

การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA

NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING
USING FUZZY NARMA MODEL

โชคชัย วิวัฒน์กัณฑ์

CHOKCHAI WIWATTANKANTANG

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-9546-03-2

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบฟัซซี NARMA

NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING
USING FUZZY NARMA MODEL

โชคชัย วิวัฒนาkantang

CHOKCHAI WIWATTANAKANTANG

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2545

ISBN 974-9546-03-2

เลขหมู่.....
เลขทะเบียน..... 49592
วัน, เดือน, ปี 25 ก.พ. 2547

**NONLINEAR TIME SERIES FORECASTING
USING FUZZY NARMA MODEL**

CHOKCHAI WIWATTANAKANTANG

**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**

2002

ISBN 974-9546-03-2

COPYRIGHT 2002

SCHOOL OF GRADUATE STUDIES

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยตัวแบบฟuzzy NARMA
นักศึกษา	นายโชคชัย วิวัฒนาภักดิ์
รหัสประจำตัว	40067025
ปริญญา	วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	เทคโนโลยีสารสนเทศ
พ.ศ.	2545
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร. วรพจน์ กรีสรรเดช

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอตัวแบบฟuzzy NARMA (Fuzzy Nonlinear Autoregressive Moving Average Model) มาใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น ตัวแบบฟuzzy NARMA ใช้ฟuzzy แบบฟuzzy เบสิคฟังก์ชันหรือ FBF (Fuzzy Basis Function) ผสมกับการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Algorithm) ในการฝึกหัด ในวิธีการของตัวแบบนี้เพิ่มเติมส่วนของการนำค่าคลาดเคลื่อนกลับเข้าไปฝึกหัดในระบบ (Error Feedback Technique) หลังจากนั้นตัวแบบจะถูกทดสอบความเหมาะสมด้วยวิธีการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตและการทดสอบไค-สแควร์ วิธีการของตัวแบบฟuzzy NARMA ดังกล่าวจะให้ค่าพยากรณ์ที่มีค่าความถูกต้อง (Accuracy) มากกว่าตัวแบบฟuzzy NAR ผลจากการทดลองจะแสดงให้เห็นว่าตัวแบบฟuzzy NARMA เหมาะสมที่จะใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น

Thesis Title	Nonlinear Time Series Forecasting Using Fuzzy NARMA Model
Student	Mr. Chokchai Wiwattanakantang
Student ID.	40067025
Degree	Master of Science
Programme	Information Technology
Year	2002
Thesis Advisor	Assist.Prof.Dr. Worapoj Kreesuradej

ABSTRACT

In this thesis, Fuzzy NARMA Model is proposed for forecasting nonlinear time series. Fuzzy Basis Function with Least Squares Algorithm is proposed to model Fuzzy NARMA Model (Fuzzy Nonlinear Autoregressive Moving Average Model). Error feedback technique is used to improve the model. Autocorrelation test and Chi-squared test are used to measure the quality of fit. In this manner, Fuzzy NARMA Model will produce more accuracy than Fuzzy NAR Model. Finally, the simulation results show that Fuzzy NARMA Model is a suitable model for forecasting nonlinear time series.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยดี เพราะได้รับความเมตตาจากอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผศ.ดร. วรพจน์ กรีสระเดช ซึ่งได้ให้คำปรึกษาในการแก้ปัญหาทุก ๆ เรื่องและให้คำชี้แนะรวมทั้งแนวทางในการทำวิจัยตลอดมา ข้าพเจ้ารู้สึกซาบซึ้งในความกรุณาของท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูงไว้ ณ ที่นี้

นอกจากนี้ข้าพเจ้าขอขอบคุณและเอ่ยนามถึงบุคคลต่าง ๆ ที่ได้มีส่วนร่วมในการสร้างงานวิจัยชิ้นนี้ให้เสร็จสมบูรณ์ขึ้นมาได้

ขอกราบขอบพระคุณบุคลากร ผู้ให้สติปัญญา ความคิดอ่าน และคอยให้กำลังใจข้าพเจ้าตลอดมา ขอขอบพระคุณอาจารย์ประจำคณะเทคโนโลยีสารสนเทศทุกท่านที่ได้อบรมสั่งสอนข้าพเจ้าให้มีความรู้เพิ่มพูน

ขอขอบคุณกรมอุตุนิคมวิทยา บางนา ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลในการทำงานวิจัย

ขอขอบคุณเจ้าหน้าที่คณะเทคโนโลยีสารสนเทศที่ได้ให้ความอนุเคราะห์ในความสะดวกต่าง ๆ ในการทำงาน

ขอขอบคุณพี่ ๆ เพื่อน ๆ นักศึกษาทุกคนที่ได้ให้ความช่วยเหลือ ให้คำแนะนำและกำลังใจข้าพเจ้ามาตลอด

สุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณสำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งชาติ และ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ที่ได้ให้ทุนในการศึกษาเล่าเรียนทุนในการนำเสนอบทความทางวิชาการ และทุนในการทำวิจัยในครั้งนี้

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่าน

โชคชัย วิวัฒนากันต์

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 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง - อนุกรมเวลา.....	4
2.1 อนุกรมเวลา.....	4
2.2 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา.....	4
2.2.1 แนวโน้ม.....	4
2.2.2 อิทธิพลของฤดูกาล.....	4
2.2.3 อิทธิพลของวัฏจักร.....	4
2.2.4 เหตุการณ์ที่ผิดปกติ.....	5
2.3 ตัวแบบอนุกรมเวลา.....	5
2.3.1 ARMA(p,q).....	5
2.3.2 NARMA(p,q).....	5
2.4 การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์.....	6
2.4.1 จากกราฟของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์กับเวลา.....	6
2.4.1.1 การทดสอบสหสัมพันธ์แบบอัตโนมัติ.....	6
2.4.1.2 การทดสอบไค-สแควร์.....	7

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.4.2 ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์.....	8
2.4.2.1 MSE.....	8
2.4.2.2 RMSE.....	8
2.4.2.3 MAPE.....	8
บทที่ 3 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง – ระบบฟัซซี และตัวแบบฟัซซี NARMA.....	9
3.1 ฟัซซีเซต.....	9
3.2 ฟัซซีลอจิก.....	10
3.3 ฟังก์ชันสมาชิก.....	10
3.3.1 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม.....	10
3.3.2 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู.....	10
3.3.3 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์.....	11
3.4 ระบบฟัซซี.....	11
3.4.1 Fuzzy Rule Base.....	11
3.4.2 Fuzzy Inference Engine.....	12
3.4.3 Fuzzifier.....	12
3.4.4 Defuzzifier.....	12
3.5 ฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน.....	12
3.6 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบฟัซซี NARMA.....	15
3.6.1 การเตรียมข้อมูล.....	15
3.6.2 การกำหนดระบบฟัซซีและฟังก์ชันสมาชิก.....	15
3.6.3 การกำหนดค่าต่าง ๆ ของระบบ.....	15
3.6.4 การกำหนดตัวแบบและทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ.....	16
บทที่ 4 ผลการทดลอง.....	24
4.1 ข้อมูลมีรูปแบบเป็น ARMA Model.....	25
4.1.1 ผลการทดลอง.....	25
4.1.2 สรุปลผลการทดลอง.....	32

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2 ข้อมูลมีรูปแบบเป็น NARMA Model.....	32
4.2.1 ผลการทดลอง.....	32
4.2.2 สรุปผลการทดลอง.....	37
4.3 ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง : ข้อมูลอุณหภูมิจริง.....	37
4.3.1 ผลการทดลอง.....	37
4.3.2 สรุปผลการทดลอง.....	40
4.4 -ข้อมูลที่อยู่ในรูปฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$	86
4.3.1 ผลการทดลอง.....	86
4.3.2 สรุปผลการทดลอง.....	91
บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	92
5.1 สรุปผลการวิจัย.....	92
5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยต่อ.....	92
5.2.1 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMAX.....	92
5.2.2 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMAX ผนวกกับความรู้ของผู้เชี่ยวชาญ.....	93
5.2.3 การนำไปประยุกต์ใช้.....	93
เอกสารอ้างอิง.....	94
ภาคผนวก.....	95
ภาคผนวก ก ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งด้วยวิธีนิเวรอลเน็ตเวิร์กและ การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.	96
ภาคผนวก ข ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียกด้วยวิธีนิเวรอลเน็ตเวิร์กและ การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.	102
ภาคผนวก ค ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์และได้รับการตีพิมพ์.....	108
ประวัติผู้เขียน.....	135

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 ค่าสถิติ MSE และ RMSE ของตัวแบบต่าง ๆ.....	26
4.2 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบต่าง ๆ	26
4.3 ค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของตัวแบบต่าง ๆ.....	33
4.4 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบต่าง ๆ	33
4.5 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13:00 น.	41
4.6 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 14:00 น.	41
4.7 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 15:00 น.	42
4.8 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 16:00 น.	42
4.9 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17:00 น.	43
4.10 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13:00 น.	43
4.11 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14:00 น.	44
4.12 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15:00 น.	44
4.13 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 16:00 น.	45
4.14 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 17:00 น.	45
4.15 ค่าสถิติ MSE และ RMSE ของตัวแบบต่าง ๆ.....	86

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
3.1	เขตปกติของความสูงและพีชชีเขตของความสูง.....9
3.2	ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม.....10
3.3	ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู.....10
3.4	ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์.....11
3.5	โครงสร้างของระบบพีชชีที่มีกระบวนการพีชชีฟายเออร์ และดีพีชชีฟายเออร์.....11
3.6	ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์.....13
3.7	ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ที่มี 3 ฟังก์ชัน.....15
3.8	โพลีชาร์ตแสดงขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA.....23
4.1	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....27
4.2	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....27
4.3	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....28
4.4	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....28
4.5	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนฝึกหัด.....29
4.6	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนทดสอบ.....29
4.7	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนฝึกหัด.....30
4.8	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนทดสอบ.....30
4.9	ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NAR และ ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NARMA.....31
4.10	ค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NAR, และค่าทดสอบไค-สแควร์ ของตัวแบบพีชชี NARMA , $w(t) = e(t-1)$31
4.11	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....34
4.12	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....34
4.13	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....35
4.14	ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....35
4.15	ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NAR และ ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NARMA.....36
4.16	ค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NAR, และค่าทดสอบไค-สแควร์ ของตัวแบบพีชชี NARMA , $w(t) = e(t-1)$36

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.17 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	46
4.18 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	47
4.19 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	48
4.20 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	49
4.21 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	50
4.22 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	51
4.23 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	52
4.24 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	53
4.25 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	54
4.26 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	55
4.27 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	56
4.28 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	57
4.29 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	58
4.30 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	59

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.31 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	60
4.32 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	61
4.33 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	62
4.34 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	63
4.35 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	64
4.36 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	65
4.37 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	66
4.38 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	67
4.39 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	68
4.40 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	69
4.41 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	70
4.42 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	71
4.43 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	72
4.44 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	73

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.45 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	74
4.46 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	75
4.47 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	76
4.48 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	77
4.49 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	78
4.50 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยกเวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	79
4.51 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	80
4.52 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	81
4.53 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	82
4.54 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยกเวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	83
4.55 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	84
4.56 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกะเปาะเป็ยก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	85
4.57 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด.....	87
4.58 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ.....	87
4.59 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด.....	88
4.60 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ.....	88

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.61 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนฝึกหัด.....	89
4.62 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนทดสอบ.....	89
4.63 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนฝึกหัด.....	90
4.64 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนทดสอบ.....	90

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยทั่วไปตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าอนุกรมเวลามีลักษณะเชิงเส้น โดยใช้ตัวแบบ AR (Autoregressive Model) หรือตัวแบบถดถอย (Regressive Model) ในการพยากรณ์ [1], [2] แต่ในความเป็นจริงอนุกรมเวลาโดยส่วนใหญ่มีลักษณะไม่เชิงเส้น หากใช้ตัวแบบ AR หรือตัวแบบถดถอยมาใช้ในการกำหนดตัวแบบและพยากรณ์อาจทำให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง และหากอนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นมีลักษณะเป็นแบบ NARMA (Nonlinear Autoregressive Moving Average Model) การใช้ตัวแบบ NAR จะไม่สามารถพยากรณ์อนุกรมเวลานั้นได้ดี [3]

มีผู้นำระบบฟัซซีมาใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น [4] ได้แก่ Li-Xin Wang ใช้ระบบฟัซซีแบบที่มีกระบวนการฟัซซีฟายเออร์และดีฟัซซีฟายเออร์ (Fuzzy Logic System with Fuzzifier and Defuzzifier) โดยใช้คุณสมบัติของฟัซซีเบสิสฟังก์ชัน (Fuzzy Basis Function) มาสร้างเป็นตัวแบบฟัซซี NAR (Fuzzy NAR Model) แต่ก็ให้ผลได้ดีในอนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นที่มีลักษณะเป็น NAR เท่านั้น หากอนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นมีลักษณะเป็นแบบ NARMA ตัวแบบฟัซซี NAR ก็จะทำให้ผลการพยากรณ์ที่คลาดเคลื่อน ในงานวิจัยนี้ใช้ระบบฟัซซีแบบที่มีกระบวนการฟัซซีฟายเออร์และดีฟัซซีฟายเออร์และคุณสมบัติของฟัซซีเบสิสฟังก์ชัน เข้ามาประยุกต์กับการพยากรณ์เช่นกัน โดยใช้ระบบฟัซซีดังกล่าวกำหนดตัวแบบของระบบ กำหนดให้ระบบเป็นแบบ NARMA นอกจากนี้ยังเพิ่มเติมส่วนของการป้อนค่าคลาดเคลื่อนเข้ามาในระบบ และใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Algorithm) ในการฝึกหัดและพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ตัวแบบที่มีลักษณะดังกล่าวข้างต้นรวมเรียกว่าตัวแบบฟัซซี NARMA (Fuzzy NARMA Model)

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของงานวิจัย มีดังนี้

1.2.1 ปรับปรุงการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นแบบเก่า (ตัวแบบฟัซซี NAR) โดยกำหนดให้ระบบอยู่ในรูปแบบ NARMA และใช้ตัวแบบฟัซซี NARMA ในการพยากรณ์

1.2.2 ศึกษาและเปรียบเทียบข้อดี ข้อด้อยของการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นแบบเก่า (ตัวแบบฟัซซี NAR) กับการพยากรณ์อนุกรมเวลาอนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นโดยใช้ตัวแบบฟัซซี NARMA

1.2.3 เป็นแนวทางในการพัฒนาการพยากรณ์ให้ดียิ่งขึ้นต่อไป

1.3 สมมติฐานงานวิจัย

เนื่องจากการพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยส่วนใหญ่มักใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นอินพุตแต่เพียงอย่างเดียว ซึ่งบางครั้งไม่สามารถพยากรณ์อนุกรมเวลาได้ดี แต่หากนำความคลาดเคลื่อนของระบบมาป้อนกลับเข้าไปสู่ระบบเพื่อให้เป็นอินพุตอีกชุดหนึ่ง และให้ระบบฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดแล้ว น่าจะได้ตัวแบบที่ให้ผลพยากรณ์ของอนุกรมเวลาที่แม่นยำกว่าตัวแบบที่ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเป็นอินพุตแต่เพียงอย่างเดียว

1.4 แนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

แนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัยนี้ เริ่มต้นด้วยการนำข้อมูลอนุกรมเวลาเข้ามาฝึกหัดภายใต้ระบบพีชชีแบบที่มีกระบวนการพีชชีฟายเออร์และดีพีชชีฟายเออร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด หลังจากนั้นทำการพยากรณ์จะได้ผลการพยากรณ์ออกมา นำส่วนค่าคลาดเคลื่อนซึ่งได้จากผลต่างของผลการพยากรณ์และข้อมูลอนุกรมเวลา กลับเข้าไปฝึกหัดในระบบพีชชีด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด และทำการพยากรณ์ ข้อมูลอนุกรมเวลา และค่าคลาดเคลื่อนจะถูกป้อนกลับเพื่อให้ระบบฝึกหัดจนกว่าจะได้ผลการพยากรณ์ที่มีค่าคลาดเคลื่อนเป็นที่น่าพอใจ

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

งานวิจัยนี้จะทำการพัฒนาตัวแบบพีชชี NARMA เพื่อนำไปใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น โดยทำการทดลองประสิทธิภาพในด้านความถูกต้อง เปรียบเทียบกับตัวแบบที่นำมาใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบเก่า จากนั้นจะพัฒนาตัวแบบที่นำเสนอให้อยู่ในรูปโปรแกรมที่มีการติดต่อกับผู้ใช้เป็นแบบกราฟฟิก (Graphical User Interfaces : GUI) เพื่อให้ผู้ใช้สามารถเข้าใจได้ง่าย และนำไปใช้งานได้สะดวกและรวดเร็ว

1.6 ขั้นตอนของงานวิจัย

ขั้นตอนของการวิจัยมีดังนี้

1.6.1 ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องต่าง ๆ อันได้แก่ พีชชีเซต, พีชชีลอจิก ระบบพีชชี พีชชีเบซิส ฟังก์ชัน อนุกรมเวลาทั้งที่เป็นตัวแบบ ARMA และตัวแบบ NARMA และศึกษาทฤษฎีที่นำพีชชีเบซิสฟังก์ชันไปใช้ในการกำหนดตัวแบบ และการพยากรณ์อนุกรมเวลา

1.6.2 ออกแบบการจำลองตัวแบบต่าง ๆ และรวบรวมข้อมูลที่จะนำมาพยากรณ์อนุกรมเวลา ซึ่งได้แก่

1.6.2.1 จำลองอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ ARMA

1.6.2.2 จำลองอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ NARMA

1.6.2.3 รวบรวมอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง ในงานวิจัยนี้รวบรวมข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยาบางนา ในช่วงเวลาดั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539 โดยข้อมูลมี 2 ประเภท คือ อุณหภูมิที่วัดจากไฮโกรมิเตอร์กระเปาะแห้ง และไฮโกรมิเตอร์กระเปาะเปียก ลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมง

1.6.2.4 จำลองข้อมูลในรูปแบบฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$

1.6.3 ออกแบบตัวแบบและทำการทดลองเพื่อนำข้อมูลที่จำลองและรวบรวมได้จากข้อ 2 เพื่อพยากรณ์อนุกรมเวลา เพื่อให้ได้ตัวแบบพีชชี NARMA ซึ่งมีความแม่นยำในการพยากรณ์อนุกรมเวลามากกว่าตัวแบบอนุกรมเวลาแบบเก่า

1.6.4 สร้างและพัฒนาโปรแกรมเพื่อใช้ในการทดสอบตัวแบบดังกล่าว โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้ซอฟต์แวร์ MATLAB ในการสร้างและพัฒนาโปรแกรม

1.6.5 สรุปผลการทดลอง และความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น รวมทั้งศึกษาและเปรียบเทียบข้อดีและข้อด้อยของการพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบพีชชี NARMA กับตัวแบบอื่น ๆ

1.6.6 เรียบเรียงเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง - อนุกรมเวลา

2.1 อนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา [5] หมายถึง กลุ่มของค่าสังเกตที่เก็บรวบรวมมาตามเวลาอย่างต่อเนื่อง ช่วงเวลาที่เก็บค่าสังเกตมาจะเท่ากันหรือไม่ก็ได้ จะใช้สัญลักษณ์ $\{y_t\}$ แทนอนุกรมเวลา y_1, \dots, y_n ที่เก็บมาใน n ช่วงเวลา วิธีการพยากรณ์ส่วนใหญ่จะใช้กับกรณีในช่วงเวลาห่างเท่ากัน เช่น ปี ครึ่งปี ไตรมาส เดือน เป็นต้น ตัวอย่างของอนุกรมเวลาเช่น ยอดขายสินค้ารายปีของห้างสรรพสินค้าแห่งหนึ่ง จำนวนนักท่องเที่ยวรายปีที่เดินทางเข้าประเทศ อัตราการว่างงานรายปี ราคาปิดของหุ้นรายวันของธนาคารแห่งหนึ่ง อุณหภูมิรายวันที่สถานีตรวจอากาศแห่งหนึ่ง เป็นต้น

2.2 ส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

อนุกรมเวลาประกอบด้วยส่วนประกอบของอนุกรมเวลา 4 ประเภทดังนี้

2.2.1 แนวโน้ม (Trend : T)

หมายถึงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาในระยะยาวซึ่งอาจจะเป็นแนวโน้มขึ้นหรือลง แนวโน้มจะสะท้อนให้เห็นถึงความเจริญและความเสื่อมของเหตุการณ์ต่าง ๆ เช่น ภาวะการซื้อขาย อสังหาริมทรัพย์ในช่วง 10 ปีที่ผ่านมา จะขึ้นอยู่กับปัจจัยที่เกี่ยวกับการเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี รสนิยมของผู้บริโภค รายได้ประชาชาติ จำนวนคนว่างงาน การเติบโตของตลาด เป็นต้น แนวโน้มมีลักษณะเป็นไปได้อย่างต่าง ๆ กัน เช่น แนวโน้มเส้นตรง (Linear Trend) แนวโน้มกำลังสอง (Quadratic Trend) แนวโน้มแบบเอ็กโปเนนเชียล (Exponential Trend) และแนวโน้มแบบตัว S (S-Shaped Trend) เป็นต้น

2.2.2 อิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal Effect : S)

หมายถึงการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นซ้ำแล้วซ้ำอีกในช่วงเวลาหนึ่ง ส่วนใหญ่จะเป็นหนึ่งปี อนุกรมเวลาที่ใช้ในการพิจารณาอิทธิพลของฤดูกาลมักจะเป็นอนุกรมเวลารายเดือนหรือรายไตรมาสที่มีการเก็บรวบรวมไว้อย่างน้อย 2 ปีขึ้นไป

2.2.3 อิทธิพลของวัฏจักร (Cyclical Effect : C)

อนุกรมเวลาที่เก็บรวบรวมในระยะยาวหลายปี การเคลื่อนไหวอาจจะแสดงอิทธิพลของวัฏจักรที่มีลักษณะทำนองเดียวกันกับอิทธิพลของฤดูกาล โดยวัฏจักรหนึ่งจะครอบคลุมระยะเวลา

หลายปี แต่ละช่วงจะมีการเคลื่อนไหวไม่แตกต่างกันมากนัก วัฏจักรที่พบบ่อยได้แก่ วัฏจักรธุรกิจ วัฏจักรอากาศที่มีผลต่อผลิตผลทางการเกษตร วัฏจักรเสื้อผ้าที่มีอิทธิพลต่อการแต่งกาย เป็นต้น

2.2.4 เหตุการณ์ที่ผิดปกติ (Irregular Effect : I)

เป็นการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาเฉพาะส่วนที่ไม่มีแบบแผนที่แน่นอน เหตุการณ์ผิดปกติส่วนใหญ่จะเป็นเหตุการณ์ที่ไม่ได้คาดคิดมาก่อน หรือไม่เกิดบ่อยครั้ง เช่น น้ำท่วม พายุ อุบัติเหตุ การนัดหยุดงาน เป็นต้น รวมถึงปัจจัยอื่น ๆ ที่ไม่ใช่เนื่องจากแนวโน้ม อิทธิพลของฤดูกาล และอิทธิพลของวัฏจักร

2.3 ตัวแบบอนุกรมเวลา

2.3.1 ARMA(p,q)

เป็นตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น ซึ่งกำหนดว่าค่าพยากรณ์ในอนาคตเป็นค่าที่ได้จากค่าสังเกต หรือค่าพยากรณ์ก่อนหน้า และค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ก่อนหน้า

ตัวแบบ ARMA(p,q) แสดงเป็นสมการได้ดังนี้

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

เมื่อ

y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน

$\{e_t\}$ ถูกกำหนดให้ White Noise นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้มีความเป็นอิสระต่อกัน

ϕ, θ เป็นค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

p เป็น Order ของค่าสังเกต

q เป็น Order ของค่าความคลาดเคลื่อน

2.3.2 NARMA(p,q)

เป็นตัวแบบอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบไม่เชิงเส้น ซึ่งกำหนดว่าค่าพยากรณ์ในอนาคตเป็นค่าที่ได้จากค่าสังเกต หรือค่าพยากรณ์ก่อนหน้า และค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ก่อนหน้า

ตัวแบบ NARMA(p,q) แสดงเป็นสมการได้ดังนี้

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

เมื่อ

y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน

$\{e_t\}$ ถูกกำหนดให้ White Noise นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้มีความเป็นอิสระต่อกัน

p เป็น Order ของค่าสังเกต

q เป็น Order ของค่าความคลาดเคลื่อน

$f(.)$ เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น

2.4 การวัดความถูกต้องของการพยากรณ์

ความถูกต้องของการพยากรณ์เป็นสิ่งที่ผู้ใช้ค่าพยากรณ์ต้องการ ความถูกต้องจะมีมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ซึ่งเป็นผลต่างของค่าจริงและค่าพยากรณ์

$$\{e_t\} = \{y_t\} - \{\hat{y}_t\} \quad (2.3)$$

การพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนจะพิจารณาในสองทางได้แก่

2.4.1 จากกราฟของความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์กับเวลา

ค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้เป็นค่าประมาณของค่าความคลาดเคลื่อนในประชากร ซึ่งในขั้นตอนของการกำหนดตัวแบบ ข้อสมมติของตัวแบบจะกำหนดว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีความเป็นอิสระต่อกัน

2.4.1.1 การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต (Autocorrelation Testing)

การทดสอบโดยใช้ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ (Correlation Functions) [6] เป็นการพิจารณาว่าอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันหรือไม่ นั่นคือเป็นการตรวจสอบข้อจำกัดของตัวแบบที่กำหนดว่า $\{e_t\}$ จะต้องมีการแจกแจงที่เป็นอิสระกัน หากพบว่า $\{e_t\}$ มีลักษณะการเคลื่อนไหวที่เป็นอิสระกันจริง จะสรุปว่าตัวแบบที่กำหนดนั้นเหมาะสมกับอนุกรมเวลา ซึ่งจะทำโดยการทดสอบสมมติฐาน

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

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

สำหรับ $k=1,2,\dots$

การปฏิเสธ H_0 ที่ระดับความเชื่อมั่น (Confidence Intervals) 95% หรือระดับนัยสำคัญ .05 จะทำเมื่อ $|r_k(e_t)| \geq 1.96/\sqrt{n}$ เมื่อ n เป็นขนาดของอนุกรมเวลา $\{e_t\}$ โดยที่ r_k เป็นค่าประมาณของ ρ_k ซึ่ง

$$r_k = \sum_{t=1}^k (e_t * e_{N-k+t}) \quad (2.4)$$

เมื่อ

$k=1,2,3,\dots,N$

N คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

2.4.1.2 การทดสอบไค-สแควร์

ค่าไค-สแควร์คำนวณจาก [6]

$$\zeta = N\mu^T (\Gamma^T \Gamma)^{-1} \mu \quad (2.5)$$

เมื่อ

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \Omega_t \varepsilon_t / \sigma_\varepsilon \quad (2.6)$$

σ_ε เป็นค่าความแปรปรวนของเรซิดูล ε_t

ค่าสถิติ ζ เป็นค่าทางสถิติของการแจกแจงแบบไค-สแควร์ โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s

$$\Gamma^T \Gamma = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^i \Omega_t \Omega_t^T \quad (2.7)$$

และ

$$\Omega(t) = [\omega_t \ \omega_{t-1} \ \dots \ \omega_{t-s+1}]^T \quad (2.8)$$

เมื่อ $\omega(t)$ เป็นฟังก์ชันที่เลือกมาจากค่าอินพุต เอาท์พุท หรือค่าตลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ถ้าค่าของ ζ อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95 %

$$\zeta < X_s^2(\alpha) \quad (2.9)$$

แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสม โดยที่ $X_s^2(\alpha)$ เป็นค่าวิกฤต (Critical Value) ของการแจกแจงแบบไค-สแควร์โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

2.4.2 ค่าสถิติที่ใช้วัดความถูกต้องของการพยากรณ์

ค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่ใช้กันมาก [5] ได้แก่

2.5.2.1 MSE (Mean Square Error)

เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากค่าความคลาดเคลื่อน ค่า MSE จะไวต่อความคลาดเคลื่อนที่มีขนาดใหญ่ เพราะได้จากการนำค่าความคลาดเคลื่อนแต่ละค่ามายกกำลังสอง

$$MSE = \left(\sum_{t=1}^n e_t^2 \right) / n \quad (2.10)$$

2.5.2.2 RMSE (Root Mean Square Error)

เป็นค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2} \quad (2.11)$$

2.5.2.3 MAPE (Mean Absolute Percent Error)

เป็นค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์ที่วัดจากความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ที่เทียบกับค่าจริง ค่าวัดความถูกต้องนี้เป็นค่าที่ไม่มีหน่วยจึงเหมาะที่จะใช้กับการเปรียบเทียบอนุกรมเวลาหลายชุดเมื่อใช้วิธีการพยากรณ์แบบเดียวกัน หรือเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์หลายวิธีเมื่อใช้อนุกรมเวลาชุดเดียวกัน

$$MAPE = \left(\sum_{t=1}^n |e_t / y_t| \right) / n \quad (2.12)$$

เนื่องจากค่าวัดความถูกต้องของการพยากรณ์มีหลายค่า ในทางปฏิบัติจะพิจารณาหลายค่าร่วมกันและพิจารณาจากกราฟของความคลาดเคลื่อนควบคู่กันไปด้วย

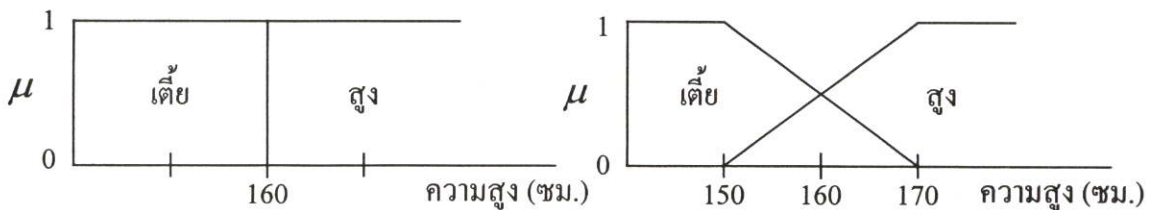
บทที่ 3

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง – ระบบฟัซซี และตัวแบบฟัซซี NARMA

3.1 ฟัซซีเซต

ฟัซซีเซต (Fuzzy Set) ถูกคิดค้นในปี 1965 โดย Lotfi A. Zadeh [7] มีลักษณะแตกต่างจากเซตแบบปกติ (Crisp Set) คือเซตแบบปกติ จะให้ค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่าเท่านั้น คือ จริงหรือเท็จ ส่วนค่าความเป็นสมาชิกในฟัซซีเซตไม่จำเป็นต้องเป็นเพียงจริงหรือเท็จเท่านั้น อาจจะเป็นค่าที่มีความคลุมเครือแฝงอยู่ แทนที่ค่าความเป็นสมาชิกจะเป็นเพียงหนึ่งในสองค่า ค่าที่เป็นไปได้ อาจจะมีให้เลือกมากกว่าสองค่าได้

เซตแบบปกติและฟัซซีเซตมีความแตกต่างกันพิจารณาจากตัวอย่าง [8] ในรูปที่ 3.1



รูปที่ 3.1 เซตปกติของความสูงและฟัซซีเซตของความสูง

พิจารณาจากรูปที่ 3.1 เพื่อที่จะกล่าวว่าใครสูงหรือใครเตี้ย ในเซตปกติจำเป็นจะต้องมีเกณฑ์วัดที่แน่นอน เพื่อที่คำตอบจะได้เป็นจริง หรือเท็จเท่านั้น เช่นอาจกำหนดไว้ว่า ถ้าใครสูงเท่ากับ หรือเกิน 160 เซนติเมตร ถือว่าคน ๆ นั้นสูง ถ้าใครความสูงน้อยกว่า 160 เซนติเมตร ถือว่าคนนั้นเตี้ย แต่ในฟัซซีเซตมีฟังก์ชันสมาชิก (Membership Function) ที่มีค่าอย่างต่อเนื่องตั้งแต่ 0 ถึง 1 เช่น คนที่มีความสูง 160 เซนติเมตร จะมีค่าความเป็นสมาชิกในเซตสูงและในเซตเตี้ยเท่ากัน คือ 0.5 หรือคนที่มีความสูงเท่ากับ 165 เซนติเมตร มีค่าความเป็นสมาชิกในเซตสูง 0.75 และค่าความเป็นสมาชิกในเซตเตี้ยเท่ากับ 0.25 เป็นต้น

ถ้า U เป็นเซตเอกภพสัมพัทธ์ (Universal Set) ใด ๆ และ A เป็นฟัซซีเซต มีฟังก์ชันสมาชิก μ_A ฟัซซีเซตสามารถนิยามได้ดังนี้ [7]

$$\mu_A : U \rightarrow [0,1] \quad (3.1)$$

3.2 ฟัชชีลอจิก

ฟัชชีลอจิกเป็นตรรกะที่จะแทนความรู้ที่มีลักษณะของความไม่แน่นอนแฝงอยู่ เช่น เล็กน้อย ปานกลาง, ก่อนข้างจะ เป็นต้น ซึ่งค่าเหล่านี้เป็นค่าที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เพื่ออธิบายความรู้ หรือกฎเกณฑ์ที่ใช้ในการแก้ปัญหา ในแง่ขอบเขตที่ไม่สามารถชี้ชัดว่าค่าตัวเลขเป็นเท่าไร

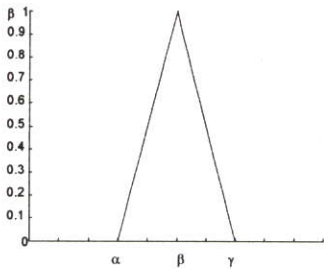
ฟัชชีลอจิกเป็นตรรกะที่แทนความรู้ ใช้หลักการของฟัชชีเซต ซึ่งมีค่าที่เป็นไปได้มากกว่าสองค่า ดังนั้นพื้นฐานของฟัชชีจึงมีลักษณะที่เรียกว่า เป็นลอจิกแบบหลายค่า (Multi-Valued Logic) แทนที่จะเป็นลอจิกแบบสองค่า (Two-Valued Logic)

3.3 ฟังก์ชันสมาชิก

ฟังก์ชันสมาชิกใช้เพื่อแสดงขอบเขตของค่าความเป็นสมาชิกในแต่ละฟัชชีเซต ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ในฟัชชีลอจิกมีอยู่ด้วยกันหลายแบบ เช่น

3.3.1 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม (Triangular Membership Function)

ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

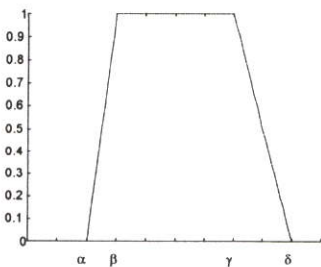


$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; x < \alpha \\ (x - \alpha) / (\beta - \alpha) & ; \alpha \leq x \leq \beta \\ (\alpha - x) / (\beta - \alpha) & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ 0 & ; x > \gamma \end{cases} \quad (3.2)$$

รูปที่ 3.2 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม

3.3.2 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal Membership Function)

ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

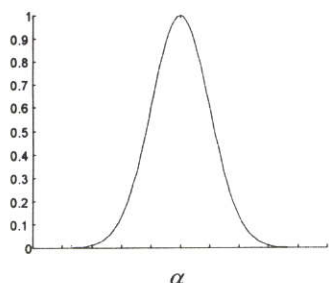


$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; x < \alpha \\ (x - \alpha) / (\beta - \alpha) & ; \alpha \leq x < \beta \\ 1 & ; \beta \leq x \leq \gamma \\ (\gamma - x) / (\delta - \gamma) & ; \gamma < x \leq \delta \\ 0 & ; x > \delta \end{cases} \quad (3.3)$$

รูปที่ 3.3 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

3.3.3 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ (Gaussian Membership Function)

ซึ่งค่าระดับของฟังก์ชันสมาชิกจะนิยามได้ดังนี้

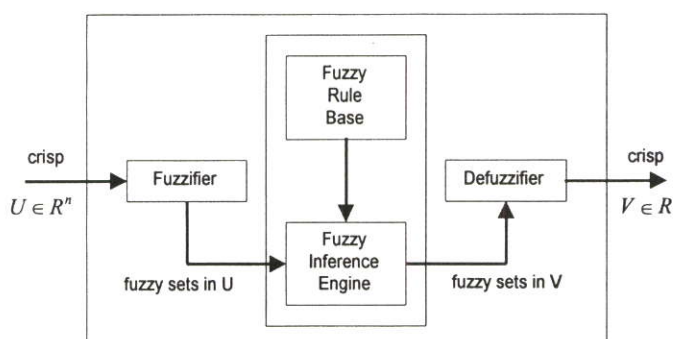


$$\mu_A(x) = \exp\left\{-\left(\frac{(x-\alpha)^2}{2\sigma^2}\right)\right\} \quad (3.4)$$

รูปที่ 3.4 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์

3.4 ระบบฟuzzy

ระบบฟuzzy เป็นชื่อของระบบซึ่งมีความสัมพันธ์กับพื้นฐานของฟuzzy เซตและฟuzzy ลอจิก ระบบฟuzzy ที่เป็นที่ยอมรับมากที่สุดคือระบบฟuzzy ซึ่งมีกระบวนการฟuzzy ฟายเออร์ (Fuzzifier) และกระบวนการดีฟuzzy ฟายเออร์ (Defuzzifier) [4] ในงานวิจัยนี้จะพิจารณาระบบฟuzzy แบบที่มีกระบวนการฟuzzy ฟายเออร์และดีฟuzzy ฟายเออร์ ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 โครงสร้างของระบบฟuzzy ที่มีกระบวนการฟuzzy ฟายเออร์ และดีฟuzzy ฟายเออร์

ระบบฟuzzy ที่มีกระบวนการฟuzzy ฟายเออร์ และดีฟuzzy ฟายเออร์ ประกอบด้วยส่วนประกอบ 4 ส่วน ได้แก่

3.4.1 Fuzzy Rule Base

Fuzzy Rule Base ประกอบด้วยชุดของ Fuzzy IF-THEN Rule หลาย ๆ ชุด ซึ่งสามารถแสดงในรูป

Rule : IF <fuzzy proposition>

THEN <fuzzy proposition>

ตัวอย่างเช่น

ถ้า x เป็น A แล้ว y เป็น B

ถ้า x_1 เป็น A_1 และ x_2 เป็น A_2 และ ... x_r เป็น A_r และ ... x_n เป็น A_n แล้ว y เป็น B

Fuzzy Rule Base เป็นหัวใจสำคัญของระบบฟัซซีลอจิก เพราะส่วนประกอบอีก 3 ส่วนนั้นจะนำกฎเหล่านี้ไปแปลความหมาย (Interpret) และใช้ประโยชน์ในปัญหาที่เจาะจงลงไป

3.4.2 Fuzzy Inference Engine

Fuzzy Inference Engine จะเป็นการรวม Fuzzy IF-THEN rule ใน Fuzzy Rule Base เพื่อนำไปดำเนินการแปลง (mapping) จากฟัซซีเซตใน U ไปเป็นฟัซซีเซตใน V โดยใช้หลักพื้นฐานของฟัซซีลอจิก

3.4.3 Fuzzifier

Fuzzifier เป็นการแปลง (Mapping) ค่าของเซตปกติใน U ให้เป็นฟัซซีเซตใน U นั่นคือ

$$X = \text{fuzzifier}(x_0)$$

โดยที่

x_0 เป็นค่าของเซตปกติ และ

X เป็น ฟัซซีเซต

Fuzzifier เป็นการดำเนินการแปลงค่าของเซตปกติให้เป็นฟัซซีเซต

3.4.4 Defuzzifier

Defuzzifier เป็นการแปลงจากฟัซซีเซตในเซต V ไปเป็นค่าของเซตปกติในเซต V

$$y^* = \text{defuzzifier}(\mu_A(x))$$

โดยที่

μ_A เป็นค่าดีกรีของการเป็นสมาชิกของฟัซซีเซต A

y^* เป็นค่าของเซตปกติซึ่งเป็นเอาต์พุตใน V

Defuzzifier เป็นกระบวนการแปลงฟัซซีเซตใน V ให้เป็นค่าของเซตปกติใน V

3.5 ฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน (Fuzzy Basis Function)

ถ้ากฎฟัซซี (Fuzzy Rule Base) ประกอบด้วยหลาย ๆ กฎฟัซซีถ้า-แล้ว (Fuzzy IF-THEN Rule) ดังต่อไปนี้

$$R^l : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } y \text{ is } G^l$$

เมื่อ $l=1, 2, \dots, L$, F'_i และ G'_i เป็นเลเบลของฟัซซีเซต U และ V ตามลำดับแล้ว

ระบบฟัซซีซึ่งประกอบด้วย Singleton Fuzzifier, Algebraic Product Inference และ Center Average Defuzzifier สามารถเขียนอยู่ในรูปของสมการเชิงคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 3.5

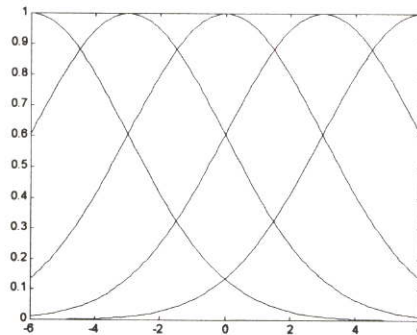
$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{l=1}^L y^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F'_i}^l(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F'_i}^l(x_i) \right)} \quad (3.5)$$

เมื่อ $\mu_{F'_i}$ และ $\mu_{G'_i}$ เป็นฟังก์ชันสมาชิก (Membership Function) ของ F'_i และ G'_i ตามลำดับ โดยที่ $\mu_{F'_i}$ เป็นฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ (Gaussian Membership Function)

$$\mu_{F'_i} = a'_i \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}'_i}{\sigma'_i} \right)^2 \right] \quad (3.6)$$

เมื่อ a'_i, \bar{x}'_i และ σ'_i เป็นพารามิเตอร์จำนวนจริง ซึ่ง $0 < a'_i \leq 1$ และ \bar{y}^l เป็นจุดที่ $\mu_{G'_i}$ มีค่ามากที่สุด ซึ่งถูกกำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 (ค่าความเป็นสมาชิกมีค่ามากที่สุดเป็น 1)

ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์แสดงได้ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์

ฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน หรือ FBF [9] นิยามดังสมการที่ 3.7

$$p_j(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F'_i}^j(x_i)}{\sum_{j=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F'_i}^j(x_i) \right)}, \quad j=1, 2, 3, \dots, L. \quad (3.7)$$

ระบบพีชชีในสมการที่ 3.7 จะสมมูลกับ FBF Expansions

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \hat{e}_j p_j(\bar{x}) \quad (3.8)$$

เราใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Algorithm) เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของ FBF Expansions ดังนั้นสมการที่ 3.8 สามารถเขียนใหม่ได้โดย

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \hat{e}_j p_j(\bar{x}) + \hat{a} \quad (3.9)$$

เมื่อกำหนดค่าลำดับอินพุต-เอาต์พุต และกำหนดสัญลักษณ์เมตริกซ์ สมการที่ 3.9 สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้ [10]

$$Y = P\Theta + E \quad (3.10)$$

โดยที่

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ \cdot \\ \cdot \\ y^N \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} p_1^1 & \cdot & \cdot & p_L^1 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ p_1^N & \cdot & \cdot & p_L^N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \cdot \\ \cdot \\ \hat{a}^N \end{bmatrix}$$

และ Θ จะต้องสัมพันธ์กับสมการที่ 3.11

$$(P^T P)\Theta = P^T Y \quad (3.11)$$

อินเวอร์ส (Inverse) หรือสคูโดอินเวอร์ส (Pseudo Inverse) ของ $P^T P$ จะถูกคำนวณเพื่อหาค่า Θ ที่เหมาะสม

คุณสมบัติที่สำคัญของ FBF Expansions ก็คือ FBF Expansions มีความสามารถในการประมาณค่าฟังก์ชันที่มีลักษณะต่อเนื่อง [11] เป็นเหตุผลหนึ่งซึ่งเราสามารถนำ FBF Expansions มาสร้างตัวแบบระบบพลวัต (Dynamic Systems) ซึ่งถูกบรรยายโดยใช้ฟังก์ชันที่มีลักษณะต่อเนื่อง ในงานวิจัยนี้ FBF Expansions จะถูกนำมาใช้เพื่อกำหนดตัวแบบ NARMA

3.6 ขั้นตอนการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบพีชชี NARMA

3.6.1 การเตรียมข้อมูล

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการกำหนดตัวแบบจะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลส่วนแรกถูกนำไปใช้เพื่อกำหนดรูปแบบโดยฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งจะถูกทำไปใช้ในการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกปรับค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ระหว่าง -6 ถึง 6 เพื่อความสะดวกในการประมวลผล ใช้สมการเชิงคณิตศาสตร์ดังนี้

$$Y_i = \frac{6(X_i - C)}{\max(X) - C} \quad (3.12)$$

เมื่อ X_i เป็นข้อมูลที่จะปรับค่า

Y_i เป็นข้อมูลผลลัพธ์หลังจากการปรับค่าของ X_i

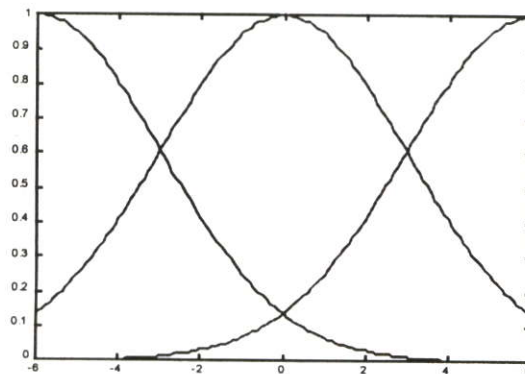
$$C = \frac{\max(X) + \min(X)}{2}$$

$\max(X)$ เป็นค่าสูงสุดของค่า X

$\min(X)$ เป็นค่าต่ำสุดของค่า X

3.6.2 การกำหนดระบบพีชชีและฟังก์ชันสมาชิก

ในวิทยานิพนธ์นี้ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ ทั้งในส่วนของข้อมูลอนุกรมเวลา และในส่วนของค่าคลาดเคลื่อน จำนวนของฟังก์ชันสมาชิกควรมีจำนวนตั้งแต่ 3 ขึ้นไป



รูปที่ 3.7 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ที่มี 3 ฟังก์ชัน

3.6.3 การกำหนดค่าต่างๆ ของระบบ

ค่าของระบบที่ต้องกำหนดได้แก่ Order ของค่าสังเกต (p), Order ของค่าคลาดเคลื่อน (q) และจำนวนสูงสุดในการวนลูปของโปรแกรม ($\max K$) ในกรณีที่ตัวแบบฝึกหัดไปจนถึงรอบ

ของ maxK แล้วแต่ตัวแบบยังไม่เหมาะสม จะต้องมีการกำหนดค่า p และ q ใหม่ จำนวนรอบ maxK ที่เหมาะสม คือประมาณ 2-4 รอบ [6]

3.6.4 การกำหนดตัวแบบและทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ในวิทยานิพนธ์นี้ FBF ถูกนำเสนอเพื่อกำหนดตัวแบบ NARMA(p,q) และพยากรณ์อนุกรมเวลาซึ่งมีลักษณะดังสมการที่ 3.13

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q} + e_t) \quad (3.13)$$

เมื่อ

y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน

$\{e_t\}$ ถูกกำหนดให้ White Noise นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้มีความเป็นอิสระต่อกัน

p เป็น Order ของค่าสังเกต

q เป็น Order ของค่าความคลาดเคลื่อน

$f(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น

จุดประสงค์หลักของการกำหนดตัวแบบก็คือพยายามใช้คุณสมบัติของ FBF Expansions ที่เหมาะสมมาแทนที่ $f(\cdot)$ สำหรับอนุกรมเวลานั้น ๆ

3.6.4.1 ในขั้นตอนนี้ข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกฝึกหัด โดย

$$\hat{y}_t = f_{NAR}(y_{t-1} \dots y_{t-p}) \quad (3.14)$$

เมื่อ $f_{NAR}(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันที่เกิดจากตัวแบบพีชชี NAR

FBF จะถูกคำนวณจากฟังก์ชันสมาชิกที่กำหนด ค่าพารามิเตอร์ของ FBF Expansions หาได้จากการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งอธิบายได้ดังตัวอย่างที่ 3.1

ตัวอย่างที่ 3.1

สมมติ $(X_1, X_2, \dots, X_{n_{train}-1}, X_{n_{train}}, X_{n_{train}+1}, \dots, X_{n-1}, X_n)$ เป็นค่าสังเกตที่โดนปรับค่าให้อยู่ในช่วง -6 ถึง 6

สมมติ $(e_1, e_2, \dots, e_{n_{train}-1}, e_{n_{train}}, e_{n_{train}+1}, \dots, e_{n-1}, e_n)$ เป็นค่าคลาดเคลื่อนเป็นค่าสังเกตที่โดนปรับค่าให้อยู่ในช่วง -6 ถึง 6

X_t และ e_t เป็นค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อนของค่าสังเกต ณ เวลา t ตามลำดับ

n_train, n คือจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกหัด และจำนวนข้อมูลทั้งหมดตามลำดับ

ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน โดย $(X_1, X_2, \dots, X_{n_train-1}, X_{n_train})$ ถูกนำไปใช้ในการฝึกหัด และ $(X_{n_train+1}, X_{n_train+2}, \dots, X_{n-1}, X_n)$ ถูกนำไปใช้ในการทดสอบตัวแบบ

กำหนด Order ของ NARMA(p,q) โดยให้ $p = 2, q = 1$

กำหนดฟังก์ชันสมาชิกสำหรับค่า X_t และ e_t เป็นแบบเดียวกันคือเป็นฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ และมีจำนวนฟังก์ชันสมาชิก (n_{MF_y}) = 3 ฟังก์ชัน ได้แก่ เซต N, Z และ P ซึ่งมี Center อยู่ที่ -6, 0 และ 6 ตามลำดับ และ $\sigma = 3$ ดังรูปที่ 3.7

ก่อนการฝึกหัด ข้อมูลจะถูกดำเนินการให้เป็นฟัซซีเซต หรือ Fuzzifier เช่น กำหนดให้ $X_1 = 2$ เป็นค่าข้อมูลที่จะแปลงให้เป็นฟัซซีเซต โดยกำหนดจำนวนฟัซซีเซตเท่ากับ 3 และฟังก์ชันสมาชิกเป็นแบบเกาส์ จะได้ว่า

$$\mu_N(2) = 0.0286, \mu_Z(2) = 0.8007, \mu_P(2) = 0.4111$$

หมายความว่า $X_1 = 2$ มีค่าการเป็นสมาชิกของเซต N, Z และ P เท่ากับ 0.0286, 0.8007 และ 0.4111 ตามลำดับ

หลังจากนั้นจะมีการ สร้าง Fuzzy Basis Functions จากกระบวนการ Fuzzy Inference Engine และ ทำการ Defuzzifier ในแต่ละคู่ลำดับอินพุต-เอาต์พุต จะถูกสร้างให้เป็น Fuzzy IF-THEN Rule และคำนวณ Pseudo-FBF ซึ่งเท่ากับผลคูณของค่าฟังก์ชันการเป็นสมาชิกคู่ลำดับอินพุต-เอาต์พุตเฉพาะส่วนของ IF[4]

ค่า FBF จะได้จากการนำ Pseudo-FBFs มาหารด้วยผลรวมของ Pseudo-FBF จากทุก ๆ กฎ กฎสำหรับการพยากรณ์ X_t จะใช้กฎฟัซซีเท่ากับ $n_{MF_y}^p$ ในตัวอย่างนี้เท่ากับ $3^2 = 9$ กฎ ซึ่งกฎต่าง ๆ สามารถแจกแจงได้ดังนี้

กฎที่ 1: ถ้า X_{t-2} เป็น N และ X_{t-1} เป็น N

กฎที่ 2: ถ้า X_{t-2} เป็น N และ X_{t-1} เป็น Z

: : : :

: : : :

กฎที่ 8: ถ้า X_{t-2} เป็น P และ X_{t-1} เป็น Z

กฎที่ 9: ถ้า X_{t-2} เป็น P และ X_{t-1} เป็น P

เมื่อ $t=p+1, p+2, \dots, n_train$

สมมติ $X_1 = 2, X_2 = -1$

$$\begin{array}{llll} X_1 = 2 & \mu_N(2) = 0.03 & \mu_Z(2) = 0.80 & \mu_P(2) = 0.41 \\ X_2 = -1 & \mu_N(-1) = 0.25 & \mu_Z(-1) = 0.95 & \mu_P(-1) = 0.07 \end{array}$$

$$\begin{aligned} \text{psudo-FBF}(t) = & \begin{bmatrix} \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) & \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_Z(X_{t-1}) \dots \\ \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_Z(X_{t-1}) & \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \end{bmatrix} \\ \text{เมื่อ } t = & p+1, p+2, \dots, n_{\text{train}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{psudo-FBF}(3) = & \begin{bmatrix} \mu_N(X_1) \times \mu_N(X_2) & \mu_N(X_1) \times \mu_Z(X_2) \dots \\ \mu_P(X_1) \times \mu_Z(X_2) & \mu_P(X_1) \times \mu_P(X_2) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{psudo-FBF}(3) = & \begin{bmatrix} 0.03(0.25) & 0.03(0.95) & 0.03(0.07) & 0.80(0.25) & 0.80(0.95) \\ 0.80(0.07) & 0.41(0.25) & 0.41(0.95) & 0.41(0.07) \end{bmatrix} \\ = & \begin{bmatrix} 0.0075 & 0.2850 & 0.0021 & 0.2000 & 0.7600 \\ 0.0560 & 0.1025 & 0.3895 & 0.0287 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{sum}(\text{psudo-FBF}(3)) &= 0.0075+0.2850+0.0021+0.2000+0.7600+0.0560+0.1025+0.3895+0.0287 \\ &= 1.5748 \end{aligned}$$

$$\frac{\text{psudo - FBF}(3)}{\text{sum}(\text{psudo - FBF}(3))} = \begin{bmatrix} 0.0048 & 0.0181 & 0.0013 & 0.1270 & 0.4826 \\ 0.0356 & 0.0651 & 0.2473 & 0.0182 \end{bmatrix}$$

$$P = \left[\frac{\text{psudo - FBF}(3)}{\text{sum}(\text{psudo - FBF}(3))} \quad \frac{\text{psudo - FBF}(4)}{\text{sum}(\text{psudo - FBF}(4))} \quad \dots \quad \frac{\text{psudo - FBF}(n_{\text{train}} - p)}{\text{sum}(\text{psudo - FBF}(n_{\text{train}} - p))} \right]^T$$

เมื่อได้ FBF แล้ว ทำการคำนวณหาพารามิเตอร์ Θ จากสมการ

$$(P^T P)\Theta = P^T X$$

หลังจากได้ค่าพารามิเตอร์ Θ

นำพารามิเตอร์ Θ ที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล X_t โดยใช้สมการ

$$X_t = P\Theta$$

เมื่อ

$$P = \left[\frac{\text{psudo-FBF}(t-2)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(t-2))} \quad \frac{\text{psudo-FBF}(t-1)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(t-1))} \right]^T$$

และ

$$\text{psudo-FBF}(t) = \begin{bmatrix} \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) & \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) \dots \\ \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) & \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \end{bmatrix}$$

เมื่อ $t = n_{\text{train}}+1, p+2, \dots, n$

เนื่องจากข้อมูลเดิมถูกปรับค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ระหว่าง -6 ถึง 6 หลังจากผ่านกระบวนการต่าง ๆ ขั้นตอนสุดท้ายก่อนนำข้อมูลไปพยากรณ์ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดิมก่อน โดยใช้สมการเชิงคณิตศาสตร์ดังนี้

$$Z_i = \frac{Y_i(\max(X) - C)}{6} + C \quad (3.15)$$

เมื่อ Y_i เป็นข้อมูลที่อยู่ระหว่าง -6 ถึง 6

Z_i เป็นข้อมูลผลลัพธ์หลังจากการปรับค่าของ Y_i

$$C = \frac{\max(X) + \min(X)}{2}$$

$\max(X)$ เป็นค่าสูงสุดของข้อมูลอนุกรมเวลาเดิม X

$\min(X)$ เป็นค่าต่ำสุดของข้อมูลอนุกรมเวลาเดิม X

หลังจากนั้นนำข้อมูลที่พยากรณ์ได้ไปทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยวิธีการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตและการทดสอบโค-สแควร์ หากตัวแบบมีความเหมาะสม แสดงว่าตัวแบบที่ได้เป็นตัวแบบพีชชี NAR แต่หากตัวแบบไม่เหมาะสม ต้องทำตามขั้นตอนถัดไป และค่าเริ่มต้นของตัวแบบในขั้นตอนนี้จะถูกใช้เพื่อสร้างลำดับค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ $\{e_t^{(0)}\}$ โดยที่ $e_t^{(k)} = y_t - \hat{y}_t^{(k)}$, $k=0,1,2,3,\dots$

3.6.4.2 ในรอบที่ k ค่าคลาดเคลื่อน $\{e^{(k-1)}(t)\}$ จะถูกนำกลับเข้าไปใช้เพื่อฝึกหัด โดย

$$\hat{y}_t^{(k)} = f_{NARMA}(y_{t-1} \dots y_{t-p}, e_{t-1}^{(k-1)} \dots e_{t-q}^{(k-1)}) \quad (3.16)$$

เมื่อ $f_{NARMA}(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันที่เกิดจากตัวแบบพีชชี NARMA

FBF จะถูกคำนวณจากฟังก์ชันสมาชิกที่กำหนด ค่าพารามิเตอร์ของ FBF expansions หาได้จากการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ซึ่งอธิบายได้ดังตัวอย่างที่ 3.2

ตัวอย่างที่ 3.2

สมมติ $(X_1, X_2, \dots, X_{n_train-1}, X_{n_train}, X_{n_train+1}, \dots, X_{n-1}, X_n)$ เป็นค่าสังเกตที่โดนปรับค่าให้อยู่ในช่วง -6 ถึง 6

สมมติ $(e_1, e_2, \dots, e_{n_train-1}, e_{n_train}, e_{n_train+1}, \dots, e_{n-1}, e_n)$ เป็นค่าคลาดเคลื่อนเป็นค่าสังเกตที่โดนปรับค่าให้อยู่ในช่วง -6 ถึง 6

X_t และ e_t เป็นค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อนของค่าสังเกต ณ เวลา t ตามลำดับ

n_train, n คือจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการฝึกหัด และจำนวนข้อมูลทั้งหมดตามลำดับ

ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน โดย $(X_1, X_2, \dots, X_{n_train-1}, X_{n_train})$

และ $(e_1, e_2, \dots, e_{n_train-1}, e_{n_train})$ ถูกนำไปใช้ในการฝึกหัด ส่วน $(X_{n_train+1}, \dots, X_{n-1}, X_n)$

และ $(e_{n_train+1}, e_{n_train+2}, \dots, e_{n-1}, e_n)$ ถูกนำไปใช้ในการทดสอบตัวแบบ

กำหนด Order ของ NARMA(p,q) โดยให้ $p = 2, q = 1$

กำหนดฟังก์ชันสมาชิกสำหรับค่า X_t เป็นฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ และมีจำนวนฟังก์ชันสมาชิก $(n_{MF_x}) = 3$ ฟังก์ชัน และฟังก์ชันสมาชิกสำหรับค่า e_t เป็นฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ และมีจำนวนฟังก์ชันสมาชิก $(n_{MF_e}) = 3$ ฟังก์ชัน ได้แก่เซต N, Z และ P ซึ่งมี Center อยู่ที่ $-6, 0$ และ 6 ตามลำดับ และ $\sigma = 3$ ดังรูปที่ 3.7

ก่อนการฝึกหัด ข้อมูลจะถูกดำเนินการให้เป็นฟัซซีเซต หรือ Fuzzifier

หลังจากนั้นจะมีการ สร้าง Fuzzy Basis Functions จากกระบวนการ Fuzzy Inference

Engine และ ทำการ Defuzzifier

ค่า FBF จะได้จากการนำ Pseudo-FBFs มาหารด้วยผลรวมของ Pseudo-FBF จากทุก ๆ กฎ กฎสำหรับใช้ในการพยากรณ์ X_t จะใช้กฎฟัซซีเท่ากับ $n_{MF_x}^p \times n_{MF_e}^q$ ในตัวอย่างนี้เท่ากับ $3^2 \times 3^1 = 27$ กฎ ซึ่งกฎต่าง ๆ สามารถแจกแจงได้ดังนี้

กฎที่ 1 : ถ้า X_{t-2} เป็น N และ X_{t-1} เป็น N และ e_{t-1} เป็น N

กฎที่ 2 : ถ้า X_{t-2} เป็น N และ X_{t-1} เป็น N และ e_{t-1} เป็น Z

: : : : : :

: : : : : :

กฎที่ 26 : ถ้า X_{t-2} เป็น P และ X_{t-1} เป็น P และ e_{t-1} เป็น Z

กฎที่ 27 : ถ้า X_{t-2} เป็น P และ X_{t-1} เป็น P และ e_{t-1} เป็น P

$$\text{เมื่อ } t = \begin{cases} p+1, p+2, \dots, n_{\text{train}}, p \geq q \\ q+1, q+2, \dots, n_{\text{train}}, p < q \end{cases}$$

สมมติ $X_1 = 2, X_2 = -1, e_2 = 0.5$

$$\begin{array}{llll} X_1 = 2 & \mu_N(2) = 0.03 & \mu_Z(2) = 0.80 & \mu_P(2) = 0.41 \\ X_2 = -1 & \mu_N(-1) = 0.25 & \mu_Z(-1) = 0.95 & \mu_P(-1) = 0.07 \\ e_2 = 0.5 & \mu_N(0.5) = 0.10 & \mu_Z(0.5) = 0.99 & \mu_P(0.5) = 0.19 \end{array}$$

$$\text{psudo-FBF}(t) = [\mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) \times \mu_N(e_{t-1}) \quad \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) \times \mu_Z(e_{t-1}) \quad \dots \\ \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \times \mu_Z(e_{t-1}) \quad \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \times \mu_P(e_{t-1})]$$

$$\text{psudo-FBF}(3) = [\mu_N(X_1) \times \mu_N(X_2) \times \mu_N(e_2) \quad \mu_N(X_1) \times \mu_N(X_2) \times \mu_Z(e_2) \quad \dots \\ \mu_P(X_1) \times \mu_P(X_2) \times \mu_Z(e_2) \quad \mu_P(X_1) \times \mu_P(X_2) \times \mu_P(e_2)]$$

$$\text{psudo-FBF}(3) = [\begin{array}{ccc} 0.03(0.25)(0.10) & 0.03(0.25)(0.99) & 0.03(0.25)(0.19) \\ \dots & \dots & \dots \\ 0.41(0.07)(0.10) & 0.41(0.07)(0.99) & 0.41(0.07)(0.19) \end{array}]$$

$$\text{sum}(\text{psudo-FBF}(3)) = 0.03(0.25)(0.10) + 0.03(0.25)(0.99) + \dots + 0.41(0.07)(0.19) \\ + 0.41(0.07)(0.99)$$

$$P = \left[\frac{\text{psudo-FBF}(3)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(3))} \quad \frac{\text{psudo-FBF}(4)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(4))} \quad \dots \quad \frac{\text{psudo-FBF}(n+1)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(n+1))} \right]^T$$

เมื่อได้ FBF แล้ว ทำการคำนวณหาพารามิเตอร์ Θ จากสมการ

$$(P^T P)\Theta = P^T X$$

หลังจากได้ค่าพารามิเตอร์ Θ

นำพารามิเตอร์ Θ ที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูล X_t โดยใช้สมการ

$$X_t = P\Theta$$

เมื่อ

$$P = \left[\frac{\text{psudo-FBF}(t-2)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(t-2))} \quad \frac{\text{psudo-FBF}(t-1)}{\text{sum}(\text{psudo-FBF}(t-1))} \right]^T$$

และ

$$\text{pseudo-FBF}(t) = [\mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) \times \mu_N(e_{t-1}) \quad \mu_N(X_{t-2}) \times \mu_N(X_{t-1}) \times \mu_Z(e_{t-1}) \dots \\ \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \times \mu_Z(e_{t-1}) \quad \mu_P(X_{t-2}) \times \mu_P(X_{t-1}) \times \mu_P(e_{t-1})]$$

เมื่อ $t = n_{\text{train}}+1, p+2, \dots, n$

เนื่องจากข้อมูลเดิมถูกปรับค่าข้อมูลให้มีค่าอยู่ระหว่าง -6 ถึง 6 หลังจากผ่านกระบวนการต่าง ๆ ขั้นตอนสุดท้ายก่อนนำข้อมูลไปพยากรณ์ จึงต้องทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเดิมก่อน โดยใช้สมการที่ 3.15

หลังจากนั้นนำข้อมูลที่พยากรณ์ได้ไปทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยวิธีการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตและการทดสอบไค-สแควร์ โดย

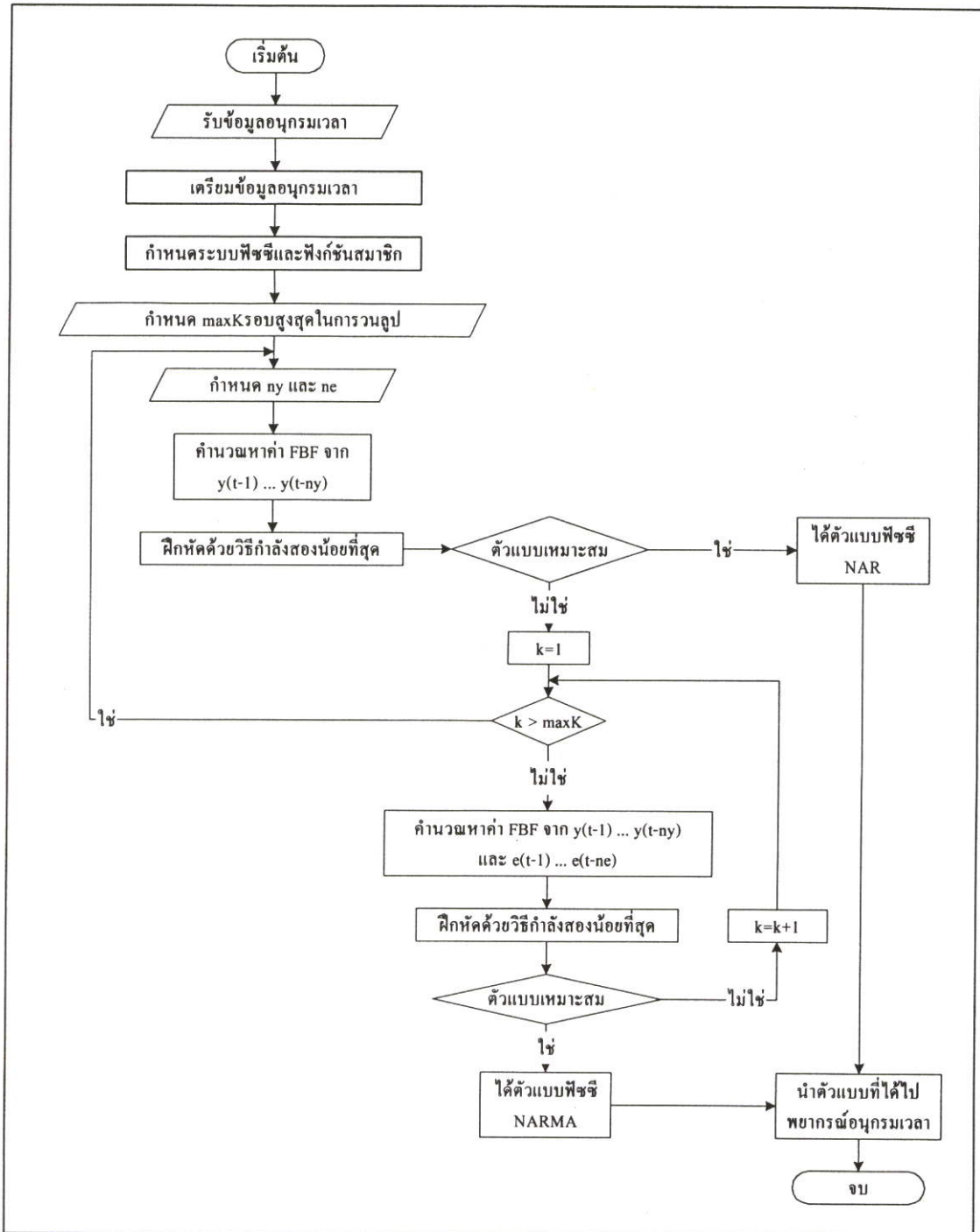
$$\hat{y}_t = f_{NARMA}(y_{t-1} \dots y_{t-p}, e_{t-1}^{(k-1)} \dots e_{t-q}^{(k-1)}) \quad (3.17)$$

ขั้นตอนจะหยุดหากตัวแบบเหมาะสม หากตัวแบบยังไม่เหมาะสมจะต้องเริ่มทำตามขั้นตอนตั้งแต่ขั้นตอนที่ 3.6.1 ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ทั้งหมด

หากตัวแบบมีความเหมาะสม แสดงว่าตัวแบบที่ได้เป็นตัวแบบพีชชี NARMA แต่หากตัวแบบไม่เหมาะสมก็ทำการฝึกหัดในขั้นตอนนี้อีกครั้ง จนกว่าตัวแบบที่ได้จะผ่านการทดสอบของตัวแบบ โดยค่าเริ่มต้นของตัวแบบในขั้นตอนนี้จะถูกใช้เพื่อสร้างลำดับค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ $\{e_t^{(k)}\}$ โดยที่ $e_t^{(k)} = y_t - \hat{y}_t^{(k)}$, $k=1,2,3,\dots$

หากถึงรอบสูงสุด (maxK) แล้วตัวแบบยังไม่มีความเหมาะสม จะต้องเริ่มทำตามขั้นตอนตั้งแต่ขั้นตอนที่ 3.6.3 นั่นคือต้องไปกำหนดค่า p และ q ใหม่

ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ทั้งหมดสามารถแสดงเป็นโฟลว์ชาร์ตดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 โพลีชาร์ตแสดงขั้นตอนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA

บทที่ 4

ผลการทดลอง

จากการดำเนินการศึกษาตามที่กำหนดไว้ในขอบเขตการศึกษา ข้อมูลที่นำมาใช้ในผลการทดลอง มี 4 ลักษณะด้วยกันคือ

1. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ ARMA ซึ่งได้จากการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB

2. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ NARMA ซึ่งได้จากการจำลองด้วยโปรแกรม MATLAB

3. ข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริง ในงานวิจัยนี้รวบรวมข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยาบางนา ในช่วงเวลาดังตั้งปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539 โดยข้อมูลมี 2 ประเภท คือ อุณหภูมิที่วัดจากไฮโกรมิเตอร์กระเปาะแห้ง และไฮโกรมิเตอร์กระเปาะเปียก ลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมง

4. ข้อมูลที่อยู่ในรูปฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$

การใช้ข้อมูลครอบคลุม 3 ลักษณะแรกเพื่อต้องการแสดงให้เห็นว่าตัวแบบพีชชี NARMA เป็นตัวแบบที่สามารถนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ ARMA และ NARMA ได้ และยังสามารถนำตัวแบบพีชชี NARMA ไปใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจริงได้นอกจากนี้การใช้ข้อมูลในลักษณะดังข้อ 4 เพื่อแสดงให้เห็นว่าตัวแบบพีชชี NARMA สามารถนำไปใช้ประมาณค่าฟังก์ชันลักษณะต่างๆ ได้

ข้อมูลทั้ง 4 ลักษณะจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับเปรียบเทียบกันกับวิทยานิพนธ์การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA ของนางสาวกาญจนา แก้วสกุลทอง [12] โดยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวเปรียบเทียบการพยากรณ์อุณหภูมิด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR และรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA ซึ่งรูปแบบดังกล่าวมีลักษณะคร่าว ๆ ดังนี้

รูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR (RBF NAR) [12] คือการพยากรณ์โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบของเรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function) และทำการฝึกหัดโครงข่ายด้วยวิธีการ OLS (Orthogonal Least Squares) เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่าย โดยข้อมูลอินพุตจะมีเฉพาะค่าข้อมูลในอดีตเท่านั้น

รูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA (RBF NARMA) [12] คือการพยากรณ์โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบของเรเดียลเบสฟังก์ชัน และฝึกหัดโครงข่ายด้วยวิธีการ OLS เพื่อหา

ค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของโครงข่ายโดยข้อมูลอินพุตนั้นนอกจากจะมีค่าของข้อมูลในอดีตแล้ว ยังจะรวมถึงค่าของความคลาดเคลื่อนในอดีตด้วย

4.1 ข้อมูลมีรูปแบบเป็น ARMA Model

4.1.1 ผลการทดลอง

ในผลการทดลอง ตัวแบบพีชชี NARMA ถูกใช้สำหรับกำหนดตัวแบบสมการอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น (ARMA Model) ซึ่งสมการอนุกรมเวลาแสดงได้ดังสมการที่ 4.1

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

โดยที่ $e(t) = NID(0,0.4303)$

เมื่อ $NID(0,0.4303)$ หมายถึง Normal Independently Distribution ที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) เป็น 0 และค่าแปรปรวน (Variance) เป็น 0.4303

ข้อมูล 1000 ชุด ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ข้อมูล 600 ชุดแรกใช้สำหรับกำหนดตัวแบบพีชชี NAR และตัวแบบพีชชี NARMA ข้อมูลถัดไปอีก 400 ชุดถูกใช้สำหรับทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบดังกล่าว

ตัวแบบพีชชี NAR(1) และตัวแบบพีชชี NAR(2) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และ $\sigma = 4$ ส่วนตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) และตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าคลาดเคลื่อน และ $\sigma = 4$

ผลจากการพยากรณ์และค่าสถิติต่าง ๆ ของตัวแบบพีชชี NAR(1), ตัวแบบพีชชี NARMA(1,1), ตัวแบบพีชชี NAR(2) และตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) แสดงได้ดังตารางที่ 4.1 และ 4.2

ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบพีชชี NAR(1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.1 และ 4.2 ตามลำดับ ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.3 และ 4.4 ตามลำดับ ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบพีชชี NAR(2) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.5 และ 4.6 ตามลำดับ และข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.7 และ 4.8 ตามลำดับ

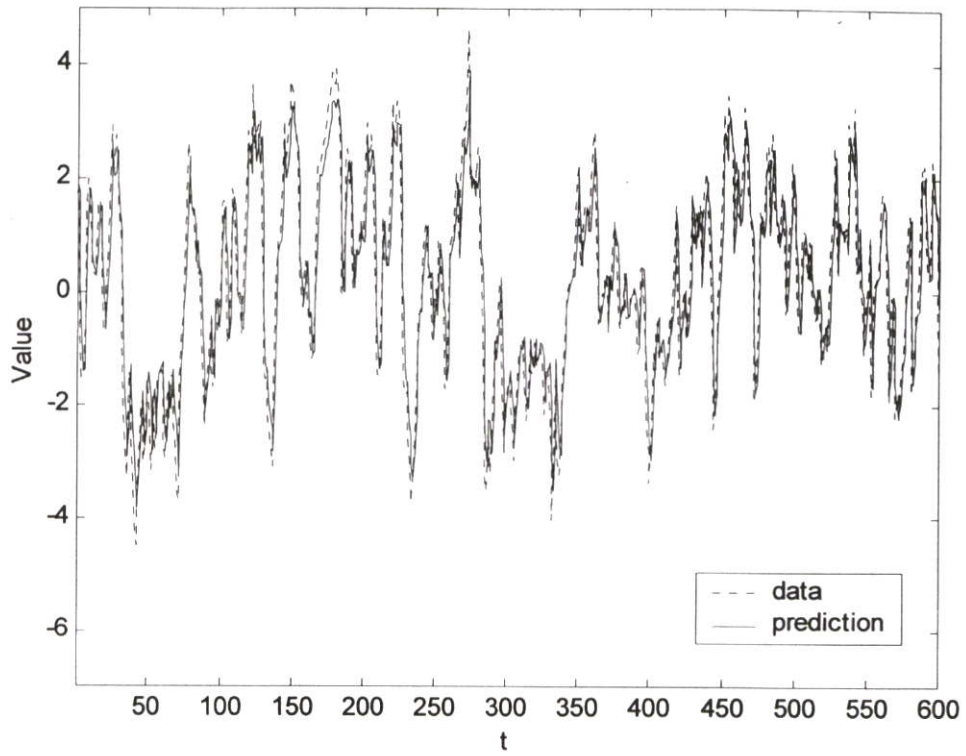
ผลจากการทดสอบค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนและโค-สแควร์ของตัวแบบต่าง ๆ แสดงในรูปที่ 4.9 และ 4.10 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.1 ค่าสถิติ MSE, RMSE ของตัวแบบต่าง ๆ

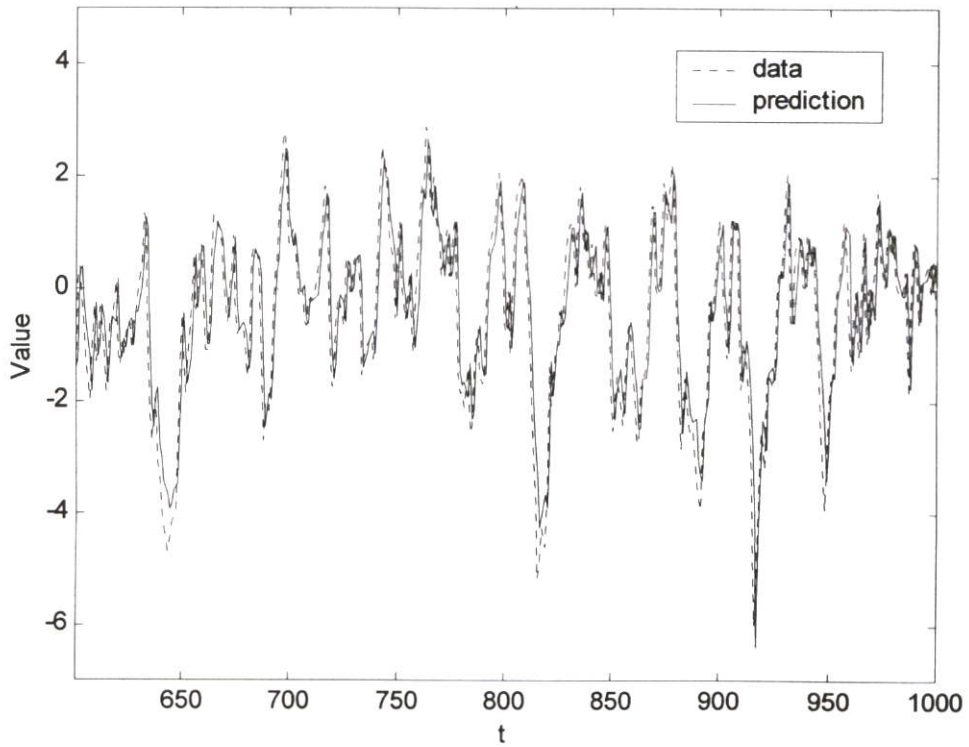
ค่าสถิติ ตัวแบบ	MSE		RMSE	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
FUZZY NAR(1)	0.5519	0.5727	0.7429	0.7568
FUZZY NARMA(1,1)	0.4602	0.4975	0.6784	0.7053
FUZZY NAR(2)	0.4721	0.5764	0.6871	0.7592
FUZZY NARMA(2,1)	0.4355	0.6617	0.6600	0.8134
RBF NAR(1)	0.4386	0.7257	0.6623	0.8519
RBF NARMA(1,1)	0.4371	0.5133	0.6612	0.7165
RBF NAR(2)	0.4604	0.7241	0.6785	0.8510
RBF NARMA(2,1)	0.4383	0.5728	0.6620	0.7569

ตารางที่ 4.2 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบต่าง ๆ

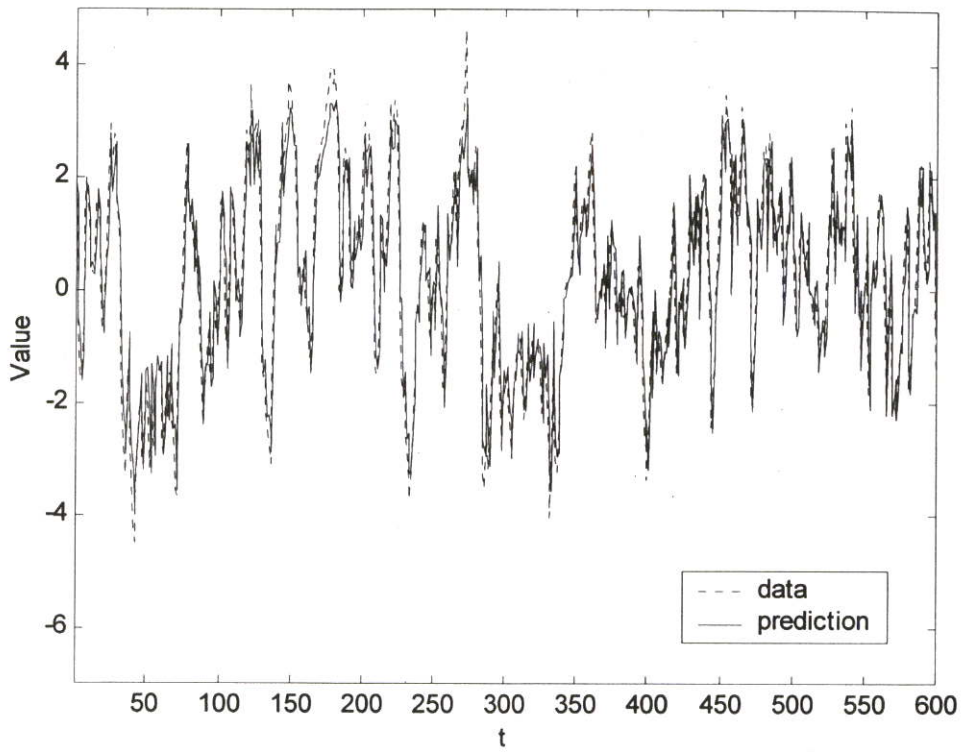
ค่าสถิติ ตัวแบบ	STD_E	
	TRAIN	TEST
SIMULATION	0.6608	0.6803
FUZZY NAR(1)	0.7435	0.7552
FUZZY NARMA(1,1)	0.6790	0.7013
FUZZY NAR(2)	0.6877	0.7500
FUZZY NARMA(2,1)	0.6605	0.8145
RBF NAR(1)	0.66280	0.84483
RBF NARMA(1,1)	0.66173	0.71277
RBF NAR(2)	0.67910	0.83977
RBF NARMA(2,1)	0.66077	0.75006



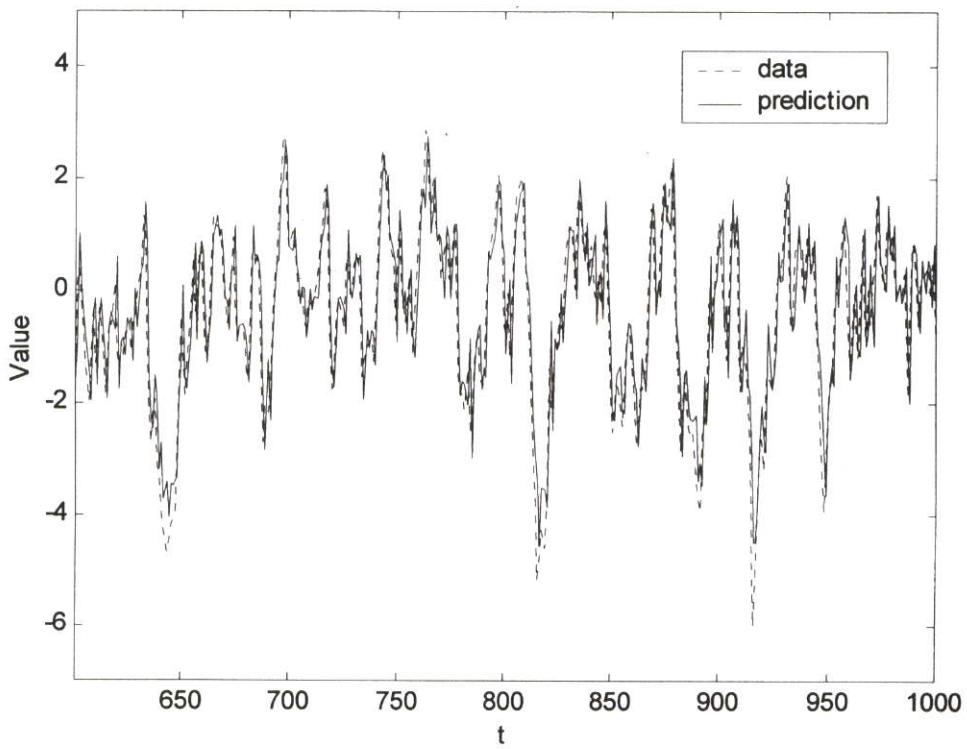
รูปที่ 4.1 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



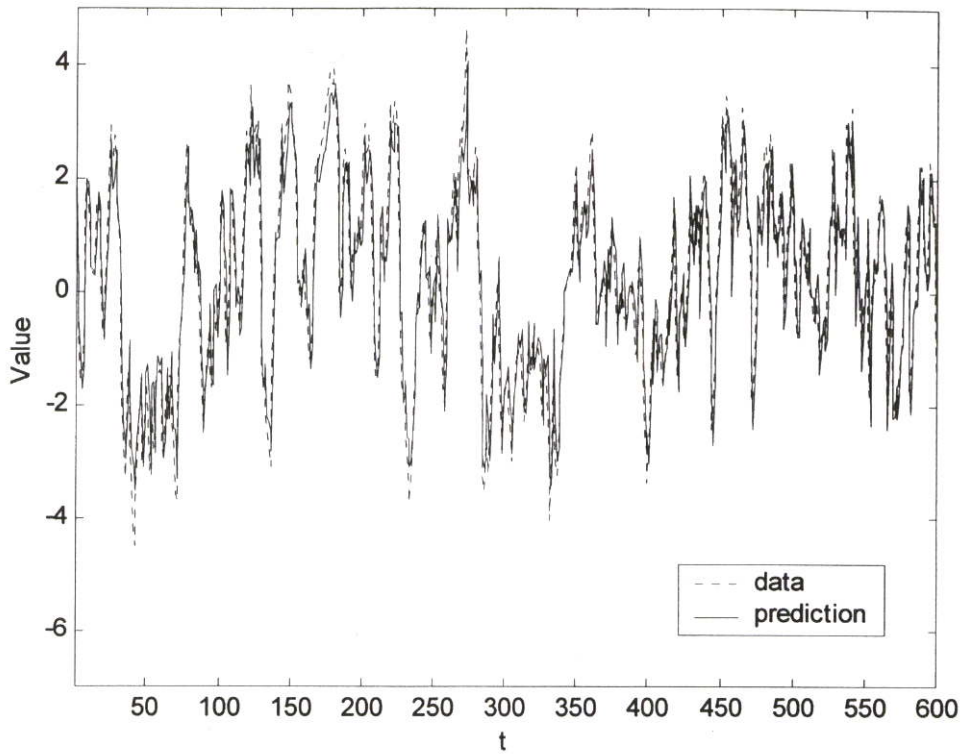
รูปที่ 4.2 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ



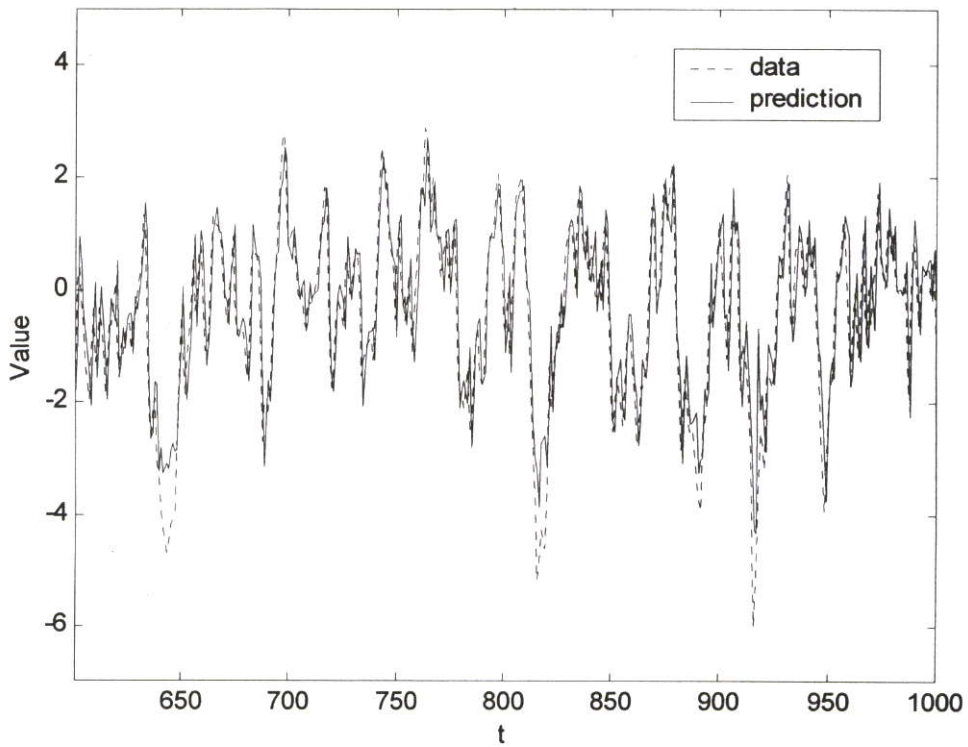
รูปที่ 4.3 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



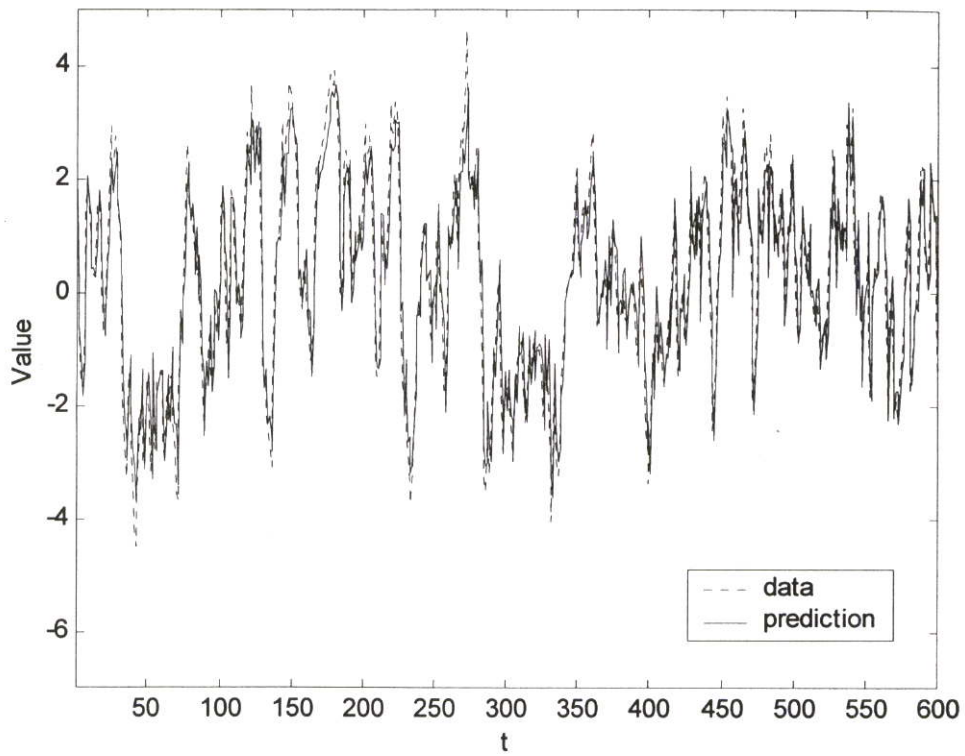
รูปที่ 4.4 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



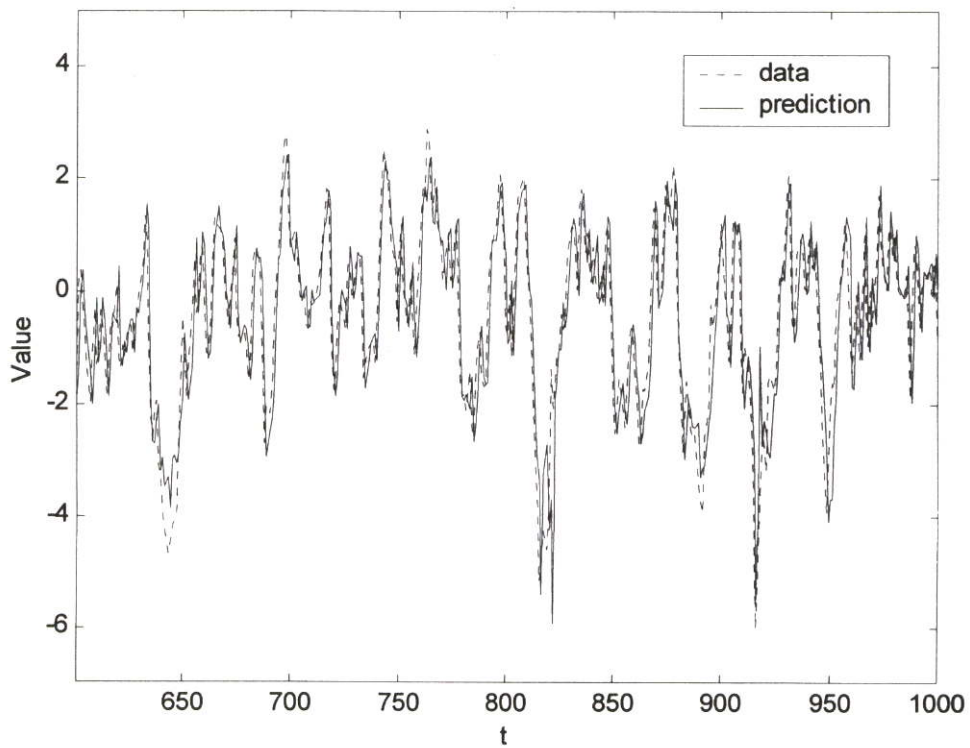
รูปที่ 4.5 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนฝึกหัด



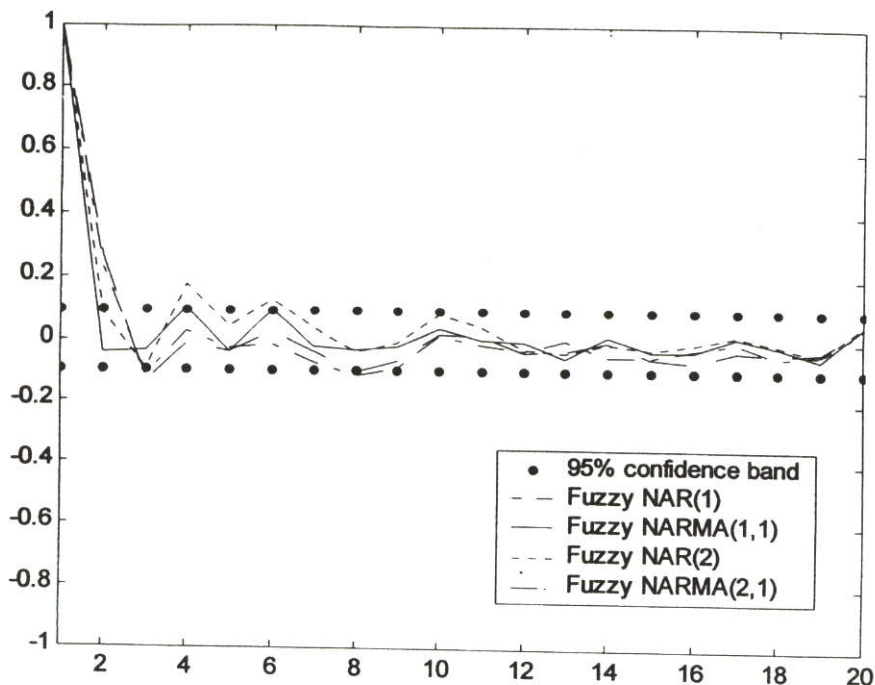
รูปที่ 4.6 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนทดสอบ



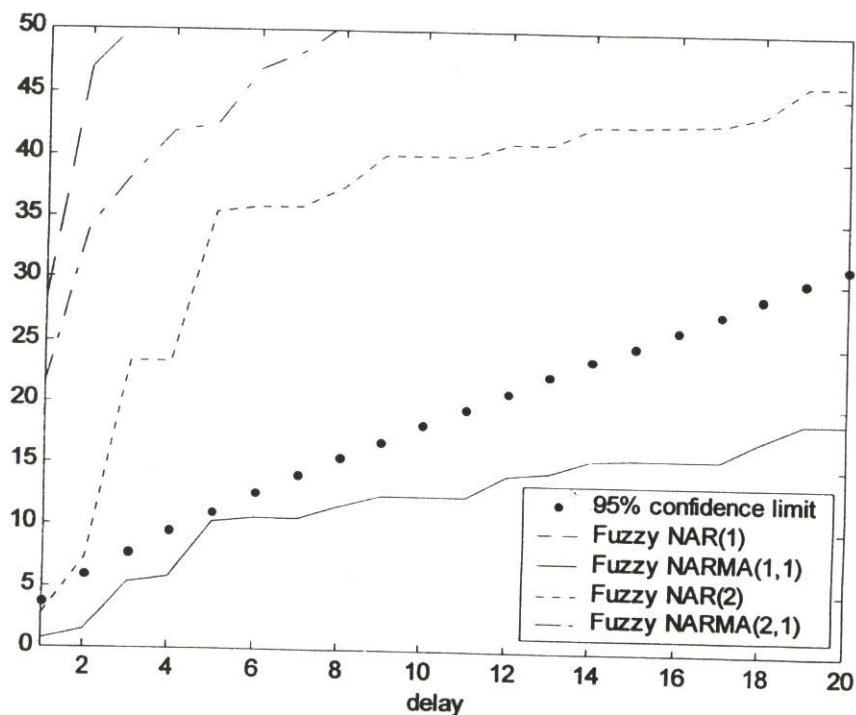
รูปที่ 4.7 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.8 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.9 ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบฟัซซี่ NAR และค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบฟัซซี่ NARMA



รูปที่ 4.10 ค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบฟัซซี่ NAR และค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบฟัซซี่ NARMA, $w(t) = e(t-1)$

4.1.2 สรุปผลการทดลอง

ในการเลือกตัวแบบที่เหมาะสม จะพิจารณาจากการทดสอบตัวแบบ และค่าสถิติ MSE และ RMSE ในข้อมูลส่วนที่นำไปทดสอบ

จากตารางที่ 4.1 ตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) ให้ค่าสถิติ MSE และค่าสถิติ RMSE ดีกว่าตัวแบบอื่น ๆ

จากตารางที่ 4.2 แสดงให้เห็นว่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อนตัวแบบพีชชี NARMA (1,1) มีค่าใกล้เคียงกับส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความคลาดเคลื่อนของตัวแบบที่จำลองขึ้นมามากที่สุด

จากการทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโตในรูปที่ 4.5 ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) ทั้งหมดอยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% ดีกว่าตัวแบบอื่น ๆ และการทดสอบไค-สแควร์ในรูปที่ 4.6 ค่าไค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) อยู่ภายใต้ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% ส่วนตัวแบบอื่น ๆ มีค่าไค-สแควร์ที่เกินขอบเขตความเชื่อมั่นหลายค่า

จากผลการทดลองดังกล่าวทำให้สรุปว่าตัวแบบที่เหมาะสมที่จะนำไปพยากรณ์สมการที่ 4.1 มากที่สุดคือตัวแบบพีชชี NARMA(1,1)

4.2 ข้อมูลมีรูปแบบเป็น NARMA Model

4.2.1 ผลการทดลอง

ในผลการทดลอง ตัวแบบพีชชี NARMA ถูกใช้สำหรับกำหนดตัวแบบสมการอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบเชิงเส้น (ARMA Model) ซึ่งสมการอนุกรมเวลาแสดงได้ดังสมการที่ 4.2

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

โดยที่ $e(t) = NID(0,0.4444)$

เมื่อ $NID(0,0.4444)$ หมายถึง Normal Independently Distribution ที่มีค่าเฉลี่ย (Mean) เป็น 0 และค่าแปรปรวน (Variance) เป็น 0.4444

ข้อมูล 800 ชุด ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ข้อมูล 500 ชุดแรกใช้สำหรับกำหนดตัวแบบพีชชี NAR และตัวแบบพีชชี NARMA ข้อมูลถัดไปอีก 300 ชุดถูกใช้สำหรับทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบดังกล่าว

ตัวแบบฟuzzy NAR(1) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 4 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และ $\sigma = 2$ ส่วนตัวแบบฟuzzy NARMA(1,1) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 4 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 4 ฟังก์ชันสำหรับค่าคลาดเคลื่อน และ $\sigma = 2$

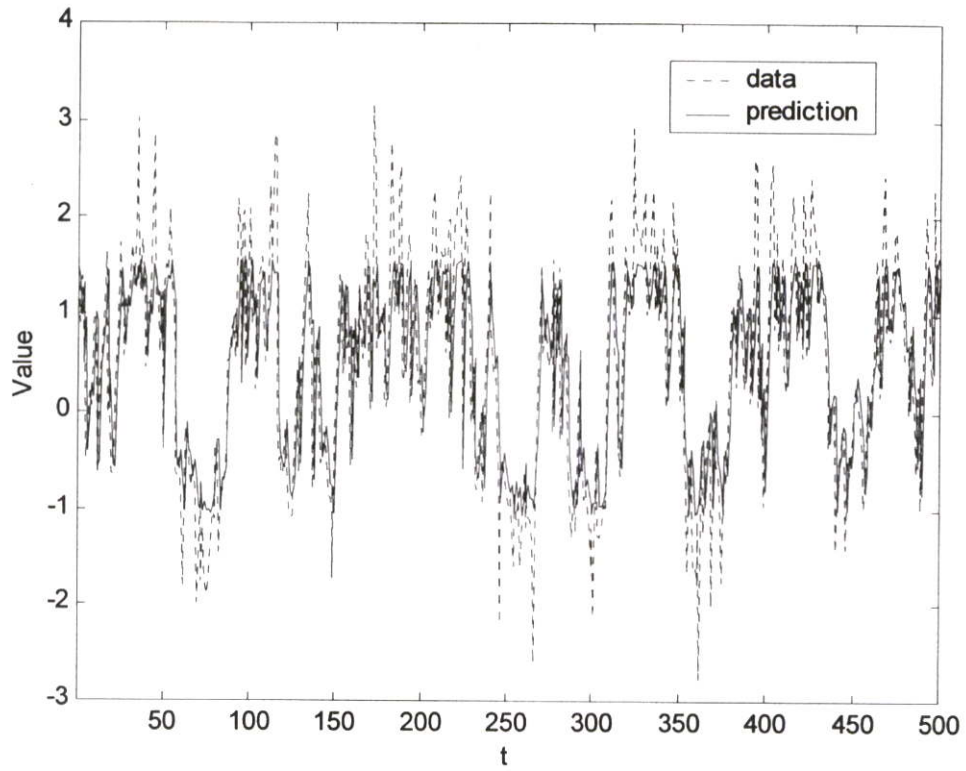
ผลจากการพยากรณ์ของด้วยตัวแบบฟuzzy NAR และตัวแบบฟuzzy NARMA แสดงได้ดังตารางที่ 4.3 และตารางที่ 4.4 ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบฟuzzy NAR แสดงในรูปที่ 4.7 และข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบฟuzzy NARMA แสดงในรูปที่ 4.8 ผลจากการทดสอบค่าสหสัมพันธ์แบบออกโตของเรซิดูลและไค-สแควร์ของทั้งสองตัวแบบแสดงในรูปที่ 4.9 และ 4.10 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.3 ค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของตัวแบบต่าง ๆ

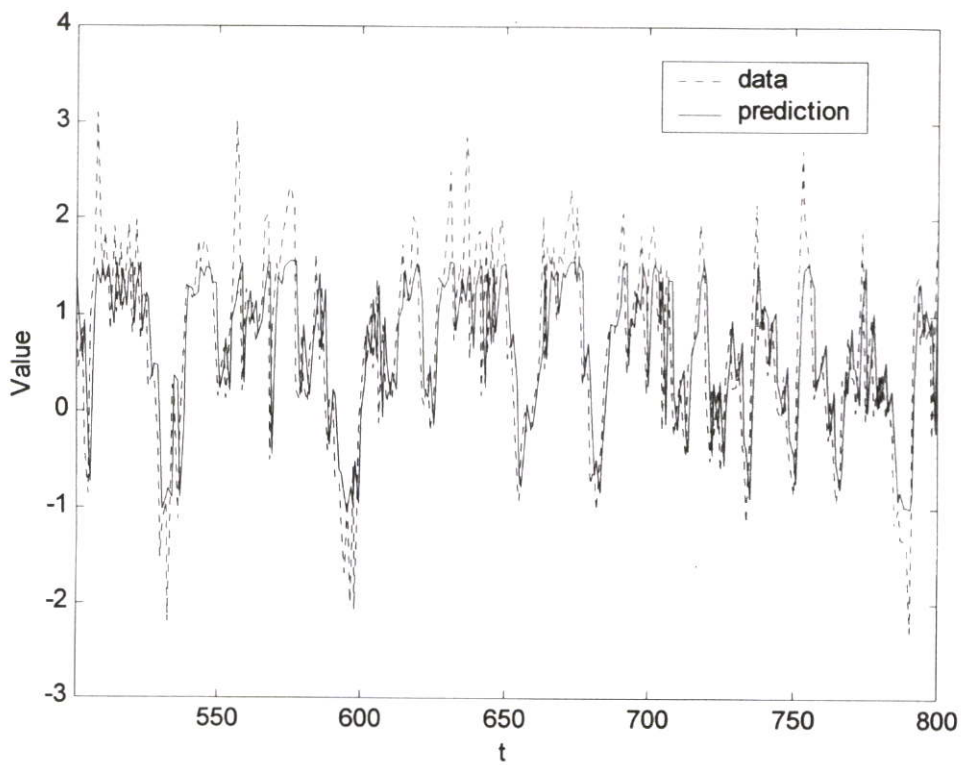
ค่าสถิติ ตัวแบบ	MSE		RMSE	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
FUZZY NAR(1)	0.5153	0.5097	0.7179	0.7140
FUZZY NARMA(1,1)	0.4396	0.4509	0.6630	0.6715
RBF NAR(1)	0.4491	0.5834	0.6701	0.7638
RBF NARMA(1,1)	0.4494	0.4477	0.6704	0.6691

ตารางที่ 4.4 ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบต่าง ๆ

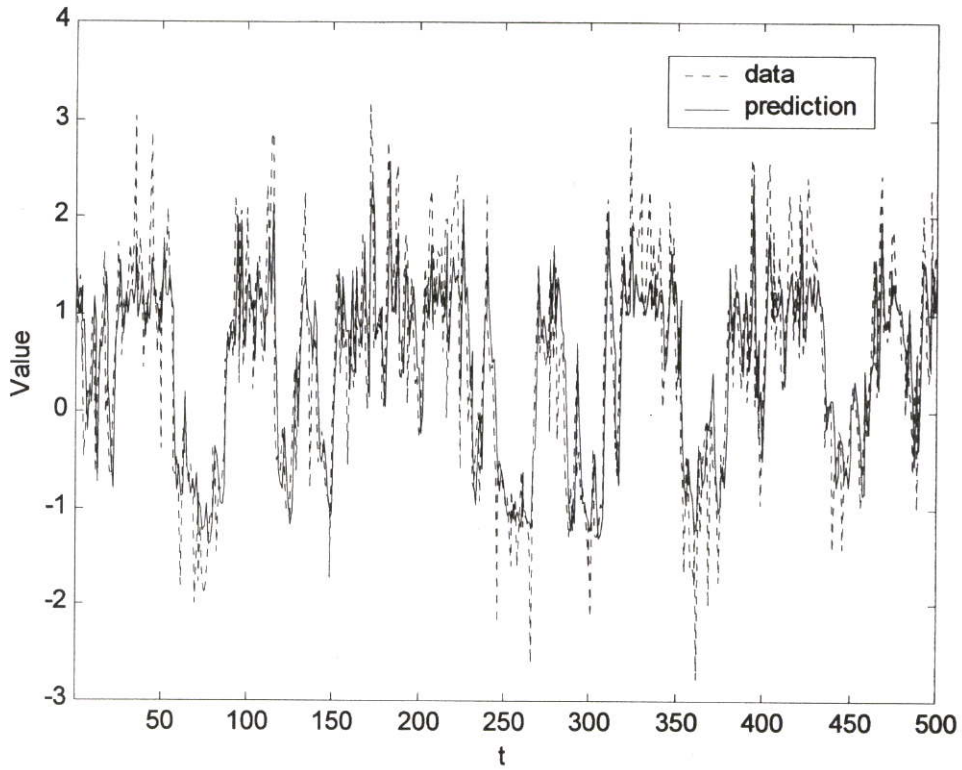
ค่าสถิติ ตัวแบบ	STD_E	
	TRAIN	TEST
SIMULATION	0.6672	0.6669
FUZZY NAR(1)	0.7186	0.7147
FUZZY NARMA(1,1)	0.6637	0.6726
RBF NAR(1)	0.6708	0.7649
RBF NARMA(1,1)	0.6710	0.6702



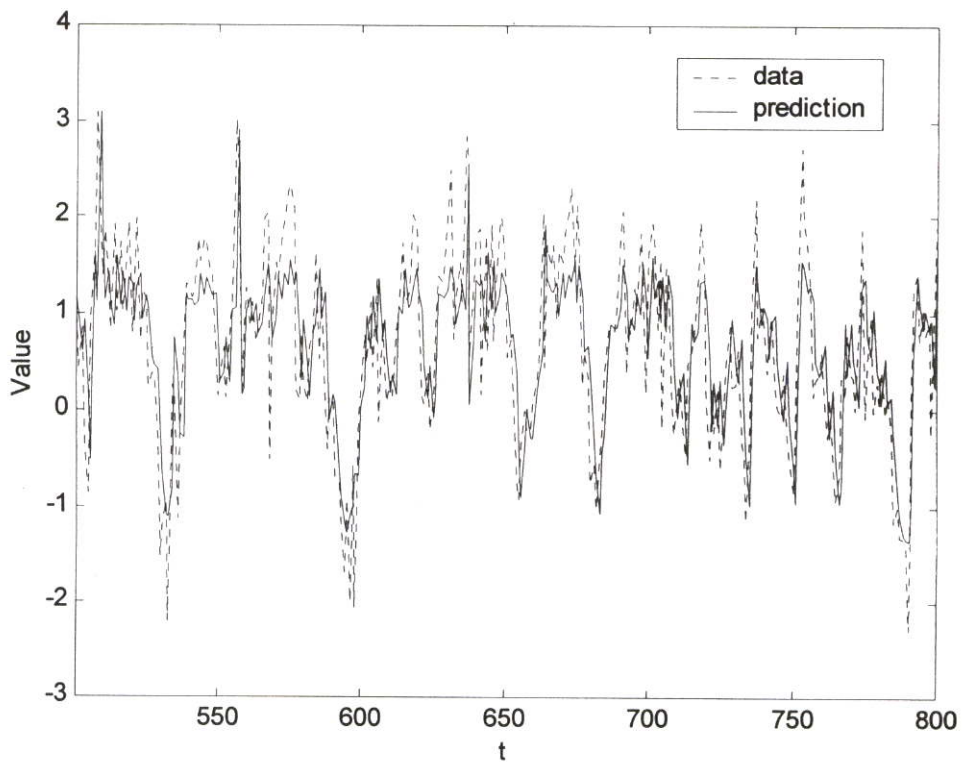
รูปที่ 4.11 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



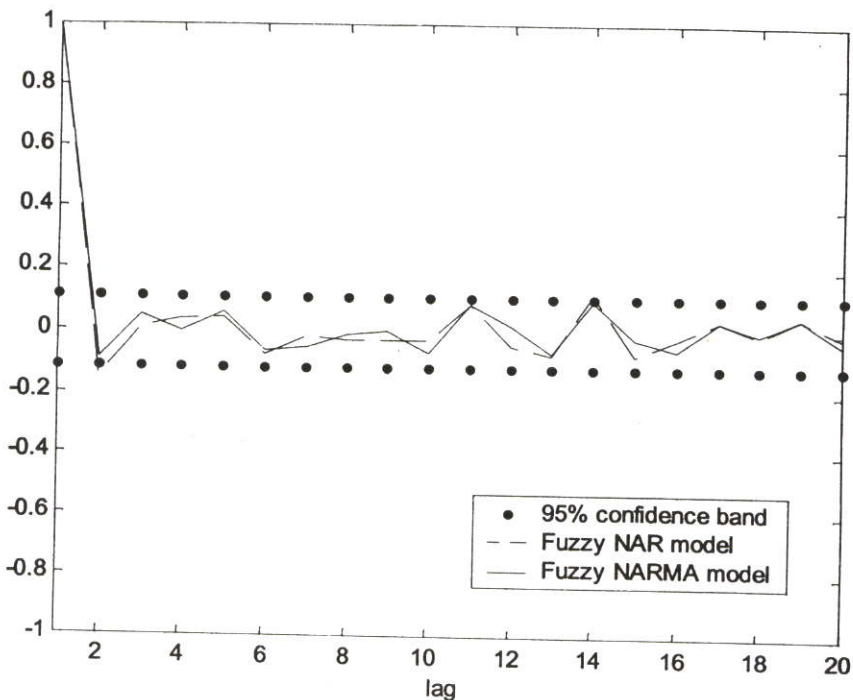
รูปที่ 4.12 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ



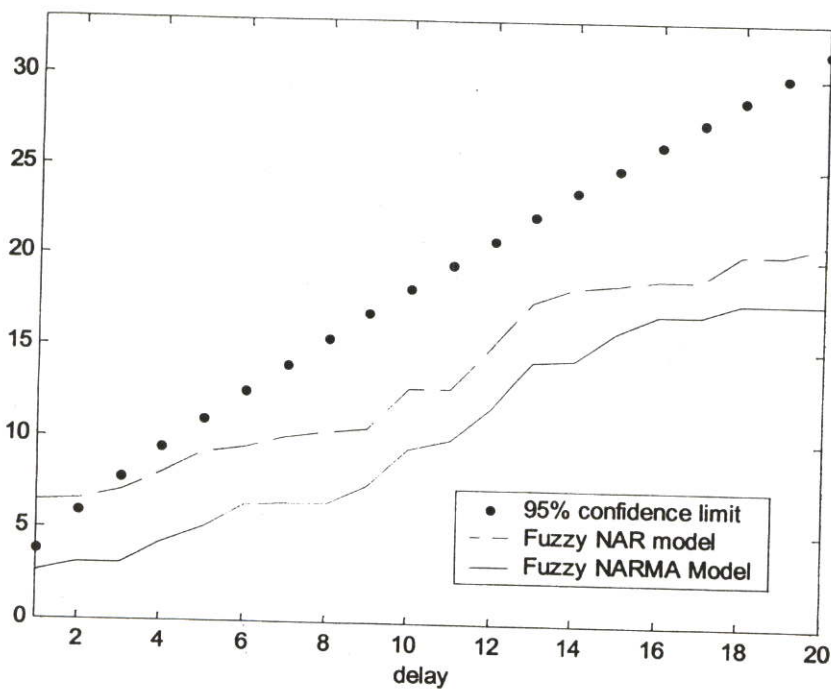
รูปที่ 4.13 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.14 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.15 ค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบฟัซซี่ NAR และค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบฟัซซี่ NARMA



รูปที่ 4.16 ค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบฟัซซี่ NAR และค่าทดสอบไค-สแควร์ของตัวแบบฟัซซี่ NARMA, $w(t) = e^2(t - 1)$

4.2.2 สรุปผลการทดลอง

จากตารางที่ 4.3 ตัวแบบพีชชี NARMA ให้ค่าสถิติ MSE และ RMSE ที่น้อยกว่าตัวแบบพีชชี NAR

จากตารางที่ 4.4 แสดงให้เห็นว่าตัวแบบพีชชี NARMA มีค่าส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของค่าคลาดเคลื่อนใกล้เคียงกับตัวแบบที่จำลองขึ้นมามากกว่าตัวแบบพีชชี NAR

จากรูปที่ 4.15 ค่าสหสัมพันธ์แบบออคของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NARMA อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95% แต่ค่าสหสัมพันธ์แบบออคของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NAR บางตัวอยู่นอกความเชื่อมั่น 95%

จากรูปที่ 4.16 ค่าไค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NARMA อยู่ภายใต้ขอบเขตความเชื่อมั่น 95% แต่ค่าสหสัมพันธ์แบบออคของค่าคลาดเคลื่อนของตัวแบบพีชชี NAR บางตัวอยู่นอกขอบเขตความเชื่อมั่น 95%

จากผลการทดลองดังกล่าว ทำให้สรุปได้ว่าสมการดังกล่าวจึงเหมาะที่จะนำตัวแบบพีชชี NARMA ไปใช้ในการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบพีชชี NAR

4.3 ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง : ข้อมูลอุณหภูมิ

4.3.1 ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงโดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิ

การพยากรณ์ข้อมูลอุณหภูมิเป็นปัจจัยที่สำคัญปัจจัยหนึ่งในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทย เนื่องจากอุณหภูมิมิผลต่อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของประชากร เช่น ในช่วงฤดูร้อนความต้องการไฟฟ้าจะเพิ่มสูงขึ้นมากกว่าปกติ การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) จะต้องเพิ่มปริมาณการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอ ซึ่งจากการศึกษาข้อมูลการใช้ไฟฟ้าโดยรวมของประเทศไทยของกฟผ. พบว่า ณ. ช่วงเวลา 15.00 น. ของทุกวันเป็นช่วงที่มีการใช้ไฟฟ้าสูงสุด (Peak) ดังนั้นความถูกต้องแม่นยำของการพยากรณ์อุณหภูมิจึงมีความสำคัญต่อแผนการผลิตไฟฟ้าในอนาคต

ข้อมูลอุณหภูมิที่ใช้ เป็นข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยาบางนา ในช่วงเวลาดังตั้งตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 จนถึงปี พ.ศ. 2539 โดยมีข้อมูล 2 ประเภท คือ อุณหภูมิที่วัดจากไฮโกรมิเตอร์กระเปาะแห้ง และไฮโกรมิเตอร์กระเปาะเปียก ลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายชั่วโมง หน่วยของอุณหภูมิคือ องศาเซลเซียส ($^{\circ}\text{C}$)

งานวิจัยนี้นำข้อมูลอุณหภูมิในอดีตมาใช้ในการพยากรณ์อุณหภูมิโดยใช้ตัวแบบพีชชี NAR และตัวแบบพีชชี NARMA เปรียบเทียบกับวิธีพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA ของนางสาวกาญจนา แก้วสกุลทอง [12] โดยวิธีพยากรณ์ดังกล่าวเปรียบเทียบการพยากรณ์อุณหภูมิด้วยรูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR และรูป

แบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA และงานวิจัยนี้ยังนำไปเปรียบเทียบกับวิทยานิพนธ์การประยุกต์ใช้นิวรอลเน็ตเวิร์กในการพยากรณ์อุณหภูมิของนางสาวจรรยารัตน์ พุฒยานันท์ [13] โดยวิทยานิพนธ์ดังกล่าวเปรียบเทียบการพยากรณ์อุณหภูมิด้วยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP (Multilayer Perceptron) โดยวิธีการหรือรูปแบบต่าง ๆ สามารถอธิบายได้ดังนี้

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

รูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NAR (RBF NAR) [12] : ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2537 ถึง พ.ศ. 2538 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ซึ่งเบสฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง คือ Thin Plate Spine Function และจำนวนข้อมูลอินพุทของโครงข่าย 1 นิวรอน (เป็นค่าข้อมูลในอดีต 1 ค่า) ข้อมูลเอาต์พุทของโครงข่าย 1 นิวรอน ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะได้รับการฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS

รูปแบบเรเดียลเบสฟังก์ชัน NARMA (RBF NARMA) [12] : ใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2537 ถึง พ.ศ. 2538 มาทำการฝึกหัดและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ซึ่งเบสฟังก์ชันที่ใช้ในการทดลอง คือ Thin Plate Spine Function และจำนวนข้อมูลอินพุทของโครงข่าย 2 นิวรอน (เป็นค่าข้อมูลในอดีต 1 ค่าและค่าความคลาดเคลื่อนในอดีต 1 ค่า) ข้อมูลเอาต์พุทของโครงข่าย 1 นิวรอน ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจะได้รับการฝึกหัดโครงข่ายด้วยอัลกอริทึม OLS

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (TS Analysis) [13] : ใช้วิธีหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และการคำนวณ ส่วนประกอบของอนุกรมเวลาต่าง ๆ การวิเคราะห์อนุกรมเวลาใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2534 ถึง ปี พ.ศ. 2538 มาทำการศึกษาและวิเคราะห์ เพื่อพยากรณ์อุณหภูมิในปี พ.ศ. 2539 และนำผลพยากรณ์ ที่ได้มาทำการเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP (Multilayer Perceptron) [13] : นิวรอลเน็ตเวิร์กที่นำมาใช้มีลักษณะโครงสร้างแบบมัลติเลเยอร์เพอร์เซพตรอน (Multilayer Perceptron) และใช้อัลกอริทึมการฝึกหัดแบบแบ็กพรอพาเกชัน (Backpropagation) นิวรอลเน็ตเวิร์กใช้ข้อมูลอุณหภูมิในปี พ.ศ. 2534 ถึงปี พ.ศ. 2538 มาทำการปรับสอนและใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2539 มาทำการทดสอบระบบ และนำผลที่ได้จากการทดสอบมาเปรียบเทียบกับอุณหภูมิจริง ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะ แห่ง นิวรอลเน็ตเวิร์ก ใช้อินพุทเลเยอร์ 31 นิวรอล, ฮิดเดนเลเยอร์ 186 นิวรอล และ เอาท์พุทเลเยอร์ 1 นิวรอล และในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปือก นิวรอลเน็ตเวิร์ก ใช้อินพุทเลเยอร์ 31 นิวรอล, ฮิดเดนเลเยอร์ 93 นิวรอล และ เอาท์พุทเลเยอร์ 1 นิวรอล

การพยากรณ์อุณหภูมิ ใช้ค่าที่วัดจากกระเปาะเปือก และกระเปาะแห้ง เป็นรายวัน โดยสนใจช่วงเวลาที่มีความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด และเวลาที่ใกล้เคียง นั่นคือ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ของทุกวัน ตามลำดับ

ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. แสดงได้ดังตารางที่ 4.5-4.9 ตามลำดับ

ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปือก ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. แสดงได้ดังตารางที่ 4.10-4.14 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง : ส่วนฝึกหัด ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR แสดงได้ดังรูปที่ 4.17, 4.21, 4.25, 4.29 และ 4.33 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง : ส่วนทดสอบ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR แสดงได้ดังรูปที่ 4.18, 4.22, 4.26, 4.30 และ 4.34 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง : ส่วนฝึกหัด ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA แสดงได้ดังรูปที่ 4.19, 4.23, 4.27, 4.31 และ 4.35 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง : ส่วนทดสอบ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA แสดงได้ดังรูปที่ 4.20, 4.24, 4.28, 4.32 และ 4.36 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปือก : ส่วนฝึกหัด ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR แสดงได้ดังรูปที่ 4.37, 4.41, 4.45, 4.49 และ 4.53 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก : ส่วนทดสอบ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NAR แสดงได้ดังรูปที่ 4.38, 4.42, 4.46, 4.50 และ 4.54 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก : ส่วนฝึกหัด ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA แสดงได้ดังรูปที่ 4.39, 4.43, 4.47, 4.51 และ 4.55 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก : ส่วนทดสอบ ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA แสดงได้ดังรูปที่ 4.40, 4.44, 4.48, 4.52 และ 4.56 ตามลำดับ

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP แสดงได้ดังภาคผนวก ก.

ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ด้วยการวิเคราะห์หอนุกรมเวลาและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP แสดงได้ดังภาคผนวก ข.

4.3.2 สรุปผลการทดลอง

จากผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งและกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13:00, 14:00, 15:00, 16:00 และ 17:00 น. ในตารางที่ 4.5-4.14 ค่าสถิติ MSE, RMSE และ MAPE ของตัวแบบพีชชี NARMA ให้ค่าสถิติที่น้อยกว่าตัวแบบพีชชี NAR, การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP และมีค่าสถิติใกล้เคียงกับรูปแบบเรเคิลเบชีสฟังก์ชัน NARMA

นอกจากนั้นตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) ใช้ข้อมูลและค่าคลาดเคลื่อนในอดีตเพียง 1 วัน ก็สามารถพยากรณ์อุณหภูมิในวันถัดไป แต่การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาและวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP [13] ต้องใช้ข้อมูลในอดีตถึง 31 วันในการพยากรณ์อุณหภูมิในวันถัดไป

จากผลทดลองดังกล่าวสรุปได้ว่า ตัวแบบพีชชี NARMA เหมาะที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งและกระเปาะเปียกมากกว่าตัวแบบพีชชี NAR, การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP [13]

ตารางที่ 4.5 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	2.7045	2.9032	2.5487	2.7916	2.5514	2.8237	2.4355	2.7622
RMSE	-	2.668	-	2.91	1.6445	1.7039	1.5965	1.6708	1.5973	1.6804	1.5606	1.6620
MAPE	-	6.500	-	7.473	3.8598	4.0738	3.7192	3.9967	3.7574	4.0230	3.6225	3.9745

ตารางที่ 4.6 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 14:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	2.8295	3.6017	2.5989	3.5614	2.4264	3.9335	2.4377	3.5224
RMSE	-	2.775	-	2.566	1.6821	1.8978	1.6121	1.8872	1.5577	1.9833	1.5613	1.8768
MAPE	-	6.751	-	6.528	3.9196	4.4518	3.7267	4.3820	3.6158	4.6371	3.5927	4.4138

ตารางที่ 4.7 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 15:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	2.9072	3.6672	2.7683	3.5861	2.6005	3.7881	2.5132	3.6707
RMSE	-	2.775	-	2.545	1.7050	1.9150	1.6638	1.8937	1.6126	1.9463	1.5853	1.9159
MAPE	-	6.695	-	6.530	4.0067	4.5378	3.9134	4.5027	3.7757	4.6233	3.7425	4.4439

ตารางที่ 4.8 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 16:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	3.1017	3.9645	3.0143	3.9259	2.7526	4.2144	2.7996	3.9828
RMSE	-	2.782	-	2.543	1.7612	1.9911	1.7362	1.9814	1.6591	2.0529	1.6732	1.9957
MAPE	-	6.888	-	6.506	4.1681	4.7339	4.0989	4.7069	3.9651	4.8920	3.9733	4.7135

ตารางที่ 4.9 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	2.9455	3.0048	2.8814	2.9784	2.5799	3.0279	2.6127	2.9532
RMSE	-	2.495	-	2.517	1.7162	1.7334	1.6975	1.7258	1.6062	1.7401	1.6164	1.7185
MAPE	-	6.349	-	6.737	4.2128	4.3010	4.1529	4.2689	3.8824	4.3103	3.9263	4.2597

ตารางที่ 4.10 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	1.1110	0.8156	1.0414	0.7796	0.9054	0.9176	0.9367	0.7885
RMSE	-	1.791	-	1.202	1.0540	0.9031	1.0205	0.8830	0.9516	0.9579	0.9678	0.8880
MAPE	-	5.319	-	3.585	3.1820	2.7540	3.0454	2.6612	2.7511	2.9069	2.8247	2.6818

ตารางที่ 4.11 ค่าสถิติของตัวแบบต่างๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14:00 น.

ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	1.0646	0.8448	0.9875	0.7978	0.8334	0.9813	0.8235	0.7910
RMSE	-	1.727	-	1.091	1.0318	0.9191	0.9937	0.8932	0.9129	0.9906	0.9075	0.8894
MAPE	-	5.197	-	3.187	3.1431	2.7367	2.9981	2.6176	2.7680	2.9645	2.7695	2.6082

ตารางที่ 4.12 ค่าสถิติของตัวแบบต่างๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15:00 น.

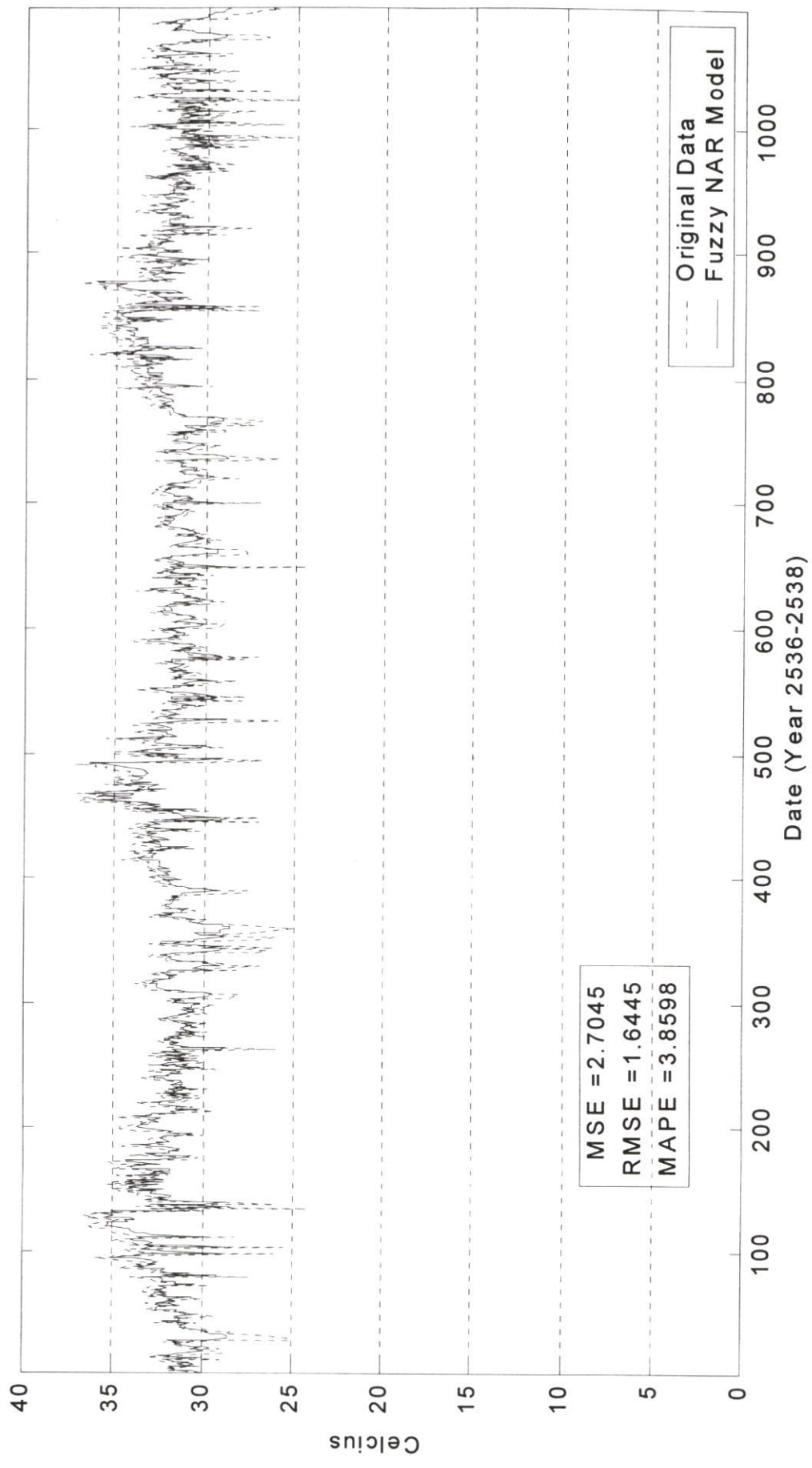
ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	1.1270	0.7944	1.0465	0.7313	0.9580	0.8207	0.9284	0.7344
RMSE	-	1.67	-	1.047	1.0616	0.8913	1.0230	0.8551	0.9788	0.9059	0.9635	0.8570
MAPE	-	5.074	-	3.077	3.2515	2.7129	3.1303	2.5922	2.9429	2.7377	2.9190	2.6050

ตารางที่ 4.13 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16:00 น.

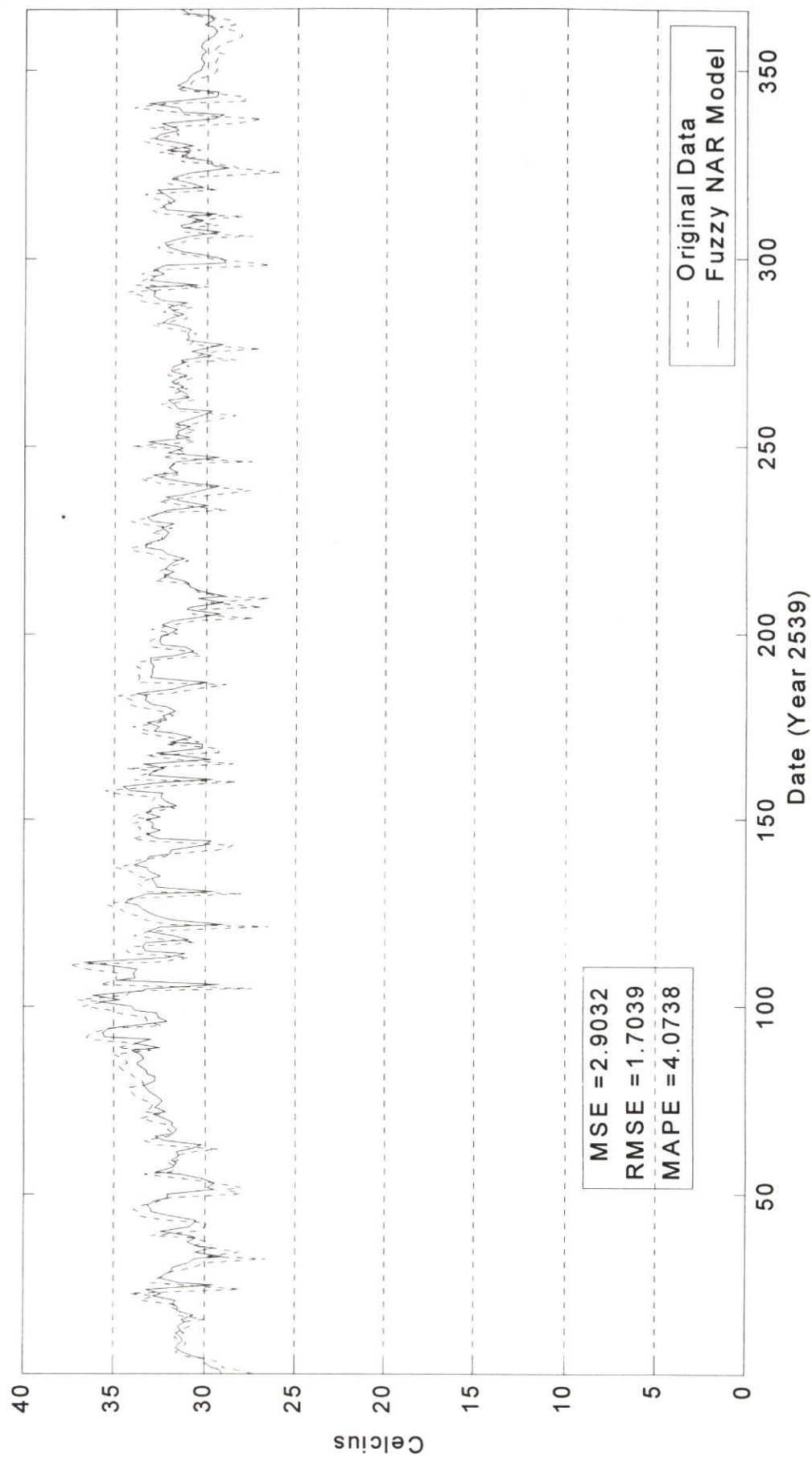
ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	1.104	0.9766	1.0169	0.8728	0.9531	0.9736	0.9076	0.8744
RMSE	-	1.664	-	1.12	1.0507	0.9882	1.0084	0.9343	0.9763	0.9867	0.9527	0.9351
MAPE	-	5.079	-	3.412	3.2693	2.9563	3.1302	2.8399	2.9740	2.9547	2.9419	2.7885

ตารางที่ 4.14 ค่าสถิติของตัวแบบต่าง ๆ ในการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17:00 น.

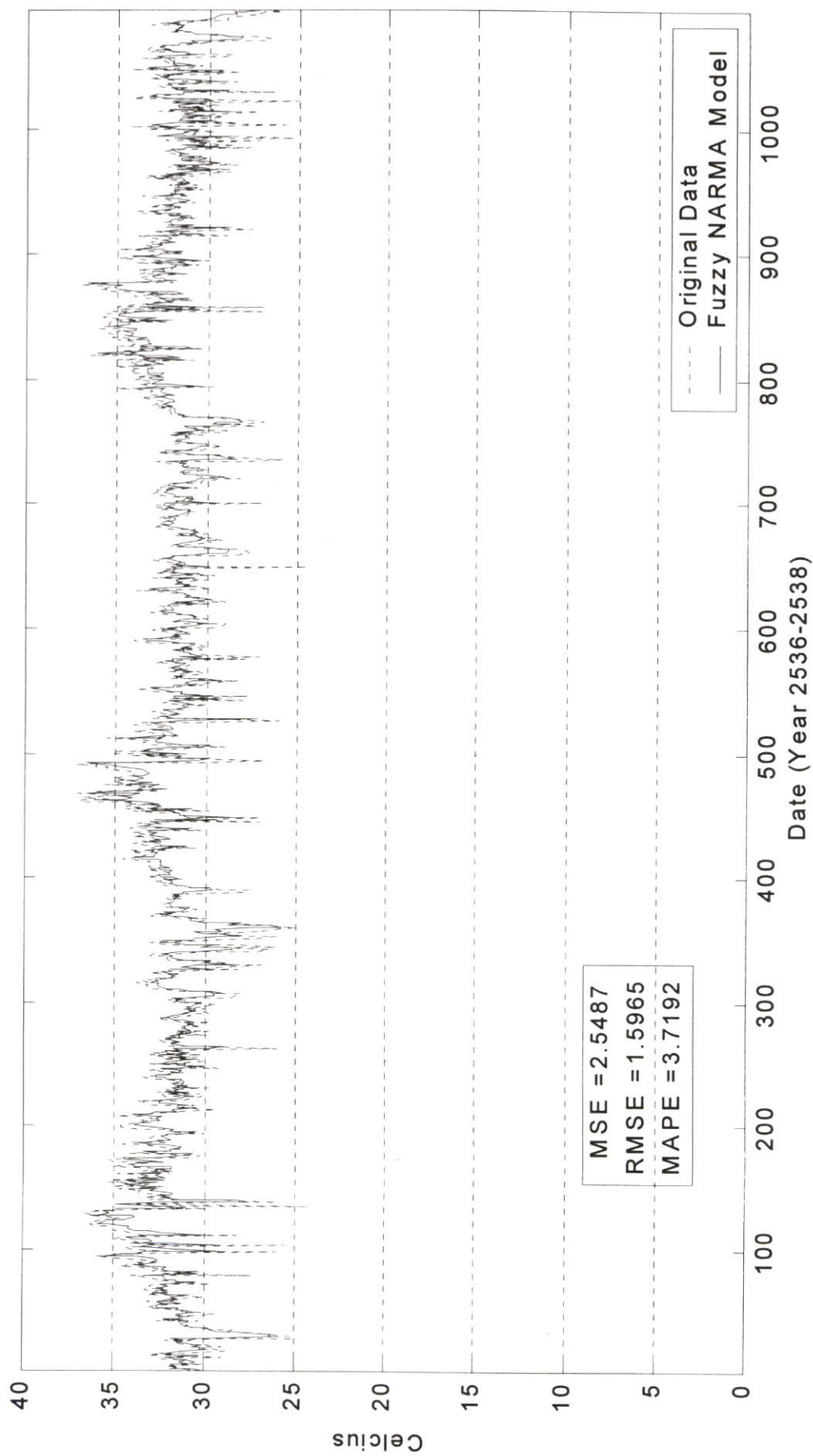
ตัวแบบ ค่าสถิติ	TS Analysis		MLP(31)		FUZZY NAR(1)		FUZZY NARMA(1,1)		RBF NAR(1)		RBF NARMA(1,1)	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
MSE	-	-	-	-	1.0763	0.9271	1.0028	0.8140	0.9460	0.9153	0.9453	0.8084
RMSE	-	1.662	-	1.085	1.0374	0.9628	1.0014	0.9022	0.9726	0.9567	0.9723	0.8991
MAPE	-	5.112	-	3.425	3.2711	3.0122	3.1286	2.8346	2.9805	3.0141	2.9829	2.8542



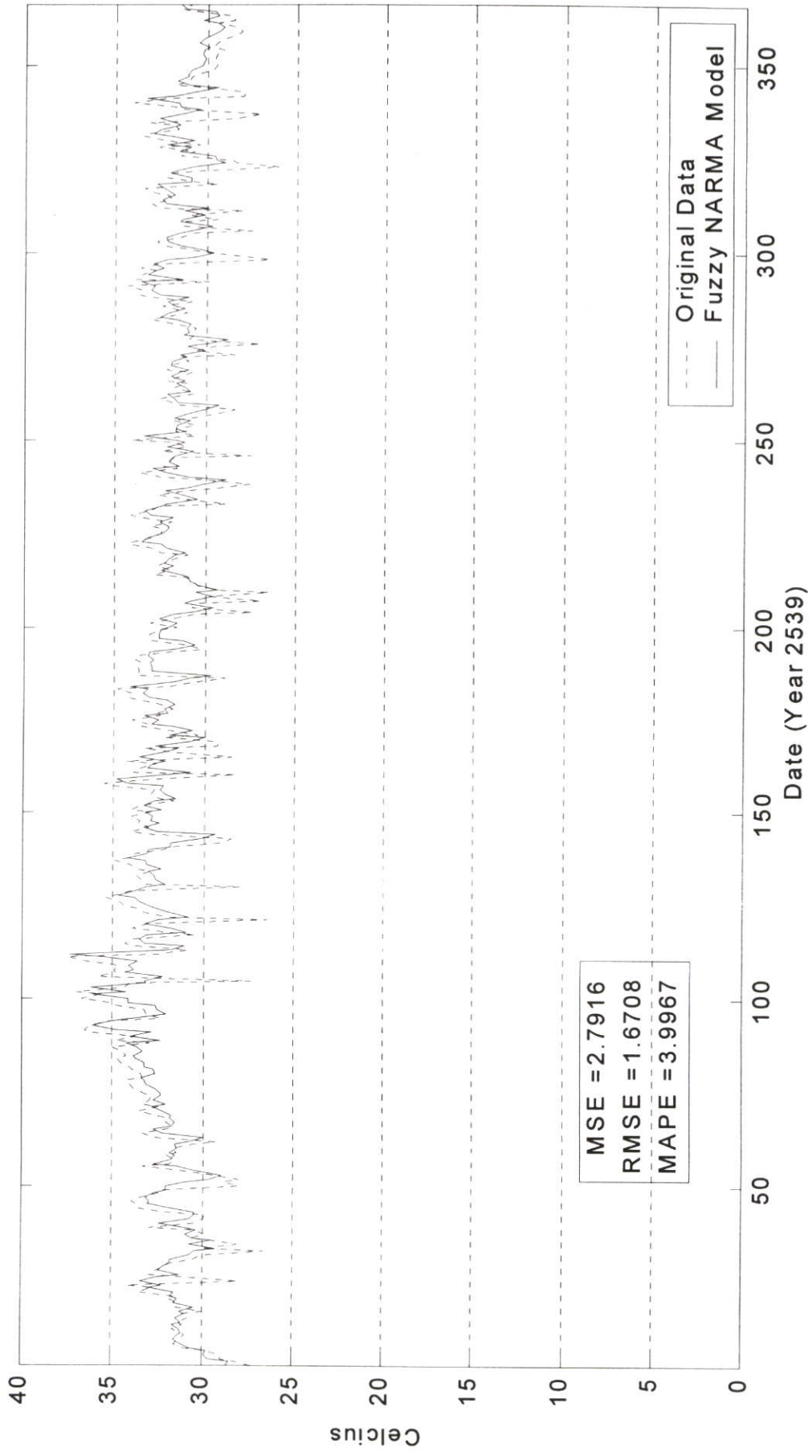
รูปที่ 4.17 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสแห่ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



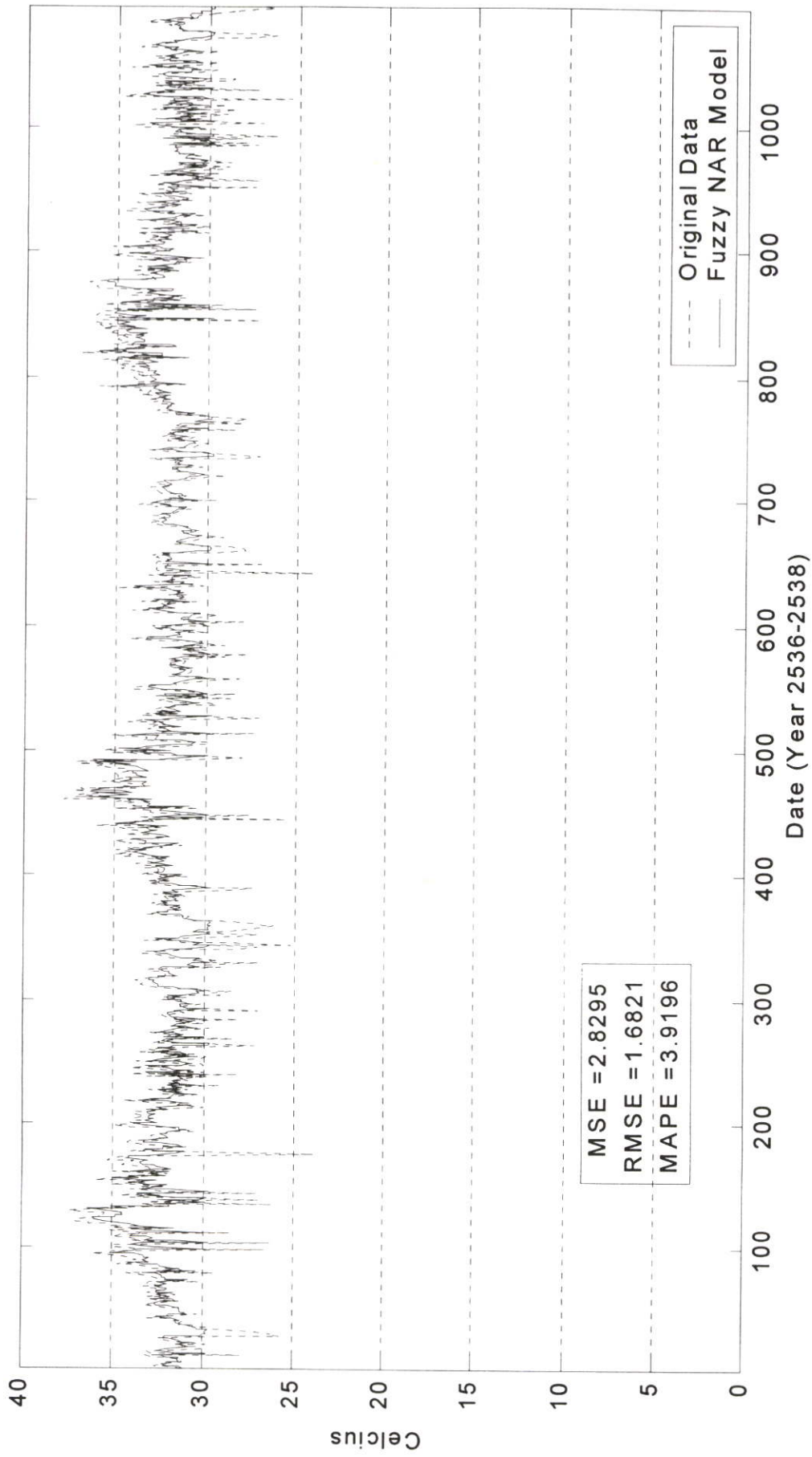
รูปที่ 4.18 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



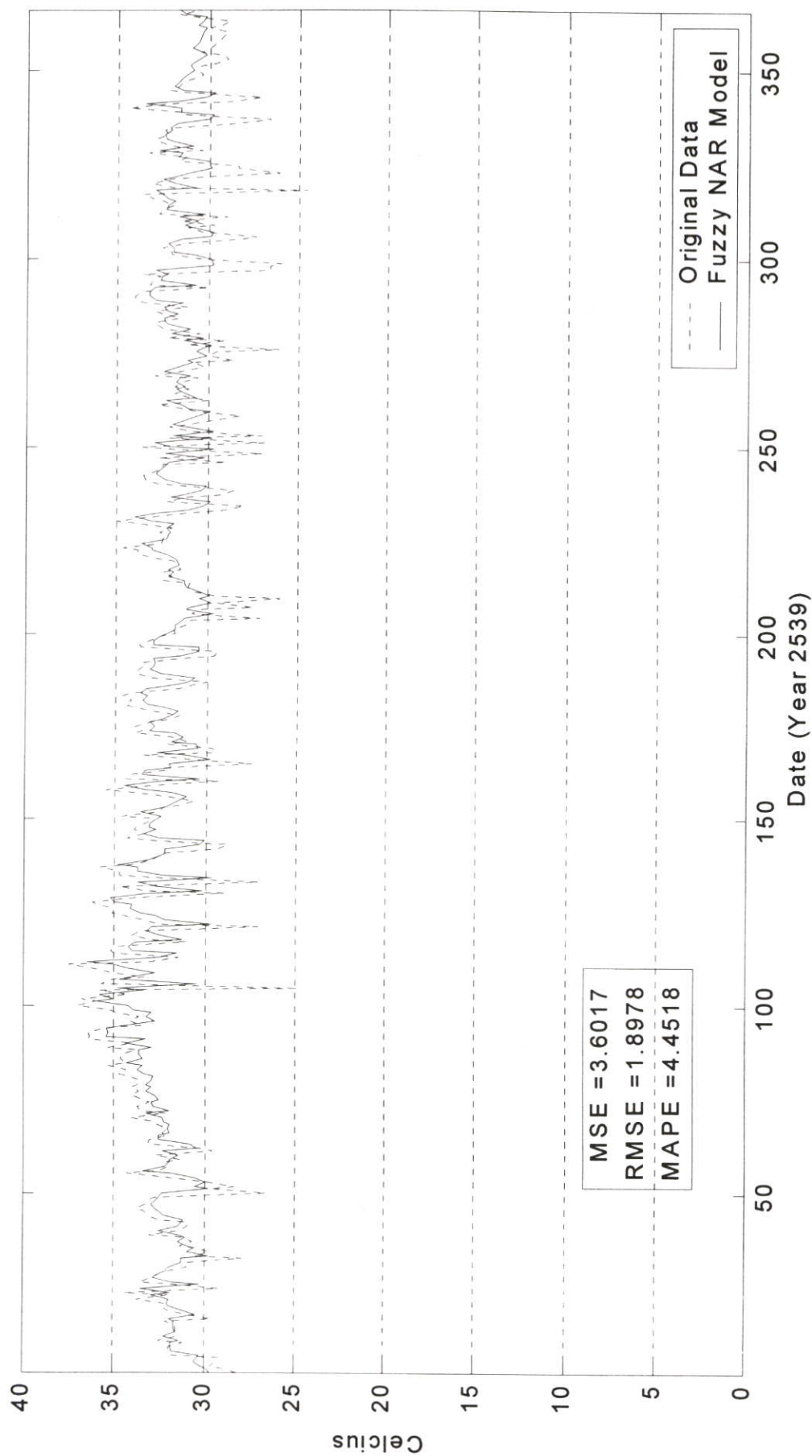
รูปที่ 4.19 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



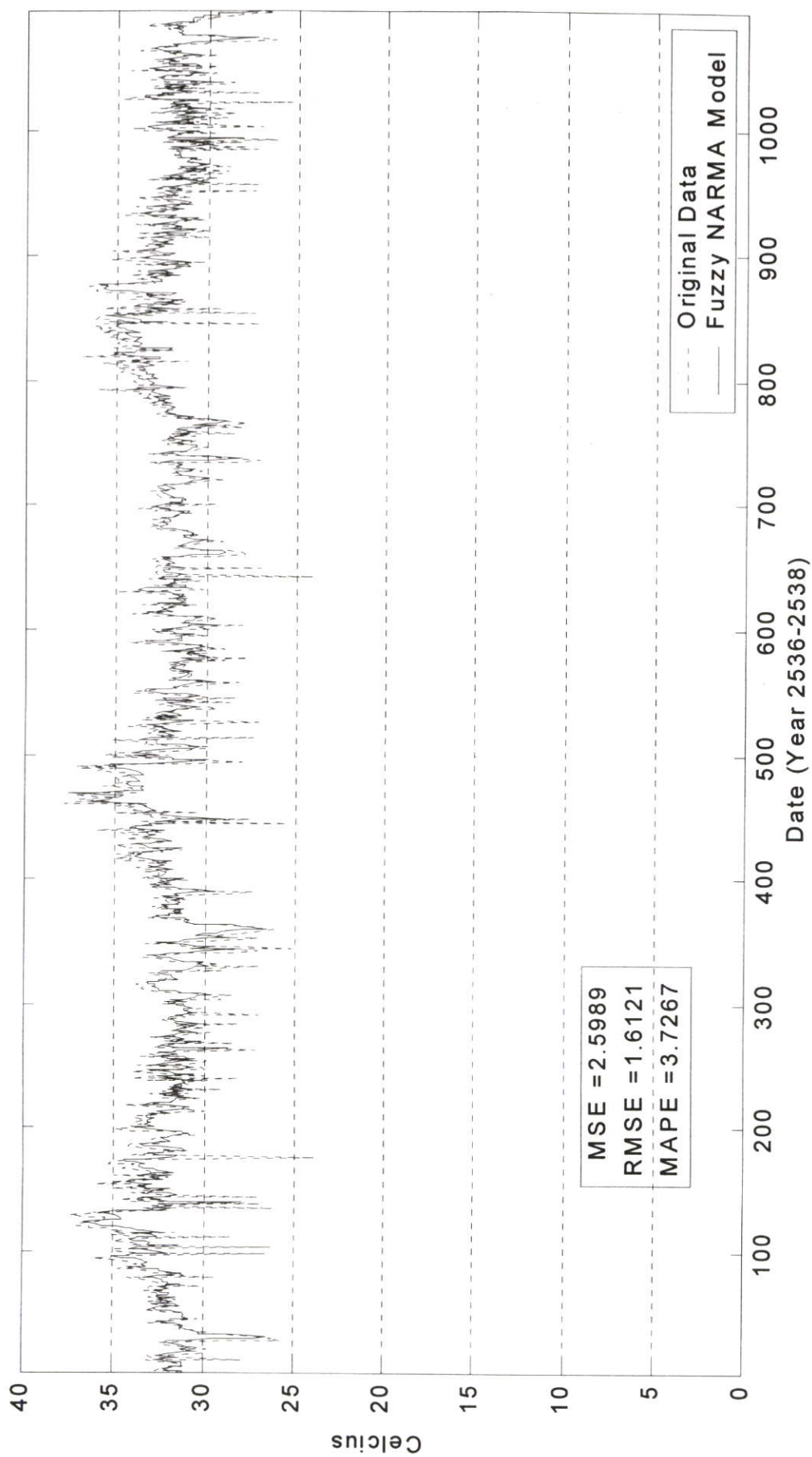
รูปที่ 4.20 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟuzzy NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



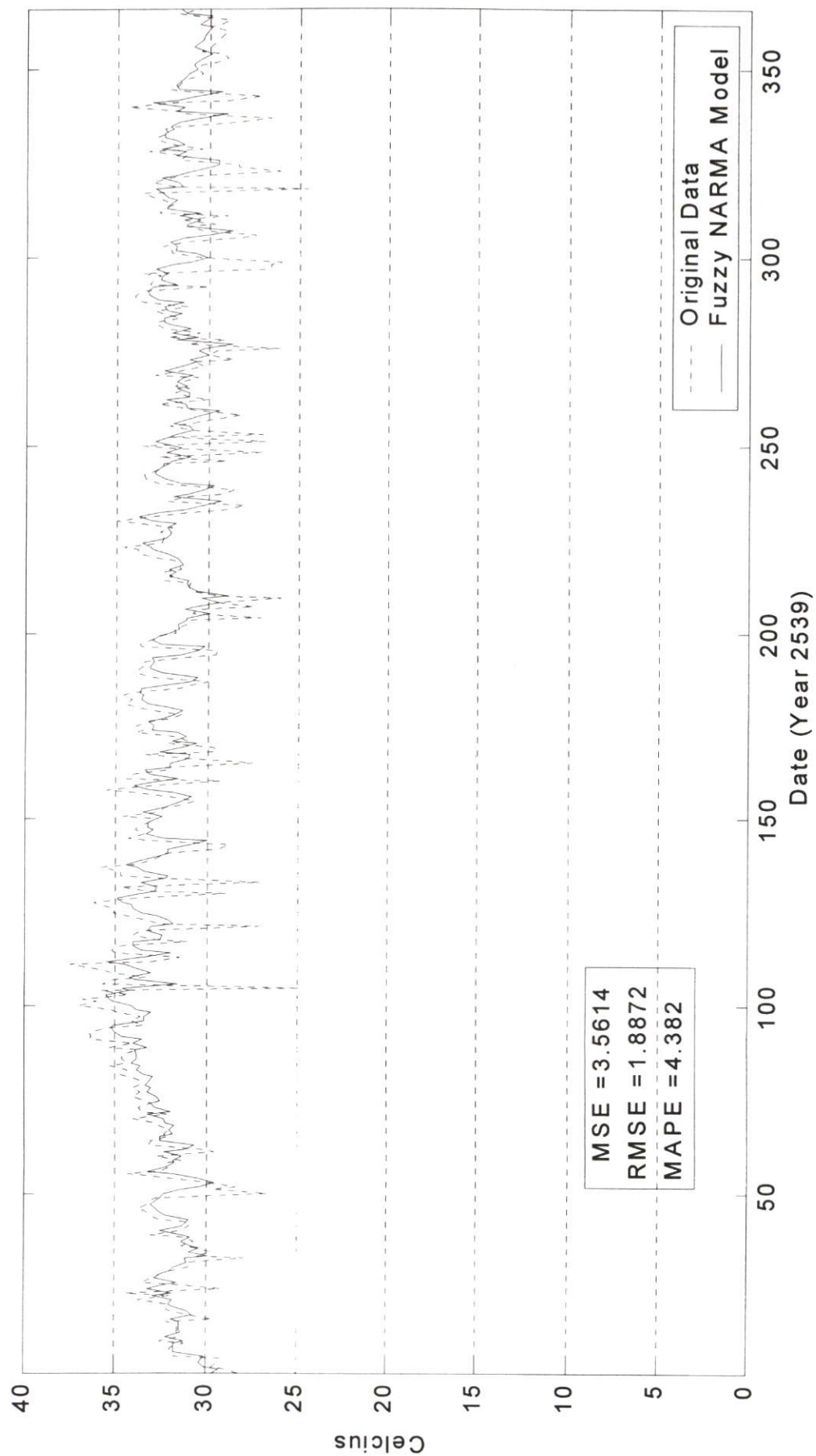
รูปที่ 4.21 ผลพบการถ่วงน้ำหนักประเปาะแห้ง ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟuzzy NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



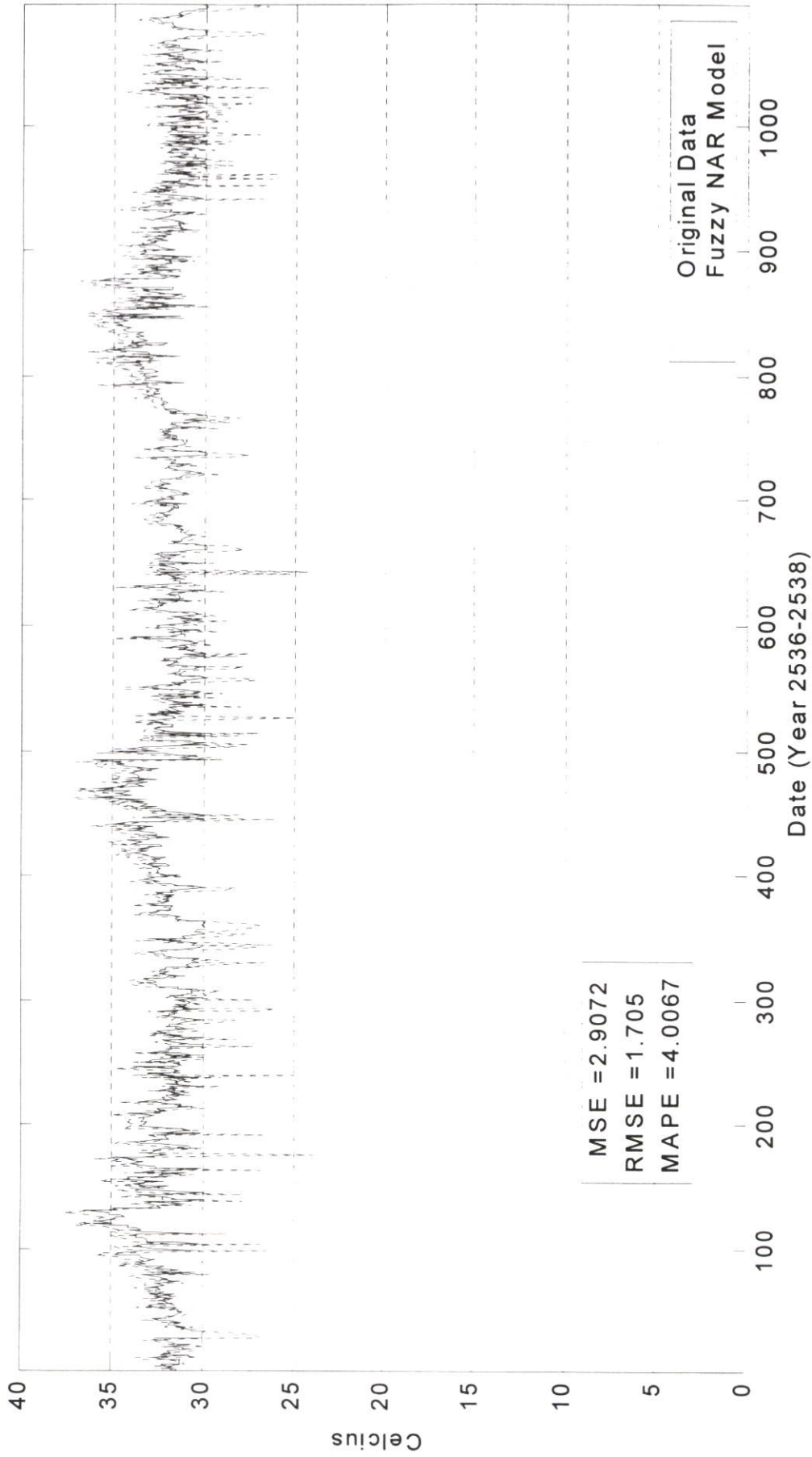
รูปที่ 4.22 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.23 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟuzzy NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



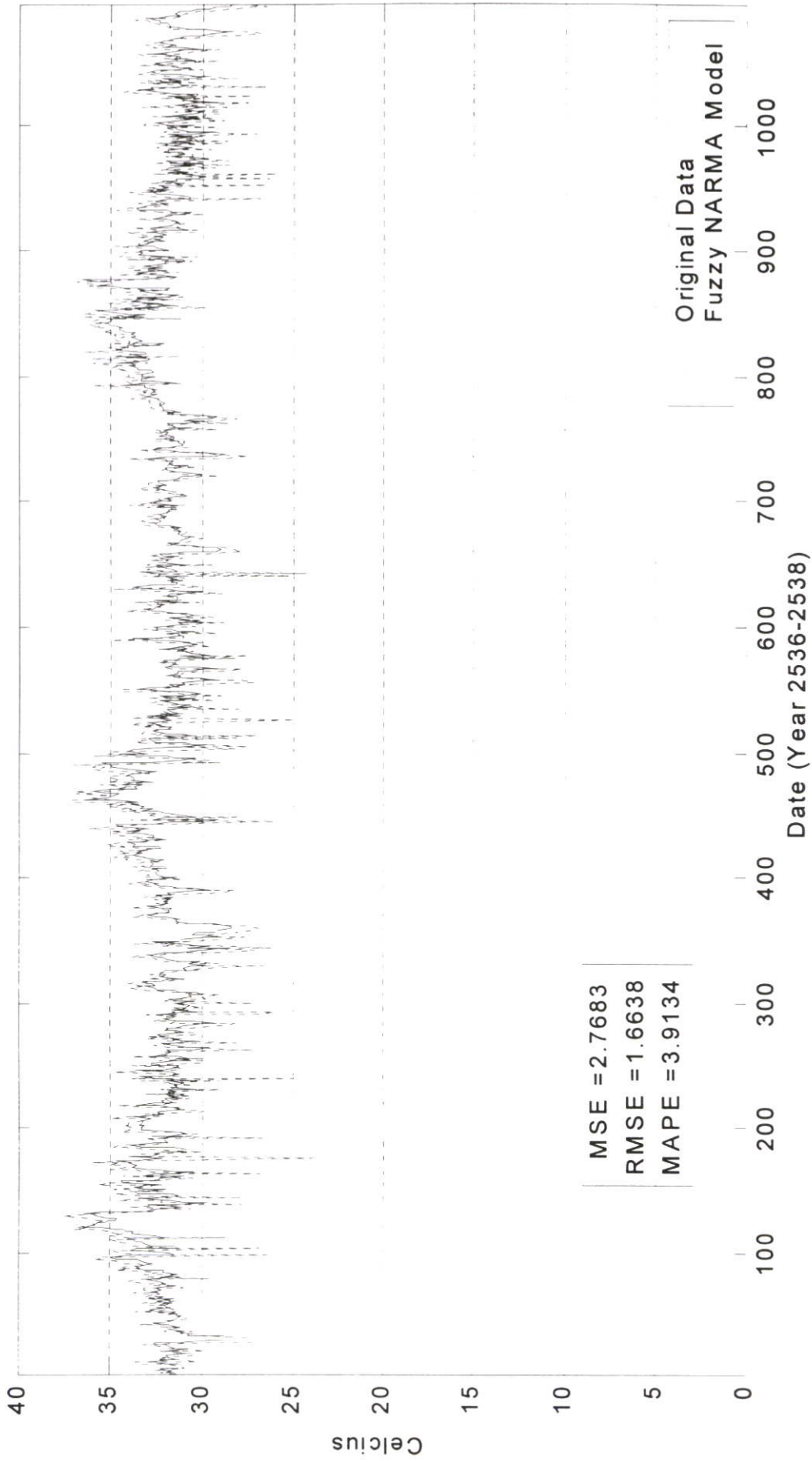
รูปที่ 4.24 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



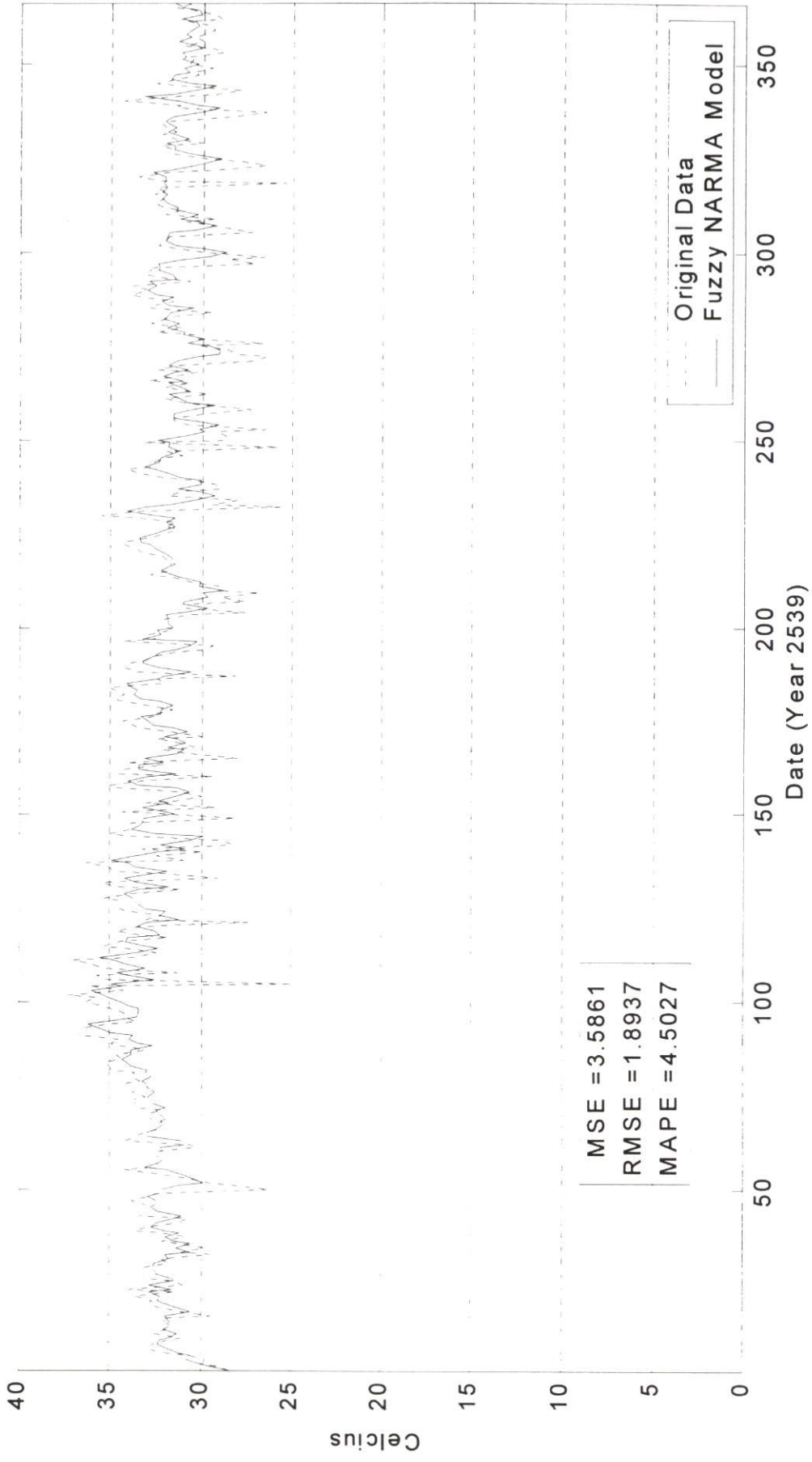
รูปที่ 4.25 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



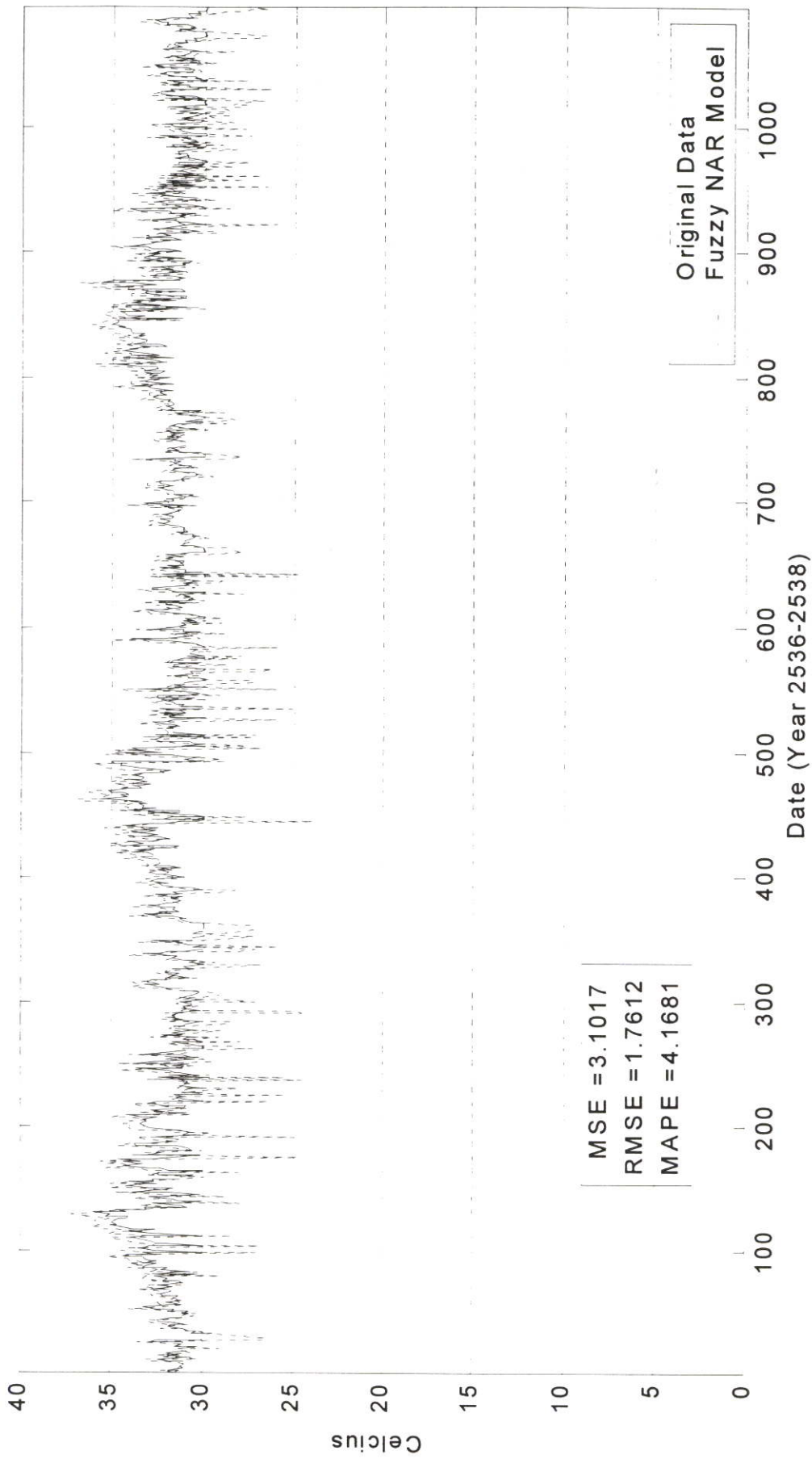
รูปที่ 4.26 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



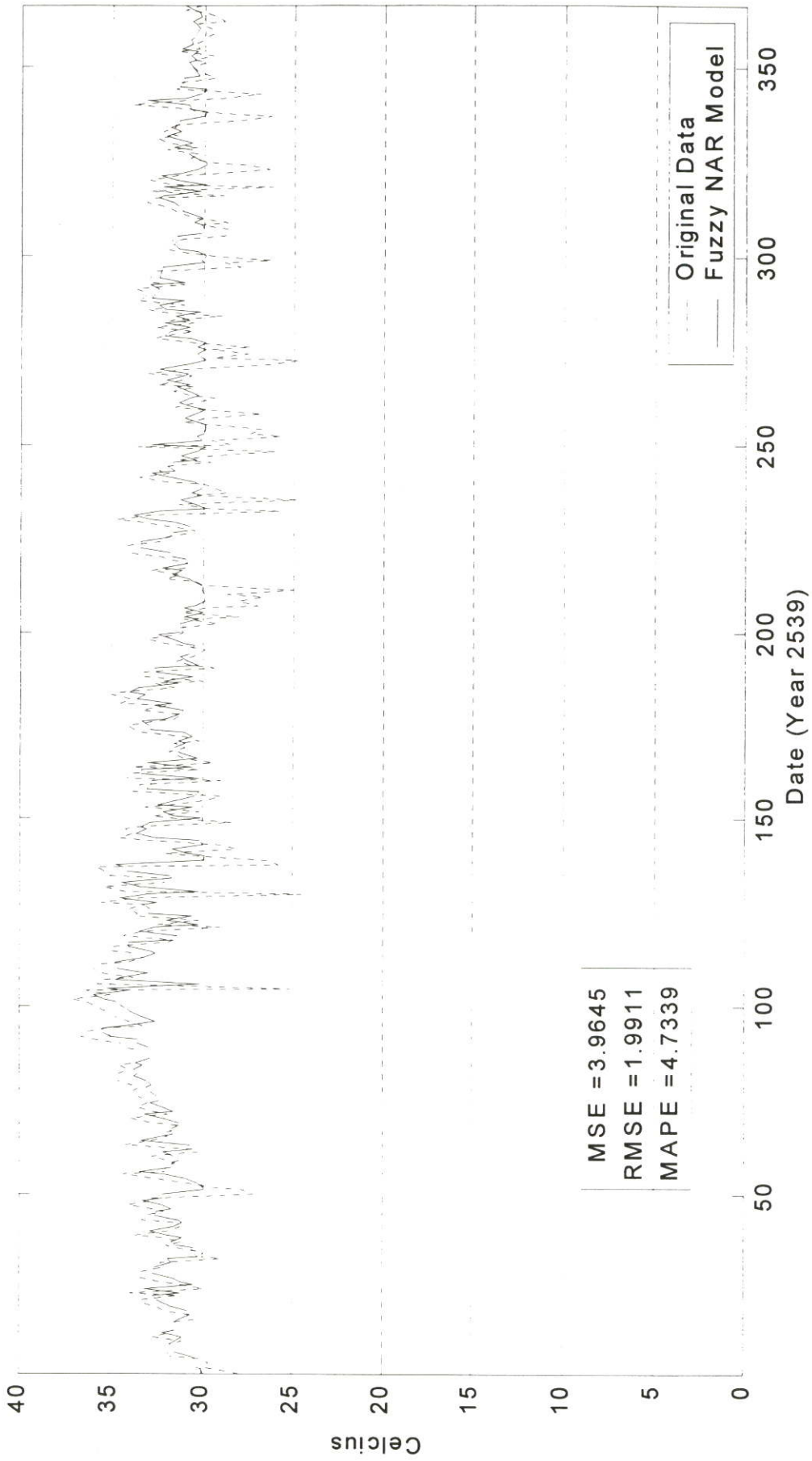
รูปที่ 4.27 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบพีชคณิต NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



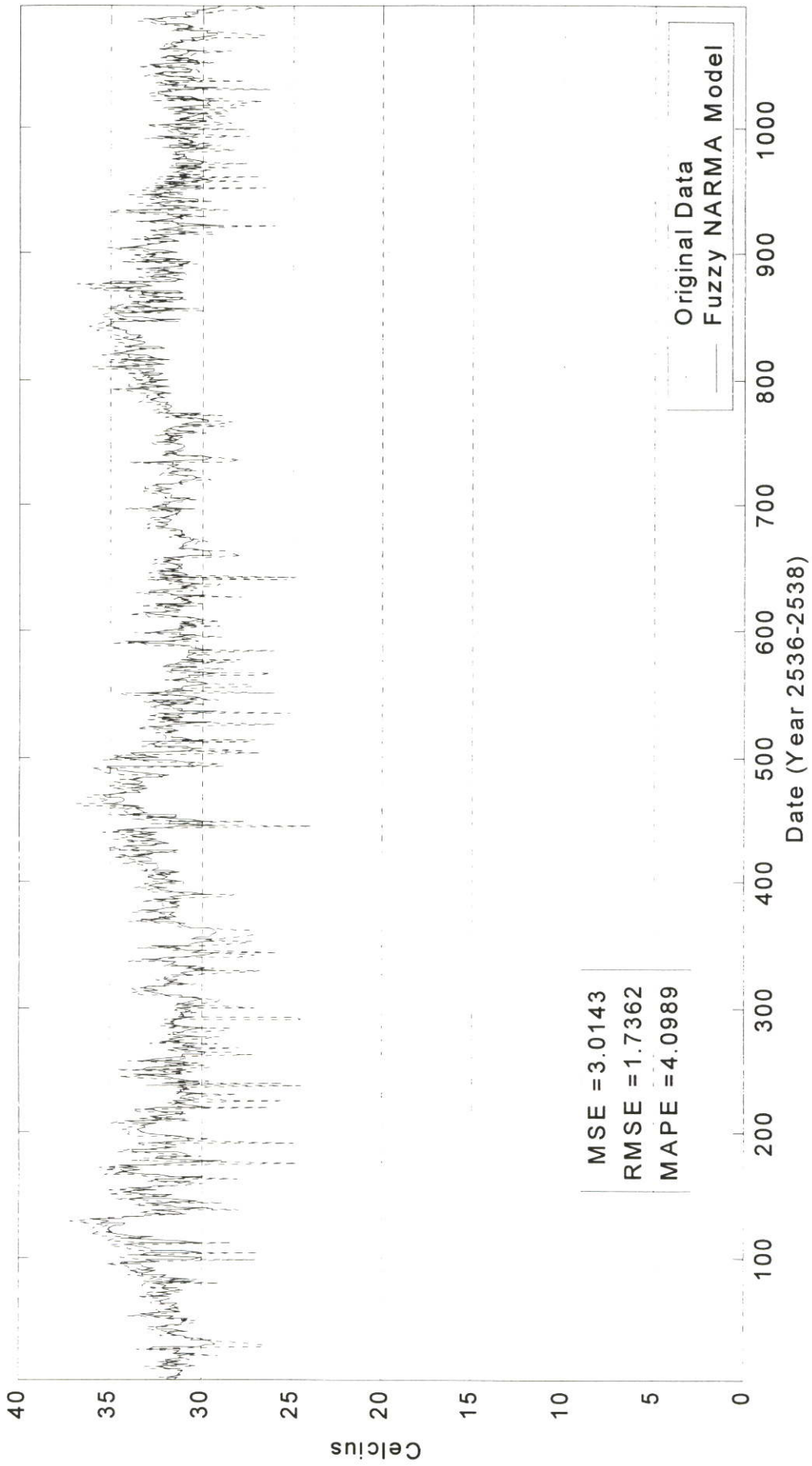
รูปที่ 4.28 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



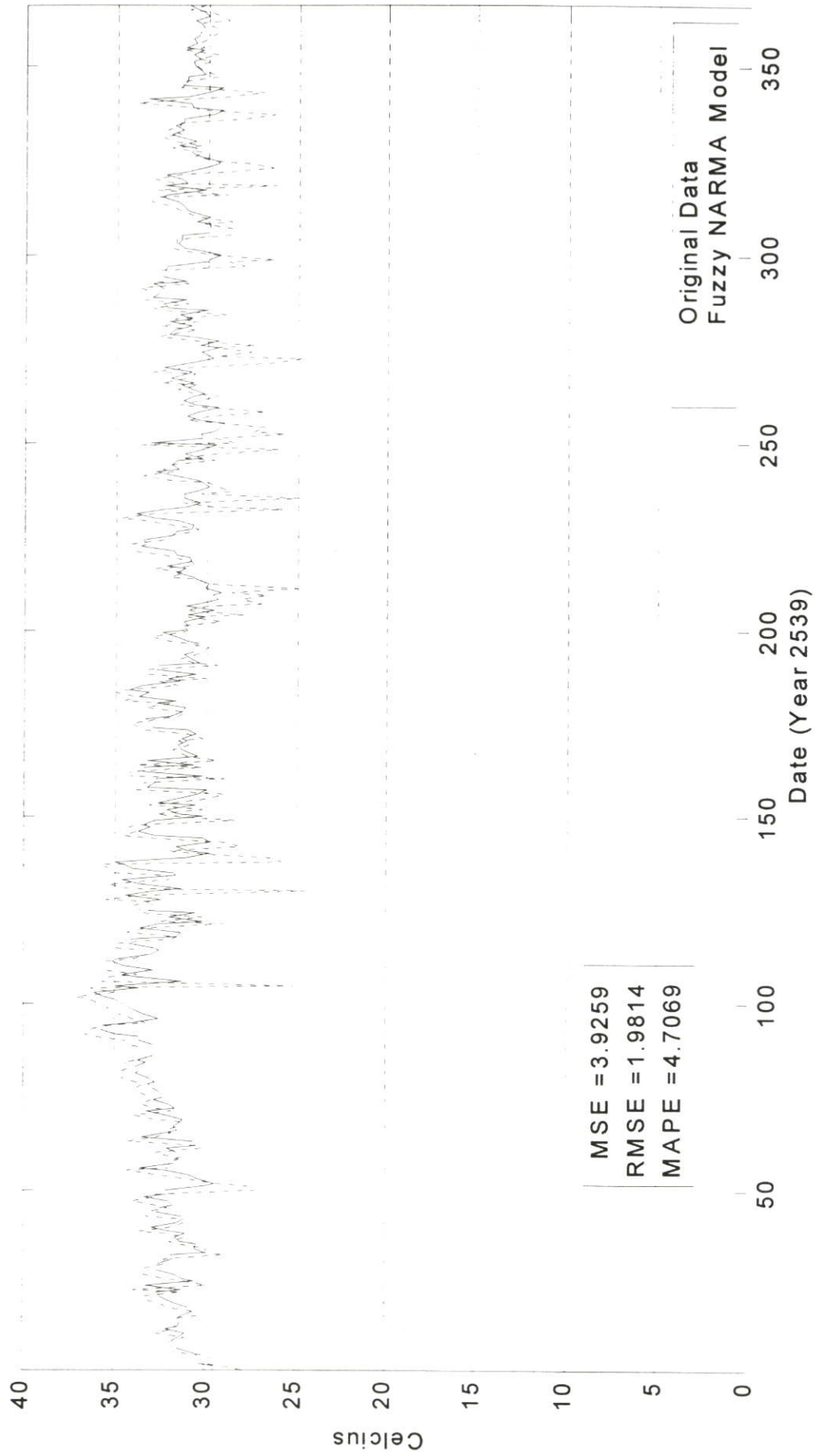
รูปที่ 4.29 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



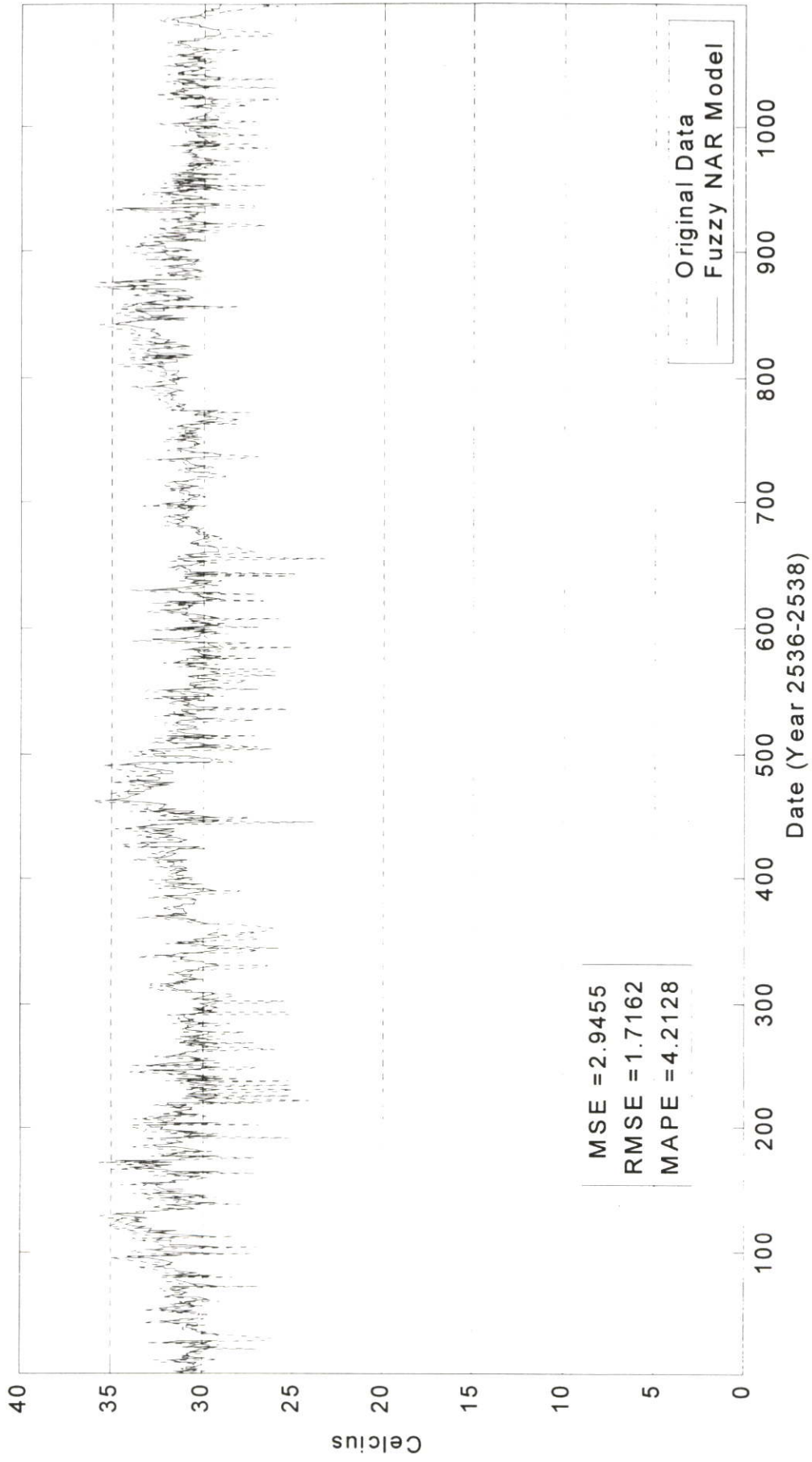
รูปที่ 4.30 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสเป่าแห้ง ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



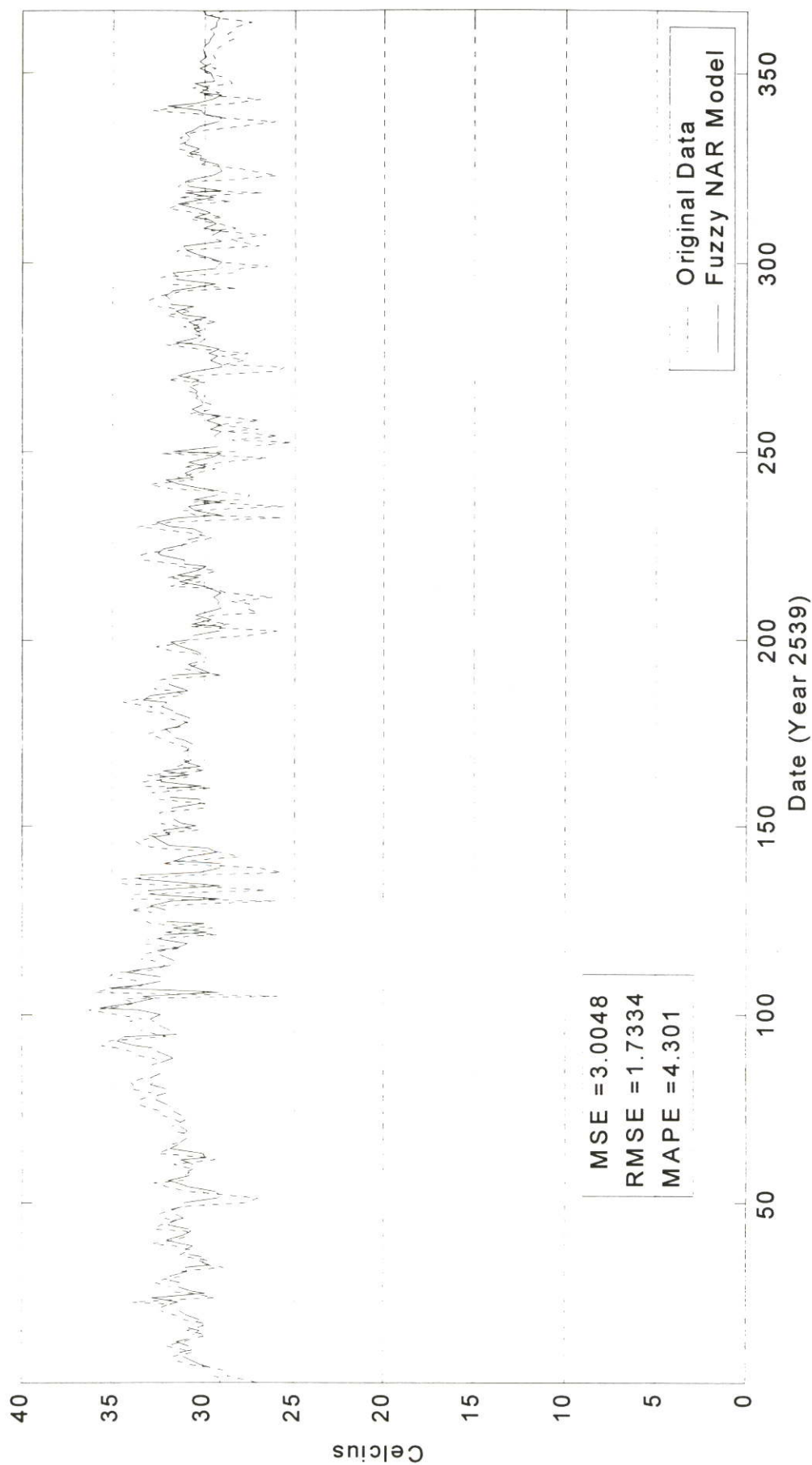
รูปที่ 4.31 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบพีชคณิต NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



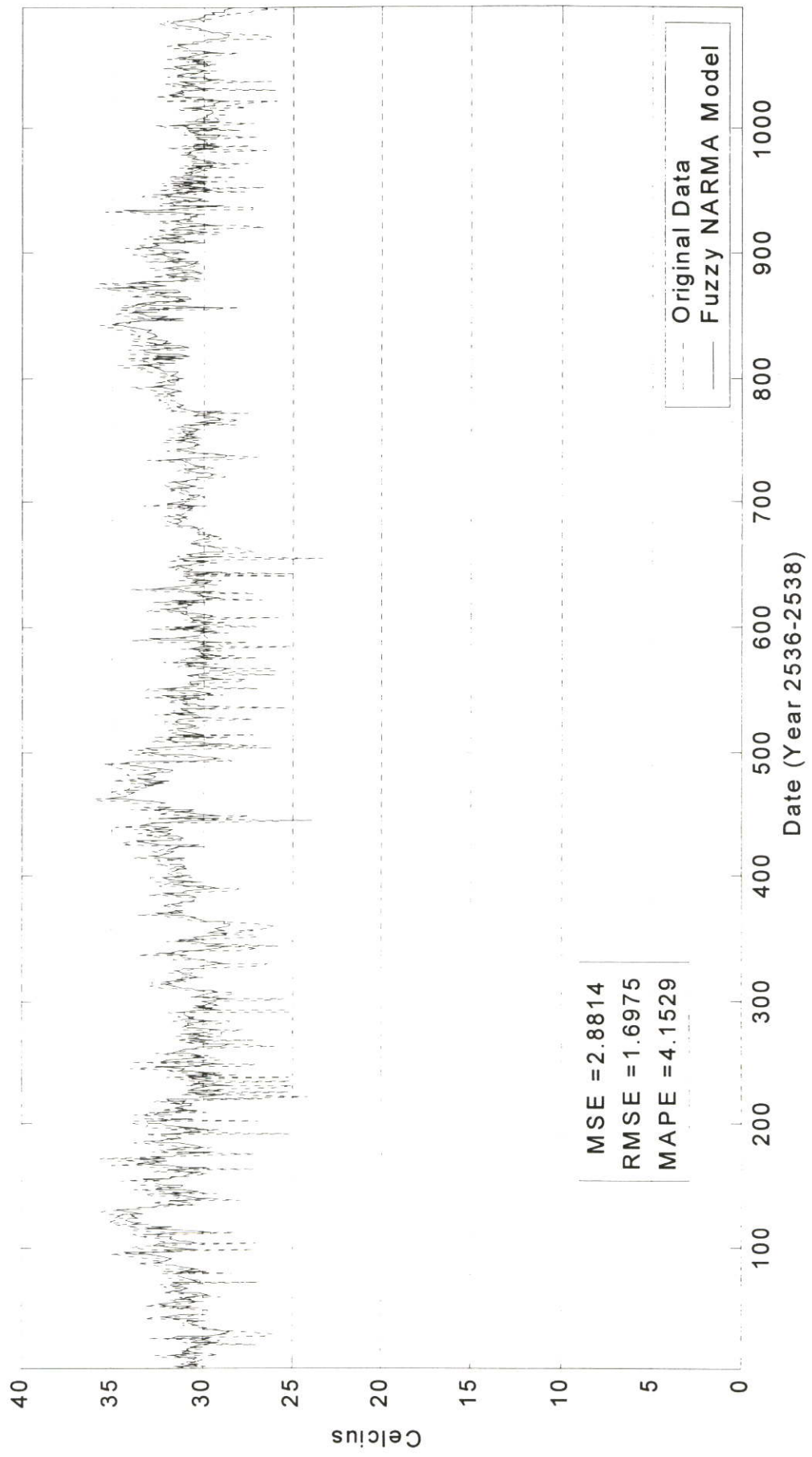
รูปที่ 4.32 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



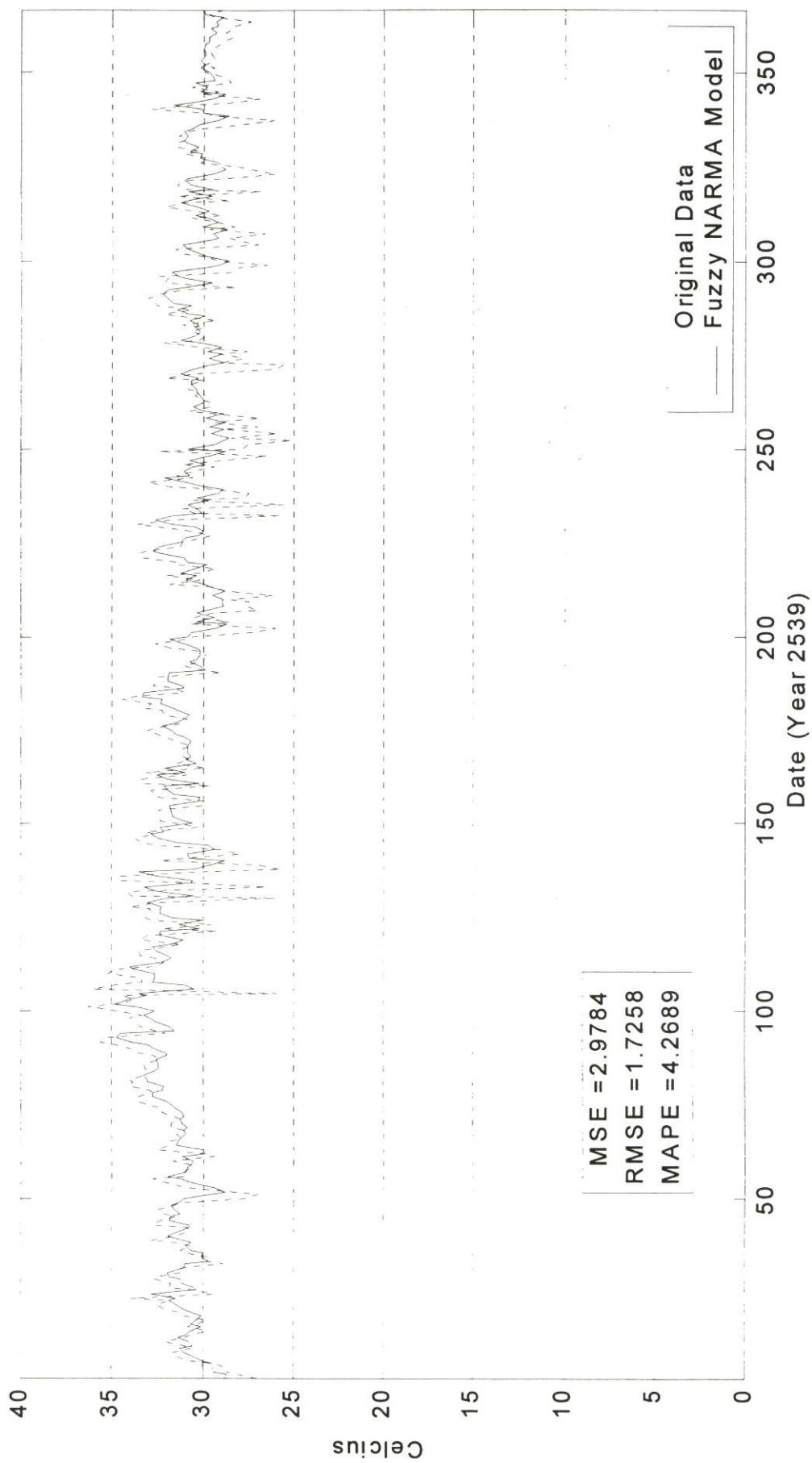
รูปที่ 4.33 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสแห่ง ณ เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนนี้ก็หัด



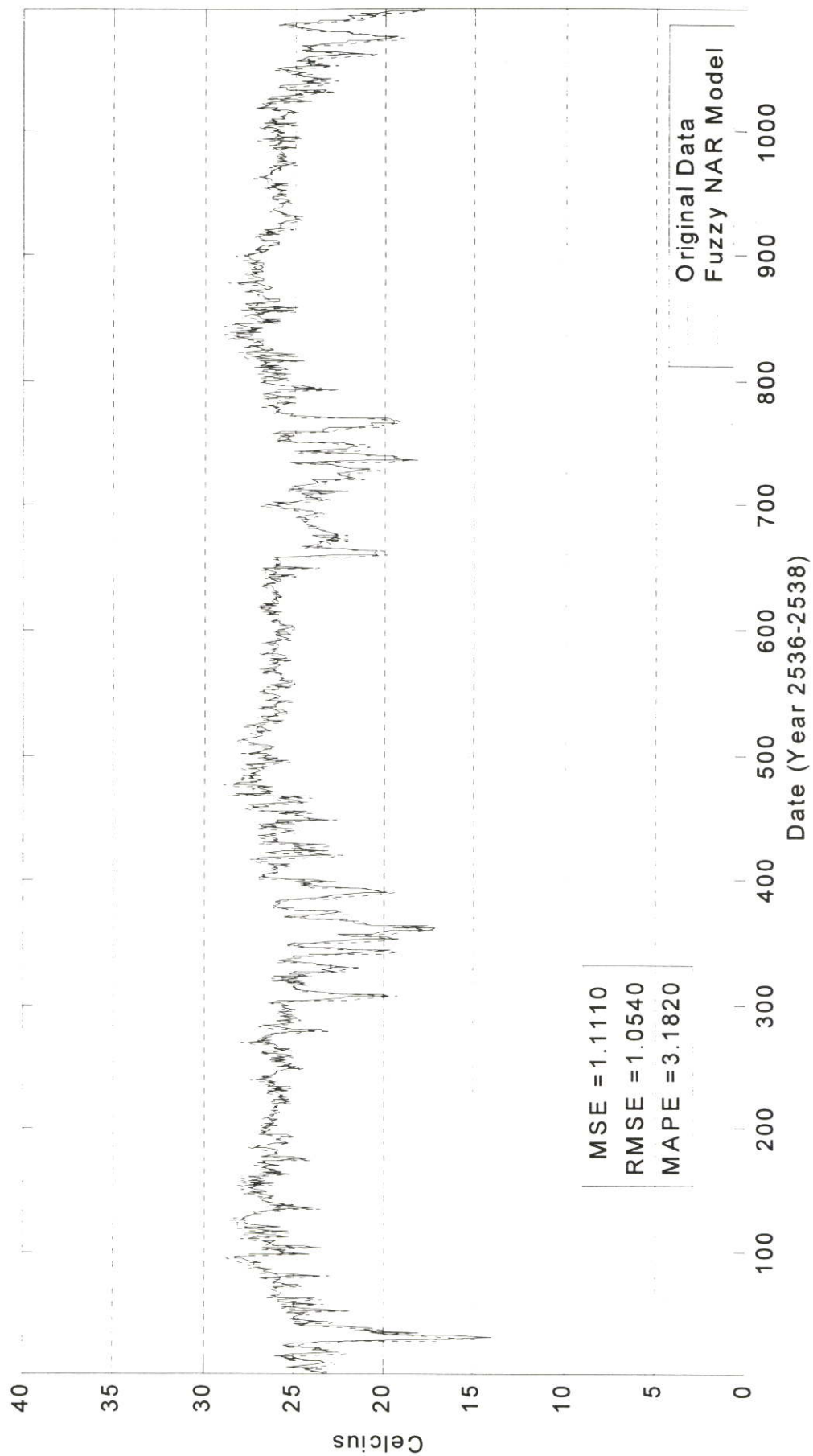
รูปที่ 4.34 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



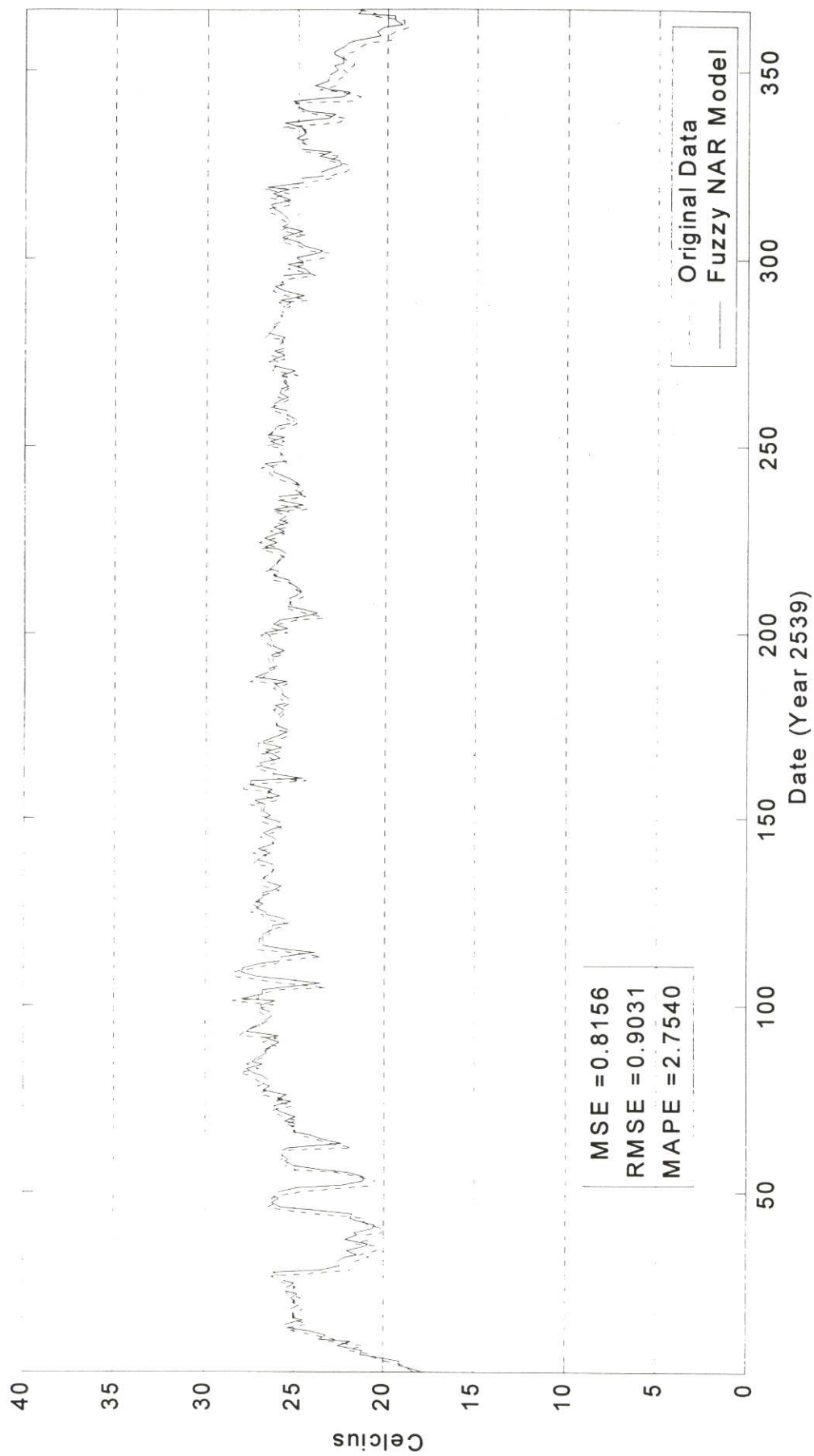
รูปที่ 4.35 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



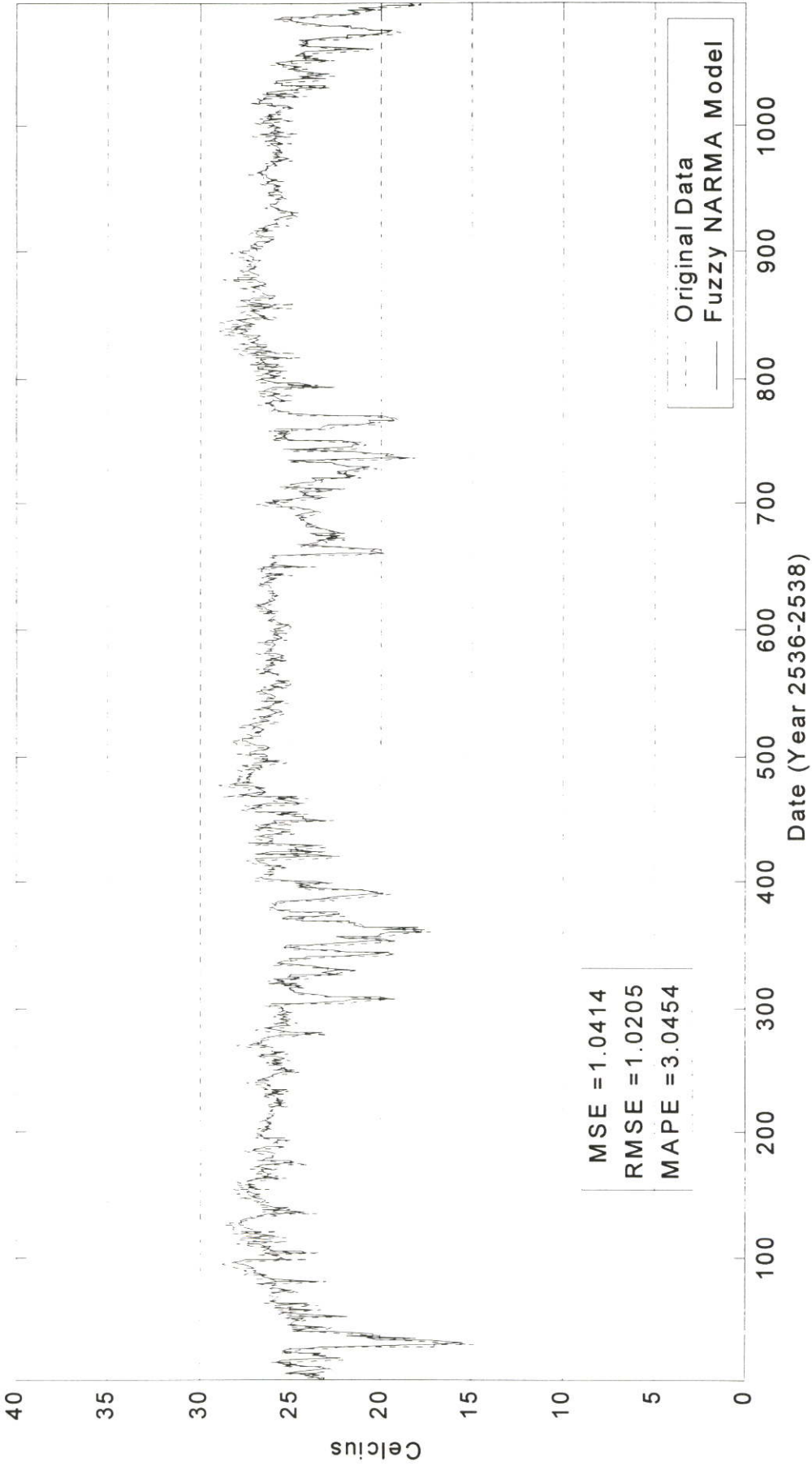
รูปที่ 4.36 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง ณ เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟuzzy NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



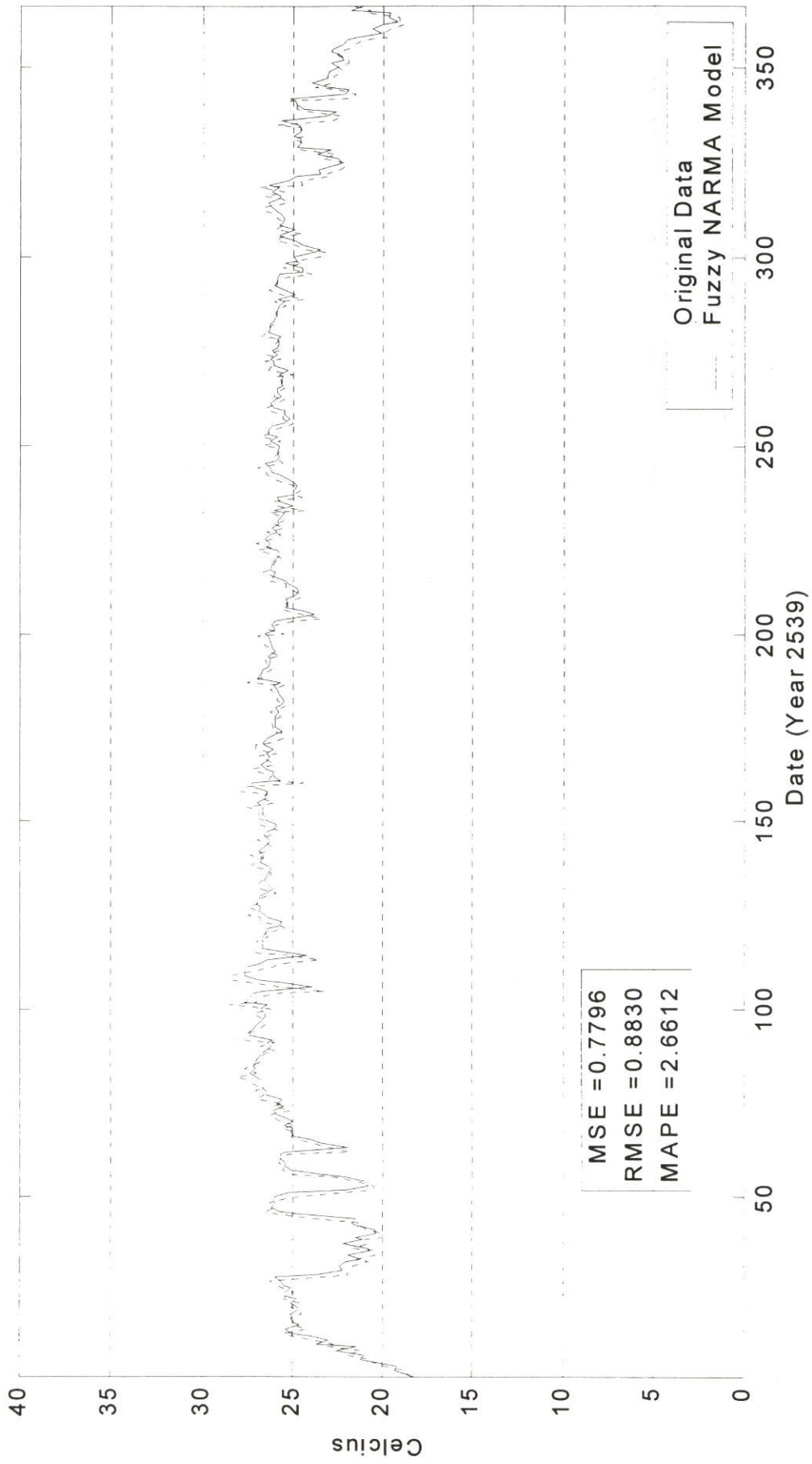
รูปที่ 4.37 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชคณิต NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



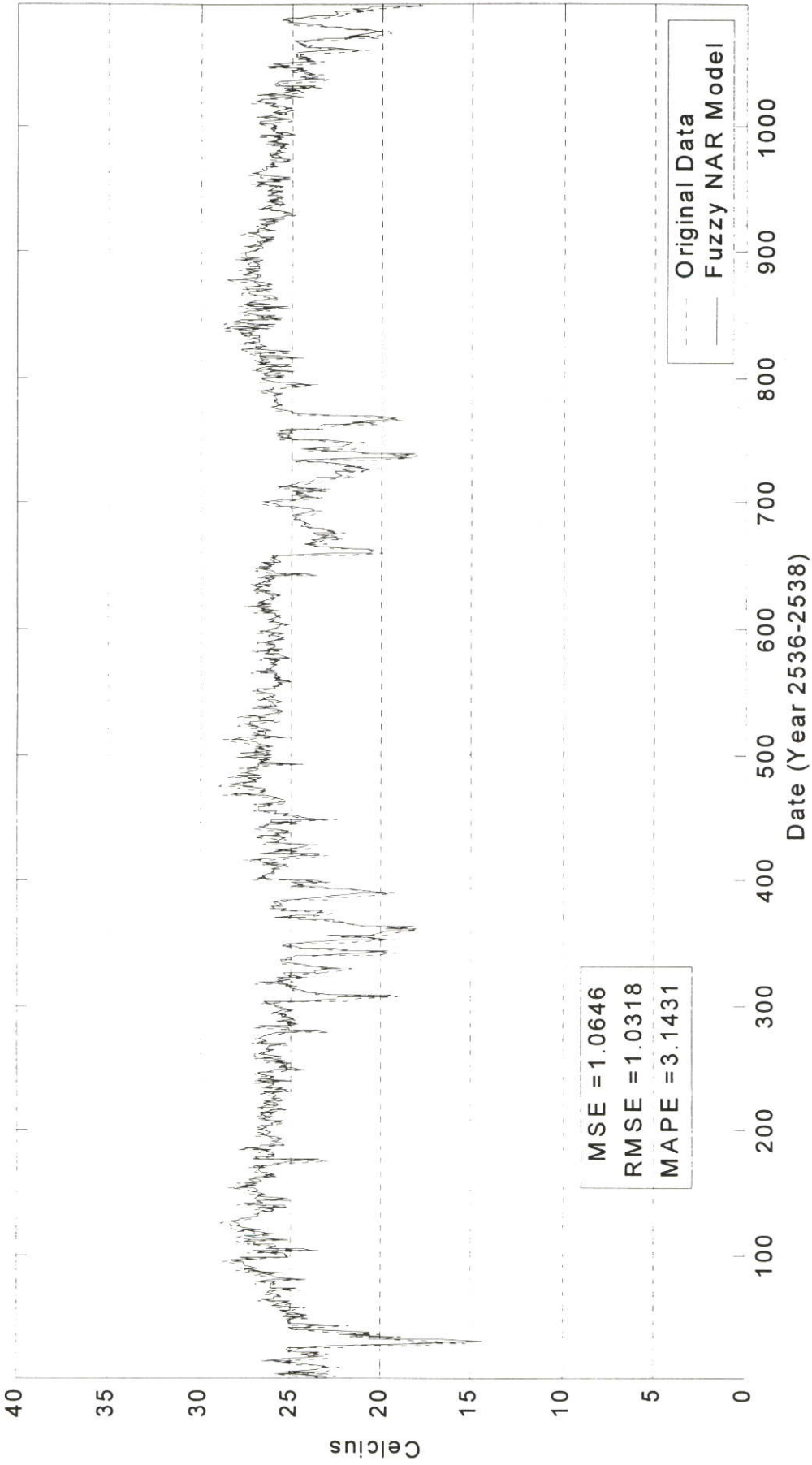
รูปที่ 4.38 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



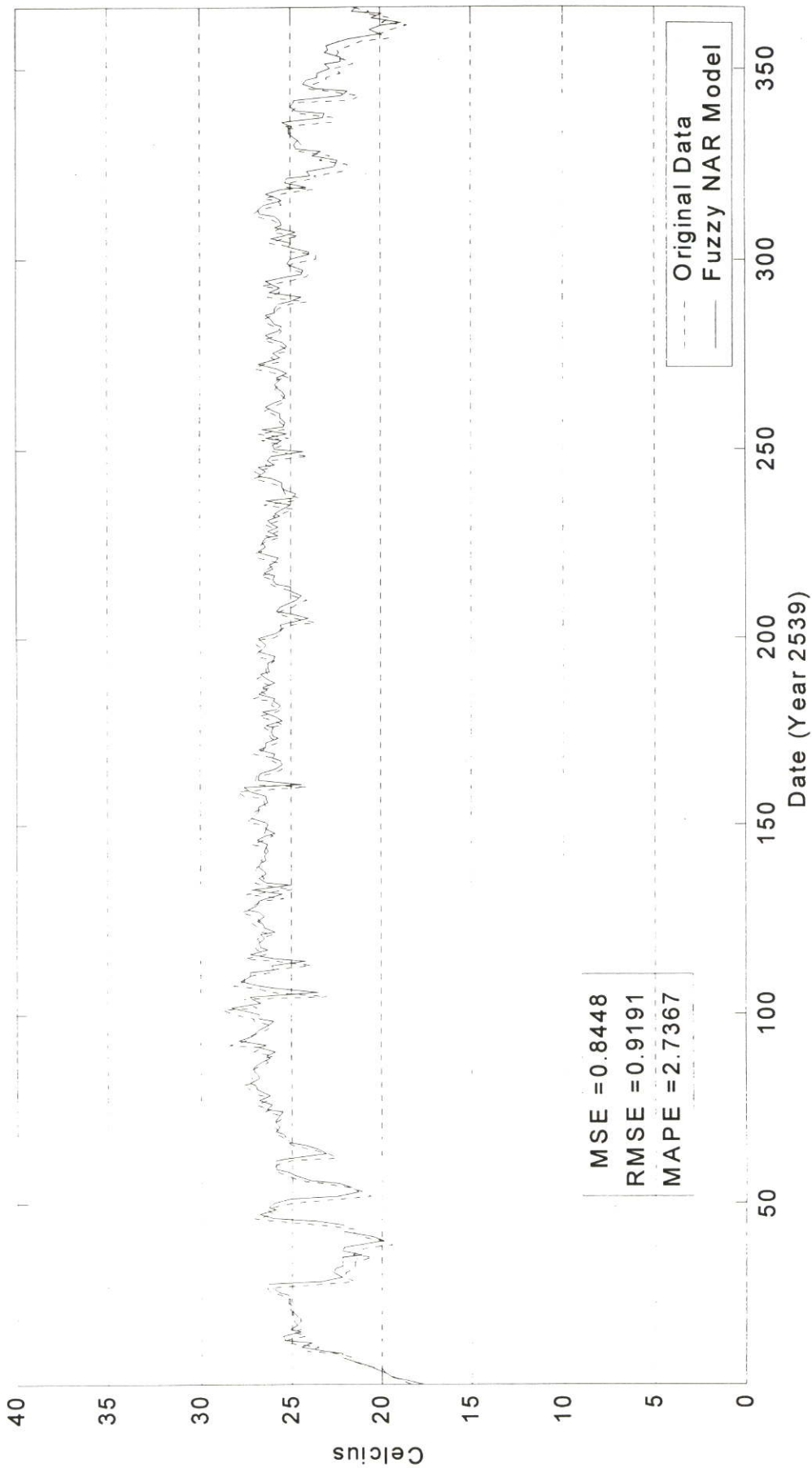
รูปที่ 4.39 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบพีชคณิต NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



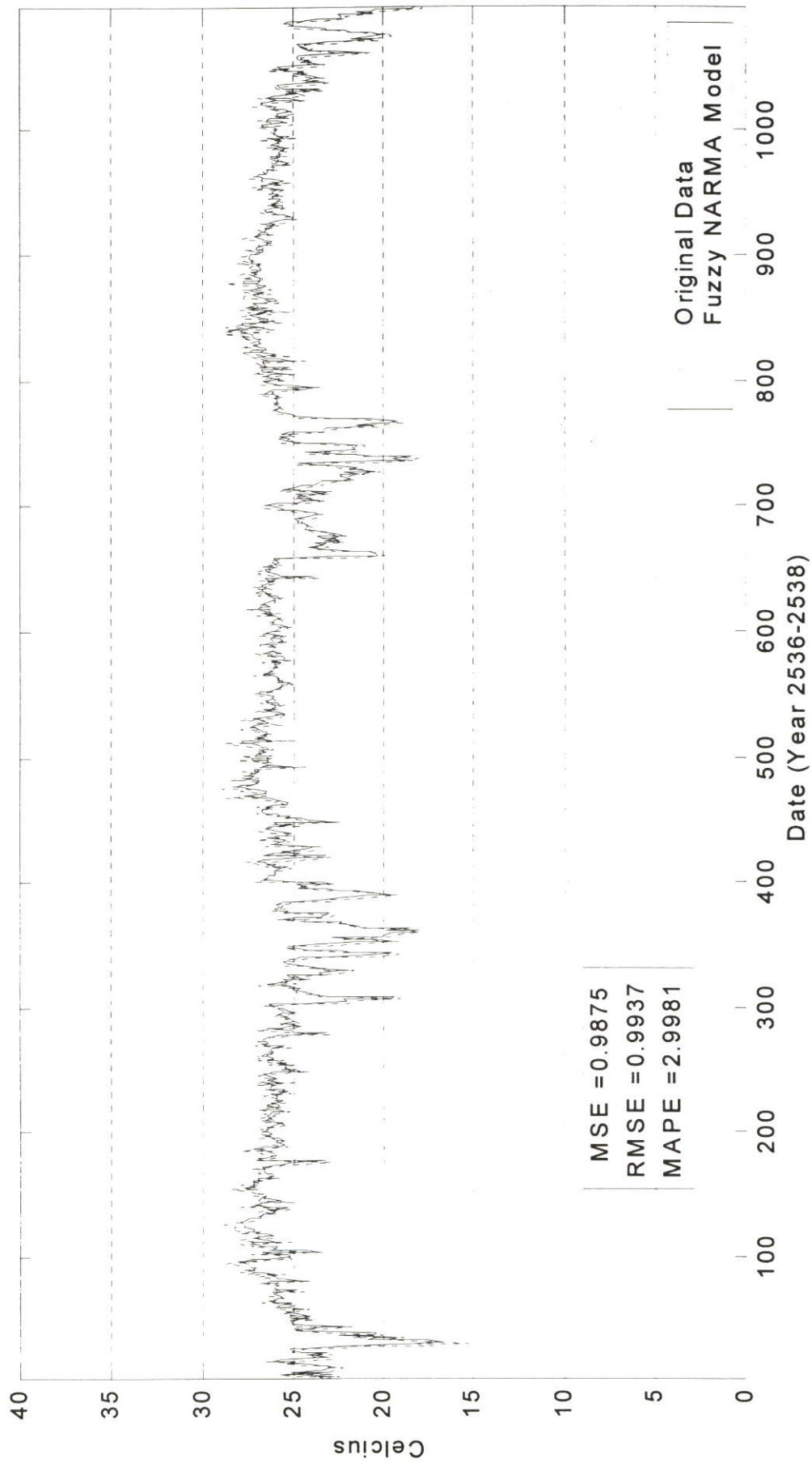
รูปที่ 4.40 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 13.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



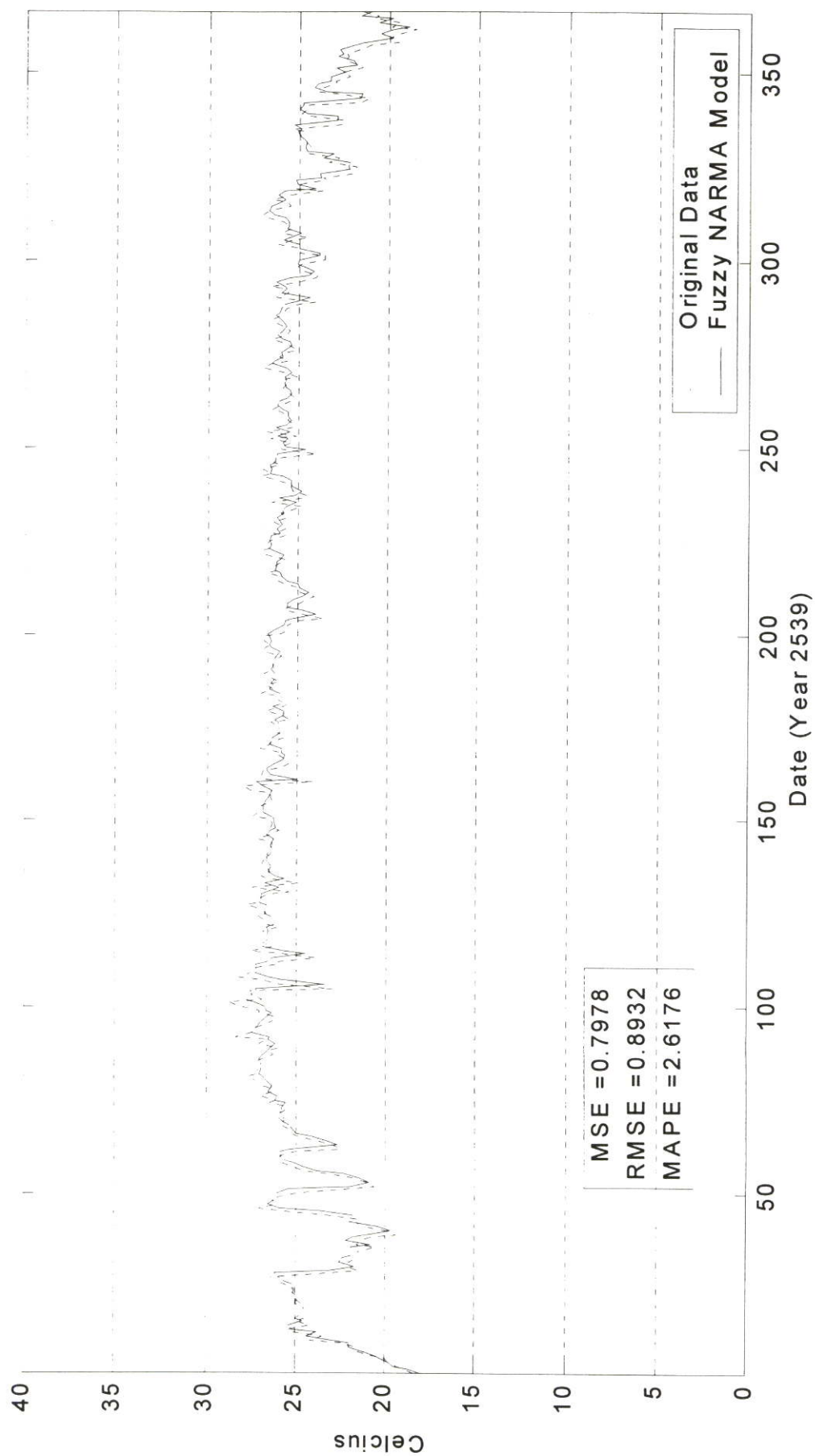
รูปที่ 4.41 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



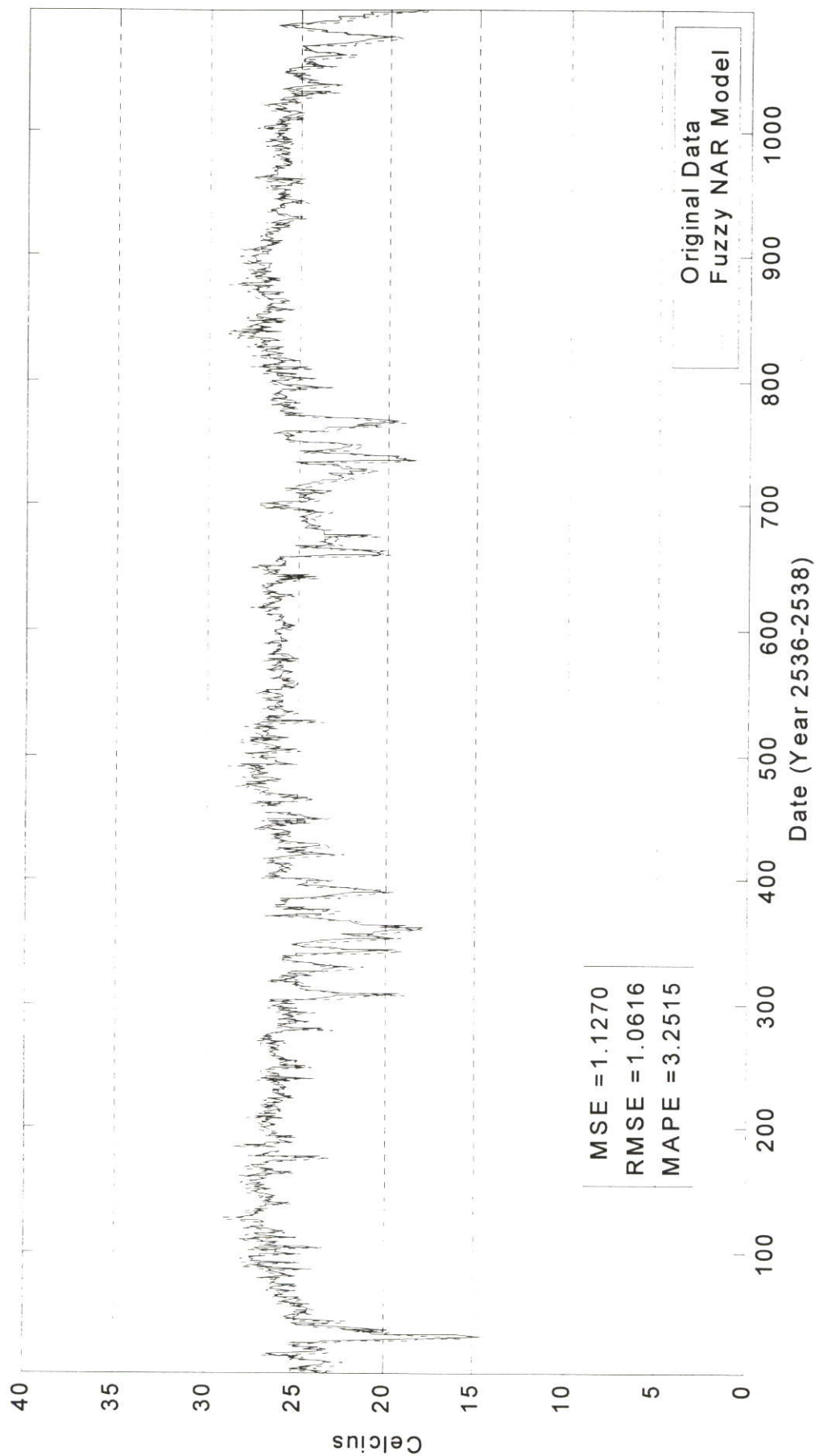
รูปที่ 4.42 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.43 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



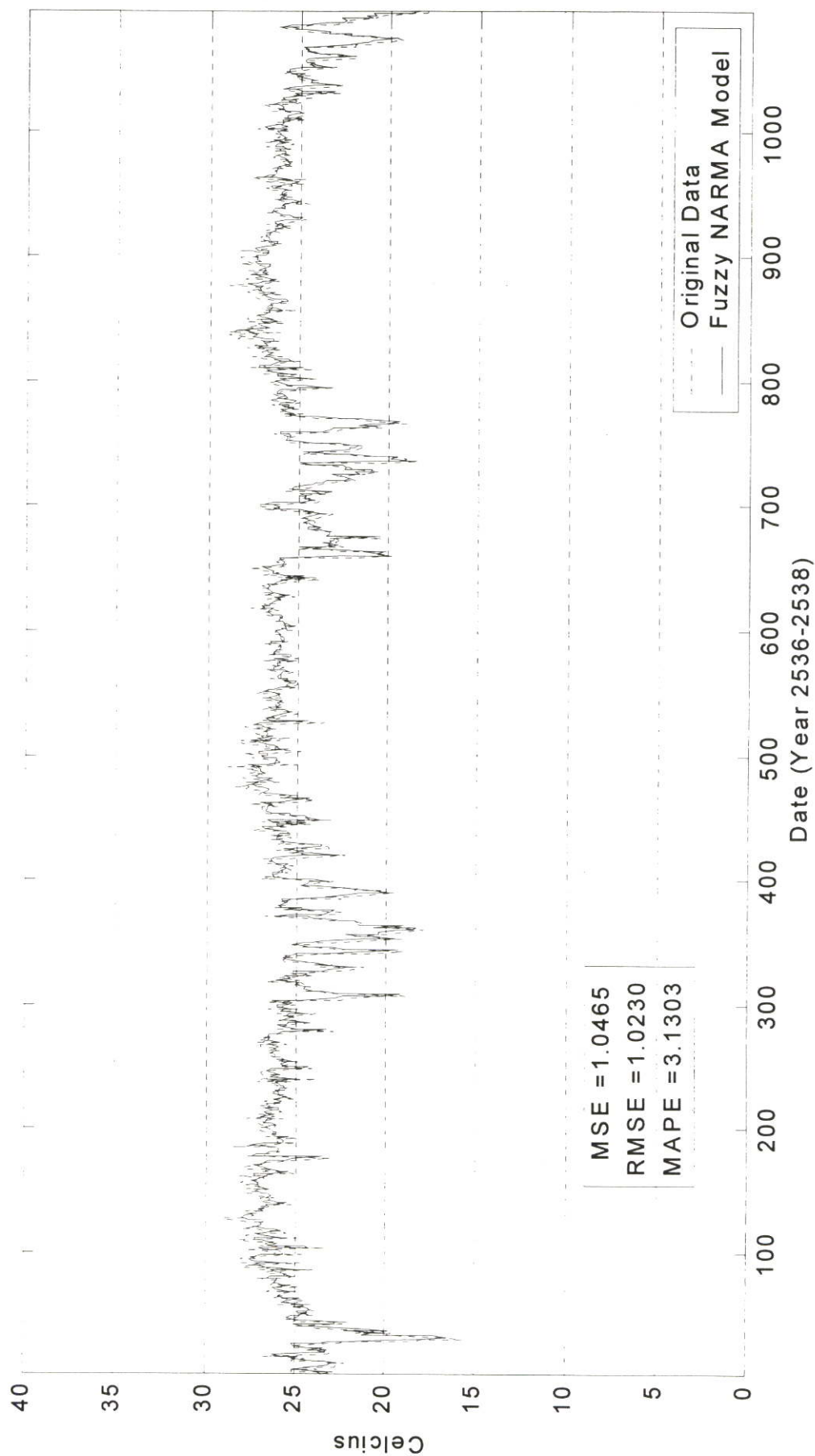
รูปที่ 4.44 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 14.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



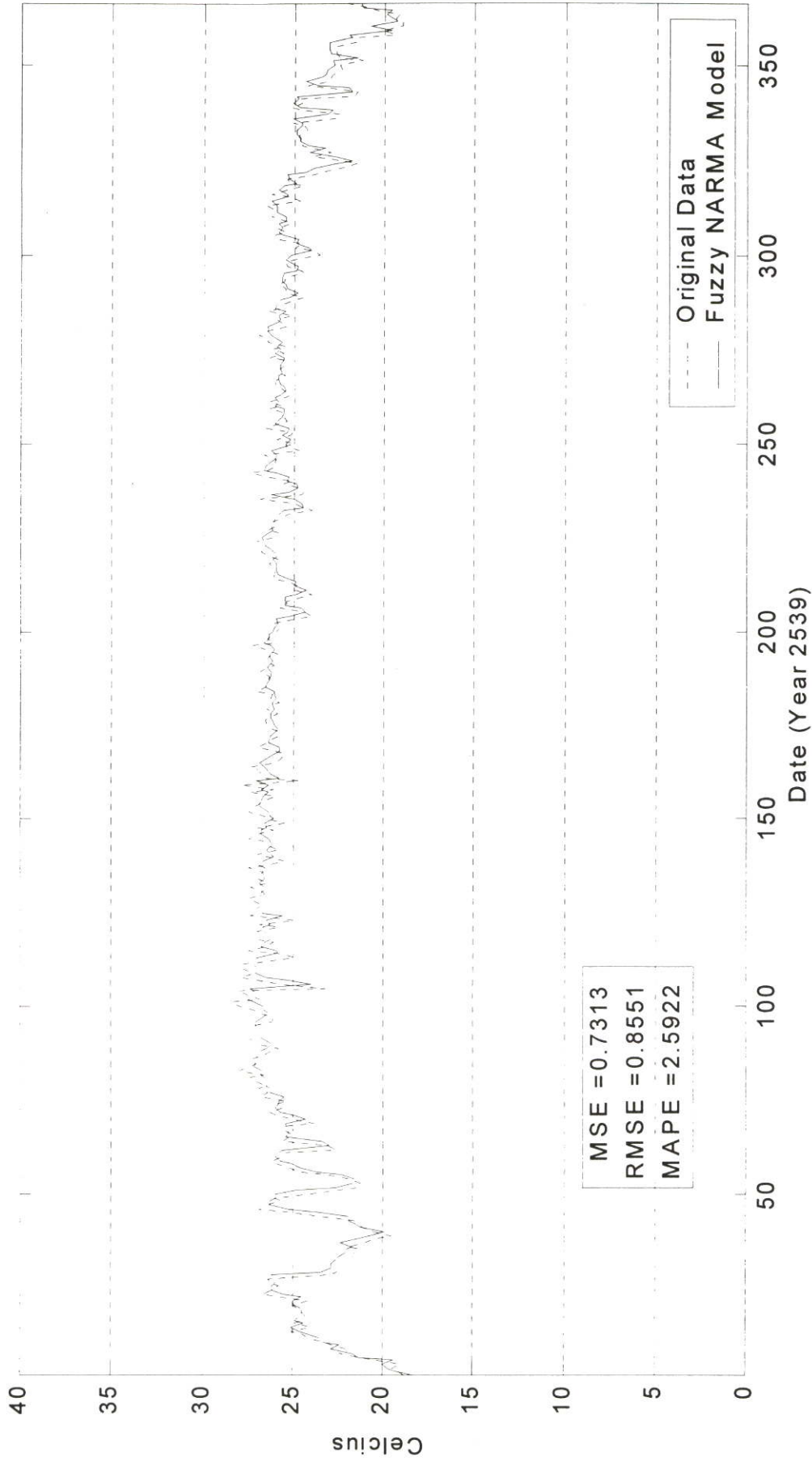
รูปที่ 4.45 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแยก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



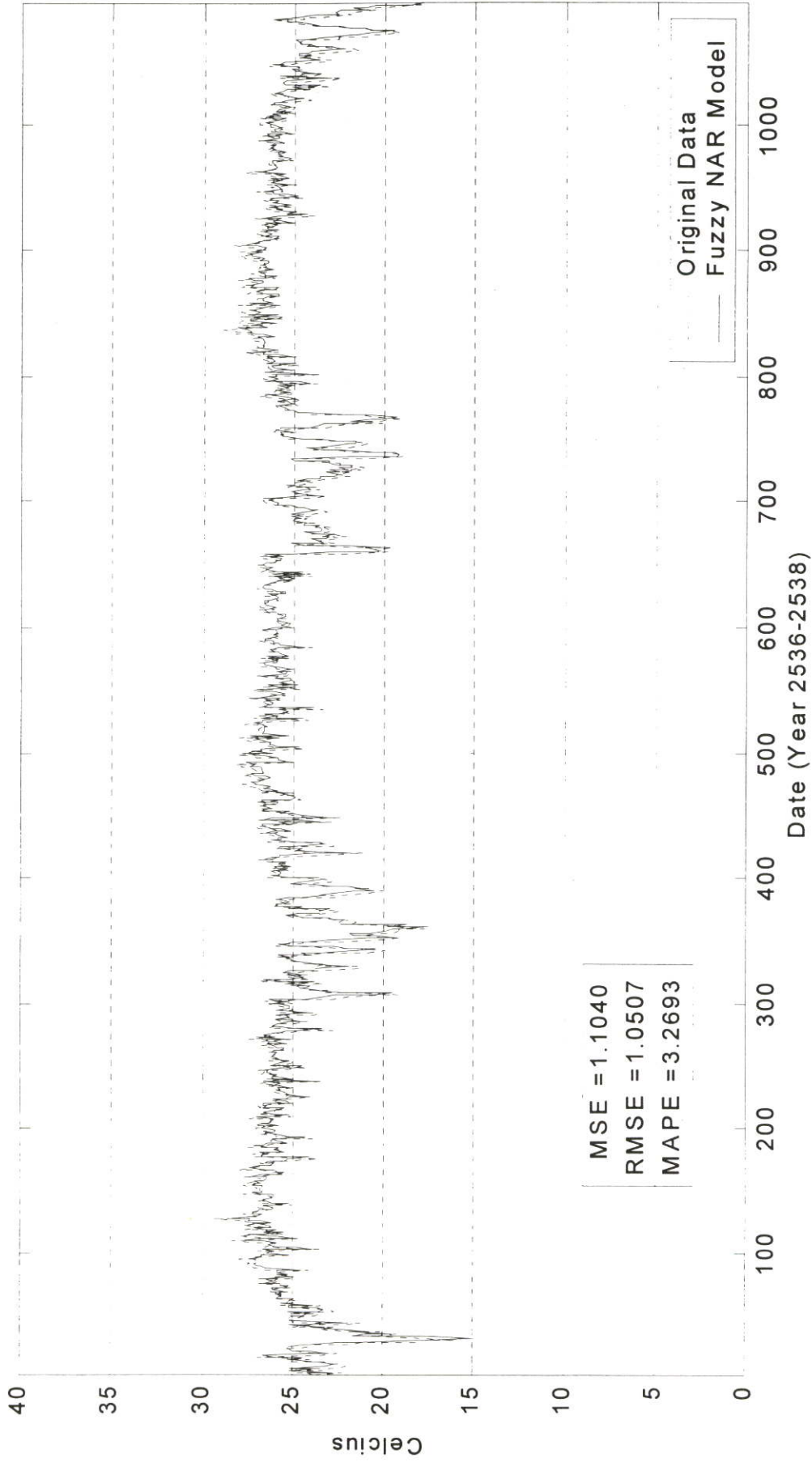
รูปที่ 4.46 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสเป่าเยือก ณ เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี NAR(1) : ส่วนทดสอบ



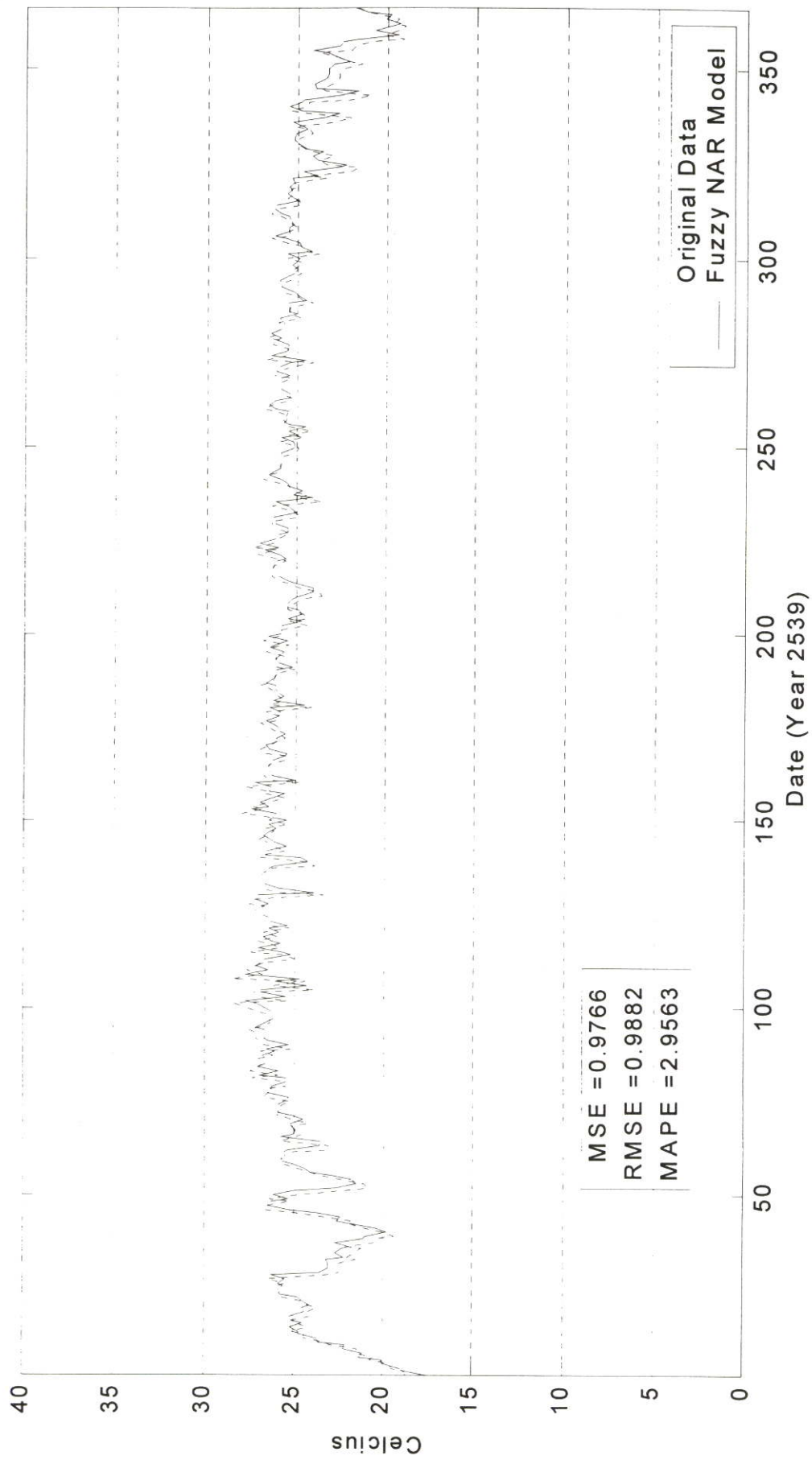
รูปที่ 4.47 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



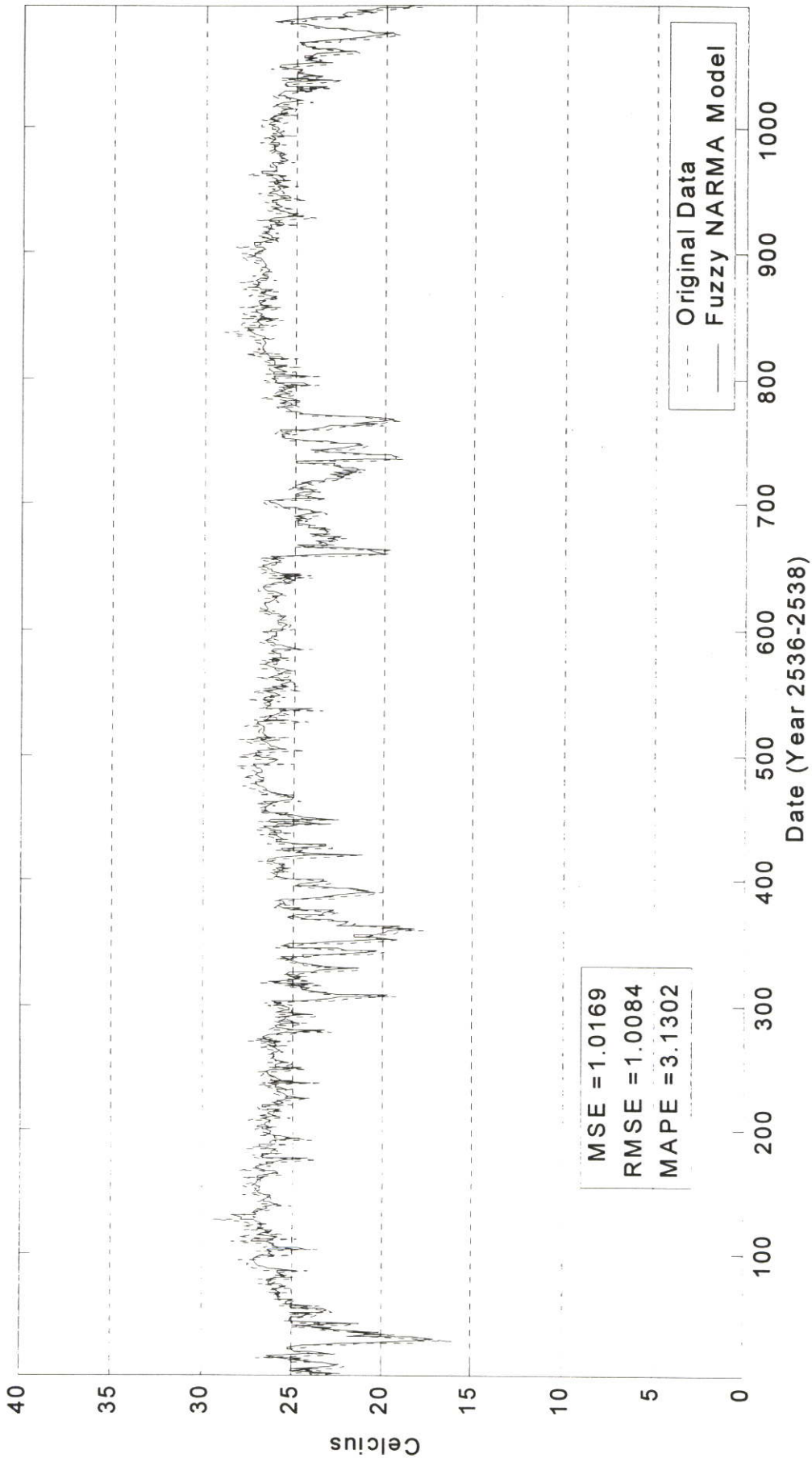
รูปที่ 4.48 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 15.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



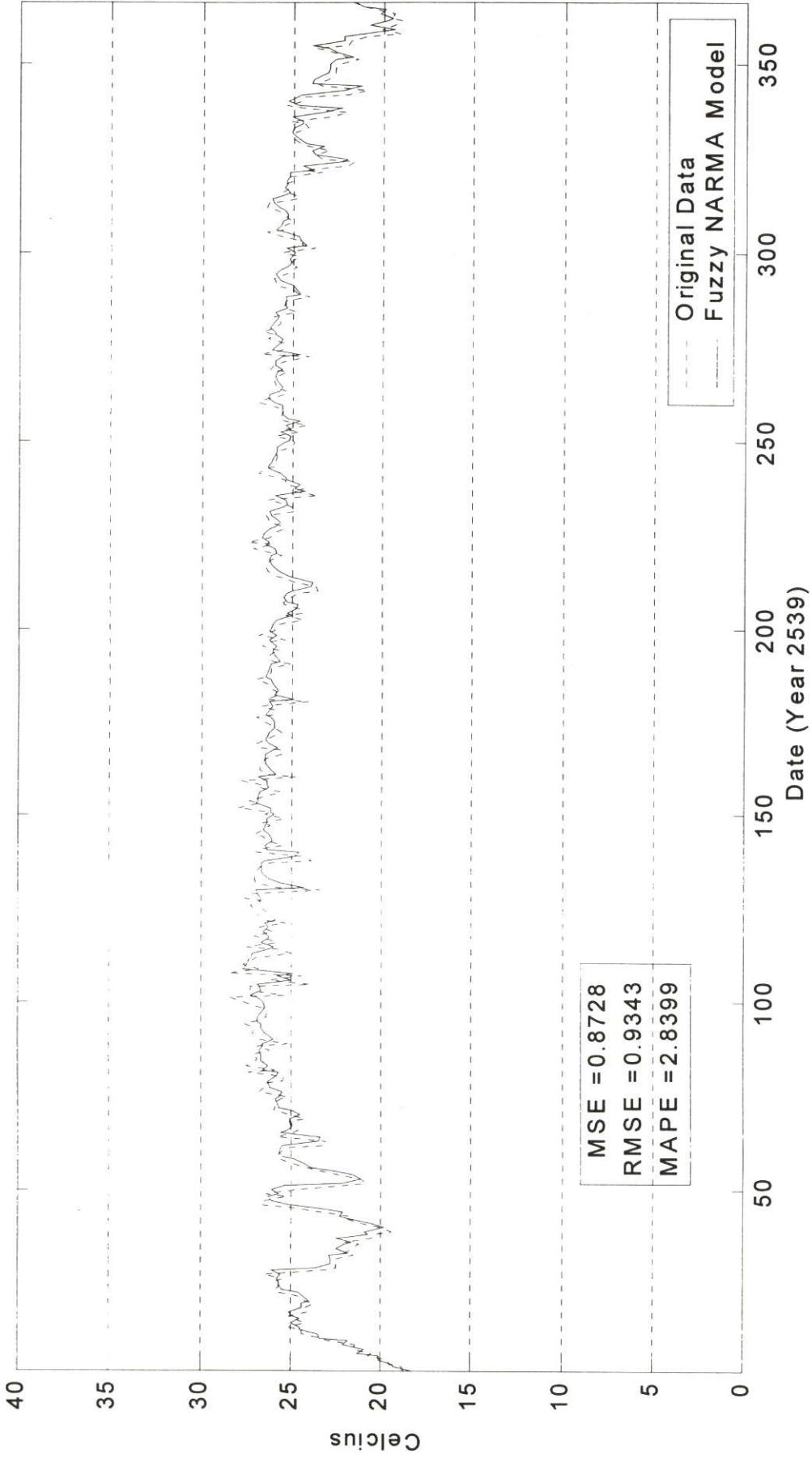
รูปที่ 4.49 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



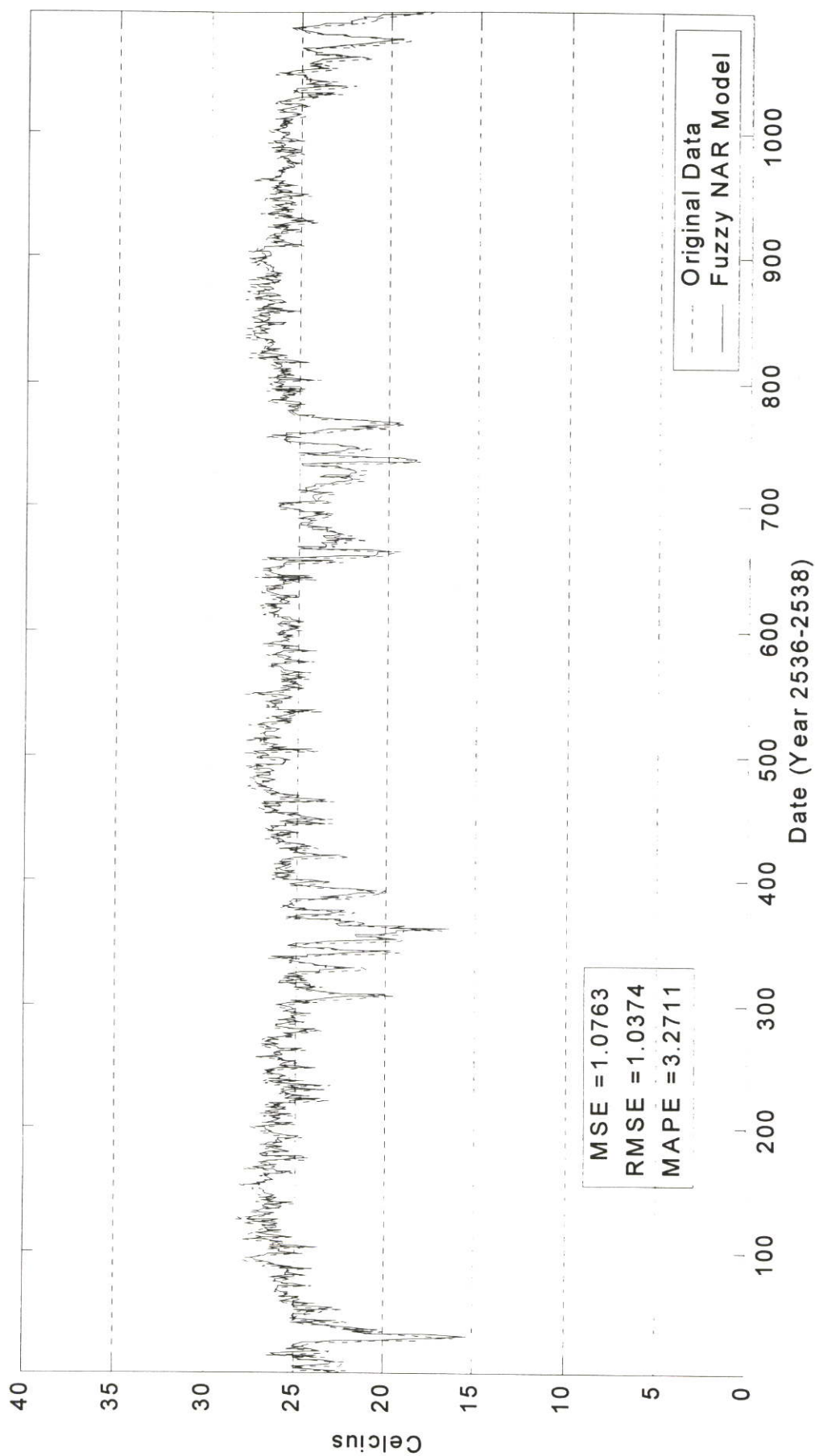
รูปที่ 4.50 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



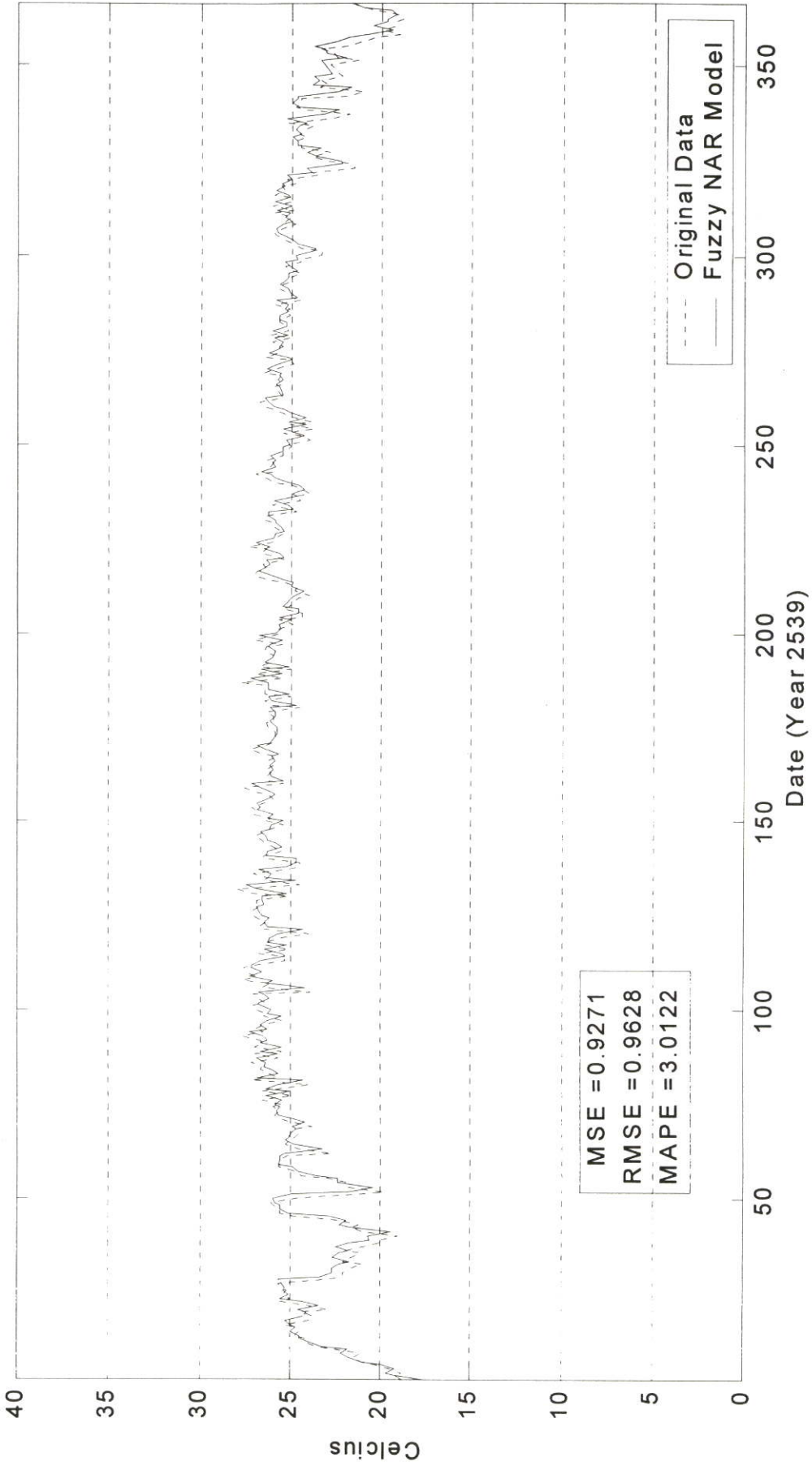
รูปที่ 4.51 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



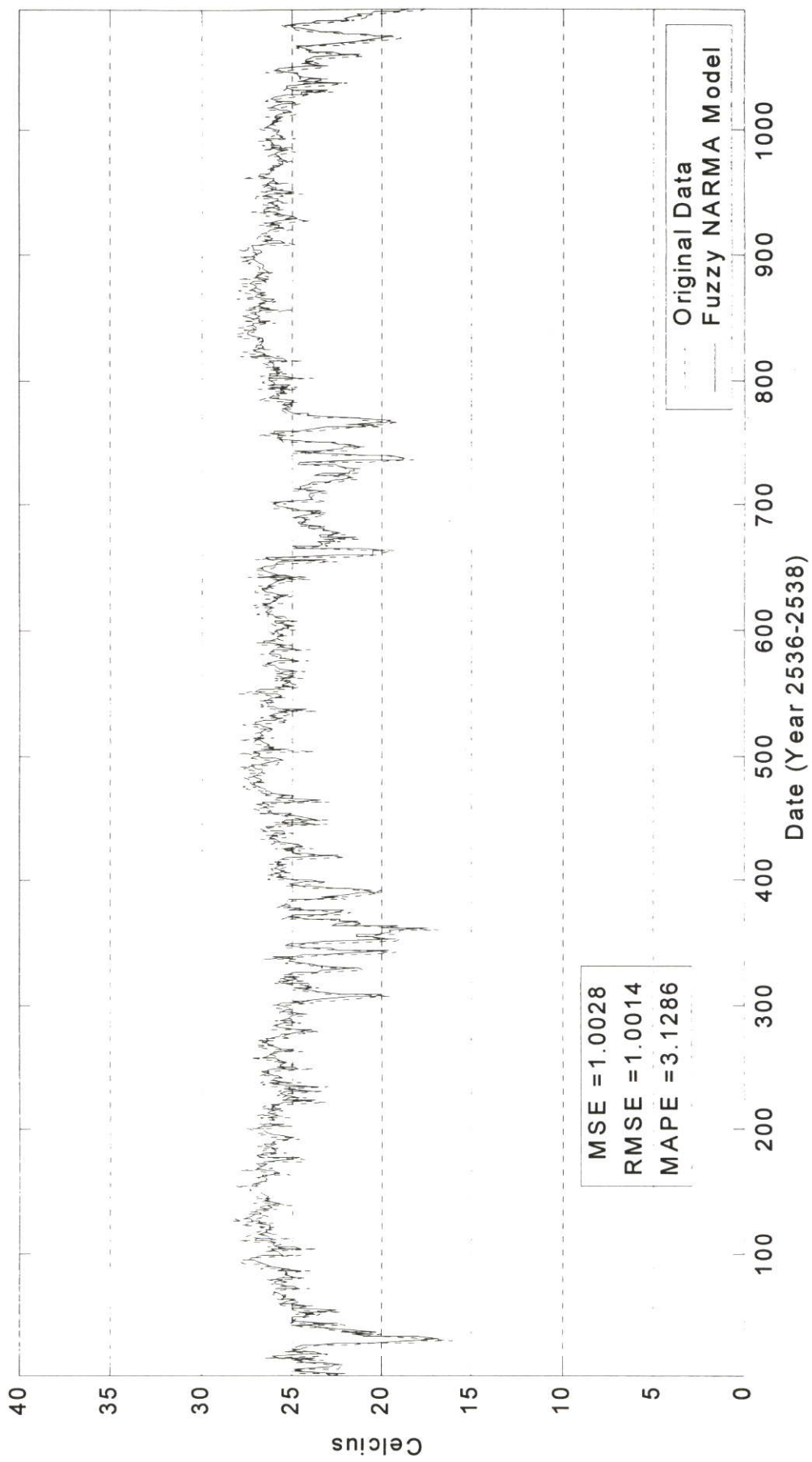
รูปที่ 4.52 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 16.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



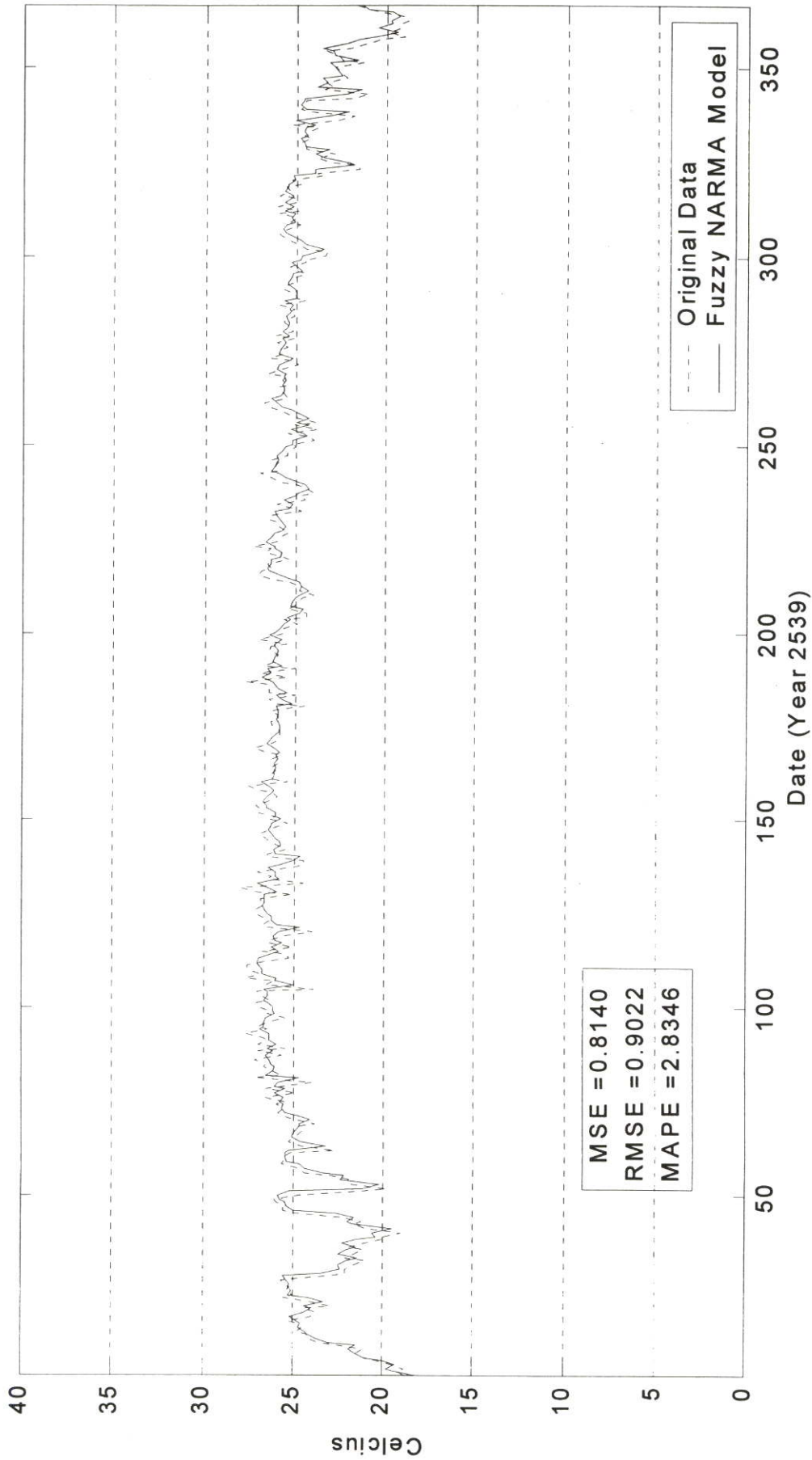
รูปที่ 4.53 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.54 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NAR(1) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.55 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.56 ผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก ณ. เวลา 17.00 น. ด้วยตัวแบบฟัซซี่ NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ

4.4 ข้อมูลที่อยู่ในรูปฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7\sin(2x)$

4.4.1 ผลการทดลอง

ข้อมูล 1000 ชุด ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ข้อมูล 700 ชุดแรกใช้สำหรับกำหนดตัวแบบ ฟังก์ชัน NAR และตัวแบบฟังก์ชัน NARMA ข้อมูลถัดไปอีก 300 ชุดถูกใช้สำหรับทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบดังกล่าว

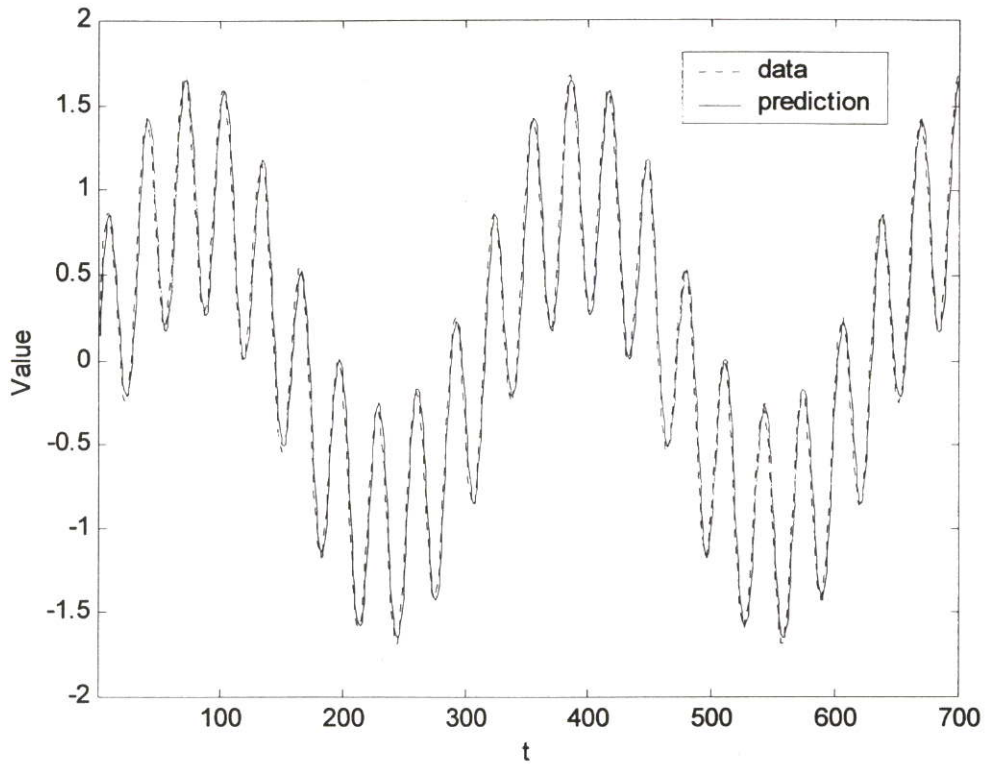
ตัวแบบฟังก์ชัน NAR(1) และตัวแบบฟังก์ชัน NAR(2) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชัน สำหรับค่าสังเกต และ $\sigma = 3$ ส่วนตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(1,1) และตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(2,1) ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชันสำหรับค่าสังเกต และฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ 3 ฟังก์ชัน สำหรับค่าคลาดเคลื่อน และ $\sigma = 3$

ค่าสถิติต่าง ๆ ของตัวแบบฟังก์ชัน NAR(1), ตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(1,1), ตัวแบบฟังก์ชัน NAR(2) และตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(2,1) แสดงได้ดังตารางที่ 4.15

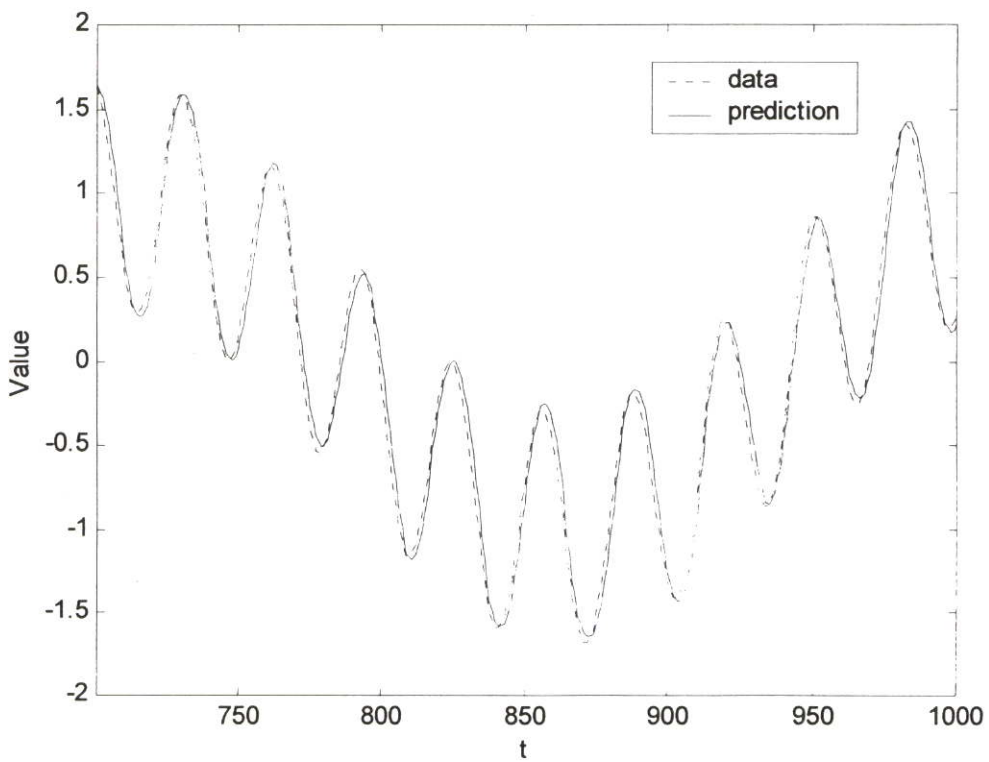
ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบฟังก์ชัน NAR(1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.57 และ 4.58 ตามลำดับ ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(1,1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.59 และ 4.60 ตามลำดับ ข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบฟังก์ชัน NAR(2) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.61 และ 4.62 ตามลำดับ และข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบฟังก์ชัน NARMA(2,1) ส่วนฝึกหัดและส่วนทดสอบแสดงในรูปที่ 4.63 และ 4.64 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.15 ค่าสถิติ MSE, RMSE ของตัวแบบต่าง ๆ

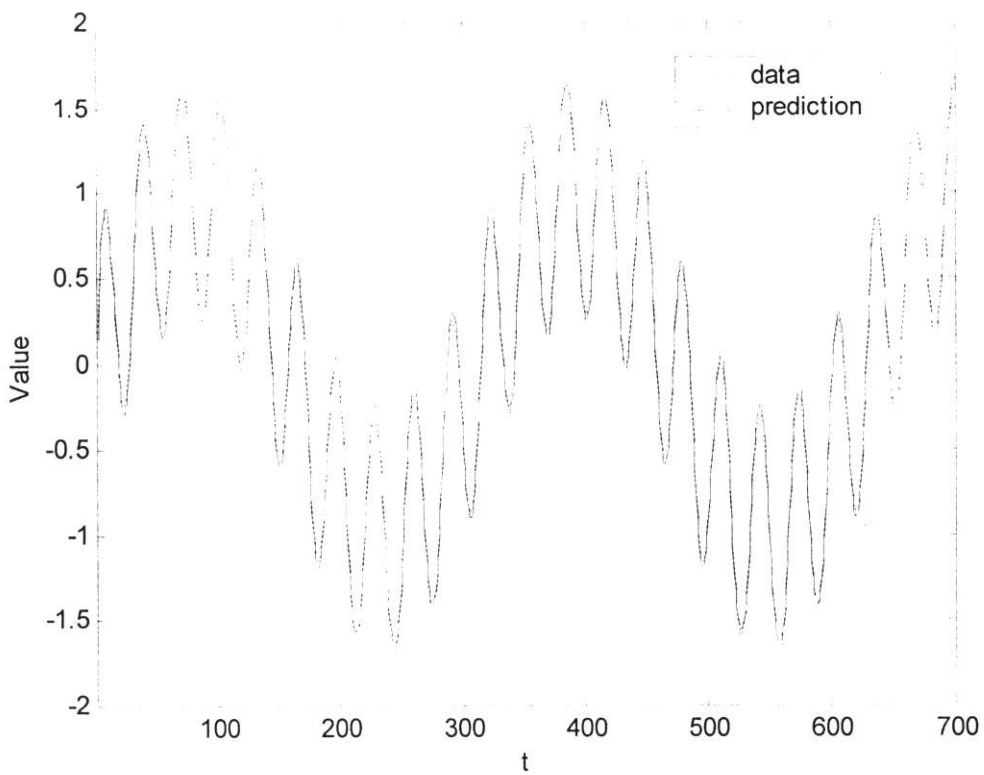
ค่าสถิติ ตัวแบบ	MSE		RMSE	
	TRAIN	TEST	TRAIN	TEST
FUZZY NAR(1)	0.0106	0.0105	0.1028	0.1023
FUZZY NARMA(1,1)	0.0012	0.0028	0.0350	0.0528
FUZZY NAR(2)	0.0008	0.0008	0.0281	0.0276
FUZZY NARMA(2,1)	0.0004	0.0005	0.0202	0.0231
RBF NAR(1)	0.0099	0.0098	0.09956	0.09923
RBF NARMA(1,1)	0.0003	0.0026	0.01596	0.05120
RBF NAR(2)	0.0002	0.0002	0.01360	0.01384
RBF NARMA(2,1)	0.0001	0.0001	0.00806	0.00923



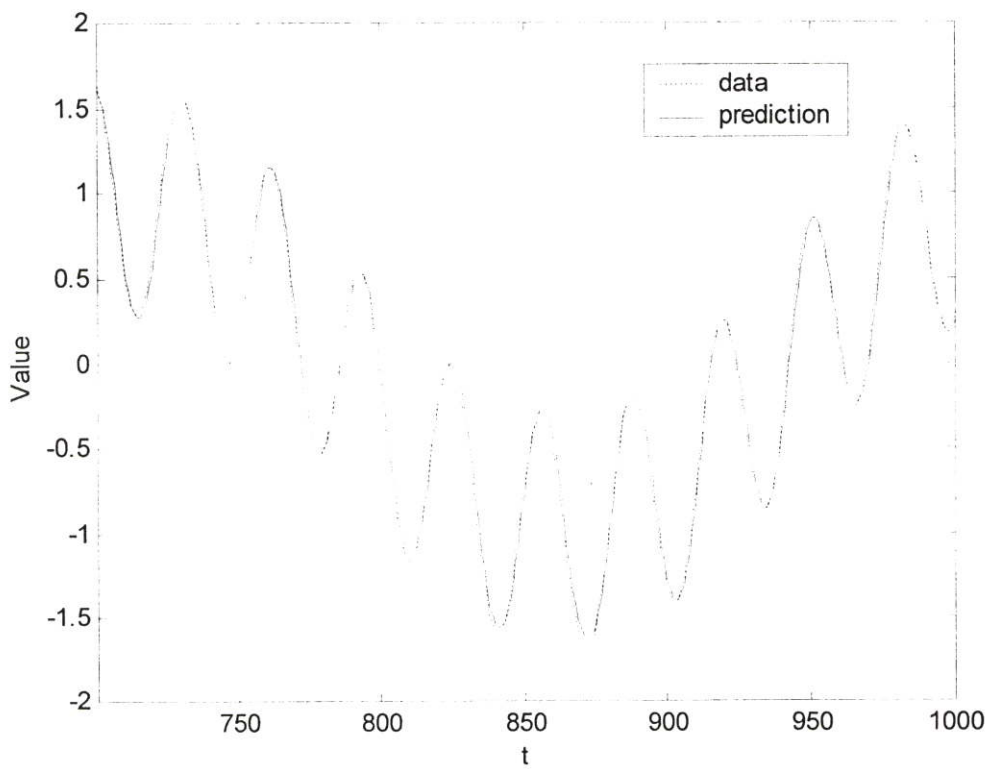
รูปที่ 4.57 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนฝึกหัด



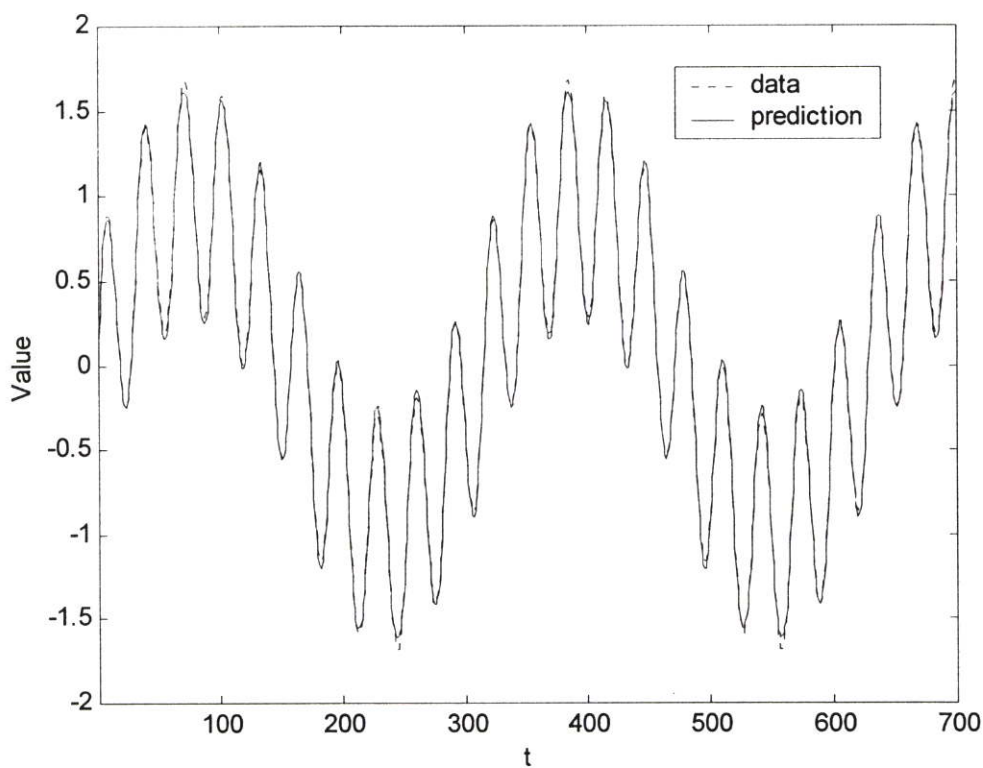
รูปที่ 4.58 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(1) : ส่วนทดสอบ



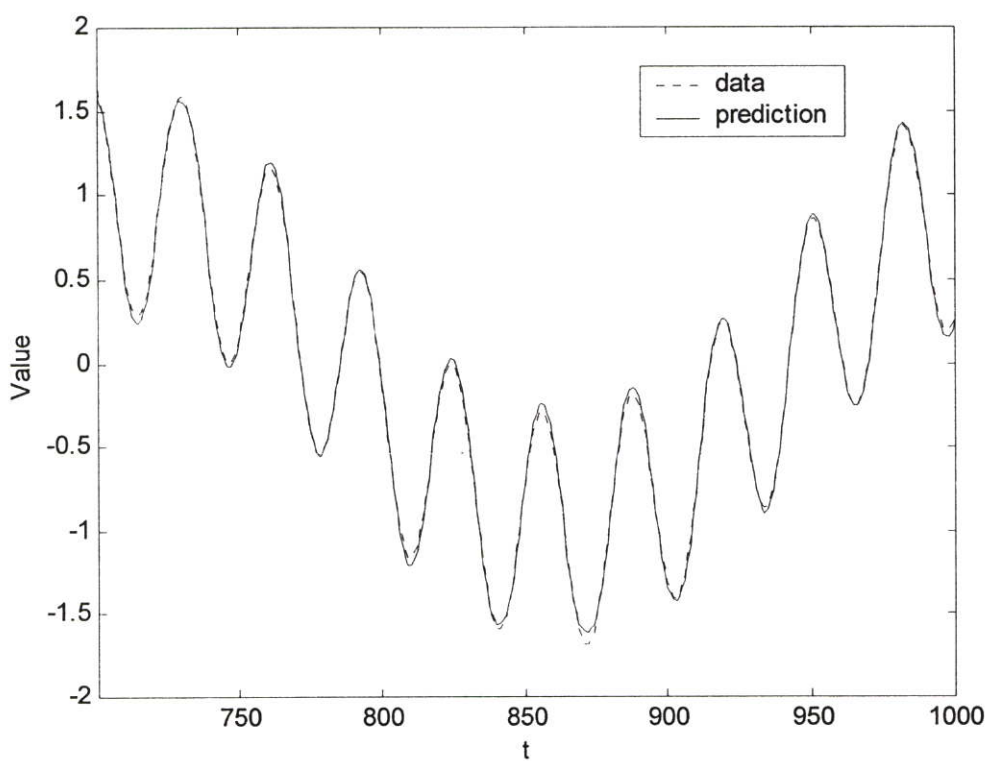
รูปที่ 4.59 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนฝึกหัด



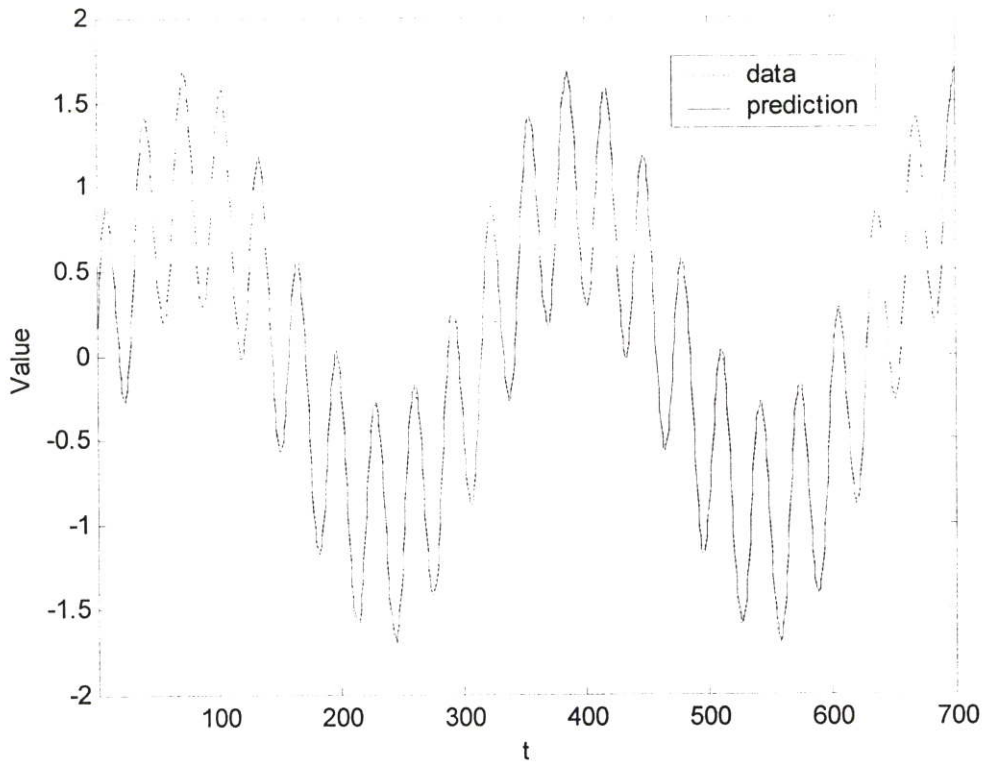
รูปที่ 4.60 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(1,1) : ส่วนทดสอบ



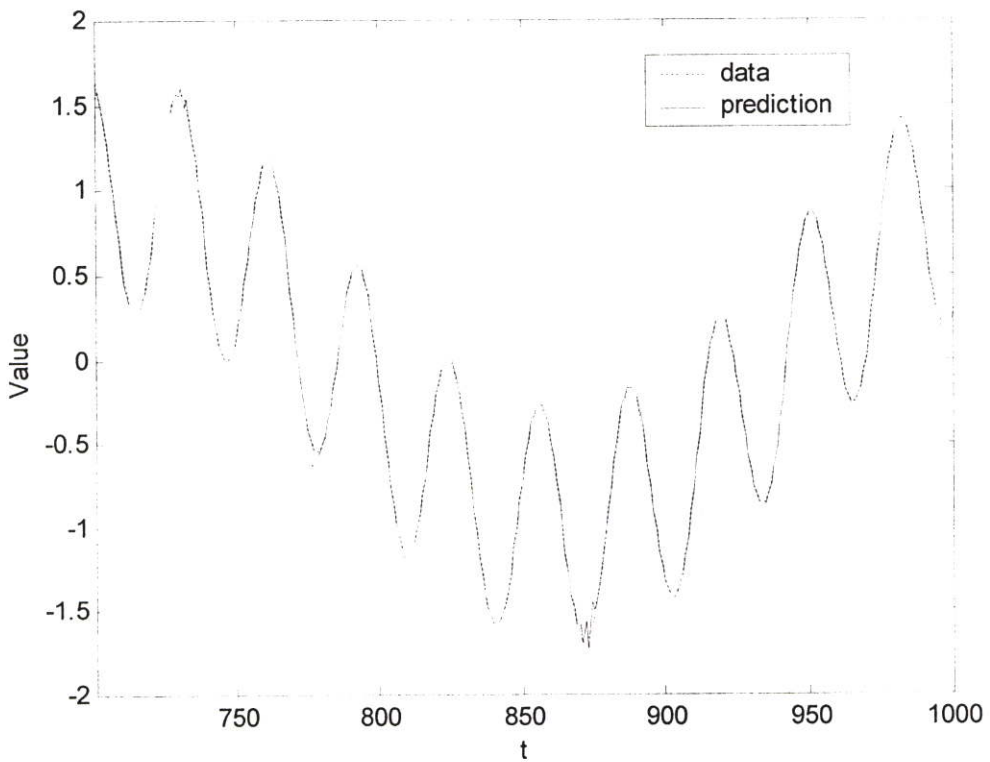
รูปที่ 4.61 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.62 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR(2) : ส่วนทดสอบ



รูปที่ 4.63 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนฝึกหัด



รูปที่ 4.64 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) : ส่วนทดสอบ

4.4.2 สรุปผลการทดลอง

จากผลการทดลอง ตัวแบบที่มีลักษณะเป็นพีชชีนั้น ตัวแบบพีชชี NARMA(2,1) ให้ผลพยากรณ์ที่ดีที่สุด และค่าไม่แตกต่างจากรูปแบบเรเดียลเบซิสฟังก์ชัน NARMA มากนัก จึงสรุปได้ว่าตัวแบบพีชชี NARMA สามารถนำไปใช้พยากรณ์ข้อมูลที่มีรูปแบบของฟังก์ชันลักษณะดังกล่าวได้

บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอ ตัวแบบพีชชี NARMA มาใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น ตัวแบบพีชชี NARMA ใช้พีชชีแบบพีชชีเบซีสฟังก์ชัน และใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุดในการฝึกหัด ในการฝึกหัดของตัวแบบใช้ค่าสังเกตและค่าคลาดเคลื่อนของระบบ นำกลับเข้าไปฝึกหัดเพื่อให้ได้ตัวแบบที่ดีที่สุด ข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน ส่วนแรกใช้ในการฝึกหัดตัวแบบ ส่วนที่สองใช้การทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ในการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบใช้การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต และการทดสอบไค-สแควร์

ในงานวิจัยนี้ ตัวแบบพีชชี NARMA ถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะ ARMA, NARMA ซึ่งจากผลการทดลองตัวแบบพีชชี NARMA พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดีกว่าตัวแบบพีชชี NAR

ตัวแบบพีชชี NARMA ยังถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริง โดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิที่วัดจากกรมอุตุนิยมวิทยา จากผลการทดลองตัวแบบพีชชี NARMA พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดีกว่าตัวแบบพีชชี NAR, การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ MLP

นอกจากนี้ตัวแบบพีชชี NARMA ถูกนำไปพยากรณ์ข้อมูลที่อยู่ในลักษณะฟังก์ชัน $\sin(0.2x) + 0.7 \sin(2x)$ ได้ดีกว่าตัวแบบพีชชี NAR

งานวิจัยนี้เป็นจุดเริ่มต้นของการนำตัวแบบพีชชี NARMA มาใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น และพยากรณ์อุณหภูมิจาก กรมอุตุนิยมวิทยา ผู้สนใจสามารถนำตัวแบบไปศึกษาเพื่อเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้กับงานอื่น ๆ ที่ใกล้เคียงได้

5.2 ข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยต่อ

จากการศึกษาและวิจัยการกำหนดตัวแบบพีชชี NARMA ทำให้มีข้อเสนอแนะและแนวทางในการทำวิจัยต่อเป็นข้อ ๆ ดังต่อไปนี้

5.2.1 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ NARMAX

จากตัวแบบพีชชี NARMA ที่นำเสนอ สามารถนำไปปรับปรุงให้สามารถพยากรณ์ตัวแบบที่มีลักษณะเป็น NARMAX ซึ่งมีค่าอินพุทของระบบเพิ่มขึ้น ดังสมการข้างล่างนี้

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}, u_{t-1}, \dots, u_{t-r}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q} + e_t) \quad (5.1)$$

เมื่อ

y_t เป็นค่าสังเกตของอนุกรมเวลา ณ เวลา t

u_t เป็นค่าอินพุทของระบบ

e_t เป็นค่าความคลาดเคลื่อน

$\{e_t\}$ ถูกกำหนดให้ white noise นั่นคือค่าความคลาดเคลื่อนถูกกำหนดให้มีความเป็นอิสระต่อกัน

p เป็น order ของค่าสังเกต

q เป็น order ของค่าความคลาดเคลื่อน

r เป็น order ของค่าอินพุท

$f(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น

ในการฝึกหัดตัวแบบ นอกเหนือจากค่าสังเกต และความคลาดเคลื่อน ค่าอินพุทของระบบจะต้องถูกทำไปฝึกหัดในระบบด้วย

5.2.2 การพยากรณ์ด้วยตัวแบบฟัซซี NARMAX ผนวกกับความรู้ของผู้เชี่ยวชาญ

เนื่องจากผู้เชี่ยวชาญมีความรู้เป็นอย่างดีในข้อมูลที่น่ามาพยากรณ์นั้น ๆ ซึ่งสามารถอธิบายได้ในเชิง ภาษาของกฎฟัซซี (Linguistic Fuzzy IF-THEN Rule) ซึ่งกฎดังกล่าวมีความสำคัญเป็นอย่างมาก เพราะในกฎดังกล่าวประกอบด้วยข้อมูลที่ไม่มีในข้อมูลอินพุท และเอาต์พุท ของระบบ การใช้คุณสมบัติของฟัซซีเบสิสฟังก์ชัน สามารถรวมฟัซซีเบสิสฟังก์ชัน 2 ชุด เข้าด้วยกัน โดยชุดแรกได้จากกำหนดตัวแบบฟัซซี NARMAX ใช้อินพุท เอาต์พุทและค่าคลาดเคลื่อน ฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด อีกชุดหนึ่งได้จากภาษาของกฎฟัซซีของผู้เชี่ยวชาญ การรวมฟัซซีเบสิสฟังก์ชันเข้าด้วยกัน จะทำให้การพยากรณ์ดียิ่งขึ้น

5.2.3 การนำไปประยุกต์ใช้

ทดลองนำตัวแบบฟัซซี NARMA ไปใช้ในงานพยากรณ์ด้านอื่น ๆ เช่น พยากรณ์ปริมาณจราจร พยากรณ์ปริมาณน้ำฝน เป็นต้น

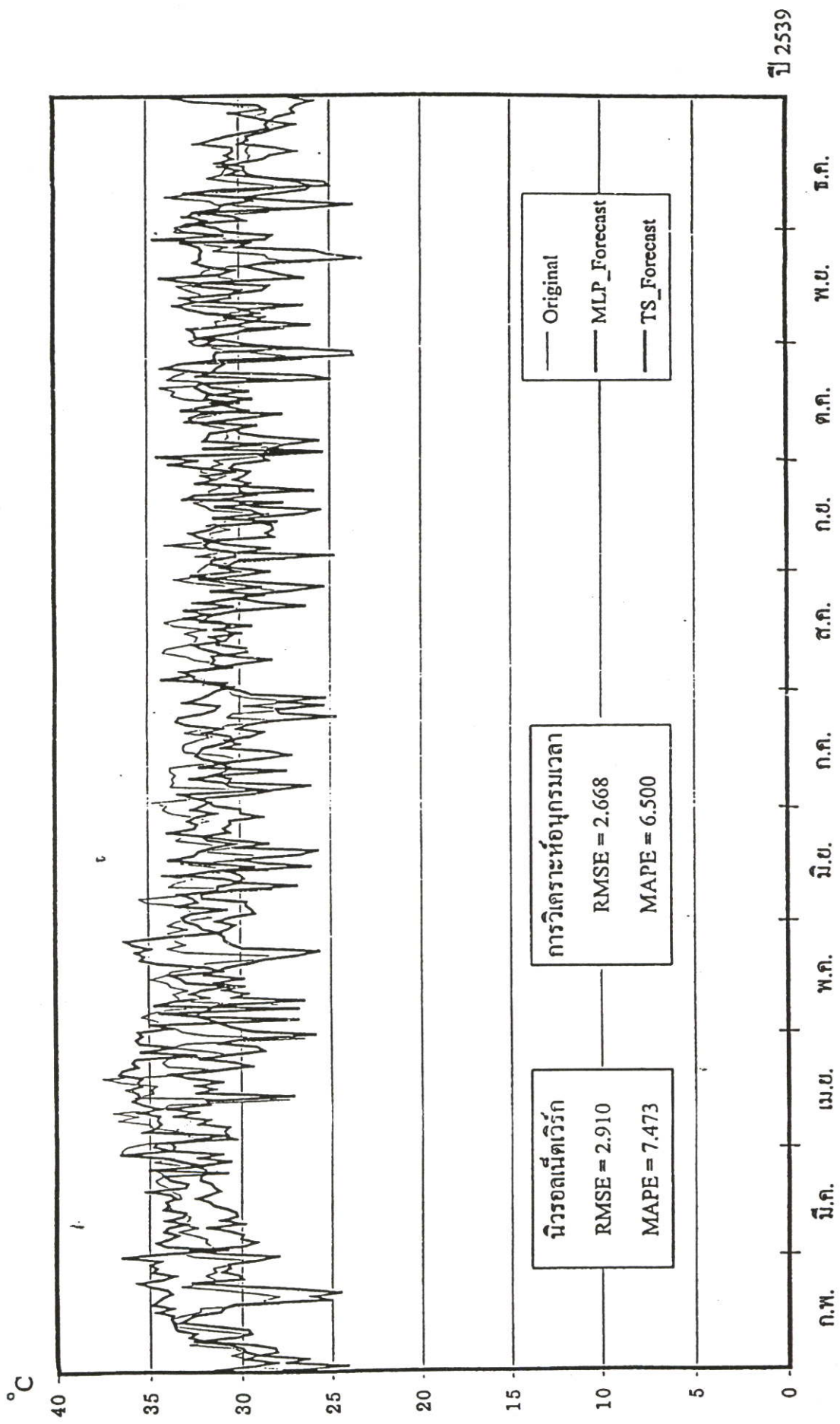
เอกสารอ้างอิง

- [1] Dunis C. **Forecasting Financial Markets**. John Wiley & Sons Ltd. 1996.
- [2] Lincoln H.T. **Time series Forecasting ARMAX Technical Analysis of STOCK & COMMODITIES**. September, pp. 18-26, 1991.
- [3] Mouzouris G.C. and Jerry M.M. "Dynamic Non-Singleton Fuzzy Logic Systems for Nonlinear Modeling", IEEE Trans. Fuzzy Systems, vol.5, no.2, may 1997. pp.199-208
- [4] Wang L.X., **Adaptive Fuzzy Systems and Control : Design and Stability Analysis**. New Jersey: Prentice-Hall, Inc. 1994.
- [5] รศ.ดร. ทรงศิริ แต่สมบัติ. **เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณ**. กรุงเทพมหานคร : หจก. สำนักพิมพ์ฟิสิกส์เซ็นเตอร์. 2539.
- [6] Chen S., Billings S.A., Cowan C.F.N and Grant P.M., "Practical identification of NARMAX models using radial basis functions." Int. J. Contr., vol. 52, no. 6, 1990. pp. 1327-1350.
- [7] Yan J., Ryan M. and Power J. **Using Fuzzy Logic Towards intelligent systems**. Prentice Hall. 1994.
- [8] ดร. สมนึก ทวีโรจน์ และ ดร. ประทีป สันติประภพ. "นิเวศน์เน็ตเวิร์กและฟuzzyลอจิก" สาร NECTEC พฤษภาคม-มิถุนายน 2537 : หน้า 26-35
- [9] Wang L.X., "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning." IEEE Trans. Neural Networks, vol. 3, no. 5, September 1992. pp. 807-814.
- [10] Kreesuradej W., "Adaptive Fuzzy NIMC Strategy." Ph.D. Dissertation, Texas Tech U., Lubbock.1996.
- [11] Wang L.X., "Fuzzy systems are universal approximators." Proc. IEEE International Conf. Fuzzy systems, San Diego 1992., 2511-2516.
- [12] กาญจนา แก้วสกุลทอง. 2545. "การพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นด้วยรูปแบบเรเดียลเบซีสฟังก์ชัน NARMA" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
- [13] จรรยารัตน์ พุฒยานันท์. 2541. "การประยุกต์ใช้นิเวศน์เน็ตเวิร์กในการพยากรณ์อุณหภูมิ" วิทยานิพนธ์วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ บัณฑิตวิทยาลัย, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี

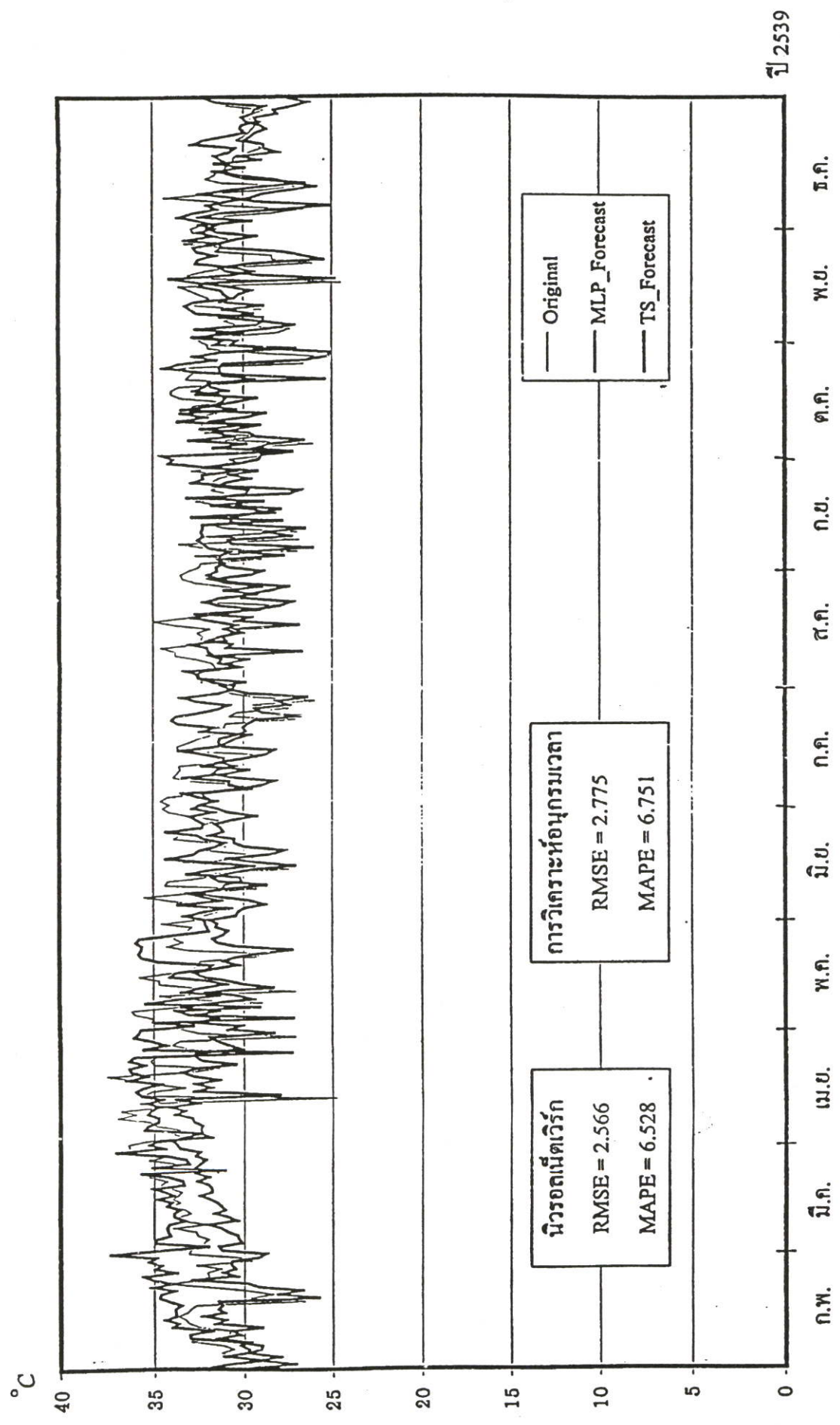
ภาคผนวก

ภาคผนวก ก.

**ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้ง
ด้วยวิธีนิรอรตเน็ตเวิร์กและการวิเคราะห์อนุกรมเวลา
ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น. ตามลำดับ**

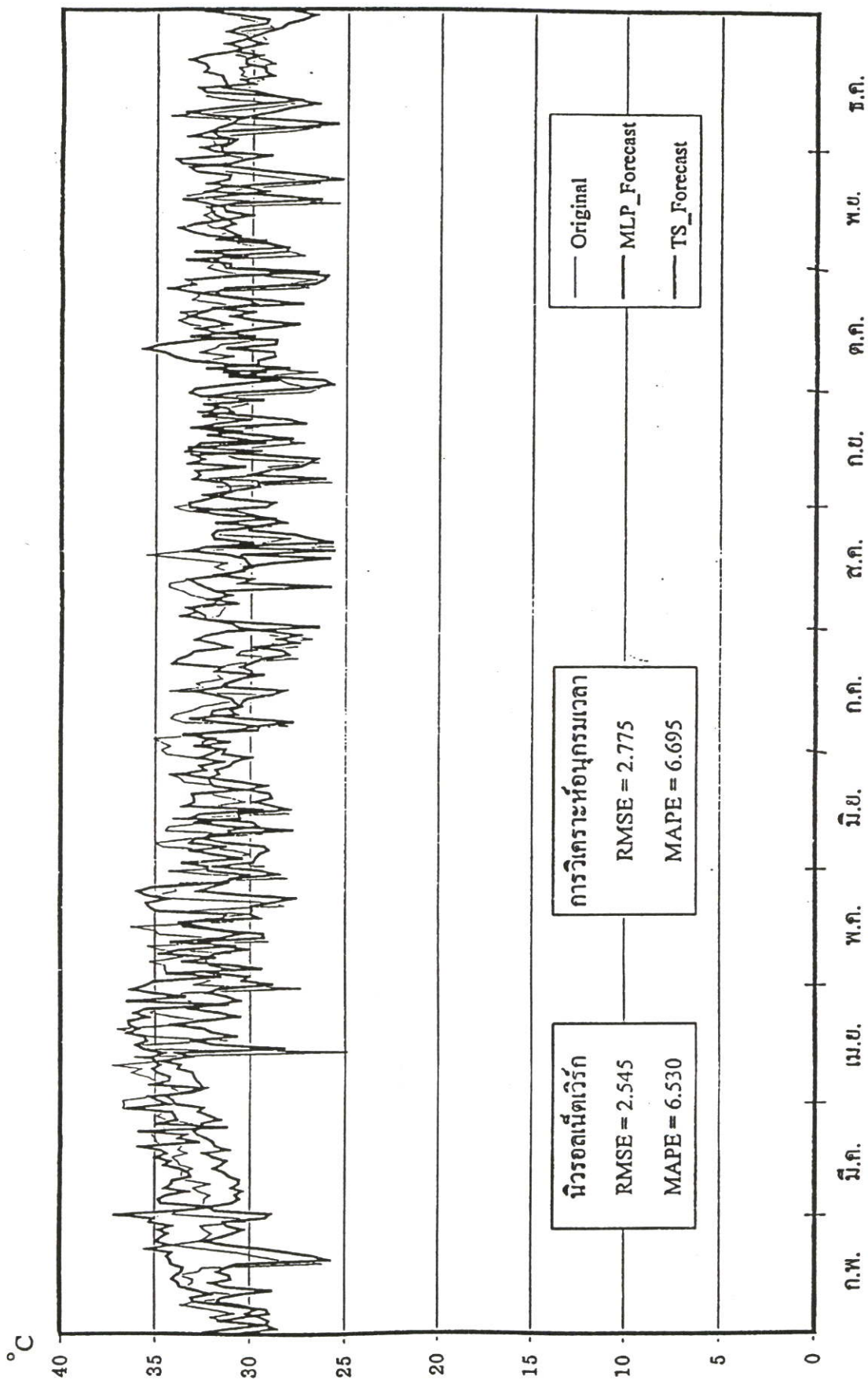


รูปที่ 6.1 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (13 : 00 น.)



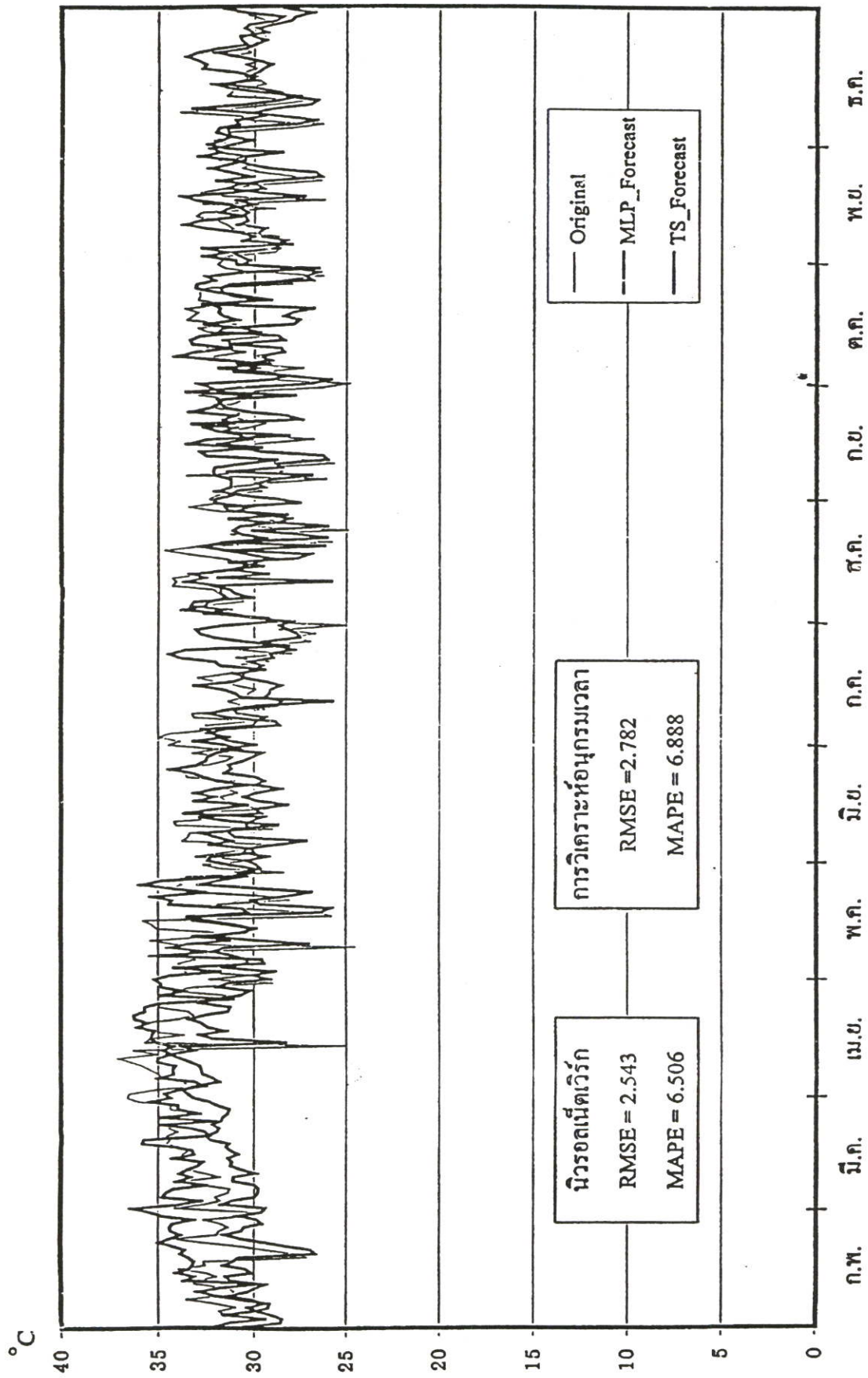
ปี 2539

รูปที่ 6.2 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์หอนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (14 : 00 น.)



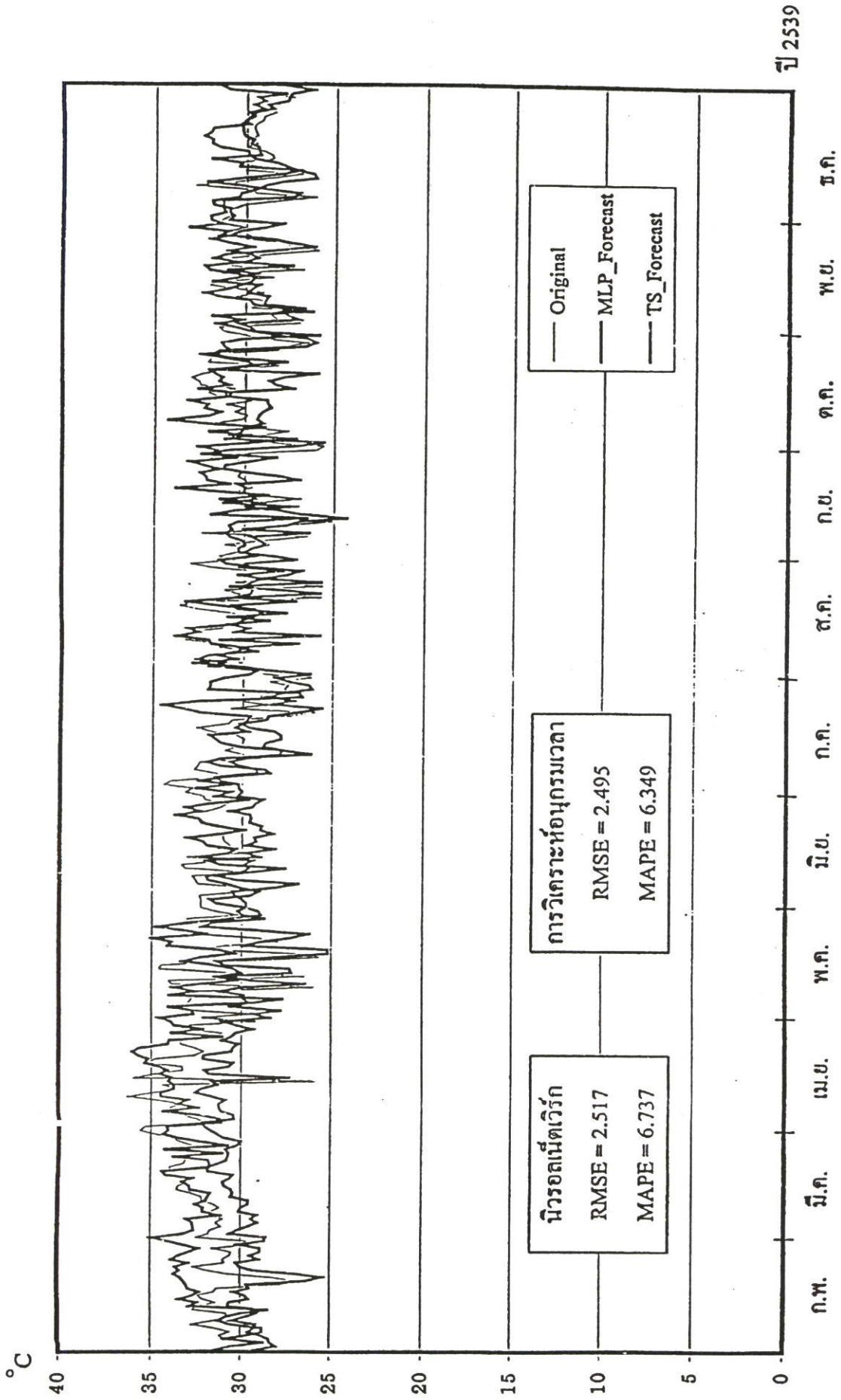
ปี 2539

รูปที่ 6.3 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะแห้งจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (15 : 00 น.)



ปี 2539

รูปที่ 6.4 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิระลอกเย็นแห่งจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (16 : 00 น.)

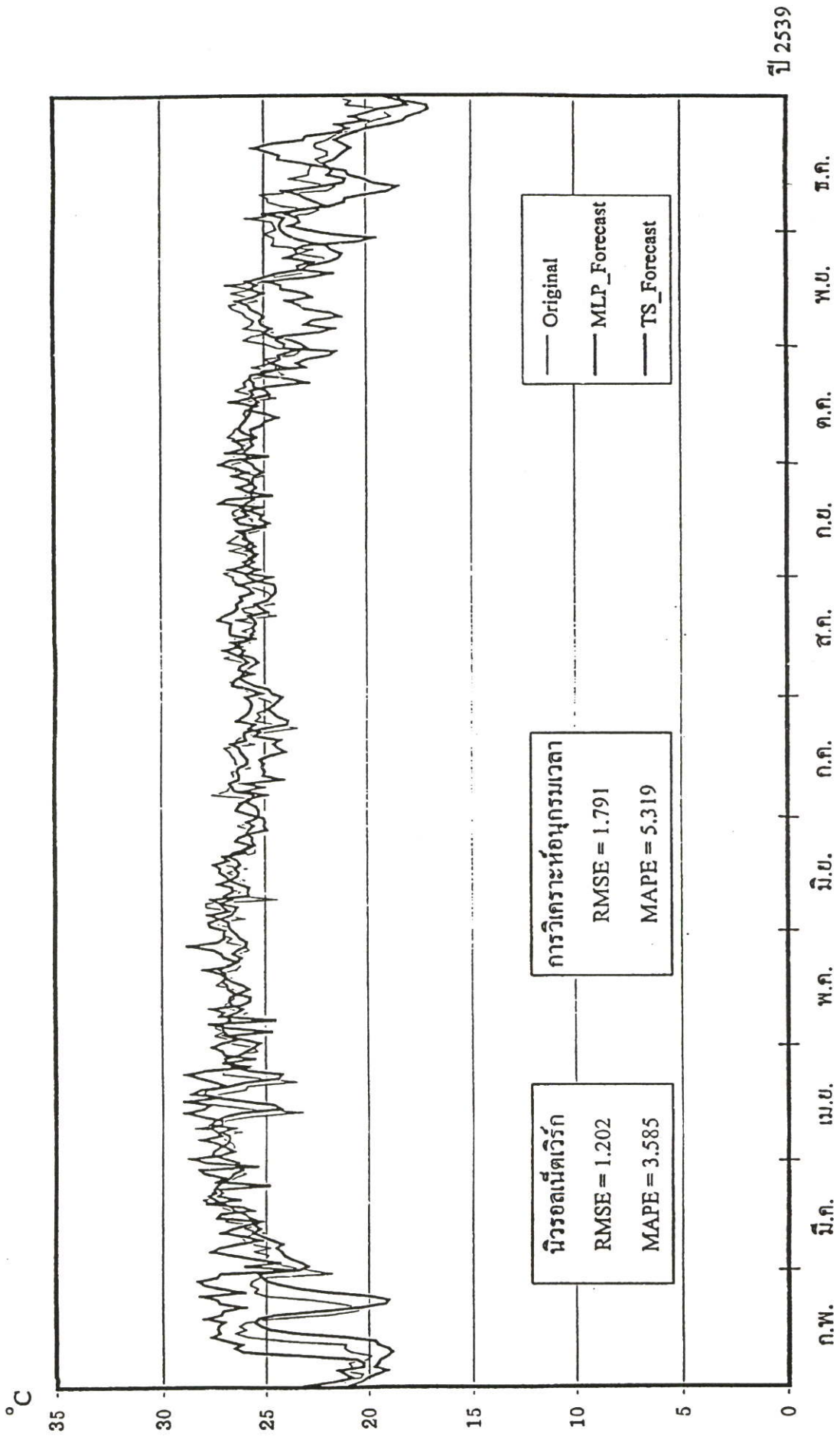


รูปที่ 6.5 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสเป่าแห้งจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (17:00 น.)

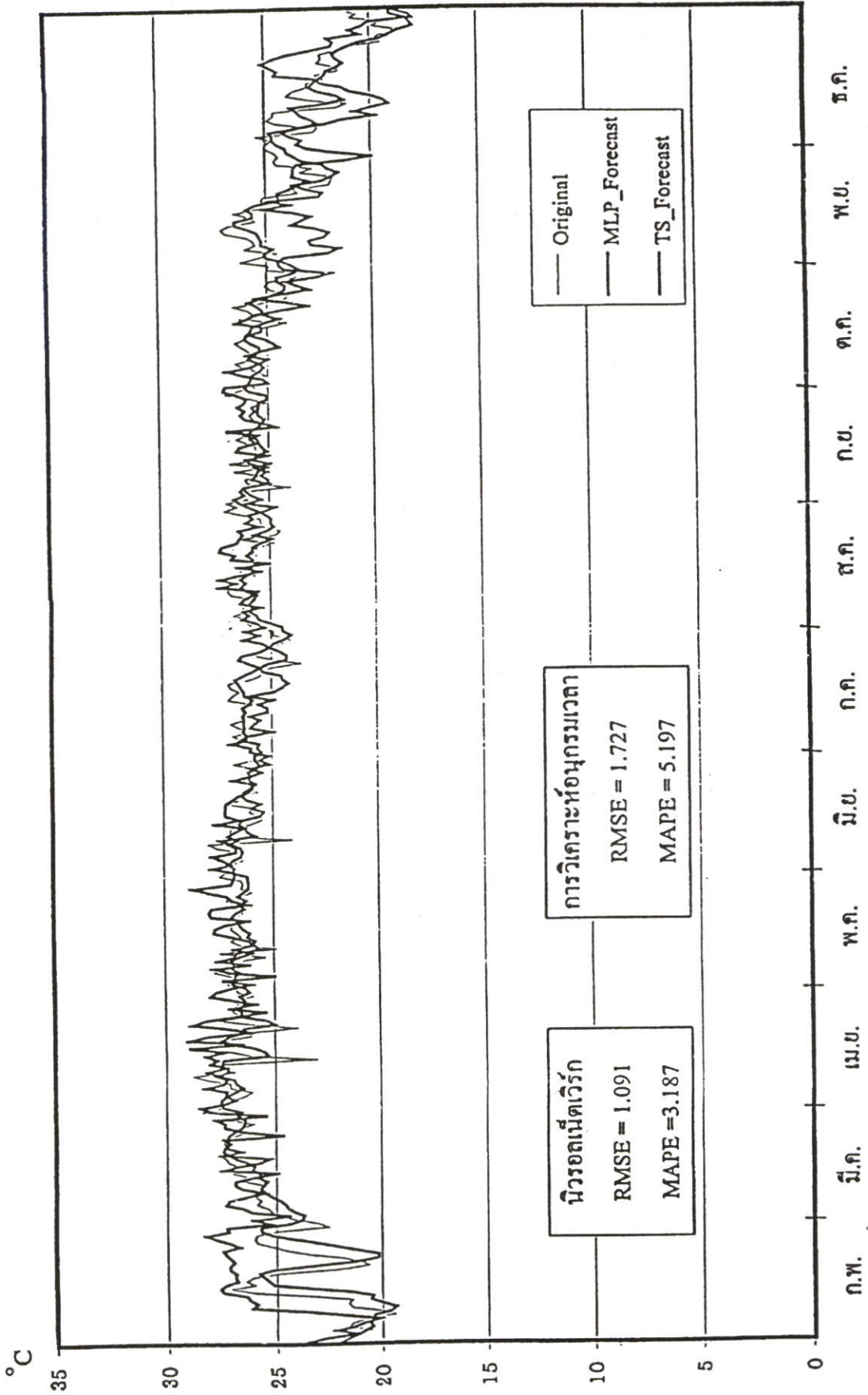
ภาคผนวก ข.

ผลการพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียก
จากนิวัตตเน็ตเวิร์กและการวิเคราะห์ห่ออนุกรมเวลา

ณ. เวลา 13.00 – 17.00 น.

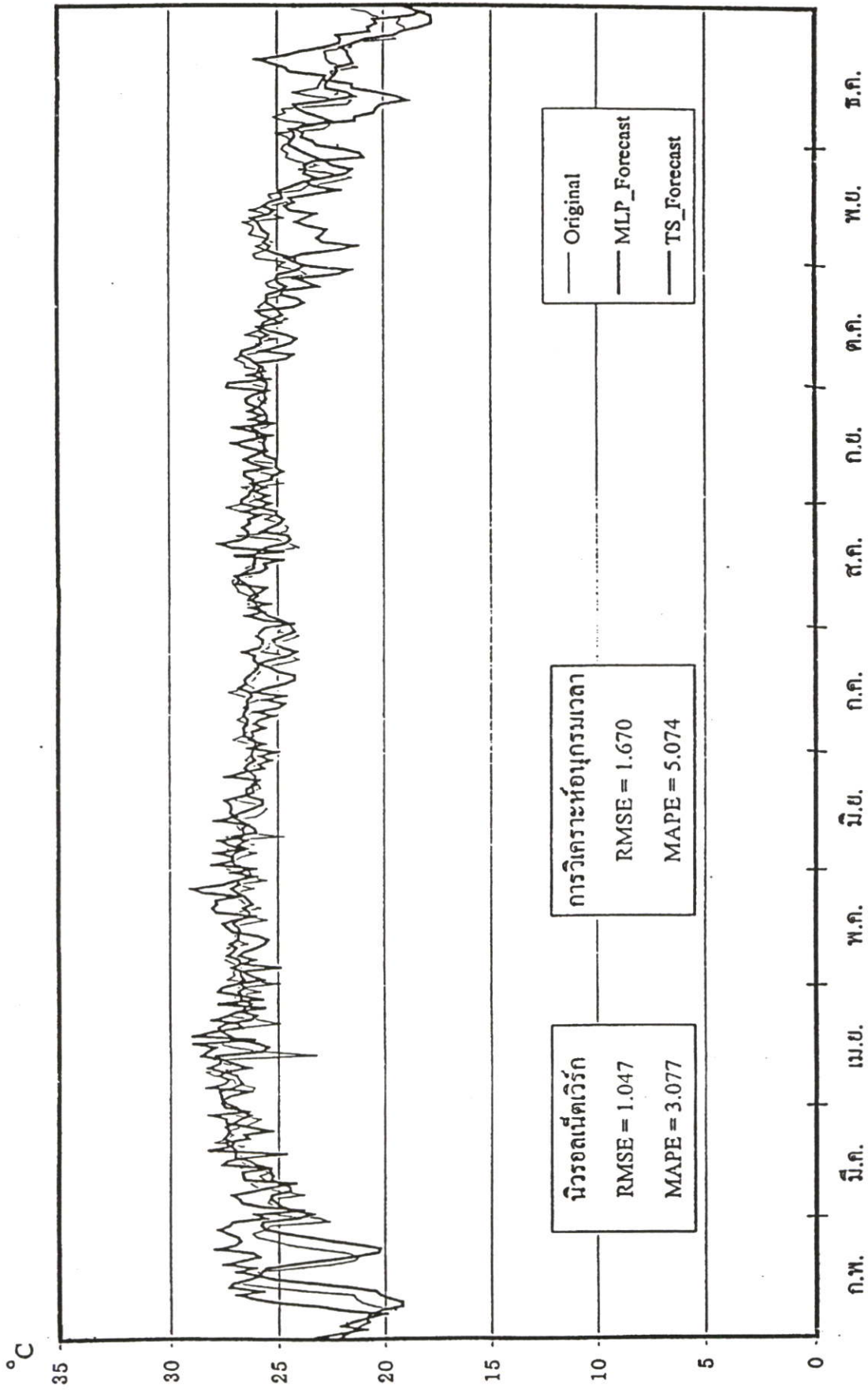


รูปที่ 6.6 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสเป่าเปียงจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (13 : 00 น.)

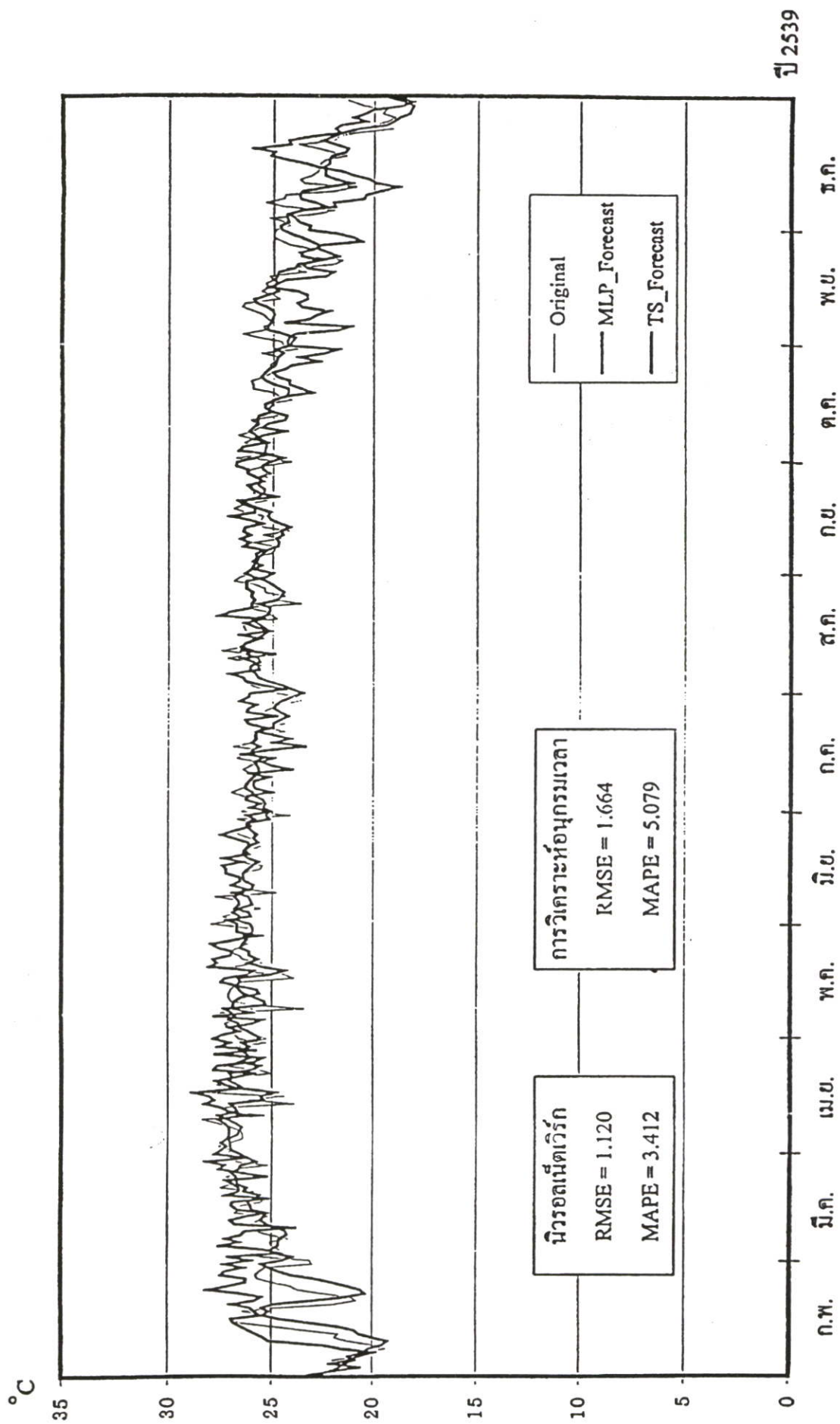


ปี 2539

รูปที่ 6.7 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิระยะเฝ้าไข้จากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (14 : 00 น.)

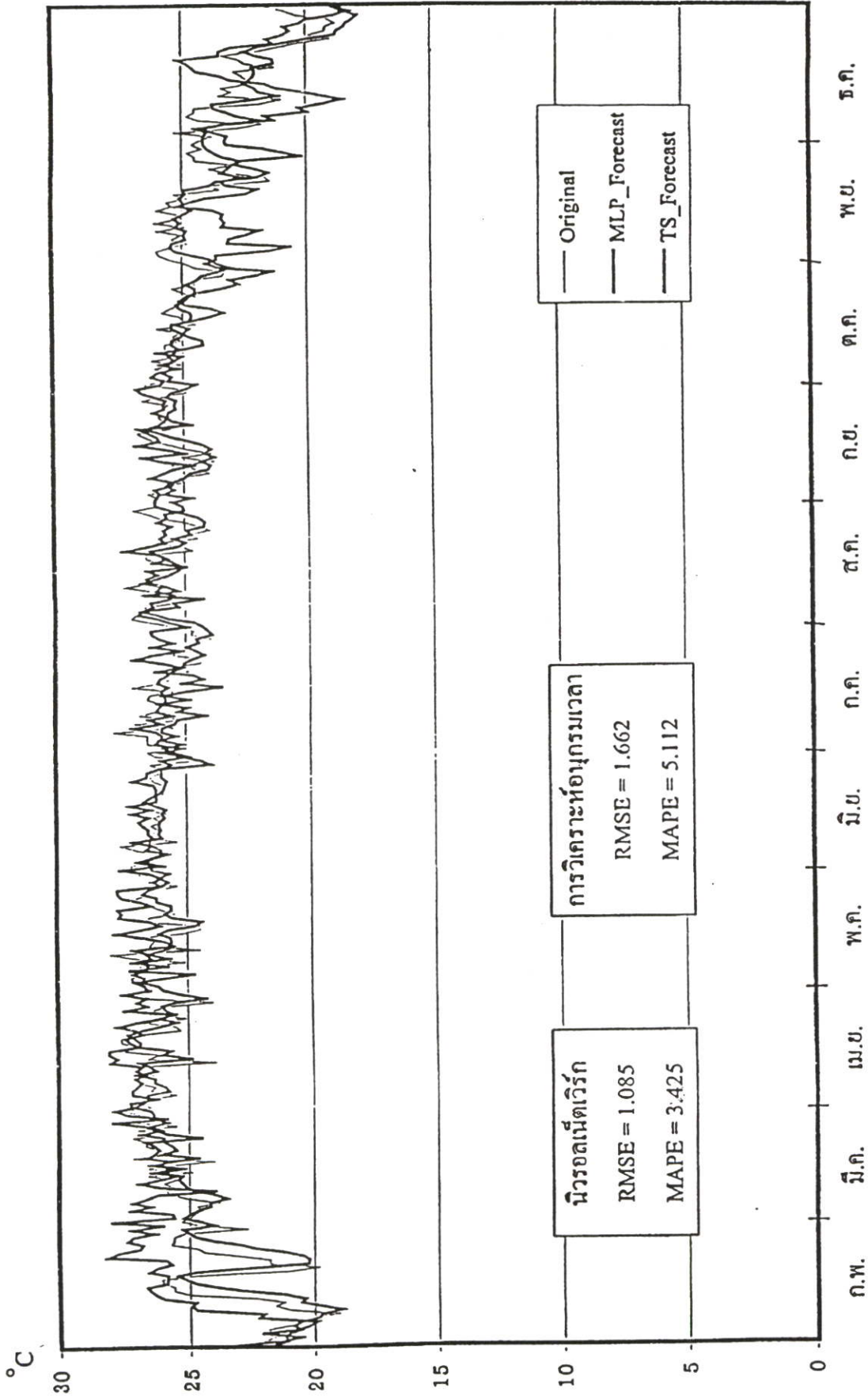


รูปที่ 6.8 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระเปาะเปียกจากนิวรอนเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (15 : 00 น.)



รูปที่ 6.9 เปรียบเทียบผลพยากรณ์อุณหภูมิกระแสเป่าเปียงจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (16 : 00 น.)

ปี 2539



ปี 2539

รูปที่ 6.10 เปรียบเทียบสภาพอากาศอุณหภูมิกระเปาะเปียกจากนิวรอลเน็ตเวิร์ก V.S. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา V.S. อุณหภูมิจริง (17 : 00 น.)

ภาคผนวก ค.

ผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการทำวิทยานิพนธ์
และได้รับการตีพิมพ์

1999. "Fuzzy Narma Model" 69-72. in **Proceedings of 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS'99)**. Thailand.



1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems

Signal Processing and Communications Beyond 2000

December 8-10, 1999

Phuket Arcadia Hotel & Resort, Phuket, Thailand

Sponsored by:

National Science and Technology Development Agency (NSTDA)
National Electronics and Computer Technology Center (NECTEC)
Japan International Cooperation Agency (JICA)
Sirindhorn International Institute of Technology (SIIT), Thammasat University

Technical Co-Sponsored by:

IEEE Communication Society

In Cooperation with:

Institute of Electronics, Information and Communication Engineers (IEICE)

Organized by:

Communications Chapter, IEEE Thailand Section

Fuzzy NARMA Model

Worapoj Kreesuradej and Chokchai Wiwattanakantang

Faculty of Information Technology,

King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok 10520, Thailand

Phone: (662) 737-2551-4 Ext. 530, Fax: (662) 326-9074, E-mail: worapoj@it.kmitl.ac.th

Abstract

In this paper, a fuzzy system for modeling NARMA system is proposed. Here, a fuzzy basis function is used as fuzzy NARMA model. Furthermore, this paper also proposes an error feedback technique and the least squares algorithm to identify parameters of the fuzzy NARMA model. Finally, the simulation results demonstrate that the fuzzy NARMA model provides better performance than the fuzzy NAR model.

1. Introduction

Fuzzy systems have been applied for solving a variety of problems. As one area of the application, fuzzy systems are applicable to model systems that are complex and nonlinear. Most applications of fuzzy modeling rely on the framework of autoregressive (AR) model or nonlinear autoregressive (NAR) model [2], [3]. This is the case because the inputs value for the fuzzy models can be easily identified: they are simply the lagged values of the time series itself or the exogenous inputs. However, most systems in real-life cannot be modeled by only AR or NAR models [1], [5]. As an example, some real-life needs to be modeled by NARMA model. Fuzzy models that are based on the framework of AR model or NAR model fail to model a system that is represented by NARMA model. As a result, high prediction error may occur when applied the fuzzy AR model or the fuzzy NAR model for modeling NARMA process.

The extension of fuzzy system for modeling the system that is represented by NARMA model will be proposed in this paper. Here, fuzzy basis functions (FBFs) is used as the fuzzy NARMA(p,q) model because FBF expansions are capable of uniformly approximating any real continuous function. [3] Similar to the previous works, the AR inputs of the fuzzy system are the lagged values of the time series. In addition, the fuzzy inputs are augmented by q error feedback inputs, whose values are determined by the errors made by the model. This justifies calling such a fuzzy nonlinear autoregressive moving average (fuzzy NARMA(p,q)) model. Moreover, the least squares algorithm is used to identify parameters of the fuzzy NARMA model. Finally the identification results are presented to illustrate the approach of fuzzy NARMA model.

2. Fuzzy Basis Functions

In this paper, we consider a fuzzy system whose basic configuration is shown in Fig.1.

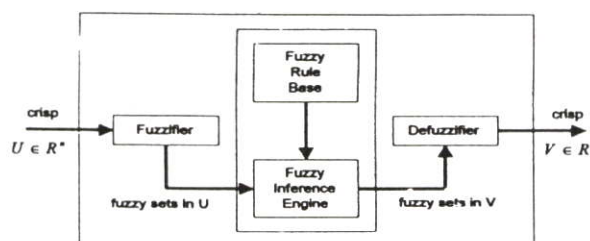


Fig. 1. Basic configuration of fuzzy systems.

If the fuzzy rule base consists of a collection of fuzzy IF-THEN rule:

$$R^l: \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } y \text{ is } G^l$$

where $l=1, 2, \dots, L$, F_i^l and G^l are labels of fuzzy sets in U and V respectively, then fuzzy logic systems with a center average defuzzifier, algebraic product inference, and singleton fuzzifier consist of all functions of the form

$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{l=1}^L \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)} \quad (1)$$

where $\mu_{F_i^l}$ and μ_{G^l} are membership function of F_i^l and G^l respectively and \bar{y}^l is the point at which μ_{G^l} achieves its maximum value that is assumed to be one.

Fuzzy basis functions [3] are defined as

$$p_j(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i) \right)}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, L. \quad (2)$$

Therefore, the fuzzy system in the equation.(1) is equivalent to a fuzzy basis function (FBF) expansion:

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}). \quad (3)$$

Here, Least squares (LS) algorithm is proposed to identify the parameters of the FBF expansion. To applied LS algorithm, the FBF expansion is rewrite as

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}) + \epsilon \tag{4}$$

Given N input-output pairs, the matrix notation of the equation (4) can be written as

$$Y = P\Theta + E \tag{5}$$

Where

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ \vdots \\ y^N \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} p_1^1 & \dots & p_L^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1^N & \dots & p_L^N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \epsilon^1 \\ \vdots \\ \epsilon^N \end{bmatrix}$$

Then, Θ must satisfy the following equation:

$$(P^T P) \Theta = P^T Y \tag{6}$$

The derivation of the equation (5) can be found in Kreesuradej [7]. The inverse or pseudo-inverse of $P^T P$ are usually utilized for finding the value of Θ .

One important property of FBF expansions is that FBF expansions are capable of approximating any real continuous function [3], [4]. This gives a justification for using FBF expansions to model a dynamic system that is usually described by continuous functions. In this work, the FBF expansions will be applied to modeling NARMA model.

3. Identification procedure of fuzzy NARMA model

Here, FBFs is proposed to model NARMA (p,q) model which has the following form [6]:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) = \hat{y}(t) + e(t) \tag{7}$$

where $y(t)$ and $e(t)$ are the system output and prediction error, respectively; n_y and n_e are the maximum lags in the output and noise, respectively, $\{e(t)\}$ is assumed to be a white sequence, $f(\cdot)$ is some non-linear function and $\hat{y}(t)$ is prediction value.

The main purpose for NARMA model is to find the best $\hat{y}(t)$ to estimate $f(\cdot)$.

The identification procedure can be summarized as follows:

- (i) Choose n_y and n_e . Initially the set of

$$\hat{y}^0(t) = f_0(y(t-1) \dots y(t-n_y)) \tag{8}$$

where $f_0(\cdot)$ estimates $f(\cdot)$

FBF model is selected using the LS algorithm and the initial model is used to generate the initial prediction error sequence $\{e^{(0)}(t)\}$ where $e^{(k)}(t) = y(t) - \hat{y}^{(k)}(t)$, $k=0, 1, 2, 3, \dots$

- (ii) An iterative loop is then entered to update the model. At the k th iteration

$$\hat{y}^{(k)}(t) = f_k(y(t-1) \dots y(t-n_y), e^{(k-1)}(t-1) \dots e^{(k-1)}(t-n_e)) \tag{9}$$

where $f_k(\cdot)$ estimates $f(\cdot)$

FBF model is selected by LS algorithm and this gives rise to the prediction error sequence $\{e^{(k)}(t)\}$ Typically two to four iterations are sufficient. [5]

- (iii) The Chi-squared test, Autocorrelations of the residuals [5] and mean square error (MSE) are performed to assess the model. If the model is considered adequate the procedure is terminated. Otherwise go to step (i).

4. Experimental Results

Here, the proposed NARMA model is applied to model NARMA model as shown in Eq. (10). In addition, NARMA model is also modeled by the fuzzy NAR model for comparison purpose.

$$y(t) = \frac{y(t-1)}{1.2} + \frac{\hat{y}(t-2)}{3(1+y^{10}(t-2))} + e(t) + e(t-1) + e(t-2) \tag{10}$$

Firstly, the first 900 points of time series sequence are used for setting up the fuzzy NAR and NARMA model. Then, the last 100 points of the sequence are set aside for testing model.

The results are given in Table 1 for both fuzzy NAR model and fuzzy NARMA model. The data set and the model response are shown in Figs 2. and 3. The correlation tests and chi-squared tests are in Figs 4,5,6, respectively. Histograms of residuals provide in Fig 7.

From the results, the fuzzy NARMA model provides lower mean square error and standard deviation (STD) than the fuzzy NAR model. In addition, from the model validity tests show that the model is adequate while the fuzzy NAR model give unsatisfied model validity tests.

Table 1. Predictive modeling results

MODEL (Noise STD = 0.1416)	Training MSE	Testing MSE	Training STD	Testing STD
Fuzzy NAR Model	0.0487	0.0684	0.2208	0.2511
Fuzzy NARMA Model	0.0228	0.0405	0.1512	0.2017

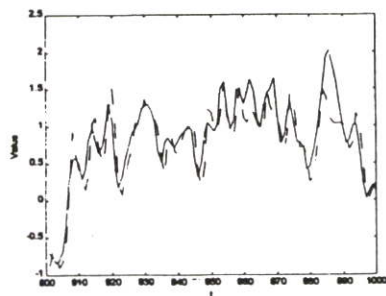


Fig. 2. The results from the fuzzy NAR model. : dashed line is the original time series and solid line is the prediction from the fuzzy NAR model, MSE = 0.0684

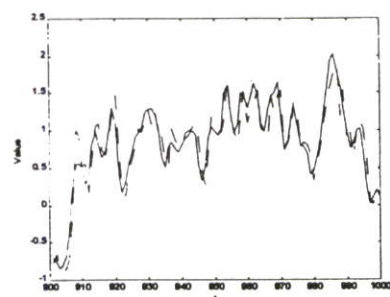


Fig. 3. The results from the fuzzy NARMA model. : dashed line is the original time series and solid line is the prediction from the fuzzy NARMA model, MSE = 0.0405

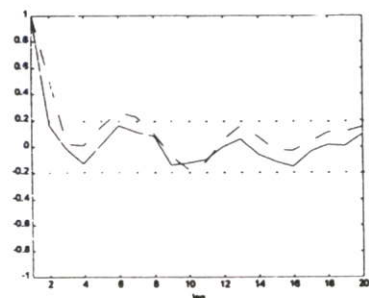


Fig 4. Autocorrelations of residuals; dotted line is 95 % confidence band, dashed line is the correlation of the fuzzy NAR model and solid line is the correlation of the fuzzy NARMA model.

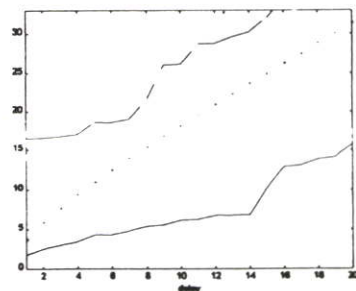


Fig 5. Chi-squared tests; $\omega(t) = e^2(t-1)$; Dotted line is 95 % confidence limit, dashed line is the values of χ^2 of the fuzzy NAR model and solid line is the values of χ^2 of the fuzzy NARMA model.

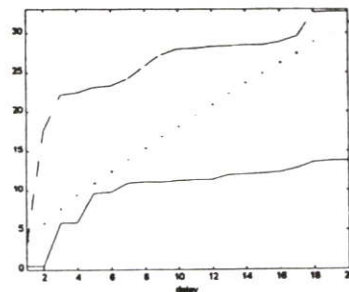
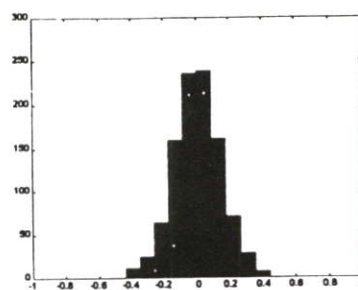
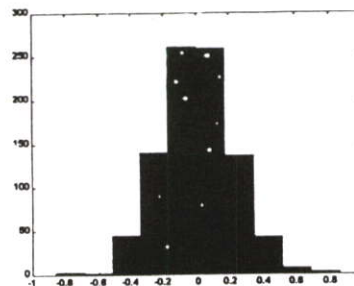


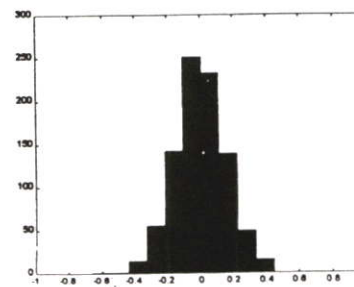
Fig 6. Chi-squared tests; $\omega(t) = y^2(t-1)$; Dotted line is 95 % confidence limit, dashed line is the values of χ^2 of the fuzzy NAR model and solid line is the values of χ^2 of the fuzzy NARMA model.



(a)



(b)



(c)

Fig 7. Histograms of residuals; (a) residuals of simulated NARMA, (b) residuals of the fuzzy NAR model, (c) residuals of the fuzzy NARMA model.

5. Conclusions

This paper proposes the fuzzy NARMA model with feedback error technique and LS algorithm for modeling NARMA model. Based on the simulation results, the fuzzy NARMA model provides better performance than the fuzzy NAR model. In the future, the results from comprehensive studies such as convergence analysis of the algorithm and testing the proposed model with complex time series model will be reported.

References

- [1] C.Dunis, *Forecasting Financial Markets*, John Wiley & Sons Ltd., 1996.
- [2] H.T.Lincoln, *Time series Forecasting ARMAX, Technical Analysis of STOCK & COMMODITIES*, September, pp. 18-26, 1991.
- [3] L.X.Wang, "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 807-814, 1992.
- [4] L.X.Wang, "Fuzzy systems are universal approximators", *Proc. IEEE International Conf. On Fuzzy systems*, San Diego (1992), 2511-2516.
- [5] S.Chen, S.A.Billings, C.F.N.Cowan and P.M.Grant, "Practical identification of NARMAX models using radial basis functions", *Int. J. Contr.*, vol. 52, no. 6, pp. 1327-1350, 1990.
- [6] S.L.Chang, T.Ogunfremni, *Recursive Orthogonal Least Squares Method and its Application in nonlinear adaptive filtering*, IEEE, pp. 1392-1396, 1997.
- [7] W. Kreesuradej, *Adaptive Fuzzy NIMC Strategy*. Ph.D. Dissertation, Texas Tech U., Lubbock., 1996

1999. "Non-Linear Time Series Prediction using Fuzzy NARMA model" in **Proceedings of The 1999 National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC'99)**. Thailand.

Non-Linear Time Series Prediction using Fuzzy NARMA model

Chokchai Wiwattanakantang
 Faculty of Information Technology
 King Mongkut Institute of Technology Ladkrabang
 Bangkok, Thailand
 E-Mail: chokchai@mail.com

Abstract: The paper presents a fuzzy system for modeling fuzzy NARMA model to predict non-linear time series. Here, a fuzzy basis function is used as fuzzy NARMA model. Furthermore, this paper also proposes an error feedback technique and the least squares algorithm to identify the parameters of the fuzzy NARMA model. Finally, the experimental results illustrate that the proposed model provides good performance to predict non-linear time series.

Key words: fuzzy systems, fuzzy basis function, non-linear time series prediction, NARMA model.

1. บทนำ

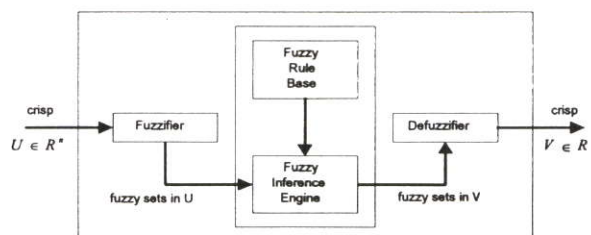
การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยทั่วไปตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่าอนุกรมเวลามีลักษณะเชิงเส้น โดยใช้ตัวแบบ AR (Autoregressive Model) หรือตัวแบบถดถอย (Regressive Model) ในการพยากรณ์ [3], [5] แต่ในความเป็นจริงอนุกรมเวลาโดยส่วนใหญ่มีลักษณะไม่เชิงเส้น หากใช้ตัวแบบ AR , ตัวแบบถดถอย ในการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์อาจทำให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนสูง และหากอนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นมีลักษณะเป็นตัวแบบ NARMA การใช้ตัวแบบ NAR หรือตัวแบบฟัซซี NAR จะไม่สามารถพยากรณ์อนุกรมเวลานั้นได้ดี

บทความนี้เพิ่มเติมระบบฟัซซีสำหรับการกำหนดตัวแบบของระบบเพื่อใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น โดยกำหนดให้ระบบอยู่ในลักษณะของตัวแบบ NARMA ชั้นแรกฟัซซีเบซิสฟังก์ชันถูกนำมาใช้ในการกำหนดตัวแบบ ข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกฝึกหัดโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Algorithm) ค่าพยากรณ์และค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จะถูกนำกลับเข้าไปฝึกหัด (feedback technique) เพื่อให้ตัวแบบมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น และขั้นตอนสุดท้ายตัวแบบจะถูกทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบด้วยวิธีการต่าง ๆ เช่น การทดสอบสหสัมพันธ์แบบบอโต และการทดสอบไค-สแควร์ เป็นต้น ตัวแบบที่มีลักษณะดังกล่าวข้างต้นรวม

เรียกว่าตัวแบบฟัซซี NARMA ผลจากการทดลองจะแสดงให้เห็นว่าตัวแบบฟัซซี NARMA ที่นำเสนอนี้เป็นตัวแบบที่เหมาะสมและให้ค่าความถูกต้องของการพยากรณ์มากกว่าระบบตัวแบบฟัซซี NAR

2. ฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน

ในบทความนี้ จะพิจารณาระบบฟัซซีแบบที่มีกระบวนการฟัซซีฟายเออร์ (Fuzzifier) และ ดีฟัซซีฟายเออร์ (Defuzzifier) ซึ่งมีโครงสร้างดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 โครงสร้างของระบบฟัซซีที่มีกระบวนการฟัซซีฟายเออร์ และดีฟัซซีฟายเออร์

ถ้ากฎเกณฑ์ฟัซซี (Fuzzy Rule Base) ประกอบด้วยหลายกฎเกณฑ์ฟัซซีถ้า-แล้ว (Fuzzy IF-THEN rule) ดังต่อไปนี้

$$R^l : \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \\ \text{THEN } y \text{ is } G^l$$

เมื่อ $l=1, 2, \dots, L, F_l^l$ และ G^l เป็นเลขเบลของฟัซซีเซต U และ V ตามลำดับแล้ว ระบบฟัซซีซึ่งประกอบด้วย Singleton Fuzzifier, Algebraic Product Inference และ Center Average Defuzzifier สามารถเขียนอยู่ในรูปของ สมการเชิงคณิตศาสตร์ได้ดังสมการที่ 1

$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{l=1}^L y^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)} \quad (1)$$

เมื่อ $\mu_{F_i^l}$ และ μ_{G^l} เป็นฟังก์ชันสมาชิก (Membership Function) ของ F_i^l และ G^l ตามลำดับ โดยที่ $\mu_{F_i^l}$ เป็น ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ (Gaussian Membership Function)

$$\mu_{F_i^l} = a_i^l \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \bar{x}_i^l}{\sigma_i^l} \right)^2 \right] \quad (2)$$

เมื่อ a_i^l, \bar{x}_i^l และ σ_i^l เป็นพารามิเตอร์จำนวนจริง ซึ่ง $0 < a_i^l \leq 1$ และ \bar{y}^l เป็นจุดที่ μ_{G^l} มีค่ามากที่สุด ซึ่งถูก กำหนดให้มีค่าเท่ากับ 1 (ค่าความเป็นสมาชิกมีค่ามากที่สุดเป็น 1)

ฟัซซีเบซิสฟังก์ชัน หรือ FBF [7] ถูกนิยามดังสมการที่ (3)

$$p_j(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i)}{\sum_{j=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}, \quad j=1, 2, 3, \dots, L. \quad (3)$$

ระบบฟัซซีในสมการที่ (1) จะสมมูลกับ FBF expansions

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \bar{y}_j^l p_j(\bar{x}) \quad (4)$$

เราใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Algorithm) เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของ FBF expansions ดังนั้นสมการที่ (4) สามารถเขียนใหม่ได้โดย

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \bar{y}_j^l p_j(\bar{x}) + \bar{a} \quad (5)$$

ใน [4] เมื่อกำหนดค่าลำดับอินพุต-เอาต์พุต และกำหนด สัจลักษณ์เมตริกซ์ สมการที่ (5) สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$Y = P\Theta + E \quad (6)$$

โดยที่

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ \vdots \\ y^N \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} p_1^1 & \cdots & p_L^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1^N & \cdots & p_L^N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \bar{a}^1 \\ \vdots \\ \bar{a}^N \end{bmatrix}$$

และ Θ จะต้องสัมพันธ์กับสมการที่ (7)

$$(P^T P)\Theta = P^T Y \quad (7)$$

อินเวอร์ส (Inverse) หรือสตูโดอินเวอร์ส (Pseudo Inverse) ของ $P^T P$ จะถูกคำนวณเพื่อหาค่า Θ ที่เหมาะสม

คุณสมบัติที่สำคัญของ FBF expansions ก็คือ FBF expansions มีความสามารถในการประมาณค่าฟังก์ชันที่มี ลักษณะต่อเนื่อง [6], [7] เป็นเหตุผลหนึ่งซึ่งเราสามารถ นำ FBF expansions มาสร้างตัวแบบระบบพลวัต (Dynamic Systems) ซึ่งถูกบรรยายโดยใช้ฟังก์ชันที่มี ลักษณะต่อเนื่อง ในงานวิจัยนี้ FBF expansions จะถูกนำมา ใช้กำหนดตัวแบบฟัซซี NARMA เพื่อนำไปพยากรณ์ อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้น

3. ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA

ในบทความนี้ FBF ถูกนำเสนอเพื่อกำหนดตัวแบบ NARMA(p,q) และพยากรณ์อนุกรมเวลาซึ่งมีลักษณะดังสมการข้างล่าง [2]

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) = \hat{y}(t) + e(t) \quad (8)$$

เมื่อ $y(t)$ และ $e(t)$ เป็นเอาต์พุตของระบบและค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ ตามลำดับ n_y และ n_e เป็นจำนวนสูงสุดของ lag ของเอาต์พุตและค่าคลาดเคลื่อนตามลำดับ กำหนดให้ $\{e(t)\}$ เป็น white sequence $f(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันไม่เชิงเส้น และ $\hat{y}(t)$ เป็นค่าพยากรณ์จุดประสงค์หลักของการกำหนดตัวแบบก็คือพยายามใช้คุณสมบัติของ FBF expansions ที่เหมาะสมมาแทนที่ $f(\cdot)$ สำหรับอนุกรมเวลานั้น ๆ

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการกำหนดตัวแบบจะถูกแบ่งเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ข้อมูลส่วนแรกถูกนำไปใช้เพื่อฝึกหัดด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด ข้อมูลอีกส่วนหนึ่งจะถูกทำไปใช้ในการตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA มีดังนี้

- (1) กำหนดฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์ซึ่งมีลักษณะดังสมการที่ (2) และกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของค่า y หรือ nMs_y และจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของค่า e หรือ nMs_e
- (2) กำหนด n_y และ n_e และกำหนดจำนวนรอบสูงสุดของ k (maxK) จำนวนรอบที่เหมาะสมของ k จะอยู่ที่ 2-4 รอบ [1]
- (3) ในขั้นตอนนี้ข้อมูลอนุกรมเวลาจะถูกฝึกหัด โดย

$$\hat{y}(t) = f_{NARMA}(y(t-1) \dots y(t-n_y)) \quad (9)$$

เมื่อ $f_{NARMA}(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันที่เกิดจากตัวแบบพีชชี NAR

FBF จะถูกคำนวณจากฟังก์ชันสมาชิกที่กำหนดตามขั้นตอนที่ (1) ซึ่งมีลักษณะดังสมการที่ (3) ค่าพารามิเตอร์ของ FBF expansions หาได้จากการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด ค่าเริ่มต้นของตัวแบบถูกใช้เพื่อสร้างลำดับค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ $\{e^{(0)}(t)\}$ โดยที่

$$e^{(k)}(t) = y(t) - \hat{y}^{(k)}(t), k=0, 1, 2, 3, \dots$$

(4) ในรอบที่ k ค่าคลาดเคลื่อน $\{e^{(k-1)}(t)\}$ จะถูกนำกลับเข้าไปใช้เพื่อฝึกหัด โดย

$$\hat{y}^{(k)}(t) = f_{NARMA}(y(t-1) \dots y(t-n_y), \text{bound}(e^{(k-1)}(t-1) \dots e^{(k-1)}(t-n_e))) \quad (10)$$

เมื่อ $f_{NARMA}(\cdot)$ เป็นฟังก์ชันที่เกิดจากตัวแบบพีชชี NARMA

FBF จะถูกคำนวณจากฟังก์ชันสมาชิกที่กำหนด ค่าพารามิเตอร์ของ FBF expansions หาได้จากการใช้วิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยจำนวนพารามิเตอร์จะมีจำนวนเท่ากับ $nMs_y^{n_y} * nMs_e^{n_e}$ และให้ลำดับค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ $\{e^{(k)}(t)\}$

$\{e(t)\}$ จะถูกกำหนดค่าขอบเขตของความคลาดเคลื่อน (bound error) ด้วยค่าที่เหมาะสม ค่าที่เหมาะสมหาได้จากค่าคลาดเคลื่อนหรือ white noise ที่เกิดขึ้นจริง แต่ในทางปฏิบัตินั้นไม่สามารถหาค่าคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้นจริงได้ ทางเลือกหนึ่งคือหาค่าขอบเขตความคลาดเคลื่อนจากค่าคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ $\{e^{(k-1)}(t)\}$

(5) ทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ

ในขั้นตอนนี้จะนำข้อมูลส่วนที่ 2 มาใช้ในการทดสอบความเหมาะสมของรูปแบบ โดย

$$\hat{y}(t) = f_{NARMA}(y(t-1) \dots y(t-n_y), \text{bound}(e^{(k-1)}(t-1) \dots e^{(k-1)}(t-n_e))) \quad (11)$$

ตัวแบบถูกทดสอบความเหมาะสมด้วยวิธีการต่าง ๆ ได้แก่ การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต (Auto-Correlation Testing) และการทดสอบไค-สแควร์ (Chi-Squared Testing)

การทดสอบสหสัมพันธ์แบบออโต ทดสอบโดยใช้ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ (Correlation functions) [1] โดยทั่วไปหากค่าของฟังก์ชันสหสัมพันธ์อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น (confidence intervals) 95 %, $\pm 1.96/\sqrt{N}$ แสดงว่าตัวแบบนั้นมีความเหมาะสม

การทดสอบไค-สแควร์ [1] ค่าไค-สแควร์คำนวณจาก

$$\zeta = N\mu^T (\Gamma^T \Gamma)^{-1} \mu \quad (12)$$

เมื่อ

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \Omega(t) \varepsilon(t) / \sigma_\varepsilon \quad (13)$$

σ_ε เป็นค่าความแปรปรวนของเรซิดูล $\varepsilon(t)$ ค่าสถิติ ζ เป็นค่าทางสถิติของการแจกแจงแบบไค-สแควร์โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s

$$\Gamma^T \Gamma = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^i \Omega(t) \Omega^T(t) \quad (14)$$

และ

$$\Omega(t) = [\omega(t) \ \omega(t-1) \ \dots \ \omega(t-s+1)]^T \quad (15)$$

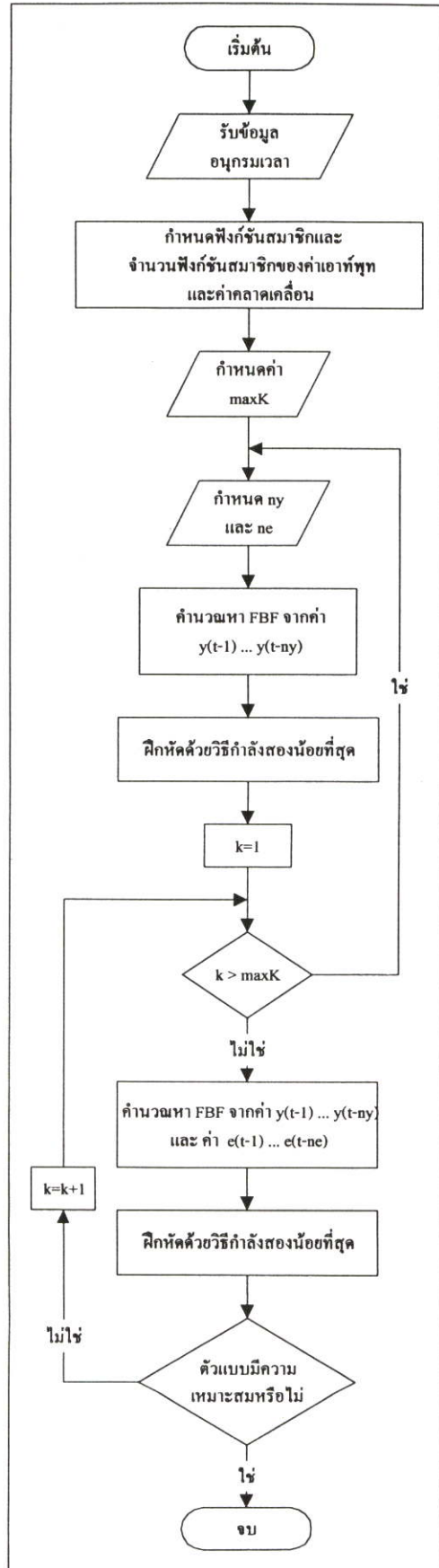
เมื่อ $\omega(t)$ เป็นฟังก์ชันที่เลือกมาจากค่าอินพุต เอาท์พุท หรือค่าคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์

ถ้าค่าของ ζ อยู่ในช่วงความเชื่อมั่น 95 %

$$\zeta < X_s^2(\alpha) \quad (16)$$

แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสม โดยที่ $X_s^2(\alpha)$ เป็นค่าวิกฤต (critical value) ของการแจกแจงแบบไค-สแควร์ โดยมีจำนวนองศาแห่งความเป็นอิสระเท่ากับ s ที่ระดับนัยสำคัญ $\alpha = 0.05$

ขั้นตอนจะหยุดหากตัวแบบเหมาะสม หากตัวแบบยังไม่เหมาะสมจะต้องเริ่มทำตามขั้นตอนตั้งแต่ขั้นตอนที่ (1) ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบและการพยากรณ์ทั้งหมดสามารถแสดงเป็นโฟลว์ชาร์ตได้ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ขั้นตอนการกำหนดตัวแบบพีชชี NARMA

4. ผลการทดลอง

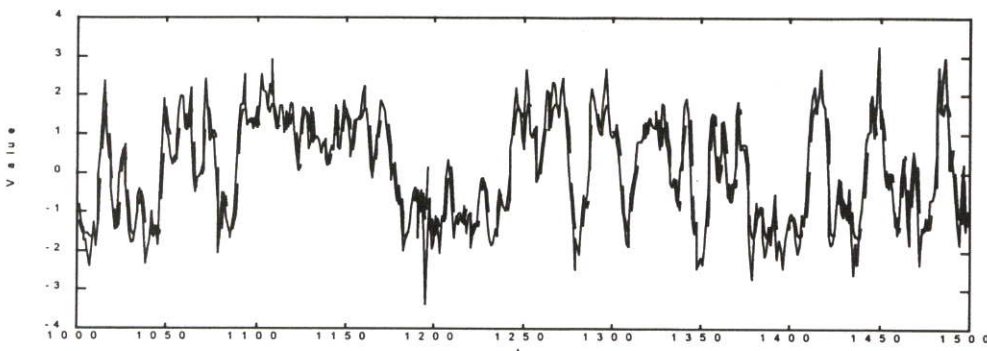
ในการทดลอง ตัวแบบพีชชี NARMA ถูกใช้สำหรับ กำหนดตัวแบบสมการอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นแบบ ไม่เชิงเส้น ซึ่งสมการอนุกรมเวลาแสดงได้ดังสมการที่ (17)

$$y(t) = 1.4y(t-1) \exp\left(\frac{-y^2(t-1)}{6}\right) + e(t) + 0.9e(t-1) \exp\left(\frac{e^2(t-1)}{3}\right) \quad (17)$$

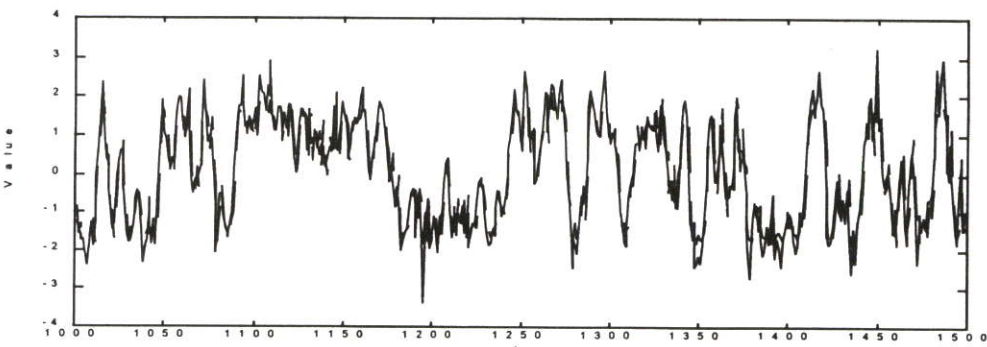
ข้อมูลจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ข้อมูล 1000 ชุดแรกใช้ สำหรับกำหนดตัวแบบพีชชี NAR และตัวแบบพีชชี NARMA ข้อมูลถัดไปอีก 500 ชุดถูกใช้สำหรับทดสอบ ความเหมาะสมของตัวแบบ

ผลจากการพยากรณ์ของด้วยตัวแบบพีชชี NAR และ ตัวแบบพีชชี NARMA แสดงได้ดังตารางที่ 1 ข้อมูล อนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์จากตัวแบบพีชชี NAR แสดงในรูปที่ 3 และข้อมูลอนุกรมเวลาเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA แสดงในรูปที่ 4 ผลจากการทดสอบค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของเรซิดูล และโค-สแควร์ของทั้งสองตัวแบบแสดงในรูปที่ 5 และ 6 ตามลำดับ ฮิสโตแกรมของเรซิดูลแสดงในรูปที่ 7

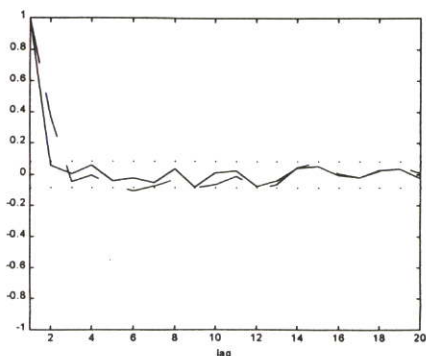
จากผลการทดลองตัวแบบพีชชี NARMA ให้ค่าความถูกต้องมากกว่าตัวแบบพีชชี NAR กล่าวคือตัวแบบพีชชี NARMA ให้ค่า MSE (mean square error) ที่น้อยกว่า และตัวแบบพีชชี NARMA ให้ค่า STD (standard deviation) ของเรซิดูลใกล้เคียงกับเรซิดูลของตัวแบบที่ จำลองขึ้นมากกว่า นอกจากนี้จากการทดสอบความเหมาะสมของตัวแบบ แสดงให้เห็นว่าตัวแบบพีชชี NARMA มีความเหมาะสมมากกว่าตัวแบบพีชชี NAR



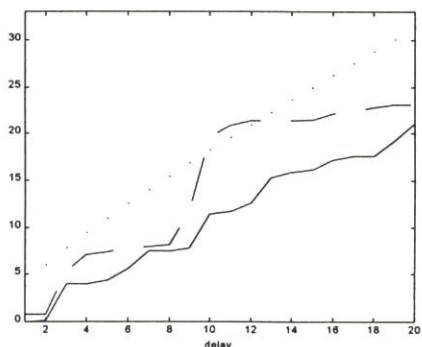
รูปที่ 3 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NAR : เส้นทึบแสดงค่าจริง และ เส้นประแสดงค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ



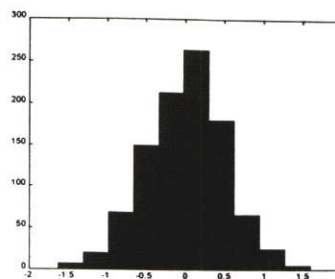
รูปที่ 4 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบพีชชี NARMA : เส้นทึบแสดงค่าจริง และ เส้นประแสดงค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ



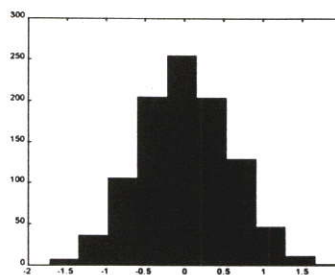
รูปที่ 5 เปรียบเทียบค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของเรซิดูลของตัวแบบพีชชี NAR (เส้นประ) และค่าสหสัมพันธ์แบบออโตของเรซิดูลของตัวแบบพีชชี NARMA (เส้นทึบ) : จุดไข่ปลาแสดงช่วงของความเชื่อมั่น 95 %



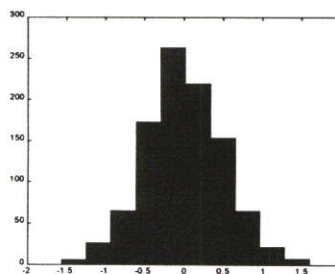
รูปที่ 6 เปรียบเทียบค่าทดสอบโค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NAR (เส้นประ) และค่าทดสอบโค-สแควร์ของตัวแบบพีชชี NARMA (เส้นทึบ), $w(t) = e^2(t-1)$: จุดไข่ปลาแสดงช่วงของความเชื่อมั่น 95 %



(ก)



(ข)



(ค)

รูปที่ 7 ฮิสโตแกรมของเรซิดูล (ก) เรซิดูลของตัวแบบที่จำลองขึ้น (ข) เรซิดูลของตัวแบบพีชชี NAR และ (ค) เรซิดูลของตัวแบบพีชชี NARMA

ตารางที่ 1 ผลจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบต่าง ๆ

ตัวแบบ (Noise STD=0.5057)	MSE		STD	
	TRAINING	TESTING	TRAINING	TESTING
ตัวแบบพีชชี NAR	0.3351	0.3534	0.5792	0.5951
ตัวแบบพีชชี NARMA	0.2528	0.2668	0.5031	0.5170

5. บทสรุป

ตัวแบบพีชชี NARMA เป็นตัวแบบที่ใช้พีชชีแบบพีชชีเบซีสฟังก์ชัน มีการฝึกหัดข้อมูลโดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด มีการนำค่าคลาดเคลื่อนป้อนกลับ (feedback) เข้ามาฝึกหัดในระบบ รวมไปถึงการตรวจสอบความเหมาะสม

ของตัวแบบ จากผลการทดลองจะเห็นว่าตัวแบบพีชชี NARMA ให้ผลเป็นที่น่าพอใจ จึงกล่าวได้ว่าเป็นตัวแบบพีชชี NARMA เป็นตัวแบบหนึ่งซึ่งสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่เชิงเส้นได้เป็นอย่างดี

6. เอกสารอ้างอิง

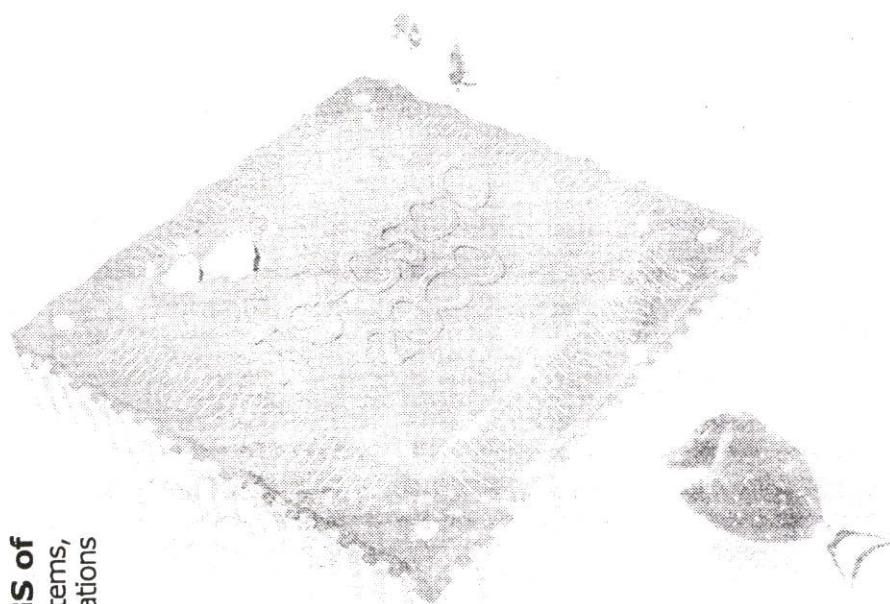
- [1] Chen S., Billings S.A., Cowan C.F.N and Grant P.M., "Practical identification of NARMAX models using radial basis functions", *Int. J. Contr.*, vol. 52, no. 6, pp. 1327-1350, 1990.
- [2] Chang S.L., Ogunfremni T., Recursive Orthogonal Least Squares Method and its Application in nonlinear adaptive filtering, *IEEE*, pp. 1392-1396, 1997.
- [3] Dunis C., Forecasting Financial Markets, John Wiley & Sons Ltd., 1996.
- [4] Kreesuradej W., *Adaptive Fuzzy NIMC Strategy*. Ph.D. Dissertation, Texas Tech U., Lubbock., 1996
- [5] Lincoln H.T., Time series Forecasting ARMAX, *Technical Analysis of STOCK & COMMODITIES*, September, pp. 18-26, 1991.
- [6] Wang L.X., "Fuzzy systems are universal approximators", *Proc. IEEE International Conf. On Fuzzy systems*, San Diego (1992), 2511-2516.
- [7] Wang L.X., "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 5, pp. 807-814, 1992.

2000. "An Approach to Identify NARMA Models Based on Fuzzy Basis Functions" 1100-1102. in Noh-Hoon Myung. **Proceedings of 2000 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC 2000)**. Korea.

ITC-CSCC 2000

PROCEEDINGS Vol. 2

PROCEEDINGS of
2000 International Technical Conference on Circuits/Systems,
Computers and Communications



July 11-13, 2000

Paradise Hotel

Pusan, Korea

Organized by

The Institute of Electronics Engineers of Korea
The Institute of Electronics, Information and
Communication Engineers Research Society
of Systems and Signal Processing

Co-Sponsored by

Ministry of Information and Communication
Institute of Information Technology Assessment
Samsung Electronics Co., Ltd.
Korea National Tourism Organization

An Approach to Identify NARMA Models Based on Fuzzy Basis Functions

Worapoj Kreesuradej and Chokchai Wiwattanakantang

Faculty of Information Technology,
King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang,
Ladkrabang, Bangkok 10520 Thailand
Tel: +66-2-737-2551-4 ext. 522 Fax: +66-2-326-9074
Email: worapoj@it.kmitl.ac.th

Abstract: Most systems in the real world are non-linear and can be represented by the non-linear autoregressive moving average (NARMA) model. The extension of fuzzy system for modeling the system that is represented by NARMA model will be proposed in this paper. Here, fuzzy basis function (FBF) is used as fuzzy NARMA(p,q) model. Then, an approach to identify fuzzy NARMA models based on fuzzy basis functions is proposed. The efficacy of the proposed approach is shown from experimental results.
Keywords: fuzzy systems, modeling, fuzzy NARMA, time series

1. Introduction

In real-life most systems are non-linear. Since linear models cannot capture the behavior of limit data associated with non-linear systems, it is important to investigate the identification procedure for non-linear model [1], [5]. The NARMA model provides a basis for such a development.

Most applications of fuzzy modeling rely on the framework of autoregressive model or regression model [2], [3]. This is the case because the inputs value for the fuzzy models can be easily identified: they are simply the lagged values of the time series itself or the exogeneous inputs. Fuzzy models that are based on the framework of autoregressive model or regression model fail to model a system that is represented by NARMA model. As a result, high prediction error may occur when applied fuzzy AR model or fuzzy regression model for modeling NARMA process.

Here we propose an alternative approach for identifying NARMA models based on fuzzy basis function (FBF). Fuzzy systems are represented as series expansion of fuzzy basis functions. These fuzzy basis functions are capable of uniformly approximating any real continuous function on a compact set to arbitrary accuracy [3]. This means that NARMA can be approximated within an arbitrary accuracy by model based on FBF. In this paper, We performed two kinds of statistical tests—autocorrelation test and chi-squared test in order to measure the quality of fit.

2. Fuzzy Basis Function

In this paper, we consider a fuzzy system whose basic configuration is shown in Fig.1.

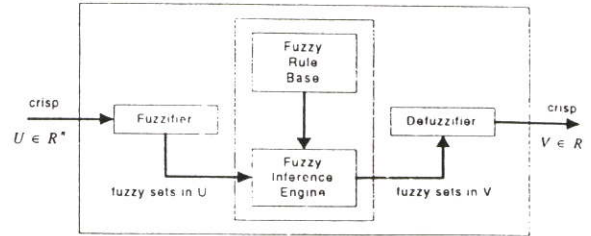


Fig. 1. Basic configuration of fuzzy systems.

If the fuzzy rule base consists of a collection of fuzzy IF-THEN rule:

$$R^l: \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } y \text{ is } G^l$$

where $l=1, 2, \dots, L$, F_i^l and G^l are labels of fuzzy sets in U and V respectively, then fuzzy logic systems with a center average defuzzifier, algebraic product inference, and singleton fuzzifier consist of all functions of the form

$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{l=1}^L y^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)} \quad (1)$$

where $\mu_{F_i^l}$ and μ_{G^l} are membership function of F_i^l and G^l respectively and y^l is the point at which μ_{G^l} achieves its maximum value that is assumed to be one. Fuzzy basis functions (FBF) are defined as

$$p_j(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}, \quad j = 1, 2, 3, \dots, L. \quad (2)$$

Therefore, the fuzzy system in the equation.(1) is equivalent to a fuzzy basis function (FBF) expansion:

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}) \quad (3)$$

Here, Least square (LS) algorithm is proposed to identify the parameters of the FBF expansion. To applied LS algorithm, the FBF expansion is rewrite as

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}) + \varepsilon$$

Given N input-output pairs, the matrix notation of the equation can be written as

$$Y = P\Theta + E, \quad (4)$$

Where

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ \vdots \\ y^N \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} p_1^1 & \cdots & p_L^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1^N & \cdots & p_L^N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \varepsilon^1 \\ \vdots \\ \varepsilon^N \end{bmatrix}.$$

Then, Θ must satisfy the following equation:

$$(P^T P) \Theta = P^T Y$$

The derivation of the equation (5) can be found in Kreesuradej [7]. The inverse or pseudo-inverse of $P^T P$ are usually utilized for finding the value of Θ .

One important property of FBF expansions is that FBF expansions are capable of approximating any real continuous function [3], [4]. This gives a justification for using FBF expansions to model a dynamic system that is usually described by continuous functions. In this work, the FBF expansions will be applied to modeling NARMA model.

3. Identification Procedure Of NARMA Model Based On Fuzzy Basis Functions

Here, FBF is proposed to model NARMA (p,q) model, which has the following form [6]:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) \quad (5)$$

where $y(t)$ and $e(t)$ are the system output and prediction error, respectively; n_y and n_e are the maximum lags in the output and noise, respectively. $\{e(t)\}$ is assumed to be a white sequence, and $f(\cdot)$ is some non-linear function. The identification procedure can be summarized as follows

(i) Choose n_y and n_e . Initially the set of

$$y(t) = [y(t-1) \cdots y(t-n_y)]^T$$

FBF model is selected using the LS algorithm and the initial model is used to generate the initial prediction error sequence $\{\varepsilon^{(0)}(t)\}$.

(ii) An iterative loop is then entered to update the model. At the k th iteration

$$y(t) = [y(t-1) \cdots y(t-n_y), \varepsilon^{(k-1)}(t-1) \cdots \varepsilon^{(k-1)}(t-n_e)]^T$$

FBF model is selected by LS algorithm and this gives rise to the prediction error sequence $\{\varepsilon^{(k)}(t)\}$. Typically two to four iterations are sufficient. [5]

The model validity tests are performed to assess the model. If the model is considered adequate the procedure is terminated. Otherwise go to step(i).

4. Experiment Results

As an experiment, the first 700 points of data generated from the Eq.(6) are used to identify the fuzzy NARMA based on the proposed approach. Then, the next 100 points of data are used to test the fuzzy NARMA. For comparison purpose, the same data set is also used to identify the fuzzy NAR model. Then, the chi-squared test and autocorrelations of residuals are used to validate both models.

The results are given in Table 1 for both fuzzy NAR model and fuzzy NARMA model. The outputs of simulation and the model response are shown in Figs 2. and 3. The correlation tests and chi-squared tests are shown in Figs 4. and 5. respectively.

From the results, the fuzzy NARMA model provides lower mean square error (MSE) and better standard deviation (STD) of errors than the fuzzy NAR model. According to the chi-squared tests and the correlation tests in Figs 2, 3, 4 and 5, the fuzzy NARMA model is better than the fuzzy NAR model.

$$y(t) = 1.4y(t-1) \exp\left(\frac{-y^2(t-1)}{6}\right) + e(t) + 0.9e(t-1) \exp\left(\frac{e^2(t-1)}{3}\right) \quad (6)$$

Table 1. Predictive modeling results

MODEL	MSE		STD	
	TRAINING	TESTING	TRAINING	TESTING
(Noise STD=0.5057)				
Fuzzy NAR Model	0.3168	0.3969	0.5652	0.6297
Fuzzy NARMA Model	0.2496	0.3188	0.4999	0.5619

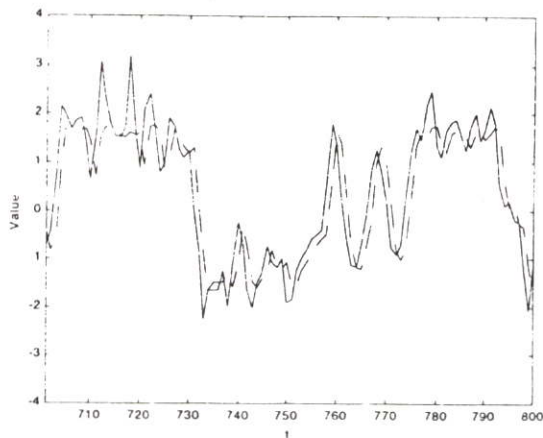


Fig 2. Outputs of simulation (solid line) and Fuzzy NAR Model (dashed line)

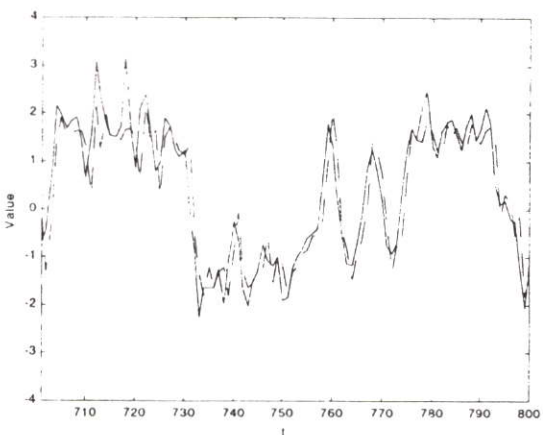


Fig 3. Outputs of simulation (solid line) and the identification model : Fuzzy NARMA Model (dashed line)

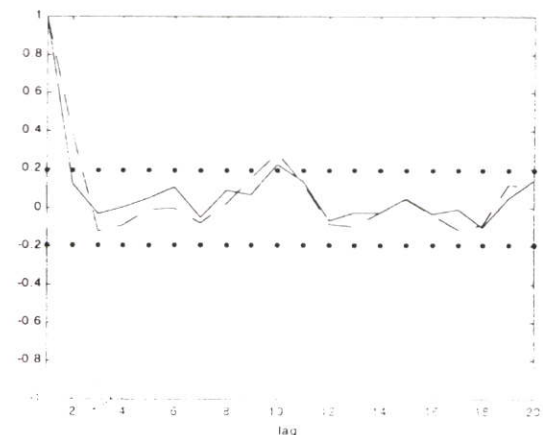


Fig 4. Autocorrelations of residuals; dotted line is 95 % confidence band, dashed line is the correlation of the Fuzzy NAR Model and solid line is the correlation of the Fuzzy NARMA Model

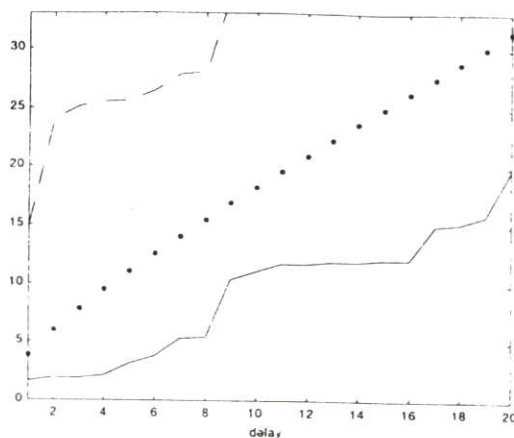


Fig 5. Chi-squared tests; $\omega(t) = e(t-1)$;
Dotted line is 95 % confidence limit,
dashed line is the value of ζ of the Fuzzy NAR Model and
solid line is the value of ζ of the Fuzzy NARMA Model

5. Conclusions

In this paper, an approach to identify NARMA models based on fuzzy basis functions is proposed. From the simulation results, the fuzzy NARMA model successfully captures the behavior of the NARMA. In the future, the further comprehensive study and testing the proposed model with complex time series model will be reported.

References

- [1] C.Dunis, Forecasting Financial Markets, John Wiley & Sons Ltd., 1996.
- [2] H.T.Lincoln, Time series Forecasting ARMAX, Technical Analysis of STOCK & COMMODITIES, September, pp. 18-26, 1991.
- [3] L.X.Wang, "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning", IEEE Trans. Neural Networks, vol. 3, no. 5, pp. 807-814, 1992.
- [4] L.X.Wang, "Fuzzy systems are universal approximators", Proc. IEEE International Conf. On Fuzzy systems, San Diego (1992), 2511-2516.
- [5] S.Chen, S.A.Billings, C.F.N.Cowan and P.M.Grant, "Practical identification of NARMAX models using radial basis functions", Int. J. Contr., vol. 52, no. 6, pp. 1327-1350, 1990.
- [6] S.L.Chang, T.Ogunfremni, Recursive Orthogonal Least Squares Method and its Application in nonlinear adaptive filtering, IEEE, pp. 1392-1396, 1997.
- [7] W. Kreesuradej, Adaptive Fuzzy NiMC Strategy, Ph.D. Dissertation, Texas Tech U., Lubbock.,1996

2001. "Nonlinear System Identification Using Fuzzy NARMA Model" 241-246. in Cihan H. Dagli, Anna L. Buczak, Joydeep Ghosh, Mark J. Embrechts, Okan Ersoy and Stephen Kercel. **Intelligent engineering systems through Artificial Neural Networks. Vol 11. (ANNIE 2001). USA. : ASME Press.**

NONLINEAR SYSTEM IDENTIFICATION USING FUZZY NARMA MODEL

**CHOKCHAI
WIWATTANAKANTANG**
Faculty of Information Technology
King Mongkut's Institute of
Technology, Ladkrabang,
Bangkok 10520, Thailand
Tel (662)737-2551-4 ext. 530
Fax: (662) 326-9074
Email : chokchai@mail.com

**WORAPOJ KREESURADEJ,
PH.D.**
Faculty of Information Technology
King Mongkut's Institute of
Technology, Ladkrabang,
Bangkok 10520, Thailand
Tel (662)737-2551-4 ext. 530
Fax: (662) 326-9074
Email : worapoj@it.kmitl.ac.th

ABSTRACT

Most systems encountered in the real world are non-linear autoregressive moving average (NARMA) model. In this paper a Fuzzy NARMA model is used as an identifier for nonlinear system. A fuzzy systems is represented as series expansion of fuzzy basis functions which are capable of uniformly approximating any real continuous function on a compact set to arbitrary accuracy. Furthermore, an error feedback technique and a least square algorithm are proposed to identify the parameters of the Fuzzy NARMA model. An experimental result is included to demonstrate the effectiveness of the identification model. A data set generated from a complex NARMA model is used for testing the proposed model. In addition, two kinds of statistical tests are used for measuring the quality of fit.

INTRODUCTION

In real-life most systems are non-linear. Since linear models cannot capture the behavior of limit data associated with non-linear systems, it is important to investigate the identification procedure for non-linear model (Dunis, 1997), (Chen, 1990). The NARMA model provides a basis for such a development.

Most applications of fuzzy modeling rely on the framework of autoregressive model or regression model (Lincoln, 1991), (Wang, 1992a). This is the case because the inputs value for the fuzzy models can be easily identified: they are simply the lagged values of the time series itself or the exogenous inputs. Fuzzy models that are based on the framework of autoregressive model or regression model fail to model a system that is represented by NARMA model. As a result, high prediction error may occur when applied fuzzy AR model or Fuzzy regression model for modeling NARMA process.

Here we propose an fuzzy model for identifying NARMA models based on fuzzy basis function (FBF). Fuzzy systems are represented as series expansion of fuzzy basis functions. These fuzzy basis functions are capable of uniformly approximating any real continuous function on a compact set to arbitrary accuracy (Wang, 1992a). This means that NARMA can be approximated within an arbitrary accuracy by model based on FBF. In this paper, We performed two

kinds of statistical tests—autocorrelation test and chi-squared test in order to measure the quality of fit.

FUZZY BASIS FUNCTION

In this paper, we consider a fuzzy system whose basic configuration is shown in Fig.1.

If the fuzzy rule base consists of a collection of fuzzy IF-THEN rule:

$$R^l: \text{IF } x_1 \text{ is } F_1^l \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } F_n^l \text{ THEN } y \text{ is } G^l$$

where $l=1, 2, \dots, L$, F_i^l and G^l are labels of fuzzy sets in U and V respectively, then fuzzy logic systems with a center average defuzzifier, algebraic product inference, and singleton fuzzifier consist of all functions of the form

$$y(\bar{x}) = \frac{\sum_{l=1}^L \bar{y}^l \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)}{\sum_{l=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^l}(x_i) \right)} \quad (1)$$

where $\mu_{F_i^l}$ and μ_{G^l} are membership function of F_i^l and G^l respectively and \bar{y}^l is the point at which μ_{G^l} achieves its maximum value that is assumed to be one. Fuzzy basis functions (FBF) are defined as

$$p_j(\bar{x}) = \frac{\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i)}{\sum_{j=1}^L \left(\prod_{i=1}^n \mu_{F_i^j}(x_i) \right)}, \quad j=1, 2, 3, \dots, L \quad (2)$$

Therefore, the fuzzy system in the Eq. (1). is equivalent to a fuzzy basis function (FBF) expansion:

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}) \quad (3)$$

Here, Least square (LS) algorithm is proposed to identify the parameters of the FBF expansion. To applied LS algorithm, the FBF expansion is rewrite as

$$y(\bar{x}) = \sum_{j=1}^L \theta_j p_j(\bar{x}) + \varepsilon$$

Given N input-output pairs, the matrix notation of the equation can be written as

$$Y = P\Theta + E \quad (4)$$

where

$$Y = \begin{bmatrix} y^1 \\ \vdots \\ y^N \end{bmatrix}, P = \begin{bmatrix} p_1^1 & \cdots & p_L^1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_1^N & \cdots & p_L^N \end{bmatrix}, E = \begin{bmatrix} \varepsilon^1 \\ \vdots \\ \varepsilon^N \end{bmatrix}$$

Then, Θ must satisfy the following equation:

$$(P^T P) \Theta = P^T Y$$

The derivation of the equation (4) can be found in Kreesuradej (1996). The inverse or pseudo-inverse of $P^T P$ are usually utilized for finding the value of Θ .

One important property of FBF expansions is that FBF expansions are capable of approximating any real continuous function (Wang, 1992b). This gives a justification for using FBF expansions to model a dynamic system that is usually described by continuous functions. In this work, the FBF expansions will be applied to modeling NARMA model

IDENTIFICATION PROCEDURE OF NARMA MODEL BASED ON FUZZY BASIS FUNCTIONS

Here, FBF is proposed to model NARMA (p,q) model which has the following form [6]:

$$y(t) = f(y(t-1), \dots, y(t-n_y), e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) \quad (5)$$

where $y(t)$ and $e(t)$ are the system output and prediction error, respectively; n_y and n_e are the maximum lags in the output and noise, respectively, $\{e(t)\}$ is assumed to be a white sequence, and $f(\cdot)$ is some non-linear function. The identification procedure can be summarized as follows

- (i) Choose n_y and n_e . Initially the set of

$$y(t) = [y(t-1) \cdots y(t-n_y)]^T$$

FBF model is selected using the LS algorithm and the initial model is used to generate the initial prediction error sequence $\{\varepsilon^{(0)}(t)\}$.

- (ii) An iterative loop is then entered to update the model.

At the k th iteration

$$y(t) = [y(t-1) \cdots y(t-n_y), \varepsilon^{(k-1)}(t-1) \cdots \varepsilon^{(k-1)}(t-n_e)]^T$$

FBF model is selected by LS algorithm and this gives rise to the prediction error sequence $\{\varepsilon^{(k)}(t)\}$. Typically two to four iterations are sufficient (Chen, 1990).

The model validity tests are performed to assess the model. If the model is considered adequate the procedure is terminated. Otherwise go to step (i).

EXPERIMENTAL RESULTS

As an experiment, the first 500 points of data generated from the Eq. (6). is used to identify the fuzzy NARMA based on the proposed approach. Then, the next 300 point of data is used to test the fuzzy NARMA. For comparison purpose, we also model the fuzzy NAR model. Then, the chi-squared test and autocorrelations of residuals are used for model validation.

The results are given in Table 1. for both fuzzy NAR model and fuzzy NARMA model. The outputs of simulation and the model response are shown in Fig. 2 and 3. The correlation tests and chi-squared tests are in Fig 4. and 5. respectively.

From all of the results, the fuzzy NARMA model provides lower mean square error (MSE) and better standard deviation of errors (STDE) than the fuzzy NAR model. In addition, from the model validity tests show that the model is adequate while the fuzzy NAR model give unsatisfied model validity tests.

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

where $e(t)$ is a white noise sequence with standard deviation = 0.6667

CONCLUSIONS

The fuzzy NARMA model was proposed with feedback error technique and LS algorithm for identification nonlinear system. Based on the experimental results, the fuzzy NARMA model provides better performance than the fuzzy NAR model. In the future, the results from comprehensive studies such as convergence analysis of the algorithm and testing the proposed model with complex time series model will be reported.

Table 1 Predictive modeling results

MODEL (Noise STD=0.6667)	MSE		STDE	
	TRAINING	TESTING	TRAINING	TESTING
Fuzzy NAR Model	0.5504	0.5367	0.7426	0.7325
Fuzzy NARMA Model	0.4362	0.4535	0.6611	0.6745

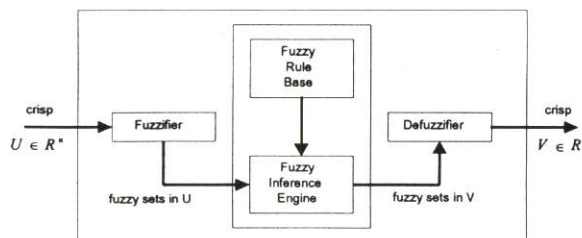


Fig. 1. Basic configuration of fuzzy systems.

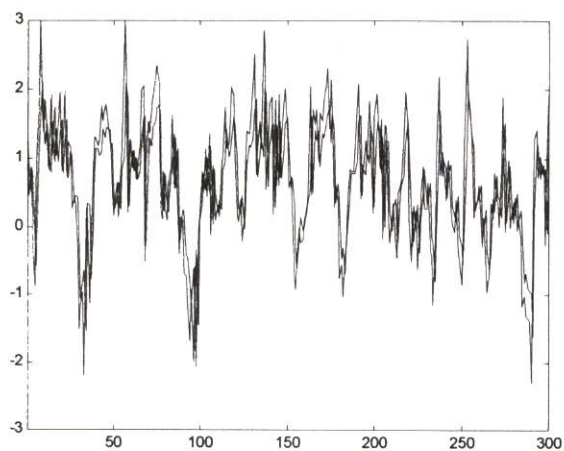


Fig. 2 Outputs of simulation (dashed line) and Fuzzy NAR Model (solid line)

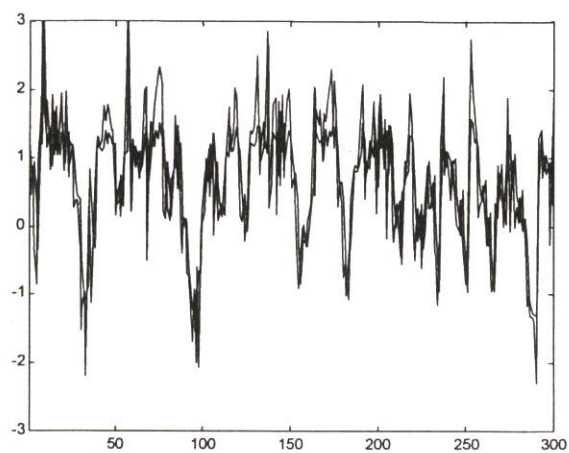


Fig. 3 Outputs of simulation (dashed line) and the identification model : Fuzzy NARMA Model (solid line)

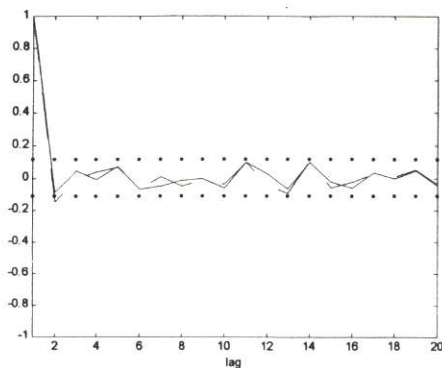


Fig. 4 Autocorrelations of residuals; dotted line is 95 % confidence band, dashed line is the correlation of the Fuzzy NAR Model and solid line is the correlation of the Fuzzy NARMA Model

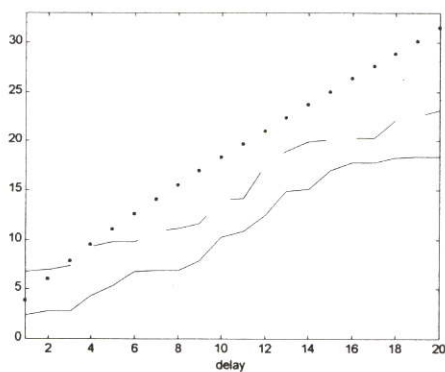


Fig. 5 Chi-squared tests; $\omega(t) = e(t-1)$; dotted line is 95 % confidence limit, dashed line is the value of ζ of the Fuzzy NAR Model and solid line is the value of ζ of the Fuzzy NARMA Model

REFERENCES

- Chang, S. L., Ogunfremni, T., 1997, "Recursive Orthogonal Least Squares Method and its Application in nonlinear adaptive filtering," *IEEE*, pp. 1392-1396.
- Chen, S., Billings, S. A., and Cowan, C. F. N., 1990, "Practical identification of NARMAX models using radial basis functions," *Int. J. Contr.*, Vol. 52, No. 6, pp. 1327-1350.
- Dunis, C., 1996, "Forecasting Financial Markets," John Wiley & Sons Ltd.
- Kreesuradej, W., 1996, "Adaptive Fuzzy NIMC Strategy. Ph.D. Dissertation," Texas Tech U., Lubbock.
- Lincoln, H. T., 1991, "Time series Forecasting ARMAX, Technical Analysis of STOCK & COMMODITIES," pp. 18-26.
- Wang, L. X., 1992a, "Fuzzy Basis Functions, Universal Approximation, and Orthogonal Least-Squares Learning," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, No. 5, pp. 807-814.
- Wang, L. X., 1992b, "Fuzzy systems are universal approximators," *Proceedings IEEE International Conference On Fuzzy systems*, San Diego, pp. 2511-2516.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อผู้เขียน	นายโชคชัย วิวัฒนากันตัง
วันเดือนปีเกิด	7 พฤษภาคม 2519
สถานที่เกิด	จังหวัดตรัง
วุฒิการศึกษาระดับปริญญาตรี	วิทยาศาสตรบัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์) เกียรตินิยมอันดับหนึ่ง
สถานที่สำเร็จการศึกษา	สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ปีการศึกษาที่สำเร็จ	2539
ทุนการศึกษาที่เคยได้รับ	กันยายน 2540 ได้รับทุนจากโครงการทุนบัณฑิตศึกษาภายใน ประเทศ จากสำนักงานพัฒนาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี แห่งชาติ ตุลาคม 2543 ได้รับทุนสนับสนุนการทำวิทยานิพนธ์ จากบัณฑิต วิทยาลัย

ผลงานทางวิชาการ

1999. "Fuzzy Narma Model" 69-72. in **Proceedings of 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS'99)**. Thailand.

1999. "Non-Linear Time Series Prediction using Fuzzy NARMA model" in **Proceedings of The 1999 National Computer Science and Engineering Conference (NCSEC'99)**. Thailand.

2000. "An Approach to Identify NARMA Models Based on Fuzzy Basis Functions" 1100-1102. in Noh-Hoon Myung. **Proceedings of 2000 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC 2000)**. Korea.

2001. "Nonlinear System Identification Using Fuzzy NARMA Model" 241-246. in Cihan H. Dagli, Anna L. Buczak, Joydeep Ghosh, Mark J. Embrechts, Okan Ersoy and Stephen Kercel. **Intelligent engineering systems through Artificial Neural Networks. Vol 11. (ANNIE 2001)**. USA. : ASME Press.