

การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเบสฟังก์ชันเรเดียลที่เพิ่ม NARMA

NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING USING
RADIAL BASIS FUNCTION NARMA



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของวารสารศึกษาศาสตร์ปริชญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-9546-09-1

การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเบรเดียมเบชีสฟังก์ชัน NARMA

NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING USING
RADIAL BASIS FUNCTION NARMA



T 0 4 9 5 9 3



กาญจนา แก้วสกุลทอง

KANCHANA KAEWSAKULTHONG

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 49593
วัน, เดือน, ปี 5 ก.พ. 2547

.b.....
.i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ
บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
พ.ศ. 2545
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ISBN 974-9546-09-1

๕๙๗-๑๐๗๘๙

**NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING USING
RADIAL BASIS FUNCTION NARMA**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE IN INFORMATION TECHNOLOGY
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
2002
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ISBN 974-9546-09-1



COPYRIGHT 2002

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG ที่มีการนำไปใช้

บัณฑิตวิทยาลัย
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA
NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING USING RADIAL BASIS
FUNCTION NARMA

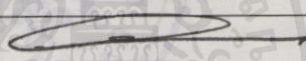
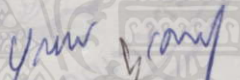

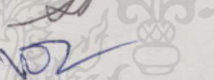
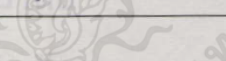
ชื่อนักศึกษา นางสาวกาญจนา แก้วสกุลทอง

รหัสประจำตัว 40067030

ปริญญา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา เทคโนโลยีสารสนเทศ

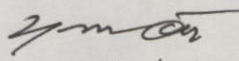
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.วรพจน์ กิริสุระเดช

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.วรพจน์	กิริสุระเดช	
รศ.ดร.บุญธีร์	เครือตราฐ	
ผศ.ดร.ประจวบ	วานิชชवाल	
ผศ.ดร.อาริต	ธรรมโน	
ดร.ภัทรชัย	ลลิตโรจน์วงศ์	

วัน/เดือน/ปี ที่สอบ 21 พฤษภาคม 2545 เวลา 13.00 น. เป็นต้นไป

สถานที่สอบ ณ ห้องเรียน M23 (ชั้นลอย) คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัยรับรองแล้ว


(รศ.ดร.บุญวัฒน์ อัดชู)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานในโอกาสเฉพาะเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์อื่นใด
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้
วันที่.....19.....เดือน.....๒๐.....พ.ศ.....45

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิส ฟังก์ชัน NARMA
นักศึกษา	นางสาวกาญจนา แก้วสกุลทอง
รหัสประจำตัว	40067030
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2545
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.วรพจน์ กรีสระเดช

บทคัดย่อ

รูปแบบ NARMA (Nonlinear AutoRegressive Moving Average) เป็นรูปแบบที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในการอธิบายการเคลื่อนไหวหรือการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่เป็นเชิงเส้น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันแบบ NARMA (Radial Basis Function NARMA) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวในลักษณะของ NARMA ซึ่งจะเพิ่มเติมจากรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชันที่ใช้กันโดยทั่วไป คือจะมีการส่งค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์เพื่อกลับมาเป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลอินพุต เพื่อส่งกลับเข้าสู่โครงข่าย และฝึกหัดโครงข่ายจนกระทั่งได้ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นๆ มากที่สุด ซึ่งวิธีการนี้จะให้รูปแบบที่มีความเหมาะสมและมีความถูกต้องในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ NARMA มากกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน โดยทั่วไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis Title	Nonlinear Time Series Forecasting Using Radial Basis Function NARMA
Student	Miss Kanchana Kaewsakulthong
Student ID	40067030
Degree	Master of Science
Programme	Information Technology
Year	2002
Thesis Advisor	Assist.Prof.Dr. Worapoj Kreesuradej

ABSTRACT

The NARMA (Nonlinear AutoRegressive Moving Average) model provides a unified representation for a wide class of nonlinear time series prediction. This thesis proposes a Radial Basis Function NARMA (RBF NARMA) model that combined standard RBF (RBF NAR) model and prediction error feedback technique to predict nonlinear time series. The proposed RBF NARMA model has a suitable model and more accuracy than RBF NAR model.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้คงจะไม่สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี ถ้าปราศจากบุคคลที่คอยให้กำลังใจ และปรารถนาดีต่อข้าพเจ้ามาตลอด ขอกราบขอบพระคุณบุพการี ผู้ให้สติปัญญา ความคิดอ่าน มอบความรักและความปรารถนาดี รวมทั้งคอยให้กำลังใจข้าพเจ้า และที่ขาดไปไม่ได้ ขอกราบขอบพระคุณท่านอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร.วรพจน์ กรีสุระเดช ซึ่งได้ให้คำปรึกษาในการแก้ปัญหาทุก ๆ เรื่องและให้คำชี้แนะรวมทั้งแนวทางในการทำวิจัยตลอดมา

ขอขอบพระคุณอาจารย์ทุกท่านที่ได้อบรมสั่งสอนข้าพเจ้าให้มีความรู้เพิ่มพูน

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่คณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ให้ความอนุเคราะห์ในความสะดวกต่าง ๆ ในการทำงาน

ขอขอบคุณกรมอุตุนิยมวิทยา ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลในการทำงานวิจัย

นอกจากนี้ยังมีอีกหลายท่านที่กรุณามอบกำลังใจ รวมทั้งสละเวลาอันมีค่ามาให้คำปรึกษาและแนะนำ ถึงแม้ว่าข้าพเจ้าจะไม่ได้กล่าวนามท่านเหล่านั้น แต่ทุก ๆ ท่านจะจารีกรอยู่ในความทรงจำของข้าพเจ้าตลอดไป และขอขอบพระคุณทุก ๆ ท่านมา ณ โอกาสนี้

กาญจนา แก้วสกุลทอง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา 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 ความมุ่งหมายวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมติฐานงานวิจัย.....	2
1.4 แนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	2
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย.....	2
1.6 ขั้นตอนของงานวิจัย.....	2
บทที่ 2 อนุกรมเวลา.....	4
2.1 อนุกรมเวลา.....	4
2.2 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา.....	4
2.2.1 แนวโน้ม.....	4
2.2.2 การแปรผันตามฤดูกาล.....	4
2.2.3 การแปรผันตามวัฏจักร.....	5
2.2.4 การแปรผันแบบผิดปกติ.....	5
2.3 รูปแบบของอนุกรมเวลา.....	5
2.3.1 รูปแบบ AR(p) และรูปแบบ NAR(p)	5
2.3.2 รูปแบบ MA(q) และรูปแบบ NMA(q)	6
2.3.3 รูปแบบ ARMA(p,q) และรูปแบบ NARMA(p,q)	6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4 การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์.....	6
2.4.1 MSE (Mean Square Error).....	7
2.4.2 RMSE (Root Mean Square Error).....	7
2.4.3 MAPE (Mean Absolute Percentage Error).....	7
2.4.4 STD (Standard Deviation).....	7
2.5 การตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ.....	8
2.5.1 การทดสอบสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ.....	8
2.5.2 การทดสอบไค-สแควร์.....	8
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	10
3.1 โครงข่ายประสาทเทียม.....	10
3.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	10
3.2.1 โครงข่ายแบบพีคฟอร์เวิร์ด.....	11
3.2.2 โครงข่ายแบบรีเคอร์เรนท์.....	11
3.3 การเรียนรู้ของ โครงข่ายประสาทเทียม.....	11
3.3.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน.....	11
3.3.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน.....	12
3.4 โครงข่ายเรเคียดเบชีสฟังก์ชัน.....	12
3.5 อัลกอริทึมในการเรียนรู้แบบ OLS (Orthogonal Least Squares).....	14
3.6 รูปแบบเรเคียดเบชีสฟังก์ชัน NARMA.....	16
3.7 การพยากรณ์ข้อมูล โดยใช้รูปแบบเรเคียดเบชีสฟังก์ชัน NARMA.....	17
บทที่ 4 ผลการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา.....	20
4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองขึ้นด้วยรูปแบบของ ARMA.....	21
4.1.1 ผลการทดลอง.....	21

เอกสารนี้ 4.1.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลองการถดถอยแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยแจกแจงส่งไปให้ประโภทน์ล้านก 27/1
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสาร ทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองขึ้นด้วยรูปแบบของ NARMA.....	27
4.2.1 ผลการทดลอง.....	27
4.2.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	33
4.3 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง.....	34
4.3.1 ผลการทดลอง.....	35
4.3.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	80
4.4 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองในลักษณะของฟังก์ชันทั่วไป.....	81
4.4.1 ผลการทดลอง.....	82
4.4.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	87
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	88
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	88
5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยในอนาคต.....	88
5.2.1 การเพิ่มปัจจัยที่มีผลต่อข้อมูลอนุกรมเวลา.....	89
5.2.2 การลดความแปรปรวนของข้อมูล.....	89
5.2.3 การปรับปรุงให้เป็นการประมวลผลแบบ online.....	89
เอกสารอ้างอิง.....	90
ภาคผนวก.....	92
ภาคผนวก ก ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.....	93
ภาคผนวก ข ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียกด้วยวิธีนิวรอลเน็ตเวิร์คและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.	99
ภาคผนวก ค ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์.....	105
ประวัติผู้เขียน.....	116

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่		หน้า
4.1	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA.....	21
4.2	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	28
4.3	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 13.00	36
4.4	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00	36
4.5	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น.	37
4.6	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น.....	37
4.7	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น.....	38
4.8	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 13.00 น.....	38
4.9	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 14.00 น.....	39
4.10	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 15.00 น.....	39
4.11	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16.00 น.....	40
4.12	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE, MAPE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17.00 น.....	40
4.13	การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป.....	81

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับอ้างอิงงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
3.1	13
3.2	13
3.3	17
3.4	19
4.1	22
4.2	22
4.3	23
4.4	23
4.5	24
4.6	24
4.7	25
4.8	25
4.9	26
4.10	26
4.11	28

สารบัญญรูป(ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.12	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	29
4.13	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	29
4.14	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	30
4.15	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	30
4.16	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	31
4.17	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	31
4.18	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	32
4.19	การเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์แบบออก โดของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA	32
4.20	การเปรียบเทียบค่าโค-สแควร์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA.....	33
4.21	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.....	41
4.22	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.....	42
4.23	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.....	43
4.24	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบชีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.....	44

สารบัญญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.25 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.....	45
4.26 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.....	46
4.27 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.....	47
4.28 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.....	48
4.29 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น.....	49
4.30 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น.....	50
4.31 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น.....	51
4.32 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น.....	52
4.33 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น.....	53
4.34 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น.....	54
4.35 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น.....	55
4.36 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น.....	56
4.37 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.....	57
4.38 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.....	58

สารบัญญรูป(ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.39	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.....	59
4.40	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.....	60
4.41	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.....	61
4.42	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.....	62
4.43	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.....	63
4.44	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.....	64
4.45	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.....	65
4.46	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.....	66
4.47	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.....	67
4.48	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.....	68
4.49	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น.....	69
4.50	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น.....	70
4.51	ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น.....	71
4.52	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น.....	72

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่		หน้า
4.53	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.....	73
4.54	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.....	74
4.55	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.....	75
4.56	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.....	76
4.57	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น.....	77
4.58	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น.....	78
4.59	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูล อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น.....	79
4.60	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิ กระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น.....	80
4.61	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลอง ด้วยฟังก์ชันทั่วไป.....	82
4.62	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วย ฟังก์ชันทั่วไป.....	82
4.63	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1,1) ของข้อมูลที่ จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป.....	83
4.64	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วย ฟังก์ชันทั่วไป.....	83
4.65	ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลอง ด้วยฟังก์ชันทั่วไป.....	84
4.66	ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วย ฟังก์ชันทั่วไป.....	84

สารบัญญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.67 ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2,1) ของข้อมูลที่ จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป.....	85
4.68 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วย ฟังก์ชันทั่วไป.....	85



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยทั่วไปจะมีแนวความคิดพื้นฐานที่ว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีลักษณะเชิงเส้นและรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอนาคตมีรูปแบบเดียวกับข้อมูลในอดีต ซึ่งสามารถอธิบายลักษณะของข้อมูลได้ด้วยรูปแบบที่เป็น AR (Autoregressive Model) คือการใช้ค่าของข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์ค่าของข้อมูลในอนาคต แต่ในบางกรณีจะพบว่าลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลานั้นไม่เป็นเชิงเส้นและค่าของข้อมูลนอกจากจะขึ้นอยู่กับค่าในอดีตแล้วยังขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตด้วย ซึ่งสามารถอธิบายข้อมูลลักษณะนี้ได้ด้วยรูปแบบที่เป็น NARMA (Nonlinear Autoregressive Moving Average) ดังนั้น การพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็น NARMA ด้วยรูปแบบที่เป็น AR หรือ NAR (Nonlinear Autoregressive Model) จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ค่อนข้างสูง

นิวรอลเน็ตเวิร์ก (Neural Network) หรือโครงข่ายประสาทเทียม ประสบความสำเร็จค่อนข้างสูงในการนำมาใช้พยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะไม่เป็นเชิงเส้น โดยเฉพาะโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function) เป็นโครงข่ายหนึ่งที่น่าสนใจอย่างแพร่หลาย แต่เป็นเพียงการพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นรูปแบบ NAR เท่านั้น หากข้อมูลมีลักษณะที่เป็นแบบ NARMA แล้ว การพยากรณ์ด้วยรูปแบบของเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันแบบมาตรฐาน หรือรูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันแบบ NAR นั้นจะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง ดังนั้นเพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ งานวิจัยฉบับนี้จึงได้นำเสนอรูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันเพื่อการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ NARMA เรียกว่ารูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน NARMA หรือ RBF NARMA ซึ่งจะเพิ่มเติมจากรูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน NAR หรือ RBF NAR โดยการส่งค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ข้อมูลกลับมาเป็นส่วนหนึ่งของชุดข้อมูลอินพุต และทำการฝึกหัดโครงข่ายใหม่ จนกระทั่งได้รูปแบบหรือพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เหมาะสมกับข้อมูลมากที่สุด วิธีการนี้จะทำให้มีความถูกต้องในการพยากรณ์อนุกรมเวลามากขึ้น

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย มีดังนี้
1.2.1 ปรับปรุงการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันให้มีความถูกต้องมากขึ้น

- 1.2.2 ศึกษาและเปรียบเทียบข้อดี ข้อด้อยของการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ด้วยวิธีการพยากรณ์ของรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA
- 1.2.3 เป็นแนวทางในการพัฒนาการพยากรณ์ให้ดียิ่งขึ้นต่อไป

1.3 สมมติฐานงานวิจัย

เนื่องจากโดยส่วนใหญ่แล้วการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชันนั้นมักใช้ค่าของข้อมูลในอดีตมาพยากรณ์ค่าของข้อมูลในอนาคต แต่ในบางครั้งพบว่า ค่าของข้อมูลไม่ได้ขึ้นอยู่กับค่าข้อมูลในอดีตเท่านั้น หากแต่ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตด้วย ดังนั้นถ้าข้อมูลอินพุทของโครงข่ายประกอบด้วยค่าข้อมูลในอดีตและค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตแล้ว น่าจะได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าข้อมูลอินพุทที่ประกอบด้วยค่าข้อมูลในอดีตเพียงอย่างเดียว

1.4 แนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

แนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เริ่มต้นด้วยการนำข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตเข้ามาเป็นข้อมูลอินพุทของโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน และฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS (Orthogonal Least Squares) เพื่อหาค่าพยากรณ์ จากนั้นจะส่งกลับค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากโครงข่ายไปเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลอินพุท และฝึกหัดโครงข่ายอีกครั้ง จนกระทั่งได้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการพัฒนารูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA เพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่เป็นเชิงเส้น โดยทำการทดลองประสิทธิภาพในด้านความถูกต้องในการพยากรณ์ เปรียบเทียบกับรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR

1.6 ขั้นตอนของงานวิจัย

ขั้นตอนของงานวิจัยมีดังนี้

- 1.6.1 ศึกษาทฤษฎีต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ โครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน อนุกรมเวลา และศึกษาทฤษฎีในการนำโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชันมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา
- 1.6.2 ออกแบบการจำลองโครงข่ายเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน และรวบรวมข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล ซึ่งได้แก่
- 1.6.2.1 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองอนุกรมเวลาด้วยรูปแบบของ ARMA

1.6.2.2 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองอนุกรมเวลาด้วยรูปแบบของ NARMA

1.6.2.3 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง ซึ่งในงานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลอุณหภูมิ ในช่วงปี พ.ศ. 2536 ถึง ปี พ.ศ. 2539 โดยข้อมูลมี 2 ประเภท คือ อุณหภูมิที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์ กระเปาะแห้ง และไฮดรอมิเตอร์กระเปาะเปียก ซึ่งเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมง

1.6.2.4 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองในลักษณะของฟังก์ชันทั่วไป

1.6.3 ออกแบบรูปแบบโครงข่าย RBF NARMA

1.6.4 สร้างและพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้ในการทดสอบรูปแบบดังกล่าว โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการสร้างและพัฒนาโปรแกรม

1.6.5 สรุปผลการทดลอง และความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น รวมทั้งศึกษาและเปรียบเทียบข้อดี และข้อด้อยของการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันแบบ NARMA

1.6.6 เรียบเรียงเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 2

อนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา คือ ลำดับของค่าสังเกตที่มีการบันทึกไว้ ณ จุดของเวลาอันต่อเนื่อง เช่น การอ่านอุณหภูมิทุก ๆ ชั่วโมง การผลิตทุก ๆ สัปดาห์ เป็นต้น ข้อมูลอนุกรมเวลามีการรวบรวมทั้งในระยะสั้นและระยะยาว เช่น ข้อมูลรายวัน รายเดือน รายไตรมาส และรายปี ขึ้นอยู่กับความต้องการที่จะใช้ประโยชน์จากข้อมูล

เหตุผลประการหนึ่งของการศึกษาและวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา คือ การพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต ถ้ารูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอนาคตมีลักษณะเดียวกับรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูลในอดีตแล้ว เราสามารถใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตมาพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตได้

2.1 องค์ประกอบของอนุกรมเวลา

เมื่อนำข้อมูลอนุกรมเวลามาเขียนกราฟ จะเห็นได้ว่ากราฟมีลักษณะขึ้น ๆ ลง ๆ และเคลื่อนตัวไปในทิศทางใดทิศทางหนึ่ง ซึ่งเกิดจาก 4 องค์ประกอบที่แตกต่างกัน คือ แนวโน้ม (Trend) การแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal Variation) การแปรผันตามวัฏจักร (Cyclical Variation) และการแปรผันแบบผิดปกติ (Irregular Variation)

2.1.1 แนวโน้ม (Trend : T)

หมายถึงการเคลื่อนไหวของข้อมูลอนุกรมเวลาในระยะยาว โดยแสดงถึงทิศทางที่อนุกรมเวลานั้นพุ่งไปสู่ อาจจะเป็นแนวโน้มขึ้นหรือลงก็ได้ การศึกษาค่าของแนวโน้มจะทำให้ทราบรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลตั้งแต่ในอดีตมาจนถึงปัจจุบันที่สามารถรวบรวมข้อมูลได้ แนวโน้มมีลักษณะเป็นไปได้ต่าง ๆ กัน เช่น แนวโน้มเส้นตรง (Linear Trend) แนวโน้มกำลังสอง (Quadratic Trend) แนวโน้มแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล (Exponential Trend) และแนวโน้มแบบตัว S (S-Shaped Trend) เป็นต้น

2.1.2 การแปรผันตามฤดูกาล (Seasonal Variation : S)

หมายถึงการเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นซ้ำ ๆ ภายในช่วงเวลาที่ยาวของหนึ่งปี จนเป็นแบบแผนในช่วงเวลาเดียวกัน อนุกรมเวลาที่ใช้ในการพิจารณาอิทธิพลของฤดูกาลส่วนใหญ่มักจะเป็นอนุกรมเวลารายเดือนหรือรายไตรมาสที่มีการเก็บรวบรวมไว้อย่างน้อย 2 ปีขึ้นไป

2.1.3 การแปรผันตามวัฏจักร (Cyclical Variation : C)

หมายถึงการเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้น ๆ ลง ๆ คล้าย ลูกคลื่น แบบแผนของการแปรผันตามวัฏจักรจะแตกต่างจากการแปรผันตามฤดูกาล คือ จะไม่ทราบ ว่าช่วงการเกิดวัฏจักรหนึ่ง ๆ จะเป็นระยะเวลายาวนานเท่าใด โดยวัฏจักรหนึ่งจะครอบคลุมระยะเวลา มากกว่า 1 ปีขึ้นไป แต่ละช่วงจะมีการเคลื่อนไหวไม่แตกต่างกันมากนัก

2.1.4 การแปรผันแบบผิดปกติ (Irregular Variation : I)

หมายถึงการเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดจากปัจจัย หรือสาเหตุที่ไม่สามารถคาดคะเนล่วงหน้าได้ เช่น การเกิดน้ำท่วม การนัดหยุดงานของแรงงาน หรือ สงคราม เป็นต้น และรวมไปถึงปัจจัยอื่นๆ ที่ไม่ได้เกี่ยวเนื่องมาจาก แนวโน้ม การแปรผันตาม ฤดูกาลและการแปรผันตามวัฏจักร

2.2 รูปแบบของอนุกรมเวลา

กำหนดให้

y_t เป็นค่าข้อมูลของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน

$\{e_t\}$ เป็น White Noise คือค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้มีความเป็นอิสระต่อกัน

ϕ, θ เป็นค่าพารามิเตอร์ของรูปแบบ

p เป็นจำนวนของค่าข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตที่มีผลต่อข้อมูล ณ เวลา t

q เป็นจำนวนของค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตที่มีผลต่อข้อมูล ณ เวลา t

$f(.)$ เป็นฟังก์ชันที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Function)

รูปแบบอนุกรมเวลาที่ใช้ในการพยากรณ์นั้นจะสามารถแบ่งได้ 2 ลักษณะ คือ รูปแบบที่เป็น เชิงเส้น (Linear Model) เช่น รูปแบบ AR, MA, ARMA และรูปแบบที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Model) เช่น รูปแบบ NAR, NMA, NARMA

2.2.1 รูปแบบ AR(p) และ รูปแบบ NAR(p)

เป็นรูปแบบอนุกรมเวลาที่กำหนดว่า ค่าของข้อมูล ณ เวลา t ขึ้นอยู่กับค่าของข้อมูลก่อนหน้านั้นจำนวน p ค่า

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาเป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ AR(p) แสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi y_{t-i} + \{e_t\} \quad (2.1)$$

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาไม่เป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ NAR(p) สามารถแสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) + \{e_t\} \quad (2.2)$$

2.2.2 รูปแบบ MA(q) และ รูปแบบ NMA(q)

เป็นรูปแบบอนุกรมเวลาที่กำหนดว่า ค่าของข้อมูล ณ เวลา t ขึ้นอยู่กับค่าของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ข้อมูลก่อนหน้านั้นจำนวน q ค่า

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาเป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ MA(q) แสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = \sum_{i=1}^q \theta e_{t-i} + \{e_t\} \quad (2.3)$$

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาไม่เป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ NMA(q) สามารถแสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = f(e_{t-1}, \dots, e_{t-q}) + \{e_t\} \quad (2.4)$$

2.2.3 รูปแบบ ARMA(p,q) และ รูปแบบ NARMA(p,q)

เป็นรูปแบบที่รวมเอาส่วนที่เป็น AR และ MA เข้าด้วยกัน คือ ค่าของข้อมูล ณ เวลา t ขึ้นอยู่กับค่าของข้อมูลในอดีต p ค่า ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตจำนวน q ค่า

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาเป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ ARMA(p,q) สามารถแสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = \sum_{i=1}^p \phi y_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta e_{t-i} + \{e_t\} \quad (2.5)$$

ถ้ารูปแบบอนุกรมเวลาไม่เป็นแบบเชิงเส้นหรือรูปแบบ NARMA(p,q) สามารถแสดงเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}) + \{e_t\} \quad (2.6)$$

2.3 การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
วัตถุประสงค์หลักในการพยากรณ์ คือการได้มาซึ่งข้อมูลที่ถูกต้องและแม่นยำซึ่งความถูกต้อง
ไม่ว่ากรณีใดๆทางสนธิสัญญาห้ามมิให้คัดลอกและต้องอ้างอิงถึงเอกสารทุกครั้งที่มา
ของการพยากรณ์นั้นสามารถวัดได้จากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ในทางสถิติสามารถ

คำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ได้หลายวิธี แต่ค่าทางสถิติที่นิยมนำมาใช้งานกันก่อนข้างแพร่หลาย [1] มีดังนี้

2.3.1 MSE (Mean Square Error)

เป็นค่าเฉลี่ยของกำลังสองของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

$$MSE = \left(\sum_{i=1}^n e_i^2 \right) / n \quad (2.7)$$

2.3.2 RMSE (Root Mean Square Error)

เป็นรากที่สองของค่า MSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (2.8)$$

2.3.3 MAE (Mean Absolute Error)

เป็นค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์ของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

$$MAE = \left(\sum_{i=1}^n |e_i| \right) / n \quad (2.9)$$

2.3.4 MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

เป็นเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์เปรียบเทียบกับค่าจริง

$$MAPE = \left(\sum_{i=1}^n |e_i / y_i| \right) / n \quad (2.10)$$

เนื่องจากค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์มีหลายค่า ในทางปฏิบัติจะพิจารณาค่าที่ใช้วัดความถูกต้องหลาย ๆ ค่าร่วมกัน

2.4 การตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

รูปแบบอนุกรมเวลาที่ประมาณค่าพารามิเตอร์แล้ว จะต้องผ่านการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบอนุกรมเวลาที่จะใช้อธิบายข้อมูลอนุกรมเวลาที่กำลังพิจารณา หลักการที่ใช้ทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ เช่น

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์ห้ามการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4.1 การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต (Autocorrelation Testing)

การทดสอบโดยใช้ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ (Correlation functions) [2] เป็นการพิจารณาว่าอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันหรือไม่ คือเป็นการตรวจสอบข้อจำกัดของรูปแบบที่ได้กำหนดไว้ว่า $\{e_t\}$ จะต้องมีการแจกแจงที่เป็นอิสระต่อกัน ซึ่งหากพบว่า $\{e_t\}$ มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันจริงแล้วจะสรุปว่ารูปแบบที่กำหนดขึ้นนั้นมีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่พิจารณาอยู่ สามารถทดสอบได้ด้วยการตั้งสมมติฐานที่ว่า

$$H_0 : \rho_k(e_t) = 0$$

$$H_1 : \rho_k(e_t) \neq 0$$

สำหรับ $k=1,2,\dots$

จะปฏิเสธ H_0 ที่ระดับความเชื่อมั่น (Confidence Intervals) 95% หรือที่ระดับนัยสำคัญ .05 เมื่อ $|r_k(e_t)| \geq 1.96 / \sqrt{n}$ เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ โดยที่ r_k เป็นค่าประมาณของ ρ_k ซึ่งคำนวณได้จาก

$$r_k = \sum_{t=1}^k (e_t * e_{N-k+t}) \quad (2.11)$$

เมื่อ $k=1,2,3,\dots,N$

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.4.2 การทดสอบไค-สแควร์

ค่าไค-สแควร์ สามารถคำนวณได้จาก [2]

$$\zeta = N\mu^T (\Gamma^T \Gamma)^{-1} \mu \quad (2.12)$$

เมื่อ

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \Omega_t \varepsilon_t / \sigma_\varepsilon \quad (2.13)$$

σ_ε เป็นค่าความแปรปรวนของค่าความคลาดเคลื่อน ε_t

ค่าสถิติ ζ เป็นค่าทางสถิติของการแจกแจงแบบไค-สแควร์โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s

$$\Gamma^T \Gamma = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^i \Omega_t \Omega_t^T \quad (2.14)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานภายในเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านใด ๆ และจะผิดกฎหมายหากมีการนำเอกสารนี้ไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\Omega(t) = [\omega_t \ \omega_{t-1} \ \dots \ \omega_{t-s+1}]^T \quad (2.15)$$

เมื่อ $\omega(t)$ เป็นฟังก์ชันที่เลือกมาจากค่าอินพุท เอาท์พุท หรือค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์
 ถ้าค่าของ ζ อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95 %

$$\zeta < X_s^2(\alpha) \quad (2.16)$$

แสดงว่ารูปแบบที่กำหนดมีความเหมาะสม โดยที่ $X_s^2(\alpha)$ เป็นค่าวิกฤต (Critical Value) ของการ
 แจกแจงแบบไค-สแควร์ โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

โครงข่ายประสาทเทียม

แนวคิดในการนำโครงข่ายประสาทเทียมหรือนิวรอลเน็ตเวิร์ค (Neural Network) มาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา เนื่องจากอนุกรมเวลานั้นส่วนใหญ่จะมีการเคลื่อนไหวของข้อมูลเป็นแบบไม่เชิงเส้น จึงทำให้การพยากรณ์ข้อมูลด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาต่าง ๆ ที่เป็นเชิงเส้นอาจจะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูง จึงได้นำโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งมีการจดจำและเรียนรู้รูปแบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้ มาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

3.1 โครงข่ายประสาทเทียม

คอมพิวเตอร์มีความสามารถในการนำมาใช้แก้ปัญหาหลายอย่าง ทั้งยังให้ผลลัพธ์ที่มีความน่าเชื่อถือ, ถูกต้องและรวดเร็วกว่ามนุษย์ แต่ปัญหานั้นๆ ต้องสามารถออกแบบกระบวนการที่ชัดเจนได้ เช่น การแก้ปัญหาสมการอนุพันธ์ ซึ่งงานดังกล่าวเป็นงานที่จะต้องมีการประมวลผลที่ซ้ำซ้อน มีขั้นตอนที่ชัดเจน บางกระบวนการที่มีความซับซ้อนและคลุมเครือสูงจนไม่สามารถกำหนดเป็นขั้นตอนที่ชัดเจนได้แล้ว มนุษย์สามารถทำได้ดีกว่าคอมพิวเตอร์ เช่น การจดจำใบหน้าคนจากรูปถ่าย การจดจำเสียงพูดของบุคคล เนื่องจากสมองมนุษย์ประกอบด้วยเซลล์ประสาทจำนวนมาก เซลล์ที่มีความสามารถในการประมวลผลพร้อมๆ กันได้ และการที่มนุษย์สามารถจดจำสิ่งต่างๆ ได้ก็เกิดจากการที่สมองมีการเรียนรู้ในสิ่งนั้นๆ มาก่อน มิเช่นนั้นแล้วสมองจะไม่สามารถจดจำอะไรได้เลย

ดังนั้นจึงมีการเลียนแบบโครงสร้างของสมองมนุษย์ทางชีวภาพ เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนและคลุมเครือได้เช่นเดียวกับสมองมนุษย์ ซึ่งแบบจำลองนี้เรียกว่า นิวรอลเน็ตเวิร์ค หรือ โครงข่ายประสาทเทียม

3.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม จะประกอบด้วยหน่วยประมวลผลที่เรียกว่า นิวรอน (Neuron) จัดเรียงกันเป็นระดับชั้น ดังนี้

1. ระดับชั้นอินพุท (Input Layer) จะรับข้อมูลมาจากภายนอกโดยไม่ได้ดำเนินการใด ๆ เลยกับข้อมูลที่เข้ามา เพียงแต่ทำหน้าที่ส่งต่อให้ยังระดับชั้นถัดไป

2. ระดับชั้นกลาง หรือ ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ชั้นนี้จะไม่ติดต่อกับภายนอกโดยตรง แต่จะรับข้อมูลจากชั้นอินพุทเพื่อมาประมวลผล และส่งต่อไปยังชั้นถัดไป ซึ่งในทางปฏิบัติชั้นซ่อนนี้สามารถมีได้หลาย ๆ ชั้น

3. ระดับชั้นเอาต์พุต (Output Layer) จะส่งคืนผลลัพธ์ให้กับภายนอก หลังจากที่โครงข่ายประมวลผลเสร็จเรียบร้อยแล้ว

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งตามประเภทของโครงสร้าง ได้ 2 ชนิด คือ

3.2.1 โครงข่ายแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feedforward Networks)

โครงข่ายแบบฟีดฟอร์เวิร์ด จะมีการส่งสัญญาณข้อมูลไปในทิศทางเดียวกัน และการเชื่อมต่อของนิวรอนนั้นเป็นแบบเชื่อมต่อถึงกันหมด (Fully Connected) จากชั้นหนึ่งไปยังชั้นถัดไป แต่จะไม่มี การเชื่อมต่อภายในชั้นเดียวกัน นั่นคือ ทุก ๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งข้อมูลไปยังทุก ๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรก และทุก ๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งข้อมูลไปยังชั้นถัดไป จนในที่สุด ทุก ๆ นิวรอนในชั้นซ่อนสุดท้ายจะส่งข้อมูลไปยังชั้นเอาต์พุต ตัวอย่างของโครงข่ายลักษณะนี้เช่น มัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (Multilayer Perceptron : MLP) หรือเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function : RBF)

3.2.2 โครงข่ายแบบรีเคอร์เรนท์ (Recurrent Networks)

ในโครงข่ายแบบรีเคอร์เรนท์ จะมีการส่งสัญญาณข้อมูลไป 2 ทิศทาง คือ เคลื่อนที่ไปข้างหน้า และย้อนกลับ โดยที่เอาต์พุตของบางนิวรอนจะเคลื่อนที่ย้อนกลับไปยังตัวมันเองหรือย้อนกลับไปยังชั้นก่อนหน้า ตัวอย่างของโครงข่ายลักษณะนี้เช่น โครงข่ายฮอปฟิลด์ (Hopfield Network) หรือโครงข่ายจอร์แดน (Jordan Network)

3.3 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

อัลกอริทึมในการเรียนรู้ คือ อัลกอริทึมที่ใช้ในการปรับสอนโครงข่าย ให้สามารถเรียนรู้ที่จะปรับค่าน้ำหนักหรือพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่าย เพื่อให้ได้เอาต์พุตที่เท่ากับหรือใกล้เคียงกับเอาต์พุตที่ต้องการมากที่สุด อัลกอริทึมในการเรียนรู้สามารถแบ่งได้เป็น 2 ประเภทดังนี้

3.3.1 การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning)

การเรียนรู้แบบนี้ต้องมีการกำหนดเอาต์พุตเป้าหมายให้กับโครงข่าย ชุดข้อมูลที่จะใช้สอนโครงข่ายจะประกอบด้วย ข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุตเป้าหมาย ข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายนั้นจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่จะทำให้ได้เอาต์พุตของโครงข่ายมีค่าใกล้เคียงหรือเท่ากับเอาต์พุตเป้าหมายมากที่สุด ตัวอย่างการเรียนรู้แบบมีผู้สอนเช่น Backpropagation (BPN), Least Mean Squares (LMS) หรือ Orthogonal Least Squares (OLS) เป็นต้น

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.2 การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้แบบไม่ต้องการเอาท์พุทเป้าหมายในการสอนโครงข่าย ซึ่งมีเพียงชุดข้อมูลอินพุทเท่านั้นที่จะถูกป้อนเข้าสู่โครงข่ายเพื่อทำการจัดกลุ่มข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันอยู่ในกลุ่มเดียวกัน ตัวอย่างการเรียนรู้แบบนี้เป็นเช่น Counterpropagation (CPN) หรือ Self-Organizing Maps (SOM) เป็นต้น

3.4 โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งที่นิยมใช้กันมากในงานด้านการประมาณค่าหรือการพยากรณ์ข้อมูล โครงสร้างของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันเป็นแบบลักษณะของพีคฟอว์เวิร์ดเน็ตเวิร์คที่มีจำนวน 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุท ชั้นซ่อน และชั้นเอาท์พุท ซึ่งชั้นซ่อนจะมีเพียง 1 ชั้นเท่านั้น เอาท์พุทของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังนี้

$$f_r(x) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{n_r} \lambda_i \phi(\|x - c_i\|) \quad (3.1)$$

เมื่อ $f_r(\cdot)$

คือ เอาท์พุทของโครงข่าย

x

คือ อินพุทเวกเตอร์ และ $x = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]^T$

p

คือ ไดเมนชัน (Dimension) ของอินพุทเวกเตอร์

$\phi(\cdot)$

คือ เบซิสฟังก์ชัน (Basis Function) จาก R^+ ไปยัง R

$\|\cdot\|$

คือ Euclidean Norm

n_r

คือ จำนวนเซ็นเตอร์

$c_i \in R^n, 1 \leq i \leq n_r$ คือ เซ็นเตอร์ของโครงข่าย

$\lambda_i, 1 \leq i \leq n_r$ คือ ค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอนที่ i ในชั้นซ่อน กับ นิวรอนของเอาท์พุท

เบซิสฟังก์ชัน $\phi(\cdot)$ มีให้เลือกได้หลายรูปแบบ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมของการนำไปใช้งาน เช่น

1. The Gaussian function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการวิจัยเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าการฉ้อโกงทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\phi(v) = \exp\left(-\frac{v^2}{\beta^2}\right) \quad (3.2)$$

2. The Thin-Plate-Spline Function

$$\phi(v) = v^2 \log v \tag{3.3}$$

3. The Multiquadric Function

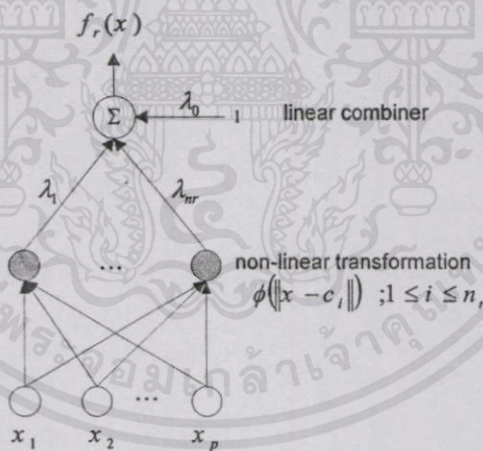
$$\phi(v) = \left(\frac{v^2}{\beta^2}\right)^{\frac{1}{2}} \tag{3.4}$$

4. The Inverse Multiquadric Function

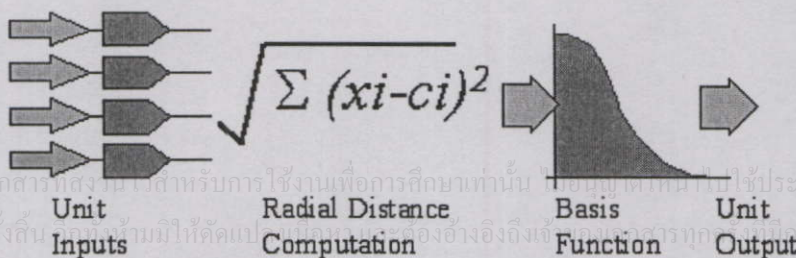
$$\phi(v) = \left(\frac{v^2}{\beta^2}\right)^{-\frac{1}{2}} \tag{3.5}$$

โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชันสามารถเขียนในลักษณะของโครงสร้างทางสถาปัตยกรรมดังรูปที่ 3.1 ซึ่งแสดงลักษณะ โครงข่ายที่มีข้อมูลอินพุตหลายค่า และข้อมูลเอาต์พุตเพียงค่าเดียว

ข้อมูลเอาต์พุตของชั้นซ่อน จะได้จากเบซิสฟังก์ชันของระยะห่าง (Radial Distance) ระหว่างข้อมูลอินพุตและเซ็นเตอร์ แสดงดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.1 โครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน



รูปที่ 3.2 ลักษณะการทำงานในชั้นซ่อนของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน

3.5 อัลกอริทึมในการเรียนรู้แบบ OLS (Orthogonal Least Squares)

อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของโครงข่าย RBF มีด้วยกันหลาย ๆ อัลกอริทึม ในที่นี้จะกล่าวถึง เฉพาะอัลกอริทึมที่ใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ คือ อัลกอริทึมแบบ OLS

อัลกอริทึมแบบ OLS มีพื้นฐานมาจากรูปแบบรีเกรซันเชิงเส้น (Linear Regression Model) ปรับปรุงสมการ 3.1 ให้อยู่ในรูปแบบของรีเกรซันเชิงเส้น ได้ดังนี้

$$d(t) = \sum p_i(t)\theta_i + \varepsilon(t) \quad (3.6)$$

เมื่อ $d(t)$ คือค่าเอาท์พุทที่ต้องการ หรือตัวแปรตาม
 θ_i คือพารามิเตอร์
 $p_i(t)$ คือ รีเกรซเซอร์ (Regressor)
 $\varepsilon(t)$ คือ ค่าความผิดพลาด ที่ไม่มีความสัมพันธ์กับรีเกรซเซอร์

จากสมการ (3.6) สามารถเปลี่ยนเป็นรูปของเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$d = P\theta + E \quad (3.7)$$

เมื่อ

$$d = [d(1) \dots d(N)]^T$$

$$P = [p_1 \dots p_M]$$

$$p_i = [p_i(1) \dots p_i(N)]^T$$

$$\theta = [\theta_1 \dots \theta_M]$$

$$E = [\varepsilon(1) \dots \varepsilon(N)]^T$$

โดยที่ M คือ จำนวนเซ็นเตอร์
 N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกหัดโครงข่าย

วิธีการของ OLS จะเปลี่ยนรูปเมตริกซ์ P ให้เป็นเซตของ Orthogonal Basis Vector ดังนี้

$$P = WA \quad (3.8)$$

เมื่อ P คือ อินพุทเวกเตอร์
 A คือ เมตริกซ์ขนาด $M \times M$ ที่ค่าเส้นทแยงมุมเป็น 1 และค่าในสามเหลี่ยมล่างเป็น 0
 W คือ เมตริกซ์ขนาด $N \times M$ เป็น Orthogonal Column w_i
 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ดังนั้นสมการ 3.7 สามารถเปลี่ยนรูปได้ดังนี้

$$d = Wg + E \quad (3.9)$$

เมื่อ $g_i = (w_i^T d) / (w_i^T w_i)$ (3.10)

$$A\theta = g \quad (3.11)$$

โดยที่ θ คือ ค่าน้ำหนัก

ขั้นตอนของการเรียนรู้แบบ OLS แสดงดังต่อไปนี้

1) ขั้นตอนแรก $k = 1$

สำหรับ $i = 1$ ถึง M จำนวน

$$w_1^{(i)} = p_i$$

$$g_1^{(i)} = ((w_1^{(i)})^T d) / ((w_1^{(i)})^T w_1^{(i)})$$

$$[err]_1^{(i)} = (g_1^{(i)})^2 (w_1^{(i)})^T w_1^{(i)} / (d^T d)$$

หาค่า

$$[err]_1^{(1)} = \max\{[err]_1^{(i)}, 1 \leq i \leq M\}$$

เลือก

$$w_1 = w_1^{(1)} = p_{i_1}$$

2) ขั้นตอนที่ k เมื่อ $k \geq 2$

สำหรับ $i = 1$ ถึง M ($i \neq i_1, \dots, i \neq i_{k-1}$) จำนวน

$$\lambda_{jk}^{(i)} = w_j^T p_i / (w_j^T w_j) \quad \text{for } 1 \leq j < k$$

$$w_k^{(i)} = p_i - \sum_{j=1}^{k-1} \lambda_{jk}^{(i)} w_j$$

$$g_k^{(i)} = ((w_k^{(i)})^T d) / ((w_k^{(i)})^T w_k^{(i)})$$

$$[err]_k^{(i)} = (g_k^{(i)})^2 (w_k^{(i)})^T w_k^{(i)} / (d^T d)$$

เอกสารค่า เอกสารที่ส่งงานไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$[err]_k^{(1)} = \max\{[err]_k^{(i)}, 1 \leq i \leq M\}$$

เลือก

$$w_k = w_k^{(ik)} = p_{ik} - \sum_{j=1}^{k-1} \lambda_{jk}^{(i)} w_j$$

where $\lambda_{jk} = \lambda_{jk}^{ik}, 1 \leq j < k$

3) การเรียนรู้จะสิ้นสุดลงเมื่อขั้นตอนที่ M_s ,

$$1 - \sum_{j=1}^{M_s} [err]_j < \rho$$

เมื่อ ρ คือค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้

3.6 รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

จากแนวความคิดที่ว่าพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ NARMA นั้นค่าของข้อมูล ณ เวลา t จะขึ้นอยู่กับค่าข้อมูลก่อนหน้านั้น p ค่า และค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ก่อนหน้านั้น q ค่า ดังนั้นรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR ซึ่งมีข้อมูลอินพุตเฉพาะค่าข้อมูลอินพุตก่อนหน้านั้นเพียงอย่างเดียว จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ค่อนข้างสูง งานวิจัยนี้จึงนำเสนอรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบ NARMA เพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

รูปแบบ NARMA โดยทั่วไปสามารถเขียนด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ดังนี้

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}) + \{e_t\} \quad (3.12)$$

และเมื่อกำหนดให้

$$x_t = [x_{(t-1)} \quad x_{(t-2)} \quad \dots \quad x_{(t-p)} \quad \hat{e}_{(t-1)} \quad \hat{e}_{(t-2)} \quad \dots \quad \hat{e}_{(t-p)}]^T$$

p คือ จำนวนข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนหน้า

q คือ จำนวนข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์อนุกรมเวลาก่อนหน้า

ดังนั้น จะได้

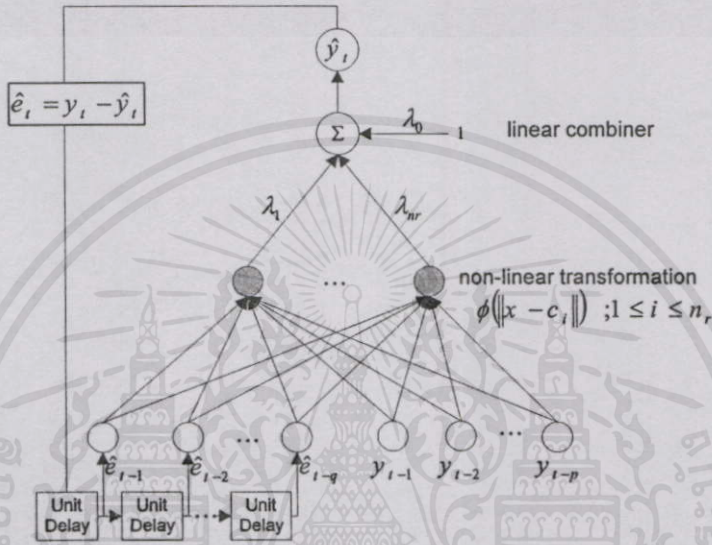
$$y_t = f(x_t) + \{e_t\} \quad (3.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับคนไข้ใช้เพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
เมื่อ $\{e_t\}$ เป็นความคลาดเคลื่อนที่ไม่สามารถกำหนดได้ และในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาจึงถือว่า $\{e_t\} = 0$
ไม่ว่ากรณีใดๆก็ตาม ผู้ออกพิมพ์ให้คิดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งสามารถเขียนในรูปแบบของเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ได้ดังนี้

$$y_t = f(x_t) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{n_r} \lambda_i \phi(\|x_t - c_i\|) \tag{3.14}$$

รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA แสดงได้ดังรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

3.6 การพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดลองจะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลส่วนแรกถูกนำไปใช้เพื่อกำหนดรูปแบบด้วยวิธีการของเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งจะถูกทำไปใช้ในการตรวจสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

ลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาในรูปแบบ NARMA แสดงดังสมการที่ 3.12

ขั้นตอนที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

- 1.) กำหนดค่าเริ่มต้นของระบบ

ค่าเริ่มต้นของระบบได้แก่ จำนวนค่าข้อมูลในอดีต (p) และจำนวนค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ในอดีต (q) ที่มีผลต่อค่าข้อมูลเอาท์พุท รวมทั้งจำนวนครั้งสูงสุดในการส่งค่าความคลาดเคลื่อนเข้าไปเป็นข้อมูลอินพุท (MaxLoop)

- 2.) พยากรณ์ข้อมูลด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR โดย

- 2.1 กำหนดข้อมูลอินพุทให้กับโครงข่าย

$$x_t = [y_{(t-1)} \quad y_{(t-2)} \quad \dots \quad y_{(t-p)}]^T \tag{3.15}$$

ซึ่งเป็นข้อมูลอินพุทของเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR

2.2 ฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ใช้การฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึมแบบ OLS ดังที่ได้กล่าวไว้แล้วในหัวข้อ 3.5 เพื่อคำนวณหาค่าเซ็นเตอร์และค่าน้ำหนักของโครงข่าย

2.3 คำนวณค่าเอาท์พุทของโครงข่ายจากสมการ 3.13

2.4 คำนวณความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ จากสมการ

$$\hat{e}_i^{(0)} = y_i - \hat{y}_i \quad (3.16)$$

2.5 ทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบเรเดียลเบซีสแบบมาตรฐาน

ในงานวิจัยนี้จะทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบโดยใช้วิธีการทดสอบฟังก์ชันสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติและการทดสอบค่าไค-สแควร์ ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

หากรูปแบบมีความเหมาะสม แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่กำลังพิจารณาอยู่นั้นเหมาะกับการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสแบบมาตรฐานนั้น ก็จะหยุดการฝึกหัดโครงข่าย

2.6 หากรูปแบบไม่มีความเหมาะสม ก็จะทำการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA ต่อไปในขั้นตอนที่ 3

3.) พยากรณ์ข้อมูลด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA โดย

3.1 กำหนดค่า $k = 1$

3.2 กำหนดข้อมูลอินพุทใหม่ให้กับโครงข่ายในรูปแบบของ NARMA

ในการทำงานรอบที่ k นั้น ค่าอินพุทของโครงข่ายจะประกอบด้วยค่าข้อมูลในอดีตและค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในรอบที่ $k - 1$

$$x_i = [y_{(i-1)} \quad y_{(i-2)} \quad \dots \quad y_{(i-p)} \quad \hat{e}_{(i-1)}^{(k-1)} \quad \hat{e}_{(i-2)}^{(k-1)} \quad \dots \quad \hat{e}_{(i-p)}^{(k-1)}]^T \quad (3.17)$$

ซึ่งเป็นข้อมูลอินพุทของเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA

3.3 ฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมกับข้อมูล

3.4 คำนวณค่าเอาท์พุทของโครงข่ายจากสมการ 3.13

3.5 คำนวณความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ จากสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านอื่นใด
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

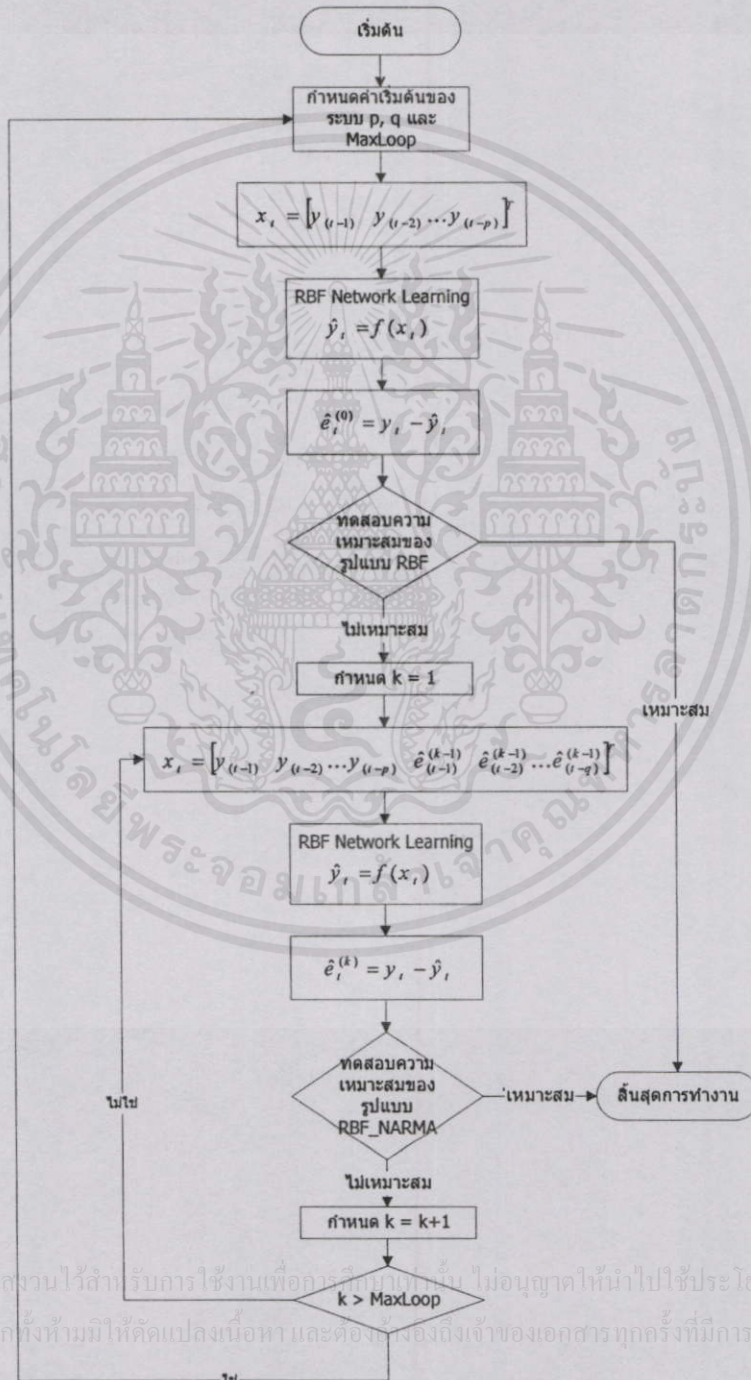
3.6 ทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA

3.7 กำหนด $k = k + 1$ และทำซ้ำตั้งแต่ข้อ 3.2 จนกระทั่งได้รูปแบบที่เหมาะสม

หากรูปแบบมีความเหมาะสม แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่กำลังพิจารณาอยู่นั้น
เหมาะกับการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสแบบ NARMA ที่ลำดับ (p,q)

แต่หากทำซ้ำจนครบจำนวนครั้งสูงสุดที่ตั้งไว้ แต่รูปแบบยังไม่มีที่เหมาะสม
เพียงพอ ก็ต้องกลับไปทำขั้นตอนที่ 1 ใหม่ นั่นคือการกำหนดค่าเริ่มต้นของระบบใหม่เพื่อทำการ
ฝึกหัดโครงข่ายอีกครั้ง

ซึ่งขั้นตอนดังกล่าวทั้งหมดสามารถแสดงขั้นตอนการทำงาน ได้ดังรูปที่ 3.4



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับบริการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องแจ้งถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 3.4 ขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

บทที่ 4

ผลการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา

การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในงานวิจัยนี้ จะใช้โปรแกรม MATLAB ในการจำลองข้อมูลที่ใช้ในการทดลอง และจำลองการทำงานของโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะประกอบด้วยข้อมูล 3 ลักษณะที่แตกต่างกัน คือ

1. ข้อมูลที่ได้จากการจำลองอนุกรมเวลาดูด้วยรูปแบบของ ARMA
2. ข้อมูลที่ได้จากการจำลองอนุกรมเวลาดูด้วยรูปแบบของ NARMA
3. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง

3.1 ข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์กระเปาะแห้ง ซึ่งเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมงตั้งแต่เวลา 13.00 – 17.00 ในช่วงเวลาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539

3.2 ข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากไฮดรอมิเตอร์กระเปาะเปียก ซึ่งเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมงตั้งแต่เวลา 13.00 – 17.00 ในช่วงเวลาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539

4. ข้อมูลที่ได้จากการจำลองในลักษณะของฟังก์ชันทั่วไป

นอกจากนี้ยังมีการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันกับการพยากรณ์ด้วยรูปแบบอื่น ๆ ด้วย ได้แก่ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา, การใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คแบบ MLP, รูปแบบฟัซซี NAR (Fuzzy NAR Model) และรูปแบบฟัซซี NARMA (Fuzzy NARMA) โดยที่

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา คือการพยากรณ์โดยใช้วิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และการคำนวณส่วนประกอบของอนุกรมเวลาต่าง ๆ

MLP คือการพยากรณ์โดยใช้นิวรอลเน็ตเวิร์คที่มีโครงสร้างแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน และใช้อัลกอริทึมในการฝึกหัดโครงข่ายแบบแบ็กพรอพาเกชัน (Backpropagation)

Fuzzy NAR [3] คือการพยากรณ์โดยใช้ ฟัซซีแบบฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน (Fuzzy Basis Function) และการฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares) โดยข้อมูลอินพุตจะมีเฉพาะค่าข้อมูลในอดีตเท่านั้น

Fuzzy NARMA [3] คือการพยากรณ์โดยใช้ ฟัซซีแบบฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน และการฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยข้อมูลอินพุตนั้นนอกจากจะมีค่าของข้อมูลในอดีตแล้ว ยังจะรวมถึงค่าของความคลาดเคลื่อนในอดีตด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองขึ้นด้วยรูปแบบของ ARMA

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดลองนี้ จะจำลองด้วยสมการอนุกรมเวลา ดังนี้

$$y(t) = 0.5y(t-1) + 0.4y(t-2) + 0.7e(t-1) + e(t) \quad (4.1)$$

ในการทดลองจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ข้อมูลจำนวน 600 ชุดจะใช้สำหรับการฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และ ส่วนที่ 2 ข้อมูลจำนวน 400 ชุดจะใช้สำหรับการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA ที่ใช้ในการทดลองจะกำหนดด้วย เบซีสฟังก์ชันแบบ Thin Plate Spine Function

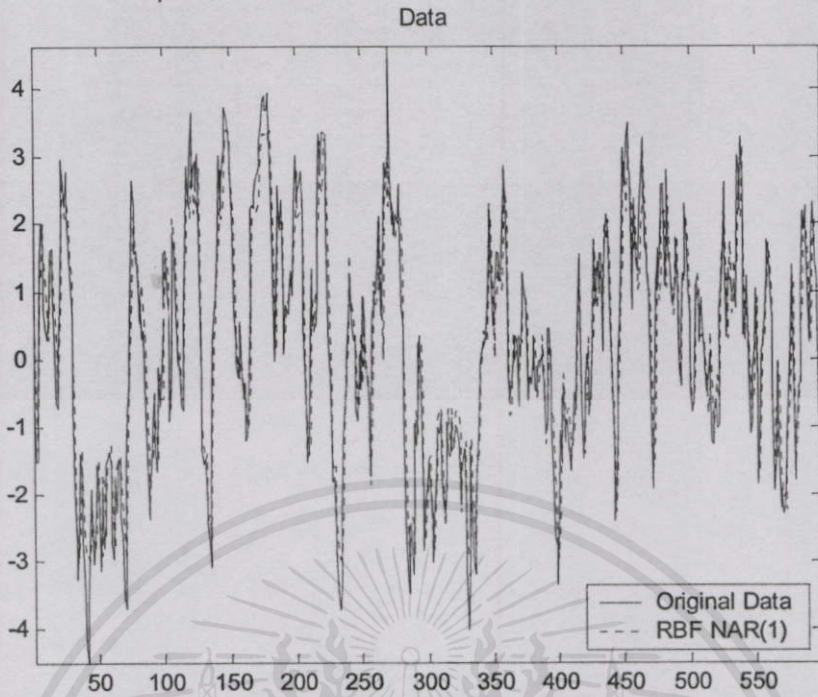
4.1.1 ผลการทดลอง

จากการทดลองนี้ สามารถแสดงค่าสถิติเปรียบเทียบระหว่างผลการพยากรณ์ที่ได้จากรูปแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 4.1

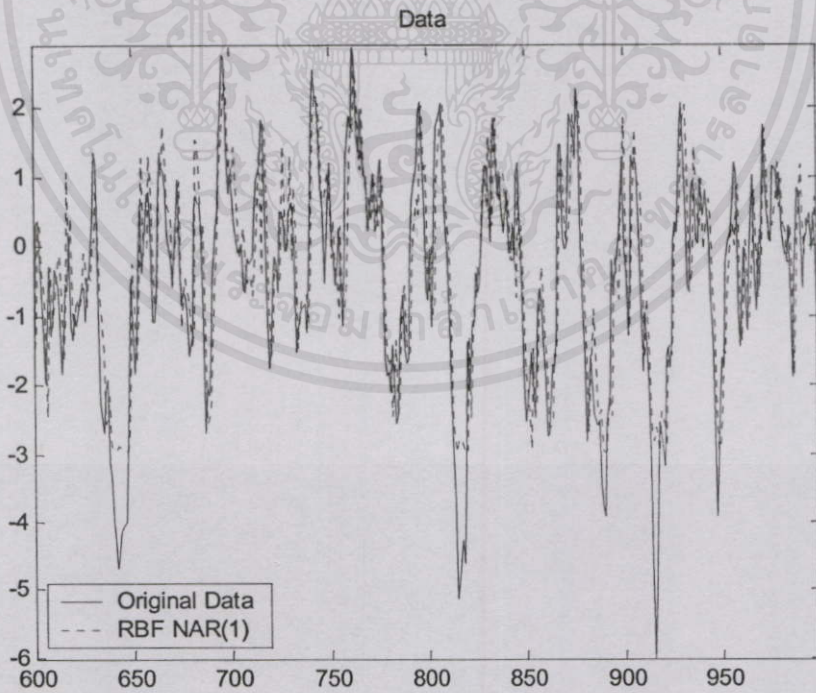
รูปที่ 4.1 ถึงรูปที่ 4.10 แสดงผลการฝึกหัด โครงข่าย (Training Set) และผลการพยากรณ์ (Testing Set) ที่ได้จากการใช้รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA

ตารางที่ 4.1 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

Model	Center	Training Set			Testing Set		
		MSE	RMSE	STD	MSE	RMSE	STD
<i>Simulation Data</i>	-	0.43638	0.66059	0.66084	0.46392	0.68112	0.68030
Fuzzy NAR(1)	-	0.55190	0.74290	0.74350	0.57275	0.75680	0.75520
Fuzzy NARMA(1,1)	-	0.46023	0.67840	0.67900	0.49745	0.70530	0.70130
Fuzzy NAR(2)	-	0.47211	0.68710	0.68770	0.57638	0.75920	0.75000
Fuzzy NARMA(2,1)	-	0.43560	0.66000	0.66050	0.66162	0.81340	0.81450
RBF NAR(1)	65	0.43858	0.66225	0.66280	0.72570	0.85188	0.84483
RBF NARMA(1,1)	29	0.43715	0.66117	0.66173	0.51330	0.71645	0.71277
RBF NAR(2)	20	0.46040	0.67853	0.67910	0.72413	0.85096	0.83977
RBF NARMA(2,1)	21	0.43826	0.66201	0.66077	0.57284	0.75686	0.75006

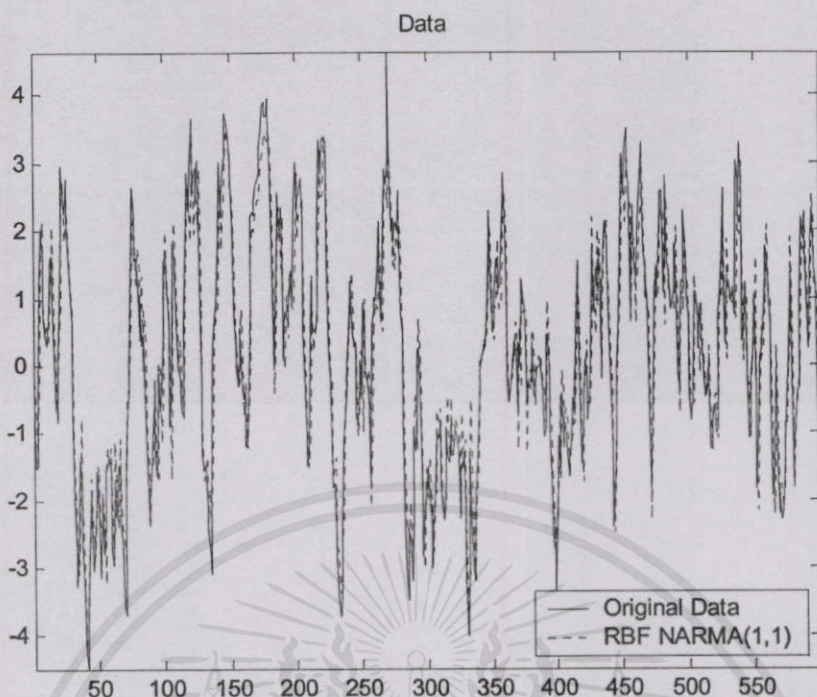


รูปที่ 4.1 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

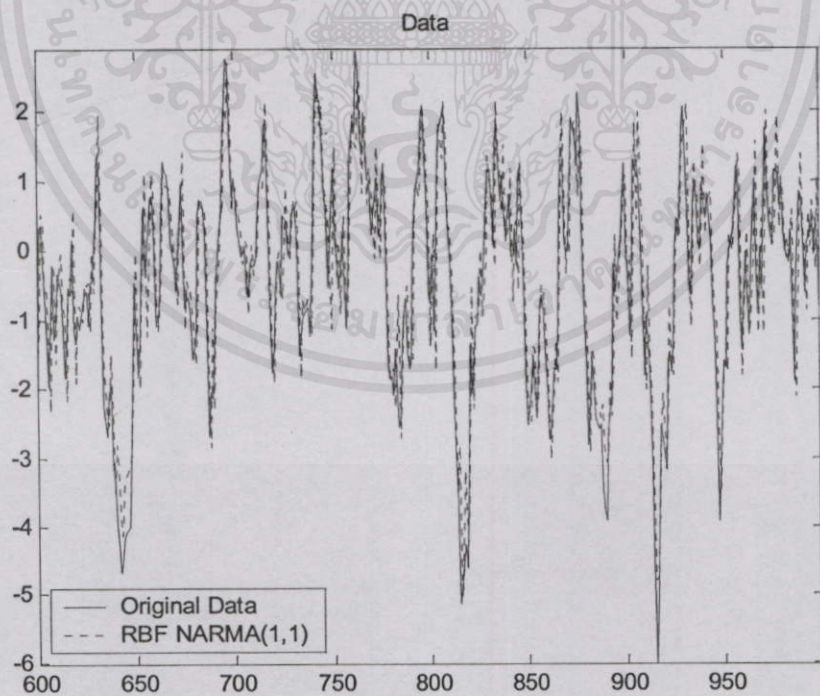


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.2 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

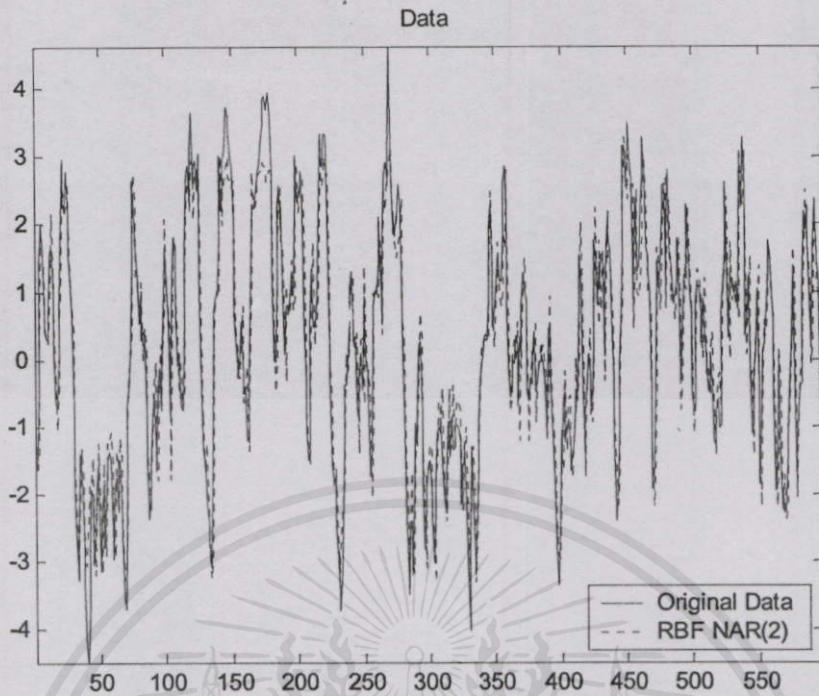


รูปที่ 4.3 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

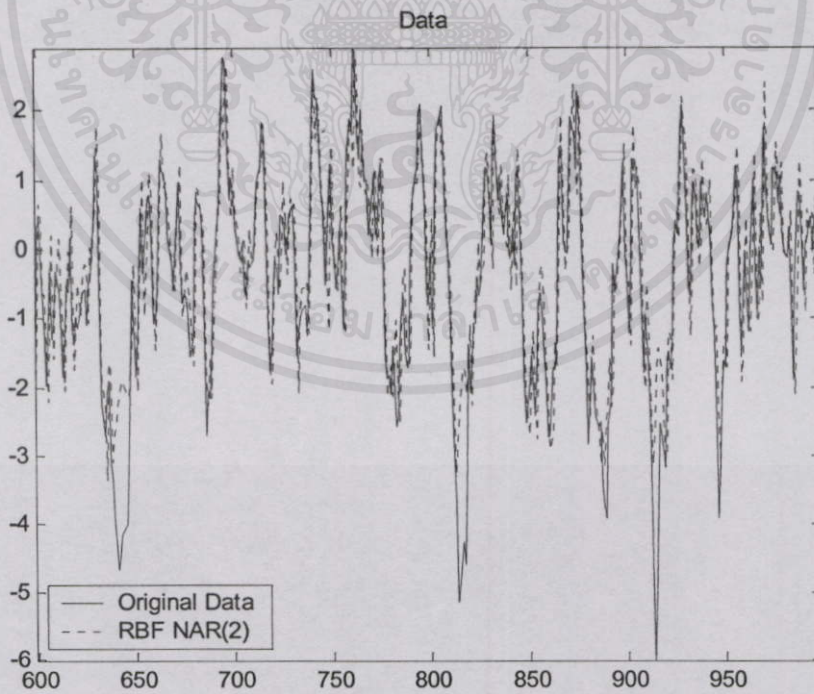


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.4 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

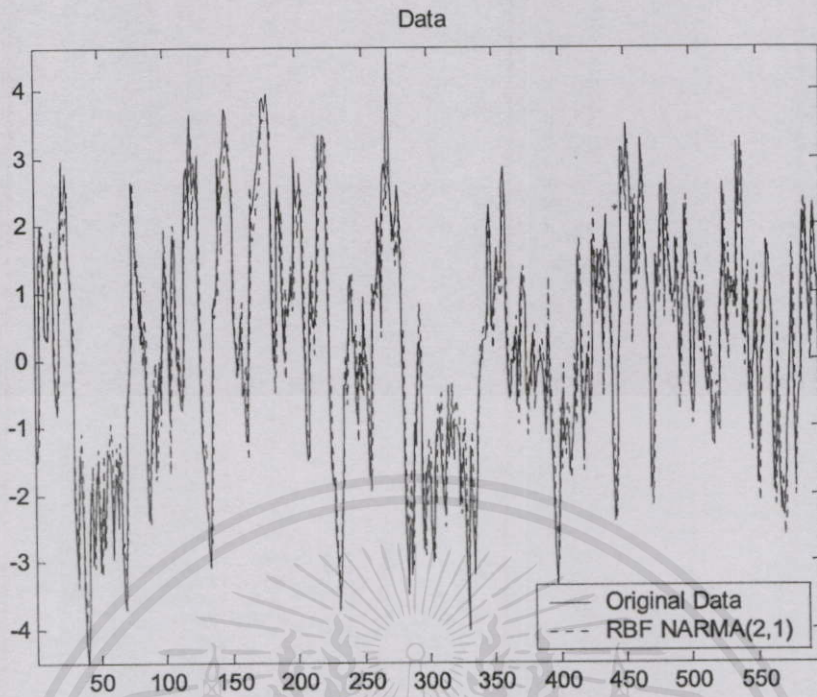


รูปที่ 4.5 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

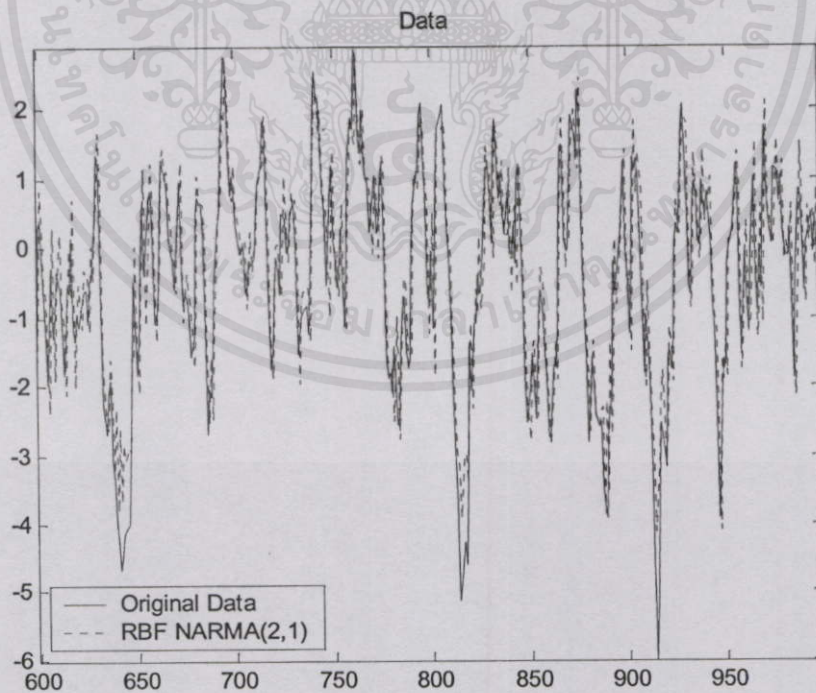


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.6 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

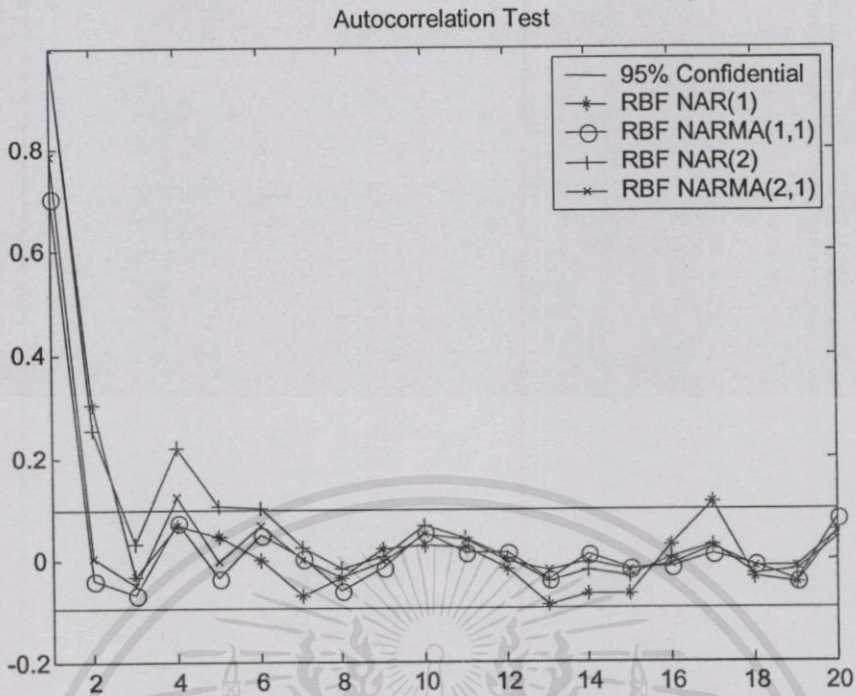


รูปที่ 4.7 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

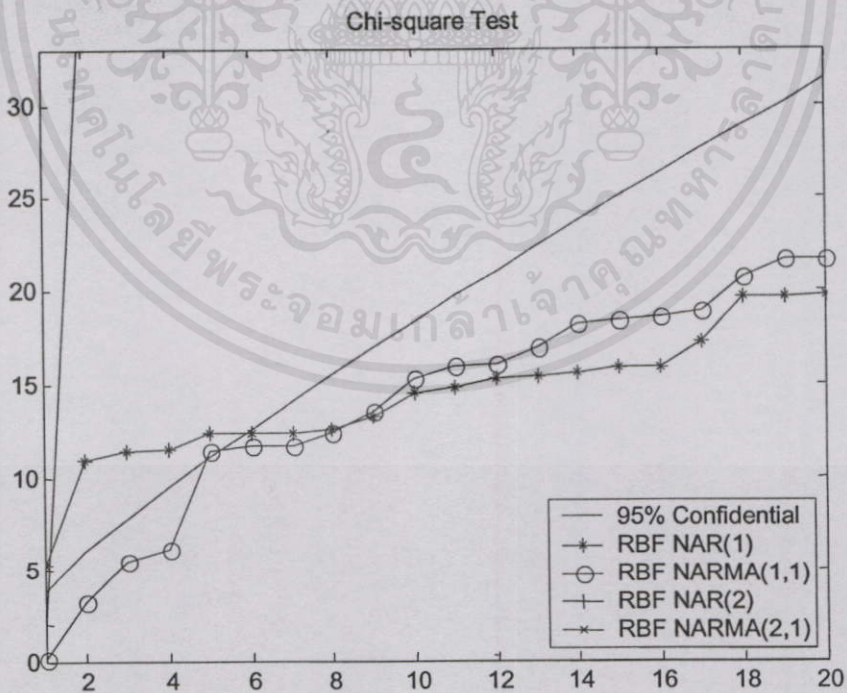


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.8 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA



รูปที่ 4.9 การเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR และ รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.10 การเปรียบเทียบค่าไค-สแควร์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ ARMA

4.1.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการเลือกรูปแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลนั้น จะพิจารณาจากค่าความสถิติต่างๆ ที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดที่นำมาทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.1 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ที่เป็น NAR นั้นจะมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA และในการทดสอบสหสัมพันธ์แบบอโตและการทดสอบค่าไค-สแควร์เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นจะเห็นได้ว่ารูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) จะมีค่าสหสัมพันธ์แบบอโตและค่าไค-สแควร์อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ส่วนรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชันอื่นๆ จะมีค่าที่อยู่นอกเหนือช่วงความเชื่อมั่น 95%

นั่นคือการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NARMA นั้นจะมีความเหมาะสมและให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NAR และเมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA และรูปแบบพีชชี NARMA จะเห็นว่าผลการพยากรณ์ใกล้เคียงกันมาก

4.2 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่จำลองขึ้นด้วยรูปแบบของ NARMA

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดลองนี้ จะจำลองด้วยสมการอนุกรมเวลา ดังนี้

$$y(t) = 1.2y(t-1) \exp\left(\frac{-y^2(t-1)}{6}\right) + 0.9e(t-1) \sin(e(t-1)/3) + e(t) \quad (4.2)$$

ในการทดลองจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ข้อมูลจำนวน 500 ชุดจะใช้สำหรับการฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และ ส่วนที่ 2 ข้อมูลจำนวน 300 ชุดจะใช้สำหรับการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA ที่ใช้ในการทดลองจะกำหนดด้วย เบซีสฟังก์ชันแบบ Thin Plate Spine Function

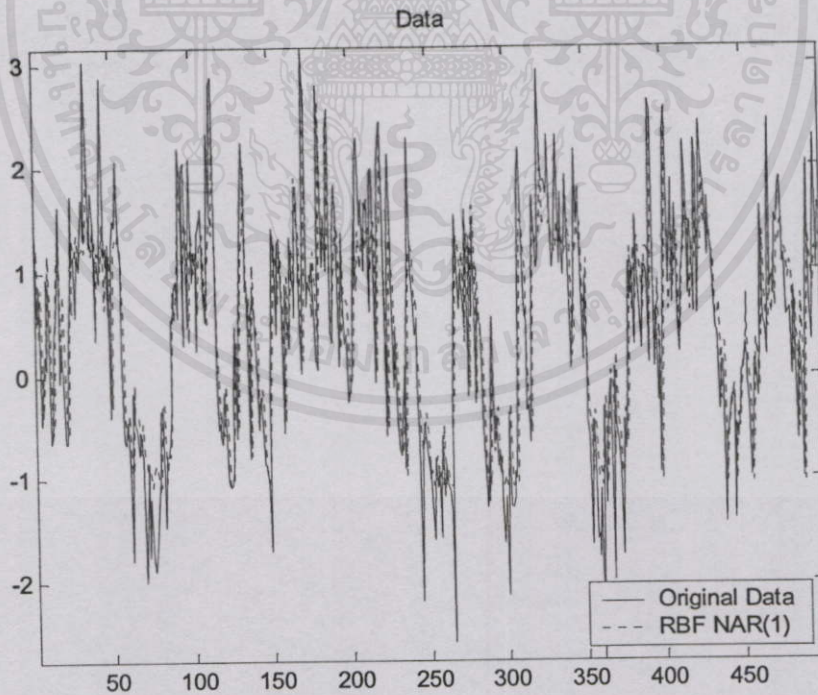
4.2.1 ผลการทดลอง

จากการทดลองนี้ สามารถแสดงค่าสถิติเปรียบเทียบระหว่างผลการพยากรณ์ที่ได้จากรูปแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 4.2

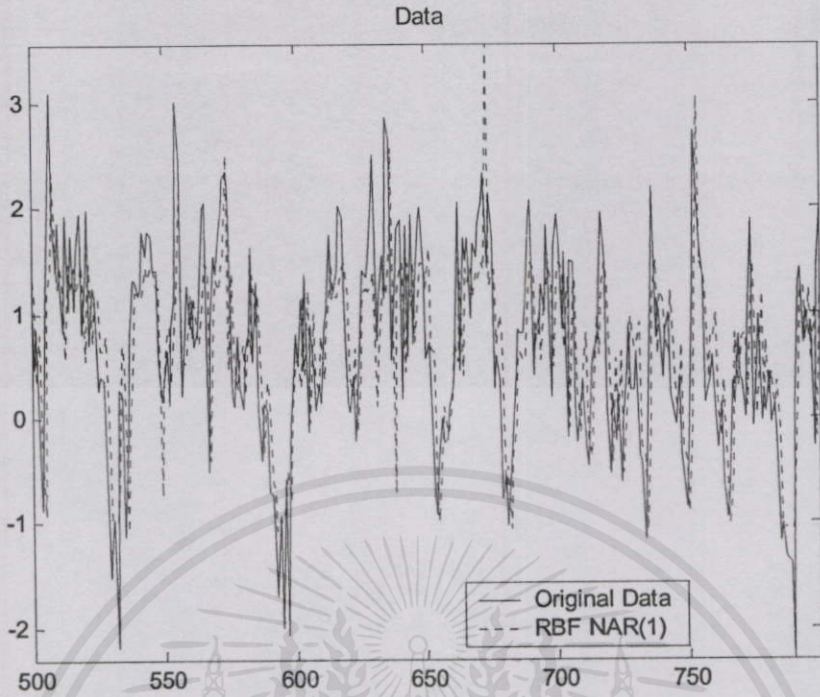
รูปที่ 4.11 ถึงรูปที่ 4.20 แสดงผลการฝึกหัดโครงข่าย (Training Set) และผลการพยากรณ์ (Testing Set) ที่ได้จากการใช้รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA

ตารางที่ 4.2 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

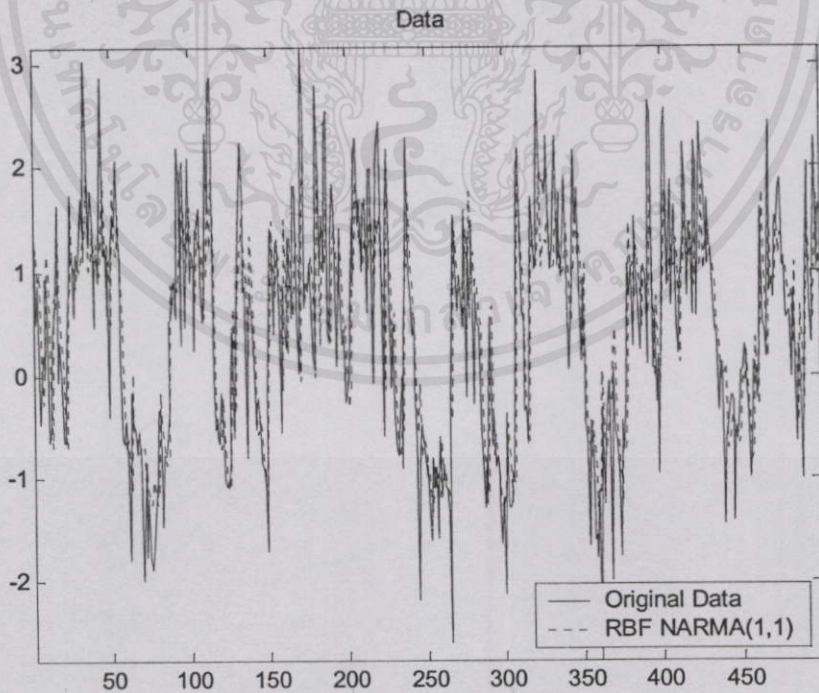
Model	Center	Training Set			Testing Set		
		MSE	RMSE	STD	MSE	RMSE	STD
<i>Simulation Data</i>	-	<i>0.44545</i>	<i>0.66742</i>	<i>0.66720</i>	<i>0.44381</i>	<i>0.66619</i>	<i>0.66685</i>
Fuzzy NAR(1)	-	0.51538	0.71790	0.71860	0.50980	0.71400	0.71470
Fuzzy NARMA(1,1)	-	0.43957	0.66300	0.66370	0.45091	0.67150	0.67280
RBF NAR(1)	32	0.44909	0.67014	0.67081	0.58341	0.76381	0.76486
RBF NARMA(1,1)	10	0.44937	0.67035	0.67103	0.44772	0.66912	0.67019
RBF NAR(2)	11	0.45099	0.67156	0.67223	0.47779	0.69122	0.69208
RBF NARMA(2,1)	10	0.44983	0.67069	0.67137	0.46137	0.67924	0.68018



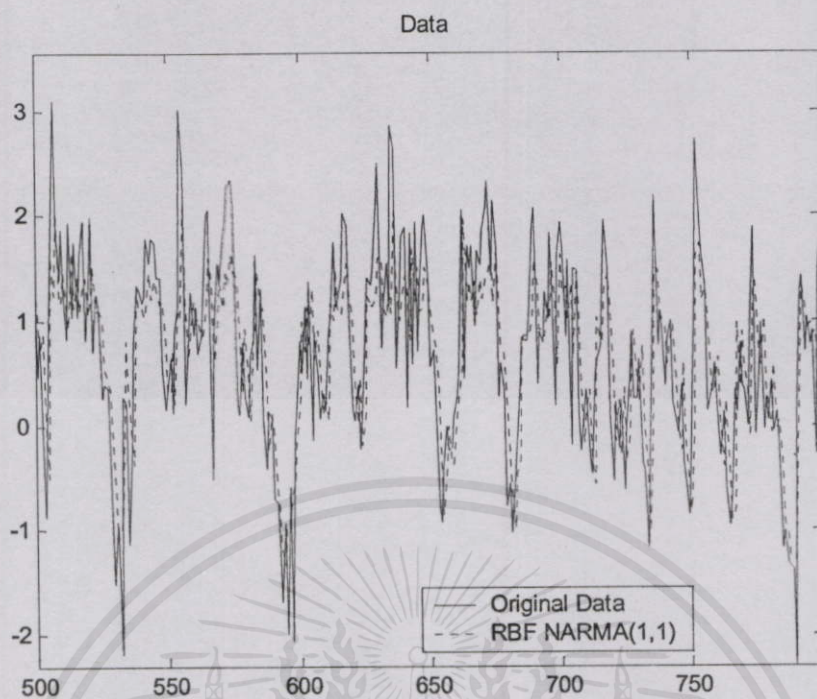
รูปที่ 4.11 ผลการฝึกหัด โครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA



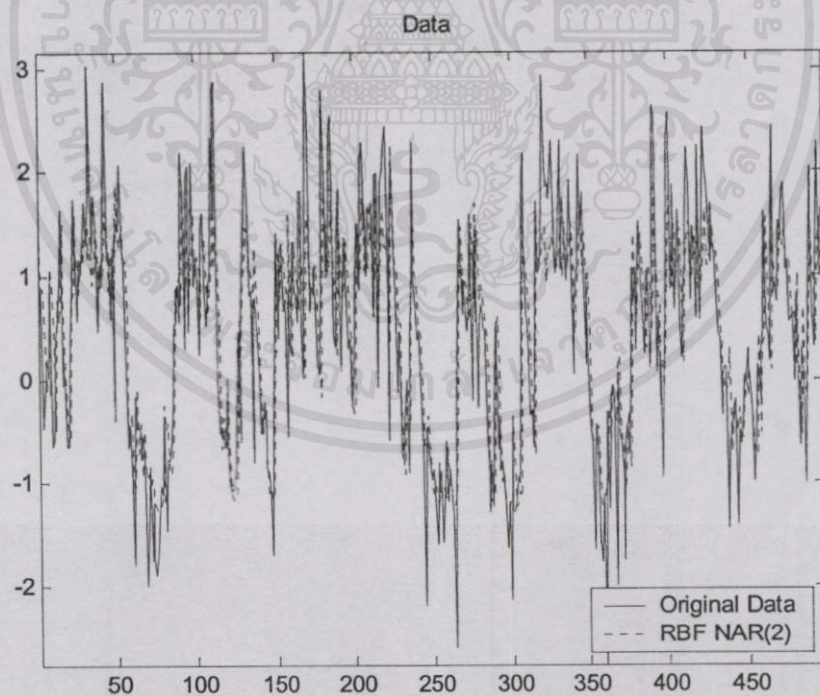
รูปที่ 4.12 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA



รูปที่ 4.13 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

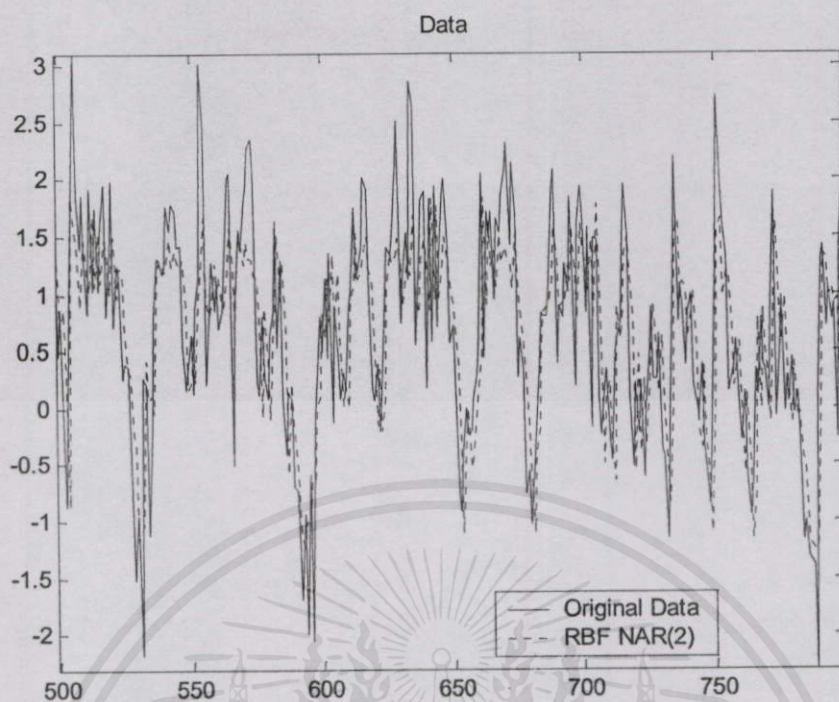


รูปที่ 4.14 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

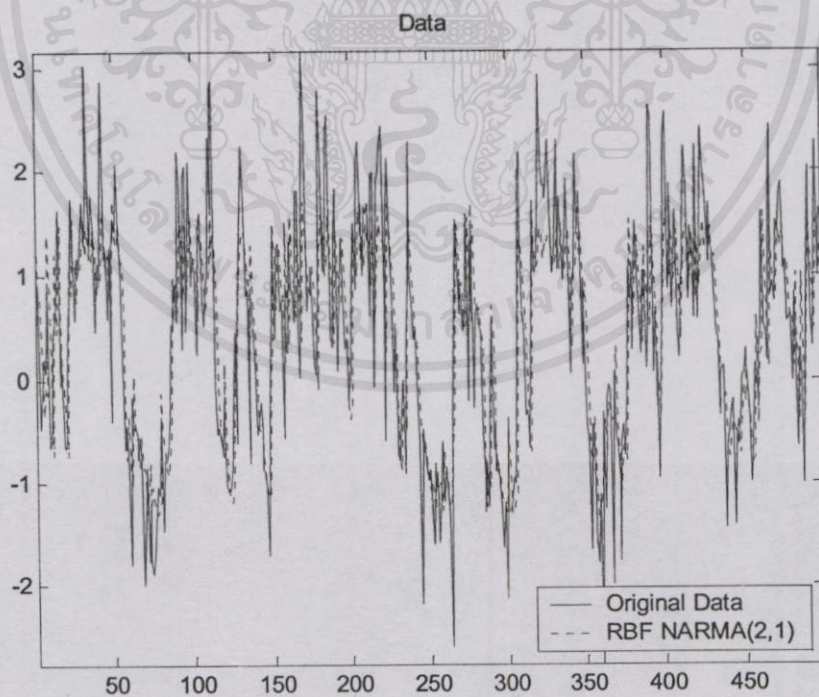


รูปที่ 4.15 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

ปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

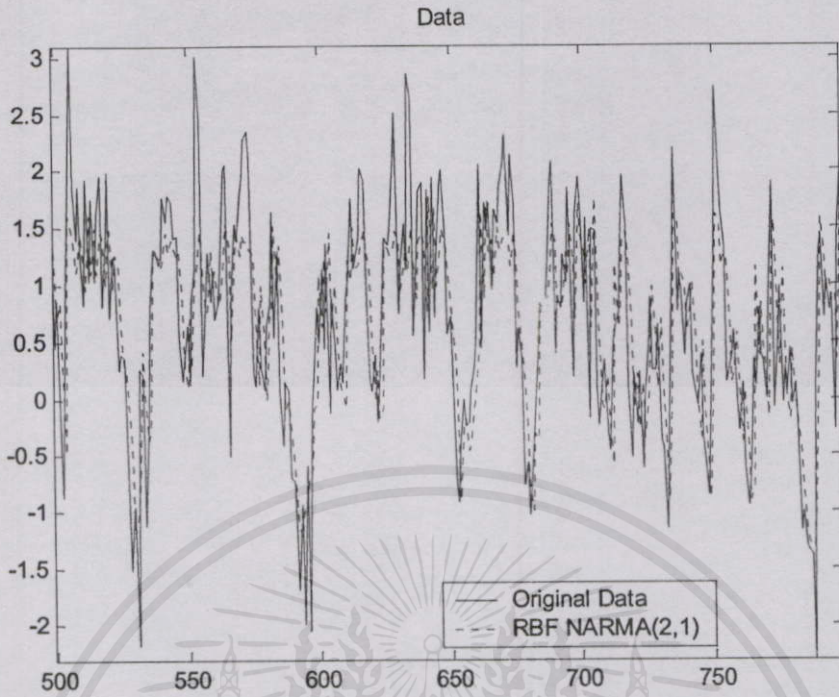


รูปที่ 4.16 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

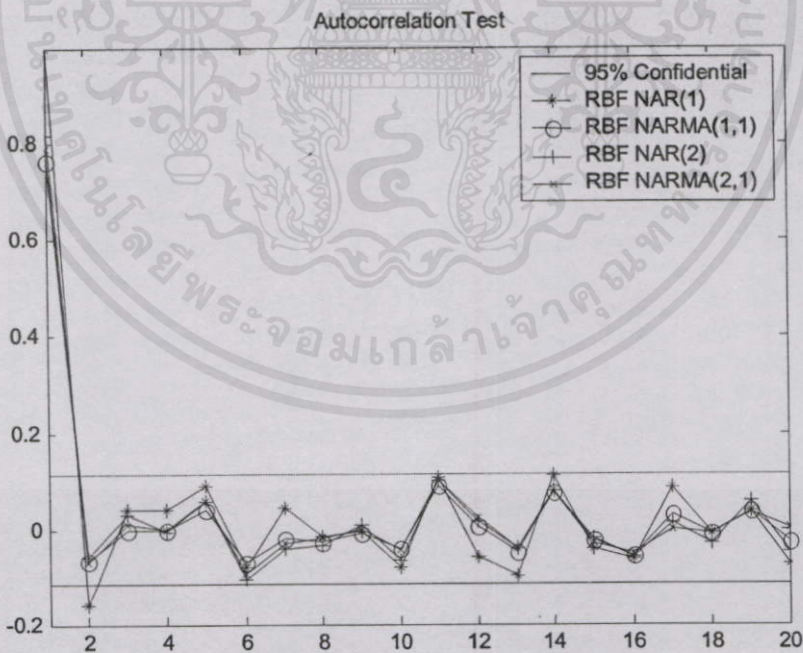


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

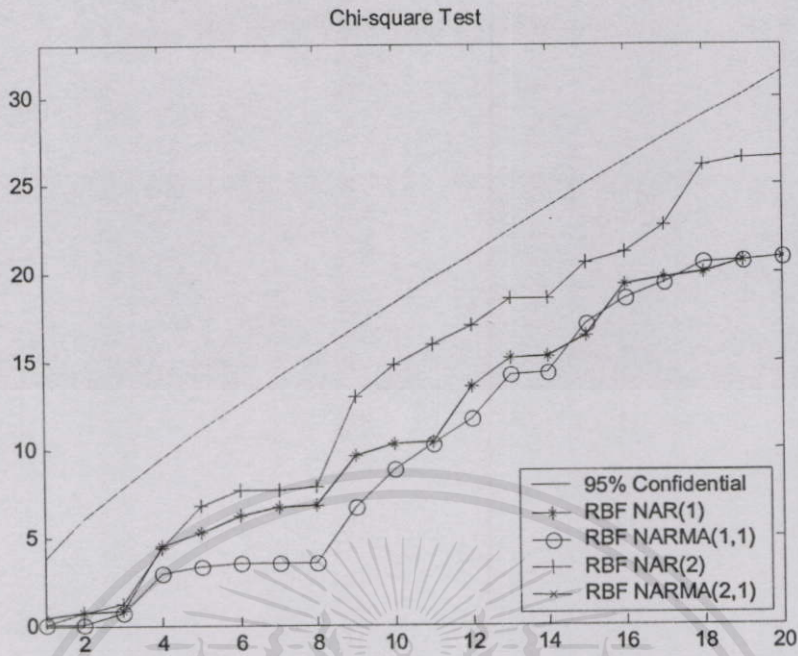
รูปที่ 4.17 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA



รูปที่ 4.18 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA



รูปที่ 4.19 การเปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA



รูปที่ 4.20 การเปรียบเทียบค่าไค-สแควร์ของค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA ของข้อมูลที่จำลองด้วยรูปแบบ NARMA

4.2.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการเลือกรูปแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลนั้น จะพิจารณาจากค่าความสถิติต่างๆ ที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดที่นำมาทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ที่เป็น NAR นั้นจะมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA และในการทดสอบสหสัมพันธ์แบบอโตะและการทดสอบค่าไค-สแควร์เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นจะเห็นได้ว่าทุกรูปแบบจะมีค่าสหสัมพันธ์แบบอโตะและค่าไค-สแควร์อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ทั้งหมด แต่เมื่อเปรียบเทียบค่าสถิติที่ได้จากการทดลองแล้ว รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด

นั่นคือการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NARMA นั้นจะมีความเหมาะสมและให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NAR และเมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA และรูปแบบพีชชี NARMA จะเห็นว่าผล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า การพาณิชย์ ใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3 ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริงนั้น จะใช้ข้อมูลอุณหภูมิซึ่งเป็นข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยาบางนา ในช่วงเวลาดังแต่ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539 โดยมีข้อมูล 2 ประเภท คือ อุณหภูมิที่วัดจากไฮโกรมิเตอร์กระเปาะแห้งและไฮโกรมิเตอร์กระเปาะเปียก ลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมง ซึ่งก่อนหน้านี้นี้ได้มีผู้ศึกษาการพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิโดยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (MLP) โดยที่

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา [4]: ใช้วิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และการคำนวณส่วนประกอบของอนุกรมเวลาต่าง ๆ โดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิปี พ.ศ. 2534 ถึงปี พ.ศ. 2538 มาทำการศึกษาและวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์อุณหภูมิในปี พ.ศ. 2539 และนำผลพยากรณ์ที่ได้มาทำการเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP (Multilayer Perceptron) [4]: โครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้มีลักษณะโครงสร้างเป็นแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (MLP) และอัลกอริทึมที่นำมาใช้ในการฝึกหัดเป็นแบบแบ็คพรอพาคชัน (Backpropagation) โดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิปี พ.ศ. 2534 ถึงปี พ.ศ. 2538 มาทำการปรับสอนและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ในการพยากรณ์อุณหภูมิไฮโกรมิเตอร์กระเปาะแห้งจะใช้ข้อมูลอินพุต 31 นิวรอน, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 186 นิวรอน และ เอาท์พุท 1 นิวรอน และในการพยากรณ์อุณหภูมิไฮโกรมิเตอร์กระเปาะเปียก จะใช้ข้อมูลอินพุต 31 นิวรอน, จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน 93 นิวรอน และ เอาท์พุท 1 นิวรอน

ตัวแบบพีชชี NAR [3]: ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2536 ถึง พ.ศ. 2539 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 4 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และ $\sigma = 2$ และในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียกใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และ $\sigma = 3$ ตัวแบบพีชชี NAR

ตัวแบบพีชชี NARMA [3]: ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2536 ถึง พ.ศ. 2539 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ ซึ่งตัวแบบพีชชี NARMA ที่ได้ผ่านการทดสอบสหัสัมพันธ์แบบออโตและการทดสอบโค-สแควร์ทั้งหมด หลังจากนั้นนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 4 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อน และ $\sigma = 2$ และในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียกใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อน และ $\sigma = 3$

รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR : ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2537 ถึง พ.ศ. 2538 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ซึ่งเบซิสฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง คือ Thin Plate Spline Function และจำนวนข้อมูลอินพุทของโครงข่าย 1 นิวรอน (เป็นค่าข้อมูลในอดีต 1 ค่า) ข้อมูลเอาต์พุทของโครงข่าย 1 นิวรอน ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะได้รับการฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS

รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA : ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2537 ถึง พ.ศ. 2538 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ซึ่งเบซิสฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง คือ Thin Plate Spline Function และจำนวนข้อมูลอินพุทของโครงข่าย 2 นิวรอน (เป็นค่าข้อมูลในอดีต 1 ค่าและค่าความคลาดเคลื่อนในอดีต 1 ค่า) ข้อมูลเอาต์พุทของโครงข่าย 1 นิวรอน ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะได้รับการฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS

การพยากรณ์อุณหภูมิ ใช้ค่าที่วัดจากไฮครอมิเตอร์กระเปาะแห้ง และไฮครอมิเตอร์กระเปาะเปียกเป็นรายวัน โดยสนใจช่วงเวลาที่มีความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด และเวลาที่ใกล้เคียง นั่นคือ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ของทุกวัน ตามลำดับ

4.3.1 ผลการทดลอง

จากการทดลองนี้ สามารถแสดงค่าสถิติเปรียบเทียบระหว่างผลการพยากรณ์ที่ได้จากรูปแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 4.3 ถึงตารางที่ 4.12

รูปที่ 4.21 ถึงรูปที่ 4.60 แสดงผลการฝึกหัดโครงข่าย (Training Set) และผลการพยากรณ์ (Testing Set) ที่ได้จากการใช้รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 13.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา	-	-	-	-	7.11822	2.66800	6.50000
MLP(31)	186	-	-	-	8.46810	2.91000	7.47300
Fuzzy NAR(1)	-	2.70438	1.64450	3.85980	2.90328	1.70390	4.07380
Fuzzy NARMA(1,1)	-	2.55616	1.59880	3.72870	2.79157	1.67080	3.99670
RBF NAR(1)	15	2.55137	1.59730	3.75740	2.82374	1.68040	4.02300
RBF NARMA(1,1)	14	2.43547	1.56060	3.62250	2.76224	1.66200	3.97450

ตารางที่ 4.4 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา	-	-	-	-	7.70063	2.77500	6.75100
MLP(31)	186	-	-	-	6.58436	2.56600	6.52800
Fuzzy NAR(1)	-	2.82946	1.68210	3.91960	3.60164	1.89780	4.45180
Fuzzy NARMA(1,1)	-	2.59887	1.61210	3.72670	3.56152	1.88720	4.38200
RBF NAR(1)	50	2.42643	1.55770	3.61580	3.93348	1.98330	4.63710
RBF NARMA(1,1)	19	2.43766	1.56130	3.59270	3.52238	1.87680	4.41380

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น.

Model	Hidden Neuron	Training Set			Testing set		
		MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	7.70063	2.77500	6.69500
MLP(31)	186	-	-	-	6.47703	2.54500	6.53000
Fuzzy NAR(1)	-	2.90703	1.70500	4.00670	3.66723	1.91500	4.53780
Fuzzy NARMA(1,1)	-	2.76823	1.66380	3.91340	3.58610	1.89370	4.50270
RBF NAR(1)	30	2.60048	1.61260	3.77570	3.78808	1.94630	4.62330
RBF NARMA(1,1)	15	2.51318	1.58530	3.74250	3.67067	1.91590	4.44390

ตารางที่ 4.6 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น.

Model	Hidden Neuron	Training Set			Testing set		
		MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	7.73952	2.78200	6.88800
MLP(31)	186	-	-	-	6.46685	2.54300	6.50600
Fuzzy NAR(1)	-	3.10183	1.76120	4.16810	3.96448	1.99110	4.73390
Fuzzy NARMA(1,1)	-	3.01439	1.73620	4.09890	3.92595	1.98140	4.70690
RBF NAR(1)	27	2.75261	1.65910	3.96510	4.21440	2.05290	4.89200
RBF NARMA(1,1)	13	2.79960	1.67320	3.97330	3.98282	1.99570	4.71350

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.7 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา	-	-	-	-	6.22503	2.49500	6.34900
MLP(31)	186	-	-	-	6.33529	2.51700	6.73700
Fuzzy NAR(1)	-	2.94534	1.71620	4.21280	3.00468	1.73340	4.30100
Fuzzy NARMA(1,1)	-	2.88151	1.69750	4.15290	2.97839	1.72580	4.26890
RBF NAR(1)	26	2.57988	1.60620	3.88240	3.02795	1.74010	4.31030
RBF NARMA(1,1)	15	2.61275	1.61640	3.92630	2.95324	1.71850	4.25970

ตารางที่ 4.8 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 13.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา	-	-	-	-	3.20768	1.79100	5.31900
MLP(31)	186	-	-	-	1.44480	1.20200	3.58500
Fuzzy NAR(1)	-	1.11092	1.05400	3.18200	0.81559	0.90310	2.75400
Fuzzy NARMA(1,1)	-	1.04142	1.02050	3.04540	0.77969	0.88300	2.66120
RBF NAR(1)	62	0.90545	0.95155	2.75110	0.91763	0.95793	2.90690
RBF NARMA(1,1)	15	0.93671	0.96784	2.82470	0.78853	0.88799	2.68180

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 14.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	2.98253	1.72700	5.19700
MLP(31)	93	-	-	-	1.19028	1.09100	3.18700
Fuzzy NAR(1)	-	1.06461	1.03180	3.14310	0.84474	0.91910	2.73670
Fuzzy NARMA(1,1)	-	0.98744	0.99370	2.99810	0.79781	0.89320	2.61760
RBF NAR(1)	60	0.83344	0.91293	2.76800	0.98135	0.99063	2.96450
RBF NARMA(1,1)	15	0.82348	0.90746	2.76950	0.79096	0.88936	2.60820

ตารางที่ 4.10 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 15.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	2.78890	1.67000	5.07400
MLP(31)	93	-	-	-	1.09621	1.04700	3.07700
Fuzzy NAR(1)	-	1.12699	1.06160	3.25150	0.79442	0.89130	2.71290
Fuzzy NARMA(1,1)	-	1.04653	1.02300	3.13030	0.73120	0.85510	2.59220
RBF NAR(1)	15	0.95797	0.97876	2.94290	0.82060	0.90587	2.73770
RBF NARMA(1,1)	14	0.92835	0.96351	2.91900	0.73441	0.85698	2.60500

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

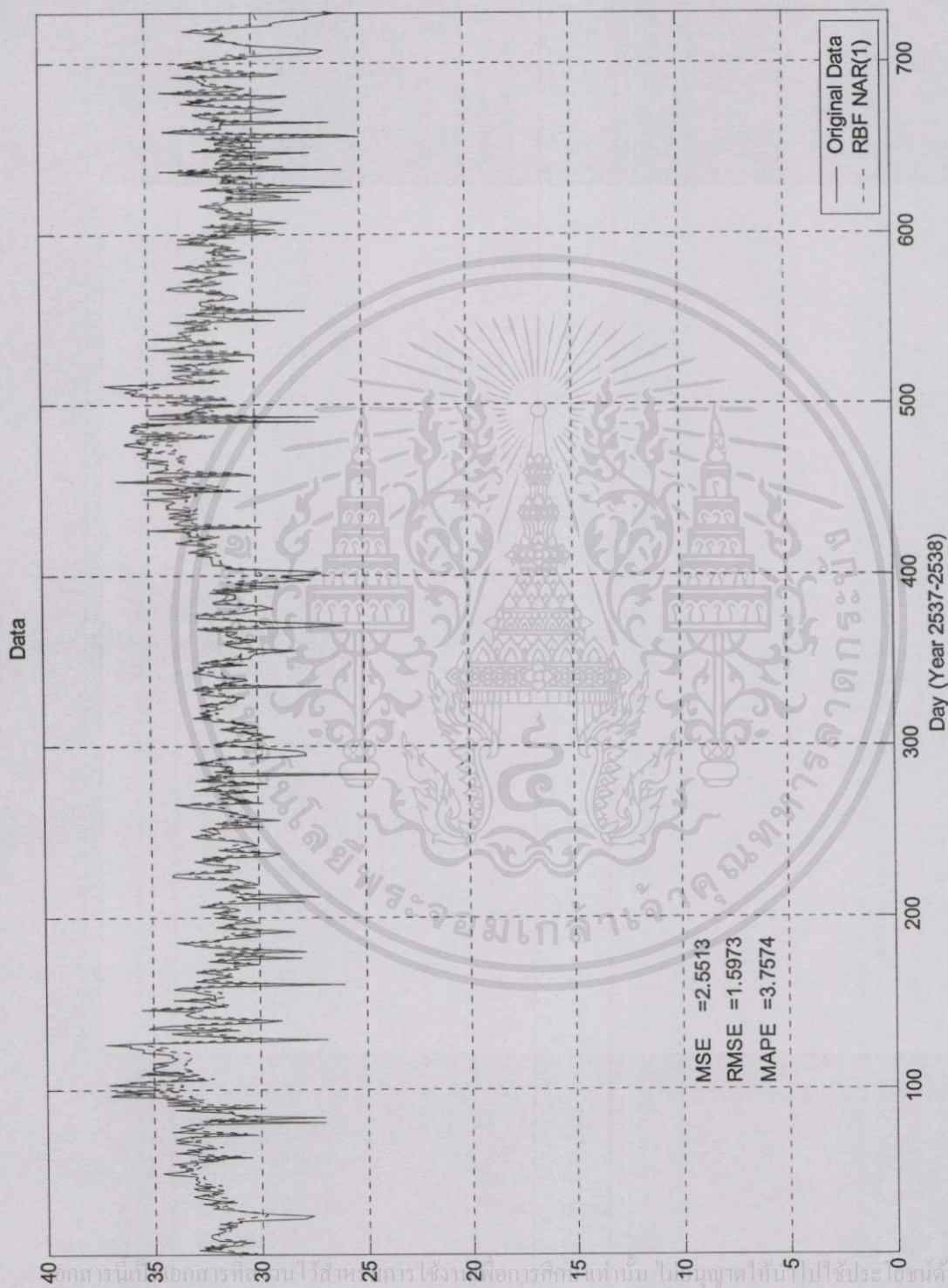
ตารางที่ 4.11 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	2.76890	1.66400	5.07900
MLP(31)	93	-	-	-	1.25440	1.12000	3.41200
Fuzzy NAR(1)	-	1.10397	1.05070	3.26930	0.97654	0.98820	2.95630
Fuzzy NARMA(1,1)	-	1.01687	1.00840	3.13020	0.87292	0.93430	2.83990
RBF NAR(1)	14	0.95312	0.97628	2.97400	0.97348	0.98665	2.95470
RBF NARMA(1,1)	15	0.90760	0.95268	2.94190	0.87447	0.93513	2.78850

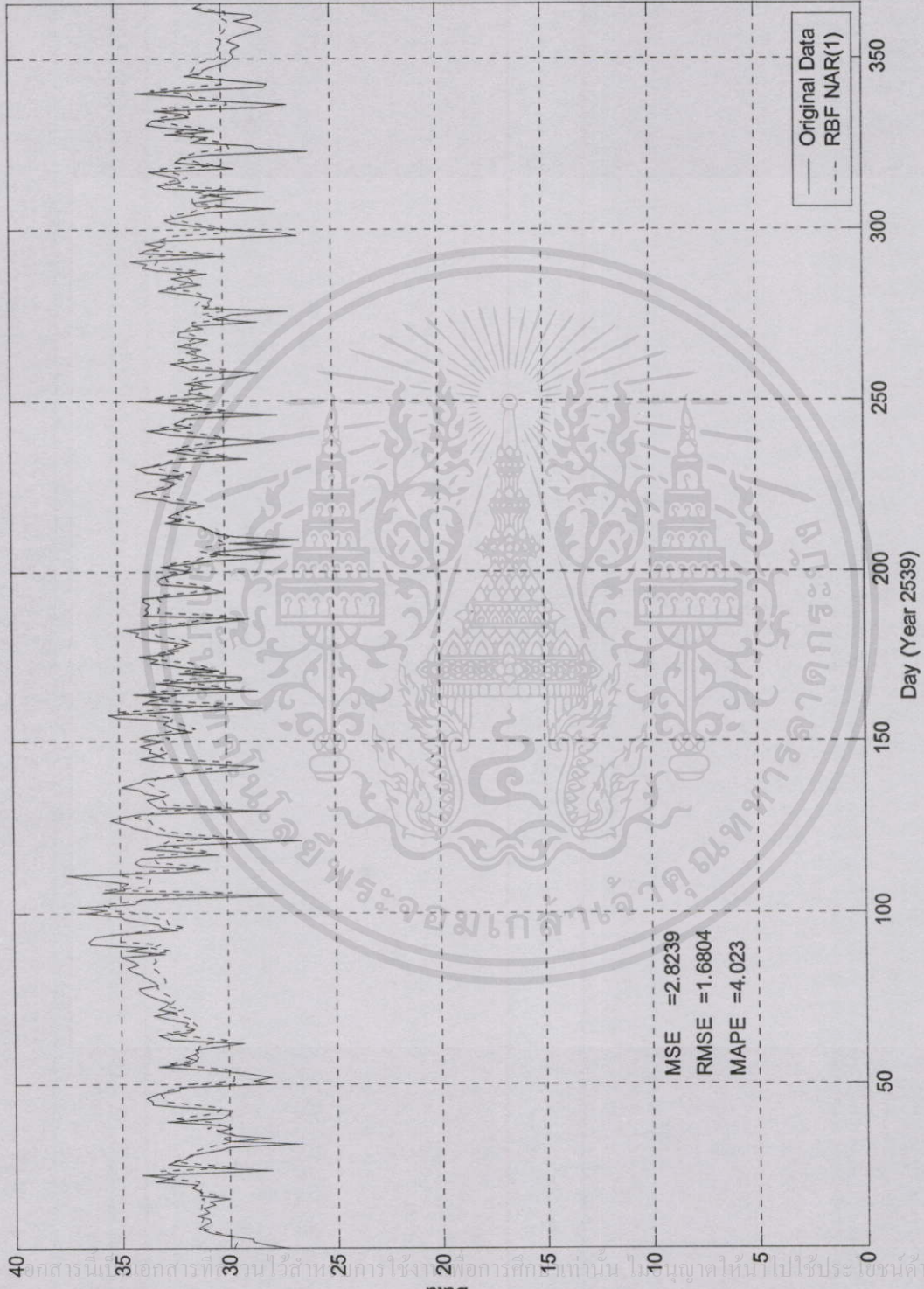
ตารางที่ 4.12 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17.00 น.

Model	Hidden	Training Set			Testing set		
	Neuron	MSE	RMSE	MAPE	MSE	RMSE	MAPE
การวิเคราะห์อนุกรมเวลา	-	-	-	-	2.76224	1.66200	5.11200
MLP(31)	93	-	-	-	1.17723	1.08500	3.42500
Fuzzy NAR(1)	-	1.07620	1.03740	3.27110	0.92698	0.96280	3.01220
Fuzzy NARMA(1,1)	-	1.00280	1.00140	3.12860	0.81396	0.90220	2.83640
RBF NAR(1)	19	0.94597	0.97261	2.98050	0.91520	0.95666	3.01410
RBF NARMA(1,1)	15	0.94527	0.97225	2.98290	0.80831	0.89906	2.85420

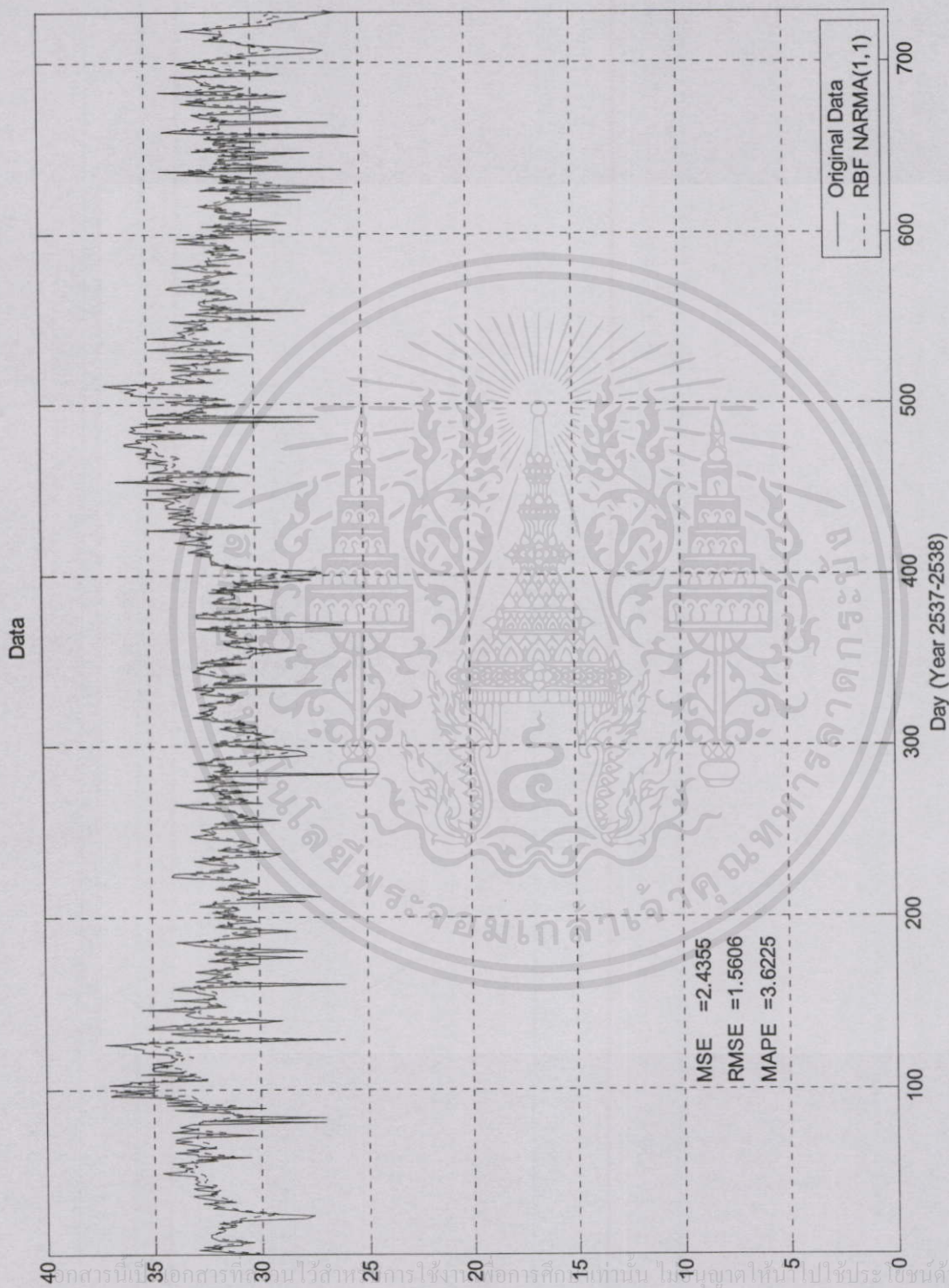
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.21 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเคิลเบตซึงกััน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.

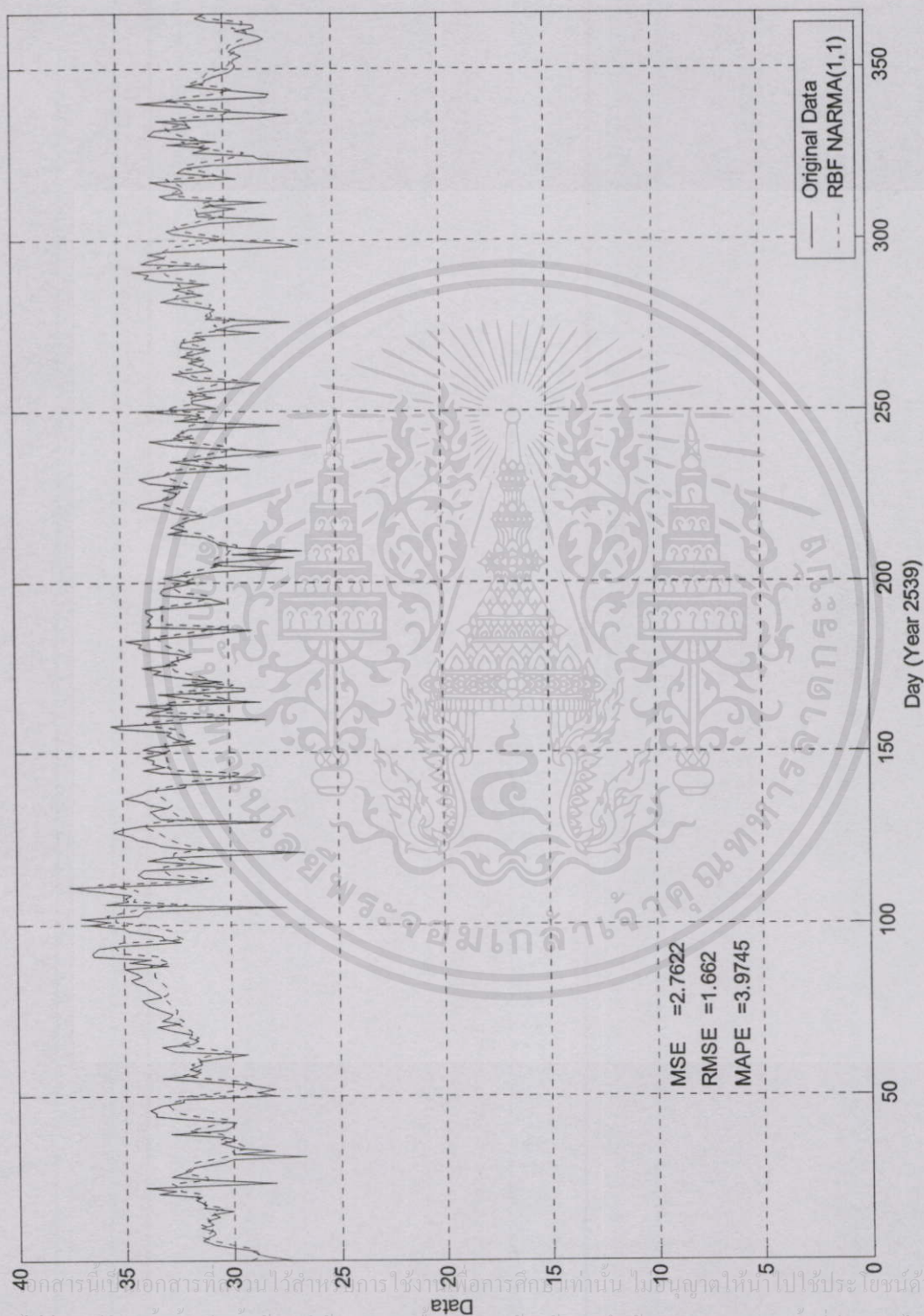


รูปที่ 4.22 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 13.00 น.

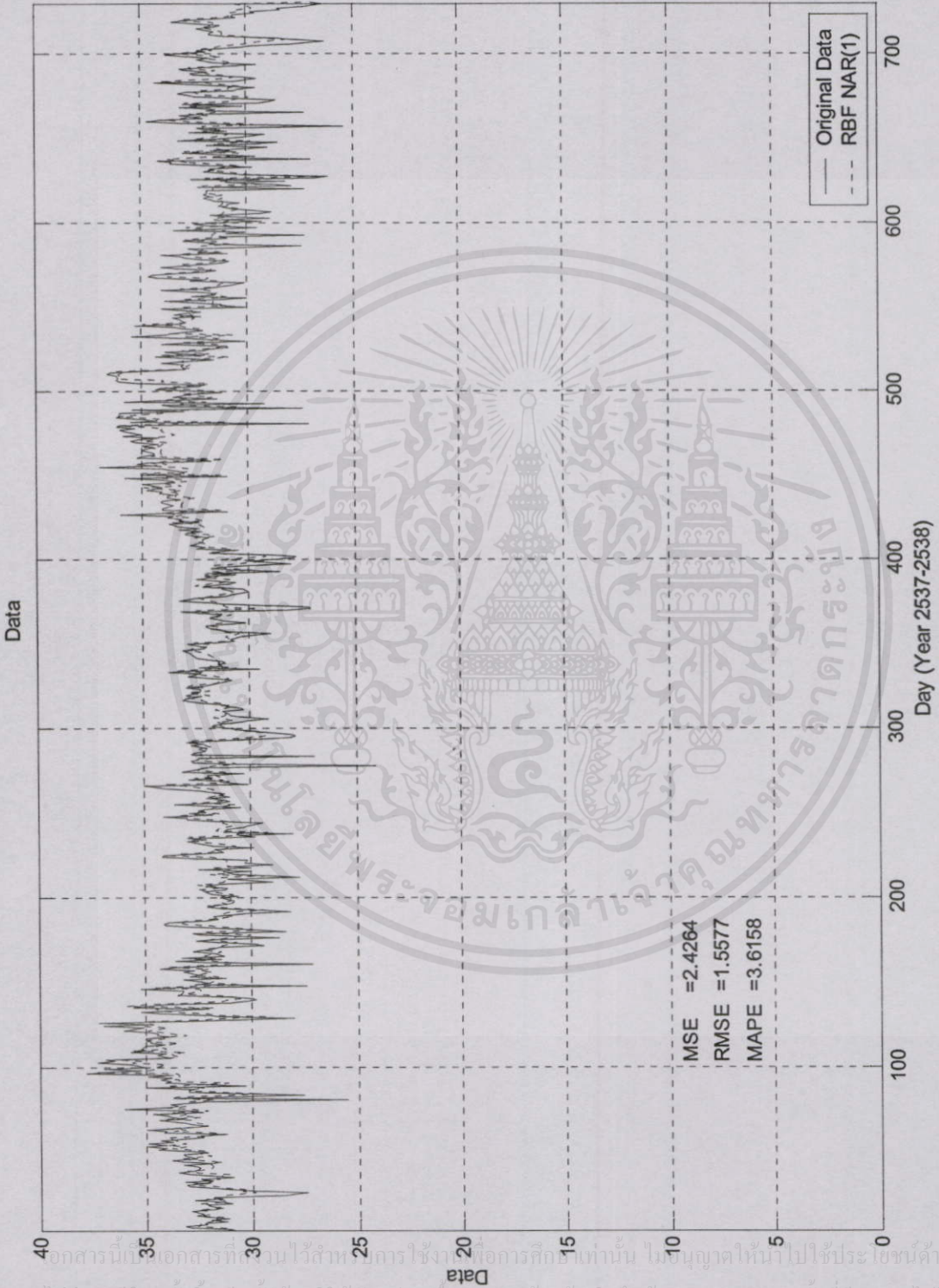


รูปที่ 4.23 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 13.00 น.

นอกจากนี้ในเอกสารที่กล่าวไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่แนะนำให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

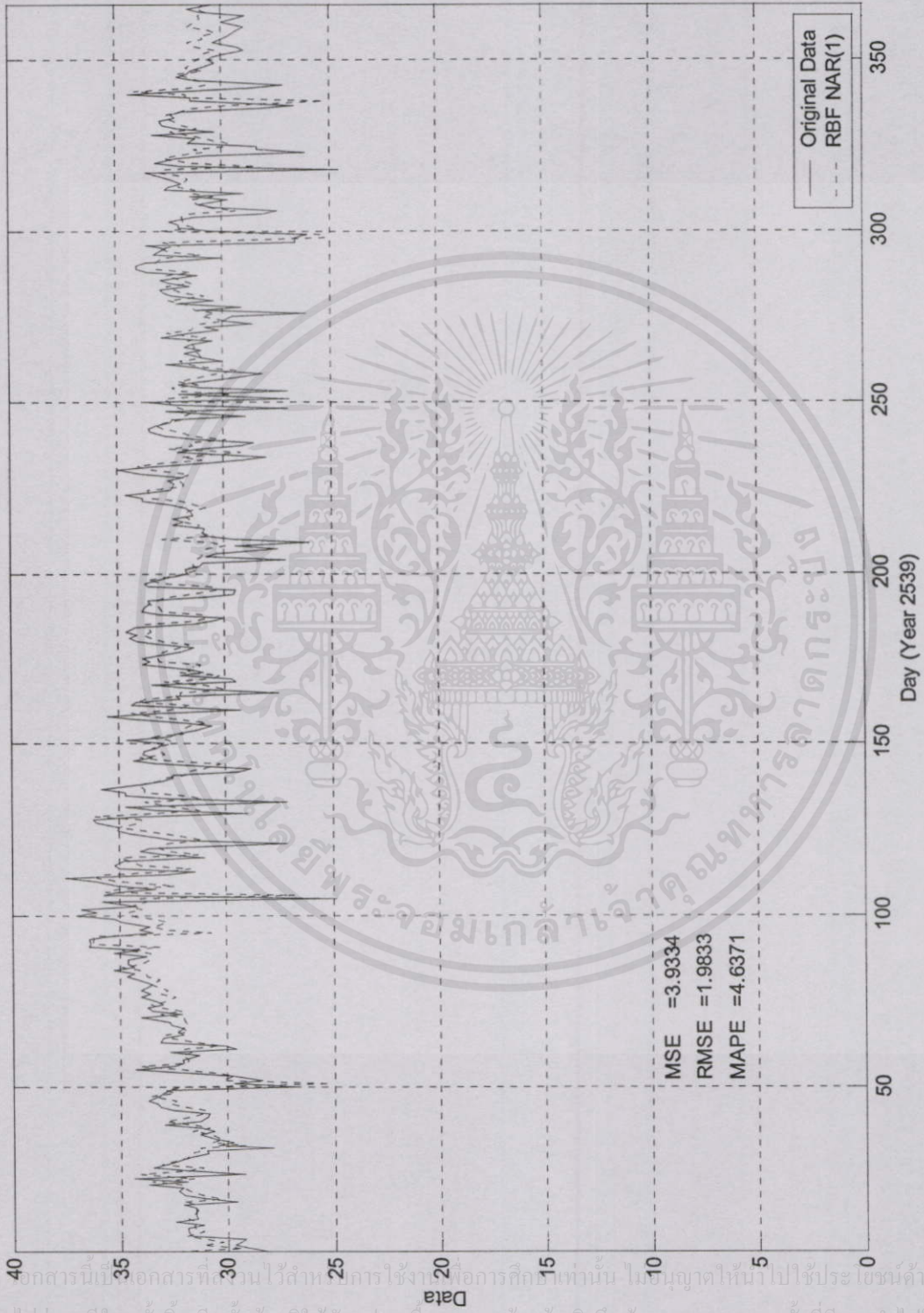


รูปที่ 4.24 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น.



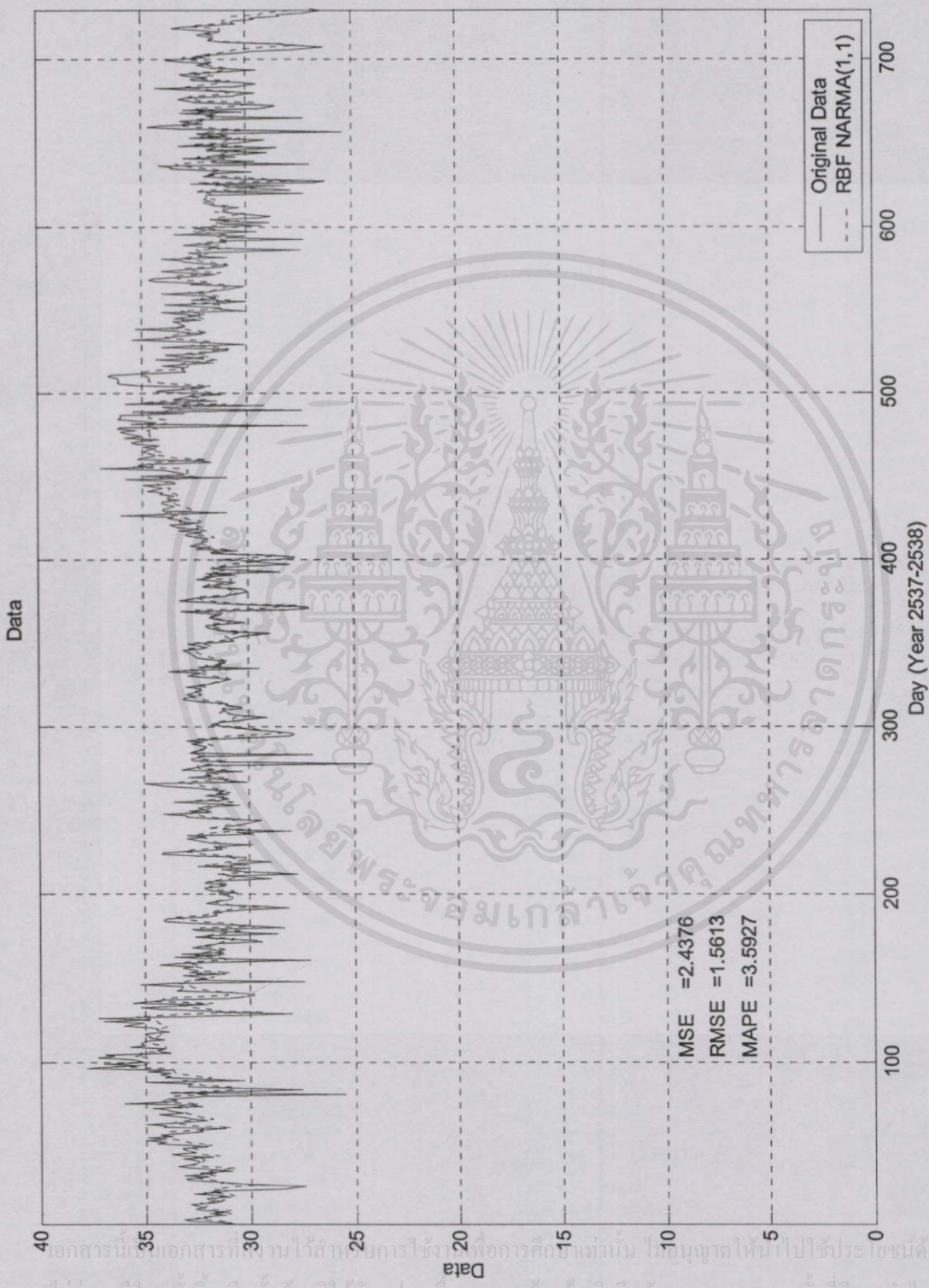
รูปที่ 4.25 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบสเคิลเบรชฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่... การใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า...
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



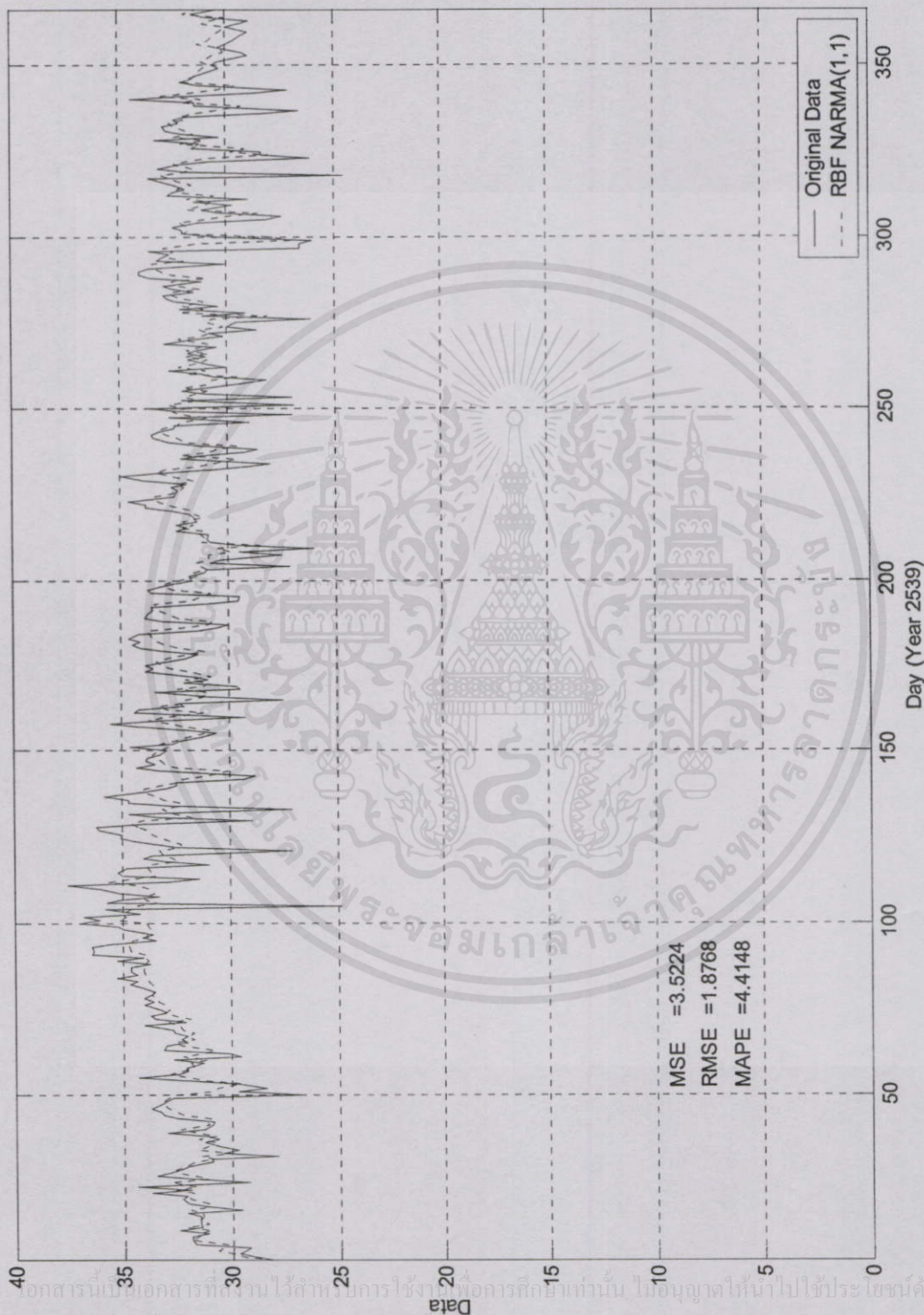
รูปที่ 4.26 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเบรเดิลเบตซีสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่แนะนำให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



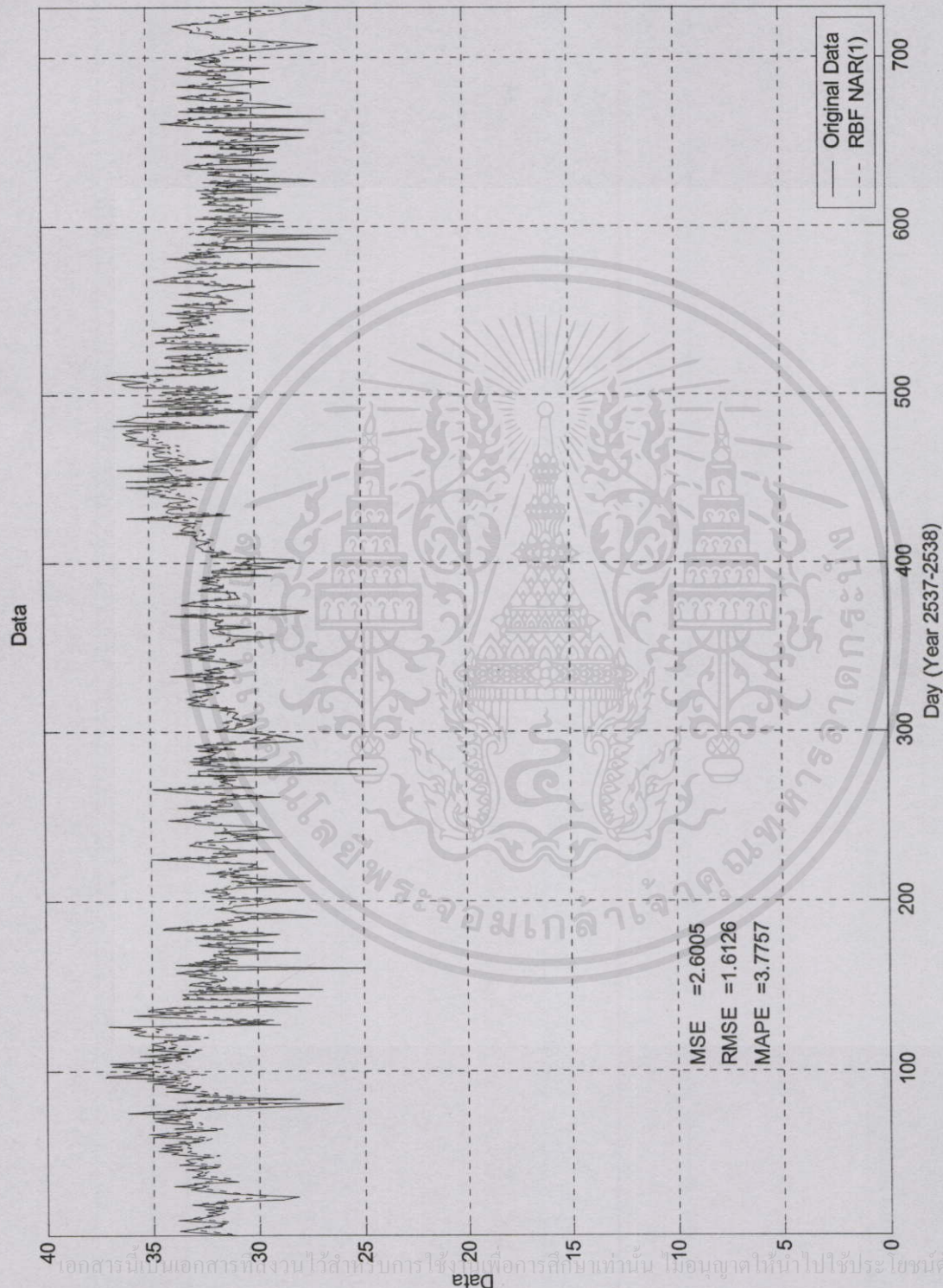
รูปที่ 4.27 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห่ง ณ. เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่งานวิศวกรรมใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



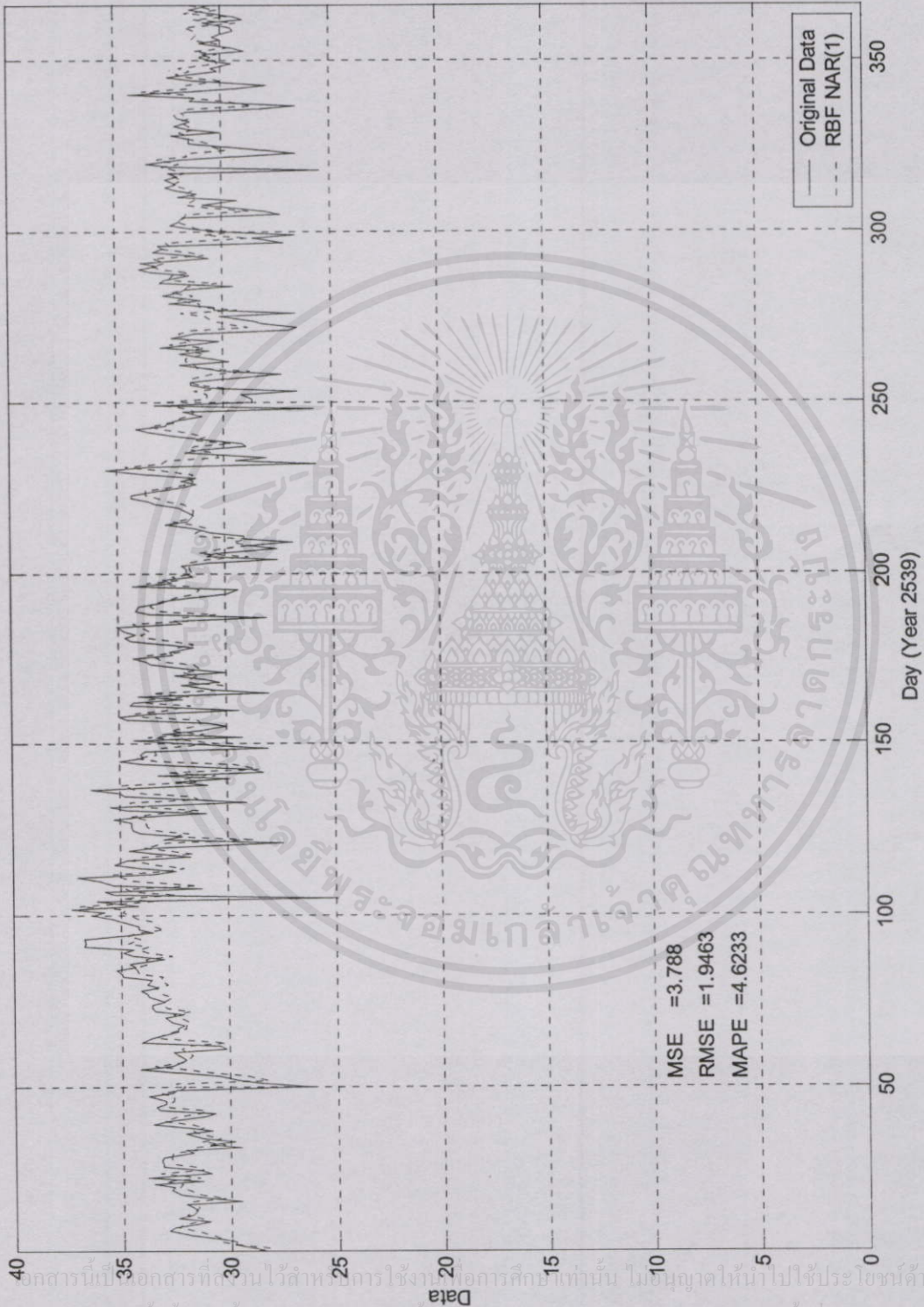
รูปที่ 4.28 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สำนักงานไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



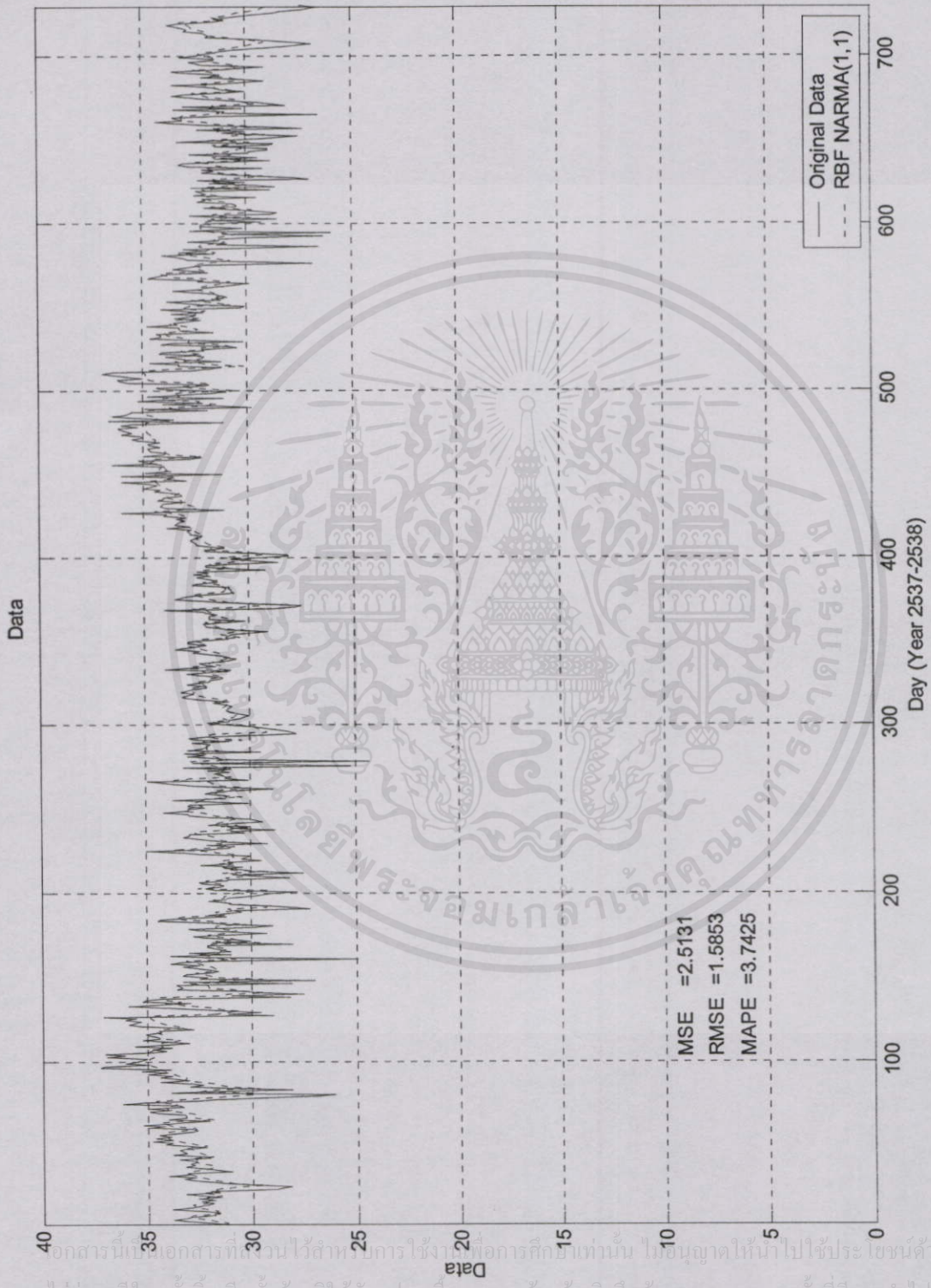
รูปที่ 4.29 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหาและต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



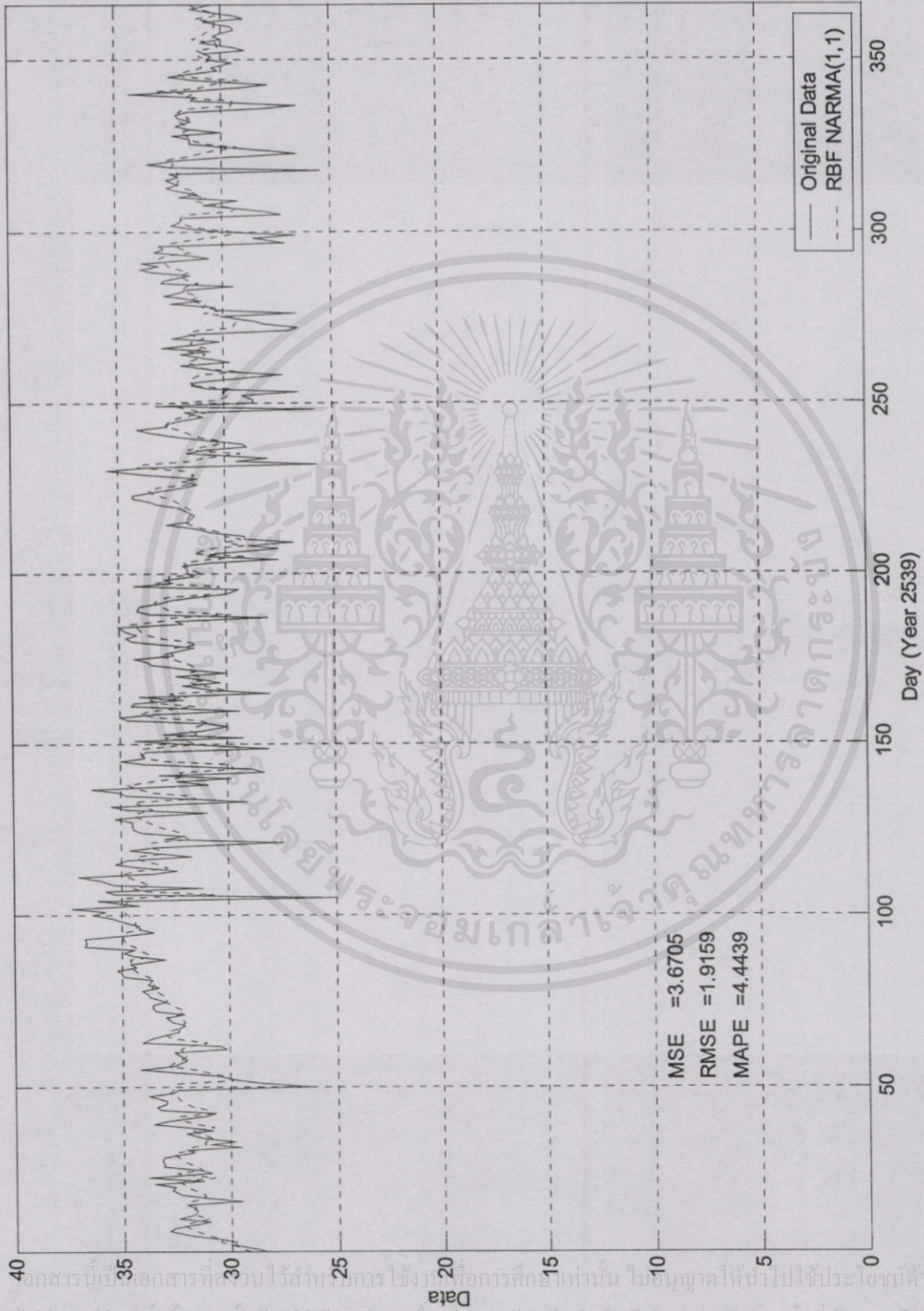
รูปที่ 4.30 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



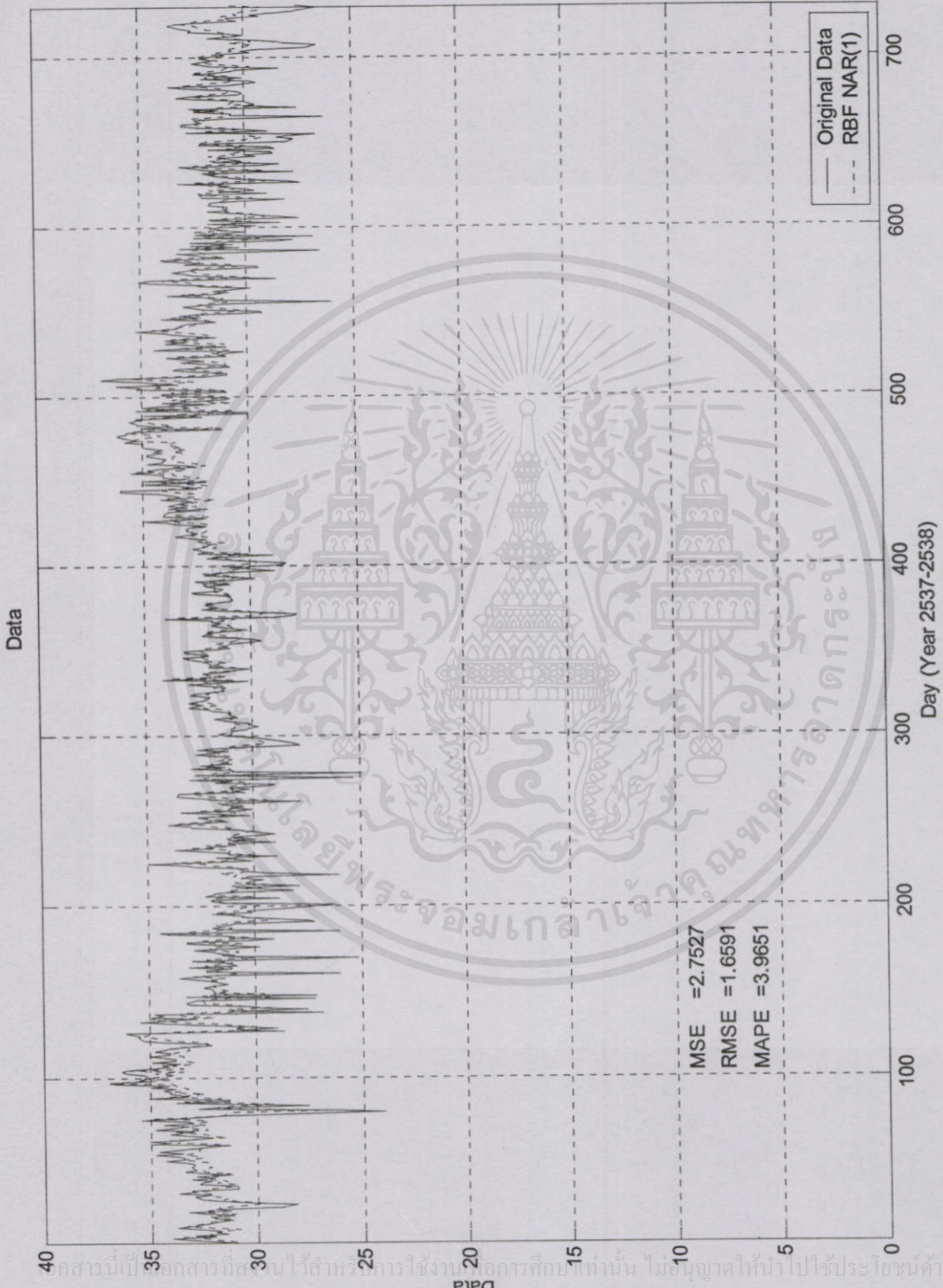
รูปที่ 4.31 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสซิทฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะวิธีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



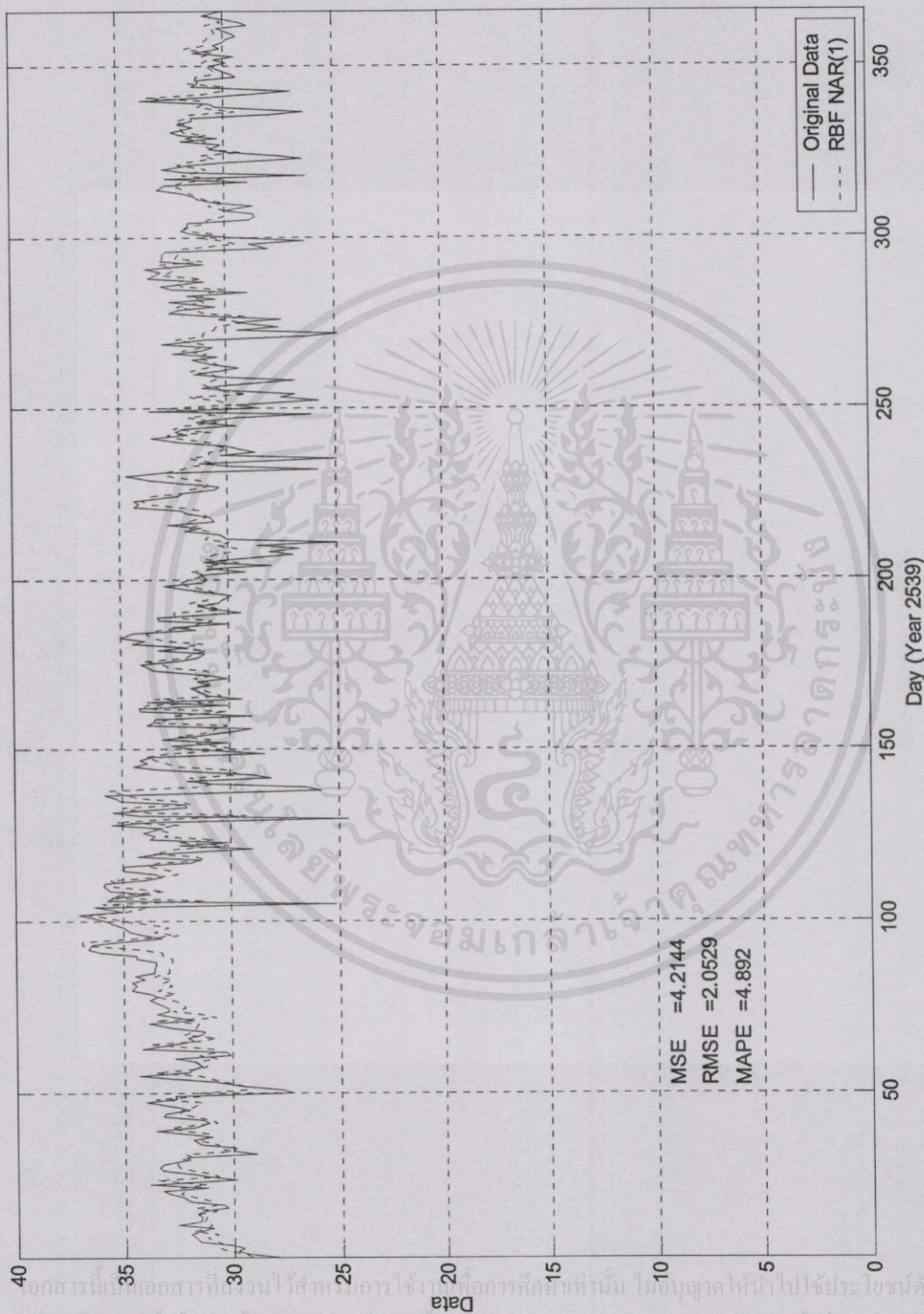
รูปที่ 4.32 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ส่วนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่าการใดใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



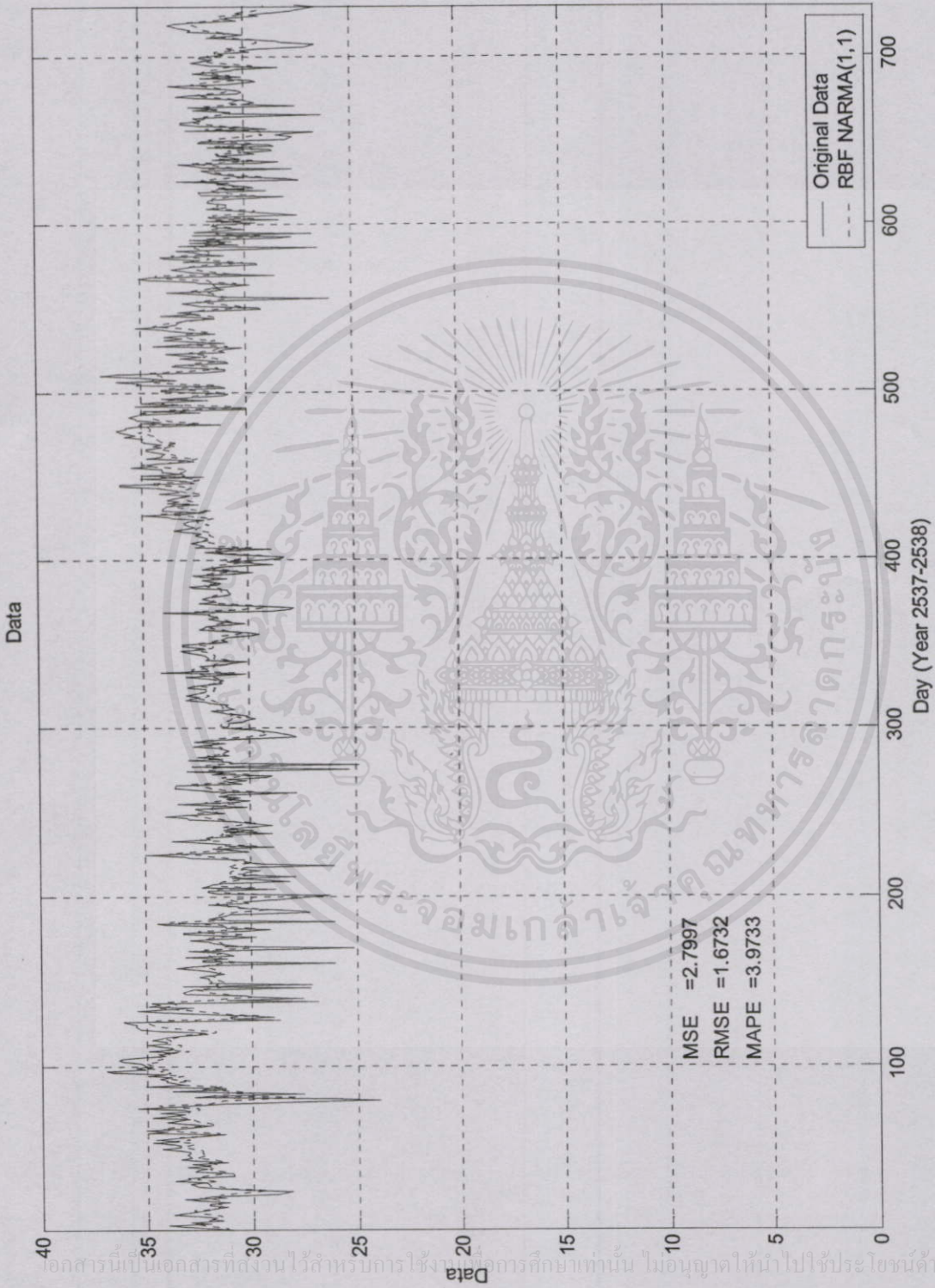
รูปที่ 4.33 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



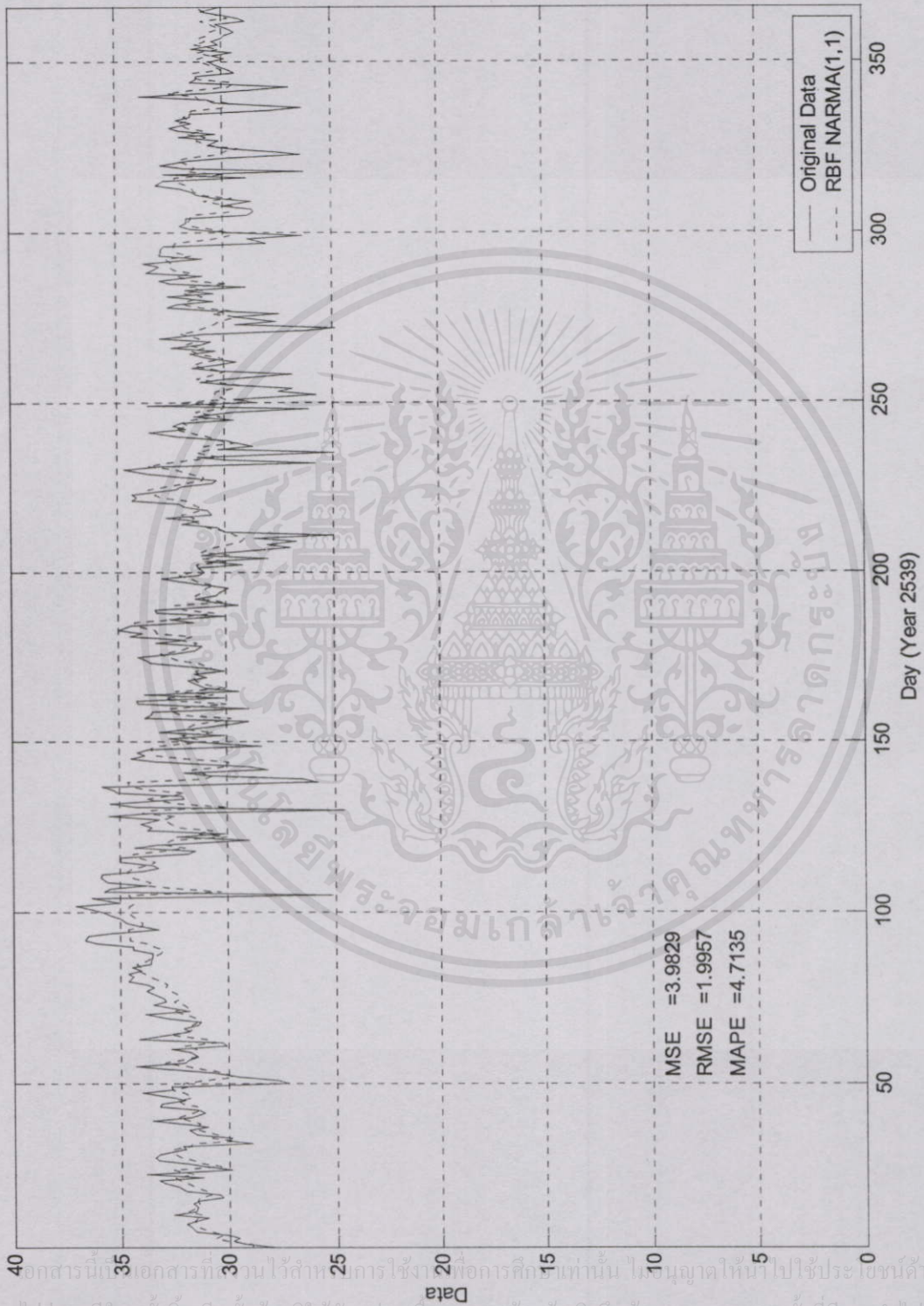
รูปที่ 4.34 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเบรเดิลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่วางไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

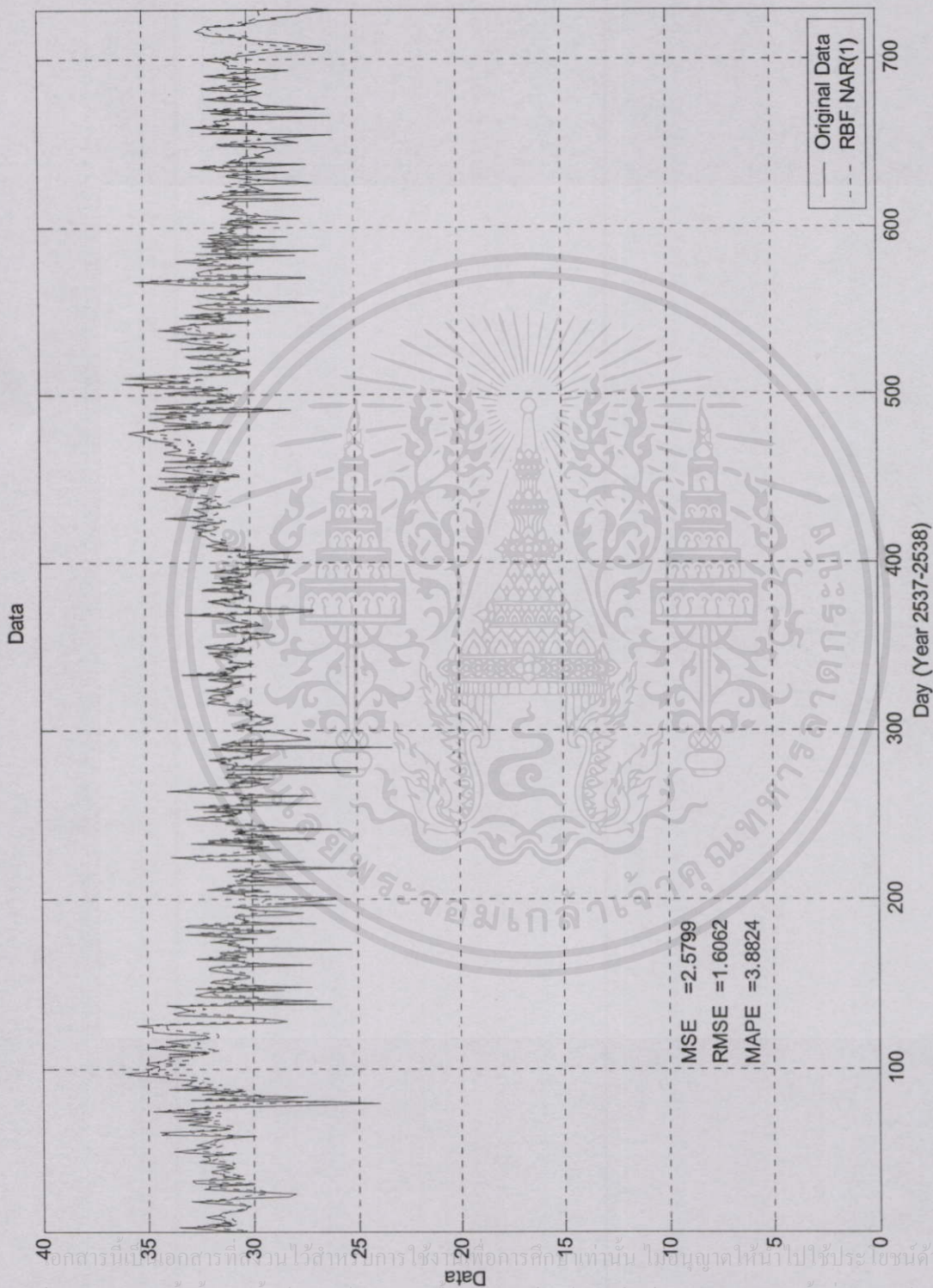


รูปที่ 4.35 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตเวิร์กชั้น NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานในสถานศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

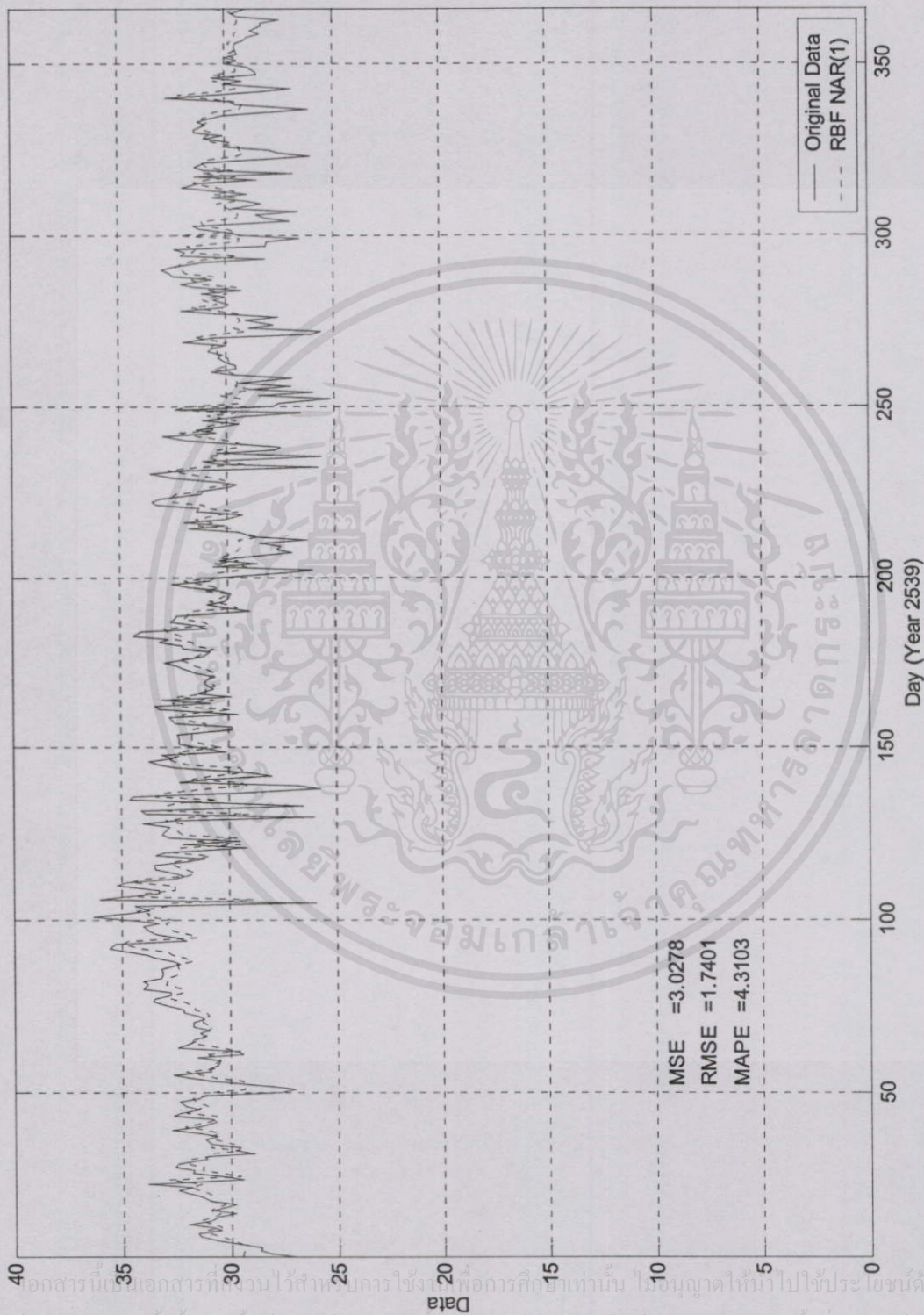


รูปที่ 4.36 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอนุกรมการปะเปาะแห่ง ณ. เวลา 16.00 น.



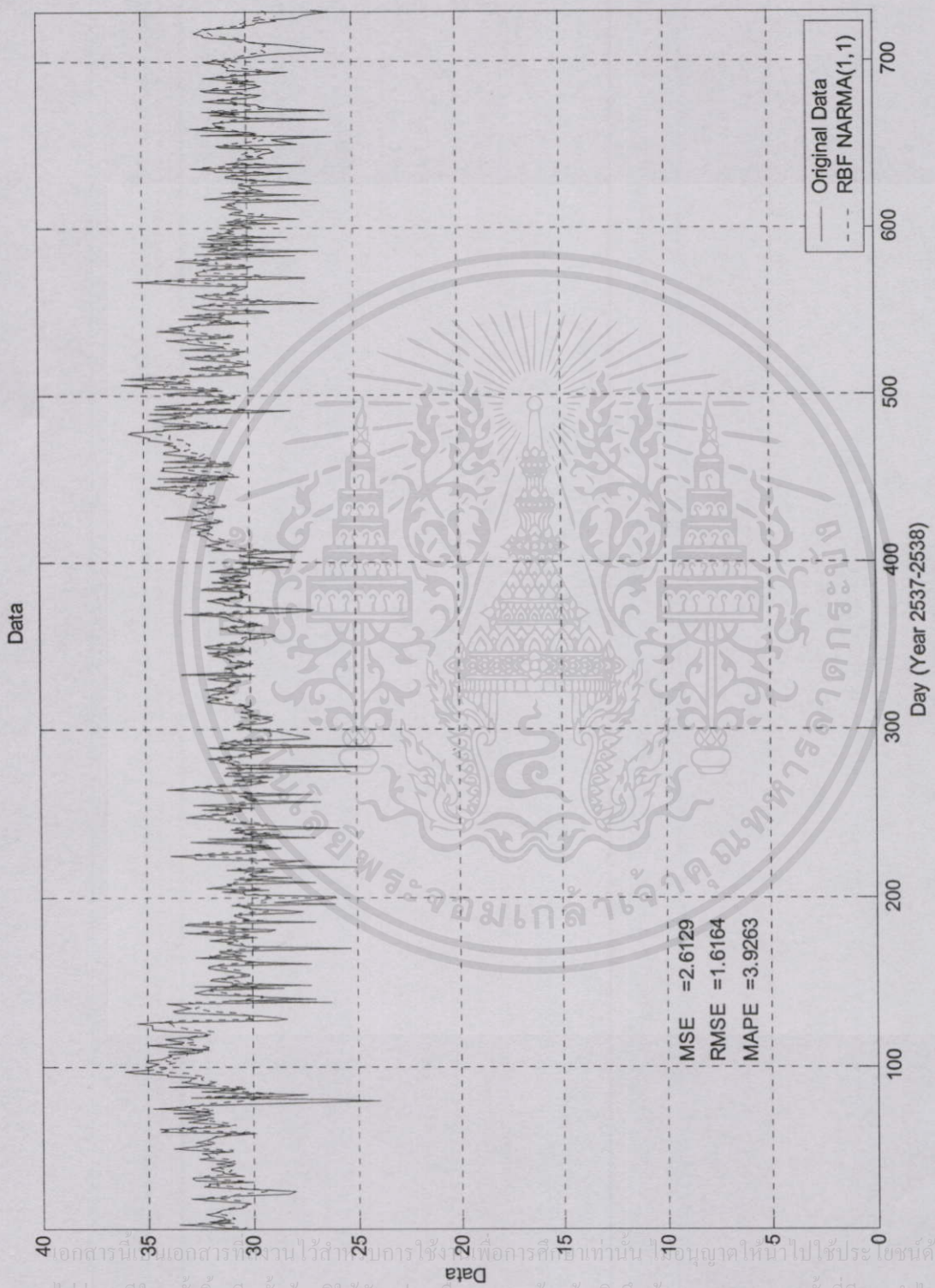
รูปที่ 4.37 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเดียมชิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่ควรไว้วางใจในการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่เป็นยูเคไอหน้าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



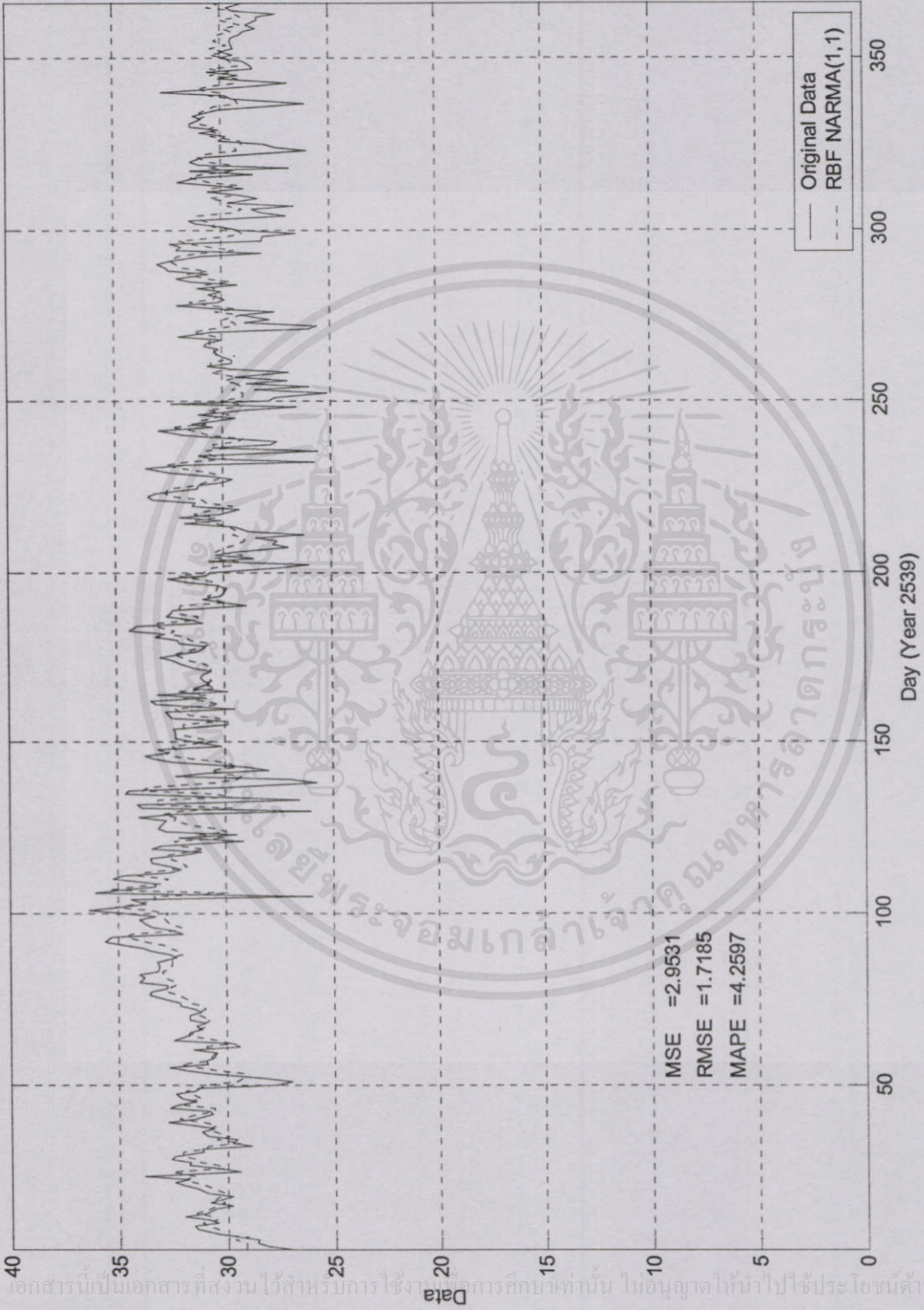
รูปที่ 4.38 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



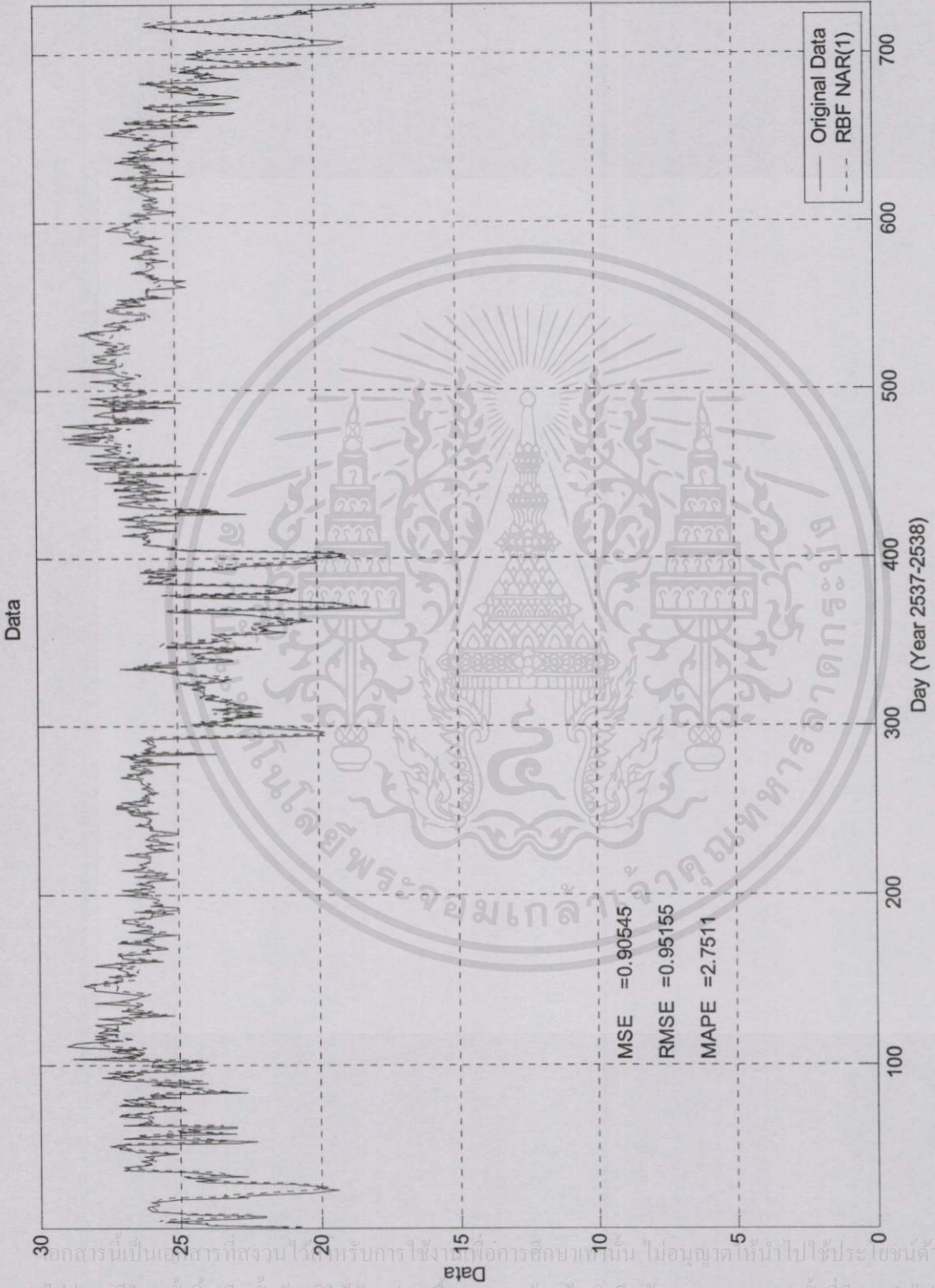
รูปที่ 4.39 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเดิลเบตส์ฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น.

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



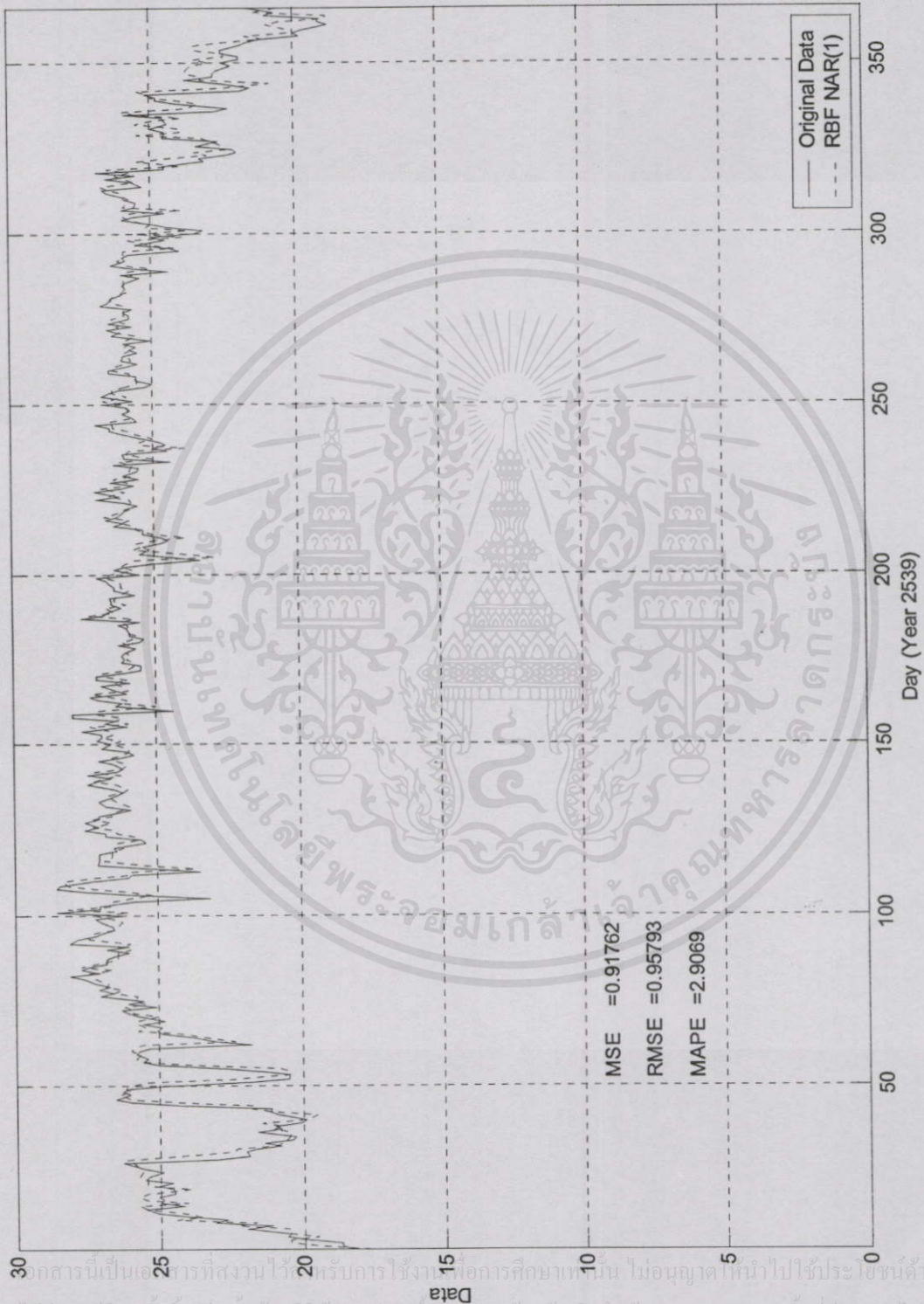
รูปที่ 4.40 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานในการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



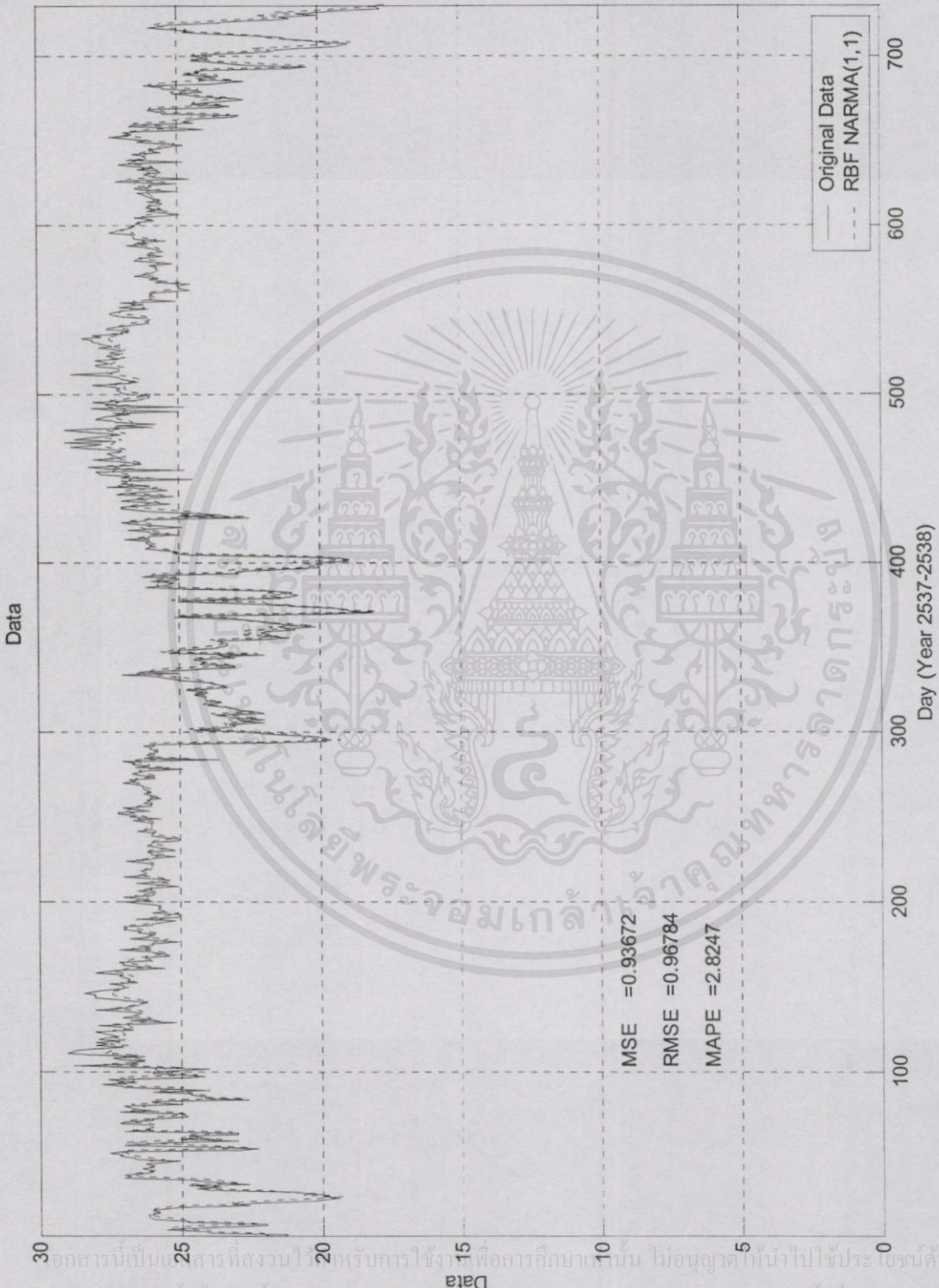
รูปที่ 4.41 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานที่อาคารเรียนเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



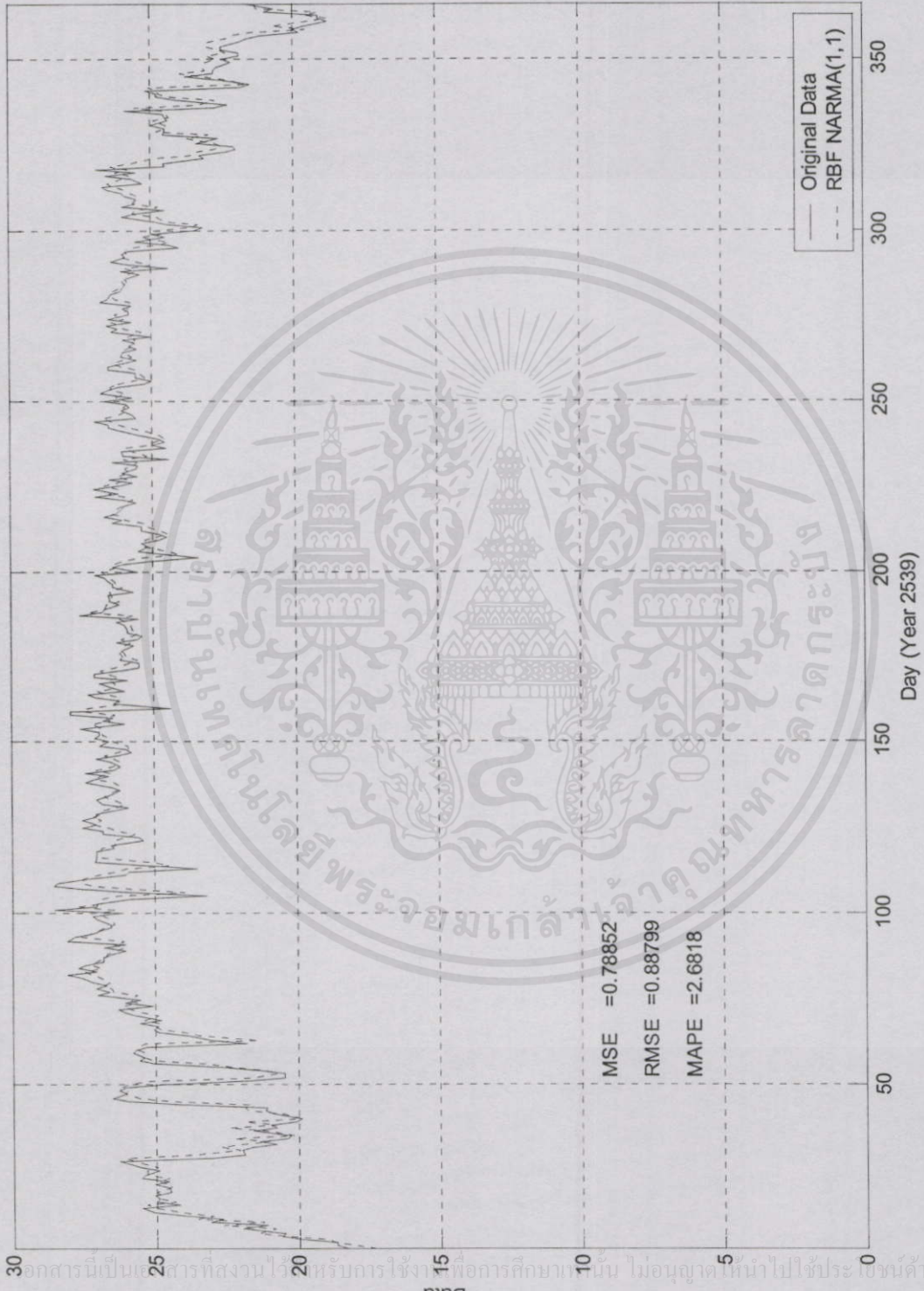
รูปที่ 4.42 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเบก ณ เวลา 13.00 น.

ไม่ว่าการตีใจทุกสิ่ง อักทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



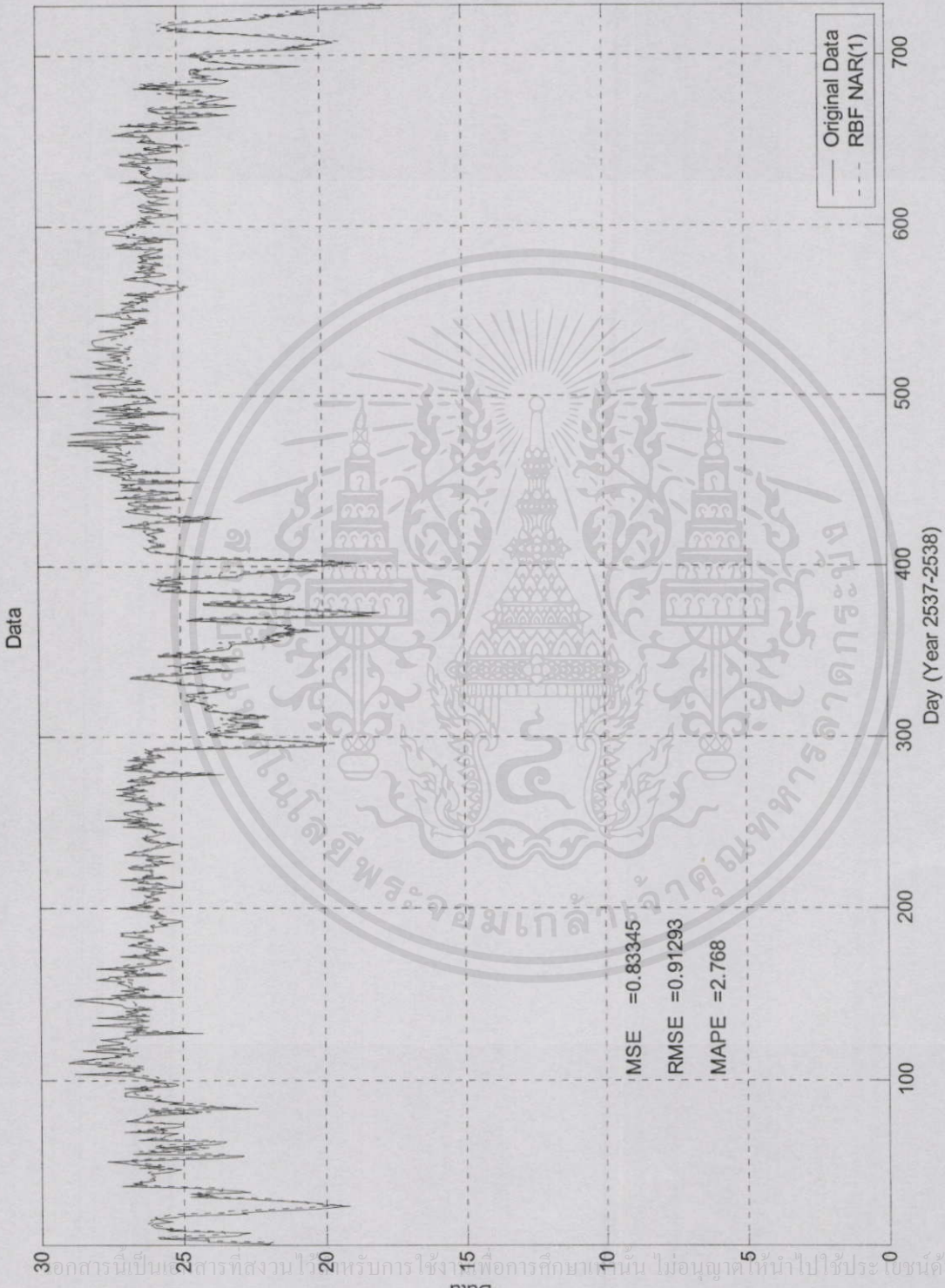
รูปที่ 4.43 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเดียมซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



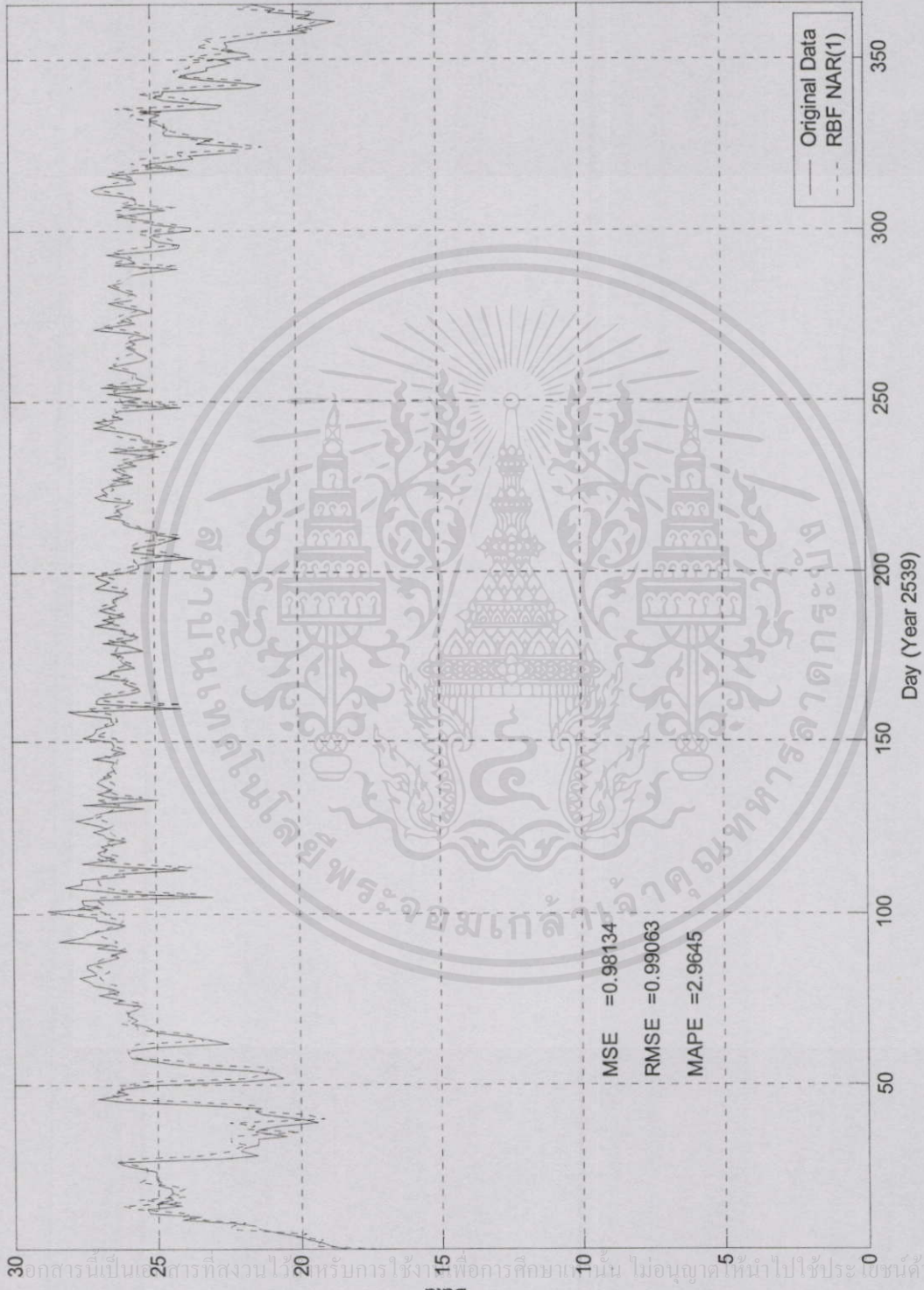
รูปที่ 4.44 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ควรนำข้อมูลนี้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆก็ตาม อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



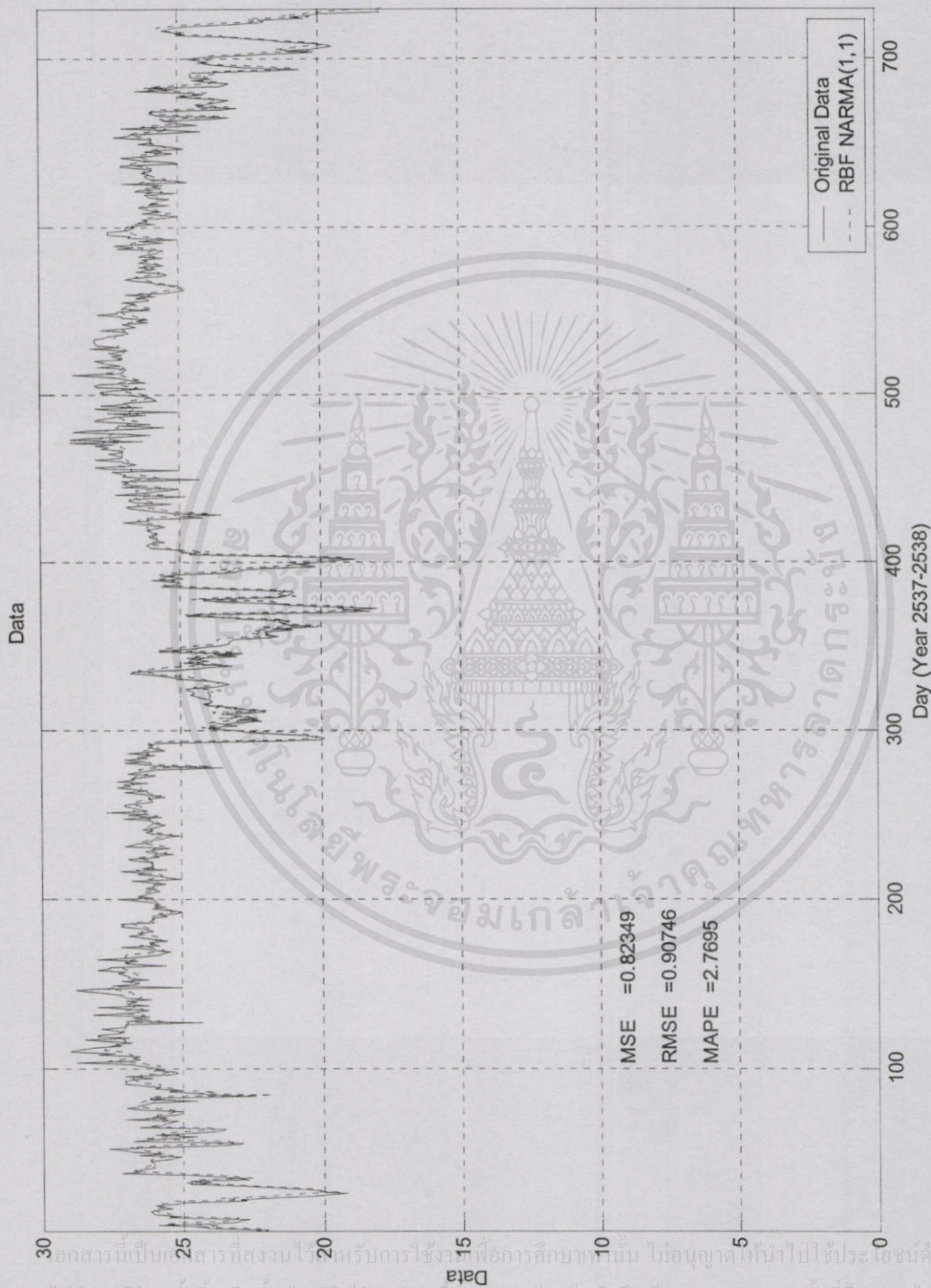
รูปที่ 4.45 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบรเดียมเชิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



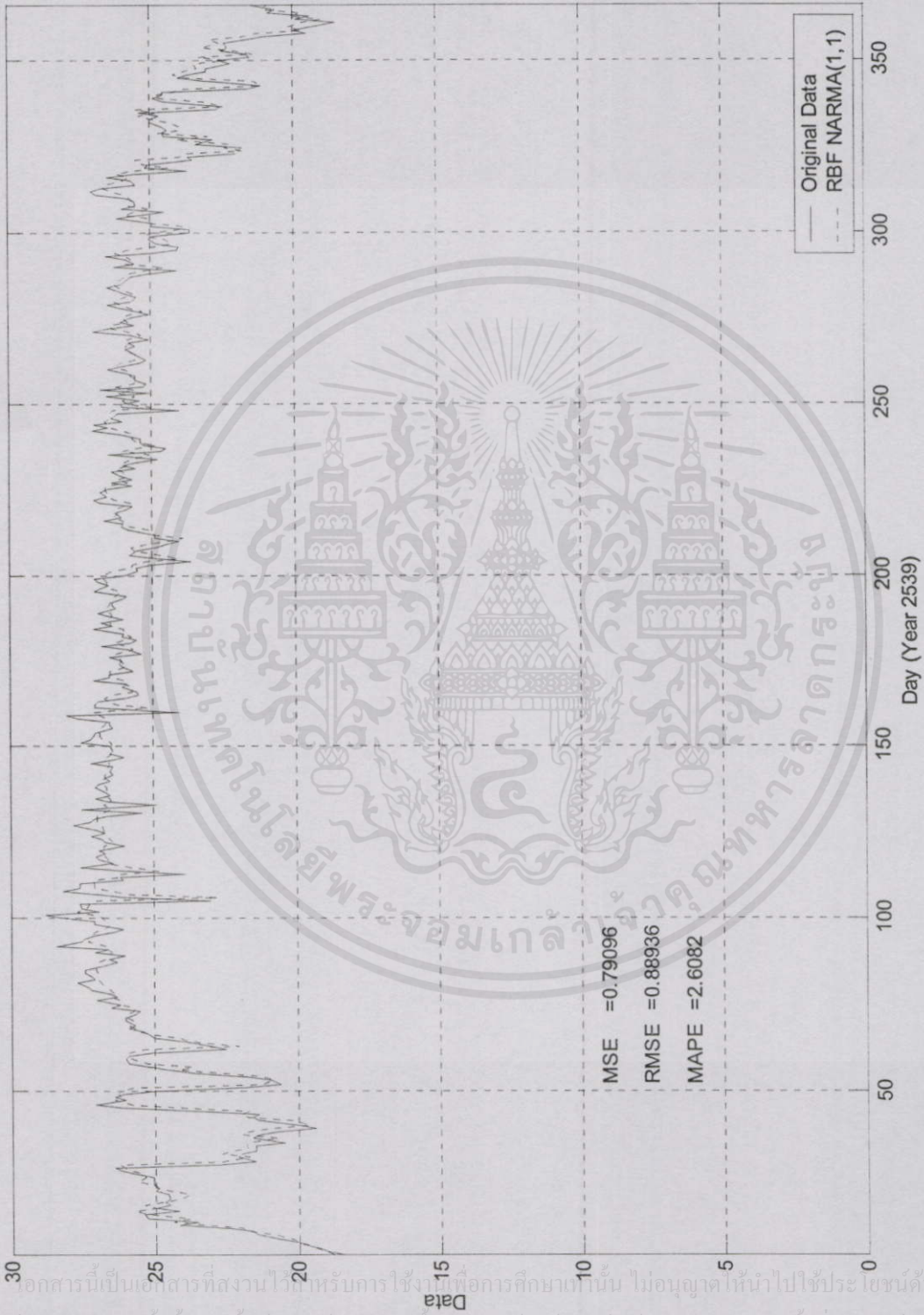
รูปที่ 4.46 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตซิงก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น.

ออกสารนี้เป็นสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



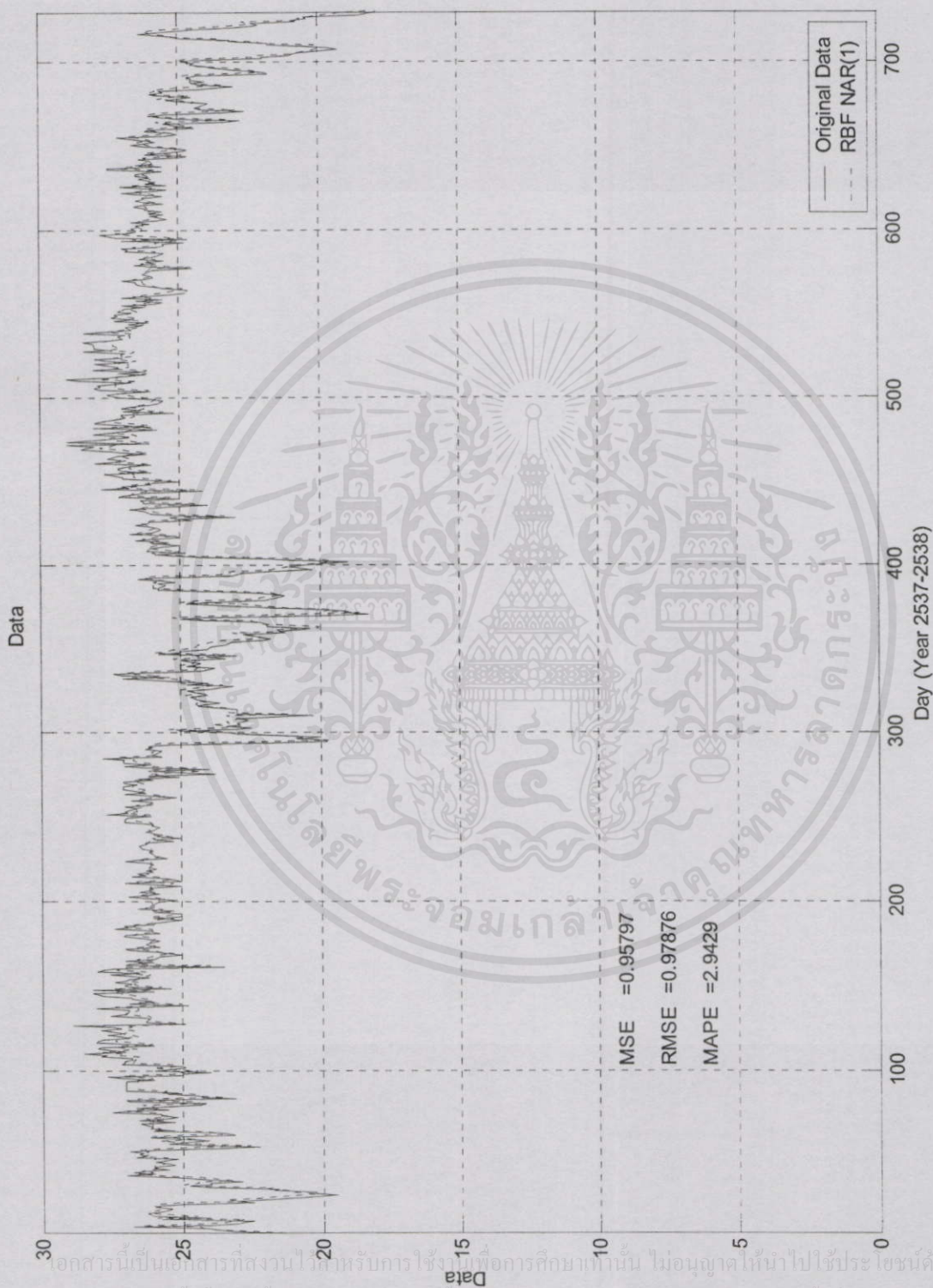
รูปที่ 4.47 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเดียมเชิงฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอนุกรมการปะทะเบียด ณ เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



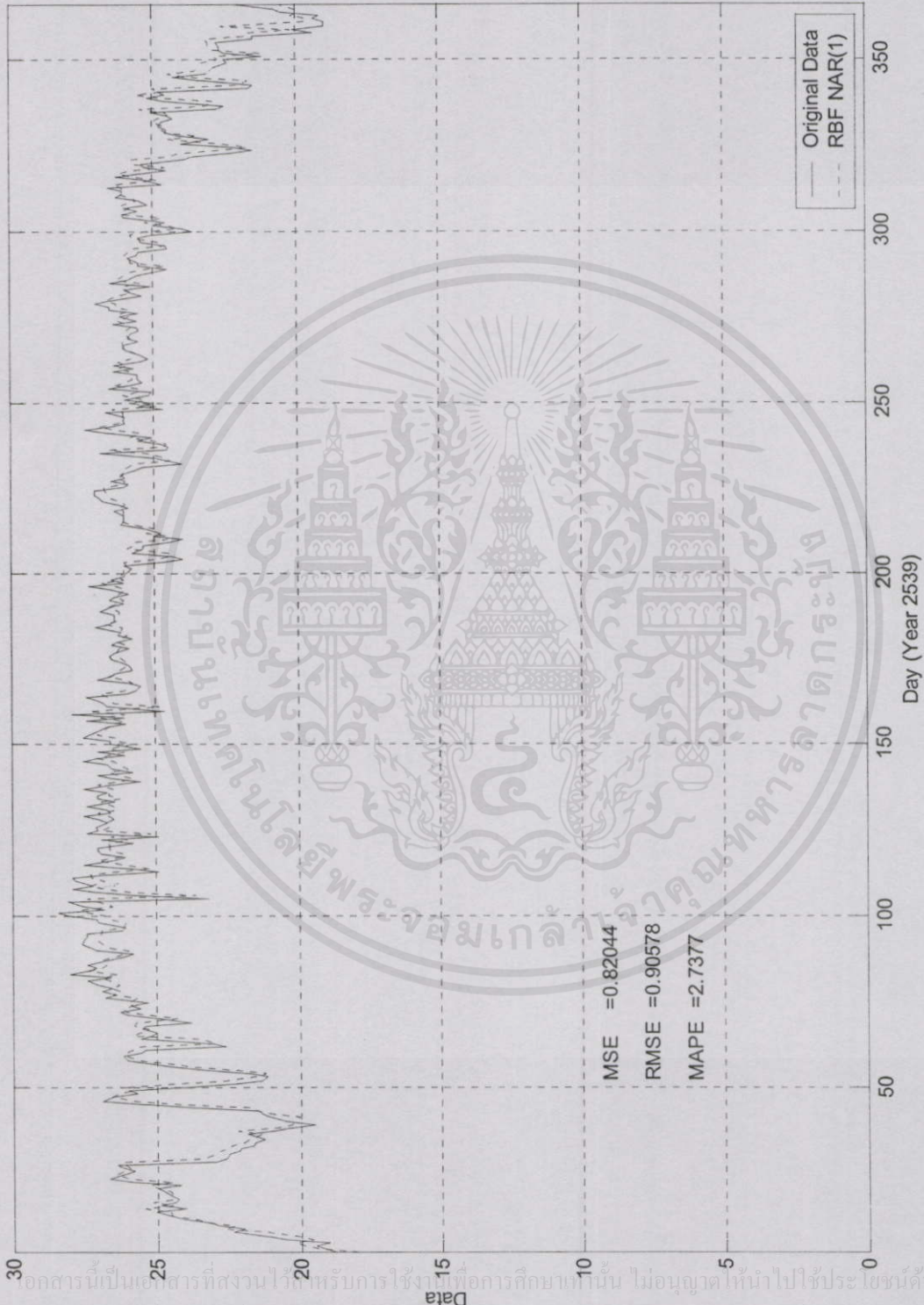
รูปที่ 4.48 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเบรเดิลเบตส์ฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอนุกรมการปะเปาะเบียงก ณ. เวลา 14.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



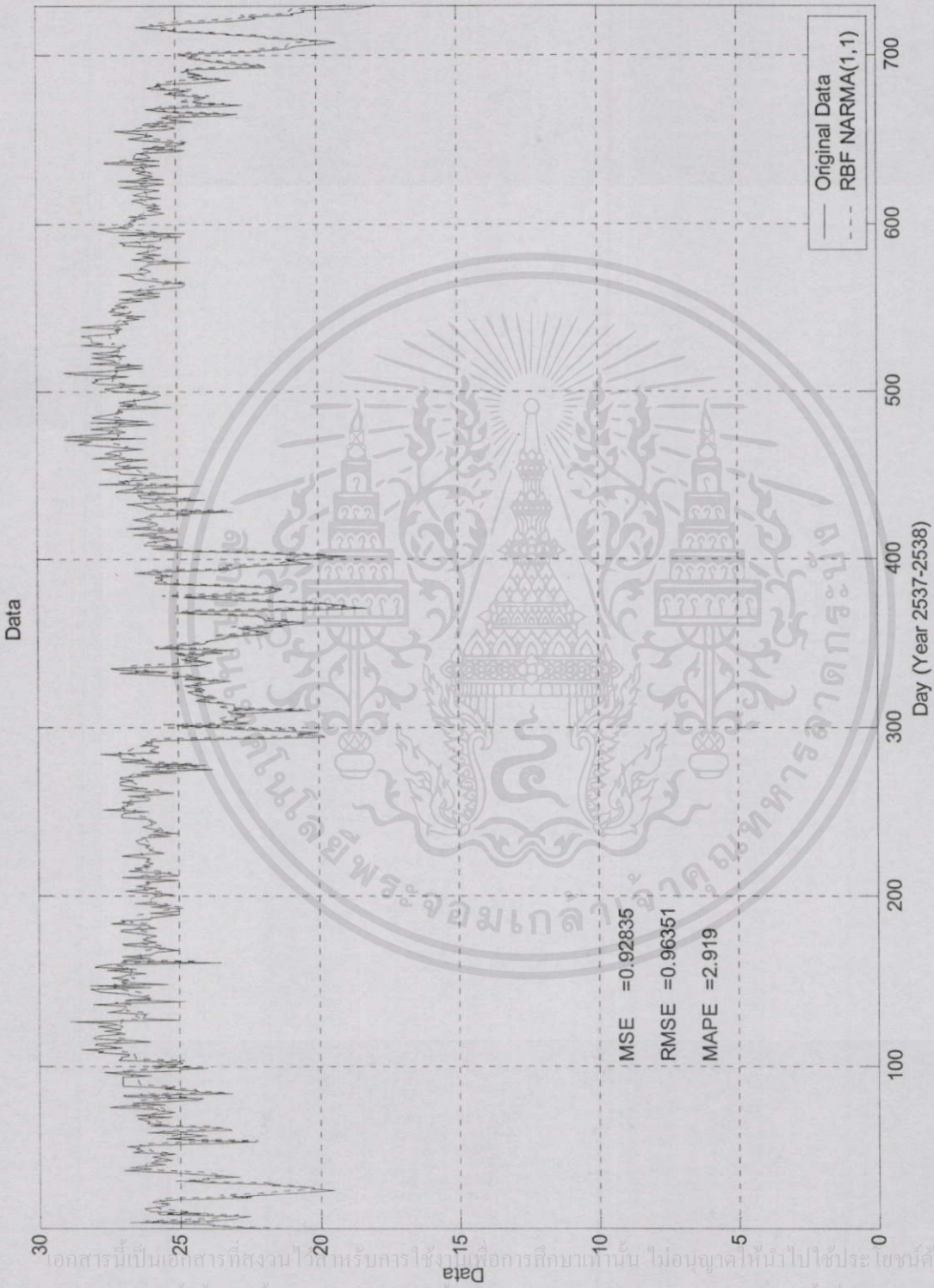
รูปที่ 4.49 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสเน็ตฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



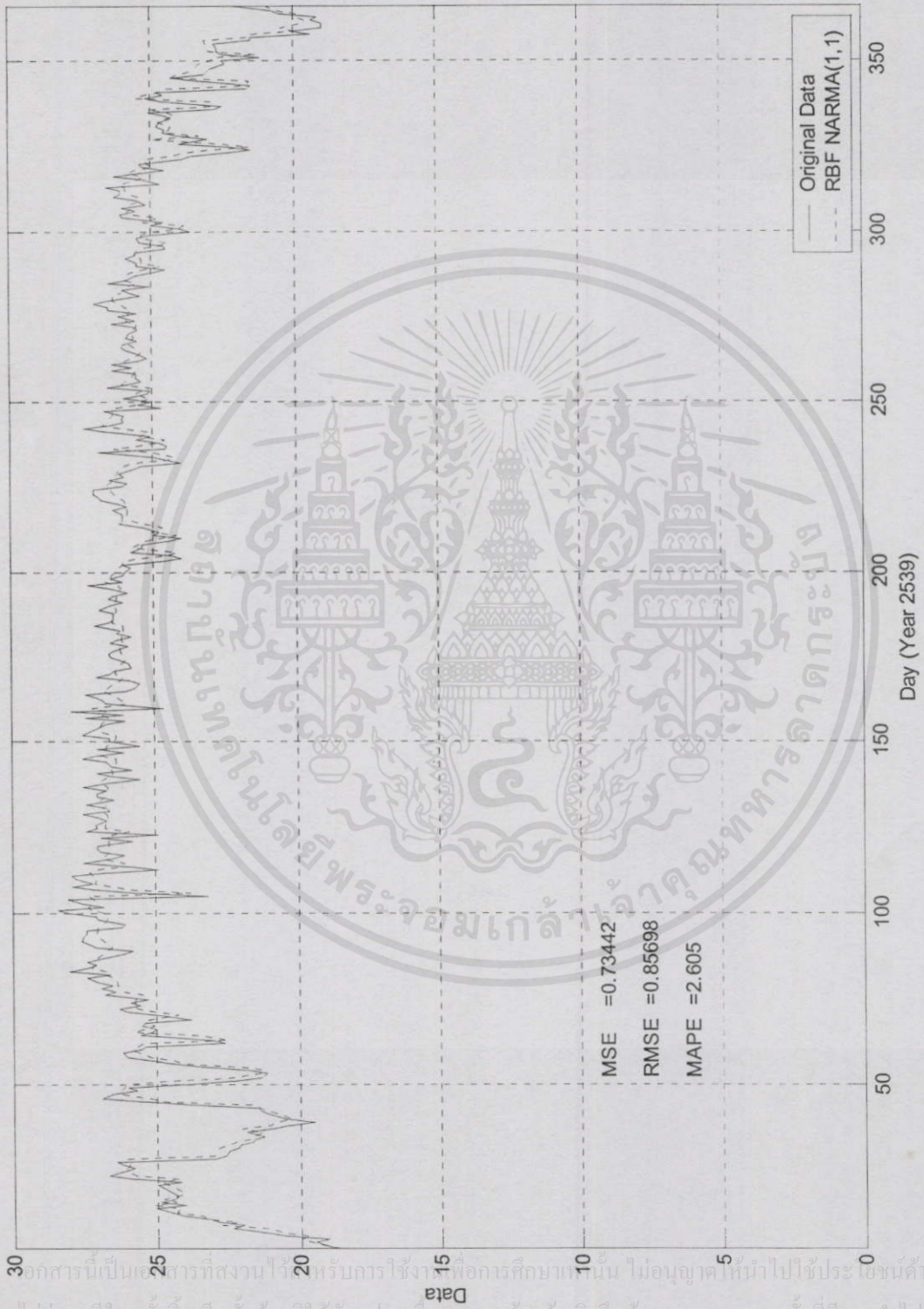
รูปที่ 4.50 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเบเรเดิลเบตซิทฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



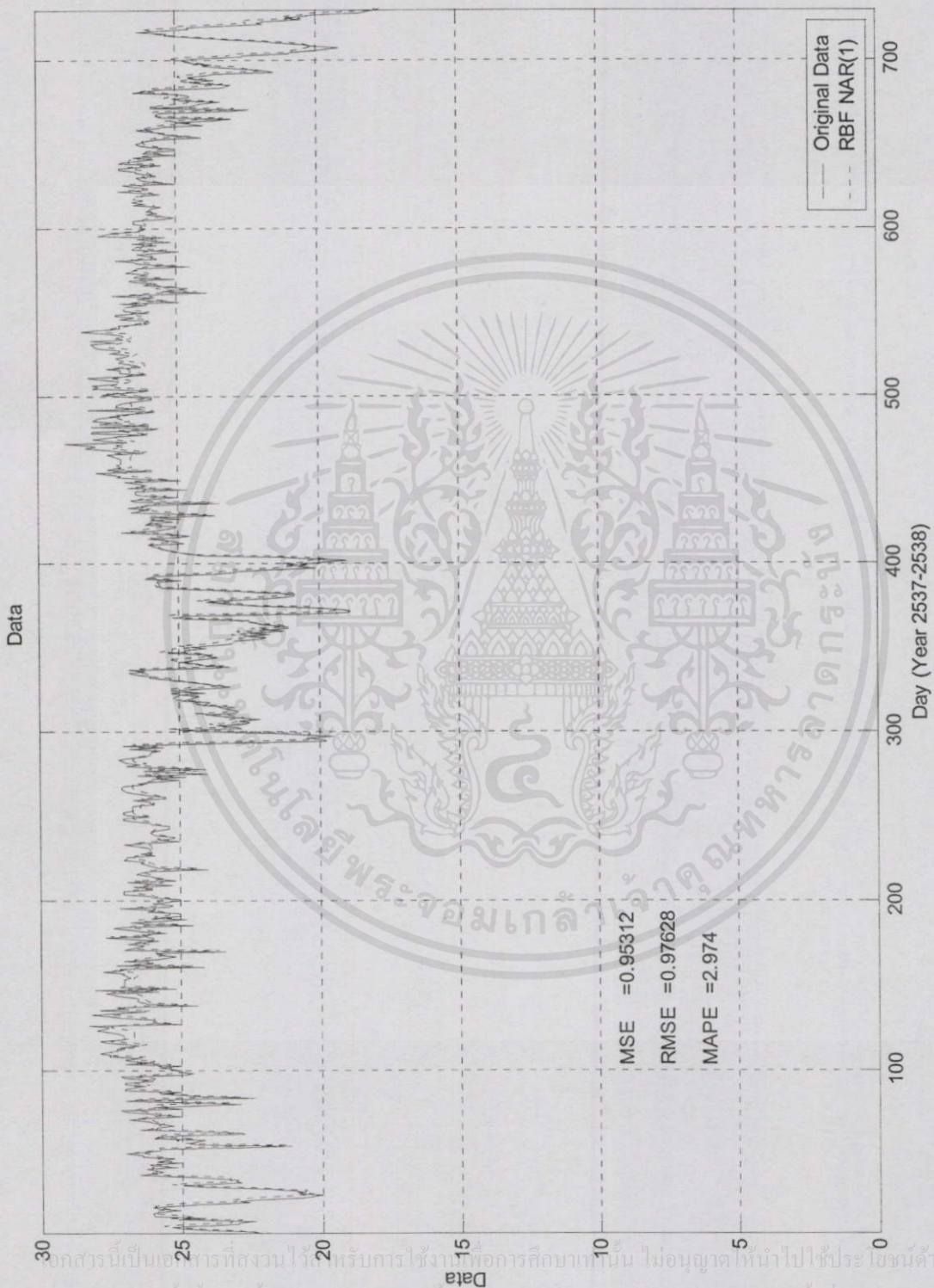
รูปที่ 4.51 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสที่ฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอนุกรมทุมิกรยะเปาะเป็ช ณ เวลา 15.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



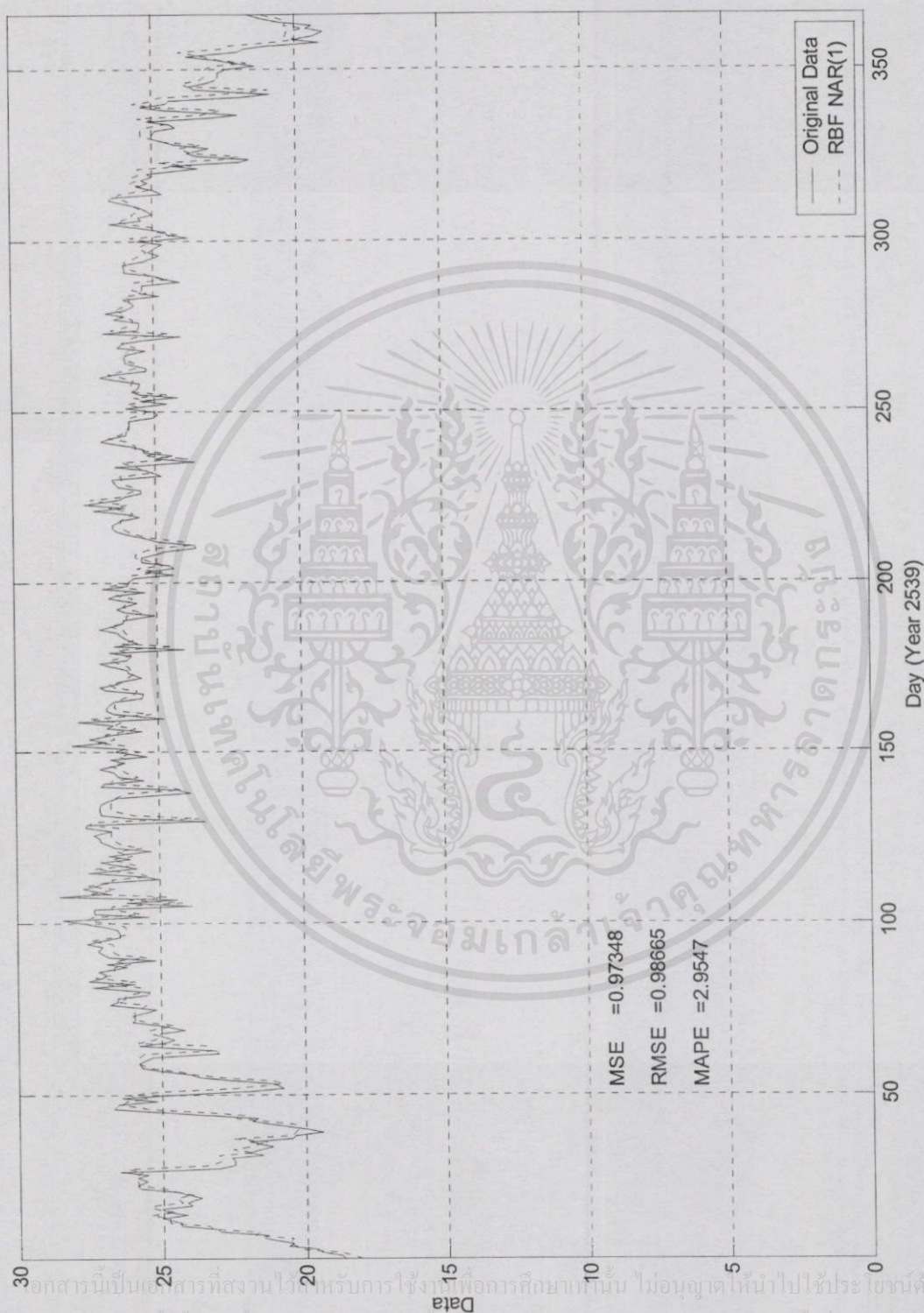
รูปที่ 4.52 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอนุกรมการปะเปาะเปาะ ณ เวลา 15.00 น.

นอกจากนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

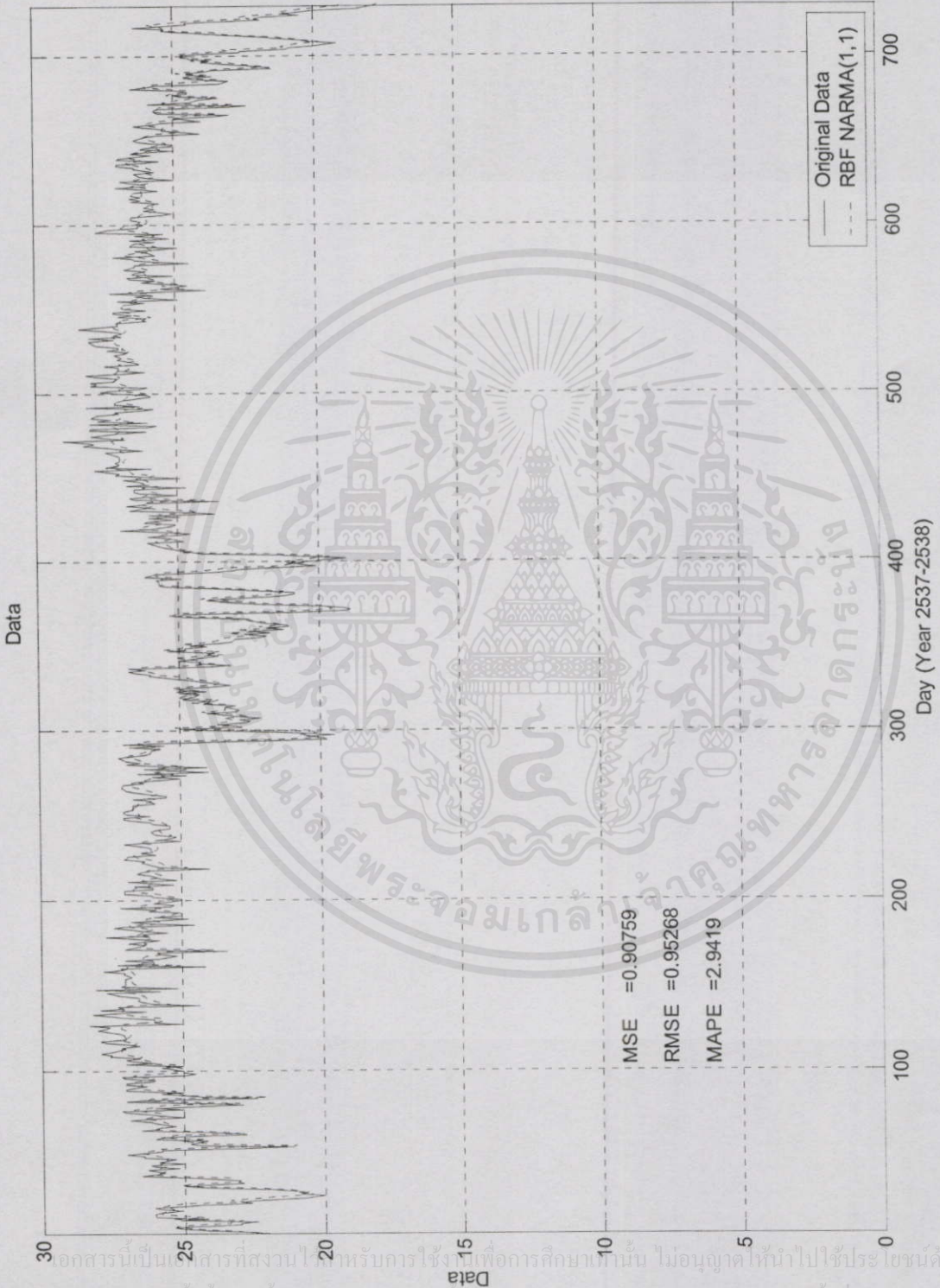


รูปที่ 4.53 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเคียลเบรชชีฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

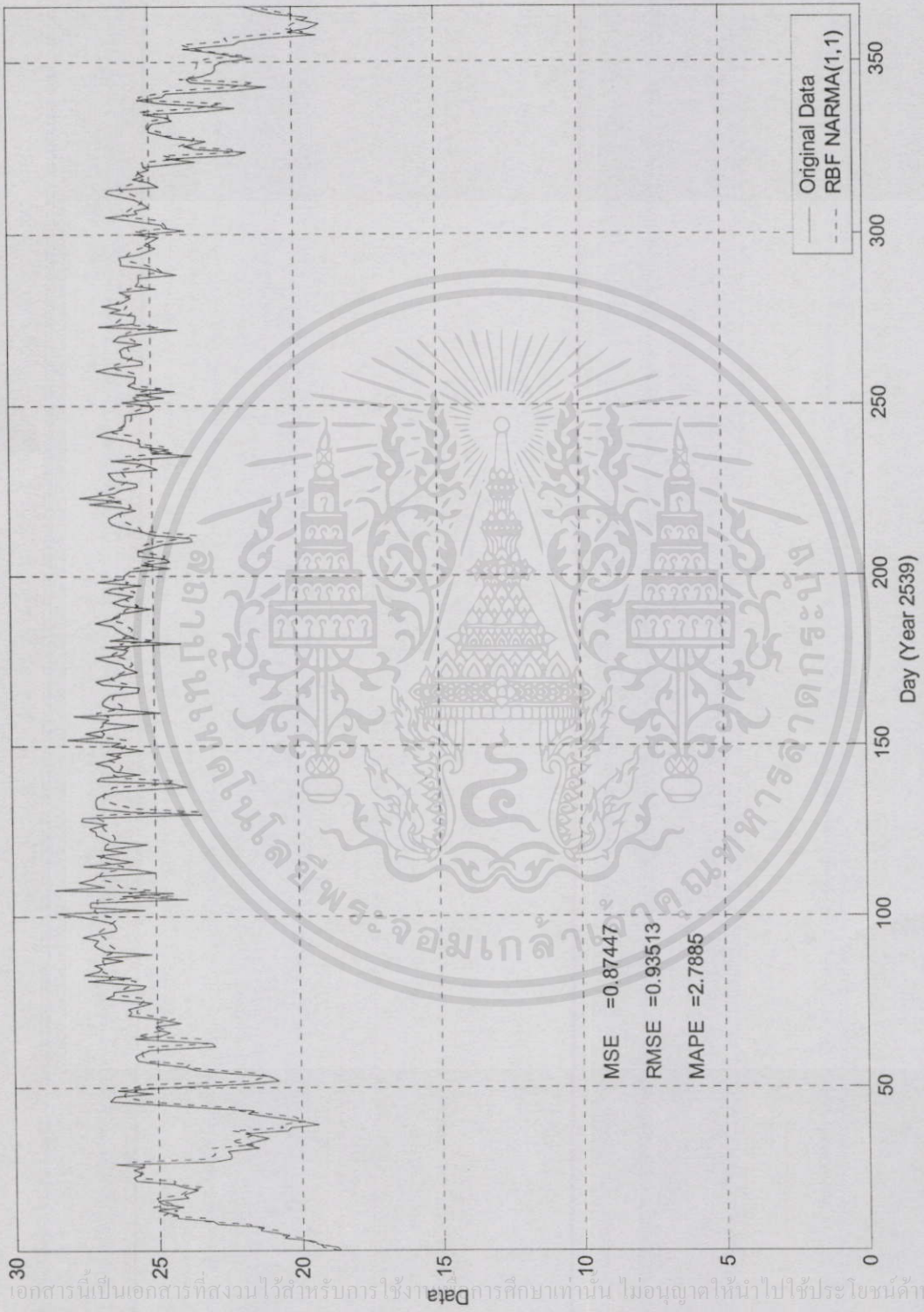


รูปที่ 4.54 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเบรเดิลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16.00 น.



รูปที่ 4.55 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสซิทฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเป็นึก ณ. เวลา 16.00 น.

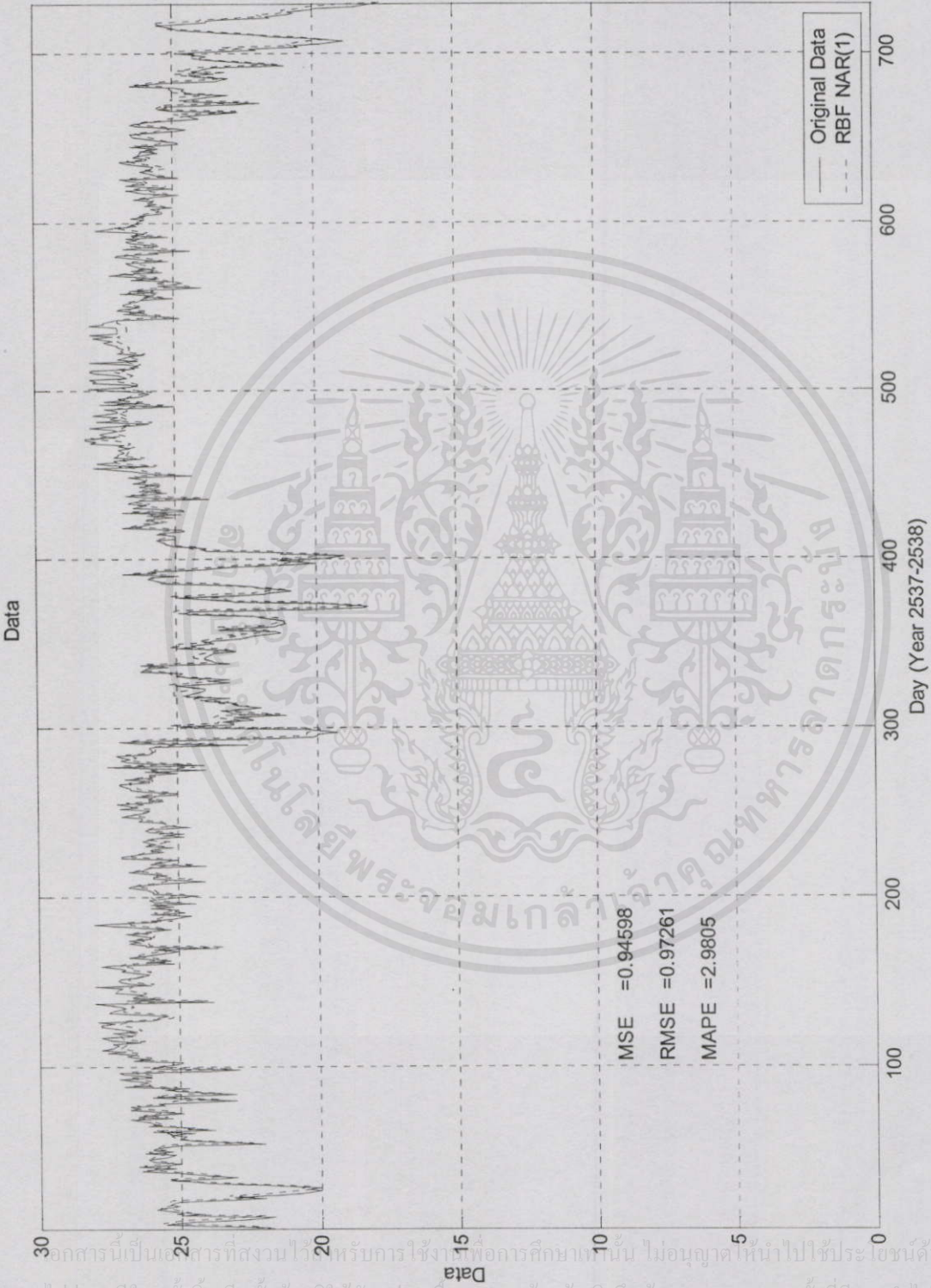
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งมิเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประ เชนด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ทางวิชาการเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

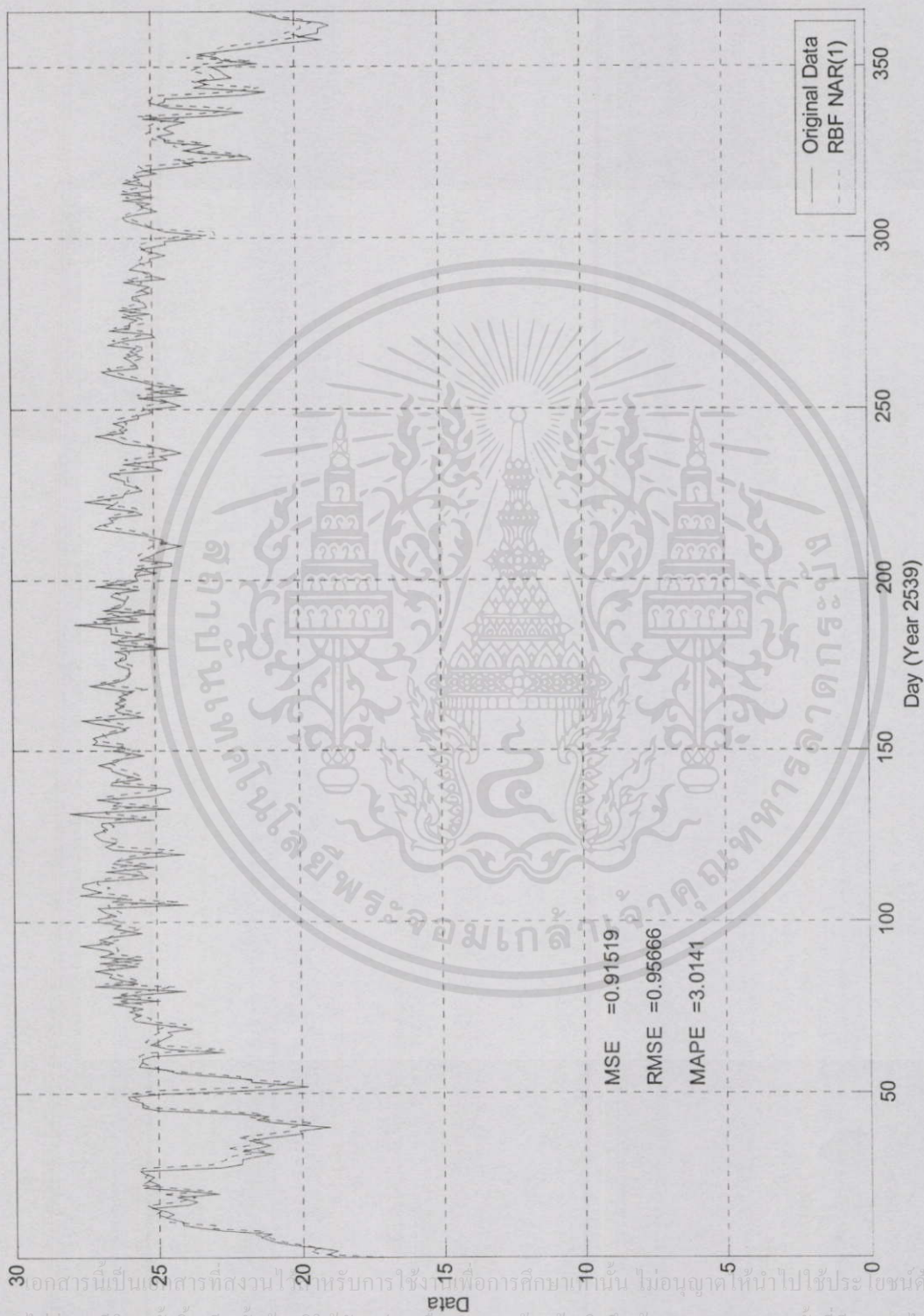
ไม่ว่ากรณีใดๆก็ตาม อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 4.56 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเน็ตฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น.

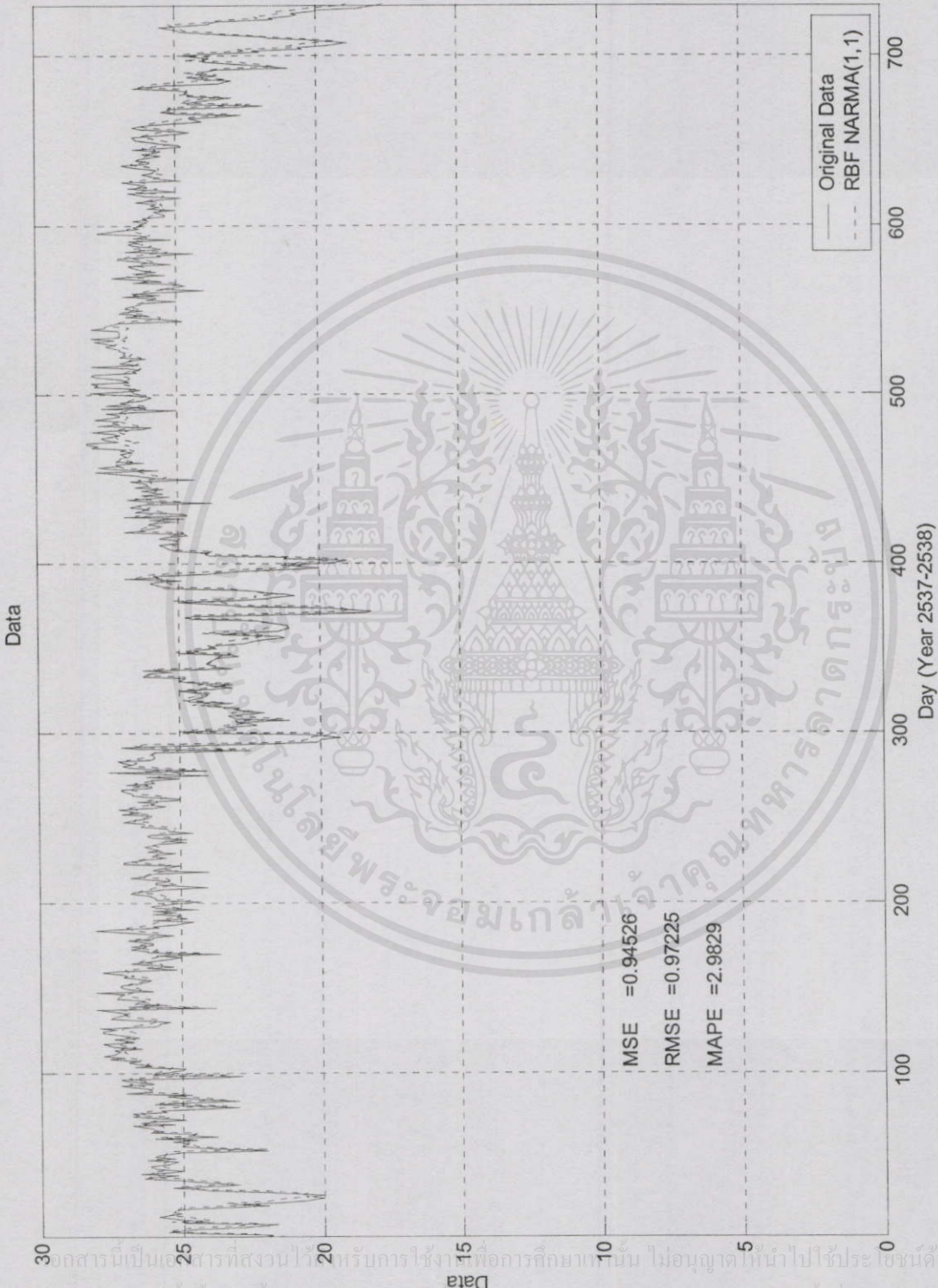


รูปที่ 4.57 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเบเรเดิลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเบี่ยง ณ. เวลา 17.00 น.

นอกจากนี้ยังเป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

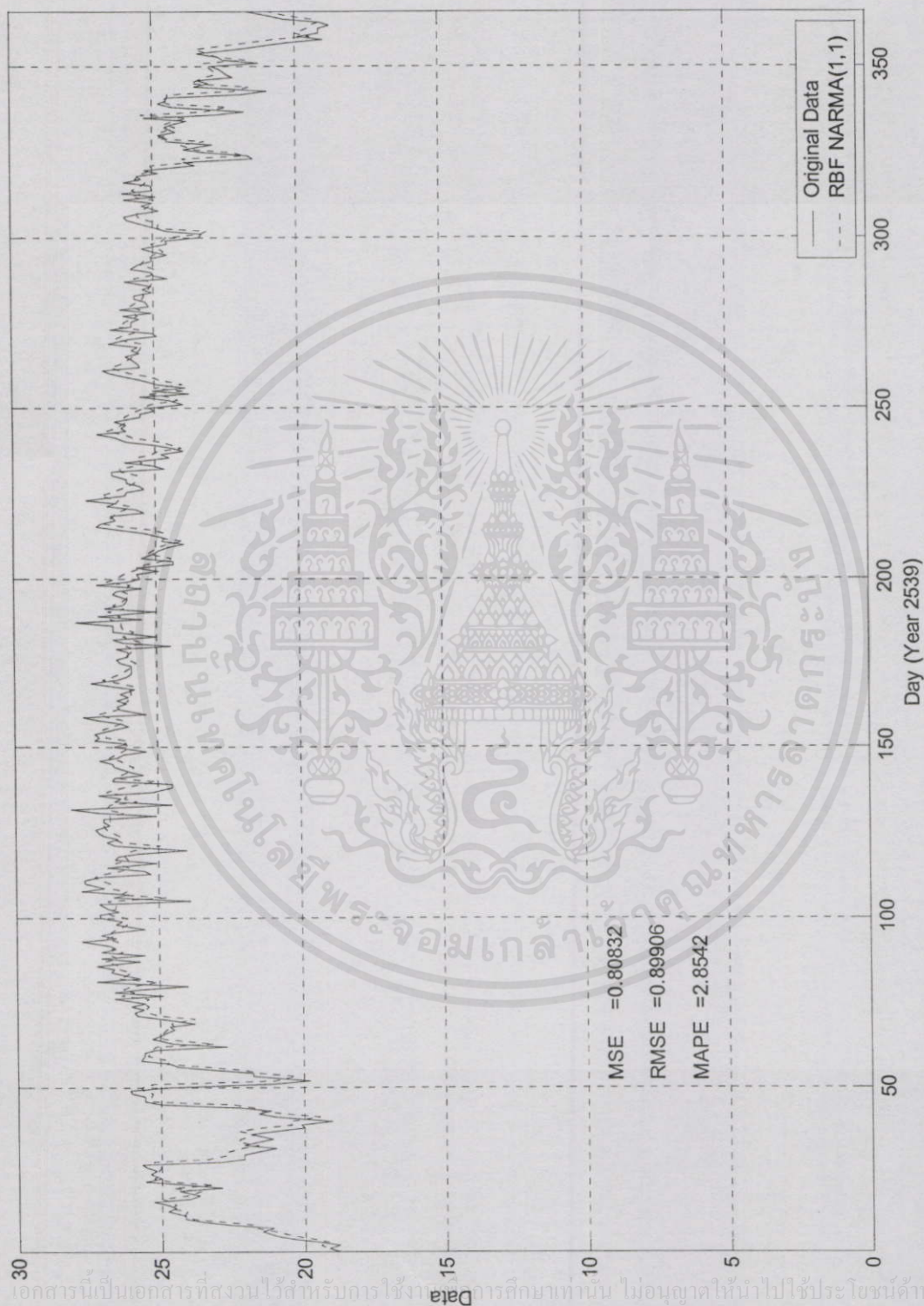


รูปที่ 4.58 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17.00 น.



รูปที่ 4.59 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.60 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเคิลเบสซิทฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลอุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17.00 น.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานทางการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.3.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการเลือกรูปแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลนั้น จะพิจารณาจากค่าความสถิติต่างๆ ที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดที่นำมาทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.3 ถึงตารางที่ 4.12 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ที่เป็น NAR นั้นจะมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA และในการทดสอบสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติและการทดสอบค่าไค-สแควร์เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมกับข้อมูลนั้นจะเห็นได้ว่าทุกรูปแบบจะมีค่าสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติและค่าไค-สแควร์อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ทั้งหมด แต่เมื่อเปรียบเทียบค่าสถิติที่ได้จากการทดลองแล้ว รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA(1,1) มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำที่สุด

นอกจากนี้การพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA จะใช้ค่าข้อมูลในอดีต 1 ค่าและค่าความคลาดเคลื่อนในอดีต 1 ค่า เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรม ส่วนวิธีการของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP [4] นั้นต้องใช้ข้อมูลในอดีตถึง 31 วันในการพยากรณ์อนุกรมในวันถัดไป

นั่นคือการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NARMA นั้นจะมีความเหมาะสมที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมที่มีตัวจากกระเปาะแห้งและกระเปาะเปียกและให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NAR, วิธีการของการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและวิธีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP แต่เมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA และรูปแบบพีชชี NARMA จะเห็นว่าผลการพยากรณ์ใกล้เคียงกันมาก

4.4 ข้อมูลที่ได้จากการจำลองในลักษณะของฟังก์ชันทั่วไป

ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการทดลองนี้ จะจำลองด้วยสมการ ดังนี้

$$y = \sin(0.2 * x) + 0.7 * \sin(2 * x) \quad (4.3)$$

ในการทดลองจะกำหนดค่า x อยู่ในช่วง 0.1-100 มีจำนวน 1000 ชุด และจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนที่ 1 ข้อมูลจำนวน 700 ชุดจะใช้สำหรับฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และ ส่วนที่ 2 ข้อมูลจำนวน 300 ชุดจะใช้สำหรับการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA ที่ใช้ในการทดลองจะกำหนดด้วย เบซีสฟังก์ชันแบบ Gaussian Function ไม่นานญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.4.1 ผลการทดลอง

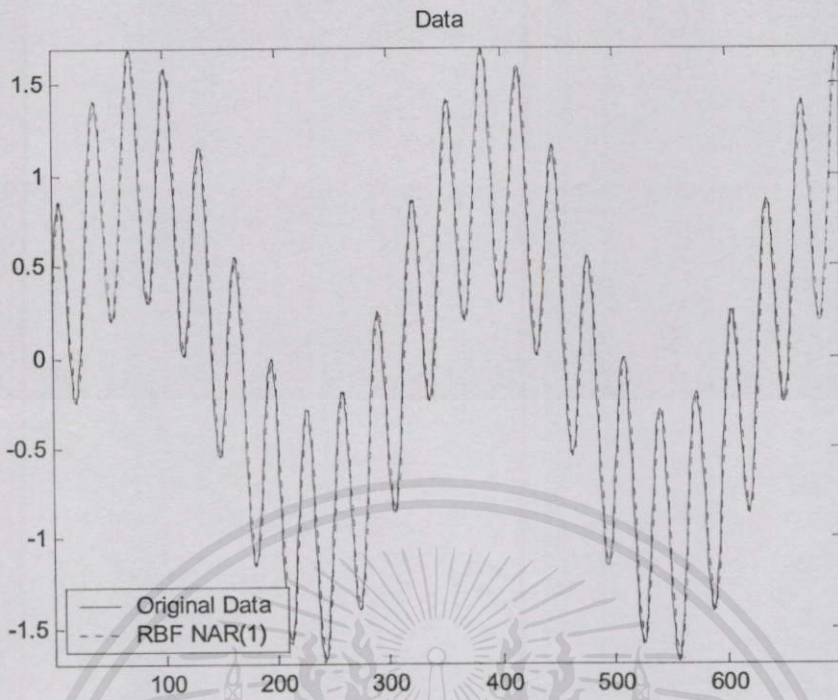
จากการทดลองนี้ สามารถแสดงค่าสถิติเปรียบเทียบระหว่างผลการพยากรณ์ที่ได้จากรูปแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ดังตารางที่ 4.13

รูปที่ 4.61 ถึงรูปที่ 4.70 แสดงผลการฝึกหัดโครงข่าย (Training Set) และผลการพยากรณ์ (Testing Set) ที่ได้จากการใช้รูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบสซิสฟังก์ชัน NARMA

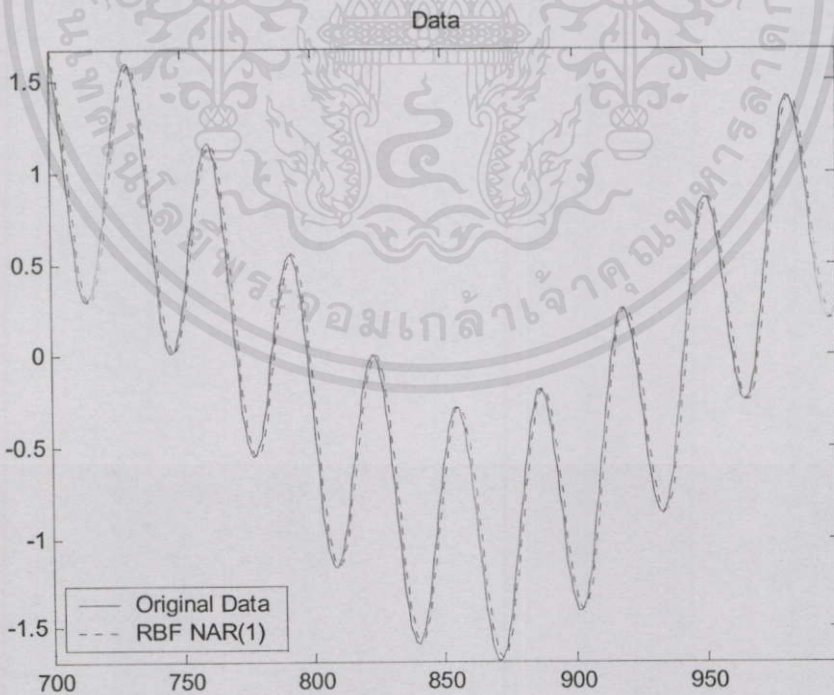
ตารางที่ 4.13 การเปรียบเทียบค่าสถิติ MSE, RMSE และ STD ของรูปแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป

Model	Center	Training Set			Testing Set		
		MSE	RMSE	STD	MSE	RMSE	STD
<i>Simulation Data</i>	-	-	-	-	-	-	-
RBF NAR(1)	14	0.00991	0.09956	0.09963	0.00985	0.09923	0.09914
RBF NARMA(1,1)	14	0.00025	0.01596	0.01597	0.00262	0.05120	0.05101
RBF NAR(2)	37	0.00018	0.01360	0.01361	0.00019	0.01384	0.01384
RBF NARMA(2,1)	14	0.00007	0.00806	0.00807	0.00009	0.00923	0.00923
Fuzzy NAR(1)	-	0.01057	0.10281	-	0.01046	0.10227	-
Fuzzy NARMA(1,1)	-	0.00122	0.03495	-	0.00279	0.05278	-
Fuzzy NAR(2)	-	0.00079	0.02811	-	0.00076	0.02762	-
Fuzzy NARMA(2,1)	-	0.00041	0.02024	-	0.00053	0.02311	-

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

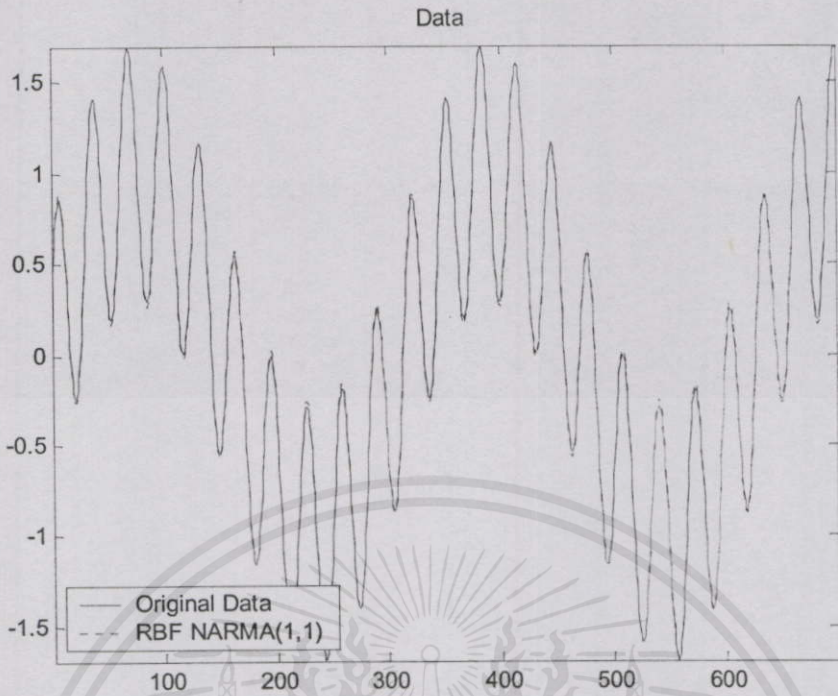


รูปที่ 4.61 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป

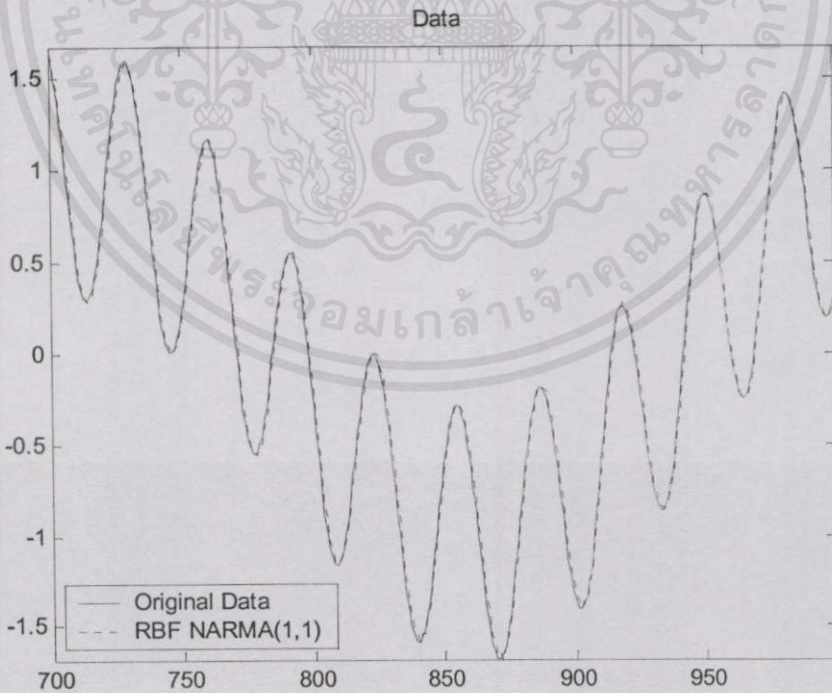


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

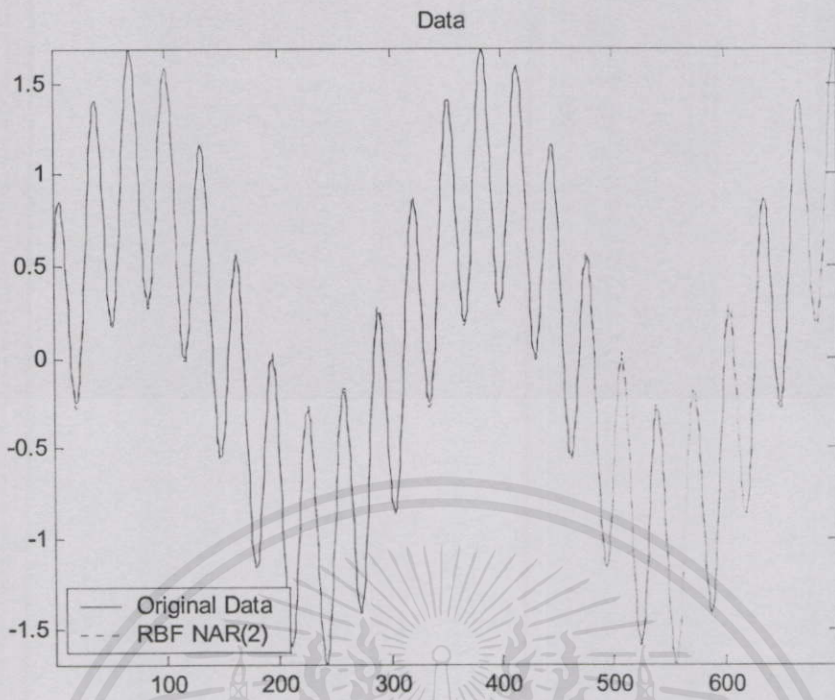
รูปที่ 4.62 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป



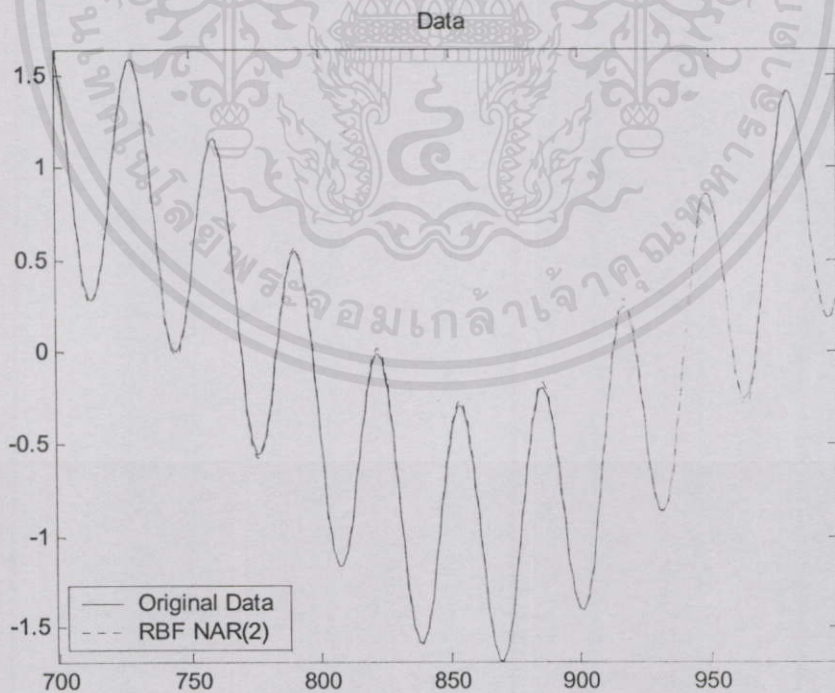
รูปที่ 4.63 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป



รูปที่ 4.64 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(1,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป

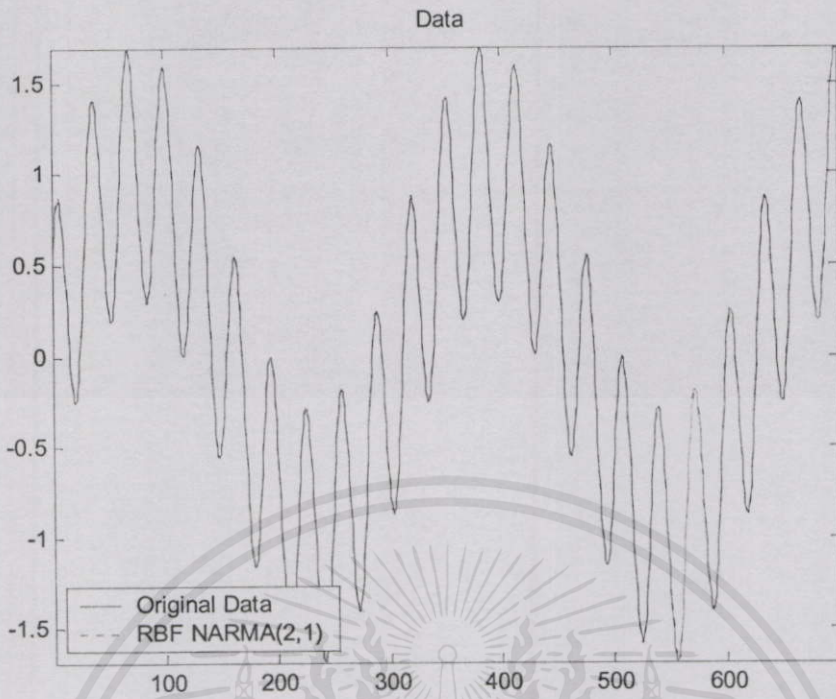


รูปที่ 4.65 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป

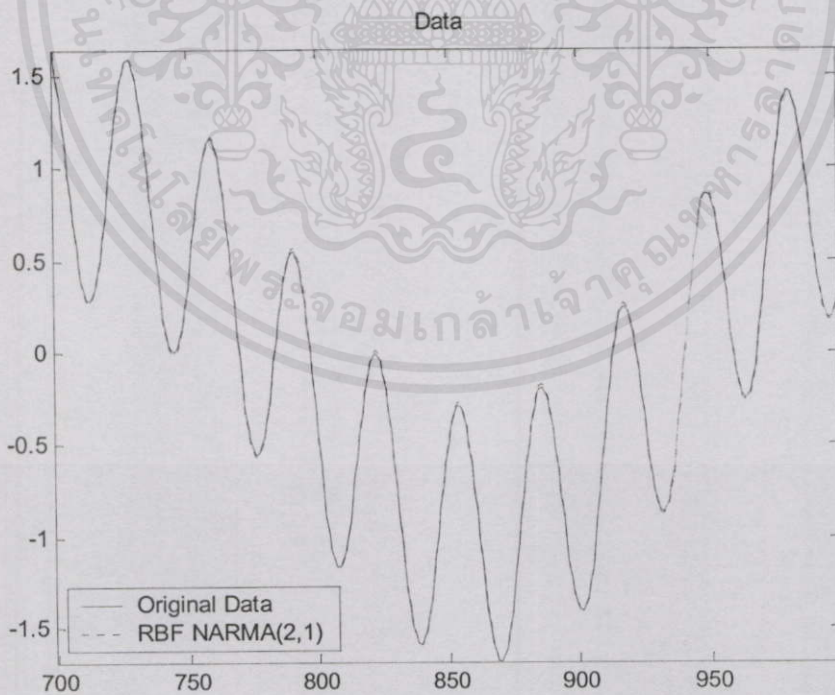


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

รูปที่ 4.66 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NAR(2) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป



รูปที่ 4.67 ผลการฝึกหัดโครงข่ายด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

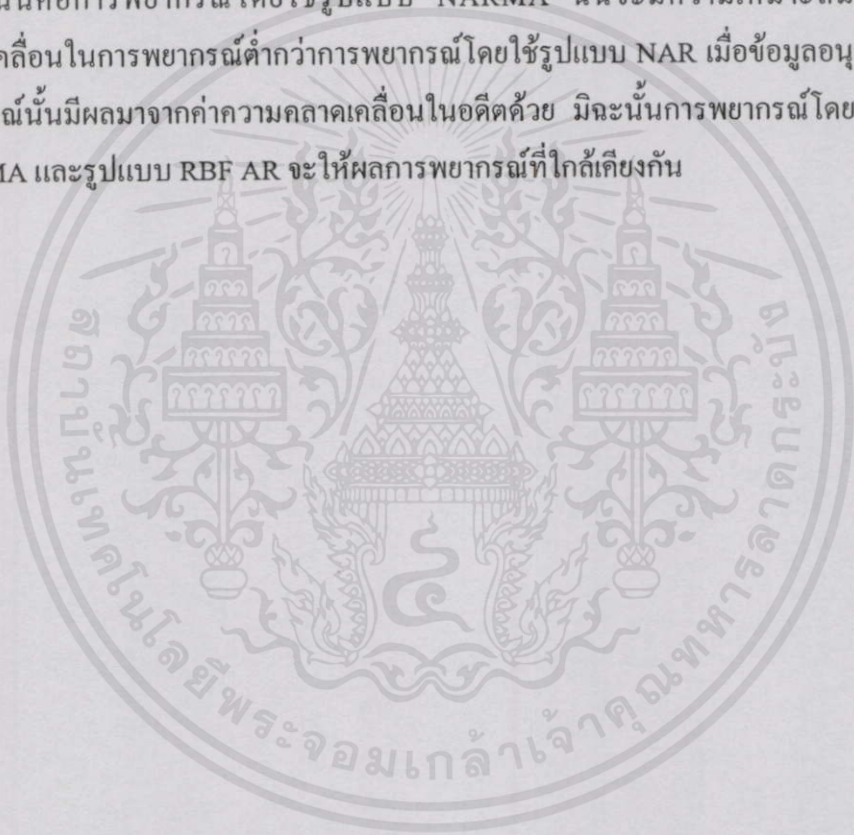
รูปที่ 4.68 ผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA(2,1) ของข้อมูลที่จำลองด้วยฟังก์ชันทั่วไป

4.4.2 สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

ในการเลือกรูปแบบที่เหมาะสมเพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลนั้น จะพิจารณาจากค่าความสถิติต่างๆ ที่ได้จากการพยากรณ์ของข้อมูลชุดที่นำมาทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

จากผลการทดลองในตารางที่ 4.13 แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ข้อมูลโดยใช้รูปแบบการพยากรณ์ที่เป็น NAR นั้นจะมีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์สูงกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA เพียงเล็กน้อยเท่านั้น ทั้งนี้เนื่องจากว่ารูปแบบที่จำลองขึ้นนั้นไม่มีส่วนประกอบที่เป็นค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตเลย ดังนั้นการเพิ่มค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตเข้าไปในโครงข่ายเรเดียลเบสซิสฟังก์ชันสำหรับอนุกรมเวลาชุดนี้ไม่มีผลต่อค่าพยากรณ์ที่ได้

นั่นคือการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NARMA นั้นจะมีความเหมาะสมและให้ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำกว่าการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ NAR เมื่อข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาพยากรณ์นั้นมีผลมาจากค่าความคลาดเคลื่อนในอดีตด้วย มิฉะนั้นการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ RBF NARMA และรูปแบบ RBF AR จะให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกัน



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวแบบ NARMA โดยมีการส่งกลับค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีตเข้าไปเป็นอินพุตพร้อมกับค่าข้อมูลในอดีต และทำการฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึมแบบ OLS เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมของรูปแบบที่จะใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล และมีการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบที่ได้ด้วยการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต และการทดสอบโค-สแควร์

ในการทดลอง ข้อมูลอนุกรมเวลาจะแบ่งเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนแรกใช้สำหรับการฝึกหัดโครงข่าย (Training Set) และส่วนที่สองใช้สำหรับการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ (Testing Set)

จากการทดลองจะเห็นได้ว่า ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเคลื่อนไหวแบบ NARMA นั้นการใช้รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA จะให้ผลการพยากรณ์ที่ถูกต้องกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสแบบมาตรฐานหรือรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NAR

5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยในอนาคต

จากการศึกษาและวิจัยเรื่องการใช้รูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชันแบบ NARMA ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลานั้น ทำให้มีข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยต่อไป ดังนี้

5.2.1 การเพิ่มปัจจัยที่มีผลต่อข้อมูลอนุกรมเวลา

ในการวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นในส่วนของการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในรูปแบบของ NARMA คือศึกษาเฉพาะข้อมูลอนุกรมเวลานั้นๆ และค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เท่านั้น แต่ถ้ามมีการเพิ่มปัจจัยพื้นฐานอื่นที่มีอิทธิพลต่อข้อมูลอนุกรมเวลานั้น เป็นข้อมูลอินพุตของโครงข่ายด้วย ความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลก็น่าจะสูงขึ้น แต่การเพิ่มปัจจัยภายนอกนี้ผู้ใช้จะต้องวิเคราะห์ให้แน่ชัดว่า ปัจจัยนั้นๆ มีอิทธิพลต่อข้อมูลจริงหรือไม่ มิเช่นนั้นแล้วการพยากรณ์จะมีความผิดพลาดสูง เพราะถ้าข้อมูลอินพุตเข้าสู่โครงข่ายไม่ถูกต้องแล้วจะทำให้ข้อมูลเอาต์พุตที่ออกจากโครงข่ายไม่ถูกต้องตามไปด้วย

การเพิ่มปัจจัยพื้นฐานอื่นที่มีอิทธิพลต่อข้อมูลอนุกรมเวลานั้นจะสอดคล้องกับรูปแบบอนุกรมเวลาแบบ NARMAX (Nonlinear AutoRegressive Moving Average with eXogenous Inputs)

5.2.2 การลดความแปรปรวนของข้อมูล

รูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ที่ได้นำเสนอนี้จะให้ค่าพยากรณ์ที่มีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ค่าเมื่อข้อมูลเป็นแบบสถิตชันนารี (Stationary) หรือข้อมูลที่มีความแปรปรวนค่า แต่ถ้าข้อมูลที่เป็นแบบไม่สแตชันนารี (Nonstationary) หรือมีความแปรปรวนค่อนข้างสูงแล้ว การพยากรณ์ด้วยรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA จะมีประสิทธิภาพต่ำกว่าที่ต้องการ จึงเป็นแนวทางในการศึกษาต่อไปเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน อาจจะเป็นการปรับปรุงโครงข่ายหรือการปรับปรุงอัลกอริทึมในการเรียนรู้ของโครงข่ายเพื่อให้สามารถรองรับการพยากรณ์ข้อมูลที่เป็นแบบไม่สแตชันนารีได้

5.2.3 การปรับปรุงให้เป็นการประมวลผลแบบ online

เนื่องจากรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA ที่นำเสนอจะเป็นลักษณะของการหาค่าพารามิเตอร์ในลักษณะของ Off-Line คือการหาค่าพารามิเตอร์ของโครงข่ายนั้นจะใช้เฉพาะข้อมูลในส่วนที่เป็น Training Set ทำให้พารามิเตอร์เหล่านั้นครอบคลุมเฉพาะข้อมูลเพียงบางส่วนเท่านั้น ดังนั้นถ้ามีการปรับปรุงค่าพารามิเตอร์เมื่อมีข้อมูลที่เป็น Testing Set เข้ามา จะทำให้ค่าพารามิเตอร์เหล่านั้นเป็นตัวแทนที่ดีของข้อมูลทั้งหมด และจะทำให้การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีความถูกต้องมากขึ้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เอกสารอ้างอิง

- [1] ทรงศิริ แต่สมบัติ, รศ.ดร. *เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ*. กรุงเทพมหานคร : หจก. สำนักพิมพ์พีสิกส์เซ็นเตอร์. 2539.
- [2] S. Chen, S.A. Billing and C.F.N Cowan, "*Practical indentification of NARMAX models using radial basis functions*", Int. J. Control. Vol.52 No.6 pp 327-1350, 1990
- [3] โชคชัย วิวัฒนากันตัง, 2545 *การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบพีชชี NARMA*. วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
- [4] จรรย์รัตน์ พุกขานันท์. 2541. "*การประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กในการพยากรณ์อุณหภูมิ*" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี
- [5] A.N. Burgess and A.N. Refenes, "*The use of error feedback terms in neural network modeling of financial time series.*", Forecasting financial markets. John Wiley & Sons Ltd. pp 261-274, 1996
- [6] D.S. Broomhead and D. Lowe, "*Multivariable fuctional interpolation and adaptive network*", Complex System, Vol.2 pp 321-355, 1988
- [7] E.S. Chng, S. Chen and B. Mulgrew, "*Gradient Radial Basis Function Networks for Nonlinear and Nonstationary Time Series Prediction*", The University of Edinburgh King's Building, 1995
- [8] J. Park and I.W. Sandberg, "*Universal approximation using Radial basis Function network*", Neural Computation, Vol.3 pp 246-257, 1991
- [9] Jerone T. Connor, R. Douglas Martin, and L.E. Atlas, "*Recuurent Neural Networks and Robust Time Series Prediction* ", IEEE Transaction on Neural Network, Vol.5 pp 240-253, 1994
- [10] K. Warwick and R. Craddock, "*An introduction to Radial Basis Functions for system identification: a comparison with other neural netowrk methods.*", Conference on Decision and Control. Kobe, Japan, pp 464-469 ,December 1996

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้ก่อนจะนำมาใช้เผยแพร่ในที่สาธารณะ
 ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [11]. S. Chen, C.F. N Cowan, and P.M. Grant, "*Orthogonal Least Square Algorithm for Radial Basis Function Network*", IEEE Transaction on neural networks. Vol.2 pp 302-309 , March 1991
- [12] Zouhour Neji, F-Mouria Beji, "*Neural Network and Time Series Identification and Prediction*", Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'00)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก



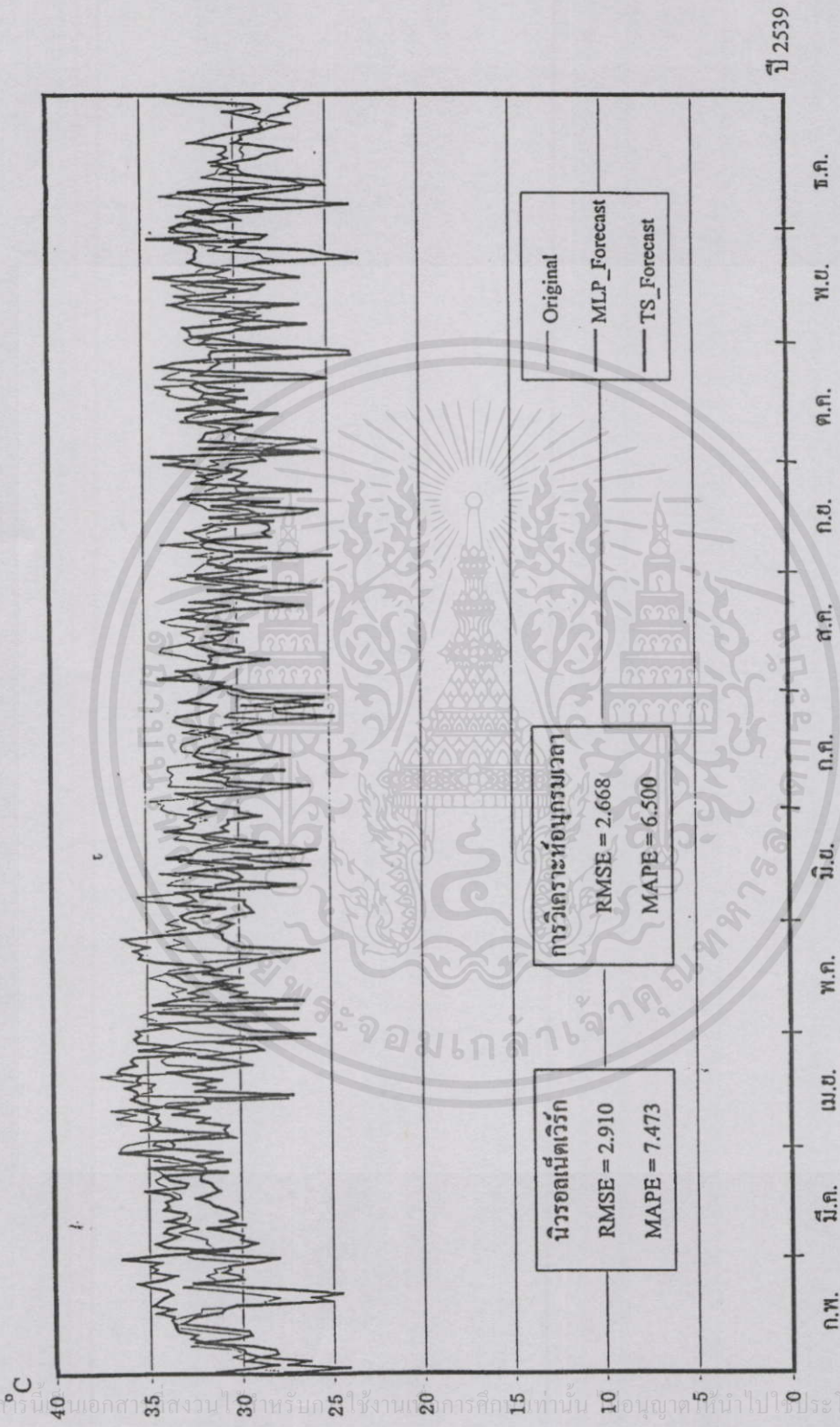
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง
ด้วยวิธีนิเวศคณิตเวิร์คและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น. ตามลำดับ

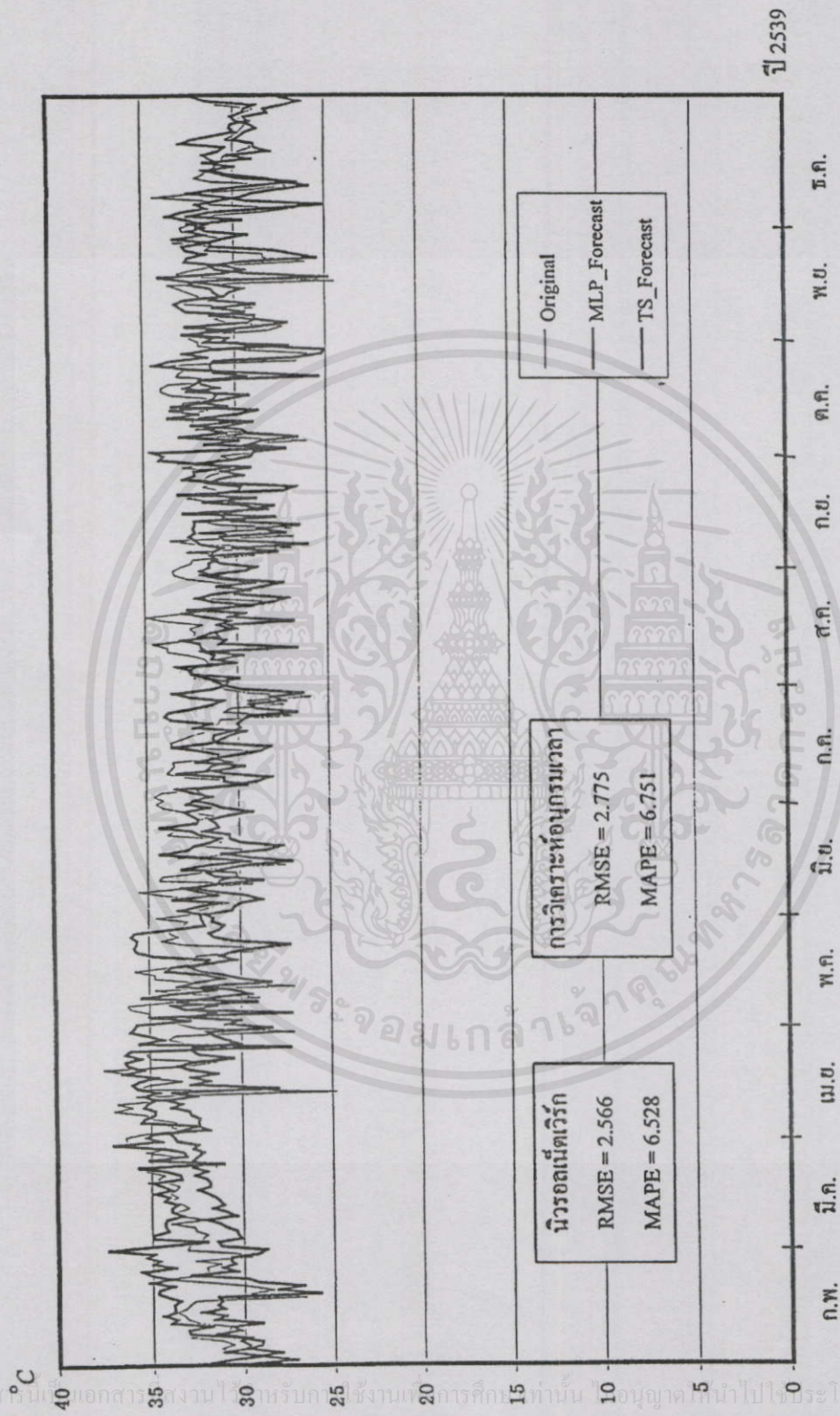


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



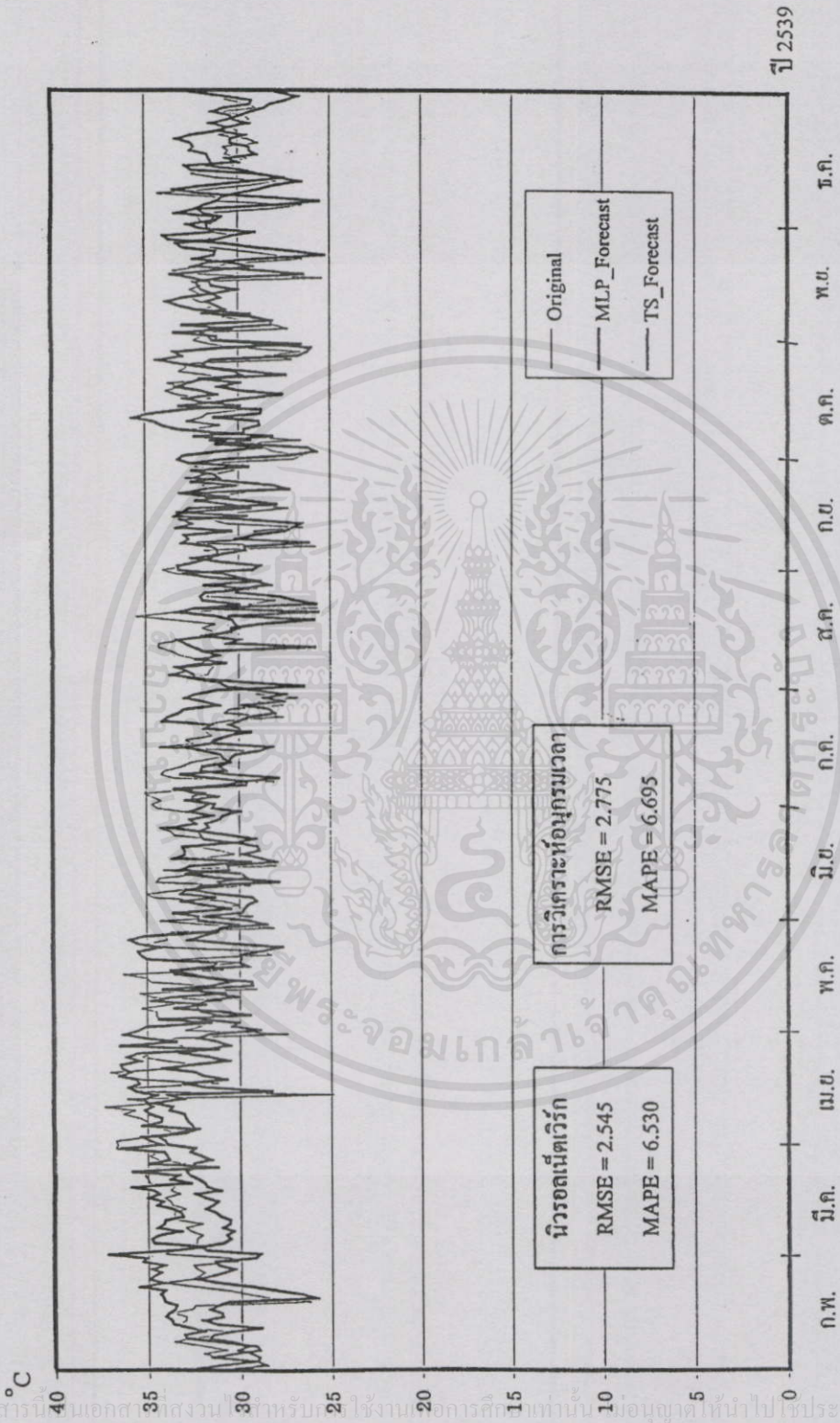
รูปที่ ก-1 เปรียบเทียบผลพยากรณ์ระยะปานกลางของนิรอลเน็ตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (13:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์ ห้ามทำซ้ำโดยไม่ได้รับอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่าการตีพิมพ์ใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ก-2 เปรียบเทียบผลพยากรณ์ระยะเวลาของนิรอลเนตเวิร์ค, การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา และอุณหภูมิจริง (14:00 น.)

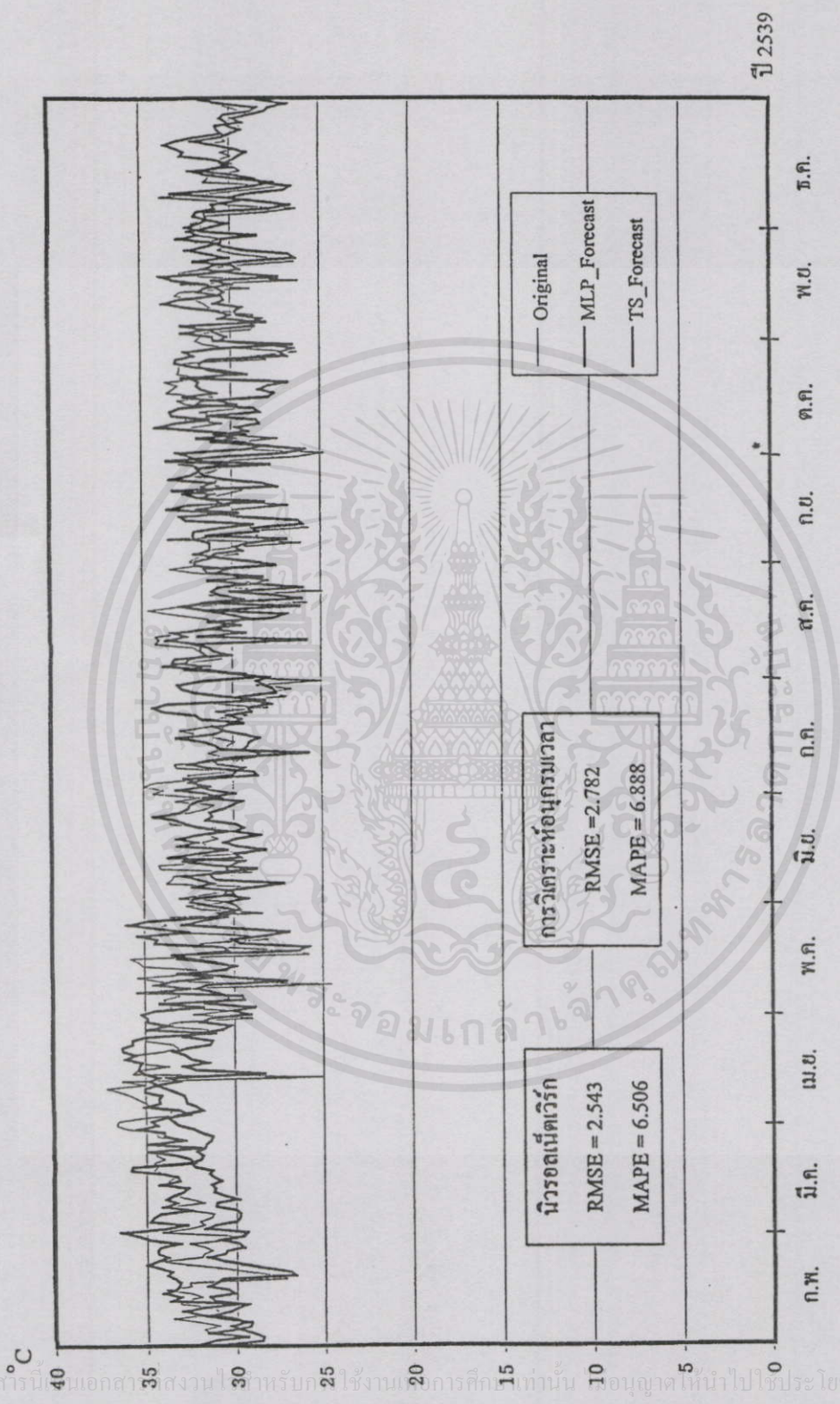
เอกสารนี้เป็นที่เอกสารสงวนไว้สำหรับใช้ในงานเพื่อการศึกษานานับพันปี นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่าจะตีพิมพ์ใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ก-3 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าแห้งของนิวรอลเน็ตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอุณหภูมิจริง (15:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับใช้ในงานการศึกษาเท่านั้น กรุณาอย่านำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

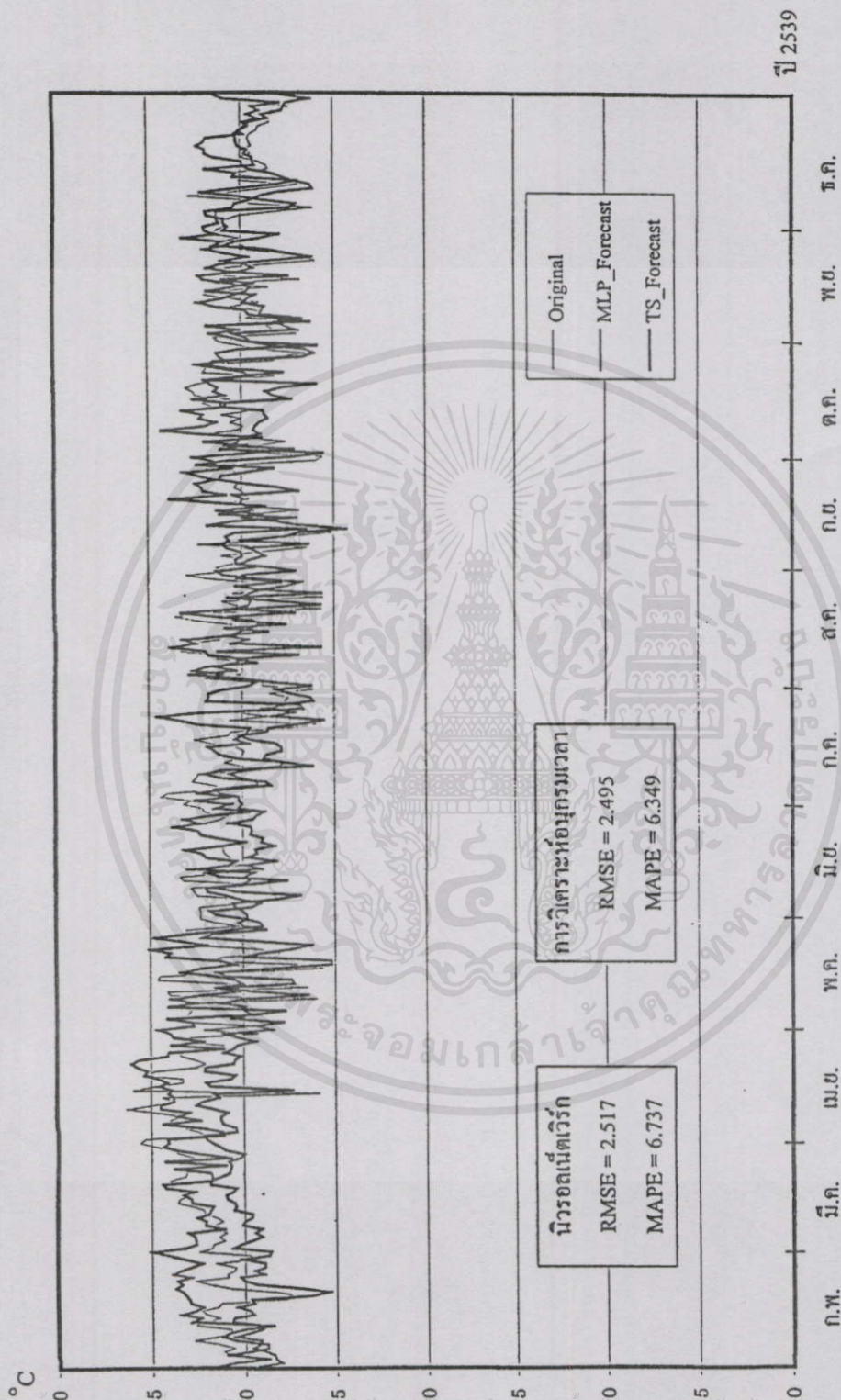
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ปี 2539

รูปที่ ก-4 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าแห้งของนํวรดเนตเวร้ก, การว้ดระห้อนุกรมเวลา และอนุกรมว้จริง (16:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับศึกษาเท่านั้น อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3-5 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเหงะของนิวรอลเน็ตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอุณหภูมิจริง (17:00 น.)

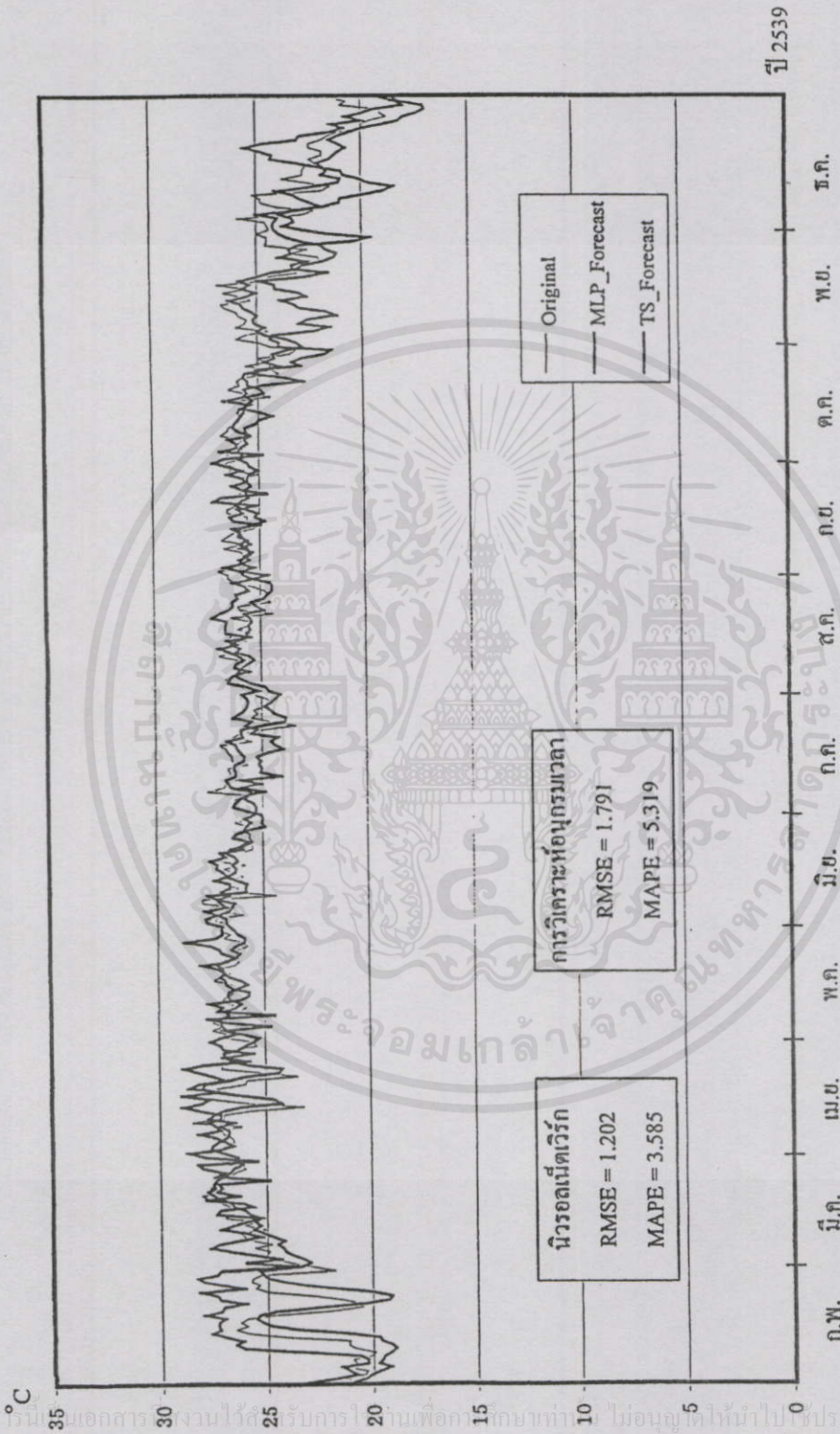
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น มิอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.

**ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก
จากนิเวศเน็ตเวิร์กและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.**

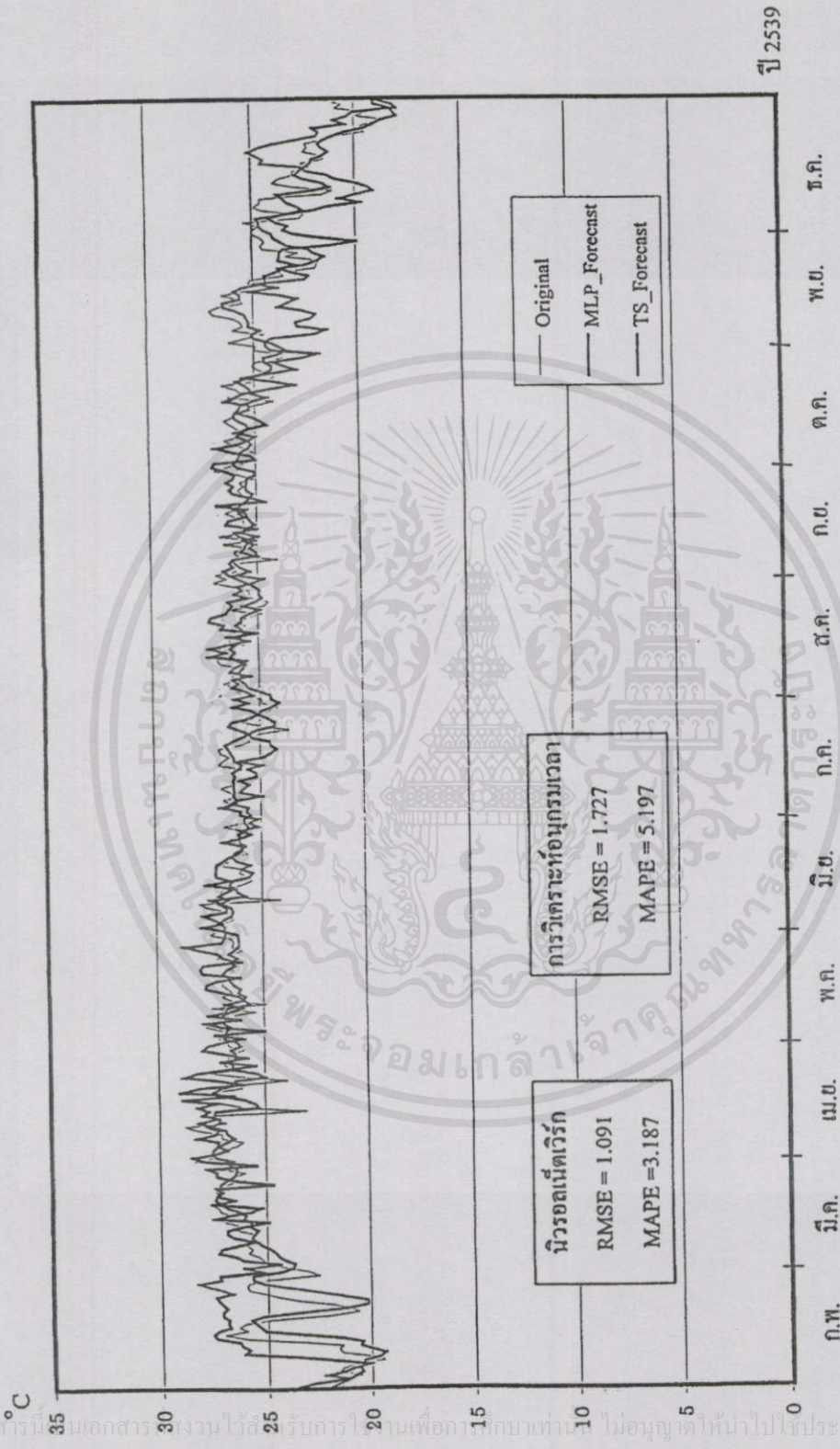


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



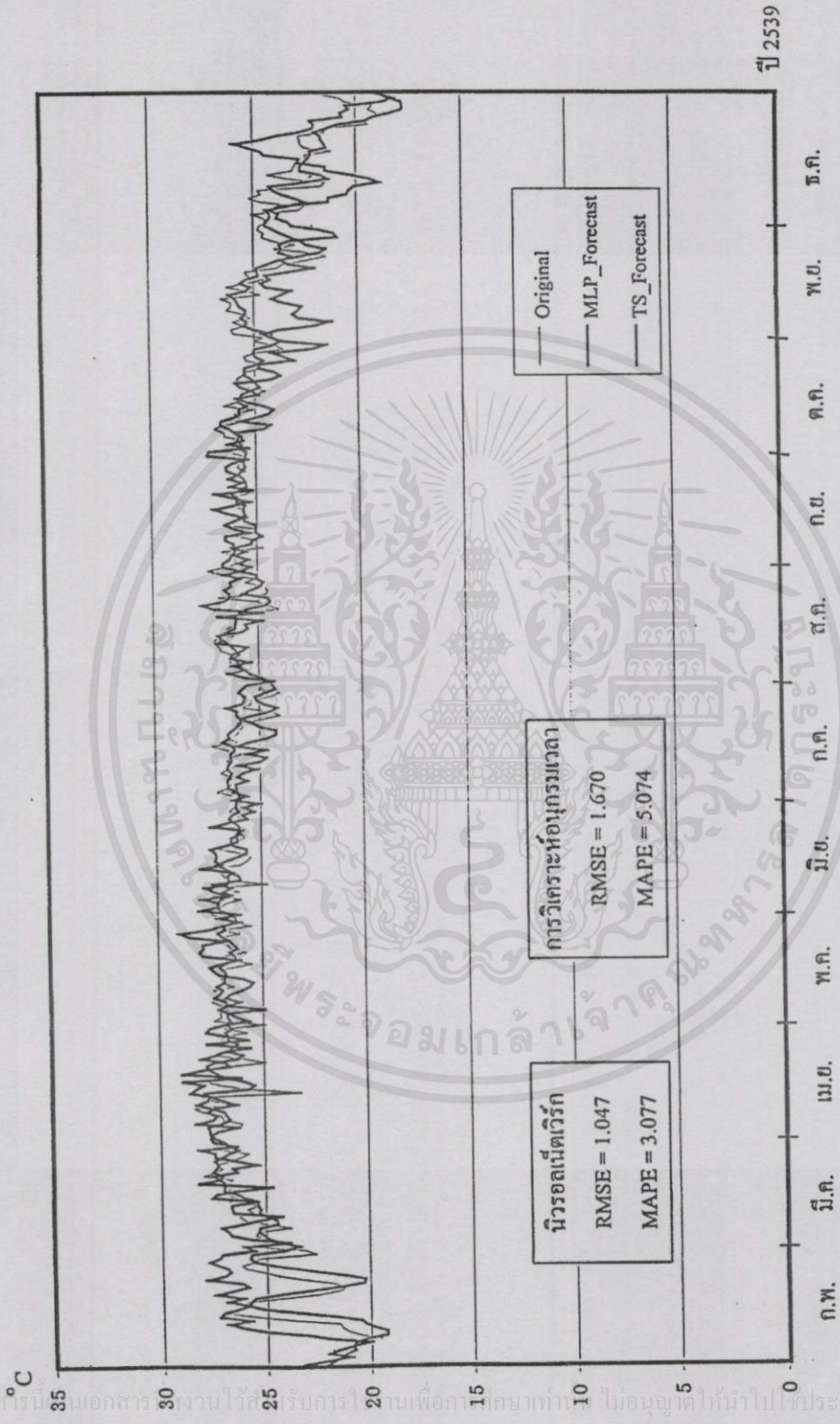
รูปที่ ข-1 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าปะเปือกของนัรอลเนตเวิร์ค, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (13:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารส่วนบุคคลที่กระเปาะปะเปือกของนัรอลเนตเวิร์ค, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (13:00 น.)
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



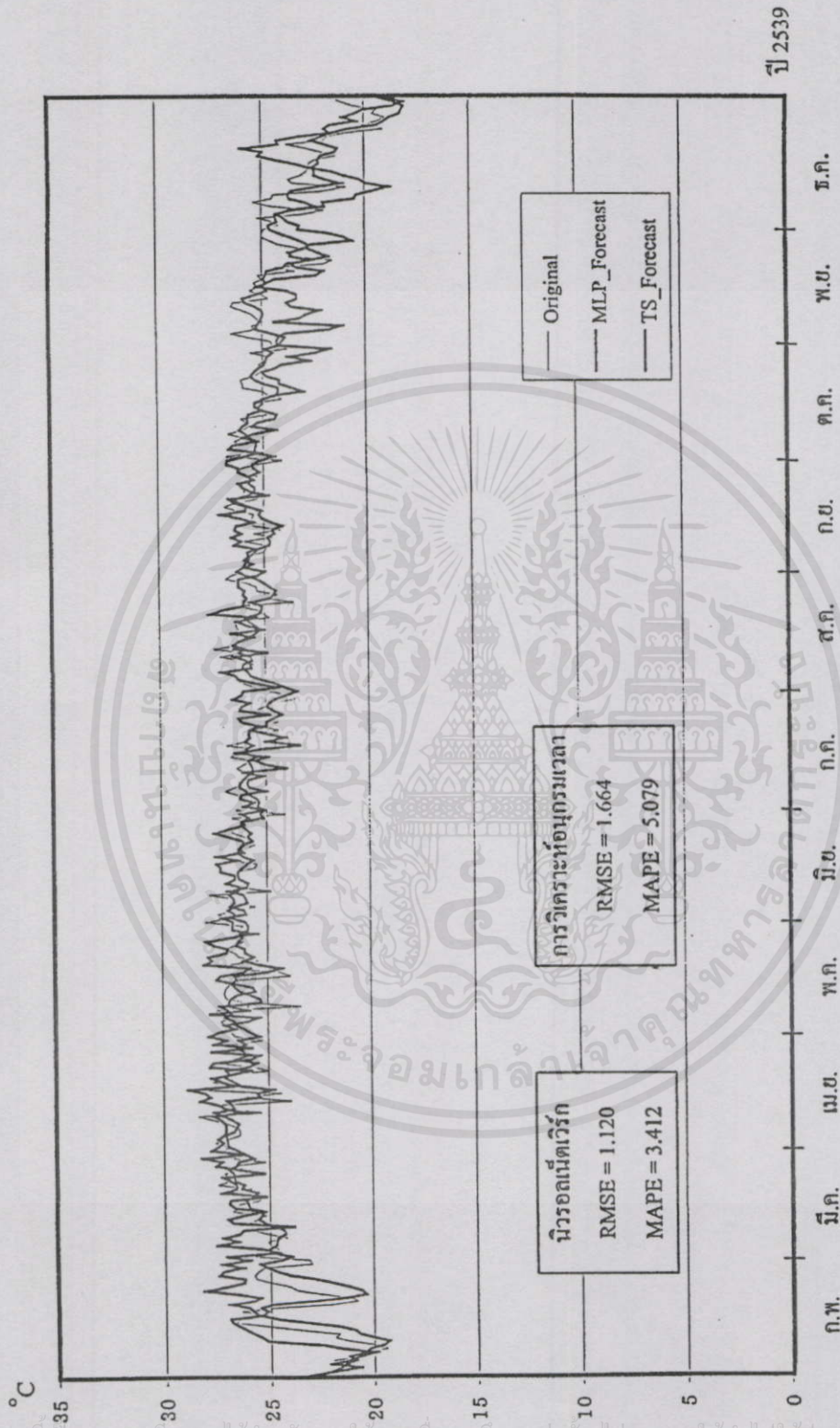
รูปที่ ข-2 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าเปียงของนิเวศน์เตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (14:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนไว้สำหรับรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



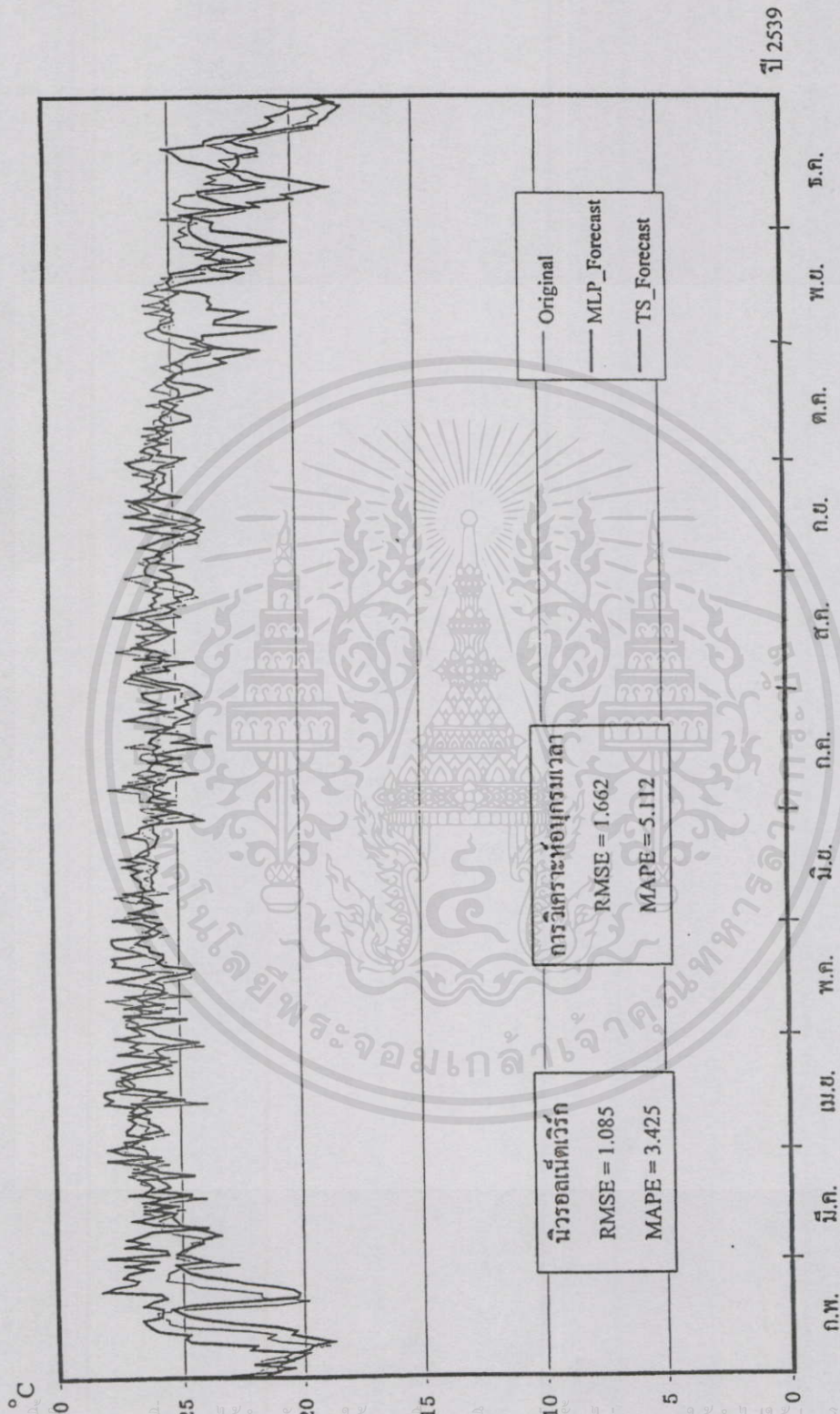
รูปที่ 4-3 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าเปียกของนิวรอลเน็ตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (15:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารงานวิจัยที่ได้รับการสนับสนุนจาก... ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ๗-4 เปรียบเทียบผลพยากรณ์ระยะปานกลางของนิวรอนเน็ตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอนุกรมจริง (16:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ๗-5 เปรียบเทียบผลพยากรณ์กระแสเป่าเยือกของนิเวศน์เตเวิร์ก, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และอุณหภูมิจริง (17:00 น.)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค.

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์
และได้รับการตีพิมพ์



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1999. “RBF-NARMA for Nonlinear Time Series Prediction” in **Proceedings of The 1999 National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC’99)**. Thailand.



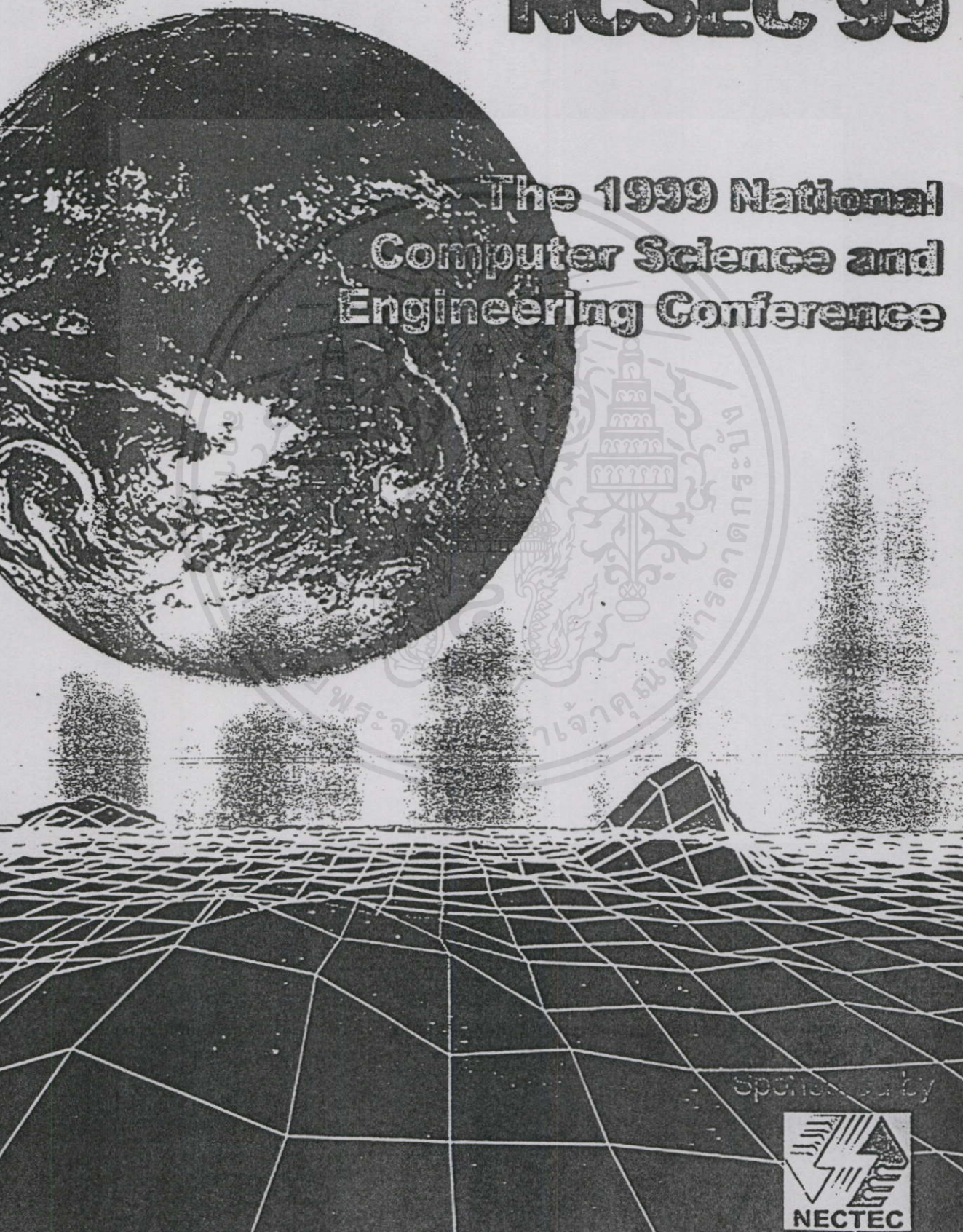
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Hosted by **Assumption University**
Bangkok, Thailand



NCSEC'99

The 1999 National
Computer Science and
Engineering Conference



Sponsored by



Table of Contents

Invited Papers

พระราชบัญญัติการศึกษาแห่งชาติ พ.ศ. 2542 กับ การเรียนการสอนวิศวกรรมซอฟต์แวร์ Somnuk Keretho.....	i-1
A Study of Programming Skill Development in Education Peraphon Sophatsathit.....	i-6
Education System Reform in the Next Millenium: A Case Study Yuen Poovarawan.....	i-11
Artificial Intelligence	
Development of Adaptive Fuzzy Logic Control System for Temperature Control in Electric Kiln Kajornsak Kantapanit, Hin Chanasuta.....	1
Development of a Clinical Diagnosis Expert System Watcharachai Wiriyasuttiwong, Kajornsak Kantapanit, Preecha Singhadej.....	9
Logic Agents for Deductive Diary Database on the Web Ajin Jirachiefpattana, Duenpen Santhithitham, Andrew Davison, Warapom Jirachiefpattana	17
Synthesizing Graph-Coloring Programs Using Genetic Programming Sarit Chantasuban, Ekawit Nantajeewarawat.....	24
The Use of a Markup Language in an English Vocabulary Self-Learning System Noppadon Kamolvilassatian, Songkran Junpet.....	34
Competency of Neural Networks in Forecast Using Highly Fluctuated Data Kittichai Lavangnananda, Janyarat Phruksanant.....	39
RBF-NARMA for Non-linear Time Series Prediction Kanchana Kaewsakulthong.....	46
A Construction of COCOMO II's Rating Scale of Cost Driver Using Inductive Decision Tree Sarin Watcharabusaracum, Taratip Suwannasart, Wiwat Vatanawood.....	53
A Hybrid Bayesian Network Modeling Environment Thuong Doan, Peter Haddawy, Tien Nguyen, Deva Seetharam.....	62
Multi-Level Multi-Perspective Reasoning Suman Sundaresh, Tze-Yun Leong, Peter Haddawy, Kim Leng Poh.....	67
Non-linear Time Series Prediction Using Fuzzy NARMA Model Chokchai Wiwattanakang.....	75
A Rule Adaptive Algorithm for Fuzzy Systems Decha Bunyarodol.....	82
A Program for Visualizing Data in the Evolution of Solutions from Genetic Programming Yodthong Rodkaew, Prabhas Chongstitvatana.....	89
Transliterated Word Encoding and Retrieval Algorithms for Thai-English Cross-Language Retrieval Prayut Suwanvisat, Somchai Prasitjutrakul.....	94

RBF-NARMA for Nonlinear Time Series Prediction

Kanchana Kaewsakulthong
Faculty of Information Technology
King Mongkut Institute of Technology Ladkrabang
Bangkok, Thailand
E-Mail: s0067030@kmitl.ac.th

Abstract: This paper proposes a new NARMA (Nonlinear Auto-regressive mixed Moving Average) model for time series prediction. The RBF (Radial Basis Function) network with the OLS (Orthogonal Least Squares) learning algorithm and a feedback prediction errors technique is proposed to model the NARMA. The preliminary simulations show that the proposed NARMA model has less centers and more accuracy than NAR (Nonlinear Auto-Regressive) model.

Key words: Radial Basis Function, NARMA, Time series prediction

1. บทนำ

นิวรอลเน็ตเวิร์ก (Neural Network) หลากๆ รูปแบบได้ถูกนำมาใช้ในการกำหนดรูปแบบข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งเรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function : RBF) เป็นโครงข่ายหนึ่งที่นิยมใช้กันแพร่หลายในการกำหนดรูปแบบข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้น การกำหนดรูปแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็น NAR (Nonlinear Auto-Regressive) ก่อนข้างเป็นที่นิยมในกลุ่มนักวิจัยทางด้านนิวรอลเน็ตเวิร์ก เนื่องจากข้อมูลอินพุตที่เข้าไปในระบบสามารถกำหนดได้ง่าย ซึ่งข้อมูลอนุกรมเวลาไม่ได้มีลักษณะที่เป็น NAR เท่านั้น ในระบบจริงจะพบว่าข้อมูลจะมีลักษณะที่เป็น NARMA (Nonlinear Auto-Regressive mixed Moving Average) ด้วย ซึ่งการนำรูปแบบที่เป็น NAR นั้นไปพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็น NARMA จะทำให้เกิดความคลาดเคลื่อนที่ค่อนข้างสูง การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้โครงข่าย RBF ในการกำหนดรูปแบบของข้อมูล ที่ข้อมูลอินพุตจะมีเฉพาะค่าของข้อมูลในอดีตนั้นเราจะเรียกว่าเป็นการพยากรณ์โดยใช้รูปแบบ RBF_NAR แต่ในงานวิจัยฉบับนี้ได้เสนอรูปแบบ RBF_NARMA ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็น NARMA ซึ่งจะเริ่มต้นจากการกำหนดข้อมูลอินพุตที่มีเฉพาะค่าข้อมูลในอดีต และฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS (Orthogonal Least Square Algorithm) และจะนำค่าความผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์ส่งกลับไปเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลอินพุต และ

ฝึกหัดโครงข่ายอีกครั้ง จนกระทั่งได้รูปแบบที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลชุดนั้นๆ ซึ่งวิธีการนี้จะให้จำนวนเซ็นเตอร์น้อยและความถูกต้องสูงกว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีการของ RBF_NAR โดยทั่วไป

2. เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function)

โครงข่ายเรเดียลเบสฟังก์ชัน หรือโครงข่าย RBF มีความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลโดยไม่จำเป็นต้องทราบลักษณะฟังก์ชันของข้อมูลนั้นๆ (Unknown function) โดยสามารถที่จะพยากรณ์ได้จาก ข้อมูลอินพุตที่ผ่านเข้าสู่โครงข่าย ซึ่งเอาต์พุตของ โครงข่าย RBF สามารถเขียนเป็นสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังนี้

$$f_r(x) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{n_r} \lambda_i \phi(\|x - c_i\|) \quad K (1)$$

เมื่อ $f_r(\cdot)$ เป็น เอาต์พุตของโครงข่าย

x เป็น อินพุตเวกเตอร์

$\phi(\cdot)$ เป็น ฟังก์ชันจาก R^n ไปยัง R

$\| \cdot \|$ เป็น Euclidean norm

n_r เป็น จำนวนเซ็นเตอร์

$c_i \in R^n, 1 \leq i \leq n_r$ เป็นเซ็นเตอร์

$\lambda_i, 1 \leq i \leq n_r$ เป็นค่าน้ำหนักที่เชื่อมต่

ระหว่างโหนดที่ i ในชั้นซ่อน กับ โหนดเอาต์พุต

สถาปัตยกรรมของโครงข่าย RBF (RBF Network Architecture) เป็นลักษณะของฟีดฟอร์เวิร์ดเน็ตเวิร์ค (feedforward network) ที่มีจำนวนชั้น 3 ชั้น ซึ่งได้แก่ ชั้นอินพุท (input layer) ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นเอาต์พุท (output layer) ซึ่งชั้นซ่อนจะมีเพียง 1 ชั้น (single hidden layer) เท่านั้น และการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นจะเป็นแบบฟูลลี่ (fully connect) คือ ทุกๆ โหนด (node) ในชั้นอินพุทจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรก และทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังชั้นซ่อนชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆ โหนดในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยัง โหนดในชั้นเอาต์พุท

โครงข่าย RBF สามารถเขียนในลักษณะของโครงสร้างทางสถาปัตยกรรม ที่มีข้อมูลอินพุทหลายค่าและมีข้อมูลเอาต์พุทเพียงค่าเดียว แสดงได้ดังรูปที่ 1

ในชั้นซ่อนของโครงข่าย RBF นั้นจะมีลักษณะที่แตกต่างจากชั้นอินพุทและชั้นเอาต์พุท คือ ในชั้นซ่อนเป็นลักษณะของ Basis Function ที่มีพารามิเตอร์ คือ เซ็นเตอร์ (Center) และ ค่าน้ำหนัก (weight) ซึ่งจะต้องมีการคำนวณ Radial Distance ระหว่างข้อมูลอินพุทและเซ็นเตอร์ แสดงดังรูปที่ 2

3. อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบ OLS (Orthogonal Least Squares Algorithm)

อัลกอริทึมในการเรียนรู้ของโครงข่าย RBF มีหลายอัลกอริทึม ในที่นี้จะกล่าวถึงอัลกอริทึมที่ใช้ในบทความฉบับนี้ คือ อัลกอริทึมแบบ OLS

อัลกอริทึมแบบ OLS มีพื้นฐานมาจากรูปแบบรีเกรชันเชิงเส้น (linear regression model) ซึ่งปรับปรุงสมการ (3) ให้อยู่ในรูปแบบของรีเกรชันเชิงเส้น ได้ดังนี้

$$d(t) = \sum p_i(t)\theta_i + \epsilon(t) \quad K (2)$$

เมื่อ $d(t)$ คือ ค่าเอาต์พุทที่ต้องการหรือค่าแปรตาม
 θ_i คือ พารามิเตอร์
 $p_i(t)$ คือ รีเกรสเซอร์ (regressor)
 $\epsilon(t)$ คือ ค่าความผิดพลาด ที่ไม่มีความสัมพันธ์กับรีเกรสเซอร์

จากสมการ (14) เปลี่ยนให้อยู่ในรูปแบบของเมทริกซ์ได้ดังนี้

$$d = P\theta + E \quad K (3)$$

เมื่อ

$$d = [d(1) \dots d(N)]^T$$

$$P = [p_1 \dots p_M]$$

$$p_i = [p_i(1) \dots p_i(N)]^T$$

$$\theta = [\theta_1 \dots \theta_M]$$

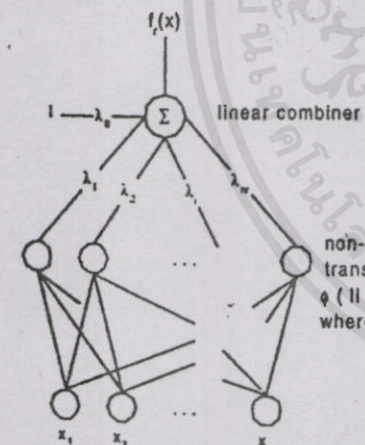
$$E = [\epsilon(1) \dots \epsilon(N)]^T$$

โดยที่ M คือ จำนวนเซ็นเตอร์
 N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกหัดโครงข่าย

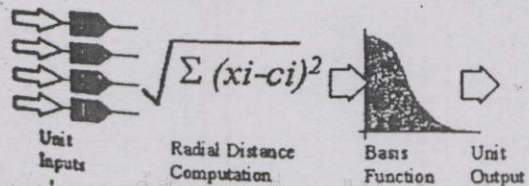
วิธีการของ OLS จะเปลี่ยนรูปเมทริก P ให้เป็นเซตของ orthogonal basis vector ดังนี้

$$P = WA \quad K (4)$$

เมื่อ P คือ อินพุทเวกเตอร์
 A คือ เมทริกซ์ขนาด $M \times M$ ที่ทำให้เส้นทแยงมุมเป็น 1 และค่าในสามเหลี่ยมล่างเป็น 0



รูปที่ 1. แสดงลักษณะโครงข่าย RBF



รูปที่ 2. แสดงลักษณะการทำงานในชั้นซ่อนของโครงข่าย RBF

W คือ เมทริกซ์ขนาด $N \times M$ เป็น orthogonal column w_i

สมการ (9) สามารถเปลี่ยนรูปได้ดังนี้

$$d = Wg + E \quad K (5)$$

เมื่อ

$$g_i = (w_i^T d) / (w_i^T w_i) \quad K (6)$$

และ

$$A\theta = g \quad K (7)$$

โดยที่ θ คือ ค่าน้ำหนัก

ขั้นตอนของการเรียนรู้แบบ OLS แสดงดังต่อไปนี้

1) ขั้นตอนแรก

สำหรับ $i = 1$ ถึง M จำนวน

$$w_1^{(i)} = p_i$$

$$g_1^{(i)} = ((w_1^{(i)})^T d) / ((w_1^{(i)})^T w_1^{(i)})$$

$$[err]_1^{(i)} = (g_1^{(i)})^2 (w_1^{(i)})^T w_1^{(i)} / (d^T d)$$

หาค่า

$$[err]_1^{(i)} = \max\{[err]_1^{(i)}, 1 \leq i \leq M\}$$

เลือก

$$w_1 = w_1^{(i)} = p_{i1}$$

2) ขั้นตอนที่ k เมื่อ $k \geq 2$

สำหรับ $i = 1$ ถึง M ($i \neq i_1, \dots, i_{k-1}$) จะคำนวณค่า

$$\lambda_{jk}^{(i)} = w_j^T p_i / (w_j^T w_j) \quad \text{for } 1 \leq j < k$$

$$w_k^{(i)} = p_i - \sum_{j=1}^{k-1} \lambda_{jk}^{(i)} w_j$$

$$g_k^{(i)} = ((w_k^{(i)})^T d) / ((w_k^{(i)})^T w_k^{(i)})$$

$$[err]_k^{(i)} = (g_k^{(i)})^2 (w_k^{(i)})^T w_k^{(i)} / (d^T d)$$

หาค่า

$$[err]_k^{(i)} = \max\{[err]_k^{(i)}, 1 \leq i \leq M\}$$

เลือก

$$w_k = w_k^{(i)} = p_{ik} - \sum_{j=1}^{k-1} \lambda_{jk}^{(i)} w_j$$

เลือกการเป็นเอกลักษณ์ที่ i สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

where โดยที่ $\lambda_{jk}^{(i)} = \lambda_{jk}^{(i)}$, $1 \leq j < k$ เนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) การเรียนรู้จะสิ้นสุดลงเมื่อขั้นตอนที่ M ,

$$1 - \sum_{j=1}^{M_s} [err]_j < \rho$$

เมื่อ ρ คือค่าความผิดพลาดที่ยอมรับได้

4. อัลกอริทึมในการพยากรณ์ข้อมูล NARMA ด้วยโครงข่าย RBF

ลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาในรูปแบบ NARMA จะแสดงดังสมการที่ 2

$$y(t) = f[y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), e(t-1), e(t-2), \dots, e(t-n_e)] + e(t) \quad K (8)$$

เมื่อ $y(t)$ คือ ค่าเอาต์พุตของระบบ

$e(t)$ คือ ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

n_y คือ จำนวนสูงสุดของค่าตั้งเกดที่เกิดขึ้นก่อนหน้าและมีผลต่อค่า $y(t)$

n_e คือ จำนวนสูงสุดของค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นก่อนหน้าและมีผลต่อค่า $y(t)$

$\{e(t)\}$ คือ ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่ไม่สามารถกำหนดได้ (White noise)

ขั้นตอนที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาสามารถแสดงดังรูปที่ 3 ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

1.) กำหนดค่า n_y และ n_e

กำหนดจำนวนข้อมูลในอดีต (n_y) และจำนวนค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ในอดีต (n_e) ที่มีผลต่อข้อมูลเอาต์พุต

2.) กำหนดค่าเริ่มต้นในการฝึกหัดโครงข่าย

เริ่มต้นกำหนดค่าอินพุตให้กับโครงข่าย

$$x(t) = [y(t-1) \ y(t-2) \ \dots \ y(t-n_y)]^T \quad K (9)$$

ฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ และค่า $\hat{y}(t) = f_r(x(t))$ ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยสมการ (1) จากขั้นตอนนี้ทำให้ได้ค่าความผิดพลาดเริ่มต้นที่ได้จากการพยากรณ์คือ $\{e^{(0)}(t)\}$ และค่าความผิดพลาดที่ได้นี้จะถูกนำมากำหนดขอบเขตของค่าความผิดพลาด $\{e^{(0)}(t)\}$

3.) สังกลับค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เข้ามาเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลอินพุต

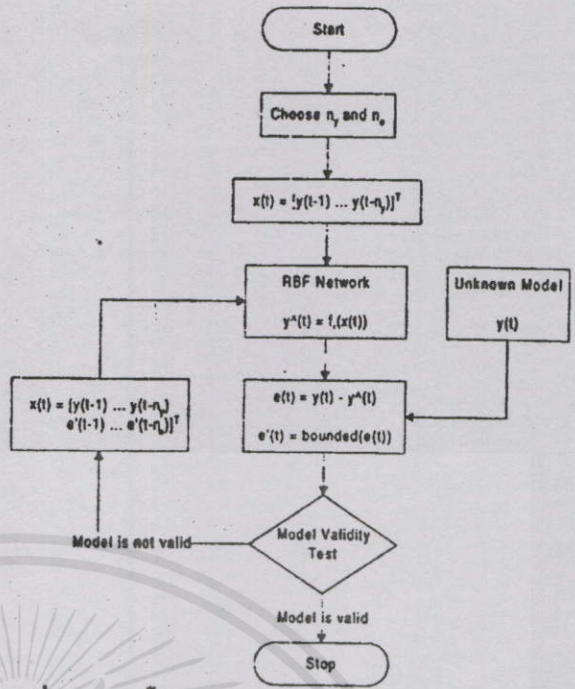
การทำงานในรอบที่ k นั้น ค่าอินพุตของโครงข่ายจะรวมค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์รอบที่ $k-1$ เข้ามาด้วย ดังนี้

$$x^{(k)}(t) = \begin{bmatrix} y(t-1)K & y(t-n_y) \\ e^{(k-1)}(t-1)K & \\ e^{(k-1)}(t-n_e) & \end{bmatrix}^T \quad K(10)$$

ฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ และ $\hat{y}(t) = f_r(x^{(k)}(t))$ ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยสมการ (3) ในแต่ละรอบของการทำงานในขั้นตอนนี้ทำให้ได้ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์คือ $\{e^{(k)}(t)\}$ และค่าความผิดพลาดที่ได้นี้จะถูกนำมากำหนดขอบเขตของค่าความผิดพลาด $\{e^{(k)}(t)\}$

4.) ทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบที่ได้ ทำการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบที่ได้ ถ้ารูปแบบเหมาะสมแล้วจึงจะหยุดการทำงาน แต่ถ้ารูปแบบที่ได้มานั้นยังไม่เหมาะสมเพียงพอ จะต้องกลับไปดำเนินการตั้งแต่ขั้นตอนที่ (3) ใหม่

การทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบสามารถจะทดสอบได้หลายรูปแบบ แต่ในบทความนี้จะเลือกการทดสอบใน 2 ลักษณะ คือ การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต (Auto-Correlation test) และการทดสอบไค-สแควร์ (Chi-Squared test) โดยกำหนดช่วงความเชื่อมั่นที่ 95%



รูปที่ 3. แสดงขั้นตอนในการพยากรณ์ข้อมูล NARMA ด้วย RBF

5. การนำไปใช้งาน ในการทดลอง จะใช้อนุกรมเวลาที่ได้จากการจำลองด้วยสมการอนุกรมเวลา ดังนี้

$$y(t) = \frac{y(t-1)}{1.2} + \frac{y(t-2)}{3(1+y^{10}(t-2))} + e(t) + e(t-1) + e(t-2) \quad K(11)$$

- ในการทดลองจะแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ
- ข้อมูลชุดที่ 1 จำนวน 850 ค่า ใช้ในการฝึกหัดโครงข่ายเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ
 - ข้อมูลชุดที่ 2 จำนวน 100 ค่า ใช้ในการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ

ในหัวข้อนี้ จะแสดงผลการทดลอง โดยจะเปรียบเทียบระหว่างค่าต่างๆ ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธีการของ RBF ในรูปแบบของ NAR กับ การพยากรณ์ด้วยวิธีการของ RBF ในรูปแบบของ NARMA ซึ่งแสดงได้ดังรูปที่ 4 ถึงรูปที่ 11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากการพยากรณ์ด้วยโครงข่าย RBF รูปแบบ NAR จะได้จำนวนเซ็นเตอร์ของโครงข่าย 84 ค่า นั่นคือจะได้เอาต์พุตของโครงข่ายในรูปแบบของ

$$f_r(x(t)) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{84} \lambda_i \phi(\|x(t) - c_i\|) \quad K (12)$$

เมื่อ

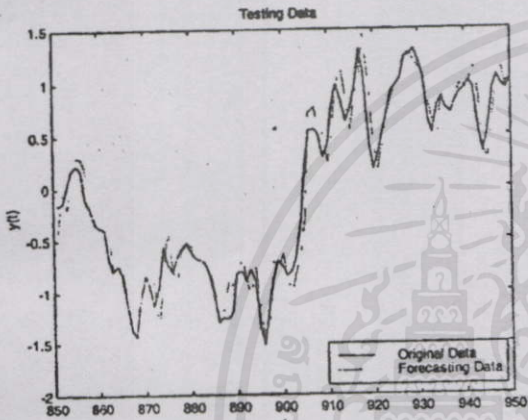
$$x(t) = [y(t-1) \quad y(t-2) \quad \dots \quad y(t-n_y)]^T$$

และจากการพยากรณ์ด้วยโครงข่าย RBF รูปแบบ NARMA จะได้จำนวนเซ็นเตอร์ของโครงข่าย 13 ค่า นั่นคือจะได้เอาต์พุตของโครงข่ายในรูปแบบของ

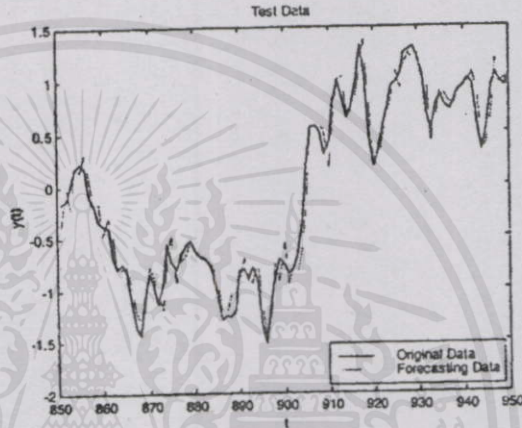
$$f_r(x(t)) = \lambda_0 + \sum_{i=1}^{13} \lambda_i \phi(\|x - c_i\|) \quad K (13)$$

เมื่อ

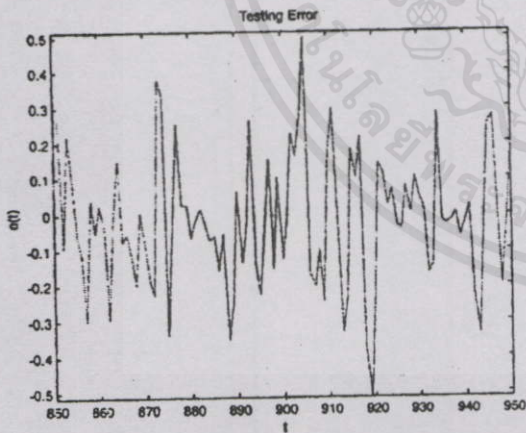
$$x(t) = [y(t-1) \quad y(t-2) \quad \dots \quad y(t-n_y) \quad e'(t-1) \quad e'(t-2) \quad \dots \quad e'(t-n_e)]^T$$



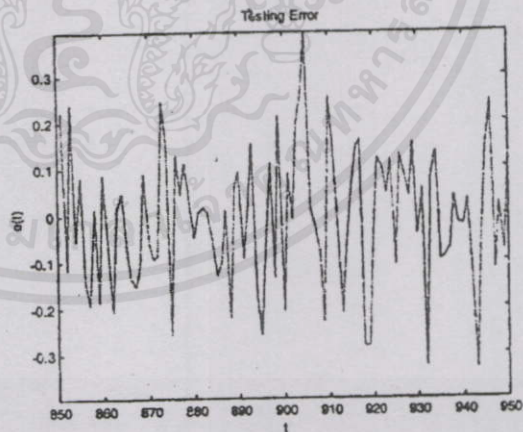
รูปที่ 4. แสดงผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR
MSE = 0.034458



รูปที่ 5. แสดงผลการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA
MSE = 0.021141

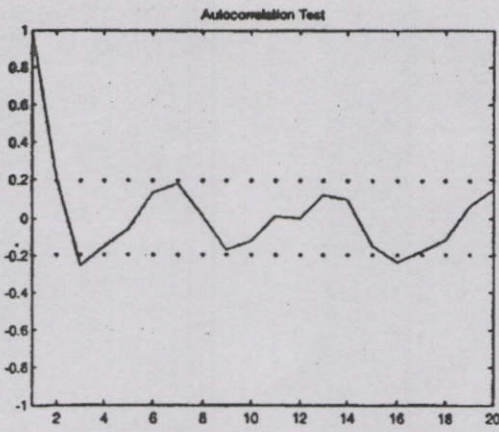


รูปที่ 6. แสดงค่าความผิดพลาดการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR

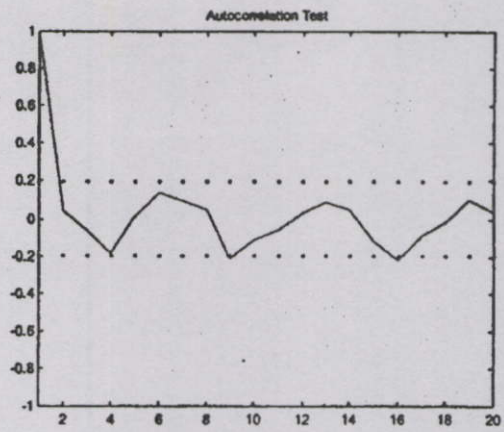


รูปที่ 7. แสดงค่าความผิดพลาดการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA

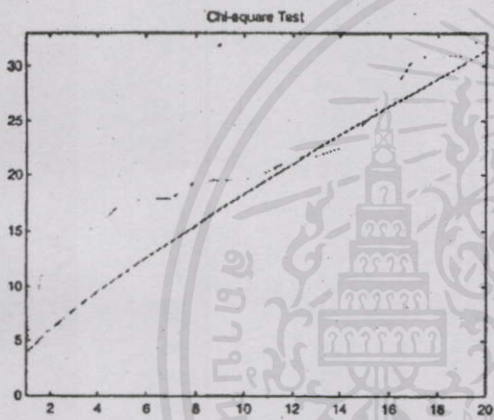
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



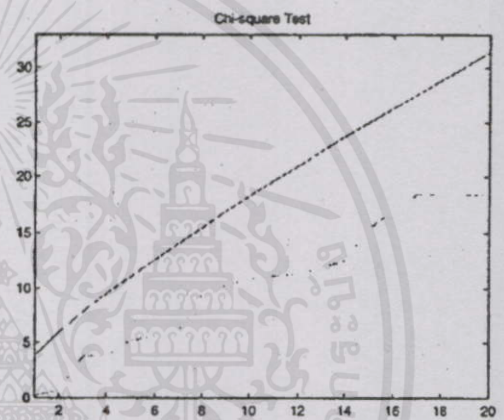
รูปที่ 8. แสดงค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าความผิดพลาด การพยากรณ์ด้วย รูปแบบ NAR



รูปที่ 9. แสดงค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าความผิดพลาด การพยากรณ์ด้วย รูปแบบ NARMA



รูปที่ 10. แสดงค่าของการทดสอบไคว-สแควร์ของการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% เมื่อค่า $w(t) = e^2(t-1)$



รูปที่ 11. แสดงค่าของการทดสอบไคว-สแควร์ของการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% เมื่อค่า $w(t) = e^2(t-1)$

6. สรุปและวิเคราะห์ผล

1. จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลานั้น การใช้วิธีการพยากรณ์ในรูปแบบของ NAR นั้นจะมีความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มากกว่า, มีความถูกต้องน้อยกว่าการพยากรณ์ในรูปแบบของ NARMA ซึ่งแสดงเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ให้เห็นดังรูปที่ 4 และรูปที่ 5 จะเห็นว่ามีความถูกต้องเพิ่มขึ้น 35% และค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์จะแสดงเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 6 และรูปที่ 7

2. การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าความผิดพลาด ในอุดมคติแล้วค่าสหสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดนั้นจะมีค่าเป็น 0 แต่จากการทดลองจะเห็นได้ว่าค่าสหสัมพันธ์ของค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR จะมีค่าใกล้เคียงกับการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA แต่ค่าสหสัมพันธ์ในการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA นั้นอยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% แสดงเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9

ประโยชน์ด้านการคำนวณใช้สำหรับภาาใช้งานเพื่อเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9 ประโยชน์ด้านการคำนวณใช้สำหรับภาาใช้งานเพื่อเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9 ประโยชน์ด้านการคำนวณใช้สำหรับภาาใช้งานเพื่อเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 8 และรูปที่ 9

3. ผลจากการทดสอบด้วยค่าโค-สแควร์ จะมีลักษณะเกี่ยวกับการทดสอบสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ นั่นคือ ค่าโค-สแควร์ของการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR จะไม่อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ส่วนค่าโค-สแควร์ของการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NARMA นั้นจะอยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% แสดงเปรียบเทียบให้เห็นดังรูปที่ 10 และรูปที่ 11

จากผลการทดลองจะเห็นว่า การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมด้วยรูปแบบ NARMA นั้นมีความเหมาะสมกับข้อมูลมากกว่าการพยากรณ์ด้วยรูปแบบ NAR

7. เอกสารอ้างอิง

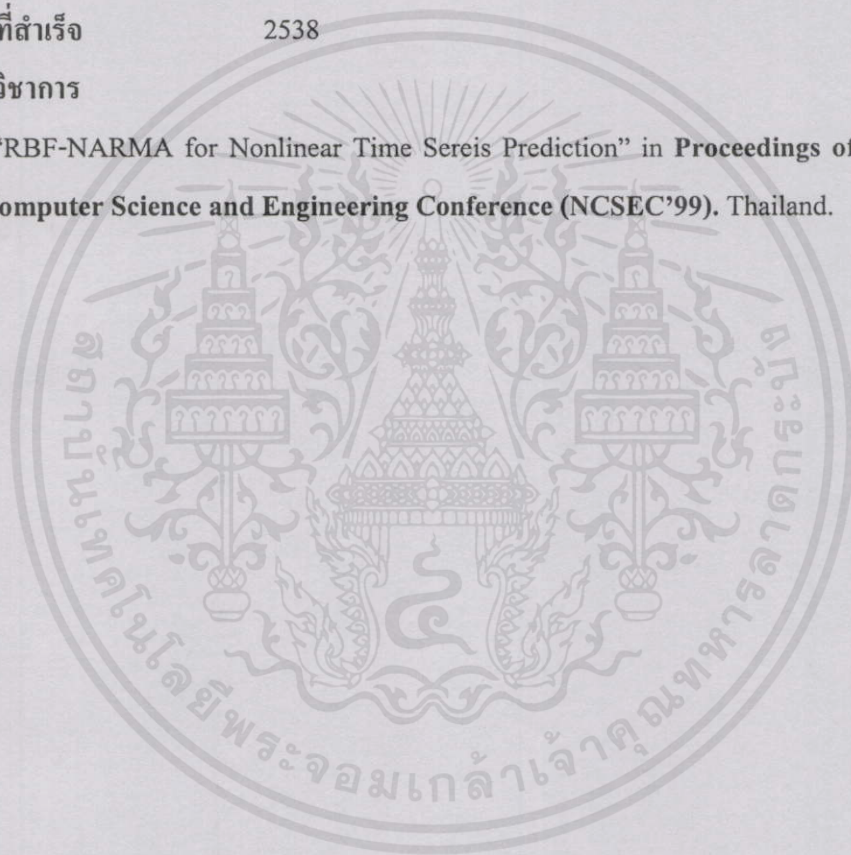
- [1] A.N. Burgess and A.N. Refenes. The use of error feedback terms in neural network modeling of financial time series, *Forecasting financial markets*, pp 261-274, 1996
- [2] D.S. Broomhead and D. Lowe. Multivariable functional interpolation and adaptive network, *Complex System*, Vol.2 : pp 321-355, 1988
- [3] J.Park and I.W. Sandberg. Universal approximation using Radial basis Function network, *Neural Computation*, Vol.3 : pp 246-257, 1991
- [4] K. Warwick and R. Craddock. An introduction to Radial Basis Functions for system identification : a comparison with other neural network methods, *Conference on Decision and Control*, pp 464-469 ,December 1996
- [5] S. Chen and S.A. Billing and C.F.N Cowan, Practical identification of NARMAX models using radial basis functions, *Int. J. Control*, Vol.52 No.6 pp 327-1350, 1990
- [6] S. Chen, C.F. N Cowan, and P.M. Grant. Orthogonal Least Square Algorithm for Radial Basis Function Network, *IEEE Transaction on neural networks*, Vol.2 : pp 302-309, March 1991

งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นางสาวกาญจนา แก้วสกุลทอง
วัน เดือน ปี เกิด	1 มีนาคม 2517
สถานที่เกิด	จังหวัดสุราษฎร์ธานี
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	วิทยาศาสตร์บัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์) เกียรตินิยมอันดับสอง
สถานที่สำเร็จการศึกษา	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี
ปีการศึกษาที่สำเร็จ	2538
ผลงานทางวิชาการ	

1999. "RBF-NARMA for Nonlinear Time Series Prediction" in **Proceedings of The 1999 National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC'99)**, Thailand.



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้