่าย โดยอัตราการเรียนรู้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งค่าอัตราการเรียนรู้นี้ไม่มีผลกับประสิทธิภาพในการหาผลลัพธ์ของโครงข่าย

ถ้าค่าอัตราการเรียนรู้มีค่ามาก การเรียนรู้จะทำได้เร็ว แต่ถ้าค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าเข้าใกล้ 1 จะเกิดพฤติกรรมไม่มั่นคง (unstable) ดังนั้นส่วนใหญ่จะกำหนดค่าอัตราการเรียนรู้อยู่ในช่วง 0 - 0.25 หรือต่ำกว่า ถ้าค่าอัตราการเรียนรู้มีค่าต่ำ จะพบว่าเวลาในการทำซ้ำจนกระทั่งปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อให้ได้ผลลัพธ์ตามต้องการจะสูงตามด้วย

ดังนั้นค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ของเส้นเชื่อมต่อคือ

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \tag{2.17}$$

2.4.2 ข้อดีและข้อจำกัดของแบคพรอพพาเกชัน

ข้อดีของแบคพรอพพาเกชัน

1. สามารถเรียนรู้ถึงความสัมพันธ์ของรูปแบบได้มาก โดยอาศัยข้อมูลตัวอย่างเพื่อทำการเรียนรู้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. มีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ สามารถเลือกทางเลือกต่างๆ เช่นสามารถทำการเลือกจำนวนชั้น เลือกเส้นเชื่อมต่อ จำนวนของโหนด กำหนดค่าอัตราการเรียนรู้เองได้ และการแทนรูปแบบของข้อมูล ทำให้สามารถแก้ปัญหางานต่างๆ ได้มากมาย

3. สามารถนำมาสร้างระบบตัดสินใจที่ซับซ้อนได้

4. มีความสามารถในการจดจำรูปแบบของปัญหาได้มาก (Pattern Mapping) โดยที่การเรียนรู้ต้องการรูปแบบตัวอย่างที่จะเรียนรู้ ไม่ต้องการความรู้ทางคณิตศาสตร์เพื่อจัดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลนำเข้าและผลลัพธ์

ข้อจำกัดของแบคพรอพพาเกชัน

1. ต้องใช้เวลามากในการเรียนรู้ และสอนโครงข่ายให้เกิดการเรียนรู้ สำหรับระบบงานจริงอาจมีชุดตัวอย่างมากกว่า 1,000 ชุด ทำให้ต้องใช้เวลานานเป็นวัน หรือมากกว่าเพื่อให้ได้การสอนที่สมบูรณ์

2. คุณภาพของโครงข่ายจะขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูล โดยพิจารณาถึงข้อมูลว่าเป็นข้อมูลที่ดีหรือไม่ มีข้อมูลที่ครอบคลุมขอบเขตหรือไม่ เพราะหากข้อมูลที่นำมาใช้เป็นข้อมูลที่ไม่มีคุณภาพที่ดีพอ ไม่สามารถครอบคลุมปัญหาทั้งหมดก็จะส่งผลต่อคุณภาพของโครงข่ายด้วย

3. ต้องใช้เวลาในการประมวลผลเพื่อการออกแบบโครงข่ายให้เหมาะสม

4. มีโอกาสเกิดความล้มเหลวจากการเรียนรู้ของโครงข่าย

5. มีข้อจำกัดในเรื่องของการจัดกลุ่ม

2.5 หลักการเรียนรู้แบบวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm: GA)

เจนเนติกอัลกอริทึมถูกพัฒนาขึ้นโดย Holland (1975) และคณะ โดยมีเป้าหมายในการวิจัย 2 อย่าง คือ เพื่อสรุปและดัดแปลงการใช้กระบวนการทางธรรมชาติให้ถูกต้องมากที่สุด เพื่อออกแบบและสร้างซอฟแวร์ที่รักษากลไกที่สำคัญของธรรมชาติ

เจนเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) เป็นวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมกับปัญหาที่มีขนาดใหญ่และซับซ้อน เนื่องจากคุณสมบัติการเลียนแบบการถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมตามธรรมชาติ โดยการนำค่าที่เหมาะสมที่สุดจากประชากรรุ่นก่อนมาใช้พิจารณาในการหาคำตอบของประชากรรุ่นถัดมา ซึ่งมีการใช้ตัวดำเนินการ (Operator) คือ การคัดเลือก (Selection), การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และ การกลายพันธุ์ (Mutation) เป็นตัวสุ่มในการหาคำตอบในบริเวณของปัญหา ซึ่งจะช่วยให้มีความหลากหลาย (Diversity) ในการหาคำตอบทุกบริเวณของปัญหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

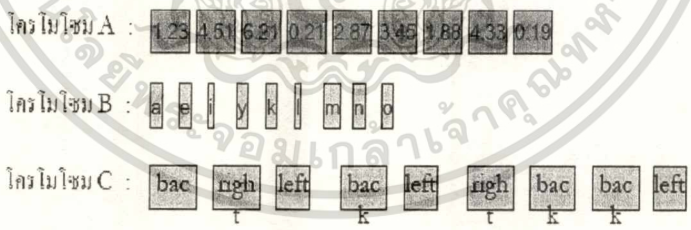
2.5.1 องค์ประกอบที่สำคัญของเจนเนติกอัลกอริทึม (Genetic Algorithm) มี 5 ส่วน ด้วยกัน ดังนี้

1. รูปแบบโครโมโซม (Chromosome Encoding) คือขั้นตอนการแปลงข้อมูลสำหรับการแก้ปัญหาที่เป็นไปได้ให้อยู่ในรูปแบบของโครโมโซม ในการแปลงนั้นสามารถที่จะทำได้ในหลายรูปแบบซึ่งแล้วแต่ความเหมาะสมของแต่ละปัญหา ตัวอย่างเช่น

- Binary Encoding เป็นรูปแบบโครโมโซมเริ่มแรกที่นำมาใช้แก้ปัญหาของเจนเนติกอัลกอริทึม จึงทำให้รูปแบบโครโมโซมแบบนี้เป็นเรื่องธรรมดาที่สุด ลักษณะของ Binary Encoding คือ ทุกตำแหน่งของยีนของโครโมโซมจะมีค่าเป็น bit 0 หรือ 1

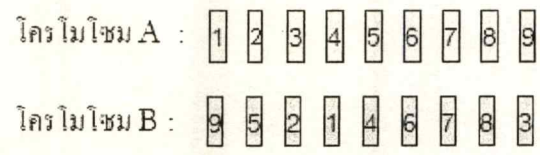
รูปที่ 2.10 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Binary Encoding

- Value Encoding หรือเรียกว่า Direct Encoding ทุกตำแหน่งของยีนของโครโมโซมจะมีค่าบางค่าซึ่งสามารถเชื่อมโยงไปยังปัญหาได้ เช่น ตัวอักษร, จำนวนจริง, คำสั่ง หรืออื่นๆ รูปแบบโครโมโซมแบบนี้สามารถใช้ได้กับปัญหาที่มีค่าค่อนข้างซับซ้อน รูปแบบโครโมโซมแบบนี้ยังทำให้มีความจำเป็นที่จะต้องพัฒนาการข้ามสายพันธุ์และการกลายพันธุ์อีกด้วย



รูปที่ 2.11 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Value Encoding

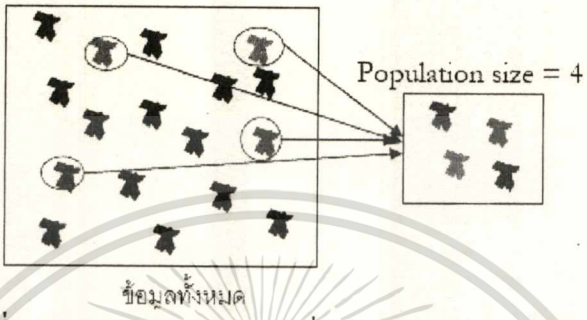
- Permutation Encoding โครโมโซมแบบนี้ใช้ในการลำดับของปัญหา ทุกตำแหน่งของยีนของโครโมโซม จะเป็นค่าของจำนวนนับที่แทนตำแหน่งในลำดับ



รูปที่ 2.12 รูปแบบของโครโมโซมด้วยวิธี Permutation Encoding

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. ประชากรต้นกำเนิด (initial population) คือ การสุ่มเลือกเพื่อสร้างประชากรต้นแบบขึ้นมาเพื่อใช้เป็นจุดเริ่มต้นของขั้นตอนการวิวัฒนาการ ขั้นตอนนี้จะเป็นขั้นตอนแรกที่เกิดขึ้นก่อนที่จะเริ่มเข้ากระบวนการของเจนเนติกอัลกอริทึม โดยประชากรกลุ่มแรกหรือประชากรต้นกำเนิดจะเกิดจากการสุ่มเลือกขึ้นมาจากกลุ่มของประชากรทั้งหมดที่มีอยู่ โดยในการสุ่มเลือกจะทำการสุ่มตามจำนวนของประชากรที่ได้กำหนดไว้เป็นพารามิเตอร์ของอัลกอริทึม



รูปที่ 2.13 การสุ่มหาประชากรเริ่มต้นจำนวน 4 โครโมโซม

3. ค่าความเหมาะสม (Fitness Function) คือฟังก์ชันสำหรับประเมินค่าความเหมาะสม เพื่อให้คะแนนสำหรับคำตอบต่างๆ ที่เป็นไปได้ของปัญหา โครโมโซมทุกตัวจะมีค่าความเหมาะสมของตัวเองเพื่อใช้สำหรับพิจารณาว่าโครโมโซมตัวนั้นเหมาะหรือไม่ที่จะนำมาใช้สืบทอดพันธุกรรมสำหรับสร้างโครโมโซมรุ่นใหม่ โดยวิธีการสำหรับคิดค่าความเหมาะสมนั้นจะใช้สมการที่สอดคล้องกับแต่ละปัญหา

รูปที่ 2.14 ตัวอย่างของฟังก์ชันหาค่าความเหมาะสม เช่น ค่าความเหมาะสม = จำนวนของ bit 1 ทั้งหมดในโครโมโซม

4. การดำเนินการทางพันธุกรรม (Genetic Operator) กล่าวได้ว่าการดำเนินการทางพันธุกรรมเป็นหัวใจสำคัญของเจนเนติกอัลกอริทึมซึ่งกระบวนการพื้นฐานที่สำคัญมี 3 ส่วน ดังนี้

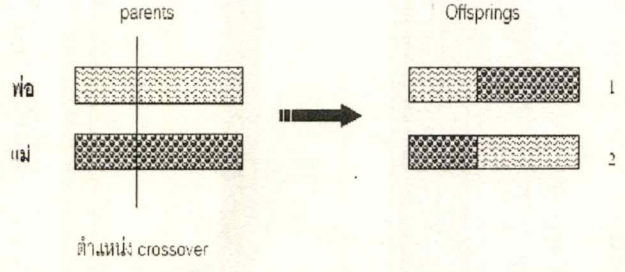
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1 การคัดเลือก (Selection) ในการคัดเลือกโครโมโซมเพื่อที่จะนำมาเป็นพ่อแม่ (Parent) ในการสืบสายพันธุ์ ทำให้เกิดปัญหาว่าจะทำอย่างไรให้เกิดการคัดเลือกโครโมโซมที่น่าพอใจเพื่อที่จะเกิดการอยู่รอดของสิ่งมีชีวิตตามทฤษฎีของ Charles Darwin จึงทำให้เกิดรูปแบบมากมายในการเลือกโครโมโซมที่น่าพอใจที่สุดเพื่อให้ได้มาซึ่งวิธีการคัดเลือกโครโมโซมที่ดี ตัวอย่างเช่น การคัดเลือกแบบ Roulette Wheel วิธีการนี้ใช้หลักการว่าโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีกว่ามีโอกาสถูกเลือกมากกว่า โดยแบ่งวงล้อออกเป็นส่วนๆ ทั้งหมด N ส่วน ขนาดพื้นที่ของวงล้อคือสัดส่วนของค่าความเหมาะสมของทุกโครโมโซม และทำการเลือกประชากรโดยสุ่มค่าความเหมาะสม แล้วพิจารณาว่าอยู่ตำแหน่งใดของวงล้อก็ทำการเลือกประชากรนั้นๆ ดังรูปที่ 2.15

รูปที่ 2.15 สัดส่วนของค่าความเหมาะสม

หรือการคัดเลือกแบบ ranking คือ เลือกประชากรที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด โดยที่ไม่สนใจประชากรตัวอื่นเลย

4.2 การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) เป็นกระบวนการที่สำคัญของเจนเนติกอัลกอริทึมซึ่งเมื่อเกิดการข้ามสายพันธุ์ เกิดขึ้นในทางพันธุศาสตร์แล้ว จะทำให้เกิดการเปลี่ยนของสิ่งมีชีวิตที่หลากหลายขึ้น ซึ่งการข้ามสายพันธุ์จะต้องอาศัยกระบวนการวิวัฒนาการเป็นเวลานาน ในทำนองเดียวกันในทางการแก้ปัญหาจะทำให้เกิดความหลากหลายของคำตอบที่ได้ทำให้เราได้รับคำตอบที่หลากหลายจึงสามารถเลือกเอาคำตอบที่เหมาะสมกับความต้องการได้มากที่สุด



รูปที่ 2.16 การข้ามสายพันธุ์ (Crossover)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 การกลายพันธุ์ (Mutation) เป็นกระบวนการที่เกิดขึ้นหลังจากการข้ามสายพันธุ์เสร็จสิ้น นั่นหมายความว่าได้รุ่นลูกที่เกิดจากการผสมจากรุ่นพ่อแม่แล้ว จึงนำรุ่นลูกมาดำเนินการกลายพันธุ์ ในการกลายพันธุ์นั้นในทางพันธุศาสตร์จะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงหรือทำให้เกิดลักษณะใหม่ๆเกิดขึ้น และทำให้เกิดวิวัฒนาการ สำหรับการแก้ปัญหาเป็นการทำให้เกิดผลลัพธ์ในลักษณะที่แตกต่างออกไปจากเดิม ส่งผลให้มีโอกาสมากที่จะพบคำตอบที่ดีที่สุดของการแก้ปัญหา โดยเทคนิคของการกลายพันธุ์ส่วนใหญ่ขึ้นอยู่กับการใช้รูปแบบโครโมโซมแบบต่างๆ

รูปที่ 2.17 การกลายพันธุ์กับโครโมโซมรูปแบบ Binary Encoding

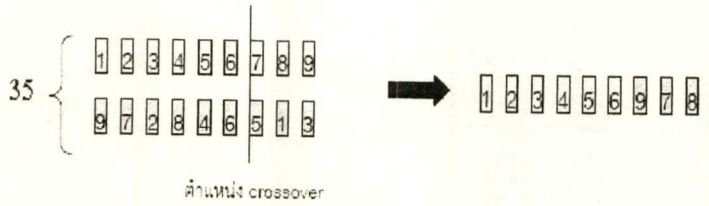
รูปที่ 2.18 การกลายพันธุ์กับโครโมโซมรูปแบบ Permutation Encoding

5 พารามิเตอร์ (Parameter) คือปัจจัยที่ส่งผลต่อการทำงานของเจนเนติกอัลกอริทึมเช่นขนาดของประชากร (Population size) ความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์ (Probability crossover) ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Probability mutation) และจำนวนรุ่นเป็นต้น

5.1 ความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์ (Crossover Probability) จะมีค่าที่อยู่ในช่วง 0 – 100 จากการทดลองของนักวิทยาศาสตร์หลายท่านพบว่าความน่าจะเป็นของการข้ามสายพันธุ์ ส่วนใหญ่อยู่ที่ 60% - 95% ถ้าหากไม่มีการข้ามสายพันธุ์ (0%) ผลที่ได้คือการทำสำเนาที่ถูกต้องจากพ่อแม่ (parent) แต่ถ้ามีการข้ามสายพันธุ์เกิดขึ้นบ่อยจะทำให้เกิดผลลัพธ์ที่หลากหลาย บางปัญหาอาจจะแก้ปัญหาได้ดีในความน่าจะเป็นอยู่ที่ 85% - 95%

ตัวอย่างการเกิดการข้ามสายพันธุ์ กำหนดให้ความน่าจะเป็นของการเกิดการข้ามสายพันธุ์เป็น 85% ค่าที่สุ่มอยู่ในช่วง 0-100 นั่นหมายความว่าหากสุ่มตัวเลข ได้ค่าที่น้อยกว่าหรือเท่ากับ 85 ก็จะเกิดการข้ามสายพันธุ์ นอกจากนั้นจะไม่เกิดการข้ามสายพันธุ์ จากตัวอย่างสุ่มค่าได้ 35 จึงเกิดการข้ามสายพันธุ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.19 โอกาสเกิดการข้ามสายพันธุ์

5.2 ความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ (Mutation Probability) จะมีค่าที่อยู่ในช่วง 0 – 100 จากการทดลองของนักวิทยาศาสตร์หลายท่านพบว่าความน่าจะเป็นของการกลายพันธุ์ ส่วนใหญ่อยู่ที่ 0% - 1% ต่อ 1 ตำแหน่งของโครโมโซม ถ้าไม่มีการกลายพันธุ์นั่นหมายความว่าผลที่ได้เกิดจากการข้ามสายพันธุ์เพียงอย่างเดียว แต่ถ้าหากมีการกลายพันธุ์100% จะทำให้โครโมโซมมีการเปลี่ยนแปลงทั้งหมด ซึ่งการเกิดการกลายพันธุ์จะไม่เกิดบ่อยมากนัก เพราะจะทำให้วิธีการแบบเจนเนติกอัลกอริทึมเปลี่ยนไปเป็นการค้นหาแบบสุ่ม (Random Search)

ตัวอย่างการเกิดการกลายพันธุ์ โดยกำหนดให้ความน่าจะเป็นของการเกิดการกลายพันธุ์เป็น 1% ค่าที่สุ่มอยู่ในช่วง 0-100 นั่นหมายความว่า ณ ตำแหน่งนั้น หากสุ่มตัวเลขได้ค่าที่ <= 1 ก็จะเกิดการกลายพันธุ์ จากตัวอย่างจะเห็นว่า ณ ตำแหน่งที่ 2 ของโครโมโซม มีการสุ่มที่มีค่าเป็นไปตามเงื่อนไขจึงเกิดการกลายพันธุ์ ส่วน ณ ตำแหน่งอื่นๆ ของโครโมโซมได้ค่าสุ่มที่ไม่เป็นไปตามเงื่อนไขจึงไม่เกิดการกลายพันธุ์ขึ้น

รูปที่ 2.20 โอกาสเกิดการกลายพันธุ์

5.3 จำนวนโครโมโซมในแต่ละรุ่น (Population size) ถ้ามีจำนวนมากจะทำให้เจนเนติกอัลกอริทึมประมวลผลได้ช้าลง

เงื่อนไขในการหยุดกระบวนการหาคำตอบของเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นมีได้หลายวิธีด้วยกัน เช่น ครบจำนวนรอบที่ได้กำหนดไว้, พบเป้าหมายหรือคำตอบที่ต้องการ และพบคำตอบที่ใกล้เคียงกับที่ต้องการ เช่น โครโมโซมมีค่า ณ ตำแหน่งของยีนเดียวกันเหมือนกันถึงร้อยละ 95

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงงานนี้เป็นการศึกษาและนำเสนอวิธีพยากรณ์อนุกรมเวลาที่สนับสนุนการตัดสินใจได้อย่างเหมาะสม โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ (Recurrent Neural Network) รวมถึงหลักการในเรียนรู้และวิธีหาผลลัพธ์โดยใช้แบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) และวิธีทางพันธุศาสตร์ (Genetic Algorithm) เพื่อช่วยในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา และเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการเรียนรู้ โดยแบ่งการดำเนินงานออกเป็น 4 ส่วน ดังนี้

1. โครงสร้างแบบจำลอง
2. ขั้นตอนการดำเนินงาน
3. การออกแบบโปรแกรมจำลอง
4. ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

3.1 โครงสร้างแบบจำลอง

รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่ใช้ในโครงงานนี้มี 2 แบบคือ

1. โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน
2. โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต

จำนวนชั้นในการทำงาน มีดังนี้

1. ชั้นอินพุต (Input layer) เป็นชั้นที่มีการติดต่อกับภายนอก เพื่อทำการรับข้อมูลเข้า และนำข้อมูลเหล่านั้นมาผ่านการถ่วงน้ำหนัก เพื่อส่งต่อไปเป็นข้อมูลให้กับชั้นซ่อนที่อยู่ในชั้นถัดไป ซึ่งผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้เอง
2. ชั้นซ่อน (hidden layer) เป็นชั้นที่ใช้ในการประมวลผล
3. ชั้นเอาต์พุต (Output layer) เป็นชั้นที่แสดงผลลัพธ์ออกมา มีจำนวนโหนดเพียง 1 โหนดเท่านั้น

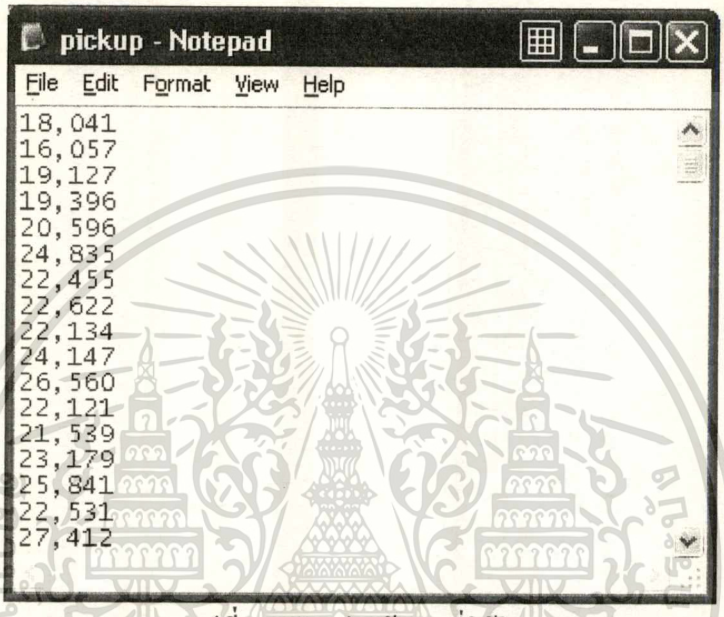
นอกจากนี้ยังมีคอนเท็กซ์ (Context Unit) เป็นโหนดใช้เป็นที่เก็บข้อมูลเอาท์พุตของโหนดก่อนหน้า และข้อมูลทั้งจากอินพุตที่รับมาจากภายนอกและข้อมูลจาก Context Unit จะถูกป้อนไปสู่โหนดซ่อนอีกครั้ง เพื่อช่วยให้การพยากรณ์แม่นยำมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

การศึกษาโครงงานนี้จะดำเนินการศึกษาเพื่อทำการพัฒนาระบบเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ โดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ ซึ่งในการพัฒนานี้ได้เลือกใช้โปรแกรม Visual Studio C#.Net 2003 โดยแบ่งขั้นตอนดำเนินงาน ดังนี้

3.2.1 การจัดเตรียมข้อมูล



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง

3.2.2 ขั้นตอนการนอร์มอลไลเซชัน (Normalization)

โดยนำข้อมูลจากที่ได้จากการจัดเตรียมข้อมูล มาปรับให้เป็นข้อมูลตัวเลขที่อยู่ในช่วง 0-1 เท่านั้น เพื่อให้สอดคล้องกับโครงสร้างและอัลกอริทึมที่ใช้ในการพัฒนาระบบ ซึ่งในที่นี้คือฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoid function)

สูตรที่ใช้ในการนอร์มอลไลเซชันคือ

$$\text{new data} = (\text{data}-\text{newmin}) / (\text{newmax}-\text{newmin}) \quad (3.1)$$

โดยที่

$\text{newmin} = \text{min}-10\%$

$\text{newmax} = \text{max} +10\%$

เมื่อ

data คือ ข้อมูลที่ต้องการนอร์มอลไลเซชัน

max คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

min คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำสุด

newmax คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงสุดและถูกปรับแล้ว

newmin คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำสุดและถูกปรับแล้ว

newdata คือ ข้อมูลที่ทำการนอร์มอลไลเซชันแล้ว

สูตรที่ใช้ในแปลงกลับเมื่อได้ผลลัพธ์แล้วคือ

data = newdata * (newmax-newmin) + newmin (3.2)

3.2.3 การจัดแบ่งข้อมูลเพื่อทำการฝึกสอนและทดสอบ

ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยแบ่งข้อมูล 70% สำหรับข้อมูลที่ใช้ทำการฝึกสอน และ 30% สำหรับใช้ทดสอบ

3.2.4 ทำการฝึกสอนกับโปรแกรม

นำข้อมูลที่ได้จากข้อ 3.2.3 มาเป็นข้อมูลอินพุตเพื่อทำการฝึกสอนกับโปรแกรมที่ได้สร้างเป็นแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและวิธีทางพันธุศาสตร์

3.2.4.1 การฝึกการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับโดยใช้แบบแบคพรอพพาเกชัน

1. ใส่ข้อมูลอินพุต (Input) เข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมที่เราได้ทำการกำหนดไว้แล้ว

2. ทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อแต่ละเส้น

3. ทำการหาค่าผลลัพธ์ในชั้นเอาต์พุตจากฟังก์ชันซิกมอยด์ และปรับค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อและ Biased ตามขั้นตอนที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น

4. ให้ทำการรับข้อมูลชุดถัดไปและทำตามขั้นตอนซ้ำอีกรอบจนกระทั่งถึงข้อมูลชุดสุดท้าย

5. เมื่อทำข้อมูลชุดสุดท้ายเสร็จจะนับเป็น 1 รอบของการคำนวณ (1 Epoch)

6. นำค่าถ่วงน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อรอบสุดท้ายมาใช้หาค่าผลลัพธ์ในชั้นเอาต์พุตจากฟังก์ชันซิกมอยด์ใหม่อีกครั้ง

7. จากนั้นจะทำการหาค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ย (RMSE)

8. ตรวจสอบว่าค่าผิดพลาดรวมเฉลี่ยมีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้หรือไม่ ถ้าใช่แสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นนั้นสามารถให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องของทุกๆ ข้อมูลแล้ว จึงทำการจบการเรียนรู้ แต่ถ้าไม่ใช่ให้กลับไปทำตามขั้นตอนแรก โดยเริ่มรับข้อมูลชุดที่ 1 ใหม่

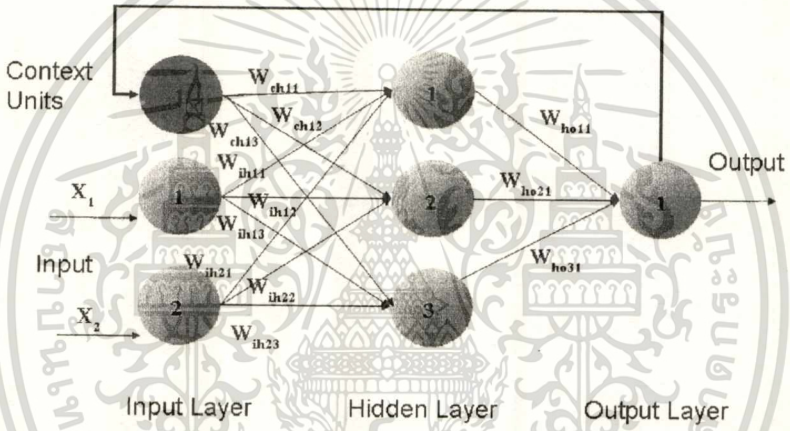
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.4.2 การฝึกการเรียนรู้สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับโดยใช้เจนเนติกอัลกอริทึม

1. กำหนดข้อมูลอินพุต ค่าเป้าหมายและโครงข่ายที่ใช้ในการทดลองรวมทั้งรูปแบบโครโมโซมเสียก่อน

ตารางที่ 3.1 อินพุตและค่าเป้าหมาย

อินพุต		ค่าเป้าหมาย
0.2	0.3	20.7



รูปที่ 3.2 โครงข่ายที่ใช้ในการทดลอง

เมื่อ i คือโหนดอินพุต

h คือโหนดซ่อน

o คือโหนดเอาต์พุต

c คือ Context Unit

w คือค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมต่อ

2. สุ่มประชากรเริ่มต้น ในที่นี้กำหนดให้ประชากรเริ่มต้นเท่ากับ 4 และสร้างโครโมโซมโดยจำนวนโครโมโซมเท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้น จากนั้นกำหนดสุ่มค่าน้ำหนักให้แต่ละโครโมโซมระหว่าง -1 ถึง 1 โดยจำนวนค่าน้ำหนักภายในโครโมโซมเท่ากับจำนวนเส้นเชื่อมต่อในโครงข่ายแบบแพร่ไปข้างหน้า ดังรูป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

pop1	Wih11	Wih12	Wih13	Wih21	Wih22	Wih23	Who11	Who21	Who31	Wch11	Wch12	Wch13
pop2	Wih11	Wih12	Wih13	Wih21	Wih22	Wih23	Who11	Who21	Who31	Wch11	Wch12	Wch13
pop3	Wih11	Wih12	Wih13	Wih21	Wih22	Wih23	Who11	Who21	Who31	Wch11	Wch12	Wch13
pop4	Wih11	Wih12	Wih13	Wih21	Wih22	Wih23	Who11	Who21	Who31	Wch11	Wch12	Wch13

รูปที่ 3.3 โครโมโซมที่ใช้ในการทำงาน

ตารางที่ 3.2 ค่าน้ำหนักในแต่ละโครโมโซม

	Wih11	Wih12	Wih13	Wih21	Wih22	Wih23	Who11	Who21	Who31	Wch11	Wch12	Wch13
pop1	0.03	0.32	0.71	0.74	0.22	0.64	0.48	0.83	0.96	0.36	0.5	0.16
pop2	0.17	0.11	0.49	0.52	0.23	0.64	0.79	0.39	0.96	0.3	0.09	0.05
pop3	0.09	0.59	0.86	0.79	0.8	0.3	0.35	0.07	0.64	0.41	0.64	0.5
pop4	0.89	0.34	0.97	0.4	0.95	0.12	0.12	0.22	0.28	0.53	0.61	0.4

3. หาผลลัพธ์ของประชากรทุกตัวจากฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3.3}$$

จากโครงข่ายที่ใช้ในการทดลองจะได้สมการผลลัพธ์ดังนี้

$$y_{h1} = \frac{1}{1+e^{-(x_1 w_{ih11} + x_2 w_{ih21} + y_{o-1} w_{ch11})}}$$

$$y_{h1} = \frac{1}{1+e^{-(x_1 w_{ih12} + x_2 w_{ih22} + y_{o-1} w_{ch12})}}$$

$$y_o = \frac{1}{1+e^{-(y_{h1} w_{ho11} + y_{h2} w_{ho21} + y_{h3} w_{ho31})}}$$

ตารางที่ 3.3 ผลลัพธ์จากการฝึกหัดโครงข่าย

โครโมโซม(ชุดที่)	ผลลัพธ์
1	0.445562
2	0.450079
3	0.475128
4	0.481608

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. หาค่า Mean Square Error

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k \in P} [e_k(t)^2]}{P}} \tag{3.4}$$

เมื่อ P คือลำดับของรูปแบบข้อมูลอินพุท

e_k (t) คือผลต่างระหว่างเอาต์พุตโหนดที่ k กับค่าเอาท์พุตเป้าหมาย d_k (t)

$$e_k(t) = d_k(t) - y_k(t) \quad (k \in O) \tag{3.5}$$

ตารางที่ 3.4 ค่า RMSE ของแต่ละโครโมโซม

โครโมโซม(ชุดที่)	RMSE
1	20.25444
2	20.24992
3	20.22487
4	20.21839

5. หาค่าที่เหมาะสม (Fitness) จากแต่ละโครโมโซม

$$fitness = \frac{1}{RMSE} \tag{3.6}$$

ตารางที่ 3.5 ค่าความเหมาะสมของแต่ละโครโมโซม

โครโมโซม(ชุดที่)	ค่าความเหมาะสม
1	0.049372
2	0.049383
3	0.049444
4	0.04946

6. เก็บข้อมูลโครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมที่ดีที่สุด

7. สุ่มโครโมโซมโดยใช้ Roulette Wheel เพื่อทำการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) ตามวิธีที่ต้องการ จำนวนครั้งที่ทำการสุ่มเพื่อข้ามสายพันธุ์เท่ากับจำนวนประชากร/2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับโครโมโซมที่ถูกเลือกในรอบที่ 1 คือ โครโมโซมที่ 1 และ 4

ตารางที่ 3.6 โครโมโซมที่ถูกเลือกในรอบที่ 1

pop1	0.03	0.32	0.71	0.74	0.22	0.64	0.48	0.83	0.96	0.36	0.5	0.16
pop4	0.89	0.34	0.97	0.4	0.95	0.12	0.12	0.22	0.28	0.53	0.61	0.4

ตารางที่ 3.7 โครโมโซมใหม่ที่ได้จากการข้ามสายพันธุ์

pop1	0.03	0.32	0.71	0.4	0.95	0.12	0.12	0.22	0.96	0.36	0.5	0.16
pop4	0.89	0.34	0.97	0.74	0.22	0.64	0.48	0.83	0.28	0.53	0.61	0.4

8. ทำการกลายพันธุ์ (Mutation) โดยสุ่มตัวเลขให้แต่ละตำแหน่งของโครโมโซม ถ้าตำแหน่งใดได้ตัวเลขที่มีค่าต่ำกว่าค่าความน่าจะเป็นที่กำหนด จะทำการนำตัวเลขที่มีค่าน้อยๆไปบวกหรือลบค่าน้ำหนักของตำแหน่งนั้นๆในโครโมโซม

ตารางที่ 3.8 โครโมโซมใหม่ที่ได้จากการกลายพันธุ์

pop1	0.03	0.31	0.71	0.4	0.95	0.12	0.12	0.22	0.96	0.36	0.5	0.16
pop4	0.89	0.34	0.97	0.74	0.22	0.64	0.48	0.83	0.27	0.53	0.61	0.4

9. นำประชากรใหม่ที่ได้ไปหาผลลัพธ์จากฟังก์ชันซิกมอยด์เพื่อหาค่าที่เหมาะสม

10. นำค่าความเหมาะสมที่ได้จากประชากรใหม่และประชากรเก่ามาจัดลำดับตามค่าความเหมาะสม

11. จากนั้นเลือกที่ดีที่สุดมาเท่ากับจำนวนประชากรเริ่มต้น

12. ทำซ้ำข้อ 3-11 จนค่าเหมาะสมที่ดีที่สุดที่ได้เป็นโครโมโซมเดิมหลายๆครั้ง จึงจบการทำงานก็จะได้โครโมโซมที่มีค่าความเหมาะสมเป็นที่น่าพอใจ หรือได้คำตอบของปัญหา

3.2.5 พยากรณ์แนวโน้มของข้อมูลในอนาคต

หลังจากทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมของระบบจนเป็นที่พอใจแล้ว จึงนำค่าน้ำหนักที่ได้จากการฝึกสอน มาประมวลผลเพื่อพยากรณ์แนวโน้มของข้อมูลในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3 ขั้นตอนการออกแบบโปรแกรมจำลอง

การทำงานของโปรแกรมแบ่งออกเป็นโมดูล (Module) ต่างๆ ดังนี้

3.3.1 โมดูลการนอร์มอลไลเซชัน

เพื่อทำการแปลงข้อมูลให้เหมาะสมกับการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยปรับให้เป็นข้อมูลตัวเลขที่อยู่ในช่วง 0-1

3.3.2 โมดูลการสุ่มประชากร

เพื่อสร้างประชากรเริ่มต้นในรูปของโครโมโซม ในที่นี้กำหนดให้ประชากรเริ่มต้นเท่ากับ 20 ตัว และทำการสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นระหว่าง -1 ถึง 1 ให้แต่ละโครโมโซม

3.3.3 โมดูลการฝึกสอนระบบ ซึ่งประกอบด้วย

1. การปรับค่าน้ำหนักเส้นเชื่อม เพื่อหาค่าน้ำหนักของแต่ละเส้นเชื่อมของประชากรที่ให้ผลการทดลองมีค่าที่ยอมรับได้ ในที่นี้ใช้ฟังก์ชันซิกมอยด์
2. การปรับเปลี่ยนทางพันธุกรรม แบ่งเป็น 2 ส่วนคือการข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation) เพื่อให้ได้ประชากรใหม่ที่มีคุณภาพมากขึ้น

3.3.4 โมดูลการพยากรณ์

เป็นการนำชุดของค่าน้ำหนักที่ดีสุดจากการฝึกสอนของระบบมาพยากรณ์ค่าแนวโน้มของข้อมูลในอนาคต

3.3.5 โมดูลการแสดงผลการทำงาน

เป็นการนำเสนอผลลัพธ์ในรูปของตารางและกราฟ เพื่อสะดวกในการเปรียบเทียบผลการทำงาน

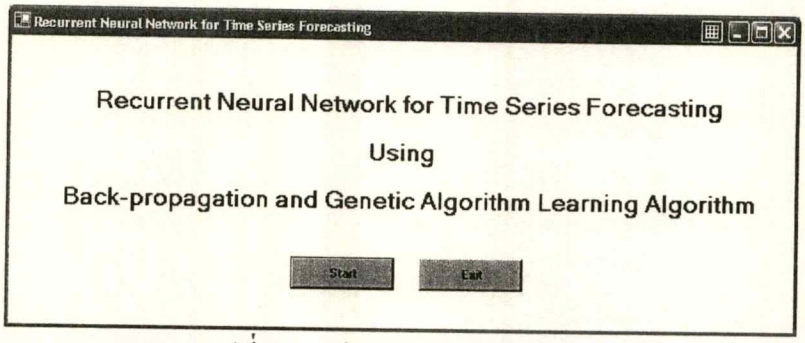
3.4 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

การทำงานของโปรแกรมแบ่งเป็น 4 ส่วนหลักๆ ดังนี้

1. การรับค่าตัวแปรและข้อมูลที่ใช้ในโปรแกรม
2. การฝึกสอนโครงข่าย
3. การทดสอบข้อมูล
4. การแสดงผลลัพธ์

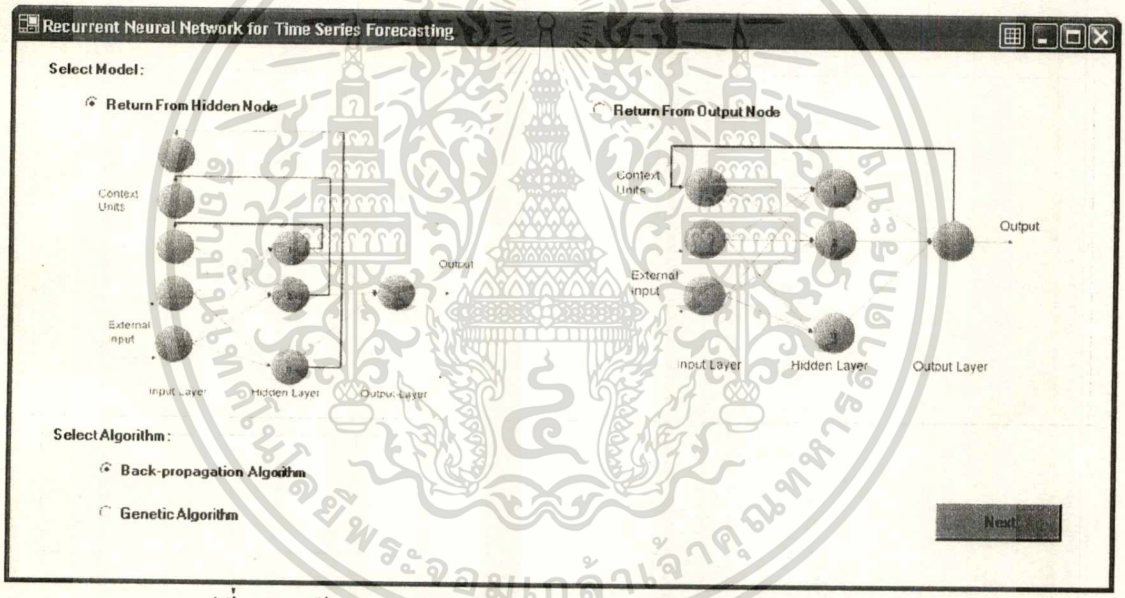
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4.1 การรับค่าตัวแปรและข้อมูลที่ใช้ในโปรแกรม



รูปที่ 3.4 หน้าจอหลักในการทำงาน

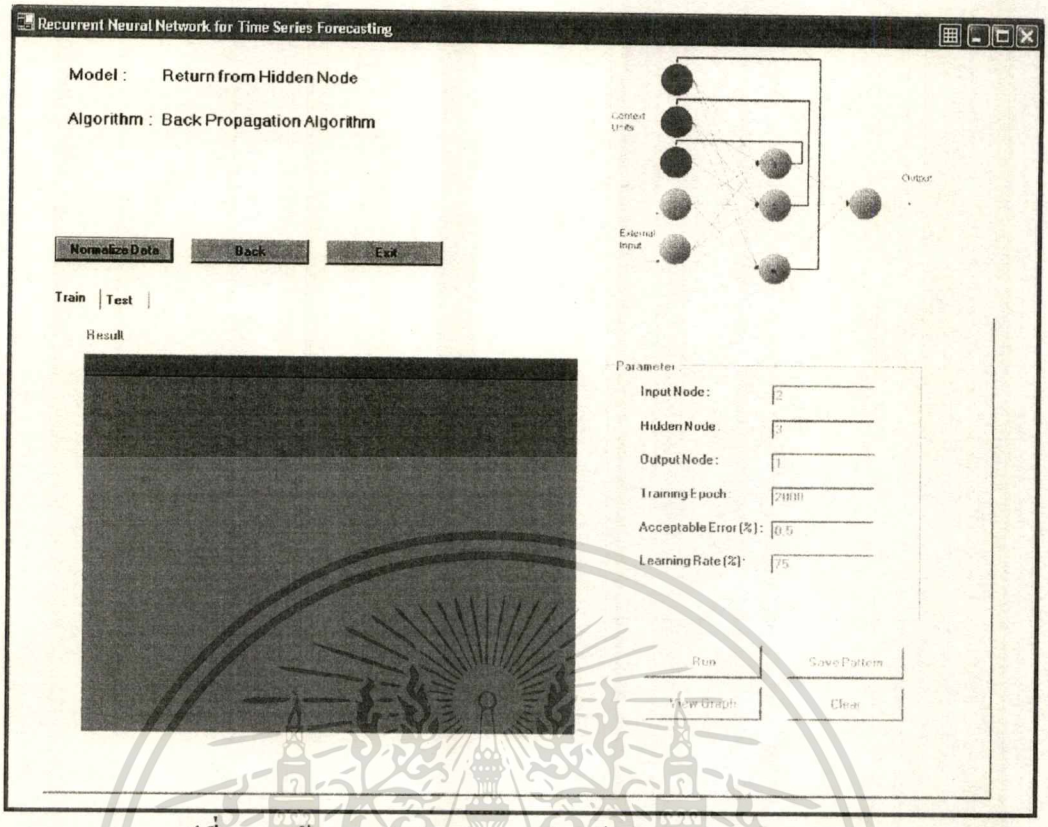
จากรูป 3.4 กดปุ่ม Start เพื่อเริ่มใช้งานโปรแกรม หรือกดปุ่ม Exit เพื่อยกเลิกการใช้งาน



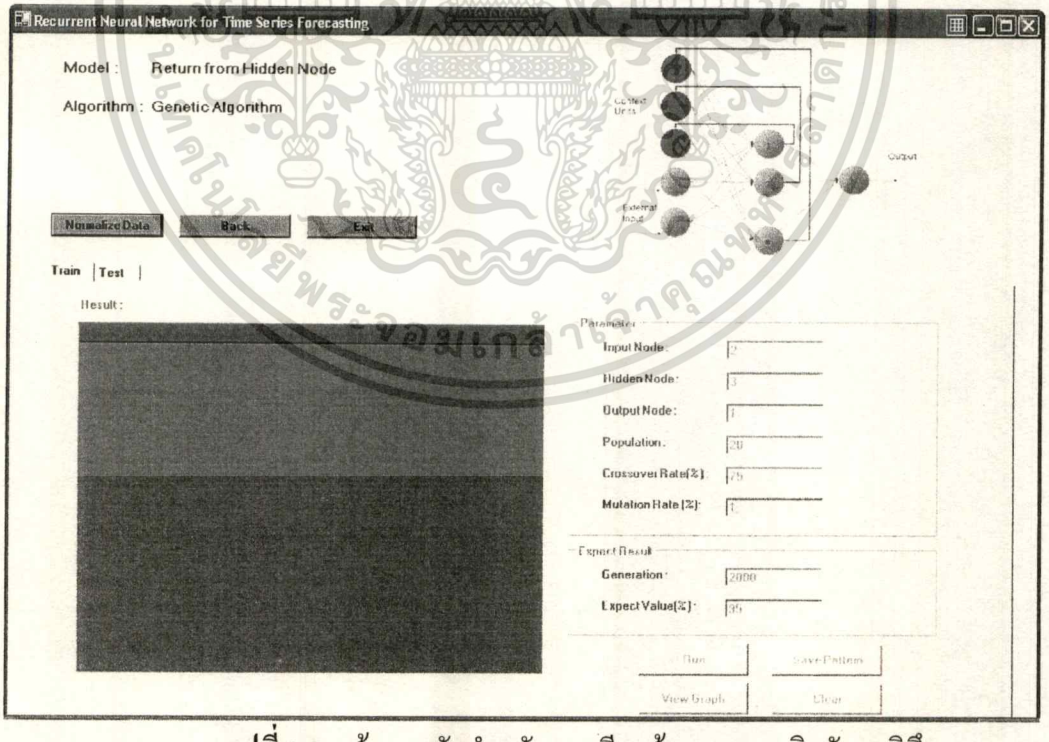
รูปที่ 3.5 หน้าจอสำหรับเลือกโครงข่ายและอัลกอริทึมในการทำงาน

จากรูป 3.5 เลือกโครงข่ายและอัลกอริทึมในการทำงานได้แล้ว กดปุ่ม Next เพื่อดำเนินการต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



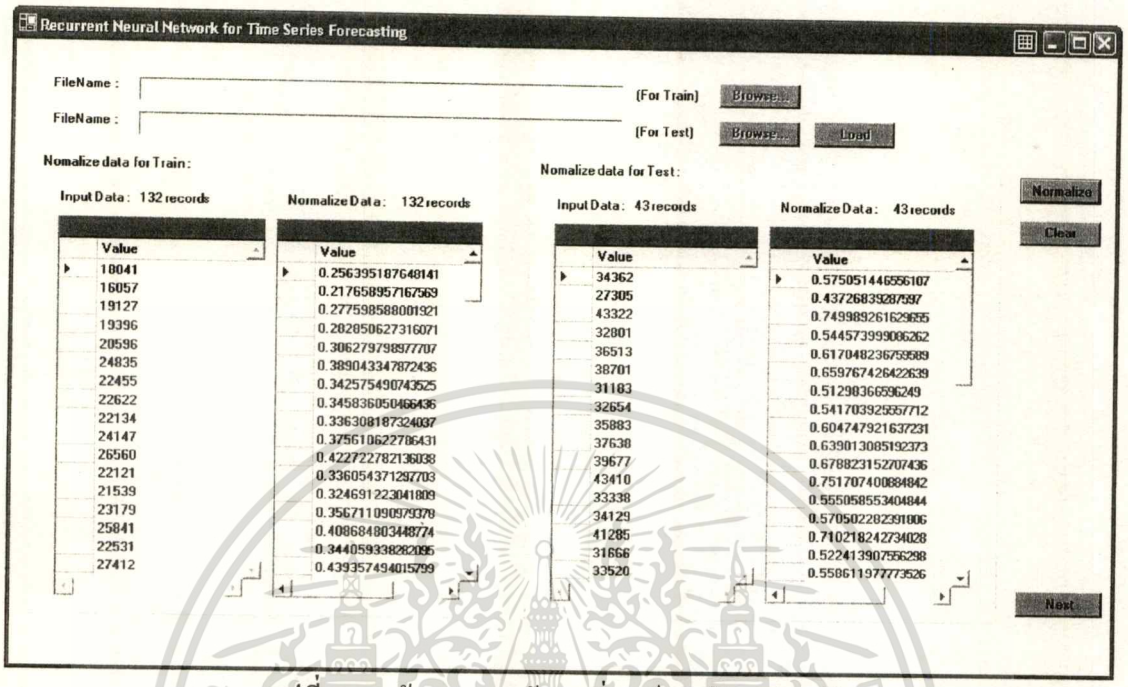
รูปที่ 3.6 หน้าจอหลักสำหรับการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน



รูปที่ 3.7 หน้าจอหลักสำหรับการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูป 3.6-3.7 กดปุ่ม Normalize Data เพื่อแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่พร้อมใช้งาน



รูปที่ 3.8 หน้าจอแสดงข้อมูลที่นอร์มอลไลเซชันแล้ว

จากรูป 3.8 กดปุ่ม Browse เพื่อเลือกไฟล์ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่าย จากนั้นกดปุ่ม Load เพื่อตรวจสอบข้อมูลที่เข้ามาในโปรแกรม หลังจากนั้นกดปุ่ม Normalize เพื่อทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปที่สามารถใช้ในโปรแกรมได้

3.4.2 การฝึกสอนโครงข่าย

การกำหนดตัวแปรต่างๆสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

1. Input Node หมายถึงจำนวนโหนดในชั้นอินพุต โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม
2. Hidden Node หมายถึงจำนวนโหนดในชั้นซ่อน โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม
3. Output Node หมายถึงจำนวนโหนดในชั้นเอาท์พุต โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม
4. Learning Rate หมายถึงอัตราการเรียนรู้ โดยกำหนดให้เป็นเลขระหว่าง 0 ถึง 100 เพื่อทำให้โครงข่ายเกิดการเรียนรู้ได้รวดเร็ว

การกำหนดตัวแปรต่างๆสำหรับอัลกอริทึมแบบแบคพรอพพาเกชัน

1. Training Epoch หมายถึงจำนวนรอบที่ใช้ในการฝึกสอบโครงข่าย โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. Acceptable Error หมายถึงค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ โดยกำหนดให้เป็นเลขระหว่าง 0 ถึง 100

การกำหนดตัวแปรต่างๆสำหรับอัลกอริทึมแบบเจนเนติก

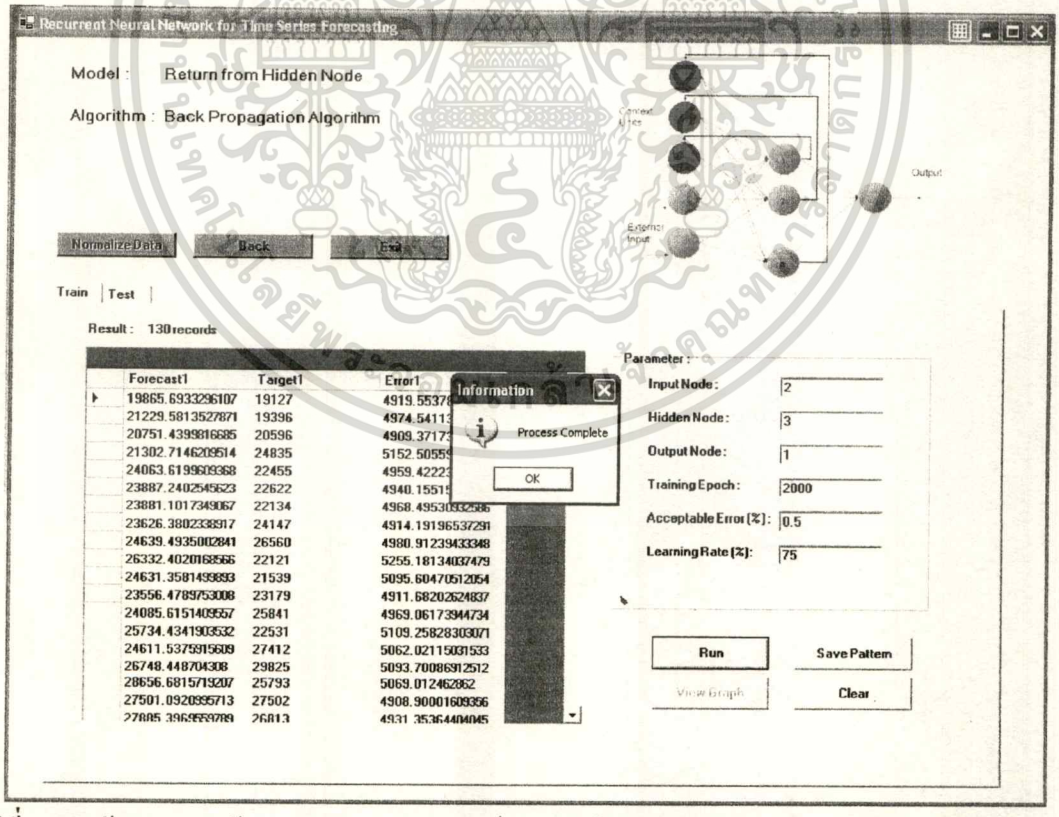
1. Population หมายถึงจำนวนประชากรเริ่มต้น เพื่อใช้สำหรับสร้างโครโมโซมในการทำงาน โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม

2. Crossover rate หมายถึงอัตราการเกิดการแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่าง 2 โครโมโซม โดยกำหนดให้เป็นเลขระหว่าง 0 ถึง 100

3. Mutation rate หมายถึงอัตราที่จะเกิดการเปลี่ยนแปลงด้วยการแก้ไขข้อมูลบางส่วนในแต่ละโครโมโซม โดยกำหนดให้เป็นเลขระหว่าง 0 ถึง 100

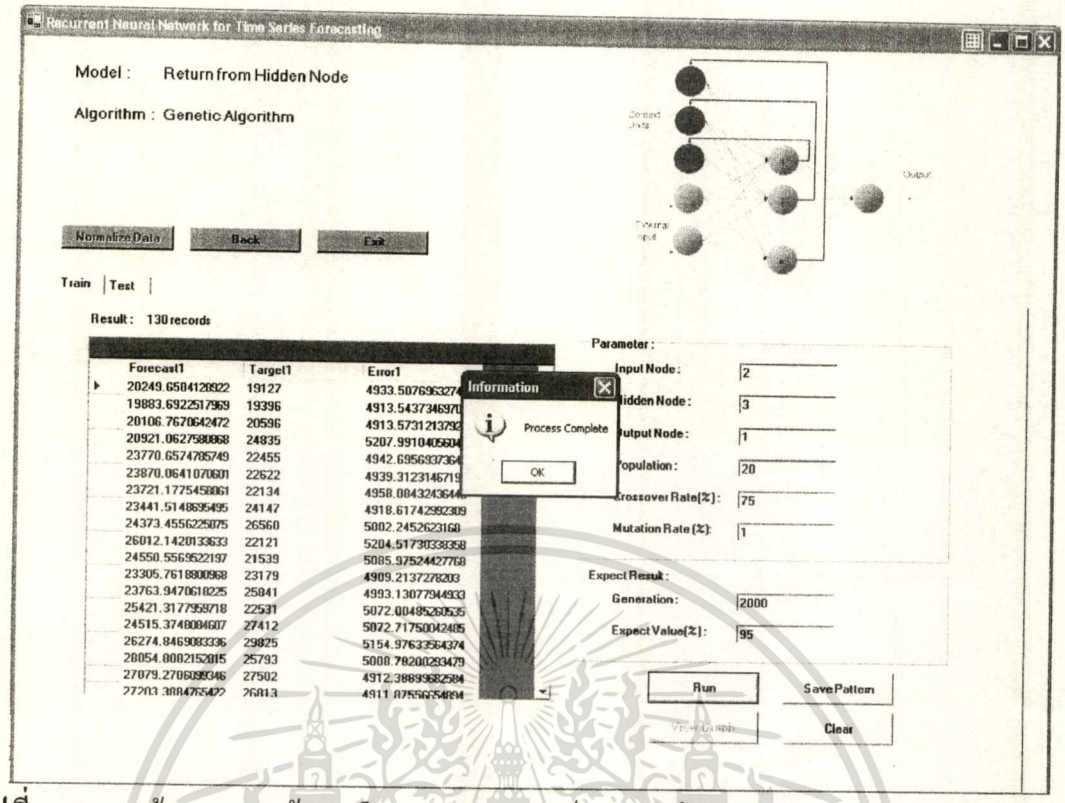
4. Generation หมายถึงจำนวนรุ่นของประชากรที่ต้องสร้าง เพื่อถ่ายทอดลักษณะที่ดีไปยังรุ่นถัดไป โดยกำหนดให้เป็นเลขจำนวนเต็ม

5. Except Value หมายถึงเปอร์เซนต์ของจำนวนโครโมโซมที่เหมือนกันที่เรายอมรับได้ โดยกำหนดให้เป็นเลขระหว่าง 0 ถึง 100

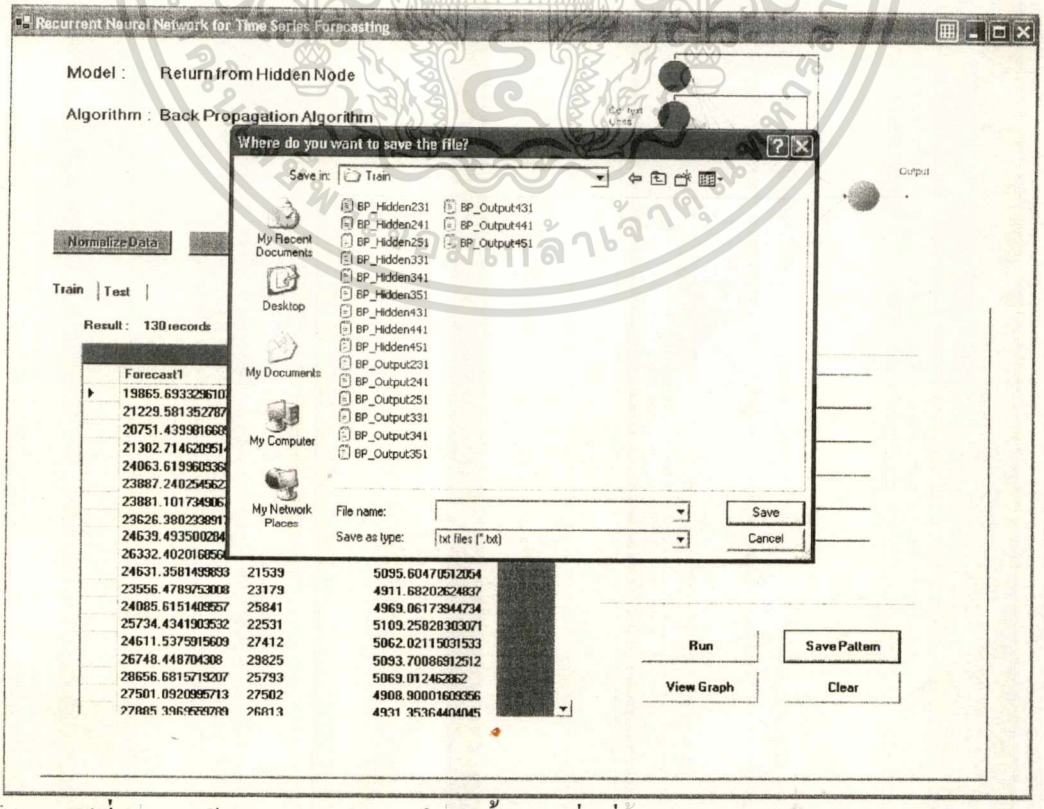


รูปที่ 3.9 หน้าจอแสดงข้อมูลอินพุตและผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนร่วมกับเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



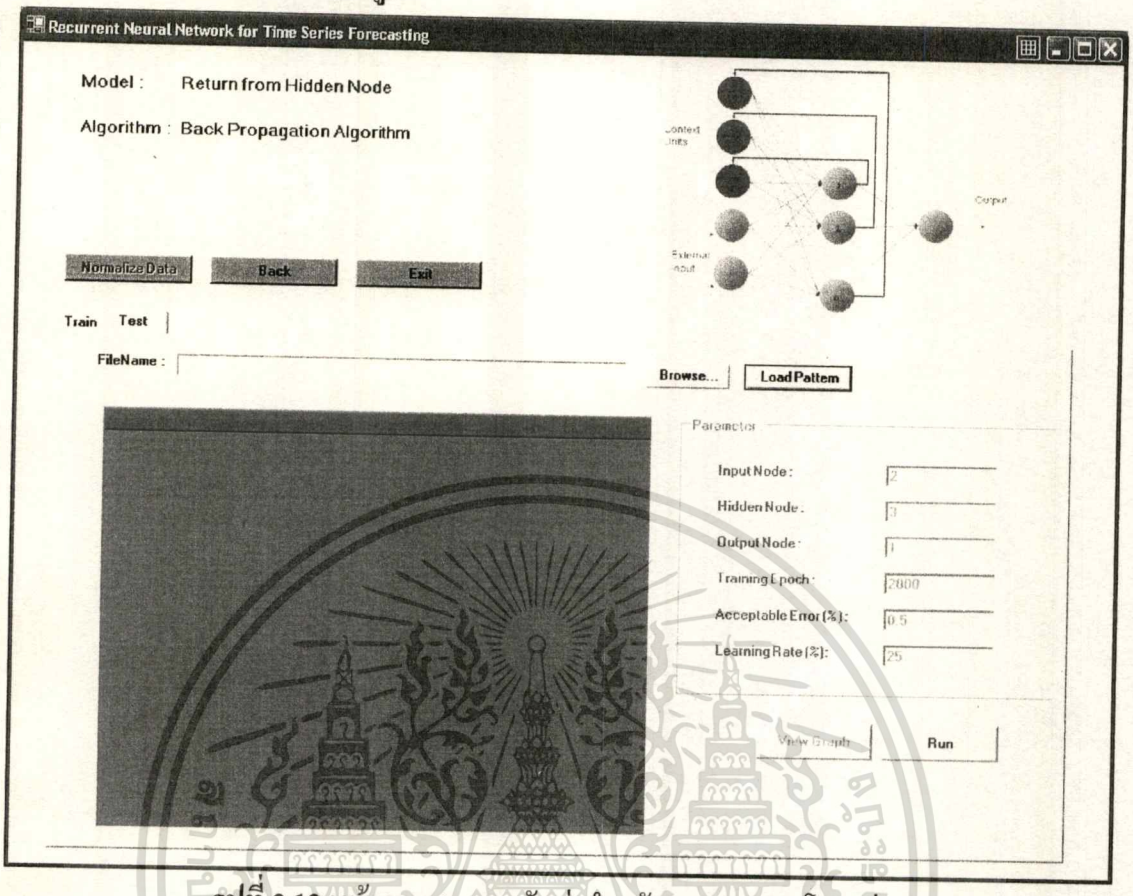
รูปที่ 3.10 หน้าจอแสดงข้อมูลอินพุตและผลลัพธ์จากการฝึกสอนโครงข่าย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนร่วมกับเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึม



รูปที่ 3.11 หน้าจอแสดงการบันทึกค่าน้ำหนักที่ดีที่สุดสำหรับการฝึกสอนโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

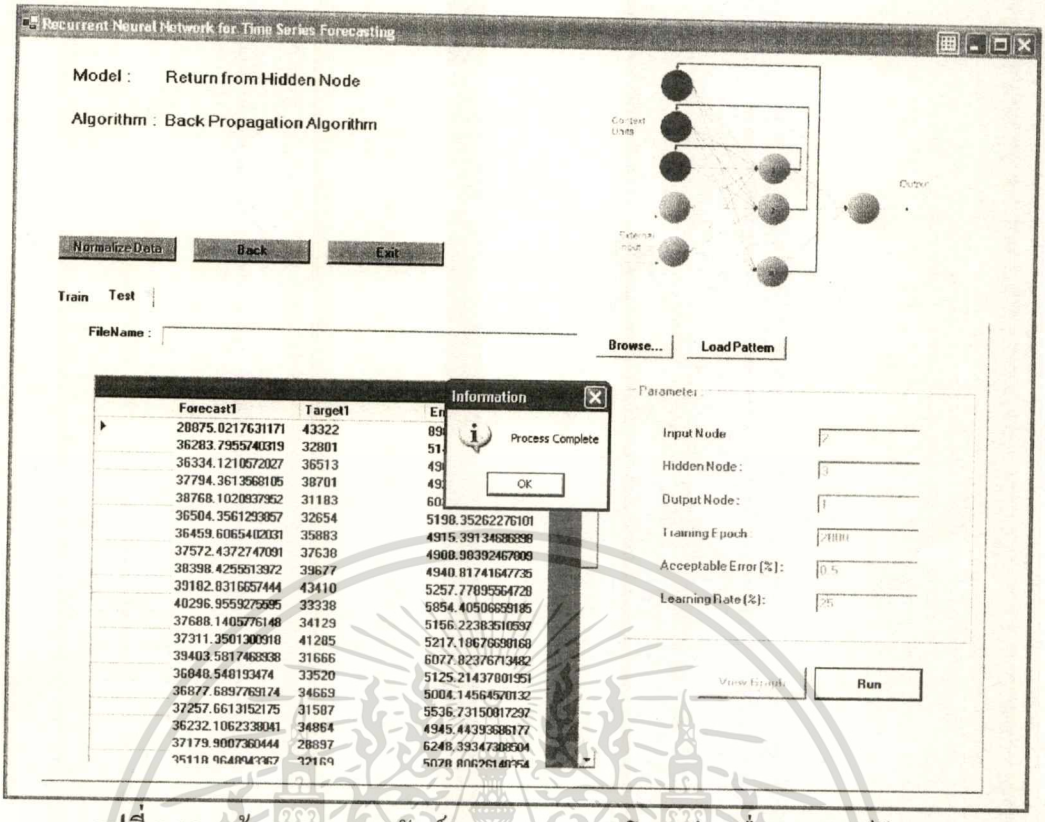
3.4.3 การทดสอบข้อมูล



รูปที่ 3.12 หน้าจอแสดงการรับค่าสำหรับการทดสอบโครงข่าย

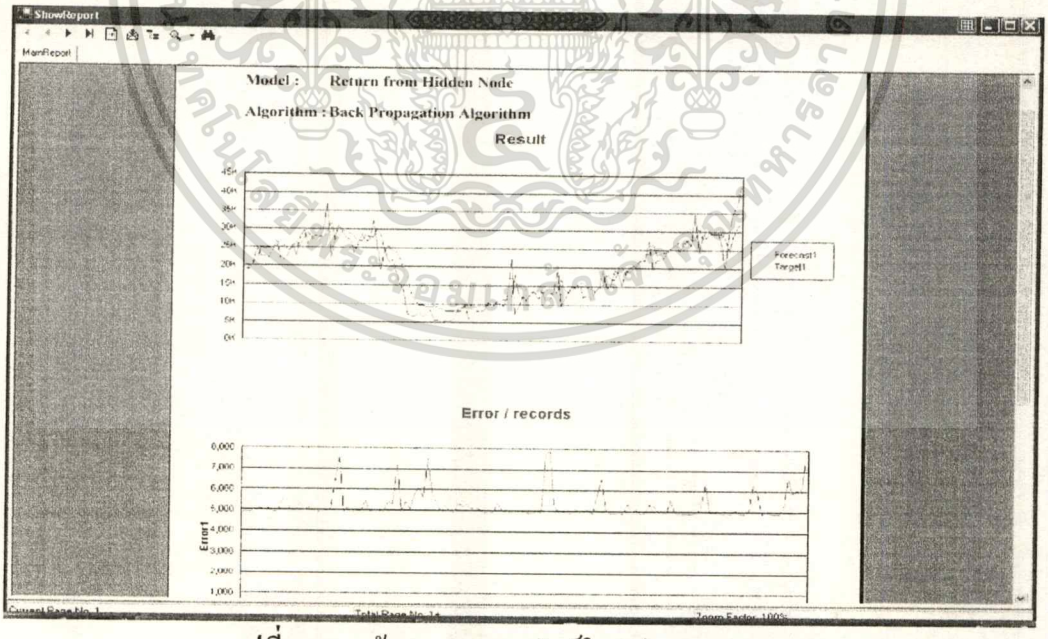
จากรูป 3.12 ก่อนที่จะทำการทดสอบโครงข่ายต้องรับข้อมูลที่ต้องการใช้พยากรณ์ โดยกดปุ่ม Normalize data เพื่อเลือกไฟล์ข้อมูล หลังจากรับข้อมูลแล้วเข้าโปรแกรมแล้ว กดปุ่ม Browse เพื่อเลือกไฟล์ต้นแบบ (Pattern file) ที่ได้จากการฝึกสอนโครงข่ายเพื่อนำมาใช้ในทดสอบโครงข่าย จากนั้นกดปุ่ม Load เพื่อรับข้อมูลจากไฟล์ต้นแบบเข้ามาในโปรแกรม กดปุ่ม Run เพื่อพยากรณ์ผลลัพธ์ (กรณีเจนเนติกก็ใช้รูปแบบการรับไฟล์แบบเดียวกัน)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 หน้าจอแสดงผลลัพธ์จากการทดสอบโครงข่ายเพื่อพยากรณ์ข้อมูล

3.4.4 การแสดงผลลัพธ์

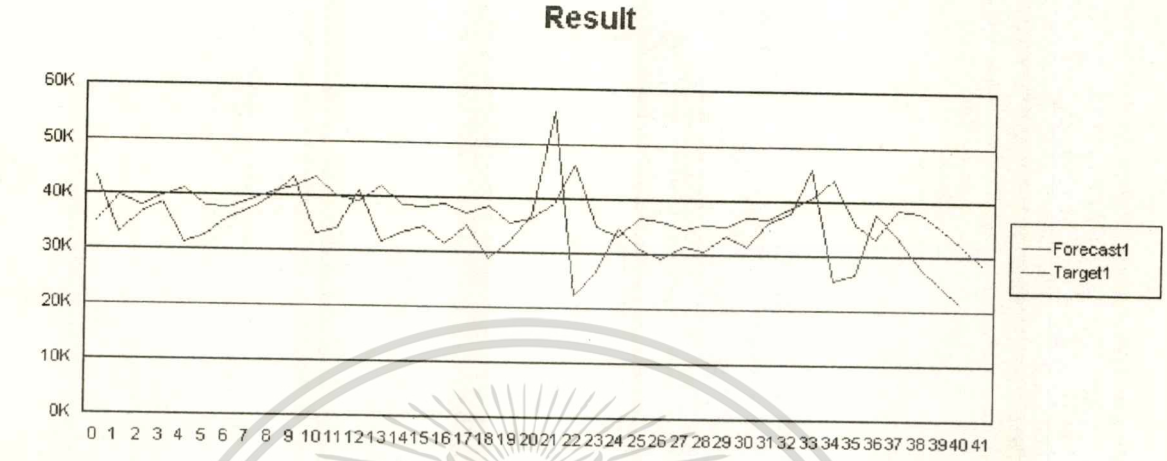


รูปที่ 3.14 หน้าจอแสดงผลลัพธ์ในรูปแบบของกราฟ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

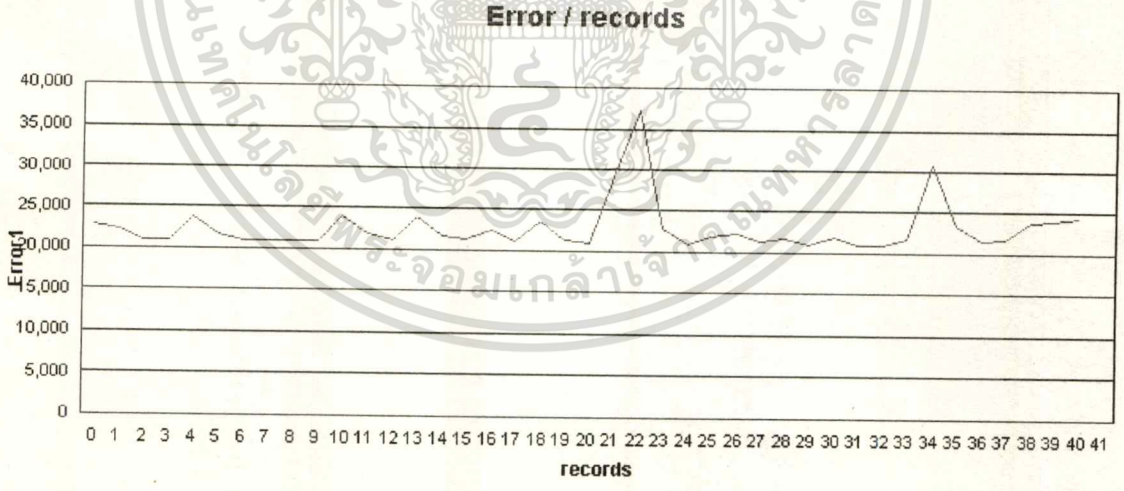
จากรูป 3.14 จะแสดงผลลัพธ์ที่ได้ออกมา 3 ส่วน

1. กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์จากโปรแกรม (Forecast) กับค่าเป้าหมาย (Target)



รูปที่ 3.15 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย

2. กราฟแสดงค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย (Error)



รูปที่ 3.16 กราฟแสดงค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย (Error)

3. แสดงข้อมูลการพยากรณ์ ค่าเป้าหมายและค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.9 แสดงข้อมูลการพยากรณ์ ค่าเป้าหมายและค่าความต่างระหว่างการพยากรณ์จากโปรแกรมกับค่าเป้าหมาย

Target	Forecast	Error
43,322.00	34,926.46	22,911.3384
32,801.00	39,804.27	22,302.5646
36,513.00	38,054.99	20,977.4163
38,701.00	39,735.66	20,940.2976
31,183.00	41,214.88	23,767.5532
32,654.00	37,984.26	21,716.6545
35,883.00	37,641.50	20,997.7068
37,638.00	39,189.33	20,978.2370
39,677.00	40,564.69	20,932.2750
43,410.00	41,884.43	20,975.9858
33,338.00	43,596.49	23,898.1171
34,129.00	39,994.35	21,886.7611
41,285.00	39,181.36	21,035.5574
31,666.00	42,151.39	24,031.7683
33,520.00	38,574.98	21,635.4775
34,669.00	38,351.31	21,294.9223
31,587.00	38,804.63	22,389.1237
34,864.00	37,288.73	21,076.8438
28,897.00	38,563.15	23,562.9908
32,169.00	35,607.08	21,245.5431
36,902.00	36,425.81	20,916.3387
56,127.00	39,270.69	28,977.9763
22,252.00	46,265.76	37,284.3034
26,682.00	34,942.81	22,847.6167
34,766.00	33,101.85	20,988.5372
30,798.00	36,766.55	21,921.4400
29,148.00	35,955.08	22,225.6317

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.9 (ต่อ)

Target	Forecast	Error
31,353.00	34,759.73	21,239.4501
30,500.00	35,554.45	21,635.3251
33,520.00	35,340.07	21,003.9634
37,888.00	38,874.16	20,937.5148
45,957.00	40,573.53	21,732.8422
25,398.00	44,107.71	30,849.7393
26,598.00	35,831.29	23,330.6962
20,910.00	31,764.14	24,255.2057
N/A	28,425.06	N/A

จากโปรแกรมผู้ใช้สามารถ Export ผลลัพธ์ที่ได้ออกมาเป็น Microsoft Excel (.xls), Microsoft Word (.doc), Adobe Acrobat (.pdf) และ Rich Text Format (.rtf) เพื่อสะดวกในการเก็บข้อมูลและการนำไปใช้ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

จากการทดลองสามารถสรุปผลการทดลองการทำงานจากการพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ โดยใช้การเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม

4.1 กำหนดรูปแบบที่ใช้ในการทดลอง

ตารางที่ 4.1 กำหนดค่า Input Node, hidden Node และ Output Node ที่ใช้ในการทดลอง

Input	2	2	2
Hidden	3	4	5
Output	1	1	1

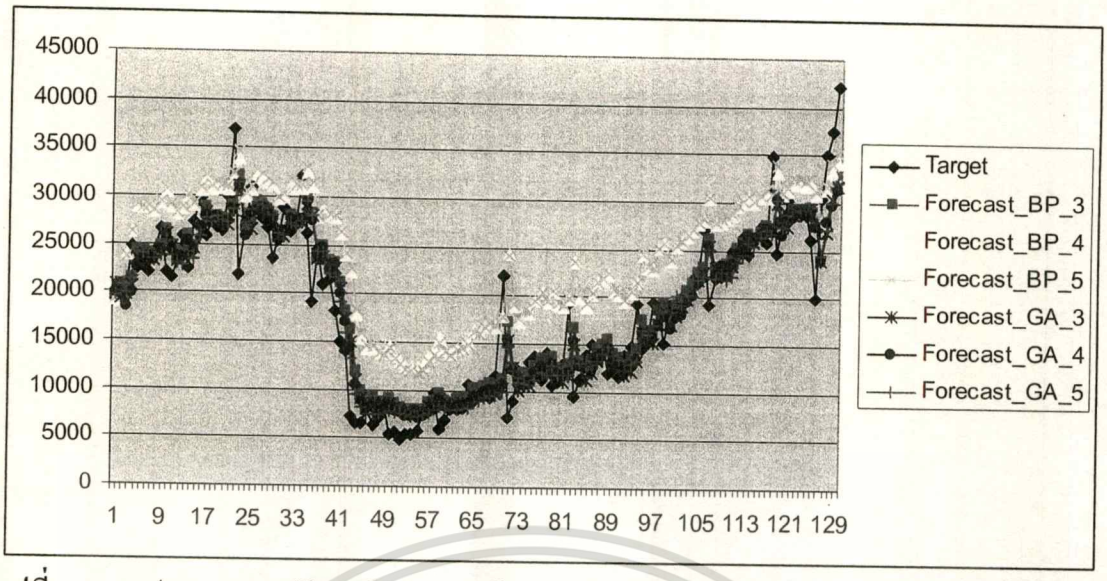
Input	3	3	3
Hidden	3	4	5
Output	1	1	1

Input	4	4	4
Hidden	3	4	5
Output	1	1	1

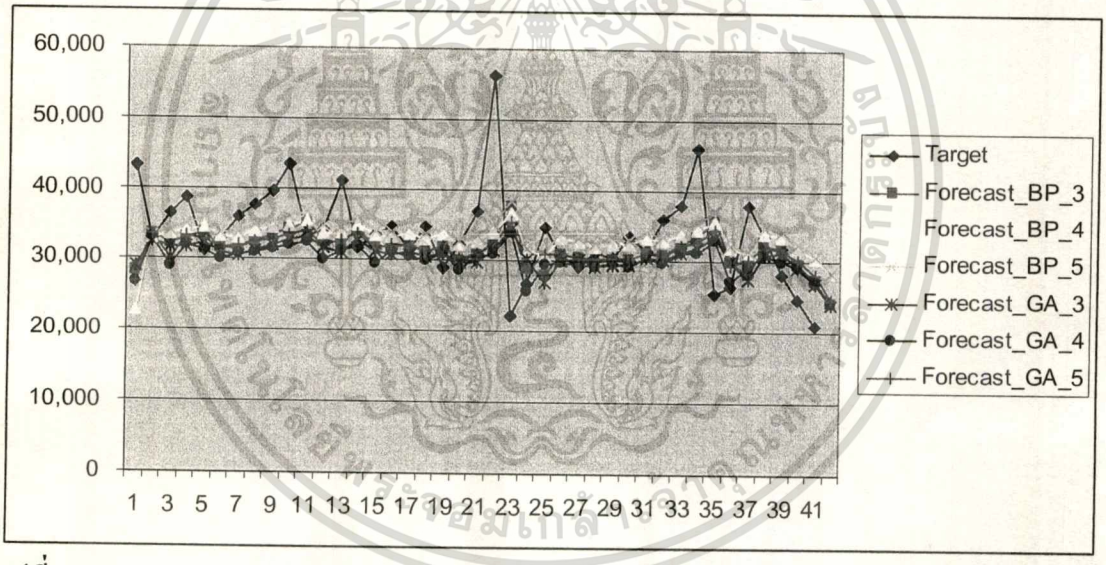
4.2 การเปรียบเทียบผลการทดลอง

4.2.1 ผลการทดลองในโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.1 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2



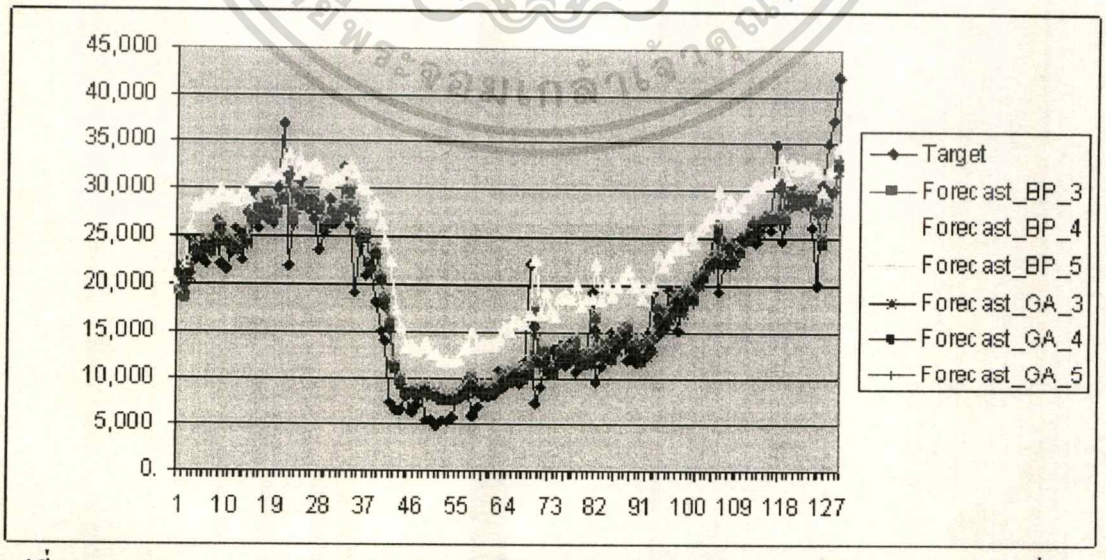
รูปที่ 4.2 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2

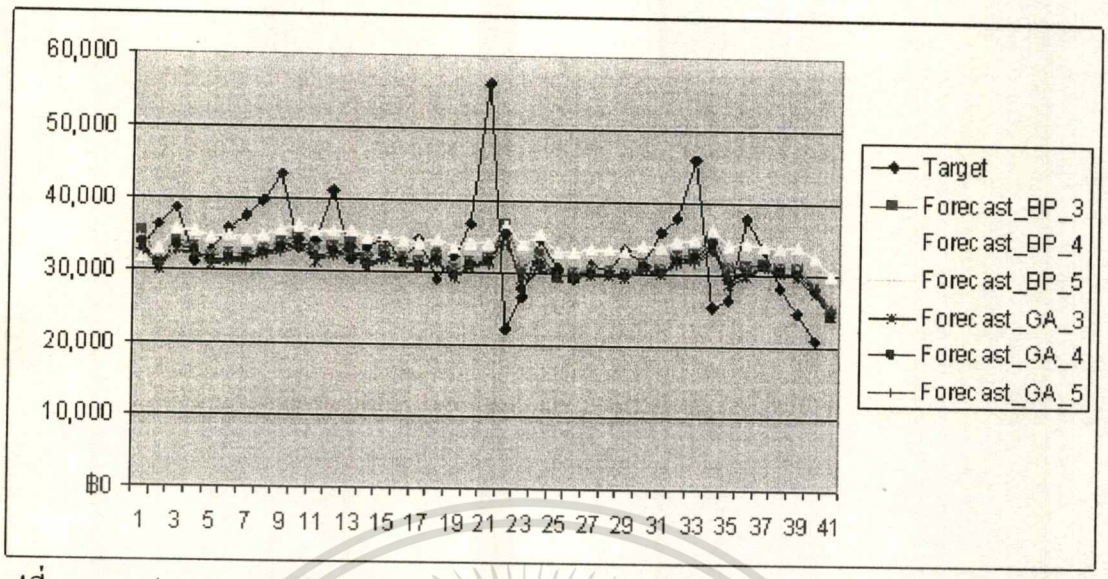
Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1776	0.1435	71.8063	75.6111	0.1657	0.1475	71.767	76.0177
4	0.4701	0.1435	75.9677	75.6192	0.1556	0.1451	71.667	76.2706
5	0.4743	0.1505	76.1792	75.9194	0.1481	0.1372	71.6262	75.4858

จากผลการทดลองที่มีอินพุต 2 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของการเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม



รูปที่ 4.3 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



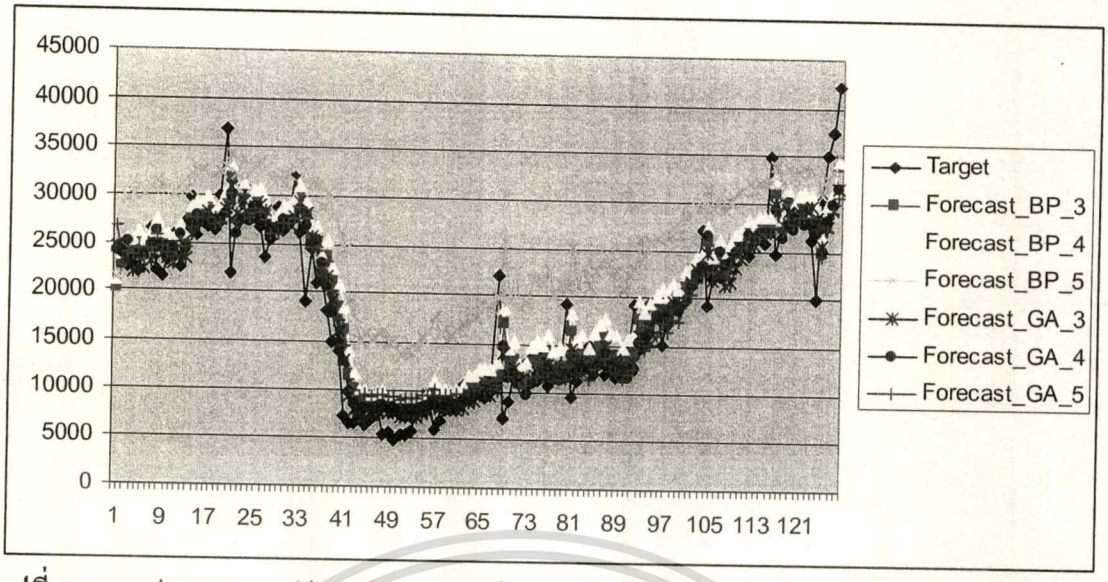
รูปที่ 4.4 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

ตารางที่ 4.3 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

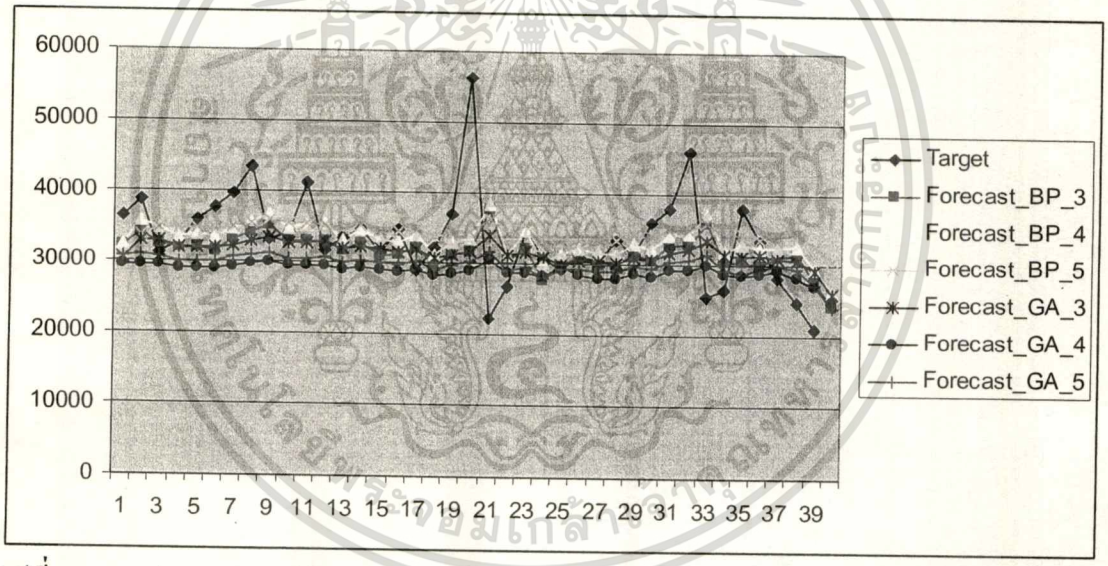
Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1679	0.1339	71.7509	74.7714	0.1627	0.1353	71.7250	75.1030
4	0.4451	0.1421	75.5705	74.5230	0.1595	0.1328	71.7102	74.9071
5	0.1906	0.1329	71.8998	74.7401	0.1589	0.1344	71.6977	75.0830

จากผลการทดลองที่มีอินพุต 3 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของการเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4



รูปที่ 4.6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

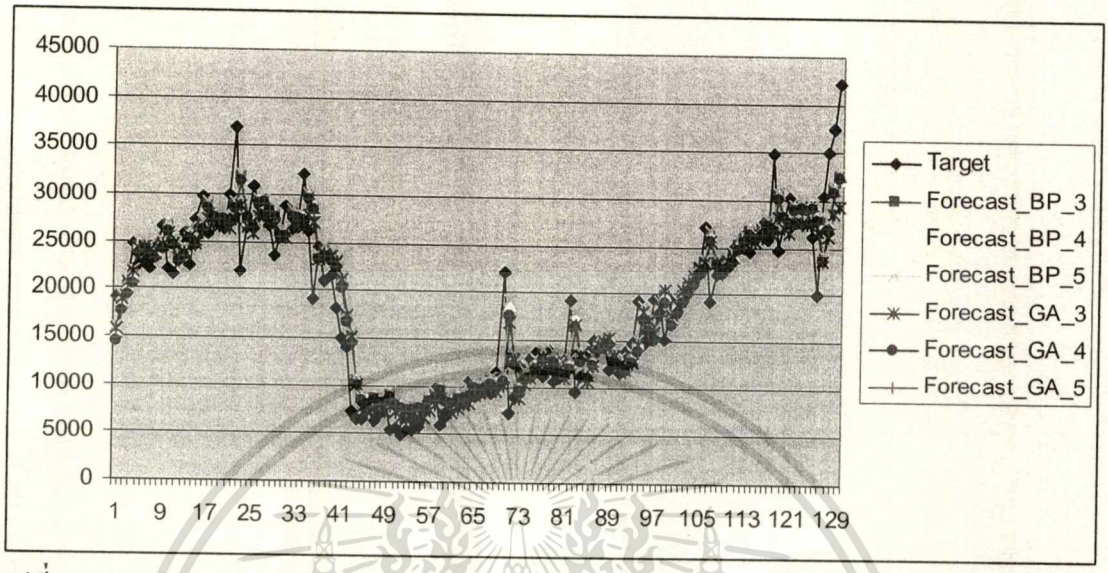
ตารางที่ 4.4 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อนและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4

Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1754	0.1400	71.7845	75.1315	0.1476	0.1344	71.6239	74.9353
4	0.2391	0.1335	72.4355	74.5098	0.1557	0.1659	71.6048	77.2648
5	0.5878	0.1534	78.7132	75.3446	0.1854	0.1509	71.8523	76.0900

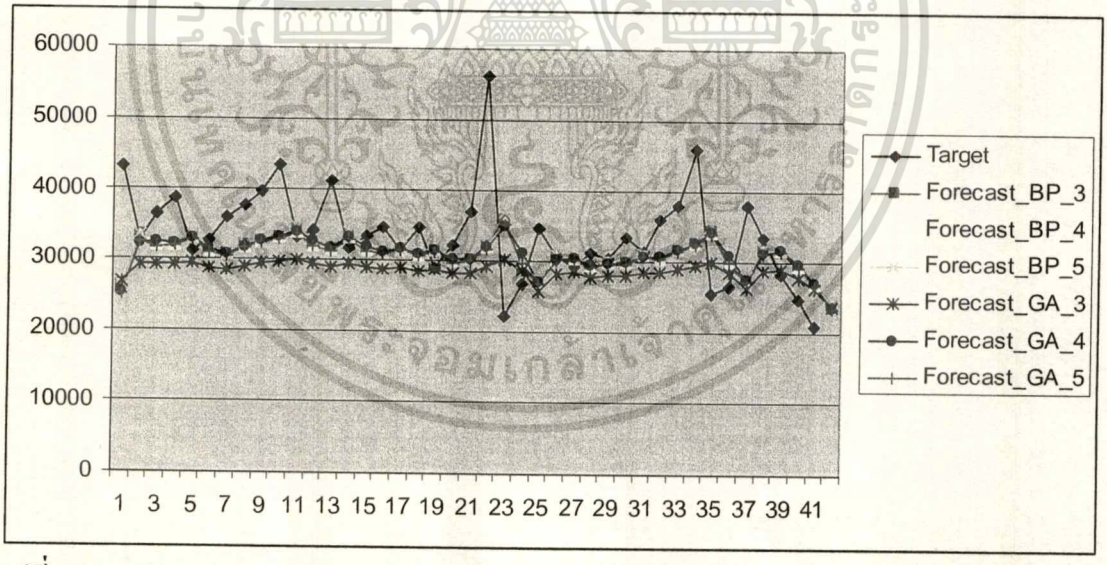
จากผลการทดลองที่มีอินพุต 4 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดซ่อน พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของการเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.2.2 ผลการทดลองในโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต



รูปที่ 4.7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2



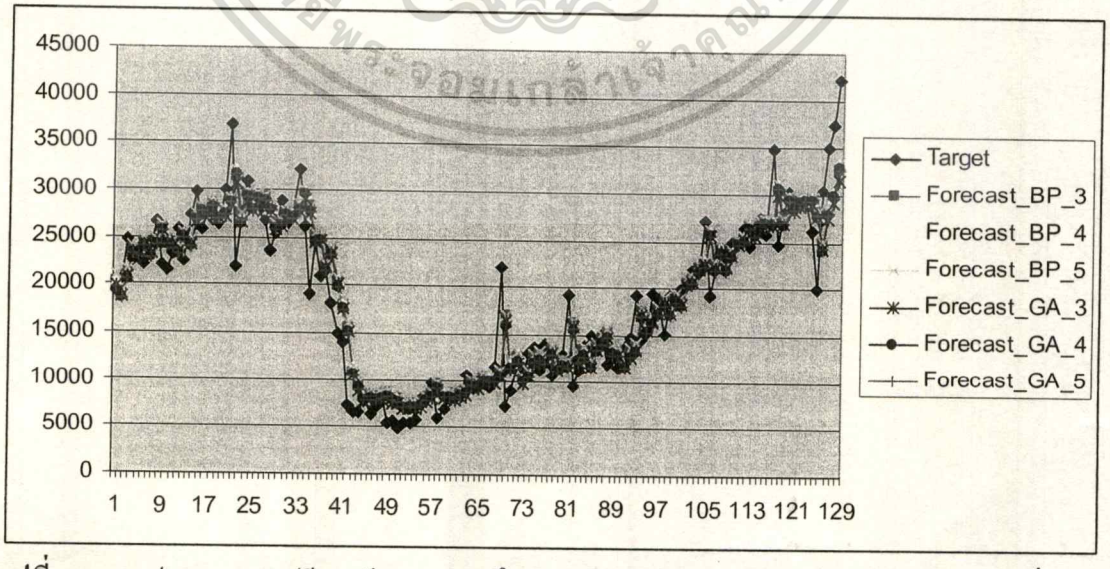
รูปที่ 4.8 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 2

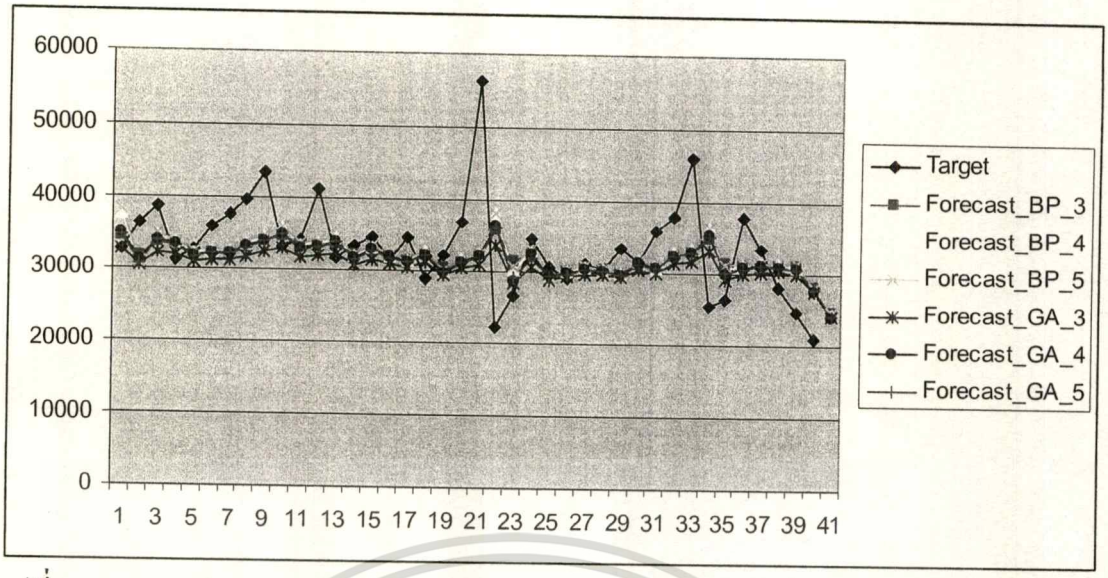
Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1704	0.1462	71.8249	76.0674	0.1594	0.1733	71.8660	78.1257
4	0.1743	0.1458	71.8536	75.9923	0.1660	0.1475	71.8038	76.1319
5	0.1819	0.1464	71.9096	75.9142	0.1643	0.1487	71.8014	76.3263

จากผลการทดลองที่มีอินพุต 2 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของการเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม



รูปที่ 4.9 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.10 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

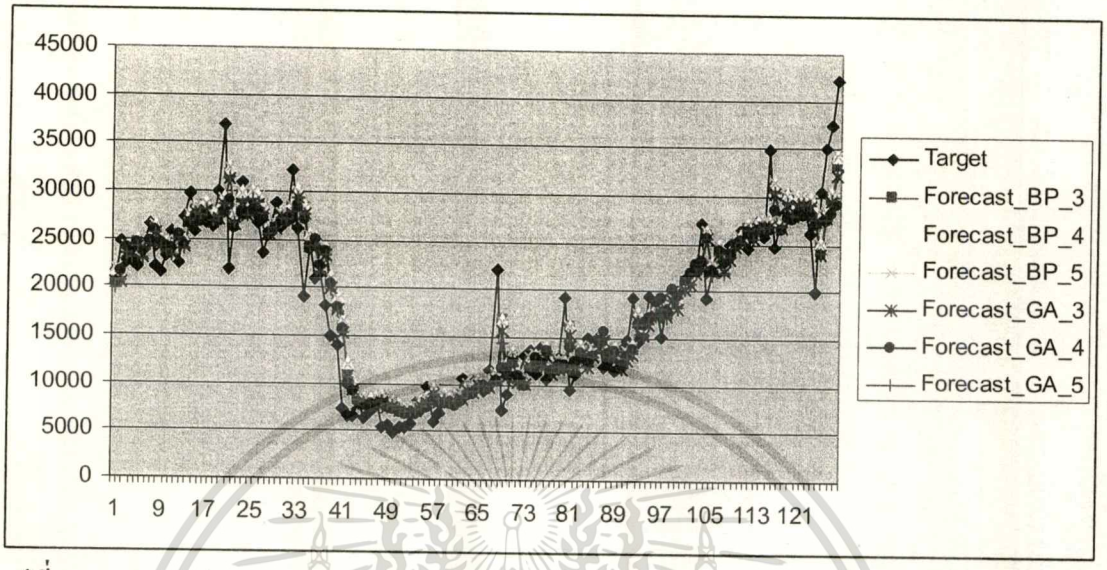
ตารางที่ 4.6 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 3

Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1632	0.1338	71.7355	74.7626	0.1550	0.1353	71.7181	75.1532
4	0.1634	0.1372	71.7291	74.8602	0.1570	0.1321	71.7038	74.6851
5	0.1704	0.1369	71.7776	74.8452	0.1574	0.1330	71.7101	74.7310

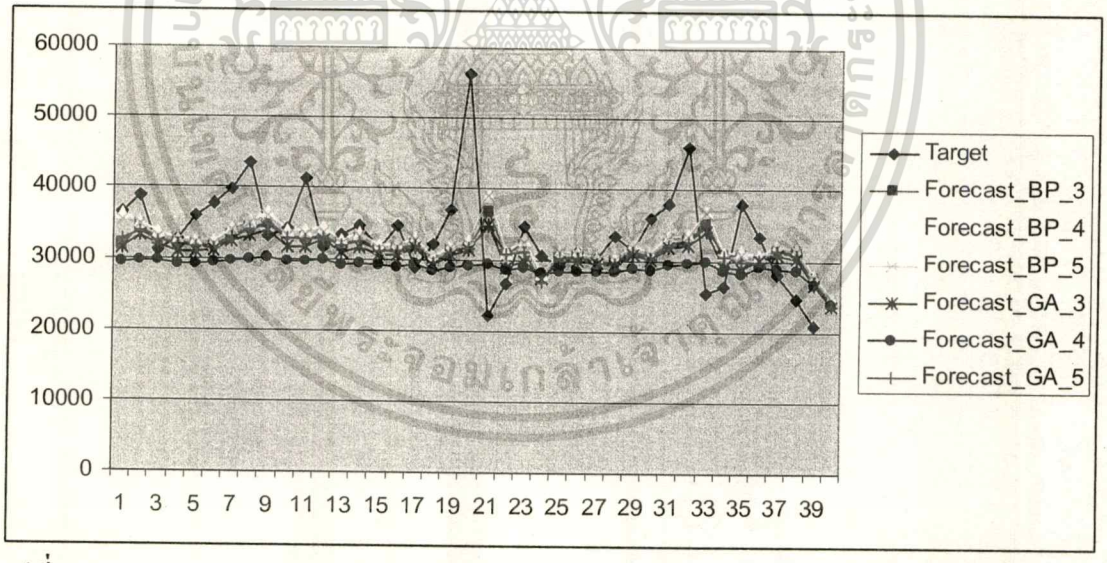
จากผลการทดลองที่มีอินพุต 3 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม



รูปที่ 4.11 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4



รูปที่ 4.12 กราฟแสดงการเปรียบเทียบผลการทดสอบโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 ผลการเปรียบเทียบการทดลองโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุตและมีจำนวนโหนดอินพุต = 4

Hidden	Back-propagation				Genetic Algorithm			
	MAPE		RMSE		MAPE		RMSE	
	Train	Test	Train	Test	Train	Test	Train	Test
3	0.1639	0.1379	71.7433	74.9823	0.1555	0.1407	71.7112	75.2073
4	0.1756	0.1348	71.8200	74.8134	0.1489	0.1596	71.6905	76.8541
5	0.1740	0.1370	71.7989	74.9576	0.1548	0.1381	71.6687	74.9068

จากผลการทดลองที่มีอินพุต 4 โหนดสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับที่มีการย้อนกลับจากโหนดเอาท์พุต พบว่าค่าความผิดพลาดที่วัดจากค่า RMSE และ MAPE จากการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมให้ผลการพยากรณ์ข้อมูลทดสอบที่ใกล้เคียงกัน โดยวิธีการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าเล็กน้อย ในทางตรงกันข้ามถ้าทำการสังเกตที่การฝึกสอนโครงข่ายจะพบว่าการฝึกสอนโครงข่ายด้วยเจนเนติกอัลกอริทึมนั้นให้ค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการฝึกสอนด้วยวิธีแบบแบคพรอพพาเกชัน ปัญหาที่เกิดขึ้นนี้คือปัญหาของการ over fit ซึ่งวิธีการเจนเนติกอัลกอริทึมทำให้โครงข่ายเรียนรู้จากข้อมูล Training data มากเกินไป จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลทดสอบไม่ดีเท่าที่ควร ส่วนกรณีของการเพิ่มจำนวนโหนดซ่อนมากขึ้นไม่มีผลกับการเรียนรู้ของแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
บทสรุปและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลเชิงอนุกรมเวลา โดยใช้หลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม สามารถสรุปผลการดำเนินงาน และสรุปผลการทดลองรวมถึงข้อเสนอแนะ ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

จากการศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ หลักการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและเจนเนติกอัลกอริทึม รวมถึงการออกแบบพัฒนาโปรแกรม สามารถสรุปผลการดำเนินงานได้ดังนี้

1. ในการทดลองต้องมีการปรับค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 เพื่อให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพ

2. ในการระบุจำนวนโหนดที่ใช้ในโครงข่ายในแต่ละชั้น ถ้ามากจนเกินไปจะทำให้ใช้เวลาในการเรียนรู้นาน

3. อัตราการเรียนรู้ที่ใช้ในส่วนของการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชัน ถ้ามีค่ามากจะทำให้โครงข่ายเรียนรู้ได้เร็ว

4. ผลการทดลองที่ได้ในแต่ละครั้งจะมีค่าไม่เท่ากันขึ้นอยู่กับการสุ่มตัวเลขของโปรแกรม เช่นค่าเส้นเชื่อมน้ำหนักเริ่มต้น การข้ามสายพันธุ์ (Crossover) และตำแหน่งในการกลายพันธุ์ (Mutation)

5. ความแม่นยำของผลการทดสอบขึ้นอยู่กับปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอน ดังนั้นจำเป็นต้องใช้ปริมาณข้อมูลในการฝึกสอนมาก เพื่อให้ผลทดสอบการพยากรณ์มีความถูกต้องมากที่สุด

5.2 สรุปผลการทดลอง

ในการทดลองนี้สามารถสรุปได้ว่าการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันและการเรียนรู้แบบเจนเนติกอัลกอริทึมภายใต้เงื่อนไขของจำนวนโหนดในแต่ละชั้น จำนวนรอบที่ใช้ในการเรียนรู้และรูปแบบโครงข่ายที่เหมือนกันให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกัน โดยวัดค่าความผิดพลาดจากRoot Mean Square Err: RMSEและ Mean Absolute Percentage Error: MAPE นอกจากนี้ยังพบว่าผลการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทดสอบมีค่าต่างจากค่าเป้าหมายอยู่มาก ซึ่งอาจเกิดจากปัจจัยหลายอย่างเช่น ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนมีน้อยเกินไป (ประมาณ 10 ปี), เกิดจากเงื่อนไขที่ใช้ในการหยุดการเรียนรู้โครงข่ายยังไม่ดีพอหรือจากปัญหา over fit จึงทำให้ผลการทดสอบมีความผิดพลาดจากค่าเป้าหมายอยู่มาก

5.3 ข้อเสนอแนะ

แนวทางในการปรับปรุงโปรแกรมประยุกต์นี้ในอนาคต

1. ควรเพิ่มเติมในส่วนของข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วนคือ ส่วนของการฝึกสอนโครงข่าย ส่วนของการตรวจสอบโครงข่ายและส่วนของการทดสอบโครงข่าย เพื่อแก้ไขปัญหาของการ over fit ข้อมูลทดสอบ

2. ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนควรมีมากพอสำหรับการเรียนรู้ของโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

ปริศนา แช่มสุขขี. **เอกสารสัมมนาคอมพิวเตอร์ Genertic Algorithm(GA).** [Online]. Available : http://www.regina.ac.th/basic_science/Genetic%20Algorithm/Doc/Genetic%20Algorithm.doc

อนุกรมเวลา. [Online]. Available: http://www.fpo.go.th/S-I/Source/ECO/ECO24.htm.

Basic Genertic Algorithm. [Online]. Available: http://www.numvarn.com/blog/?q=node/133.

Boden, Mikael. **A guide to recurrent neural networks and back propagation.** [Online]. Available : http://www.itee.uq.edu.au /~mikael/papers/rn_dallas.pdf.

Genertic Algorithm:GA. [Online]. Available: http://geocities.com/topic_45/.

Negnevitsky, Michael. 2005. **Artificial Intelligence: A Guide to Intelligence Systems**. Second edition.

Recurrent Networks I. [Online]. Available : http://www.willamette.edu/ ~gorr/classes/cs449/rnn1.html.

Shanmugasundaram, Jayaval. **Use of Recurrent Neural Networks for strategic data Mining of Recurrent Neural-Networks and Learning from Temporal Sequences.** [Online]. Available : http://www.cs.stir.ac.uk/courses/31YB/lecture12.pdf.

Sales Information. [Online]. Available : http://www.cs.cornell.edu/People/jai/papers/SalesMining.pdf.

Time Series Data Library. [Online]. Available: http://www.robjhyndman.com/TSDL/.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาววัชราภรณ์ อัครบวรกุล
วัน เดือน ปีเกิด	28 ตุลาคม 2524
สถานที่เกิด	ชลบุรี
วุฒิการศึกษาระดับปริญาตรี	วิทยาศาสตร์บัณฑิต
สถานที่สำเร็จการศึกษา	คณะวิทยาศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีที่จบการศึกษา	2546

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้