ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การศึกษาเปรียบเทียบโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา

A COMPARISON OF NEURAL NETWORK STRUCTURES FOR TIME SERIES FORECASTING

โดย

รุ่งธรรม วนวิภาส

RUNGTHAM WANAVIPAS

อาจารย์ที่ปรึกษา
รศ.ดร.อาริต ธรรมโน

วพ.
ร622ม
2549
เลขหมู่.....
เลขทะเบียน 04431
วัน,เดือน,ปี - 5 มี.ย. 2551
H004431
.b 11922588
.i

รายงานนี้เป็นส่วนหนึ่งของวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน
หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ภาคฤดูร้อน ปีการศึกษา 2549

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

A COMPARISON OF NEURAL NETWORK STRUCTURES FOR TIME SERIES FORECASTING

RUNGTHAM WANAVIPAS

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

3/ 2006

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

COPYRIGHT 2007

FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อ	การศึกษาเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา
นักศึกษา	นายรุ่งธรรม วนวิภาส
รหัสนักศึกษา	48066409
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
แขนงวิชา	วิทยาการสารสนเทศ
ปีการศึกษา	2549
อาจารย์ที่ปรึกษา	รศ.ดร. อาริต ธรรมโน

บทคัดย่อ

อนุกรมเวลา คือความเคลื่อนไหวของข้อมูลตามงวดระยะเวลา ความผันผวนตามฤดูกาล โดยปกติมักจะเกิดซ้ำๆ ทุกงวดระยะเวลาที่กำหนด เมื่อเรานำข้อมูลของระยะเวลาใดเวลาหนึ่งหลายๆ งวดเวลามาทำการหาค่าเฉลี่ย ก็จะได้การเคลื่อนไหวในรูปของค่าแนวโน้มของข้อมูลที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต ในเอกสารนี้ได้ทำการกล่าวถึงโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบต่างๆ โดยนำมาเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทมนุษย์นอกจากนี้ยังได้ทำการศึกษาการใช้โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาโดยมีฟังชันการทำงานที่นำเสนอในเอกสารชุดนี้อยู่ 3 ฟังก์ชันได้แก่ Sigmoid, wavelet และ Radial Basis Function โดยนำฟังก์ชันทั้ง 3 มาทำการพยากรณ์เพื่อทำการหาฟังก์ชันการทำงานที่เหมาะสมที่สุดกับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา จากผลการทดลองสามารถสรุปได้ว่า Sigmoid function ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องสูงสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Title	A Comparison of Neural Network Structures for time series forecasting
Student	Mr.Rungtham Wanavipas
Student ID.	48066409
Degree	Master of Science
Programme	Information Science
Academic Year	2006
Advisor	Assoc. Prof. Dr.Arit Thammano

ABSTRACT

Time series is flow of data during a period of time. Seasonal variation usually recurred in a period of time. When we find weighted average of such information, we will receive trend of data in the future. This project provided a brief overview of the artificial neural network in comparison to human brain. This project also studies time series forecasting using the artificial neural network. The transfer functions used in this study are sigmoid, wavelet and Radial basis function Experimental results show that Sigmoid function is the best among the compared methods .

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

ข้าพเจ้าขอขอบพระคุณ รศ.ดร.อาริต ธรรมโน อาจารย์ที่ปรึกษาวิชาโครงการพัฒนาระบบงาน ที่ได้กรุณาให้ความรู้ ให้คำปรึกษาและคำแนะนำทางเทคนิคต่างๆ ที่เป็นประโยชน์ต่อการพัฒนาระบบ และสละเวลาในการ ตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่องของโครงการนี้

ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ที่ให้โอกาสทางการศึกษากับข้าพเจ้า และเป็นกำลังใจหลักในการทำงานครั้งนี้ และขอบคุณทุก ๆ กำลังใจจากคนในครอบครัวที่ทำให้การพัฒนาระบบงานชิ้นนี้บรรลุผลสำเร็จได้เป็นอย่างดี

ขอบคุณคณาจารย์คณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ได้ประสิทธิประสาทวิชาความรู้ให้

ท้ายที่สุดนี้ คุณความดีและกุศลที่พึงบังเกิดมีจากโครงการพัฒนาระบบนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	II
กิตติกรรมประกาศ	III
สารบัญ	IV
สารบัญตาราง	VI
สารบัญรูป	IX
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมา	1
1.2 วัตถุประสงค์	1
1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน	2
1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	3
1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ	3
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง	4
2.1 อนุกรมเวลา (TIME SERIES)	4
2.2 โครงข่ายประสาทเทียม	5
2.2.1 วิธีการทำงานของ NEURAL	7
2.3 เทคนิคการทำแบคพรอพพาเกชัน (BACK-PROPAGATION)	8
2.3.1 ขั้นตอนการทำงานของ BACK-PROPAGATION	8
2.3.2 WAVELET NEURAL NETWORK	10
2.3.2.1 โครงสร้าง WAVELET NEURAL NETWORK	10
2.3.2.2 ขั้นตอนการทำงานของ WAVELET NEURAL NETWORK	11
2.4 เทคนิคการเรเดียนเบสิทฟังก์ชั่นอัลกอริทึม(RADIAL BASIS FUNCTION)	13
2.4.1 โครงสร้าง RBF NEURAL NETWORK	13
2.4.2 ขั้นตอนการทำงานของ RBF NEURAL NETWORK	14
2.4.3 วิธีการหาค่า CENTER โดย K-MEANS	14

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

2.4.4 ขั้นตอนการหาค่า RADIUS ของแต่ละกลุ่ม 15
2.4.5 ขั้นตอนในการหาคำตอบในชั้น HIDDEN 15
2.4.6 วิธีในการเลือกค่าน้ำหนัก 15
2.5 ความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 16
2.5.1 ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากกรณ์ 16

บทที่3 วิธีการดำเนินการศึกษา 17
3.1โครงสร้างแบบจำลอง 17
3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน 17
3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง 19
3.3.1การออกแบบโปรแกรม 19
3.3.1.1 ฟังก์ชั่นนอร์มอลไลเซชันข้อมูล(NORMALIZATION) 19
3.31.2 ฟังก์ชั่นการจัดแบ่งข้อมูลการฝึกสอนและการทดสอบ 19
3.3.1.2 ฟังก์ชั่นการจัดเตรียมค่าข้อมูลสำหรับโครงข่าย 20
3.3.1.3 ฟังก์ชั่นควบคุมการทำงานของโครงข่าย 20
3.3.1.4 ฟังก์ชั่นสำหรับการทดสอบ 20
3.3.1.5 ฟังก์ชั่นบันทึกข้อมูล 20
3.3.1.6 ฟังก์ชั่นหาค่าผิดพลาดของข้อมูลทางสถิติ 21
3.3.1.7 ฟังก์ชั่นแสดงผลลัพธ์ข้อมูล 21
3.4 ส่วนขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ 21
3.5 ขั้นตอนการทำการทดลอง 22

บทที่ 4 ผลการทดลอง 24
4.1 การเตรียมข้อมูล 24
4.2 ส่วนการทำการหาค่าความผิดพลาด 26
4.3 ส่วนการเปรียบเทียบข้อมูล 33

บทที่ 5 สรุปผลและข้อเสนอแนะ 45

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.1 สรุปผลการทดลอง.......45

5.2 ปัญหาในการดำเนินงาน.......45

5.3 ข้อเสนอแนะ.......46

บรรณานุกรม.......47

ภาคผนวก.......48

ภาคผนวก ก. ข้อมูลในการทดลอง.......49

ภาคผนวก ข. คู่มือผู้ใช้ระบบ.......56

ประวัติผู้เขียน.......60

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่ หน้า

2.1 โครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทมนุษย์ 6
3.1 ตารางกำหนดค่า INPUT และ HIDDEN NODE ของ SIGMOID FUNCTION และ WAVELET FUNCTION 22
3.2 ตารางกำหนดค่า INPUT และ HIDDEN NODE ของ RADIAL BASIS FUNCTION 22
4.1 แสดงจำนวนข้อมูลในการทดลอง 24
4.2 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 1 SIGMOID และ WAVELET FUNCTION 27
4.3 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 1 RADIAL BASIS FUNCTION 27
4.4 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 2 SIGMOID และ WAVELET FUNCTION 28
4.5 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 2 RADIAL BASIS FUNCTION 29
4.6 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 3 SIGMOID และ WAVELET FUNCTION 29
4.7 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 3 RADIAL BASIS FUNCTION 30
4.8 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 4 SIGMOID และ WAVELET FUNCTION 31
4.9 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 4 RADIAL BASIS FUNCTION 31
4.10 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 5 SIGMOID และ WAVELET FUNCTION 32

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่ หน้า

4.11 ผลการหาค่า ROOT MEAN SQUARE ERROR ของข้อมูลชุดที่ 4 RADIAL BASIS FUNCTION 33

4.12 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 1 34

4.13 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 2 36

4.14 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 3 38

4.15 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 4 40

4.16 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 5 42

ก.1 ข้อมูลชุดที่ 1ประกอบด้วยข้อมูล 142 ข้อมูล 49

ก.2 ข้อมูลชุดที่ 2 ประกอบด้วยข้อมูล 476 ข้อมูล 50

ก.3 ข้อมูลชุดที่ 3 ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล 52

ก.4 ข้อมูลชุดที่ 4 ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล 53

ก.5 ข้อมูลชุดที่ 5 ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล 54

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่ หน้า

2.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์ 5
2.2 สถาปัตยกรรมของ ARTIFICIAL NEURAL NETWORK 6
2.3 สมการของ ACTIVATION FUNCTION 7
2.4 แสดงการทำงานของ BACK-PROPAGATION 8
2.5โครงสร้าง WAVELET NEURAL NETWORK 11
2.6 โครงสร้าง RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK 14
3.1 แสดงรูปแบบข้อมูลที่รับเขาสู่โปรแกรม 18
3.2 แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน 19
4.1 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 1 25
4.2 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 2 25
4.3 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 3 25
4.4 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 4 26
4.5 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 5 26
4.6 ผลการฝึกสอนของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 34
4.7 ผลการทดสอบของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 34
4.8 ผลการฝึกสอนของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 35
4.9 ผลการทดสอบของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 35
4.10 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 35
4.11 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่1 35
4.12 ผลการฝึกสอนของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 36
4.13 ผลการทดสอบของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 36
4.14 ผลการฝึกสอนของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 37
4.15 ผลการทดสอบของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 37
4.16 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 37
4.17 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 2 37
4.18 ผลการฝึกสอนของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 38
4.19 ผลการทดสอบของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 38

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่ หน้า

4.20 ผลการฝึกสอนของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 36
4.21 ผลการทดสอบของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 39
4.22 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 39
4.23 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 3 39
4.24 ผลการฝึกสอนของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 40
4.25 ผลการทดสอบของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 40
4.26 ผลการฝึกสอนของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 41
4.27 ผลการทดสอบของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 41
4.28 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 41
4.29 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 4 41
4.30 ผลการฝึกสอนของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 42
4.31 ผลการทดสอบของ SIGMOID FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 42
4.32 ผลการฝึกสอนของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 43
4.33 ผลการทดสอบของ WAVELET FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 43
4.34 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 43
4.35 ผลการทดสอบของ RADIAL BASIS FUNCTION ข้อมูลชุดที่ 5 44
ข.1 หน้าจอโปรแกรมประยุกต์เริ่มต้น 60
ข.2 หน้าจอการทำงานของ BACK-PROPAFATION 61

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมา

ในปัจจุบันความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีด้านสารสนเทศได้รับการพัฒนาขึ้นอย่างมาก ทำให้มีการเก็บข้อมูลในรูปแบบต่างๆ อย่างต่อเนื่อง เพื่อที่จะนำข้อมูลเหล่านั้นมาใช้ประโยชน์อย่างเต็มที่ โดยกระบวนการในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีเทคนิคการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลามีหลากหลายวิธีแต่วิธีที่เป็นที่ยอมรับมีการนำมาใช้อย่างแพร่หลายได้แก่ การทำงานโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation network) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบเรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function) ที่สามารถนำผลการทำนายไปใช้ประโยชน์ในการตัดสินใจ เพื่อเป็นการหาทิศทางของเป้าหมาย ได้ทั้งสองรูปแบบ จึงเกิดความคิดว่ารูปแบบใดสามารถทำการพยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพได้มากกว่ากัน โดยการพัฒนาโปรแกรมการเปรียบเทียบโครงสร้าง โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา โดยการใช้ข้อมูลชุดเดียวกันในการพยากรณ์ที่ต่างรูปแบบกัน

การพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) จะใช้ฟังก์ชันในการทำงาน 2 ฟังก์ชันได้แก่ sigmoid function และ wavelet function เรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function) จะใช้ Gaussian function ในการทำงาน เพื่อนำมาเปรียบเทียบกับการทำงานในรูปแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค

1.2 วัตถุประสงค์

โครงการพัฒนาระบบงานเรื่องการศึกษาเปรียบเทียบโครงสร้าง โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลามีวัตถุประสงค์ดังนี้

1. เพื่อศึกษาอนุกรมเวลา ศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ ศึกษาระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชั่นเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และแบบเรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function)
2. เพื่อพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพทางด้านความแม่นยำในการพยากรณ์ ระหว่างวิธีแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

1.3 ขอบเขตการดำเนินงาน

การศึกษาโครงงานนี้ได้กำหนดขอบเขตในการศึกษาเป็นการพัฒนาระบบโครงข่ายประสาทเทียมโดยการใช้โครงสร้างแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ก เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของผลการทำนายกับค่าความเป็นจริงของข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบโดยมีฟังก์ชันในการทำงาน 3 ฟังก์ชัน คือ Sigmoid function, wavelet function และ Radial Basis function ผลจากการทำการทดสอนโดยข้อมูลชุดเดียวกันจะทำให้ทราบว่าฟังก์ชันใดใน neural network สามารถทำการฝึกสอนโดยใช้จำนวนรอบเท่ากันจะได้ความผิดพลาดน้อยกว่า โดยมีขอบเขตการศึกษาหลักๆ ดังต่อไปนี้

- อนุกรมเวลา (Time series)
- โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)
- เทคนิคการฝึกสอนแบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation)
- การทำงานของ Sigmoid function
- การทำงานของ Wavelet function
- เทคนิคการทำงาน Radial Basis function neural network

1.4 ขั้นตอนและวิธีการดำเนินงาน

เพื่อให้การศึกษาเป็นไปตามวัตถุประสงค์ และขอบเขตที่กำหนด จึงได้กำหนดขั้นตอนในการดำเนินงานไว้ ดังนี้

1. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลทางอนุกรมเวลา (Time series)
2. ศึกษาทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)
3. ศึกษาแบคพรอพพาเกชันอัลกอริทึม (Back-propagation)
4. ศึกษาเรเดียนเบสิทฟังก์ชันอัลกอริทึม (Radial Basis Function)
5. กำหนดวัตถุประสงค์ในการพัฒนาระบบ
6. พัฒนาระบบเตรียมข้อมูลเพื่อการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา
7. ทดสอบการใช้งานระบบ
8. สรุปผลการศึกษาและข้อเสนอแนะ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ทำให้ทราบวิธีการพัฒนาระบบที่มีการนำกระบวนการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation) และการทำงานแบบเรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function) มาประยุกต์ใช้กับการทำนายข้อมูลว่าระบบได้มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำโดยใช้ระยะเวลาในการฝึกฝนที่สั้น และมีความเหมาะสมที่จะนำรูปแบบใดรูปแบบหนึ่งไปใช้เป็นเครื่องมือหนึ่งเพื่อประกอบในกระบวนการตัดสินใจ

1.6 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

Visual Basic.NET หรือ VB.NET เป็นเครื่องมือที่ใช้พัฒนาโปรแกรม Visual Programming บนระบบปฏิบัติการ Windows ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากภาษา BASIC (Beginners All Purpose Symbolic Instruction Code) ซึ่งเป็นภาษาโปรแกรมที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายสำหรับผู้เริ่มต้นหัดเขียนโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เนื่องจากภาษา BASIC เป็นโปรแกรมที่สามารถทำความเข้าใจได้ง่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2
ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 อนุกรมเวลา (Time series) [1]

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือการศึกษาความเคลื่อนไหวของข้อมูลตามรอบระยะเวลา โดยมีปัจจัยต่างๆ 4 ประการ คือ ค่าแนวโน้ม วัฏจักร ฤดูกาล และ เหตุการณ์ผิดปกติ การทำการประมาณความเคลื่อนไหวทั้งสี่ประการดังกล่าวโดยวิธีถัวเฉลี่ย คือการทำการศึกษาข้อมูลของงวดระยะเวลาหลายๆ งวดเพื่อจะได้แยกปัจจัยหรือความเคลื่อนไหวทั้ง 4 ของอนุกรมเวลาชุดนั้นๆ

ค่าแนวโน้ม (Secular Trend: T) เป็นการเคลื่อนไหวในระยะเวลาที่ค่อนข้างยาวนาน ค่าแนวโน้มนี้ปกติจะแสดงถึงทิศทางอนุกรมเวลาชุดนั้นๆ ค่าแนวโน้มอาจมีลักษณะเป็นเส้นตรง เส้นโค้ง หรือลักษณะอื่นใดก็ได้ เรามักจะศึกษาค่าแนวโน้มของอนุกรมเวลาชุดหนึ่งๆ แล้วเขียนออกมาในรูปสมการและกราฟ เช่น อัตราการเพิ่มของประชากรสำหรับประเทศไทย 3.2 ต่อปี หรืออัตราการเพิ่มของรายได้ประชาชาติรวม (GNP)

การเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล (Seasonal Variation: S) การขาย การผลิต และข้อมูลอื่นๆ มักจะเปลี่ยนแปลงขึ้นๆ ลงๆ ตามฤดูกาล ในการพิจารณาความเคลื่อนไหวตามฤดูกาลนี้ หน่วยของระยะเวลาอาจจะเป็น รายวัน รายสัปดาห์ รายเดือน ราย 3 เดือน หรือ รายปี เช่น การเปิดดำเนินงานติดต่อลูกค้าของธนาคารแห่งใดแห่งหนึ่งในวันหนึ่งจำนวนลูกค้าที่มาฝากและถอนเงินมักจะมากในช่วง 10.00-11.00 น. และ 13.30-14.30 น.

การเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical Variation: C) วัฏจักรทางธุรกิจโดยทั่วไปประกอบขึ้นด้วยระยะเวลาที่รุ่งเรือง ติดตามด้วยเศรษฐกิจฝืดเคือง ตกต่ำ และฟื้นตัว แล้วกลับมาสู่ระยะเวลาที่เศรษฐกิจรุ่งเรืองอีกครั้งหนึ่ง จะสังเกตได้ว่า “วัฏจักรทางธุรกิจ” นั้นคือการเคลื่อนไหวในลักษณะที่คล้ายลูกคลื่นที่มีผลกระทบต่อธุรกิจโดยทั่วไป

การเปลี่ยนแปลงเนื่องจากเหตุการณ์ผิดปกติ (Irregular Variation: I) ในการดำเนินธุรกิจย่อมมีปัจจัยหลายอย่างที่เราไม่อาจคาดการณ์ได้ล่วงหน้าเกิดขึ้นเสมอเหตุการณ์เหล่านี้อาจเป็นเรื่องเล็กน้อย เช่น การนัดหยุดงานของคนงาน เป็นต้น

จากองค์ประกอบของอนุกรมเวลานี้ วัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาคือ การประมาณค่าองค์ประกอบต่างๆ ของประชากรว่าในแต่ละอนุกรมเวลาจะมีส่วนประกอบชนิดใดอยู่บ้างมากน้อยแค่ไหน เพื่อนำผลที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ วางแผน และการบริหารงานต่อไป โดยทั่วไปแล้วรูปแบบของอนุกรมเวลามี 2 ลักษณะ คือ

1. รูปแบบบวก ซึ่งแสดงว่าค่าอนุกรมเวลา Y เป็นผลรวมขององค์ประกอบทั้ง 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$Y = T + S + C + I \tag{2.1}$$

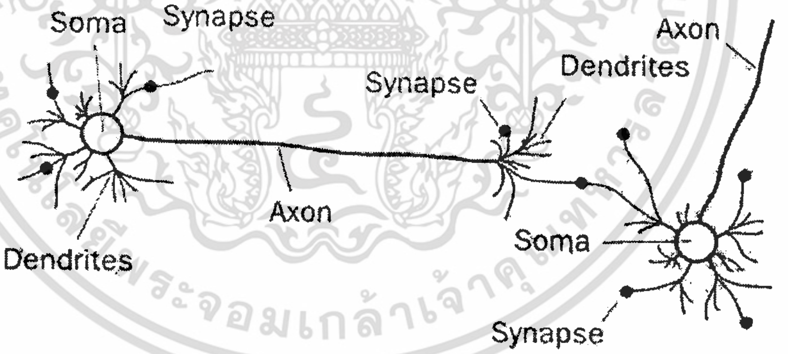
2. รูปแบบคูณ ซึ่งแสดงว่าค่าอนุกรมเวลา Y เป็นผลคูณขององค์ประกอบทั้ง 4

$$Y = T \times S \times C \times I \tag{2.2}$$

นอกจากนี้อาจกำหนดรูปแบบผสม จากตัวแบบทั้งสองได้อีก เช่น $Y = T \times S + C \times I$ หรือ $Y = C + T \times S \times I$ เป็นต้น การใช้ตัวแบบชนิดใดนั้น ต้องพิจารณาถึงแหล่งที่มาของข้อมูล โดยอาศัยประสบการณ์เกี่ยวกับการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยทั่วไปแล้วมักนิยมใช้รูปแบบคูณ

2.2 โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) [2]

โครงข่ายประสาทมนุษย์ที่เป็นกลุ่มของกระบวนการจัดการข่าวสารที่เราเรียกว่า Neural ภายใน Neural จะมีส่วนของ Soma เป็นเซลล์ส่วนร่างกาย Dendrites คือส่วนของเส้นใยเส้นเล็กๆ หลายๆ เส้น Axon คือส่วนเส้นใยที่ยาวที่สุดเพียงเส้นเดียว และจุดที่ใช้ทำการติดต่อเรียกว่า Synapse ดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 โครงข่ายประสาทมนุษย์

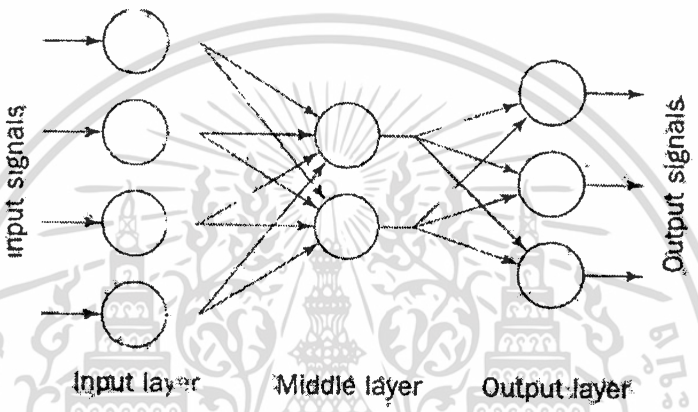
การทำงานของ Neural นั้นจะทำการส่งสัญญาณจาก Neural ตัวหนึ่งไปยัง Neural ตัวอื่นๆ โดยปฏิกิริยาเคมีทางไฟฟ้าที่สลับซับซ้อนจาก Synapse ไปยัง Soma สัญญาณดังกล่าวจะกระจายออกไปจะมากขึ้นหรือน้อยลงตามลำดับ อย่างไรก็ตามการค้นพบที่น่าสนใจในโครงข่ายประสาทมนุษย์มีลักษณะในคำตอบที่ถูกกระตุ้นอย่างมีแบบแผน และสามารถที่จะพัฒนาการเรียนรู้ได้

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) จะเป็นการเรียนแบบการทำงานของโครงสร้างและการทำงานของโครงข่ายประสาทมนุษย์ ในปัจจุบันโครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการทำงานที่คล้ายคลึงกับความคิดของมนุษย์ โครงข่ายประสาทเทียมจึงเป็นก้าวที่

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ยิ่งใหญ่ในการที่สามารถเรียนและใช้ประสบการณ์ในการปรับปรุงประสิทธิภาพ จนสามารถจดจำลายมือ และคำพูดได้

โครงข่ายประสามเทียมประกอบไปด้วยจำนวนตัวเลขง่ายๆ และกระบวนการติดต่อภายในที่ซับซ้อน ไม่ว่าการทำงานจะคล้ายกับโครงข่ายประสาทมนุษย์มาเพียงใดแต่การติดต่อของ Neural ของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่าน้ำหนักในการส่งสัญญาณจาก Neural หนึ่งไปยัง Neural อื่นๆ เมื่อมีการส่งสัญญาณเข้ามาใน neural ก็จะมีการกระจายสัญญาณต่อไปยัง Neural ที่มีการเชื่อมต่อ และจะส่งต่อไปจนได้ผลลัพธ์ดังรูปที่ 2.2



รูปที่ 2.2 สถาปัตยกรรมของ Artificial neural network

ตาราง 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายประสาทมนุษย์

โครงข่ายประสาทมนุษย์	โครงข่ายประสาทเทียม
Soma	Neuron
Dendrite	Input
Axon	Output
Synapse	Weight

2.2.1 วิธีการทำงานของ Neural

Neural จะนำเอาผลลัพธ์ หรืออินพุทของข้อมูล มาคำนวณกับค่าน้ำหนักดังสมการ 2.3 และนำค่าที่ได้ไปเข้าฟังก์ชันต่างๆ ได้แก่ Step function, Sign function, Sigmoid function และ linear function ดังรูปที่ 2.3

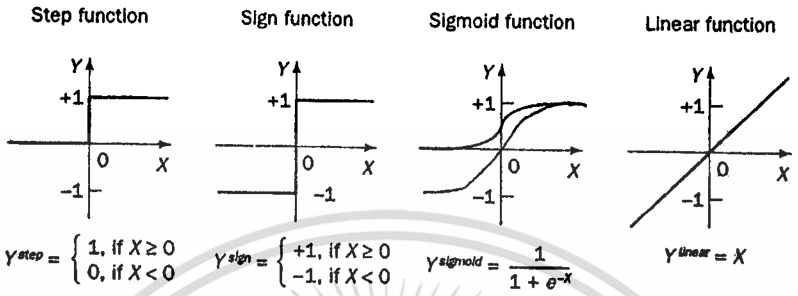
$$X = \sum_{i=1}^{n} X_i W_i \qquad (2.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดย X คือ ผลรวมของข้อมูลที่เข้าสู่ระบบกับค่าน้ำหนัก

X_i คือ ข้อมูลที่เข้าสู่ระบบในตำแหน่งที่ i

W_i คือ ค่าน้ำหนักของเส้นเชื่อมระหว่าง Input node กับ Hidden node



รูปที่ 2.3 สมการของ Activation function

– **Step function** จะทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป 0 กับ 1 โดยการตรวจสอบว่าถ้าค่าที่เข้ามาในฟังก์ชันมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 ค่าที่ได้ออกมาจะเป็น 1 และถ้าค่าที่เข้ามาในฟังก์ชันมีค่าน้อยกว่า 0 ค่าที่ได้จะเป็น 0

– **Sign function** จะเป็นการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป 1 กับ -1 โดยการตรวจสอบว่าถ้าค่าที่เข้ามาในฟังก์ชันมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 ค่าที่ได้ออกมาจะเป็น 1 และถ้าค่าที่เข้ามาใน ฟังก์ชันมีค่าน้อยกว่า 0 ค่าที่ได้จะเป็น -1

– **Sigmoid function** จะทำการแปลงข้อมูลโดยนำค่าที่ได้มาแทนค่าตัวแปร x ในสมการที่ 2.4

$$Y^{sigmoid} = \frac{1}{1+e^{-x}} \qquad (2.4)$$

– **Linear function** จะมีผลลัพธ์ที่ได้เท่ากับค่าที่เข้ามาในฟังก์ชัน ดังสมการที่ 2.5

$$Y^{linear} = X \qquad (2.5)$$

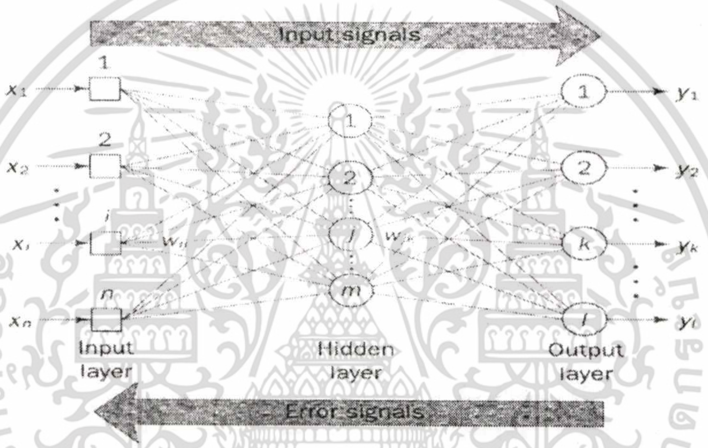
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.3 เทคนิคการทำแบคพรอพพาเกชัน (Back-propagation)

การเรียนรู้โดยวิธีของ Back-propagation neural network คือการปรับแต่งค่าน้ำหนักของ Neural network โดยการใช้ Gradient function ให้ได้ผลลัพธ์ที่ออกมาเป็นที่ยอมรับได้ ดังรูปที่ 2.4 โดยการทำงานของ Back-propagation neural network จะประกอบไปด้วย 2 ช่วงคือ (1) Forward pass (2) Backward Pass

2.3.1 ขั้นตอนการทำงานของ Back-propagation

1. ทำการกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับ network โดยการสุ่มตัวเลขทศนิยมที่มีค่าอยู่ในช่วง -1 ถึง 1



รูปที่ 2.4 แสดงการทำงานของ Back-propagation

2. **Forward Pass** : การทำงานของ Back-propagation neural network ในส่วนการทำงาน Forward Pass จะรับข้อมูลเข้าสู่ระบบโครงข่ายและทำการกระจายข้อมูลไปยัง Input node ข้อมูลที่อยู่ในระบบ จะต้องทำการคูณค่าน้ำหนักก่อนจะเข้าชั้น Hidden layer เมื่อเข้าสู่ Hidden node แล้วจะนำค่าเข้าสู่ฟังก์ชัน Sigmoid ดังสมการ 2.6 เมื่อได้ผลลัพธ์ฟังก์ชันก็จะสู่การคำนวณค่าน้ำหนักในระหว่างชั้น Hidden Layer กับ Output Layer เมื่อเข้าสู่ Output node แล้วจะนำค่าเข้าสู่ฟังก์ชัน Sigmoid ดังสมการ 2.7 จึงจะได้คำผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

1) การคำนวณหาผลลัพธ์ในชั้น hidden layer

$$y_j(p) = sigmoid[\sum_{i=1}^{n} x_i(p) \times w_{ij}(p)] \qquad (2.6)$$

โดย n คือ จำนวน input ของ Neuron j ใน Hidden layer

Sigmoid คือ Sigmoid activation function คือสมการที่ 2.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$X_i(p)$ คือ ข้อมูลที่เข้ามาสู่ Hidden node

$W_{ij}(p)$ คือ ค่าน้ำหนักระหว่างชั้น Input กับ ชั้น Hidden

2) การคำนวณหาผลลัพธ์ในชั้น Output layer

$$y_k(p) = sigmoid[\sum_{j=1}^{m} x_{jk}(p) \times w_{jk}(p)] \tag{2.7}$$

โดย m คือ จำนวน input ของ Neural k ในชั้น Output layer

3) การปรับค่าน้ำหนัก

การปรับค่านำหนักใน Back-propagation neural network คือ การส่งค่าผลลัพธ์ที่ผิดพลาดไปทำการคำนวณใน Gradient function และนำค่าที่ได้ไปปรับปรุงค่าของน้ำหนักเพื่อให้ได้ Output ของ neural เป็นจนเป็นที่น่าพอใจ

การคำนวณค่า Error gradient ของ Neural จาก output layer

$$\delta_k(p) = y_k(p) \times [1 - y_k(p)] \times e_k(p) \tag{2.8}$$

$$e_k = y_{d,k}(p) - y_k(p) \tag{2.9}$$

โดย y_k คือ คำตอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมโดยการใช้ Sigmoid activation function

e_k คือ ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการคำนวณ

$y_{d,k}$ คือ คำตอบที่ต้องการจากโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อได้ค่าความผิดพลาดแล้วก็จะนำมาคำนวณหาค่าน้ำหนักที่ต้องแก้ไขดังสมการ 2.10

$$\Delta w_{jk}(p) = \alpha \times y_i(p) \times \delta_k(p) \tag{2.10}$$

โดย α คือ ค่าระดับการเรียนรู้ที่กำหนดให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม

y_i คือ คำตอบที่ได้จากชั้น Hidden node ที่ i

ΔW_{jk} คือ ค่าน้ำหนักในชั้นระหว่าง Hidden กับ Output ที่ต้องทำการปรับปรุง

นำค่าที่ได้มาทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักของ Neuron ในชั้น Output layer ดังสมการ 2.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$w_{jk}(p+1) = w_{jk}(p) + \Delta w_{jk}(p) \tag{2.11}$$

การคำนวณค่า Error Gradient ของ neural จากชั้น Hidden Layer ดังสมการ 2.12

$$\delta_j(p) = y_j(p) \times [1 - y_j(p)] \times \sum_{k=1}^{l} \delta_k(p) \times w_{jk}(p) \tag{2.12}$$

ค่าความผิดพลาดจากชั้น Output Layer มาคำนวณหาค่าน้ำหนักที่ต้องแก้ไขดังสมการ 2.13

$$\Delta w_{ij}(p) = \alpha \times x_i(p) \times \delta_j(p) \tag{2.13}$$

นำค่าที่ได้มาทำการปรับปรุงค่าน้ำหนักของ Neuron ของชั้น Hidden Layer ดังสมการ 2.14

$$w_{ij}(p+1) = w_{ij}(p) + \Delta w_{ij}(p) \tag{2.14}$$

4) การทำซ้ำ

การปรับปรุงค่าน้ำหนักจะวนไปทำขั้น Forward pass และ Backward Pass ใหม่ จนกว่าค่าผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นที่พอใจ

2.3.2 Wavelet Neural Network [3]

Wavelet เป็นฟังก์ชันที่ใช้สำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและ ในFourier transform จะมี Sine และ Cosine ฟังก์ชันที่สามารถเลือกเป็น Base ฟังก์ชันได้ อย่างไรก็ตาม Wavelet transformation จะมีความสามารถกำหนดฟังก์ชันพื้นฐาน โดยจะเลือกฟังก์ชันพื้นฐานจากสัญญาณที่ได้มาจากการวิเคราะห์ และใน Wavelet transformation สามารถที่จะได้รับฟังก์ชันพื้นฐานทั้งหมดจาก Mother Wavelet

2.3.2.1 โครงสร้างของ Wavelet neural networks [4]

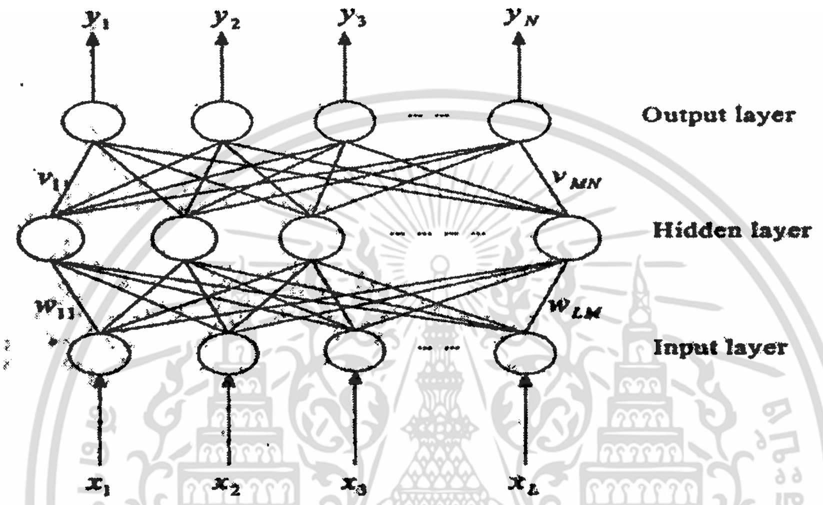
Wavelet networks เป็นการผสมกันของทฤษฎี Wavelet และ ปฏิกิริยา Feed-Forward ของ Neural Networks คือการใช้ประโยชน์จากฟังก์ชันพื้นฐานของ Wavelets เพื่อสร้าง Network

ลักษณะโครงสร้างของ Wavelet Neural Networks ในการศึกษานี้จะมีส่วนประกอบทั้งหมด 3 ชั้น คือ Input Layer, Hidden Layer และ Output Layer ดังรูปที่ 2.5

2.3.2.2 ขั้นตอนการทำงานของ Wavelet neural network [5]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนการทำงานของ Wavelet Neural Network มี 2 ส่วนคือ ส่วนในการตัดสินใจจะมีการทำงานของสองฟังก์ชัน คือ Wavelet ในชั้น Hidden Layer และ ฟังก์ชัน Sigmoid ในชั้น Output layer ส่วนเส้นที่เชื่อมต่อ Input ไปยัง Hidden และ Hidden ไปยัง Output จะเรียกส่วนนี้ว่าค่าน้ำหนัก u_{ij} และ w_{ij} ตามลำดับ ค่าตัวแปร a_t และ b_t ของ Morlet function แต่ละ node ในชั้น hidden layer จะมีค่าไม่เท่ากันในการฝึกสอน Wavelet Neural Networks algorithm เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดจะทำการปรับค่าตัวแปร u_{ij} , w_{ij} , a_t และ b_t ตามลำดับ



รูปที่ 2.5 โครงสร้าง Wavelet neural network

ฟังก์ชัน Mortlet mother ตามสมการที่ 2. 15

$$\psi_{a,b}(net_j) = (\frac{net_j - b_j}{a_j})\ a,b \in R, a > 0 \qquad (2.15)$$

โดยที่ a_j คือ ตัวเลขที่ทำให้ค่าในฟังก์ชัน wavelet มีค่ามากขึ้นหรือน้อยลง

b_j คือ ตัวเลขที่ทำหน้าที่การแปลค่าในฟังกึชั่น wavelet

net_j คือ ค่าที่รับเข้าสู่ฟังก์ชัน wavelet

(1) ทำการสุ่มตัวเลขที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ให้ตัวแปร a_t , b_t และค่าน้ำหนัก ให้ตัวแปร u_{ij} , w_{ij}

(2) ใส่ข้อมูล $x_k(t)$ เพื่อจะได้คำตอบจากสมการ 2.16

$$y_i(t) = \sigma(x_n) = \sigma(\sum_{j=0}^{m} w_{ij}\psi_{a,b}(\sum_{k=0}^{l} u_{jk}x_k(t))) \qquad (2.16)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการเผยแพร่เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\psi(t) = \cos(1.75t_z)e^{-\frac{t_z^2}{2^2}} \tag{2.17}$$

โดย t_z คือ ค่าที่นำไปแทนในสมการที่ 2.15

σ คือ Sigmoid function ดังสมการ 2.4

w_{ij} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างชั้น Hidden กับ ชั้น Output

u_{ij} คือ ค่าน้ำหนักระหว่างชั้น Input กับชั้น Hidden

ซึ่งในฟังก์ชันขั้นต้นมีการทำงานดังต่อไปนี้

1) นำค่า $x_k(t)$ มาคำนวณกับค่าน้ำหนักระหว่างชั้น input กับ hidden
2) เมื่อได้ผลรวมค่าของขั้นตอนที่ 1) แล้วนำไปเข้าฟังก์ชัน wavelet
3) ผลที่ได้จากฟังก์ชัน Wavelet มาคำนวณค่าน้ำหนัก ระหว่างชั้น hidden กับ Output
4) นำผลที่ได้จากการคำนวณข้อ 3) ไปเข้าฟังก์ชัน sigmoid

ขั้นตอนการปรับค่าต่างๆ ในโครงข่ายประสาทเทียม

1) การหาค่าความผิดพลาดของโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้ฟังก์ชัน wavelet

$$E = \frac{1}{2}\sum_{p=1}^{P}\sum_{i=1}^{N}(d_i^p - y_i^p)^2 \tag{2.18}$$

โดยที่ d_i^p คือ คำตอบที่ต้องการ

y_i^p คือ คำตอบที่ได้จากการคำนวณโครงข่ายประสาทเทียม

N คือ จำนวน nodeในชั้น Hidden

P คือ จำนวน node ในชั้น Output

2) การคำนวณค่าตัวแปรใน Wavelet neural Networks จะใช้สมการที่ 2.20 ถึง 2.23

$$\Delta w_t^{new} = -\eta\frac{\partial E}{\partial w_t^{old}} + \Delta w_t^{old} = \eta[\sum_{n=1}^{n}(d_n^p - y_n^p)y_n^p(1-y_n^p)\psi_{a,b}(net_j^p)] + \Delta w_t^{old} \tag{2.20}$$

$$\begin{aligned}\Delta u_{ti}^{new} &= -\eta\frac{\partial E}{\partial u_{ti}^{old}} + \Delta u_{ti}^{old} \\ &= \eta[\sum_{p=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}(d_i^p - y_i^p)y_i^p(1-y_i^p)w_{ij}\psi'_{a,b}(net_j^p)x_k^p / a_j] + \Delta u_{ti}^{old}\end{aligned} \tag{2.21}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\Delta a_t^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_t^{old}} + \Delta a^{old}$$
$$= -\eta[\sum_{p=1}^{p}\sum_{i=1}^{n}(d_i^p - y_i^p)y_i^p(1-y_i^p)w_{ij}\psi'_{a,b}(net_j^p)(\frac{net_j^p - b_j}{a_j^2})] + \Delta a^{old} \quad (2.22)$$

$$\Delta b_t^{new} = -\eta \frac{\partial E}{\partial b_t^{old}} + \Delta b^{old}$$
$$= -\eta[\sum_{p=1}^{P}\sum_{i=1}^{N}(d_i^p - y_i^p)y_i^p(1-y_i^p)w_{ij}\psi'_{a,b}(net_j^p)/a_j] + \Delta b^{old} \quad (2.23)$$

$$\psi'_{a,b}(t) = -(1.75\sin(1.57t_z)\exp(-\frac{t_z^2}{2^2}) + \cos(1.75t_z)\exp(-\frac{t_z^2}{2^2})t_z) \quad (2.24)$$

โดย η คือ ระดับการเรียนรู้ที่กำหนดให้แก่โครงข่ายประสาทเทียม

3) การทำซ้ำ

การปรับปรุงค่าน้ำหนักจะวนไปทำขั้น Forward pass และ Backward Pass ใหม่ จนกว่าค่าผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นที่พอใจ

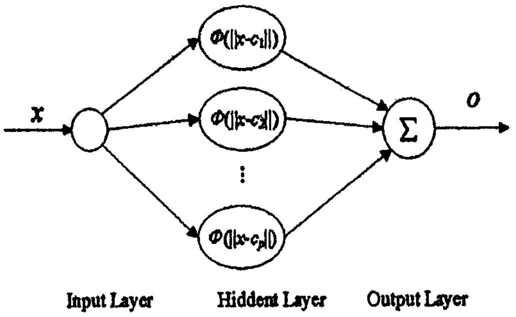
2.4 เทคนิคการเรเดียนเบสิทฟังก์ชันอัลกอริทึม (Radial Basis Function) [6]

Radial Basis Function (RBF) เป็นโครงสร้างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่ได้รับความนิยมเป็นอย่างมากและ RBF มีการเรียนรู้อย่างต่อเนื่องด้วยการกำหนดขนาดของชั้น hidden layer และในการออกแบบของชั้น Hidden layer ควรมีความระมัดระวังเพื่อให้ได้มาซึ่งประสิทธิภาพของ Radial Basis Function Neural Network

2.4.1 โครงสร้าง RBF Neural Network

โครงสร้างพื้นฐานของ RBF neural network จะมี 3 ชั้น คือ Input Layer, Hidden Layer และ Output Layer ดังรูปที่ 2.6 ในชั้น hidden ของ RBF NN จะมีการทำงาน 3 ขั้นตอนคือ การหา center โดยใช้วิธี k-means หาค่า Radius และหาค่าจากสมการ Gaussian จึงจะได้ผลลัพธ์ของชั้น Hidden layer เพื่อในไปคำนวณกับค่าน้ำหนัก และส่งคำตอบที่ได้ไปยัง Output Layer เพื่อคำนวณหาผลลัพธ์ของ RBF NN

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 โครงสร้าง Radial Basis Function Neural Network

2.4.2 ขั้นตอนการทำงาน RBF Neural Network

ขั้นตอนในการทำงานของ RBF Neural Network เมื่อ Input layer ได้รับค่าเข้ามาจะทำการกระจายค่าไปยัง Node ต่างๆ ในชั้น Hidden การทำงานในชั้น Hidden มีการแบ่งการทำงานเป็น 3 ส่วน คือการหาค่า Center โดยวิธีการของ K-Means นำค่า center ที่ได้ มาหาค่า radius และ นำค่า radius มาแทนในสมการ Gaussian function เพื่อนำผลลัพธ์ที่ได้มาแทนค่าในสมการ $\varphi_p(x)$ ซึ่งเป็นการทำงานของ node ในชั้น hidden และจะนำผลลัพธ์ที่ได้จากชั้น hidden มาทำการคำนวณกับค่าน้ำหนักและส่งผลลัพธ์ที่ได้ไปยังชั้น Output เพื่อทำการรวมค่าทั้งหมด เพื่อทำให้ได้ผลลัพธ์ของ RBF Neural Network

2.4.3 วิธีการคำนวณค่า Center โดยวิธีการ K-Means [7]

ทำการสุ่มจำนวนค่า K จากกลุ่มข้อมูลที่รับเข้ามาแต่ค่า K ไม่ควรน้อยกว่า 2 และไม่เกินจำนวนข้อมูลที่มีทั้งหมด

1) รับข้อมูลเข้าสู่ระบบตามจำนวนโหนดของชั้น Input
2) คำนวณหาค่าระยะห่างระหว่างข้อมูลที่รับเข้ามากับแต่ละ Cluster

$$dist_j = \left\| p - m_j \right\| \qquad (2.25)$$

โดย p คือ ค่าจุดศูนย์กลางของ Cluster
m_j คือ ค่าข้อมูลที่รับเข้าสู่ระบบ

3) Cluster ที่มีระยะห่างสั้นที่สุดจะเป็น Cluster ที่ชนะ

$$winner = \min(dist_j) \qquad (2.26)$$

โดย winner คือ ค่าระยะห่างระหว่างข้อมูลที่รับเข้ามากับแต่ละ Cluster ที่น้อยที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4) คำนวณหาจุดศูนย์กลางของ cluster ที่ชนะจุดใหม่ และวนไปทำข้อ 2) ใหม่จนกว่าค่า Center ที่ได้ไม่มีการเปลี่ยนแปลง

2.4.4 ขั้นตอนการหาค่า Radius ของแต่ละ กลุ่ม

1) หาค่าระยะห่างระหว่าง center

$$C_n = [C_i(x) - C_n(x)]^2 + [C_i(y) - C_n(y)]^2 \quad (2.27)$$

โดย $C_i(x)$ คือ ค่า Center ของกลุ่ม C_i

$C_n(x)$ คือ ค่า Center ของกลุ่ม C_n ที่นำมาเปรียบเทียบ

$C_i(y)$ คือ ค่า Center ในกลุ่ม C_i

$C_n(y)$ คือ ค่า Center ของกลุ่ม C_n ที่นำมาเปรียบเทียบ

2) นำค่า center ที่นำมาเปรียบเทียบและมีค่าใกล้เคียงกับค่า center หลักมากที่สุดจำนวน n ค่า และนำมาทำการหาค่าเฉลี่ยจะได้ค่า MS-dst

3) นำค่า MS-dst ที่ได้มาทำการหารากที่ 2 จึงจะได้ค่า Radius (σ)

2.4.5 ขั้นตอนในการหาคำตอบในชั้น Hidden

1) นำค่า Radius (σ) ที่ได้มาแทนค่าใน Gaussian function จะได้ผลลัพธ์ของชั้น Hidden

$$R_p(x) = \exp(-\frac{\| x - c_p \|^2}{2\sigma^2}) \quad (2.28)$$

โดย $\| x - c_p \|$ คือ ค่าระยะห่างระหว่างชุดข้อมูล (X) กับค่า RBF Center

2.4.6 วิธีในการเลือกค่าน้ำหนัก

เมื่อมีความต้องการในการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักให้ผลลัพธ์ของ RBF NN ให้มีค่าของความผิดพลาดน้อยที่สุด ด้วยวิธีการปรับค่าน้ำหนักแบบ back-propagation และทำการคำนวณหาค่าน้ำหนักที่ต้องแก้ไข

$$\Delta w_i = \eta(Y - \sum R_p(x) w_i)(R_p(x)) \quad (2.29)$$

โดย η คือ ค่าการเรียนรู้

Y คือ ค่าคำตอบที่ต้องการของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$R_p(x)$ คือ ผลลัพธ์ที่ได้จากชั้น Hidden

นำค่า Δw_i ที่ได้มาทำการการปรับปรุงค่าน้ำหนักเดิม

$$w_{new} = w_i + \Delta w_i \tag{2.30}$$

2.5 ความผิดพลาดจากการพยากรณ์

ความถูกต้องจากการพยากรณ์นับว่าเป็นสิ่งสำคัญสำหรับผู้พยากรณ์ โดยความถูกต้องขึ้นอยู่กับผลต่างๆ ของค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นในการพยากรณ์ ซึ่งเกิดจากค่าจริงลบกับค่าพยากรณ์ซึ่งถ้าผลต่างนี้ไม่มีความต่างมากนักถือเป็นการพยากรณ์ที่สามารถควบคุมได้ คือ ตัวแบบนั้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลนั้นๆ แต่ถ้าผลต่างนั้นมีค่าความต่างกันมากแสดงว่าการพยากรณ์นั้นไม่สามารถควบคุมได้นั้นคือตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นไม่เหมาะสมจึงควรทำการปรับเปลี่ยนตัวแบบพยากรณ์นั้นให้เหมาะสมก่อนที่จะนำค่าพยากรณ์นั้นไปใช้งาน

2.5.1 ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์

การวัดค่าความถูกต้องที่ใช้ในโปรแกรมนี้มีดังนี้

– **RMSE (Root Mean Square Error)** เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} e_t^2\right)} \tag{2.31}$$

– **MAPE (Mean Absolute Percentage Error)** เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าความคลาดเคลื่อนค่าสัมบูรณ์

$$MAPE = \frac{1}{n}\left[\left|\sum \frac{e_t}{a_t}\right|\right] \tag{2.32}$$

โดย a คือ ค่าความจริงของ Period

n คือ จำนวน Period

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ห้องสมุดคณะเทคโนโลยีสารสนเทศ พระจอมเกล้าลาดกระบัง

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการศึกษา

ในการศึกษาโครงงานนี้ เป็นการนำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function) มาพัฒนาเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของรูปแบบทั้งสอง โดยแบ่งการดำเนินการศึกษาออกเป็น 5 ส่วน ดังนี้

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

3.1 โครงสร้างแบบจำลอง

โครงสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิทฟังก์ชัน (Radial Basis Function) ที่ใช้ในโครงงานนี้ ประกอบด้วยโครงสร้างการทำงานที่แบ่งเป็นจำนวนชั้นการทำงานทั้งหมด 3 ชั้น ดังนี้

1. ชั้นอินพุต (Input layer) เป็นชั้นที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายประสาทเทียมโดยที่จำนวนโหนดในชั้น Input layer ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามความต้องการ
2. ชั้นซ่อน (Hidden layer) เป็นชั้นของฟังก์ชันการทำงานต่างๆ เช่น Sigmoid function, wavelet function เป็นต้น โดยที่จำนวนโหนดในชั้น Hidden layer ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามความต้องการต้องการ
3. ชั้นเอาท์พุต (Output layer) เป็นชั้นที่บอกว่าคำตอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะมีทั้งหมดกี่คำตอบ โดยที่จำนวนโหนดในชั้น Output layer ผู้ใช้งานสามารถกำหนดได้ตามความต้องการ

3.2 ขั้นตอนการดำเนินงาน

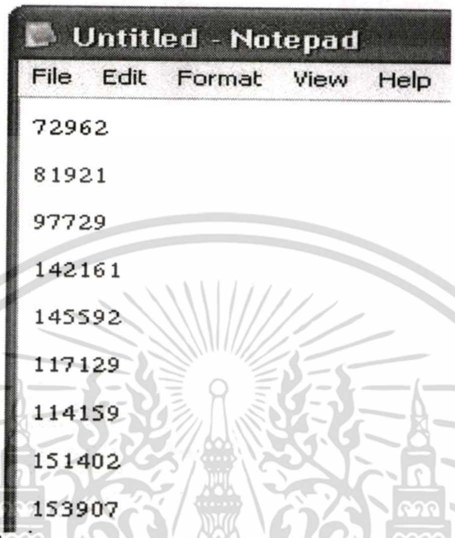
การศึกษาโครงงานนี้จะดำเนินการศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function) โดยทำการพัฒนาระบบสร้างเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ เพื่อประยุกต์ใช้ในการศึกษาเปรียบเทียบโครงสร้าง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

04431

โครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา โดยใช้โปรแกรมไมโครซอฟท์วิชวลเบสิทดอทเน็ต (VB.NET) โดยมีขั้นตอนในการดำเนินงาน ดังนี้

1. ขั้นตอนการจัดเตรียมข้อมูล อนุกรมเวลา เพื่อจัดเตรียมเป็นอินพุตเวคเตอร์และเอาท์พุตเวคเตอร์ โดยข้อมูลที่นำมาใช้เป็นการเลือกเอาข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลา โดยมีการจัดรูปแบบข้อมูลเป็นแถว แถวละ 1 ข้อมูล มาเป็นอินพุตเพื่อป้อนให้กับโครงข่ายที่เราจะทำการสร้างขึ้น ดังรูป 3.1



รูปที่ 3.1 แสดงรูปแบบข้อมูลที่รับเข้าสู่โปรแกรม

2. ขั้นตอนการนอร์มอลไลเซชัน (Normalization) เป็นการนำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 1 มาปรับเปลี่ยนให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วงที่กำหนด เพื่อให้ข้อมูลสามารถนำไปใช้งานกับอัลกอริทึมแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ เรเดียนเบสิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function) ได้ และให้สอดคล้องกับฟังก์ชันที่นำมาใช้ (Sigmoid function , Wavelet function and Gaussian) การนอร์มอลไลเซชันทำได้ดังสมการ 3.1

$$normalize\ data = [\frac{data - \min}{\max - \min}] \times [\max_s - \min_s] + \min_s \qquad (3.1)$$

โดย max คือ ข้อมูลที่มีค่ามากสุด

min คือ ข้อมูลที่มีค่าน้อยที่สุด

$\max_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้มากที่สุด

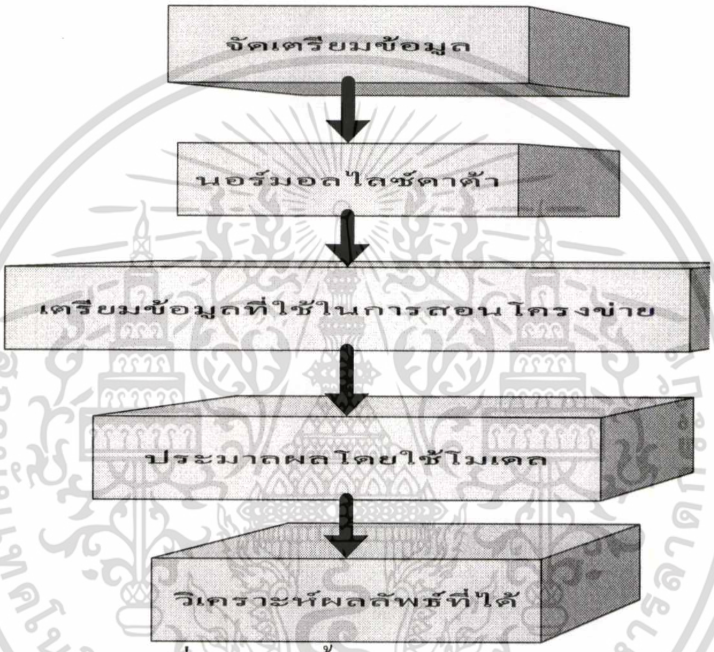
$\min_s$ คือ ค่าข้อมูลที่ต้องการให้น้อยที่สุด

3. นำข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 มาทำการแบ่งข้อมูลสำหรับในการฝึกสอนและการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. นำข้อมูลการฝึกสอนที่ได้จากข้อ 3 มาป้อนเป็นชุดอินพุตให้กับโปรแกรมที่ได้สร้างเป็นแบบจำลองระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) แบบที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) หรือ แบบเรเดียนเบสิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function) เพื่อทำการฝึกสอนให้กับโครงข่ายประสาทเทียม

5. หลังทำการฝึกสอบโครงข่ายประสาทเทียมจนเป็นที่พอใจ ถึงนำข้อมูลทดสอบมาทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำผลการทดสอบมา วิเคราะห์ดูความถูกต้องของการพยากรณ์ ดังแสดงการดำเนินงานได้ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 แสดงขั้นตอนการดำเนินงาน

3.3 การออกแบบโปรแกรมจำลอง

กระบวนการออกแบบและการทำงานของโปรแกรมประยุกต์ มีดังนี้

3.3.1 การออกแบบโปรแกรม

การออกแบบโปรแกรมประยุกต์นี้จะมีลักษณะเป็น การเขียนโปรแกรมแบบโครงสร้าง (Structure programming) โดยจัดแบ่งหน้าที่การทำงานส่วนต่างๆ เป็นฟังก์ชัน ดังนี้

3.3.1.1 ฟังก์ชันนอร์มอลไลเซชันข้อมูล (Normalization)

เป็นฟังก์ชันการทำงานที่รับค่าอินพุตข้อมูลเข้ามา แล้วนำมาหาค่าที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการสอนโครงข่าย โดยนำข้อมูลมาปรับเปลี่ยนค่าเพื่อให้ข้อมูลอยู่ในช่วงที่กำหนดไว้

3.3.1.2 ฟังก์ชันการจัดแบ่งข้อมูลการฝึกสอนและการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นฟังก์ชันสำหรับการแบ่งข้อมูลที่ผ่านการนอร์มอลไลเซชันเพื่อแบ่งข้อมูลในส่วนทดสอบและข้อมูลในส่วนฝึกสอนโดยรับข้อมูลการฝึกสอนเป็นเปอร์เซ็นต์และทำการคำนวณหาจำนวนข้อมูลที่ใช้ทำการฝึกสอนและข้อมูลที่ใช้ทำการทดสอบ

3.3.1.3 ฟังก์ชันการจัดเตรียมค่าข้อมูลสำหรับโครงข่าย

เป็นฟังก์ชันสำหรับกำหนดโครงสร้างของโครงข่าย ซึ่งจะประกอบด้วยตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดค่าคงที่และตัวแปรที่ผู้ใช้กำหนดโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบแบคพรอพพาเกชันเน็ทเวิร์ค (Back-propagation) และ แบบเรเดียนเบสิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

ตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดเป็นค่าคงที่มีดังนี้

- ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)
- จำนวนรอบการทำงานของโปรแกรม (Training Epoch) ค่าผิดพลาดที่โปรแกรมสามารถยอมรับได้ (Acceptable Error)

ตัวแปรแบบผู้ใช้กำหนดเป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation และ แบบเรเดียนเบสิกฟังก์ชัน (Radial Basis Function) มีดังนี้

- จำนวนโหนดในชั้นอินพุตที่ใช้เป็นค่าที่ป้อนเข้าโครงข่าย
- จำนวนโหนดในชั้นซ่อน

3.3.1.4 ฟังก์ชันควบคุมการทำงานของโครงข่าย

เป็นฟังก์ชันสอนโครงข่าย จะทำงานตามอัลกอริทึมดังที่ได้อธิบายไว้แล้วในบทที่ 2 ในการทำงานส่วนนี้โปรแกรมจะใช้อินพุตจากที่ได้เตรียมไว้แล้วมาประมวลผลข้อมูล โดยแบ่งส่วนออกเป็น

- ส่วนของข้อมูล Input ที่ผ่านกระบวนการนอร์มอลไลเซชันแล้ว
- ส่วนของข้อมูลค่าน้ำหนักซึ่งได้มาจากการสุ่มค่า (Random) แล้วดำเนินการประมวลผลโดยโปรแกรมจะทำงานวนลูปจนกระทั่งค่าผลรวมของค่าผิดพลาดที่ได้จากการทำงานมีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้ โดยค่าเหล่านี้จะได้มาจากการกำหนดไว้ในโมดูลการจัดเตรียมค่าข้อมูลสำหรับโครงข่าย

3.3.1.5 ฟังก์ชันสำหรับการทดสอบ

เป็นฟังก์ชันสำหรับการทดสอบโดยมีลักษณะการทำงานเหมือนกับฟังก์ชันควบคุมการทำงานของโครงข่าย แต่ข้อมูลที่นำมาใช้จะต่างกัน โดยข้อมูลที่นำมาใช้จะเป็นส่วนที่มีการบันทึกเก็บค่าต่างๆ เอาไว้ เช่น ค่าอินพุต ค่าน้ำหนักต่างๆ

3.3.1.6 ฟังก์ชันบันทึกข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เป็นฟังก์ชันสำหรับบันทึกค่าน้ำหนักหลังจากการปรับปรุงแล้ว เก็บค่าจำนวน Input Node, Hidden Node, ค่าน้ำหนัก และค่าตัวแปรต่างๆ โดยจะบันทึกลงบน file เพื่อเตรียมนำไปใช้สำหรับการทดสอบแบบจำลอง

3.3.1.7 ฟังก์ชันหาค่าผิดพลาดของข้อมูลทางสถิติ

เป็นฟังก์ชันสำหรับคำนวณหาค่าผิดพลาดของ Output มีสองวิธีการคือ RMSE (Root Mean Square Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) เป็นการวัดความถูกต้องของการพยากรณ์โดยดูจากค่าความคลาดเคลื่อน

3.3.1.8 ฟังก์ชันแสดงผลลัพธ์ข้อมูล

เป็นโมดูลในการแสดงผลลัพธ์ข้อมูลออกมาเป็นตัวเลขและทำการส่งค่าข้อมูลต่างๆ ไปยังโปรแกรม Microsoft Office Excel เพื่อนำค่าที่ได้ไปทำการแปลงเป็นกราฟ หรือเพื่อให้เก็บบันทึกข้อมูลได้โดยง่าย

3.4 ขั้นตอนการทำงานของโปรแกรมประยุกต์

เพื่อให้เห็นภาพรวมของการทำงานโปรแกรมประยุกต์ สามารถแสดงเป็นขั้นตอนการทำงานโดยรวมได้ดังนี้

1. ทำการเลือกชุดข้อมูลที่ต้องการทำการฝึกสอน
2. ใส่ขอบเขตบนและขอบเขตล่าง ในการ Normalization ข้อมูล
3. ทำการ Normalization ข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตที่กำหนด
4. ทำการใส่จำนวนเปอร์เซ็นต์ข้อมูลที่ต้องการทำการทดสอบ
5. ทำการเลือกข้อมูลสำหรับการฝึกสอน
6. กำหนดค่า Input Node กับค่า Hidden Node เพื่อใช้สำหรับในการสุ่มค่าน้ำหนัก

7. ทำการสุ่มค่าน้ำหนักเพื่อให้ได้ค่าน้ำหนักเริ่มต้นของการเรียนรู้โครงข่าย โดยค่าน้ำหนักจะสุ่มอยู่ในช่วย 0 ถึง 1

8. ทำการกำหนดค่าการเรียนรู้ (Learning Rate) จำนวนรอบที่ต้องการให้ทำการเรียนรู้ (Training Epoch) และ ค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้ (Acceptable Error)

9. ทำการเรียนรู้โครงข่าย โดยใช้ค่าต่างๆ ที่เกิดจากการป้อนค่าอินพุตต่างๆ ที่ใช้ในการเรียนรู้โครงข่ายเพื่อให้มีการปรับค่าน้ำหนักไปเรื่อยๆ จนได้ค่าน้ำหนักที่มีความเหมาะสม โดยจะหยุดการเรียนรู้เมื่อค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการเรียนรู้มีค่าน้อยกว่าหรือเท่ากับค่า Tolerance Error

10. ทำการบันทึกค่าต่างๆ ที่เกิดจากการเรียนรู้จากการฝึกสอน

11. ทำการเลือกข้อมูลสำหรับการทดสอบให้ตรงกับชุดข้อมูลที่ทำการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

12. ทำการทดสอบโครงข่ายเพื่อดูค่าพยากรณ์ที่เกิดจากโปรแกรมประยุกต์ โดยจะใช้ค่าต่างๆ ที่เกิดจากการเรียนรู้จากการฝึกสอนโครงข่าย โดยเลือกรายละเอียดโครงสร้างของโครงข่ายที่ได้จากการ Train ที่เหมาะสมมาใช้สำหรับการทดสอบ

13. ถ้าต้องการส่งผลการพยากรณ์ สามารถกดปุ่ม report เพื่อส่งค่าผลลัพธ์ออกไปยังโปรแกรม Microsoft Office Excel

3.5 ขั้นตอนการทำการทดลอง

1. ทำการหาค่า Input node และ Hidden node ที่ให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดโดยกำหนดช่วง Input node, Hidden node ของฟังก์ชัน Sigmoid function, Wavelet function ดังตารางที่ 3.1 และ Radial Basis function ดังตาราง 3.2

ตาราง 3.1 ตารางกำหนดค่า input node และ hidden node ของ Sigmoid function และ Wavelet function

input	hidden
4	4
4	5
4	6
4	7

input	hidden
5	5
5	6
5	7
5	8

input	hidden
6	6
6	7
6	8
6	9

ตารางที่ 3.2 ตารางกำหนดค่า input node และ hidden node ของ Radial Basis function

input	hidden
4	12
4	13
4	14
4	15
4	16
4	17

input	hidden
5	13
5	14
5	15
5	16
5	17
5	18

input	hidden
6	14
6	15
6	16
6	17
6	18
6	19

2. นำค่า input node และ hidden node ที่กำหนดไปหาค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดในข้อมูลการฝึกสอนทั้ง 5 ชุดข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. นำข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบให้ตรงกับชุดข้อมูลที่ทำการฝึกสอนมาทำการทดสอบกับค่า input node, hidden node และ ค่าน้ำหนักที่หาได้จากข้อที่ 2

4. นำผลของค่าความผิดพลาดที่เกิดจากการทดสอบของแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4

ผลการทดลอง

จากการทดลอง สามารถสรุปผลการทดลองการทำงานจากการพัฒนาโปรแกรมแบบจำลองด้วยรูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-Propagation network โดยแบ่งการอธิบายออกเป็นส่วนต่างๆ ดังนี้

1. ส่วนการเตรียมข้อมูล
2. ส่วนการทำการหาค่าความผิดพลาด
3. ส่วนการเปรียบเทียบข้อมูล

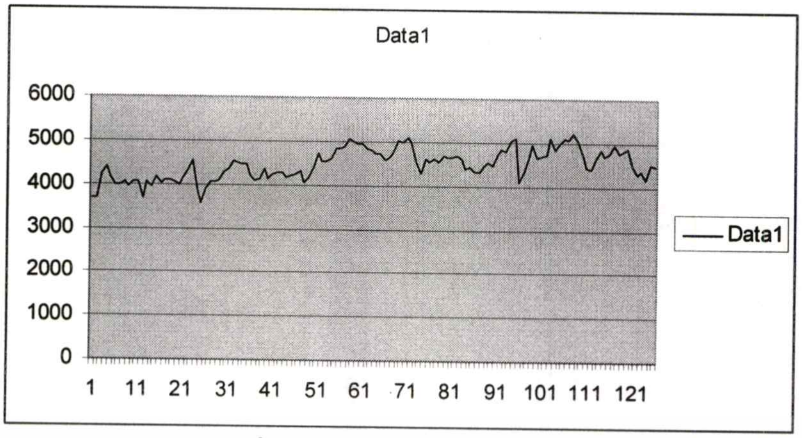
4.1 การเตรียมข้อมูล

ในการทดลองนี้ได้มีการเตรียมข้อมูลที่จะใช้ในการทดลองเพื่อการพยากรณ์ เป็นข้อมูลที่เป็นอนุกรมเวลาโดยมีข้อมูลทั้งสิ้น 5 ชุดมีรายละเอียดดังตาราง 4.1 เมื่อเก็บข้อมูลมาเป็นที่เรียบร้อยแล้วและจึงทำการจัดรูปแบบข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่โปรแกรมกำหนดไว้โดยการจัดพิมพ์ข้อมูลให้อยู่ในรูปของ Text file โดยมีการจัดเรียงข้อมูล 1 ข้อมูลต่อ 1 บรรทัดและนำข้อมูลที่ได้จัดเรียงมาทำการ normalization ให้ค่าของข้อมูลอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 จึงทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วนคือส่วนการฝึกสอนและส่วนทดสอบเพื่อการทดสอบที่ถูกต้องจึงให้ความสำคัญกับส่วนการฝึกสอนโดยที่แบ่งข้อมูลการฝึกสอนเป็น 60% และการทดสอบ 40% โดยที่ข้อมูลที่นำมาใช้ในการทดสอบมีทั้งสิ้น 5 ชุด คือ data 1 ถึง data 5 สามารถดูข้อมูลทั้ง 5 ชุดได้ในส่วนภาคผนวก ก. [7]

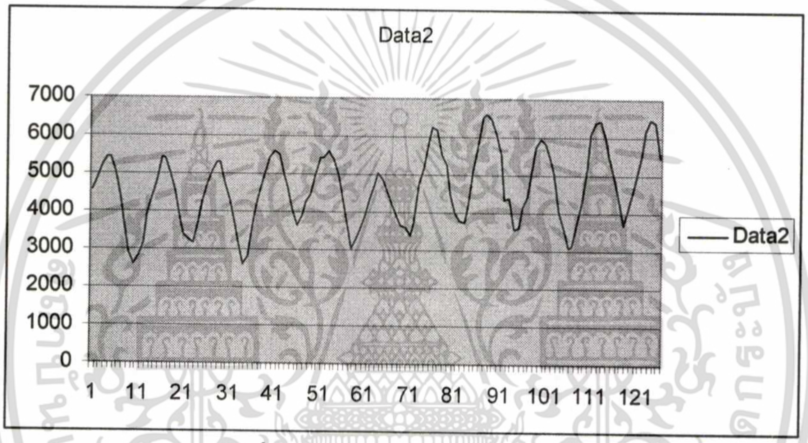
ตาราง 4.1 แสดงจำนวนข้อมูลในการทดลอง

ชุดข้อมูลที่	จำนวนข้อมูล	ค่าเริ่มต้น	ค่าสูงสุด
ข้อมูลชุดที่ 1	126	3560	5210
ข้อมูลชุดที่ 2	126	2620	6620
ข้อมูลชุดที่ 3	126	4100	6530
ข้อมูลชุดที่ 4	476	1254	15359
ข้อมูลชุดที่ 5	142	184.88	304.71

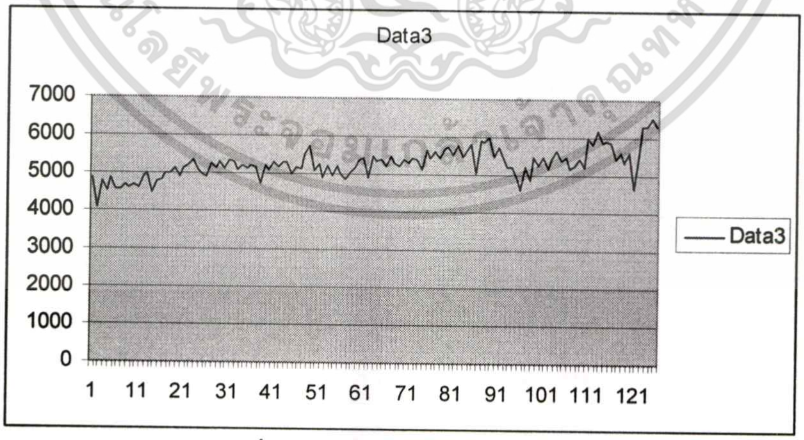
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.1 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 1

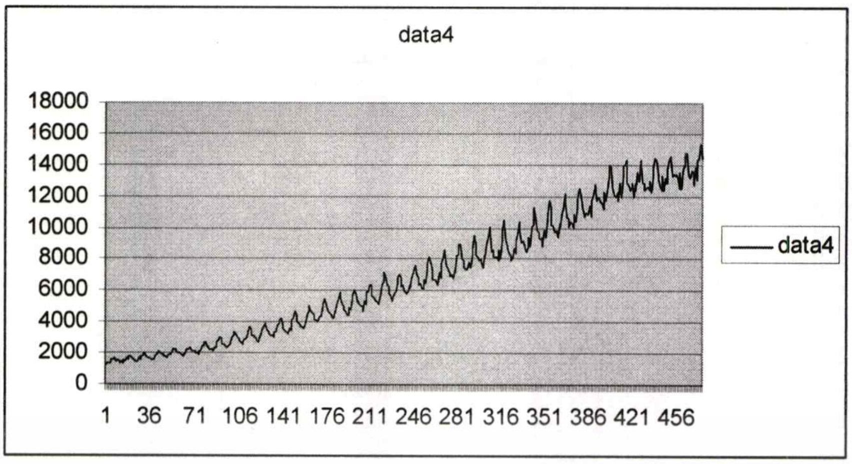


รูปที่ 4.2 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 2

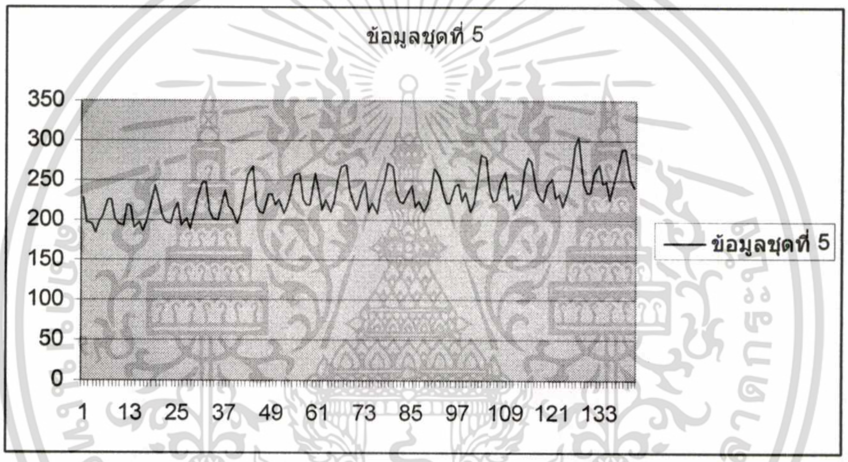


รูปที่ 4.3 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 4



รูปที่ 4.5 กราฟแสดงข้อมูลชุดที่ 5

4.2 ส่วนการทำการหาค่าความผิดพลาด

ทำการทดสอบหาค่าความผิดพลาด(ในการทดลองนี้จะใช้การหาค่าความผิดพลาดแบบ Root Mean Square Error) ที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุดจากการกำหนดค่า input node และ hidden node ในแต่ละชุดข้อมูลของการฝึกสอนทั้ง 5 ชุด โดยจะได้ค่า input node และ hidden node ที่มีความเหมาะสมมากที่สุดดังตารางที่ 4.1 ถึงตารางที่ 4.8 ตามลำดับ โดยจะนำค่า input node, hidden node, weight และ ค่าตัวแปรที่ได้ต่างๆจากการฝึกสอนไปใช้กับข้อมูลชุดทดสอบต่อไป

การเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด โดยการกำหนดค่า input node และ hidden node ที่มีความแตกต่างกันของข้อมูลชุดที่ 1

.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.2 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 1 Sigmoid function และ Wavelet Function

Input	Hidden	Train	
		Sigmoid	Wavelet
4	4	0.077417	0.080493
4	5	0.07877	0.073978
4	6	0.076779	0.063447
4	7	0.079602	0.061635
5	5	0.080761	0.066465
5	6	0.080571	0.06876
5	7	0.081041	0.06209
5	8	0.077314	0.044283
6	6	0.075141	0.071949
6	7	0.075604	0.069409
6	8	0.079212	0.074296
6	9	0.07753	0.050973

ตารางที่ 4.3 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 1 Radial Basis function

input	hidden	train
4	12	0.171525
4	13	0.189853
4	14	0.243865
4	16	0.291847
4	17	0.258331
5	13	0.241589
5	14	0.200003
5	15	0.254463
5	16	0.243948
5	17	0.260439
5	18	0.317973

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3(ต่อ)

6	14	0.225428
6	15	0.254467
6	16	0.176432
6	17	0.275709
6	18	0.308192
6	19	0.350115

การเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด โดยการกำหนดค่า input node และ hidden node **ที่มีความแตกต่างกันของข้อมูลชุดที่ 2**

ตารางที่ 4.4 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 2 sigmoid function และ wavelet function

Input	**Hidden**	**Train**	
		Sigmoid	**Wavelet**
4	4	0.045584	0.045435
4	5	0.046632	0.042623
4	6	0.046808	0.04258
4	7	0.047327	0.042664
5	5	0.087493	0.040768
5	6	0.045861	0.042723
5	7	0.044798	0.038264
5	8	0.040716	0.036651
6	6	0.046672	0.036467
6	7	0.04535	0.03802
6	8	0.044775	0.033694
6	9	0.045707	0.029695

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 2 Radial Basis function

Input	Hidden	Train
4	12	0.08219
4	13	0.081411
4	14	0.084676
4	15	0.094307
4	16	0.102752
4	17	0.120705
5	13	0.125796
5	14	0.131743
5	15	.139545
5	16	0.152757
5	17	0.16673
5	18	0.180214
6	14	0.175092
6	15	0.186286
6	16	0.197994
6	17	0.207317
6	18	0.218978
6	19	0.230067

การเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด โดยการกำหนดค่า input node และ hidden node ที่มีความแตกต่างกันของข้อมูลชุดที่ 3

ตารางที่ 4.6 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 3 sigmoid function และ wavelet function

Input	Hidden	Train	
		Sigmoid	Wavelet
4	4	0.060776	0.057847
4	5	0.060603	0.054586
4	6	0.060763	0.054056

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6(ต่อ)

4	7	0.060585	0.060505
5	5	0.058467	0.057428
5	6	0.058488	0.057867
5	7	0.058636	0.056969
5	8	0.058262	0.038444
6	6	0.059045	0.055089
6	7	0.058982	0.053708
6	8	0.058845	0.051184
6	9	0.05889	0.026544

ตารางที่ 4.7 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 3 Radial Basis function

Input	Hidden	Train
4	12	0.101109
4	13	0.110319
4	14	0.10576
4	15	0.111989
4	16	0.125881
4	17	0.138407
5	13	0.105573
5	14	0.094943
5	15	0.141527
5	16	0.108322
5	17	0.184304
5	18	0.166159
6	14	0.10075
6	15	0.131739
6	16	0.113408
6	17	0.120163
6	18	0.140221
6	19	0.174634

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด โดยการกำหนดค่า input node และ hidden node ที่มีความแตกต่างกันของข้อมูลชุดที่ 4

ตารางที่ 4.8 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 4 sigmoid function และ wavelet function

Input	Hidden	Train	
		Sigmoid	Wavelet
4	4	0.01852	0.024666
4	5	0.181976	0.021813
4	6	0.018824	0.019181
4	7	0.018265	0.018121
5	5	0.017556	0.019738
5	6	0.016937	0.021823
5	7	0.016913	0.020943
5	8	0.017022	0.021104
6	6	0.017125	0.02057
6	7	0.016862	0.015807
6	8	0.016845	0.017746
6	9	0.016719	0.019844

ตารางที่ 4.9 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 4 Radial Basis function

Input	Hidden	Train
4	12	0.151421
4	13	0.160615
4	14	0.177031
4	15	0.187784
4	16	0.218448
4	17	0.20841
5	13	0.2107723
5	14	0.169988
5	15	0.188049
5	16	0.175265

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 (ต่อ)

5	17	0.183185
5	18	0.211642
6	14	0.164428
6	15	0.179909
6	16	0.292111
6	17	0.323093
6	18	0.329567
6	19	0.324953

การเปรียบเทียบหาค่าความผิดพลาด โดยการกำหนดค่า input node และ hidden node ที่มีความแตกต่างกันของข้อมูลชุดที่ 5

ตารางที่ 4.10 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 5 sigmoid function และ wavelet function

Input	**Hidden**	**Train**	
		Sigmoid	**Wavelet**
4	4	0.091042	0.07286
4	5	0.094843	0.074714
4	6	0.092398	0.064329
4	7	0.091464	0.065143
5	5	0.071909	0.057414
5	6	0.076865	0.05306
5	7	0.075345	0.050595
5	8	0.073274	0.037446
6	6	0.072864	0.039749
6	7	0.066182	0.030195
6	8	0.063741	0.050639
6	9	0.061045	0.028578

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.11 ผลการหาค่า Root Mean Square Error ของข้อมูลชุดที่ 5 Radial Basis function

Input	Hidden	Train
4	12	0.136085
4	13	0.145732
4	14	0.142876
4	15	0.16798
4	16	0.176087
4	17	0.170435
5	13	0.163681
5	14	0.099345
5	15	0.13086
5	16	0.141979
5	17	0.269155
5	18	0.309454
6	14	0.120683
6	15	0.127007
6	16	0.200442
6	17	0.110102
6	18	0.281304
6	19	0.101651

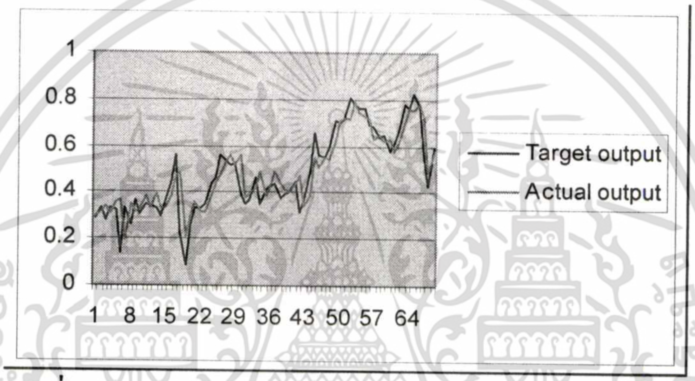
4.3 ส่วนการเปรียบเทียบข้อมูล

นำค่าความผิดพลาดจากการฝึกสอนที่น้อยที่สุดของแต่ละฟังก์ชัน(sigmoid function, wavelet function และ Radial Basis function) สำหรับทุกชุดข้อมูลมาทำการทดสอบและเปรียบเทียบกัน ผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดของข้อมูลชุดที่ 1 ทั้ง 3 ฟังก์ชันการทำงานจะได้ผลความผิดพลาดตามตาราง 4.12 และกราฟแสดงความถูกต้องของฝึกสอนและทดสอบแต่ละวิธีดังรูปที่ 4.1 ถึง 4.6

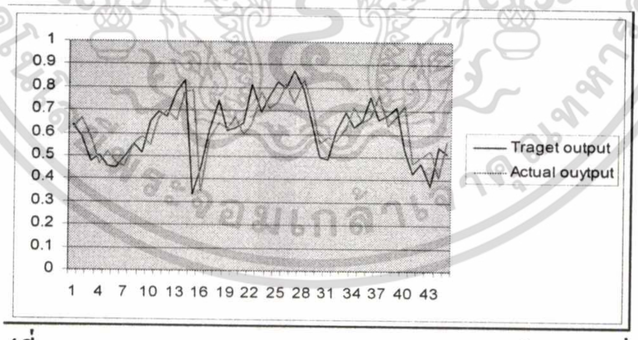
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.12 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 1

Function	input	Hidden	Error			
			MAPE		RMSE	
			Train	test	train	test
Sigmoid	6	6	0.069982	0.039731	0.075141	0.104908
Wavelet	5	8	0.021669	0.023381	0.044283	0.131938
RBF	4	12	0.439047	0.261385	0.171414	0.195342

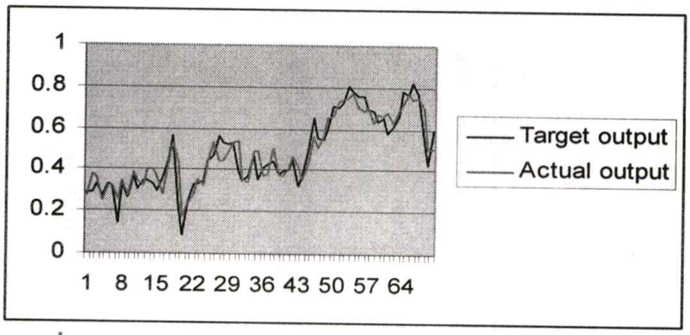


รูปที่ 4.6 ผลการฝึกสอนของ sigmoid function ข้อมูลชุดที่ 1

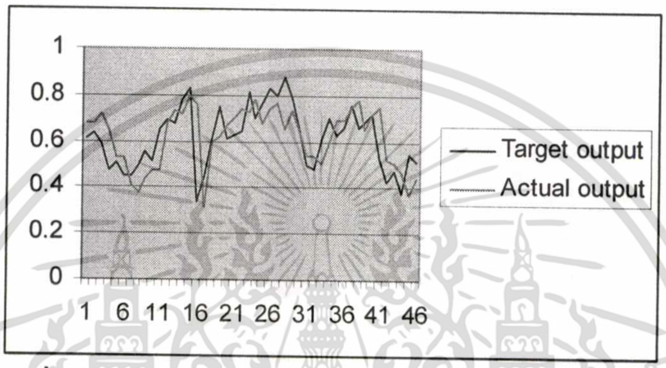


รูปที่ 4.7 ผลการทดสอบของ sigmoid function ข้อมูลชุดที่ 1

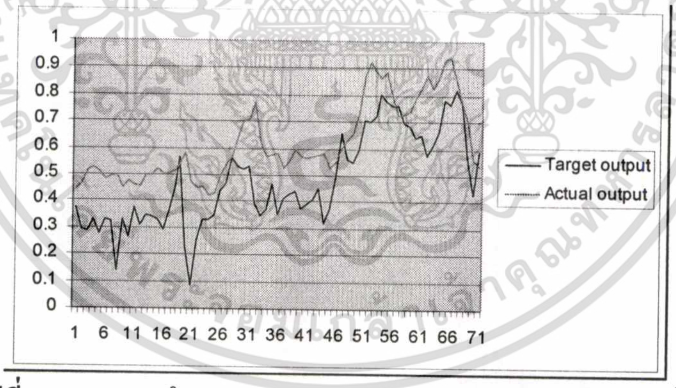
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



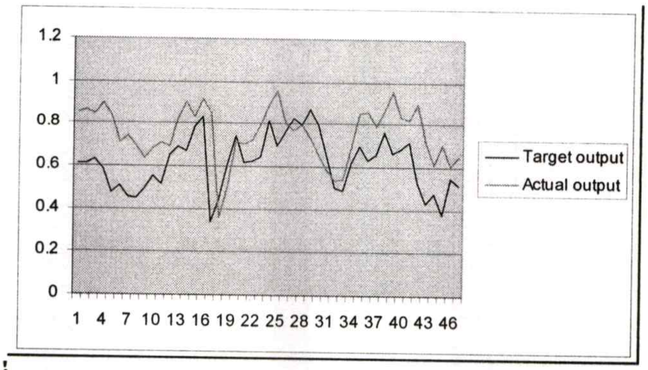
รูปที่ 4.8 ผลการฝึกสอนของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 1



รูปที่ 4.9 ผลการทดสอบของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 1



รูปที่ 4.10 ผลการฝึกสอนของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 1



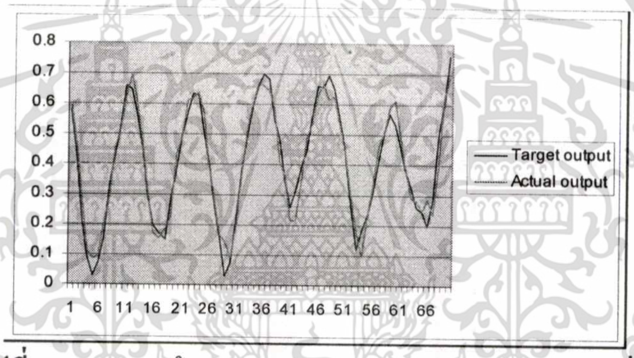
รูปที่ 4.11 ผลการทดสอบของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ ห้ามนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

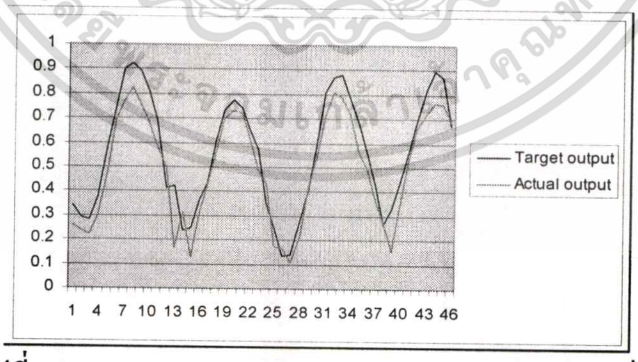
ผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดของข้อมูลชุดที่ 2 ทั้ง 3 ฟังก์ชันการทำงานจะได้ผลความผิดพลาดตามตาราง 4.13 และกราฟแสดงความถูกต้องของฝึกสอนและทดสอบแต่ละวิธีดังรูปที่ 4.7 ถึง 4.12

ตารางที่ 4.13 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 2

Function	Input	hidden	Error			
			MAPE		RMSE	
			Train	test	train	test
Sigmoid	5	8	0.101495	0.115322	0.040716	0.088887
Wavelet	6	9	0.077271	0.152104	0.029695	0.13765
RBF	4	13	0.293263	0.230306	0.081411	0.167912

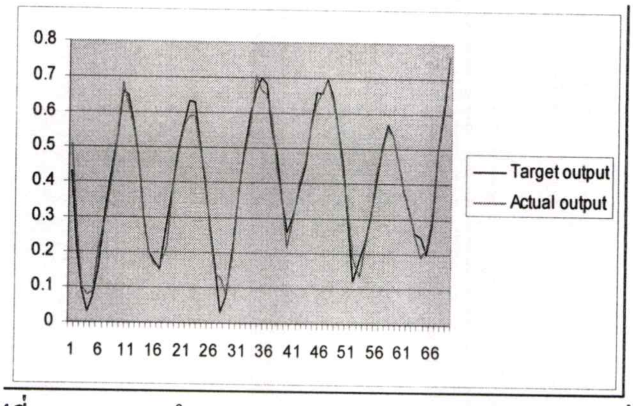


รูปที่ 4.12 ผลการฝึกสอนของ sigmoid function ข้อมูลชุดที่ 2

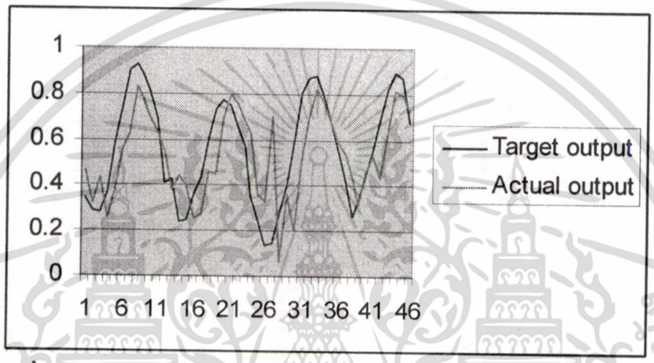


รูปที่ 4.13 ผลการทดสอบของ sigmoid function ข้อมูลชุดที่ 2

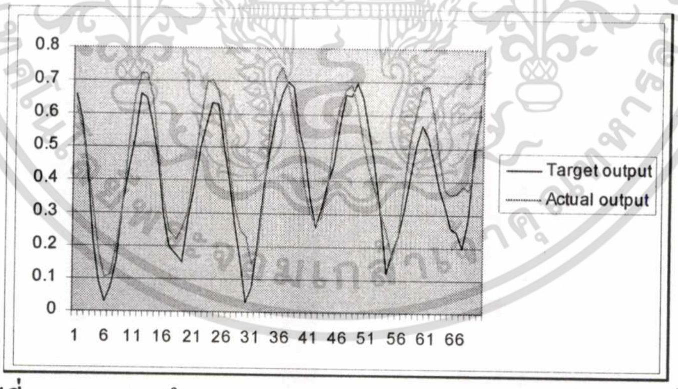
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



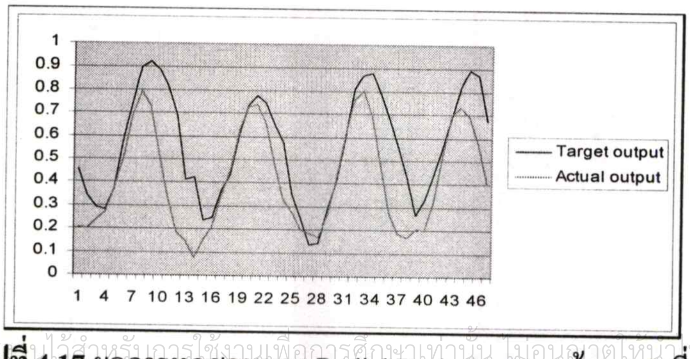
รูปที่ 4.14 ผลการฝึกสอนของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 2



รูปที่ 4.15 ผลการทดสอบของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 2



รูปที่ 4.16 ผลการฝึกสอนของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 2



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

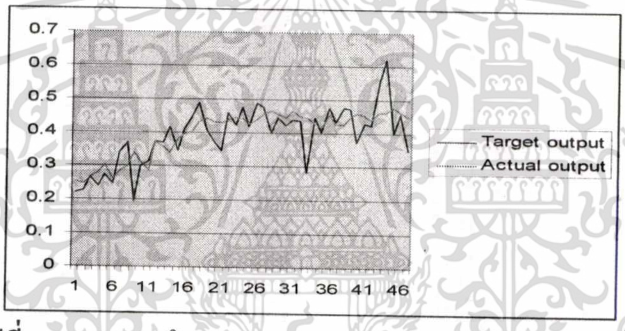
รูปที่ 4.17 ผลการทดสอบของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 2

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

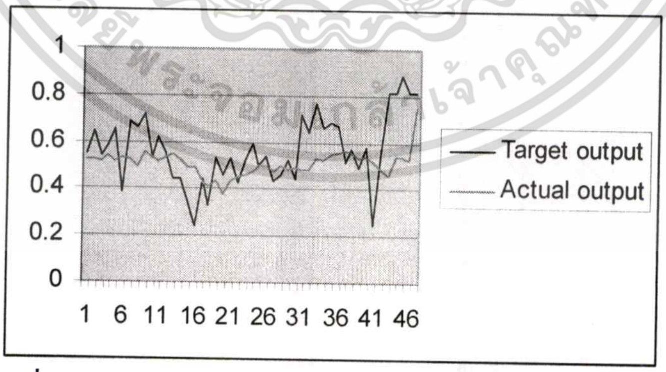
ผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดของข้อมูลชุดที่ 3 ทั้ง 3 ฟังก์ชันการทำงานจะได้ผลความผิดพลาดตามตาราง 4.13 และกราฟแสดงความถูกต้องของฝึกสอนและทดสอบแต่ละวิธีดังรูปที่ 4. 13 ถึง 4.18

ตารางที่ 4.14 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 3

Function	Input	hidden	Error			
			MAPE		RMSE	
			Train	test	train	test
Sigmoid	5	8	0.031314	0.071916	0.058883	0.155043
Wavelet	6	9	0.011573	0.088476	0.026544	0.211232
RBF	5	14	0.002886	0.539623	0.094943	0.443157

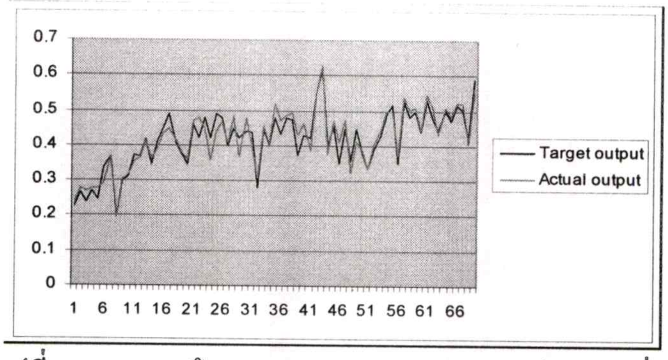


รูปที่ 4.18 ผลการฝึกสอนของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่** 3

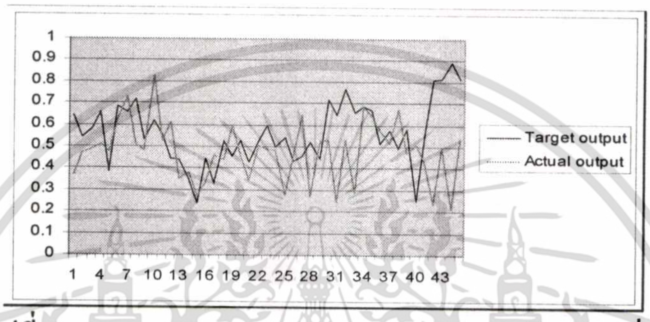


รูปที่ 4.19 ผลการทดสอบของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่** 3

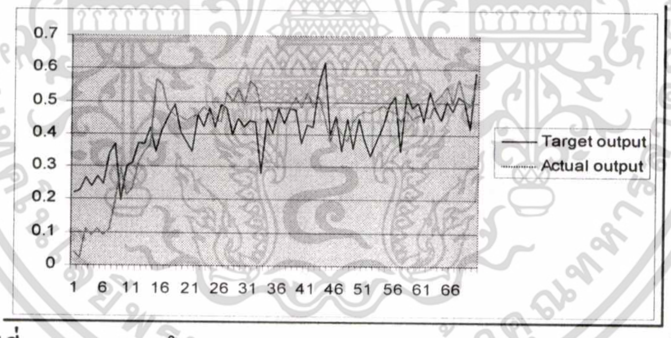
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



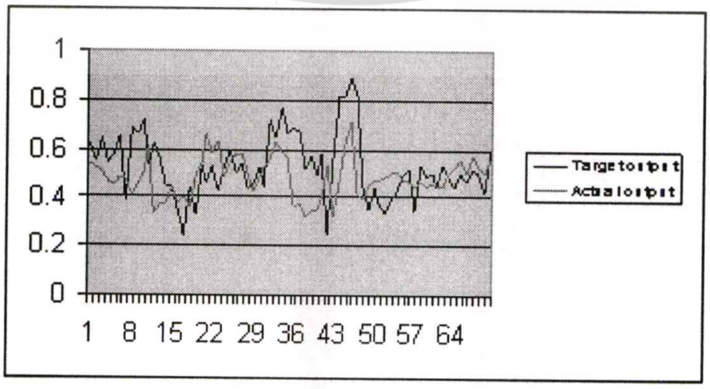
รูปที่ 4.20 ผลการฝึกสอนของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 3



รูปที่ 4.21 ผลการทดสอบของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 3



รูปที่ 4.22 ผลการฝึกสอนของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 3



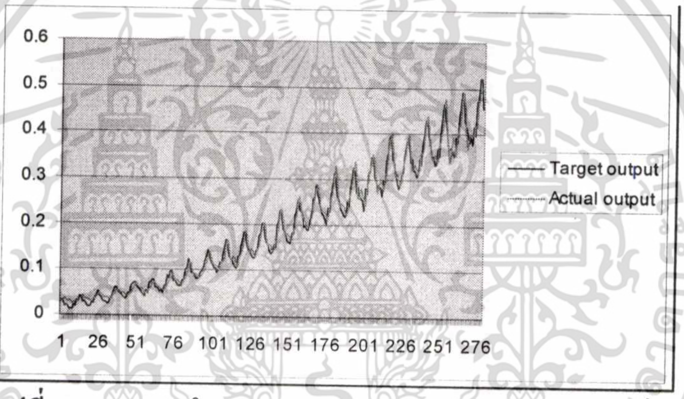
รูปที่ 4.23 ผลการทดสอบของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

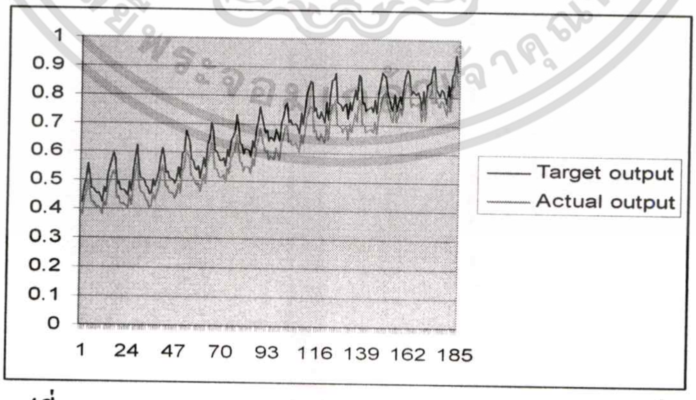
ผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดของข้อมูลชุดที่ 4 ทั้ง 3 ฟังก์ชันการทำงานจะได้**ผลความผิดพลาดตามตาราง 4.15 และกราฟแสดงความถูกต้องของฝึกสอนและทดสอบแต่ละวิธีดังรูปที่ 4. 19 ถึง 4.24**

ตารางที่ 4.15 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 4

Function	input	Hidden	Error			
			MAPE		RMSE	
			Train	test	Train	test
Sigmoid	6	9	0.041444	0.11382	0.016719	0.108884
Wavelet	6	7	0.01758	0.166693	0.015807	0.126001
RBF	4	12	0.515727	0.585784	0.151421	0.197606

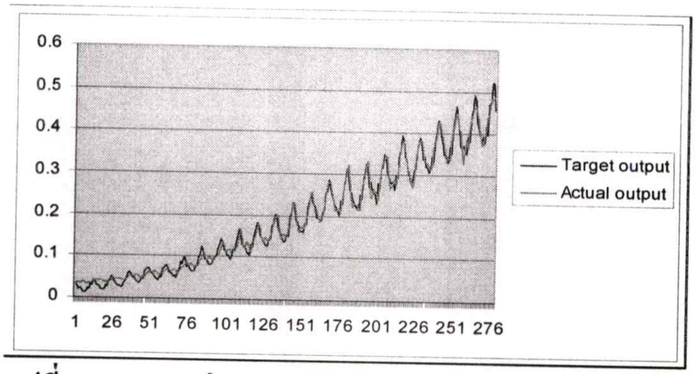


รูปที่ 4.24 ผลการฝึกสอนของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่ 4**

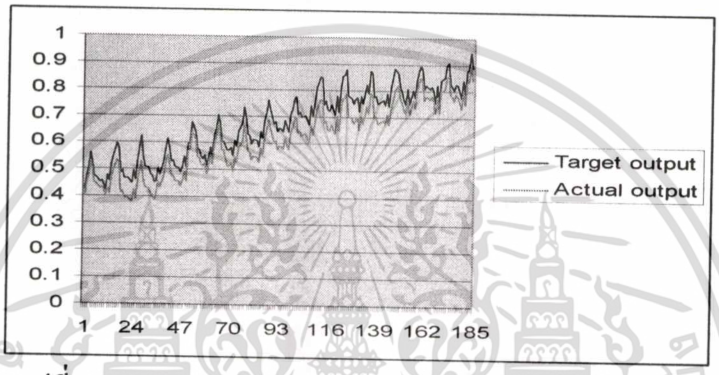


รูปที่ 4.25 ผลการทดสอบของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่ 4**

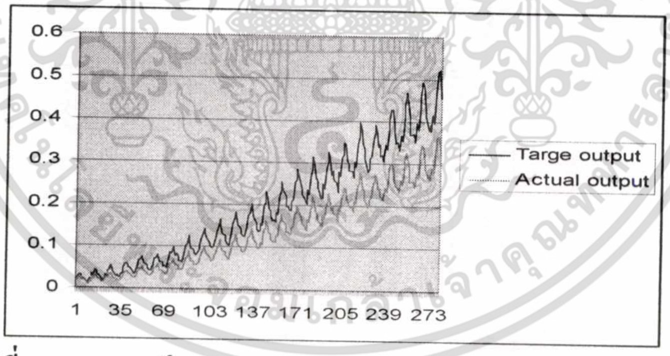
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



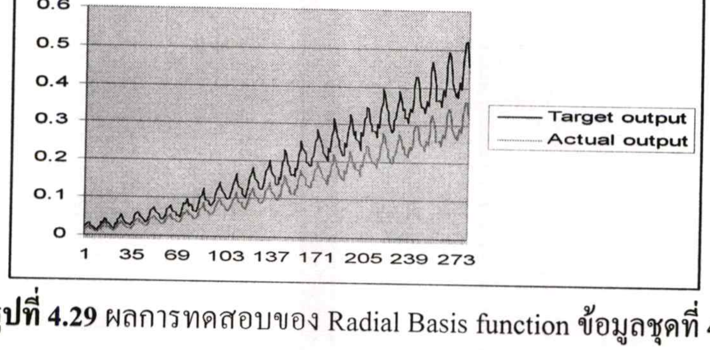
รูปที่ 4.26 ผลการฝึกสอนของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 4



รูปที่ 4.27 ผลการทดสอบของ wavelet function ข้อมูลชุดที่ 4



รูปที่ 4.28 ผลการฝึกสอนของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 4



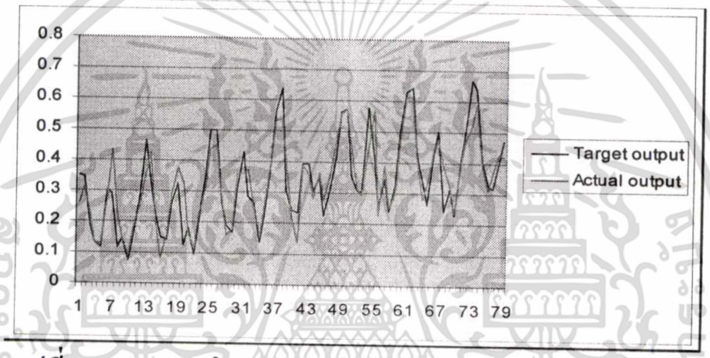
รูปที่ 4.29 ผลการทดสอบของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

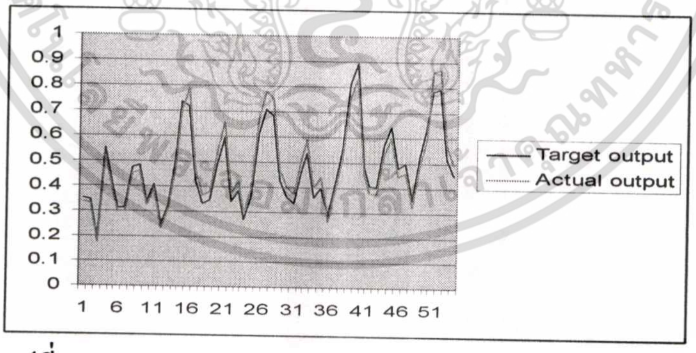
ผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดของข้อมูลชุดที่ 5 ทั้ง 3 ฟังก์ชันการทำงานจะได้ผลความผิดพลาดตามตาราง 4.16 และกราฟแสดงความถูกต้องของฝึกสอนและทดสอบแต่ละวิธีดังรูปที่ 4. 25 ถึง 4.30

ตารางที่ 4.16 ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดที่ 5

Function	Input	Hidden	Error			
			MAPE		RMSE	
			Train	test	train	test
Sigmoid	6	9	0.046923	0.087263	0.061045	0.079388
Wavelet	6	9	0.007513	0.056951	0.028578	0.138386
RBF	5	14	0.479192	0.432152	0.142876	0.239342

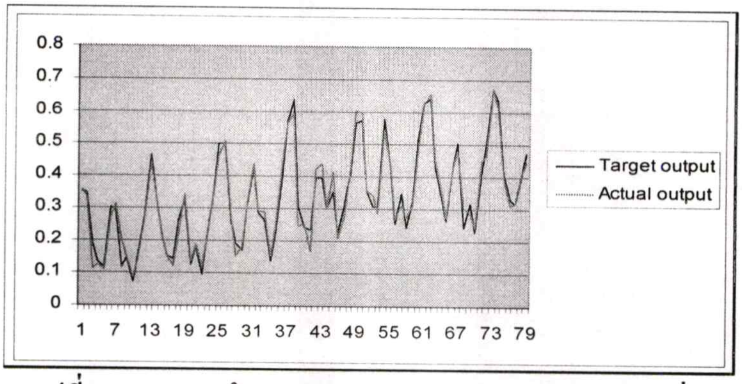


รูปที่ 4.30 ผลการฝึกสอนของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่ 5**

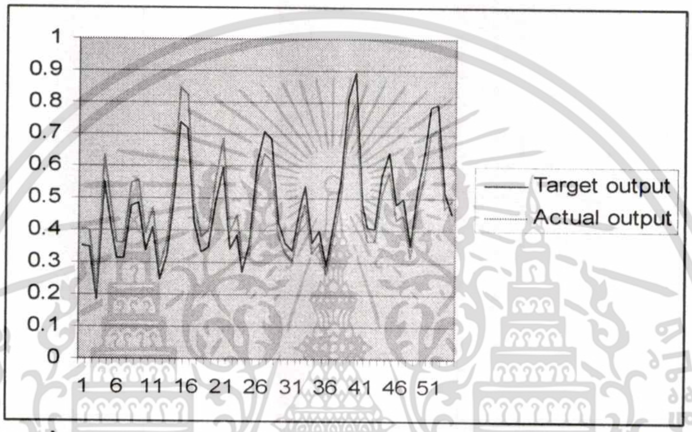


รูปที่ 4.31 ผลการทดสอบของ sigmoid function **ข้อมูลชุดที่ 5**

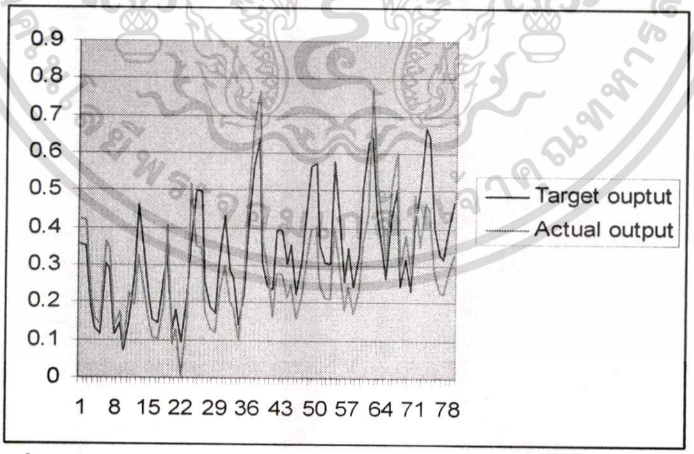
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.32 ผลการฝึกสอนของ wavelet function **ข้อมูลชุดที่ 5**

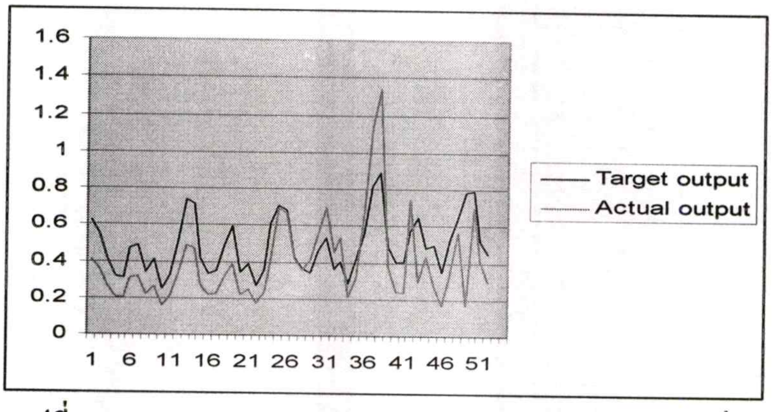


รูปที่ 4.33 ผลการทดสอบของ wavelet function **ข้อมูลชุดที่ 5**



รูปที่ 4.34 ผลการฝึกสอนของ Radial Basis function **ข้อมูลชุดที่ 5**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.35 ผลการทดสอบของ Radial Basis function ข้อมูลชุดที่ 5

จากการศึกษาการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาด้วยโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 3 วิธีได้มีบทความ Wavelet Network: An Alternative to Classical Neural Network ได้กล่าวไว้ว่าการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาโดยใช้ ฟังก์ชัน wavelet จะได้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากที่สุด [2] แต่จากการทดลองด้วยฟังก์ชันการทำงานทั้ง 3 วิธีและใช้ข้อมูลในการทดลอง 5 ชุดโดยข้อมูลชุดที่ 1 ถึง 3 เป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับทำการทดสอบการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา และข้อมูลชุดที่ 4 กับ 5 เป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้าประเทศออสเตรเลีย [7] โดยผลที่ได้จากการทดลองนี้ไม่สนับสนุนบทสรุปของบทความดังกล่าวข้างต้นเนื่องจากผลการทดลอง มีชุดข้อมูลหลายชุดที่ฟังก์ชั่นการทำงาน sigmoid function ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากกว่าฟังก์ชั่น wavelet

ผลการทดลองที่ได้ในการฝึกสอนจะมีค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าการทดสอบอยู่มากที่เป็นเช่นนี้อาจเกิดได้หลายปัจจัยเช่น ข้อมูลในส่วนการฝึกสอนเป็นตัวแทนข้อมูลที่ไม่เหมาะสมหรือปริมาณข้อมูลที่นำมาทำการฝึกสอนน้อยเกินไปจึงทำให้ผลการทดสอบมีความผิดพลาดสูงกว่าการฝึกสอนอยู่มาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5
สรุปผลและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการทำงานแบบแบคพรอพพาเกชันโดยมีฟังก์ชันการทำงานทั้ง 3 ได้แก่ Sigmoid function, Wavelet function, Radial Basis Function เพื่อทำการทดสอบหาฟังก์ชันในการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่มีความถูกต้องมากที่สุด เพื่อทำการพิสูจน์ว่า Wavelet function เป็นฟังก์ชันที่เหมาะกับการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลามากที่สุดตามที่ได้เสนอไว้ใน [3] จริงหรือไม่และ Radial Basis function มาทำการเปรียบเทียบด้วย

โครงการนี้ได้มีผลสรุปการดำเนินงานและสรุปผลการทดลองรวมถึงข้อเสนอแนะดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการทดลอง

ในการเรียนรู้แต่ละครั้งผลจากการทดลองจะให้ค่าที่ต่างกันเนื่องจากผลลัพธ์จากการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจะขึ้นกับการกำหนดค่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเช่น จำนวน Input Node จำนวน Hidden Node จำนวน Output Node รวมไปถึงการกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่ใช้ในการฝึกสอน เช่น อัตราการเรียนรู้ ความผิดพลาดที่ยอมรับได้ และจำนวนรอบในการฝึกสอน เป็นต้น เมื่อทำการเรียนรู้และได้ผลการเรียนรู้ที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีก็จะทำการเก็บค่าตัวแปรต่างๆ ของแต่ละวิธีในชุดข้อมูลนั้นเพื่อนำมาทำการทดสอบและนำผลการทดสอบมาทำการเปรียบเทียบว่าวิธีการใดให้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องมากที่สุด ในการทดลองนี้สามารถสรุปได้ว่าฟังก์ชันการทำงานที่ให้ผลการพยากรณ์มีความผิดพลาดน้อยที่สุดคือ Sigmoid function โดยวัดจากค่าความผิดพลาด (Root Mean Square Error) ส่วนสำคัญอีกประการมาจาก Input node และ Hidden node ที่เลือกใช้อยู่ในช่วงที่เหมาะสมกับ Sigmoid function จึงทำให้ผลการพยากรณ์มีความผิดพลาดน้อยกว่า Wavelet และ Radial Basis Function

5.2 ปัญหาในการดำเนินงาน

การสร้างระบบการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาโดยใช้โปรแกรม Microsoft Visual Basis .net บน Operation System Microsoft Windows XP โดยการพยากรณ์ด้วย Neural Network ใช้ฟังก์ชันการทำงาน Sigmoid function, Wavelet function และ Radial Basis function โดยการกำหนดช่วง Input node, Hidden node และจำนวนข้อมูลในการฝึกสอนและการทดสอบ จากผลการทดลองได้เกิดปัญหาการพยากรณ์มีความผิดพลาด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เนื่องจากกำหนดจำนวน Input node และ hidden node ที่ไม่เหมาะสม จึงทำให้การพยากรณ์ของชุดข้อมูลบางชุดได้ผลความผิดพลาดสูง ดังนั้นจึงควรทำการขยายช่วงจำนวน input node และ hidden node เพื่อหาค่าความผิดพลาดจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้เกิดผลความผิดพลาดให้น้อยที่สุดเพื่อที่ทำการทดสอบการพยากรณ์ให้มีความถูกต้องมากที่สุด

ในการแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและการทดสอบในข้อมูลที่มีจำนวนมาก จำเป็นต้องใช้จำนวนข้อมูลในการฝึกสอนมากขึ้น เพื่อให้ผลการทดสอบมีอัตราความถูกต้องสูงขึ้น

5.3 ข้อเสนอแนะ

เพื่อปรับปรุงโปรแกรมประยุกต์นี้ในอนาคต ผู้ศึกษามีความคิดเห็นว่า เพื่อเพิ่มความเร็วในการเรียนรู้แบบแบคพรอพพาเกชันอาจจะเพิ่มส่วนของการทำ pruning เพื่อทำการเลือกค่าน้ำหนัก ที่มีประสิทธิภาพในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมประยุกต์นี้อาจนำไปใช้ในการพัฒนาต่อเพื่อพยากรณ์กับข้อมูลอื่นๆ ได้ในอนาคต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บรรณานุกรม

[1] รังสรรค์ เนียมสนิท. ม.ป.ป. **อนุกรมเวลาและเลขดัชนี หนังสือประกอบการเรียน ภาควิชาสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น.**

[2] MICHAEL NEGNEVITSHY. 2002 **"Artificial intelligence: A Guide to Intelligent System." :** ADDSION WESLGY 2002.

[3] Kamban Parasuraman and Amin Elshorbagy. 2005 "Wavelet Network: An Alternative to Classical Neural Network.",Center for Advanced Numerical Simulation, department of Civil and Geological Engineering University of Saskatchewan, Saskatoon, SK S7N 5A9. Canada. Aug 2005

[4] Tabaraki, R. , Khayamin, T. and Ensafi, A.A. 2005. "Solubility prediction of 21 azo dyes in supercritical carbon dioxide using wavelet neural network." **Department of Chemistry College of Chemistry Isfahan University of Technology.** 84154

[5] Qian-jin, Guo, Hai-bin, Yu and Ai-dong, Xu. 2005 "modified Morlet Wavelet Neural Network for Fault Detection." **2005 International Conference on Control and Automation June 27-29**. Budapest, Hungary

[6] XIANG-BIN YAN, ZHEN WANG, SHU-HUA YU, YI- JUN LI. 2005 "TIME SERIES FORECASTING WITH RBF NEURAL NETWORK." **School of Management, Harbin Institute of Technology.** Harbin 15001 China., Aug 2005

[7] Jiawei hai and Micheline Kamben. "Data Mining Concepts and Techniques." **MORGAN KAUFMANN PUBLISHERS**

[8] Spyros Makridakis, Steven C. Wheelwright and Rob j. Hyndman. 1998 **forecasting : methods and applications.** New York : John Wiley.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

ข้อมูลในการทดลอง

ตารางที่ ก.1 ข้อมูลชุดที่ 1 ประกอบด้วยข้อมูล 142 ข้อมูล

ลำดับ	ข้อมูล	ลำดับ	ข้อมูล	ลำดับ	ข้อมูล	ลำดับ	ข้อมูล	ลำดับ	ข้อมูล
1	227.86	29	206.07	57	227.15	85	243.97	113	227.7
2	198.24	30	225.59	58	219.91	86	217.76	114	263.86
3	194.97	31	247.91	59	219.3	87	224.66	115	278.15
4	184.88	32	247.64	60	259.04	88	210.84	116	274.64
5	196.79	33	213.01	61	237.29	89	220.35	117	237.66
6	205.36	34	203.01	62	212.88	90	236.84	118	227.97
7	226.72	35	200.26	63	226.03	91	266.15	119	224.75
8	226.05	36	220.5	64	211.07	92	255.2	120	242.91
9	202.5	37	237.9	65	222.91	93	234.76	121	253.08
10	194.79	38	216.94	66	249.18	94	221.29	122	228.13
11	192.43	39	214.01	67	266.38	95	221.26	123	233.68
12	219.25	40	196	68	268.53	96	244.13	124	217.38
13	217.47	41	208.37	69	238.02	97	245.78	125	236.38
14	192.34	42	232.75	70	224.69	98	224.62	126	256.08
15	196.83	43	257.46	71	213.75	99	234.8	127	292.83
16	186.07	44	267.69	72	237.43	100	211.37	128	304.71
17	197.31	45	220.18	73	248.46	101	222.39	129	245.57
18	215.02	46	210.61	74	210.82	102	249.63	130	234.41
19	242.67	47	209.59	75	221.4	103	282.29	131	234.12
20	225.17	48	232.75	76	209	104	279.13	132	258.17
21	206.69	49	232.75	77	234.37	105	236.6	133	268.66
22	197.75	50	219.82	78	248.43	106	223.62	134	245.31
23	196.43	51	226.74	79	271.98	107	225.86	135	247.47
24	213.55	52	208.04	80	268.11	108	246.41	136	226.25
25	222.75	53	220.12	81	233.88	109	261.7	137	251.67
26	194.03	54	235.69	82	223.43	110	225.01	138	268.79
27	201.85	55	257.05	83	221.38	111	231.54		
28	189.5	56	258.69	84	233.76	112	214.82		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ก.2 ข้อมูลชุดที่ 2ประกอบด้วยข้อมูล 476 ข้อมูล

1	1254	31	1994	61	1851	91	3051	121	2786	151	4655
2	1290	32	1835	62	1839	92	2891	122	2739	152	4492
3	1379	33	1787	63	2019	93	2613	123	3125	153	4051
4	1346	34	1699	64	1937	94	2600	124	3033	154	3967
5	1535	35	1633	65	2270	95	2493	125	3486	155	3807
6	1555	36	1645	66	2251	96	2410	126	3661	156	3639
7	1655	37	1597	67	2382	97	2390	127	3927	157	3647
8	1651	38	1577	68	2364	98	2463	128	3851	158	3560
9	1500	39	1709	69	2129	99	2616	129	3456	159	3929
10	1538	40	1756	70	2110	100	2734	130	3390	160	3858
11	1486	41	1936	71	2072	101	2970	131	3280	161	4485
12	1394	42	2052	72	1980	102	3125	132	3166	162	4697
13	1409	43	2105	73	1995	103	3342	133	3080	163	4977
14	1387	44	2016	74	1932	104	3207	134	3069	164	4675
15	1543	45	1914	75	2171	105	2964	135	3340	165	4596
16	1502	46	1925	76	2162	106	2919	136	3310	166	4491
17	1693	47	1824	77	2489	107	2764	137	3798	167	4127
18	1616	48	1765	78	2424	108	2732	138	3883	168	4144
19	1841	49	1721	79	2641	109	2622	139	4191	169	4014
20	1787	50	1752	80	2630	110	2698	140	4213	170	3994
21	1631	51	1914	81	2324	111	2950	141	3766	171	4320
22	1649	52	1857	82	2412	112	2895	142	3628	172	4400
23	1586	53	2159	83	2284	113	3200	143	3520	173	5002
24	1500	54	2195	84	2186	114	3408	144	3322	174	5091
25	1497	55	2287	85	2184	115	3679	145	3250	175	5471
26	1463	56	2276	86	2144	116	3473	146	3287	176	5193
27	1648	57	2096	87	2379	117	3154	147	3552	177	4997
28	1595	58	2055	88	2383	118	3107	148	3440	178	4737
29	1777	59	2004	89	2717	119	3052	149	4153	179	4546
30	1824	60	1924	90	2774	120	2918	150	4265	180	4498

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

181	4350
182	4206
183	4743
184	4582
185	5191
186	5457
187	5891
188	5618
189	5158
190	5030
191	4800
192	4654
193	4453
194	4440
195	4945
196	4788
197	5425
198	5706
199	6061
200	5846
201	5242
202	5408
203	5114
204	5042
205	5008
206	4657
207	5359
208	5193
209	5891
210	5980
211	6390

212	6366
213	5756
214	5640
215	5429
216	5398
217	5413
218	5141
219	5695
220	5554
221	6369
222	6592
223	7107
224	6917
225	6353
226	6205
227	5830
228	5646
229	5379
230	5489
231	5824
232	5907
233	6482
234	6795
235	7028
236	6776
237	6274
238	6362
239	5940
240	5958
241	5769
242	5887

243	6367
244	6165
245	6868
246	7201
247	7601
248	7581
249	7090
250	6841
251	6408
252	6435
253	6176
254	6138
255	6717
256	6470
257	7312
258	7763
259	8171
260	7788
261	7311
262	6679
263	6704
264	6724
265	6552
266	6427
267	7105
268	6869
269	7683
270	8082
271	8555
272	8386
273	7553

274	7398
275	7112
276	6886
277	7077
278	6820
279	7426
280	7143
281	8261
282	8240
283	8977
284	8991
285	8026
286	7911
287	7510
288	7381
289	7366
290	7414
291	7824
292	7524
293	8279
294	8707
295	9486
296	8973
297	8231
298	8206
299	7927
300	7999
301	7834
302	7521
303	8284
304	7999

305	8940
306	9381
307	10078
308	9796
309	8471
310	8572
311	8150
312	8168
313	8166
314	7903
315	8606
316	8071
317	9178
318	9873
319	10476
320	9296
321	8818
322	8697
323	8381
324	8293
325	7942
326	8001
327	8744
328	8397
329	9115
330	9773
331	10358
332	9849
333	9083
334	9143
335	8800

336	8741
337	8492
338	8795
339	9354
340	8796
341	10072
342	10174
343	11326
344	10744
345	9806
346	9740
347	9373
348	9244
349	9407
350	8827
351	9880
352	9364
353	10580
354	10899
355	11687
356	11280
357	10208
358	10212
359	9725
360	9721
361	9846
362	9407
363	10265
364	9970
365	10801
366	11246

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

367	12167	386	10790	405	12387	424	12431	443	12656	462	13921
368	11578	387	11427	406	12546	425	13499	444	12435	463	14603
369	10645	388	10788	407	12038	426	13014	445	13287	464	14749
370	10613	389	11772	408	11977	427	14296	446	12434	465	13540
371	10104	390	12104	409	12336	428	14125	447	13209	466	13457
372	10348	391	12634	410	11793	429	12817	448	12817	467	13243
373	10263	392	12772	411	12877	430	12862	449	13746	468	13590
374	9973	393	11764	412	11923	431	12449	450	14259	469	13487
375	10803	394	11956	413	13306	432	12489	451	14590	470	12776
376	10409	395	11646	414	13988	433	12621	452	14354	471	13812
377	11458	396	11750	415	14002	434	12380	453	13254	472	13032
378	11845	397	11485	416	14336	435	13023	454	13464	473	14268
379	12559	398	11198	417	12867	436	12302	455	13302	474	14473
380	12070	399	12265	418	12721	437	13339	456	13456	475	15359
381	11221	400	11704	419	12449	438	13825	457	13171	476	14457
382	11338	401	12419	420	12686	439	14428	458	12517		
383	10761	402	13259	421	12810	440	14151	459	13489		
384	11012	403	13945	422	12015	441	13355	460	12509		
385	10923	404	13839	423	12888	442	13094	461	13785		

ตารางที่ ก.3 ข้อมูลชุดที่ 3ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล

1	3690	11	4060	21	4140	31	4360
2	3690	12	3680	22	4320	32	4560
3	4250	13	4070	23	4560	33	4500
4	4410	14	3940	24	3860	34	4470
5	4170	15	4160	25	3560	35	4490
6	3990	16	4030	26	3910	36	4200
7	3980	17	4110	27	4070	37	4110
8	4070	18	4100	28	4080	38	4150
9	3960	19	4080	29	4110	39	4360
10	4080	20	4000	30	4300	40	4120

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

41	4240	63	4810	85	4440	107	5050
42	4280	64	4720	86	4330	108	5210
43	4300	65	4740	87	4320	109	5040
44	4170	66	4590	88	4420	110	4740
45	4200	67	4670	89	4540	111	4430
46	4230	68	4770	90	4460	112	4400
47	4320	69	5020	91	4740	113	4670
48	4050	70	4980	92	4830	114	4840
49	4160	71	5100	93	4790	115	4700
50	4410	72	4990	94	5020	116	4760
51	4750	73	4550	95	5120	117	4970
52	4550	74	4280	96	4090	118	4770
53	4530	75	4620	97	4320	119	4810
54	4630	76	4530	98	4660	120	4880
55	4860	77	4610	99	4940	121	4490
56	4850	78	4560	100	4670	122	4280
57	4890	79	4690	101	4690	123	4370
58	5060	80	4660	102	4730	124	4170
59	5010	81	4660	103	5090	125	4520
60	4970	82	4710	104	4840	126	4460
61	4970	83	4610	105	4980		
62	4830	84	4380	106	5110		

ตารางที่ ก.4 ข้อมูลชุดที่ 4 ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล

1	4580	8	3460	15	4840	22	3260
2	4880	9	2900	16	5440	23	3160
3	5200	10	2620	17	5380	24	3760
4	5420	11	2820	18	5020	25	4200
5	5420	12	3180	19	4540	26	4700
6	5060	13	3960	20	3800	27	5040
7	4400	14	4400	21	3380	28	5320

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

29	5300
30	4760
31	4300
32	3700
33	3200
34	2620
35	2820
36	3440
37	4180
38	4700
39	5140
40	5440
41	5620
42	5540
43	4960
44	4640
45	4040
46	3660
47	3900
48	4240
49	4480
50	5020
51	5440
52	5420
53	5600
54	5400
55	4980
56	4520
57	3780
58	3040
59	3320
60	3540
61	3880
62	4340
63	4760
64	5040
65	4880
66	4540
67	4180
68	3940
69	3660
70	3600
71	3380
72	3760
73	4720
74	5180
75	5880
76	6280
77	6160
78	5540
79	5260
80	4520
81	4020
82	3800
83	3740
84	4160
85	5120
86	5800
87	6520
88	6620
89	6460
90	6100
91	5580
92	4340
93	4380
94	3560
95	3600
96	4120
97	4440
98	5200
99	5760
100	5960
101	5820
102	5400
103	5060
104	4060
105	3600
106	3100
107	3120
108	3740
109	4300
110	5160
111	6100
112	6380
113	6420
114	6000
115	5520
116	4980
117	4400
118	3680
119	3980
120	4460
121	4980
122	5580
123	6160
124	6480
125	6380
126	5500

ตารางที่ ก.5 ข้อมูลชุดที่ 5 ประกอบด้วยข้อมูล 126 ข้อมูล

1	4850
2	4100
3	4790
4	4520
5	4850
6	4550
7	4570
8	4680
9	4610
10	4700
11	4630
12	4900
13	4990
14	4480
15	4780
16	4820

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

17	5000
18	4990
19	5130
20	4920
21	5110
22	5230
23	5350
24	5100
25	5010
26	4920
27	5260
28	5150
29	5310
30	5140
31	5350
32	5310
33	5080
34	5220
35	5150
36	5200
37	5190
38	4730
39	5220
40	5090
41	5310
42	5180
43	5310
44	5300

45	5000
46	5170
47	5150
48	5540
49	5730
50	5080
51	5250
52	4930
53	5220
54	4950
55	5220
56	5020
57	4890
58	5040
59	5170
60	5350
61	5430
62	4930
63	5460
64	5330
65	5370
66	5200
67	5470
68	5320
69	5210
70	5380
71	5290
72	5430

73	5380
74	5130
75	5640
76	5420
77	5630
78	5440
79	5710
80	5730
81	5520
82	5800
83	5500
84	5610
85	5840
86	5030
87	5920
88	5850
89	6020
90	5470
91	5730
92	5540
93	5220
94	5200
95	4930
96	4600
97	5220
98	4880
99	5460
100	5250

101	5460
102	5160
103	5450
104	5660
105	5370
106	5500
107	5190
108	5250
109	5440
110	5220
111	6020
112	5810
113	6160
114	5850
115	5930
116	5880
117	5420
118	5600
119	5360
120	5610
121	4640
122	5560
123	6300
124	6310
125	6530
126	6310

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.

คู่มือผู้ใช้ระบบ

1. การทำงานของโปรแกรมประยุกต์

การทำงานของโปรแกรมประยุกต์แบ่งเป็น 3 ส่วนดังนี้

- ส่วนของการทำงานในการฝึกหัดโครงข่าย
- การทำงานในส่วนการทดสอบหาผลลัพธ์ของโครงข่าย
- ส่วนของการแสดงผล

เมื่อเริ่มต้นโปรแกรมประยุกต์จะปรากฏหน้าจอดังรูปที่ 3.3 โดยแบ่งเมนูการทำงานออกเป็นส่วนๆ คือ ส่วนของการรับข้อมูล (Data input) ส่วนของการทำงาน Neural Network ฟังก์ชันการทำงาน Sigmoid (Back-Propagation plus Sigmoid Function) ส่วนของการทำงาน Neural Network ฟังก์ชันการทำงาน Wavelet (Back-Propagation plus Wavelet Function) และส่วนการทำงาน Radial Basis Function (Radial Basis Function)

2. การรับข้อมูล (Data input)

ในส่วนของการรับข้อมูลนี้จะมีการทำงานเป็นส่วนดังนี้ ส่วนการทำงานของปุ่มกด ส่วนของการป้อนข้อมูล และส่วนของการแสดงผลต่างๆ ดังนี้

3. ส่วนของปุ่มการทำงาน

- ปุ่ม Browse เป็นปุ่มการทำงานเพื่อให้ทำการเลือกแหล่งข้อมูล โดยแหล่งข้อมูลต้องเป็น file ที่มีนามสกุล .txt เท่านั้นและข้อมูลต้องมีการจัดรูปแบบดังที่กล่าวมาแล้วในหัวข้อ 3.2
- ปุ่ม Clear เป็นปุ่มการทำงานที่ใช้สำหรับการยกเลิกแหล่งข้อมูลที่ได้ทำการเลือกไว้
- ปุ่ม Normalization เป็นปุ่มการทำงานเพื่อทำการแปลงค่าของข้อมูลให้อยู่ในขอบเขตที่กำหนดไว้คือ ระหว่าง 0 ถึง 1

4. ส่วนของการป้อนข้อมูล

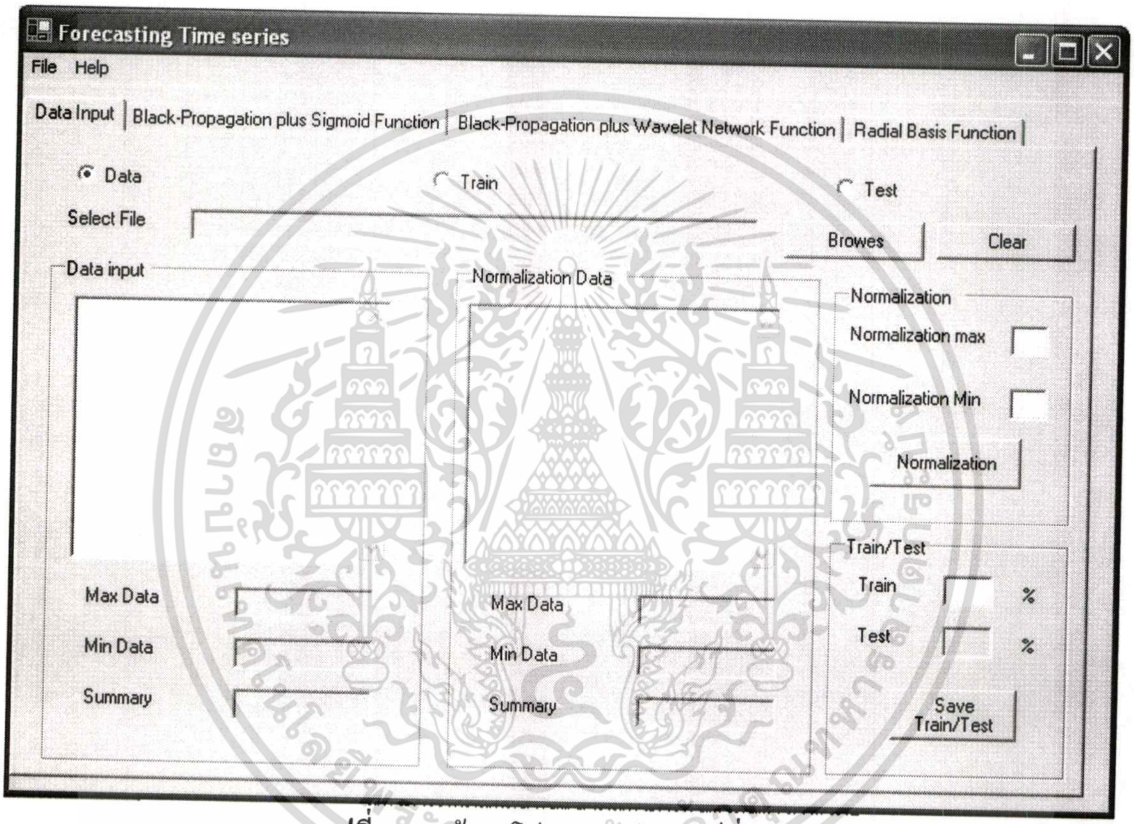
- ช่อง Use Normalization เป็นช่องในการเลือกให้สามารถทำการ Normalization ข้อมูลได้
- ช่อง Normalization Max เป็นช่องสำหรับใส่ค่าขอบเขตบนของข้อมูลที่ต้องการ normalization มีรูปแบบ “0.xxxx”

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

– ช่อง Normalization Min เป็นช่องสำหรับใส่ค่าขอบเขตล่างของข้อมูลที่ต้องการ normalization มีรูปแบบ “0.xxxx”

5. ส่วนของการแสดงผล

เป็นส่วนที่แสดงข้อมูลจากแหล่งข้อมูล และข้อมูลที่ถูกจัดเรียงใหม่แล้ว เช่น data ที่รับเข้ามาสู่ระบบ



รูปที่ ข.1 หน้าจอโปรแกรมประยุกต์เริ่มต้น

6. การทำงานของฟังก์ชันต่างๆ ของ Back-Propagation

ในการทำงานของ Function ทั้ง 3 ได้จัดรูปแบบให้มีการทำงานเหมือนกัน เพื่อจะเป็นความสะดวกแก่ผู้ใช้โปรแกรม ดังรูป 3.4 โดยมีการทำงานเป็นส่วนดังนี้ ส่วนการทำงานของปุ่มกด ส่วนของการป้อนข้อมูล และส่วนของการแสดงผลต่างๆ ดังนี้

ส่วนของปุ่มการทำงาน

– ปุ่ม Random weight เป็นปุ่มการทำงานเพื่อให้โปรแกรม Random Weight ที่ชั้น Input และ ชั้น Hidden

– ปุ่ม Training Network เป็นปุ่มให้โปรแกรมทำงานในส่วนของการสอนโครงข่าย

– ปุ่ม Test เป็นปุ่มที่ใช้ในการทำสอบโครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ปุ่ม Clear เป็นปุ่มในการลบค่าข้อมูลต่างๆ ในหน้าจอการทำงาน
- ปุ่ม Report เป็นปุ่มในการส่งผลข้อมูลไปยัง Microsoft Office Excel
- ปุ่ม Load เป็นปุ่มใช้ในการ load ข้อมูลที่ได้ทำการบันทึกไว้หลังจากการ Training
- ปุ่ม Save เป็นปุ่มที่ใช้ในการบันทึกค่าน้ำหนัก และค่าเฉพาะต่างๆ ที่ได้รับการปรับแต่งแล้วจากการ training

7. ส่วนของการรับข้อมูล

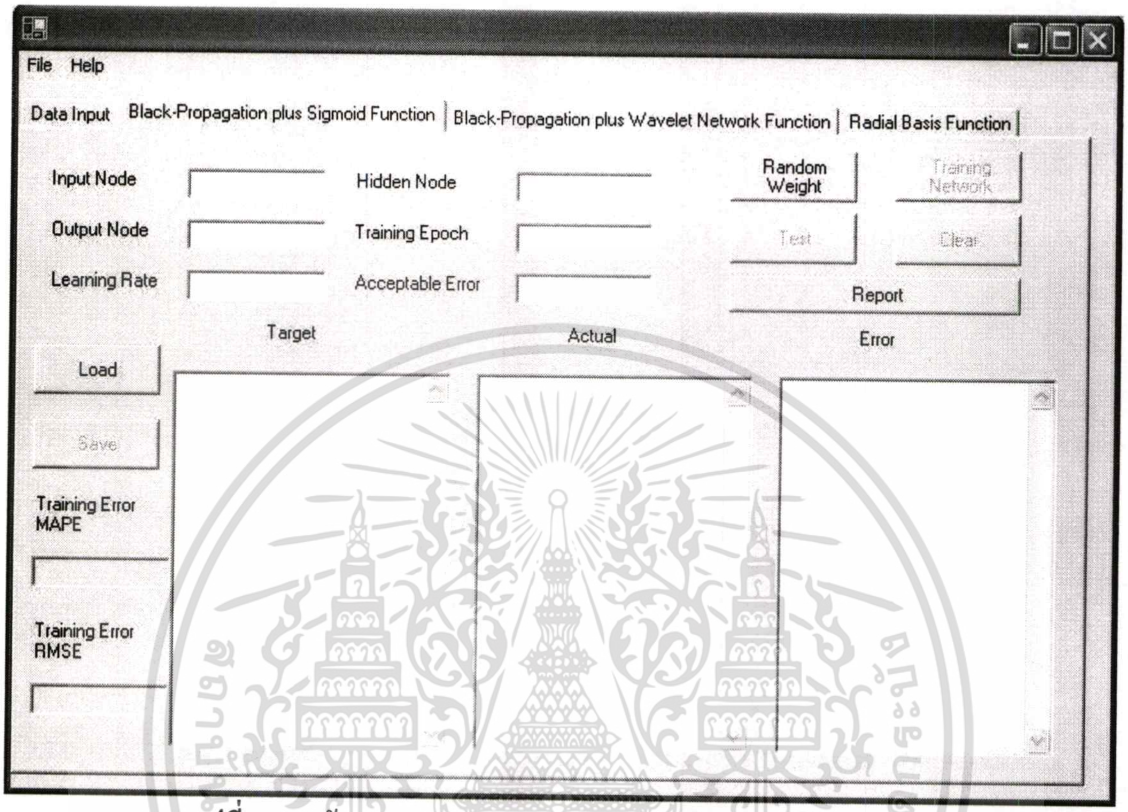
- Input Node คือ จำนวนโหนดของอินพุตที่จะถูกส่งเข้าไปให้โปรแกรมหรือนิวรอนเนตเวิร์คให้ทำการเรียนรู้ ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าเองได้ตามความต้องการ โดนกำหนดให้โปแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม
- Hidden Node เป็นจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ผู้ใช้สามารถกำหนดค่าเองได้ตามความต้องการ โดยกำหนดให้โปรแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม
- Training Epoch เป็นค่าจำนวนรอบในการฝึกสอน ที่จะถูกส่งให้โปรแกรมทำการฝึกสอนตามจำนวนรอบที่ตั้งไว้ โดยกำหนดให้โปรแกรมสามารถรับค่าเป็นตัวเลขจำนวนเต็ม
- Acceptable Error เป็นส่วนของการป้อนค่าความผิดพลาดที่ระบบสามารถยอมรับได้ โดยถ้าค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างการฝึกสอน โครงข่ายนั้นมีค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดโครงข่ายจะหยุดการเรียนรู้ โดยกำหนดให้โปรแกรมรับค่าเป็นตัวเลขทศนิยม
- Learning Rate เป็นอัตราการเรียนรู้ ซึ่งจะเป็นค่าตัวเลขทศนิยม ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งอัตราการเรียนรู้จะส่งผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายเพื่อให้นิวรอนเกิดการเรียนรู้ได้เร็วและ ค่าความผิดพลาดที่น้อยลง

8. ส่วนของการแสดงผล

- ช่องแสดงผล target แสดงเป้าหมายของคำตอบที่ผ่านการฝึกสอนของโครงข่าย โดยจะแสดงหนึ่งคำตอบต่อหนึ่งบรรทัด
- ช่องแสดงผล Actual แสดงคำตอบที่ได้ผ่านการฝึกสอนของโครงข่ายโดยจะแสดงหนึ่งคำตอบต่อหนึ่งบรรทัด
- ช่องแสดงผล Error แสดงค่าความต่างระหว่างคำตอบที่ได้จากเป้าหมายของโครงข่ายกับ คำตอบที่ได้จากโครงข่ายที่ผ่านการฝึกสอน
- ช่องแสดงผล Error MAPE แสดงผลของค่าความผิดพลาดของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

– ช่องแสดงผล Error RMSE แสดงผลของค่าความผิดพลาดของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย



รูปที่ ข.2 หน้าจอการทำงานของ Back-Propagation function ต่างๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นายรุ่งธรรม วนวิภาส
วันเกิด	20 ธันวาคม 2522
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	วิทยาศาสตรบัณฑิต
สถานที่สำเร็จการศึกษา	คณะวิทยาศาสตร์ สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย
ปีที่สำเร็จการศึกษา	2547

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้