

การพยากรณ์โหราชะยัน ๓ สถานีไฟฟ้าย่อย



นายเมธี ทรกุลพันธ์

สถาบันวิทยบริการ

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

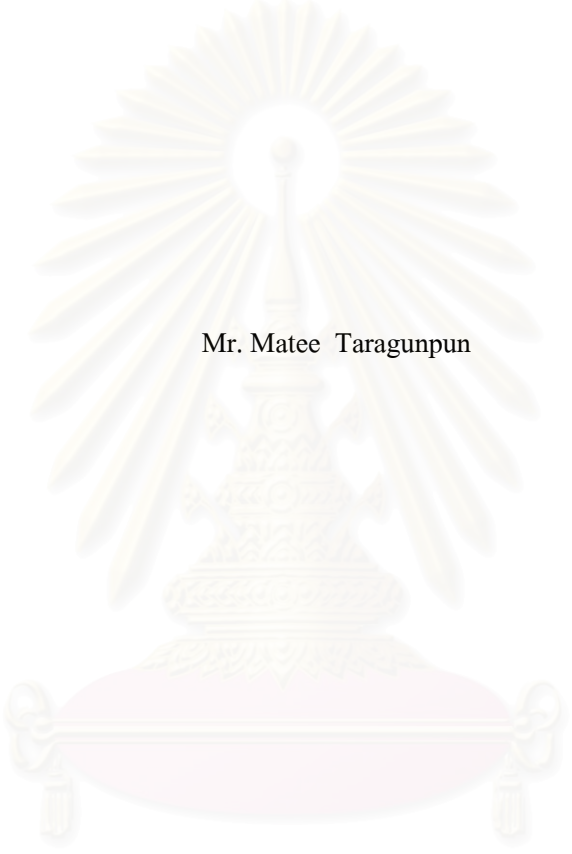
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2546

ISBN 974-17-3745-9

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

SUB-STATION SHORT-TERM LOAD FORECASTING



Mr. Matee Taragunpun

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering in Electrical Engineering

Department of Electrical Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2003

ISBN 974-17-3745-9

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การพยากรณ์โพลีเมอร์ขั้นสูง ณ สถานีไฟฟ้าย่อย

โดย

นายเมธี ทรกุลพันธ์

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษา

รองศาสตราจารย์ ดร. บัณฑิต เอื้ออาภรณ์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้หัวข้อวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง
ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(ศาสตราจารย์ ดร. สมศักดิ์ ปัญญาแก้ว)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ
(อาจารย์ ไชยะ เข้มข้อย)

..... อาจารย์ที่ปรึกษา
(รองศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)

..... กรรมการ
(ดร. แนบบุญ หุนเจริญ)

..... กรรมการ
(ดร. โสทธิพงษ์ พิชัยสวัสดิ์)

..... กรรมการ
(นาย พงษ์ศักดิ์ หาญบุญญานนท์)

นายเมธี ทรกุลพันธ์ : การพยากรณ์โหลดระยะสั้น ณ สถานีไฟฟ้าย่อย (SUB-STATION SHORT-TERM LOAD FORECASTING) อ. ที่ปรึกษา รศ. ดร. บัณฑิต เอื้ออาภรณ์, 157 หน้า. ISBN 974-17-3745-9

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นมีความสำคัญต่อการปฏิบัติงานและวางแผนระบบไฟฟ้ากำลัง เนื่องจากหากการพยากรณ์มีความแม่นยำแล้ว ย่อมสามารถวางแผนการผลิตและการซื้อขายไฟฟ้าได้เหมาะสมตลอดจนส่งผลให้สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการปฏิบัติงานได้

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคตกับค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิในอดีต โดยแบ่งการศึกษาออกเป็น 2 ส่วน คือ การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงและการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า

ส่วนแรกของการศึกษาจะเป็นวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าย่อยรายชั่วโมงสำหรับวันถัดไป ซึ่งจะแบ่งการคำนวณออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าอันประกอบด้วย ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด และค่าเฉลี่ยประจำวัน ด้วยเครือข่าย MLP จากนั้นจึงทำการพยากรณ์ลักษณะการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลองการเฉลี่ยค่าความต้องการไฟฟ้า และในขั้นตอนสุดท้ายจะนำผลการพยากรณ์ที่ได้จากสองขั้นตอนแรกมารวมกันเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง

ส่วนที่สองของการศึกษาจะเป็นวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว โดยการทดสอบจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือ การทดสอบเพื่อหาช่วงระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่เหมาะสม จากนั้นจะทดสอบผลกระทบของตัวแปรอุณหภูมิต่อความแม่นยำของการพยากรณ์ และในขั้นตอนสุดท้ายจะเป็นการทดสอบเพื่อหาขอบเขตของช่วงระยะเวลาในการพยากรณ์ที่เหมาะสม

ทั้งนี้วิธีการที่พัฒนาขึ้นได้นำมาทดสอบกับชุดข้อมูลจริงของสถานีไฟฟ้าย่อยตัวอย่างของประเทศไทยทั้งหมด 3 แห่ง ซึ่งประกอบด้วย จังหวัดภูเก็ต จังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) และ จังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) ปรากฏว่าผลการพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำเป็นที่น่าพอใจ

ภาควิชา _____ วิศวกรรมไฟฟ้า _____ ลายมือชื่อนิสิต _____

สาขาวิชา _____ วิศวกรรมไฟฟ้า _____ ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา _____

ปีการศึกษา _____ 2546 _____ ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษาร่วม _____

447-04719-21 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD : SHORT-TERM LOAD FORECASTING / ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS /
MULTI-LAYER PERCEPTRON

MATEE TARAGUNPUN : SUB-STATION SHORT-TERM LOAD FORECASTING

ADVISOR : ASSOC. PROF BUNDHIT EUA-ARPORN, Ph. D

157 pp. ISBN 974-17-3745-9

Short-term load forecasting plays an important role in electrical power system operation and planning. Accurate forecasted load does not reduce only generation cost, but also provides good information for effective operation.

This thesis applies a Multi-Layer Perceptron (MLP) network to identify the relationship between the future load and the past load and temperature data. The forecasting model is divided into two classes, i.e. forecasting the load for the whole day and several hours ahead forecasting.

The first section, Artificial Neural Networks (ANNs) is employed to forecast hourly load for the day ahead. The calculation process is divided into three steps. The first step, an ANNs is applied to forecast the peak, valley and average load for each particular day taking into account relationship between temperature and load. Then the load pattern is estimated by averaging the load profile recorded for the past specified periods. Finally, the results obtained from the preceding steps is used to forecast hourly load curve for the next day.

The second section, a MLP network, which has one output, is applied to forecast the load for hours ahead. Testing is separated into three parts. The first part is for finding the suitable period of training-data to be used. The second part concerns the impact of temperature to short-term load forecasting. Then the last part is the process to define the limit of lead-time for the forecast model.

The developed program has been tested with a set of actual data collected from three sampled sub-stations. Promising results are obtained.

Department Electrical Engineering Student's Signature _____

Field of Study Electrical Engineering Advisor's Signature _____

Academic Year 2003 Co- Advisor's Signature _____

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากได้รับความช่วยเหลืออย่างดียิ่งจาก รองศาสตราจารย์ ดร. บัณฑิต เอื้ออาภรณ์ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้กรุณาให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ ที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการทำวิทยานิพนธ์ด้วยดีมาตลอด รวมทั้งได้กรุณาตรวจสอบและแก้ไขเนื้อหาจนสำเร็จเรียบร้อย และขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ซึ่งประกอบด้วย อาจารย์ ไชยะ แซ่มซ้อย ดร. แนนบุญ หุนเจริญ ดร. โสคติพงษ์ พิชัยสวัสดิ์ และคุณพงษ์ศักดิ์ หาญบุญญานนท์ ที่ได้เสียสละเวลาตรวจสอบแก้ไขและให้คำแนะนำในการทำวิทยานิพนธ์จนสำเร็จลุล่วงด้วยดี

ท้ายนี้ ผู้วิจัยใคร่ขอกราบขอบพระคุณ บิคามารดา ที่ให้กำลังใจตลอดมา ตลอดจนเพื่อน พี่น้อง ทุกคนที่อยู่เบื้องหลังในความสำเร็จของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

นายเมธี ตระกูลพันธ์



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ	จ
กิตติกรรมประกาศ	ฉ
สารบัญ	ช
สารบัญตาราง	ญ
สารบัญภาพ	๓
บทที่	
1. บทนำ	1
1.1 แนวคิดพื้นฐาน	1
1.2 วัตถุประสงค์	2
1.3 ขั้นตอนศึกษาและวิธีดำเนินงาน	3
1.4 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์	3
2. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า	5
2.1 ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้า	5
2.2 ลักษณะของค่าความต้องการไฟฟ้า	6
2.3 วิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า	11
2.3.1 การแบ่งประเภทแบบจำลองการพยากรณ์	11
2.3.2 แบบจำลองการพยากรณ์รายวัน	12
2.3.3 แบบจำลองการพยากรณ์ถดถอย	13
2.3.4 แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเดิน	14
2.3.5 แบบจำลองสถานะ	17
2.3.6 ระบบแทนผู้เชี่ยวชาญ	17
2.4 สรุป	18
3. พื้นฐานความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียม	20
3.1 แนวคิดพื้นฐาน	20
3.2 ประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมในการใช้งาน	21
3.3 เครือข่ายประสาทเทียม	23
3.3.1 หน่วยประมวลผล	23
3.3.2 โครงสร้างของเครือข่าย	25

สารบัญ(ต่อ)

บทที่	หน้า
3.3.3 กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย	26
4. การใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า	35
4.1 Multi-layers Perceptron Network (MLP)	36
4.1.1 กฎการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม	38
4.1.2 การทำให้เป็นแบบทั่วไป	40
4.2 การประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า	42
4.3 การสำรวจผลงานวิจัย	44
4.3.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือ เฉลี่ย ประจำวัน	45
4.3.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง	47
4.3.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ	48
4.3.4 วิธีการคำนวณอื่นๆ	50
4.4 สรุป	52
5. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง	54
5.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวัน	54
5.1.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย	55
5.1.2 การพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า	58
5.1.3 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง	61
5.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX	61
5.3 ตัวอย่างการทดสอบ	62
5.3.1 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย	63
5.3.2 การทดสอบพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า	80
5.3.3 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง	87
5.3.4 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX	94
5.4 สรุป	97
6. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในชั่วโมงหน้า	98
6.1 การเลือกโครงสร้างของแบบจำลอง	99
6.2 แบบจำลองเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว	100
6.2.1 การศึกษาผลกระทบของช่วงเวลาการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน	102
6.3 ตัวอย่างการทดสอบ	103

สารบัญ(ต่อ)

บทที่	หน้า
6.4 สรุป	119
7. สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ	121
7.1 สรุปผลงานวิจัย	121
7.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาและพัฒนาต่อไป	122
รายการอ้างอิง	123
ภาคผนวก	128
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์	157



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 เปรียบเทียบคุณสมบัติของแบบจำลองเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น	19
3.1 ความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม	21
5.1 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ย	63
5.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของ จ.ภูเก็ต	65
5.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ของ จ.ภูเก็ต	66
5.4 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย ของ จ.ภูเก็ต	67
5.5 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.ภูเก็ต	68
5.6 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.ภูเก็ต	68
5.7 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.ภูเก็ต	68
5.8 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)	70
5.9 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)	71
5.10 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)	72
5.11 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง)	73
5.12 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง)	73
5.13 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง)	73
5.14 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท)	75
5.15 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท)	76

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.16 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท)	77
5.17 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของ จ.อุบลราชธานี(ชนบท)	78
5.18 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ของ จ.อุบลราชธานี(ชนบท)	78
5.19 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานี(ชนบท)	78
5.20 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า	80
5.21 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของ จ.ภูเก็ต	82
5.22 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของ จ.ภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดต่ำสุด	82
5.23 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)	83
5.24 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า ของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดต่ำสุด	83
5.25 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท)	84
5.26 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า ของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดต่ำสุด	84
5.27 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.ภูเก็ต	89
5.28 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)	90
5.29 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท)	91
5.30 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง ด้วยแบบจำลอง SARIMAX	94
5.31 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.ภูเก็ต ด้วยแบบจำลอง SARIMAX	95

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.32 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง) ด้วยแบบจำลอง SARIMAX	95
5.33 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ด้วยแบบจำลอง SARIMAX	96
6.1 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP	103
6.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.ภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	105
6.3 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.ภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	106
6.4 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	107
6.5 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	108
6.6 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	109
6.7 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	110
6.8 ช่วงเวลาทดสอบกรณีใช้ค่าอุณหภูมิเป็นตัวแปรป้อนเข้าเครือข่าย MLP	111
6.9 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.ภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	113
6.10 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.ภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	114
6.11 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	115
6.12 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	116
6.13 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	117

สารบัญตาราง(ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.14 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิ ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	118



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญญภาพ

รูปที่	หน้า
2.1 ค่าความต้องการไฟฟ้าของ จ.ภูเก็ต ตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2545 ถึงวันที่ 31 ธ.ค. 2545	7
2.2 การสุ่มตัวอย่างเพื่อหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลของอนุกรมเวลา เป็นช่วงระยะเวลาหนึ่ง	8
2.3 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ต ตั้งแต่วันจันทร์ที่ 1 เม.ย. 2545 ถึง วันอาทิตย์ที่ 14 เม.ย. 2545	9
2.4 ตัวอย่างกราฟค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันของ จ.ภูเก็ตในแต่ละช่วงเวลาของปี	10
3.1 การจำลองเซลล์ประสาทเป็นเซลล์ประสาทเทียม	20
3.2 แบบจำลองนิวรอลในกรณีทั่วไป	24
3.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าข้อมูลเข้าสุทธิตกับค่าข้อมูลขาออก	25
3.4 ตัวอย่างโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม	26
3.5 เครือข่าย MLFF แบบมีชั้นซ่อน 1 ชั้น	28
4.1 เครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น	37
5.1 ขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง	55
5.2 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย	56
5.3 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	69
5.4 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	69
5.5 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	69
5.6 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	74
5.7 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	74
5.8 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	74
5.9 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	79
5.10 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	79

สารบัญญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.11 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545	79
5.12 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	85
5.13 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	85
5.14 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	85
5.15 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	86
5.16 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	86
5.17 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	86
5.18 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	92
5.19 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	92
5.20 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	92
5.21 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	93

สารบัญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.22 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	93
5.23 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้า เฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที 1-15 ก.พ. 2545	93
5.24 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	96
5.25 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	96
5.26 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545	96
6.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้าด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว	98
6.2 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.ภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	105
6.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.ภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	106
6.4 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	107
6.5 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	108
6.6 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)	109
6.7 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)	110
6.8 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.ภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	113

สารบัญภาพ(ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.9 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.ภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	114
6.10 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	115
6.11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	116
6.12 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 1)	117
6.13 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ของ จ.อุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 2)	118

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 1

บทนำ

1.1 แนวคิดพื้นฐาน

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้ามีความสำคัญต่อการดำเนินการของระบบไฟฟ้ากำลัง โดยเฉพาะงานวางแผนการผลิต รวมถึงการวางแผนในการจัดหาไฟฟ้าให้แก่ลูกค้า ทั้งนี้เพื่อให้มีต้นทุนการดำเนินงานต่ำที่สุด การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะมีความสำคัญสูงขึ้นในอนาคตเนื่องจากคาดว่าจะอุตสาหกรรมการจัดหาไฟฟ้ามีการแข่งขันกันมากขึ้น

เราสามารถแบ่งการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าออกเป็น 3 ระยะ คือ

- 1) ระยะสั้น : ประมาณ 1 วัน หรือ 1-2 สัปดาห์
- 2) ระยะกลาง : ประมาณ 1 เดือน หรือ 1 ปี
- 3) ระยะยาว : ช่วงเวลามากกว่า 1 ปีขึ้นไป

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมุ่งเน้นศึกษาในส่วนของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นของสถานีจ่ายไฟฟ้าซึ่งมีระยะเวลาในการทำนายค่าความต้องการไฟฟ้าตั้งแต่ 4-5 ชั่วโมง จนถึง 1 วันข้างหน้า

ปัจจุบันมีรายงานวิจัย [3,15,31] ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น หรือ Short-Term Load Forecasting (STLF) ในรายงานแต่ละฉบับได้เสนอแนวคิดและวิธีการแตกต่างกันออกไป ตามวิธีการแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์ นอกจากนี้เทคโนโลยีด้านคอมพิวเตอร์ได้รับการพัฒนาขึ้นมากในปัจจุบัน ทำให้การคำนวณบางประเภทสามารถทำได้อย่างรวดเร็วขึ้นมาก เหตุผลสำคัญอันเป็นแรงจูงใจให้เกิดการศึกษาและพัฒนาแนวคิดเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในหลายประเทศ สืบเนื่องจากตลาดการค้าไฟฟ้ามีแนวโน้มที่จะเกิดการแข่งขันกันมากขึ้น ดังนั้นการทราบค่าความต้องการไฟฟ้าของลูกค้าตนเองได้อย่างแม่นยำจึงมีความสำคัญต่อการดำเนินธุรกิจเป็นอย่างยิ่ง

อย่างไรก็ดีในปัจจุบันยังไม่มีกระบวนการอย่างชัดเจนว่าวิธีการพยากรณ์ใดถูกต้องและแม่นยำที่สุด เนื่องจากความแตกต่างของสภาวะแวดล้อมในแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าจะส่งผลให้พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าแตกต่างกันไป ทำให้ตัวแปรสำคัญในการคำนวณค่าความต้องการไฟฟ้าแตกต่างกันด้วย ดังนั้นแบบจำลองการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำในการคำนวณ จะขึ้นอยู่กับลักษณะของการใช้ไฟฟ้าในสภาวะนั้นๆ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะอาศัยหลักการเกี่ยวกับเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) มาประยุกต์ใช้กับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ทั้งนี้ผลการศึกษางานวิจัยจำนวนมากแสดงให้เห็นถึงข้อดีของการใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการสร้างแบบจำลอง

การพยากรณ์ สิ่งที่น่าสนใจในการนำเครือข่ายประสาทเทียมมาใช้คือความสามารถในการเรียนรู้ข้อมูล นั่นคือเครือข่ายสามารถเรียนรู้ลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจากข้อมูลทางสถิติที่เกิดขึ้นจริงได้ แต่ใน ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองต้องทำอย่างรอบคอบเนื่องจากการคำนวณมีความซับซ้อนอาจทำให้การเรียนรู้ของเครือข่ายอาจเกิดความผิดพลาดได้

อย่างไรก็ตามการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ ค่าความต้องการไฟฟ้าเป็นปัจจัยสำคัญต่อการศึกษา เพื่อนำมาใช้ในการตัดสินใจเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมต่อลักษณะการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่นั้นๆ และนำไปประยุกต์ใช้ในงานจริงต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์

1. ศึกษาวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม โดยแบบจำลองการพยากรณ์จะแบ่งออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้
 - 1) การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวัน
 - 2) การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า
2. การพัฒนาแบบจำลองจะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าย่อยในพื้นที่ทดสอบ โดยใช้โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกันไปสำหรับแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้า เพื่อเปรียบเทียบว่าแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบใดเหมาะสมต่อการนำไปใช้งานพยากรณ์จริงมากที่สุด
3. การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์จะคำนึงถึงแนวคิดพื้นฐานในการนำแบบจำลองที่ได้พัฒนาขึ้นมาประยุกต์ใช้กับงานพยากรณ์จริง ทั้งนี้คุณสมบัติของแบบจำลองที่เราต้องพิจารณามีดังนี้
 - 3.1 สามารถปรับตัวตามสภาพการเปลี่ยนแปลงของลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าได้อย่างรวดเร็ว
 - 3.2 สามารถนำไปใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่ซึ่งแตกต่างกันออกไปได้
 - 3.3 ข้อมูลทางสถิติในการคำนวณและพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ ต้องสามารถส่งถึงกันอย่างรวดเร็วและเป็นปัจจุบัน ข้อมูลที่ได้ต้องมีความถูกต้องและเชื่อถือได้ เพื่อให้ผลการพยากรณ์เป็นไปได้อย่างรวดเร็วและมีความแม่นยำ
 - 3.4 แบบจำลองการพยากรณ์ต้องมีเสถียรภาพในการคำนวณ แม้จะเกิดเหตุการณ์ผิดปกติขึ้น ต้องไม่ทำให้ผลการทำนายเปลี่ยนแปลงไปมากจนเกินกว่าจะยอมรับได้
 - 3.5 ลักษณะของแบบจำลองการคำนวณต้องคำนึงถึงความแตกต่างของสภาพภูมิอากาศในแต่ละพื้นที่ของประเทศไทย เนื่องจากค่าอุณหภูมิเป็นตัวแปรปัจจัยสำคัญที่มีผลกระทบต่อความความต้องการไฟฟ้าในบริเวณนั้น

1.3 ขั้นตอนศึกษาและวิธีดำเนินงาน

1. ศึกษาความเป็นไปได้ในการทำวิทยานิพนธ์
 - 1.1 ศึกษาสาเหตุแห่งปัญหาที่ก่อให้เกิดการทำวิทยานิพนธ์
 - 1.2 ศึกษาแนวทางแก้ไข วิธีประเมิน และขอบเขตในการทำวิทยานิพนธ์
 - 1.3 ศึกษาและประเมินแผนงาน ระยะเวลา อุปสรรค และแนวทางแก้ไข
2. ศึกษากระบวนการทฤษฎีและภาคปฏิบัติ
 - 2.1 ศึกษาแนวคิดการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ด้วยวิธีการคำนวณต่างๆ
 - 2.2 ศึกษาทฤษฎีและกระบวนการวิธีทางคณิตศาสตร์ของเครือข่ายประสาทเทียม
 - 2.3 ศึกษาแนวคิดการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ด้วยเครือข่ายประสาทเทียม
3. วิจัยและพัฒนา
 - 3.1 พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวัน
 - 3.2 พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 1-2 ชั่วโมงข้างหน้า
 - 3.3 วิเคราะห์และสรุปผล
4. เรียบเรียง ตรวจสอบ และจัดพิมพ์วิทยานิพนธ์เพื่อนำเสนอต่อคณะกรรมการและดำเนินการจัดสอบต่อไป

1.4 โครงสร้างของวิทยานิพนธ์

เนื้อหาของวิทยานิพนธ์แบ่งออกเป็น 7 บท ดังนี้

บทที่ 2 เป็นการศึกษาพื้นฐานของแนวคิดในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำเวลาที่แตกต่างกัน โดยอันดับแรกจะกล่าวถึงลักษณะการใช้ไฟฟ้าของกรณีศึกษาที่ทำการทดสอบและพิจารณาตัวแปรผลกระทบที่มีผลต่อค่าความต้องการไฟฟ้าว่ามีอะไรบ้าง หลังจากนั้นจะกล่าวถึงวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยวิธีการคำนวณในแบบต่างๆ ว่ามีข้อดีและข้อเสียอย่างไรในการคำนวณ

บทที่ 3 เป็นการศึกษาทฤษฎีของเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า โดยอันดับแรกจะศึกษาพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียมว่ามีแนวคิดอย่างไร รวมถึงขั้นตอนการคำนวณทางคณิตศาสตร์ของกระบวนการเรียนรู้ จากนั้นจึงจะกล่าวถึงการนำเครือข่าย Multi-Layer Perceptron (MLP) ซึ่งเป็นเครือข่ายชนิดที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในการนำมาสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

บทที่ 4 เป็นการประยุกต์เครือข่ายประสาทเทียมกับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า โดยมี การเสนอแนวคิดของงานวิจัยฉบับอื่นเพื่อนำมาประยุกต์ใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ โดยจากการศึกษาของงานวิจัยฉบับต่างๆ สามารถแบ่งประเภทของแบบจำลองการพยากรณ์ระยะสั้นออกเป็น 2 ประเภท คือประเภทแรกเป็นการพยากรณ์ค่า

ความต้องการไฟฟ้าใน 1 วันข้างหน้าด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว กับประเภทที่สองเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 1 ชั่วโมงข้างหน้า

บทที่ 5 เป็นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว โดยในการพยากรณ์จะประกอบด้วยแบบจำลองจำนวน 2 ชุด คือชุดแรกเป็นแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบ MLP เพื่อหาค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (peak load) ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด (valley load) และค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย (average load) ของวันเป้าหมายที่ต้องการพยากรณ์ ส่วนชุดที่สองจะเป็นแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อหาลักษณะรูปร่างของกราฟการใช้ไฟฟ้าในแต่ละวัน (load curve) โดยใช้ข้อมูลทางสถิติของลักษณะการใช้ไฟฟ้าเป็นตัวพิจารณา เมื่อได้ผลการคำนวณจากแบบจำลองทั้งสองชุดแล้ว จะสามารถคำนวณค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง ด้วยข้อมูลการคำนวณของแบบจำลองทั้งสองรวมกัน จากนั้นจึงจะนำผลการพยากรณ์ที่ได้ไปเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง SARIMAX [6] เพื่อวิเคราะห์ข้อดีและข้อเสียของแบบจำลองแต่ละชนิด

บทที่ 6 เป็นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมประเภทเครือข่ายประสาทเทียมแบบ MLP การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะเป็นแบบรายชั่วโมง หรือการหาค่าความต้องการไฟฟ้าใน 1 ชั่วโมงข้างหน้า และทำการทดสอบผลของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ (lead time) ในชั่วโมงถัดไปว่ามีค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์เป็นอย่างไร

ส่วนในบทที่ 7 เป็นบทสรุปและข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาต่อไป

การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

2.1 ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้า

ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าอาจแบ่งกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้ดังนี้

- 1) กลุ่มอุตสาหกรรม
- 2) กลุ่มที่อยู่อาศัย ซึ่งส่วนใหญ่ประกอบด้วยอุปกรณ์ไฟฟ้า เช่น เครื่องปรับอากาศ, โทรทัศน์, ตู้เย็น และหลอดไฟฟ้า เป็นต้น
- 3) กลุ่มไฟฟ้าสาธารณะ ซึ่งประกอบด้วย โฟลนและไฟจราจร เป็นต้น

ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้าจะแตกต่างกันไปตามประเภทของกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้า ในกรณีของผู้ใช้ไฟฟ้าในกลุ่มอุตสาหกรรม ค่าความต้องการไฟฟ้ามักจะขึ้นอยู่กับระดับการผลิต อย่างไรก็ตามหากเกิดเหตุการณ์ผิดปกติขึ้นจะส่งผลให้เกิดความไม่แน่นอนต่อค่าความต้องการไฟฟ้าและทำให้เกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าได้ เช่น เครื่องจักรขัดข้อง หรือเกิดไฟฟ้าดับ เป็นต้น

สำหรับผู้ใช้ไฟฟ้าในกลุ่มที่อยู่อาศัย ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ในกลุ่มนี้มีหลายประการจนยากที่จะสามารถระบุได้อย่างชัดเจน เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของแต่ละบุคคลจะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับนิสัยของผู้ใช้ไฟแต่ละราย รวมไปถึงความแตกต่างทางด้านสังคมและวัฒนธรรมในแต่ละพื้นที่ของผู้ใช้ไฟฟ้า เช่น งานเทศกาลประจำจังหวัด, วันหยุดราชการ นอกจากนี้รายการโทรทัศน์ที่ได้รับความนิยมจากผู้ชมเป็นจำนวนมากก็อาจมีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้าโดยรวมของระบบได้ จากการศึกษาในงานวิจัยหลายฉบับ เช่น งานวิจัยของ Gross และ Galiana (1987)[15], งานวิจัยของ Karanta (1991)[24], งานวิจัยของ Kim (1995)[27] เป็นต้น ได้เสนอว่าตัวแปรที่มีผลกระทบมากที่สุดต่อลักษณะการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลาสั้น คือ สภาพภูมิอากาศ ไม่ว่าจะเป็นประเทศในเขตร้อนที่มีการใช้เครื่องปรับอากาศ หรือจะเป็นประเทศในเขตหนาวที่มีการใช้เครื่องทำความร้อน และมีรายงานจากผลการทดสอบในงานวิจัยต่างๆ ด้วยว่า ผลกระทบของอุณหภูมิต่อค่าความต้องการไฟฟ้าจะสังเกตได้อย่างชัดเจนเมื่อมีการเปลี่ยนแปลงค่าอุณหภูมิอย่างรวดเร็วจะทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงค่าความต้องการไฟฟ้ามาก

ส่วนกลุ่มไฟฟ้าสาธารณะจะมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าค่อนข้างคงที่เช่นเดียวกับผู้ใช้ไฟฟ้าในกลุ่มอุตสาหกรรม โดยค่าความต้องการไฟฟ้าในสองกลุ่มนี้จะขึ้นอยู่กับลักษณะการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลาที่ผ่านมาเป็นหลัก ส่วนผู้ใช้ไฟฟ้าในกลุ่มที่อยู่อาศัยจะมีลักษณะค่าความต้องการไฟฟ้าแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของคนในบริเวณนั้น การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมุ่งเน้นการหาค่าการพยากรณ์ด้วยการพิจารณาภาพรวมของระบบ โดยจะทำการคำนวณค่า

ความต้องการไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าทุกกลุ่มรวมกัน และจะเลือกใช้เฉพาะตัวแปรที่มีผลกระทบต่อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าสูง โดยตัวแปรผลกระทบที่สำคัญต่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะแตกต่างกันไปตามช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ ดังนี้

1. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นจะขึ้นอยู่กับสภาพภูมิอากาศเป็นส่วนใหญ่ เช่น อุณหภูมิ ความเร็วลม ทิศทางลม ความชื้น และสภาพเมฆปกคลุม เป็นต้น [9]
2. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะยาวจะขึ้นอยู่กับสภาพทางเศรษฐกิจ และลักษณะความเป็นอยู่ของประชากร [37]
3. จากแนวคิดในเรื่องของตัวแปรที่มีผลกระทบต่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าข้างต้น จะพบว่าจะมีปัจจัยที่สำคัญในการพยากรณ์อีกอย่างหนึ่งคือ ช่วงเวลาการใช้ไฟฟ้า ดังนั้นในการพิจารณาค่าความต้องการไฟฟ้าจำเป็นต้องคำนึงถึงช่วงเวลาของการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันด้วย เช่น แต่ละวันของสัปดาห์ หรือแต่ละฤดูกาล รวมทั้งในกรณีของวันหยุดพิเศษต่างๆ ด้วย

ตามปกติการใช้ไฟฟ้าจะมีค่าไม่แน่นอนเนื่องจากหลายสาเหตุ เช่น มีเหตุการณ์ผิดปกติเกิดขึ้น จะเรียกค่าความต้องการไฟฟ้าที่ผิดพลาดไปจากค่าที่ควรจะเป็นว่าตัวแปรผลกระทบชนิดตัวแปรสุ่ม ในกรณีของผู้ใช้ไฟฟ้าย่อยความไม่แน่นอนอาจเกิดจากรายการโทรทัศน์ที่ได้รับความนิยมสูง หรืออาจเกิดเหตุการณ์พิเศษในพื้นที่นั้น แต่อย่างไรก็ตามค่าความไม่แน่นอนของกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าอาจมีค่าค่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับกลุ่มอุตสาหกรรม เนื่องจากโรงงานอุตสาหกรรมส่วนใหญ่จะใช้เครื่องจักรที่ใช้กำลังไฟฟ้าสูง ดังนั้นเมื่อเกิดการเสียหายของเครื่องจักรอย่างกะทันหันจะทำให้เกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าได้มาก

2.2 ลักษณะของค่าความต้องการไฟฟ้า

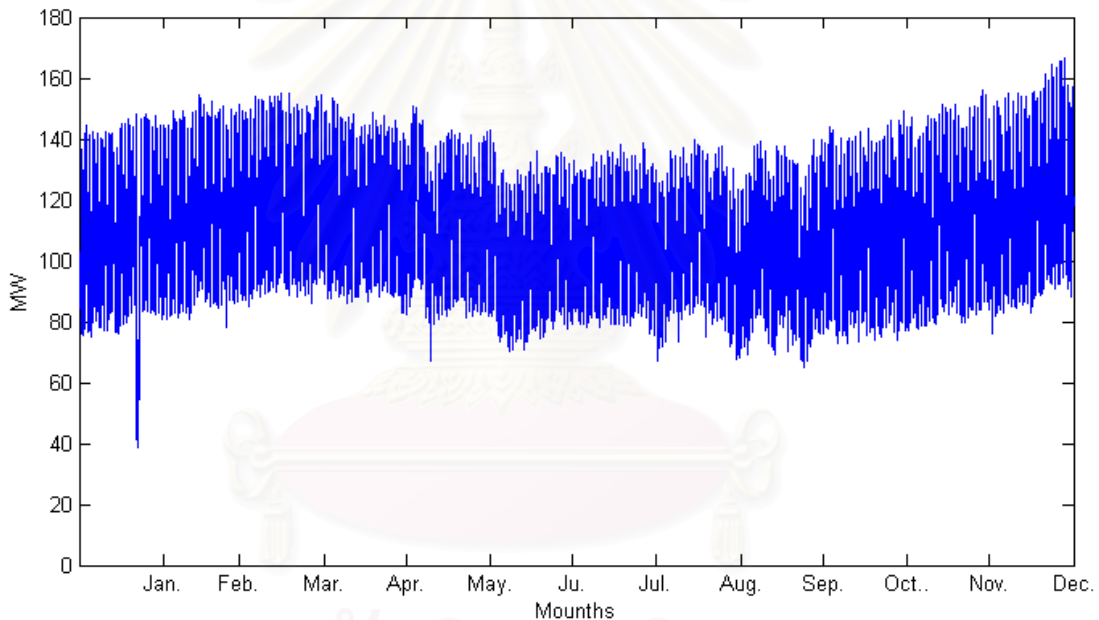
ตามปกติการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะต้องใช้สถิติและข้อมูลความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ เป็นตัวแปรสำคัญ หากต้องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าล่วงหน้าของสถานีไฟฟ้าย่อยเป็นรายชั่วโมง จึงต้องอาศัยข้อมูลความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริงในอดีตจากสถานีไฟฟ้าย่อยเพื่อใช้พัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ โดยข้อมูลต้องมีค่าเป็นรายชั่วโมง ทั้งนี้อาจจะพิจารณาข้อมูลดังกล่าวเป็นข้อมูลแบบอนุกรมเวลาก็ได้

ข้อมูลทางสถิติที่ใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าย่อยของประเทศไทย และข้อมูลอุณหภูมิรายชั่วโมงของบริเวณพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่ทำการศึกษ โดยทำการเก็บรวบรวมข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงในอดีตได้เป็นระยะเวลาประมาณ 24 เดือน คือ ตั้งแต่ วันที่ 1 ม.ค. 2544 ถึง วันที่ 31 ธ.ค. 2545

ทั้งนี้ในการพัฒนาแบบจำลอง จำเป็นต้องมีการเก็บรวบรวมข้อมูลของค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิในพื้นที่การใช้ไฟฟ้าซึ่งต้องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าอย่างมีประสิทธิภาพและเป็น

ระยะเวลาสั้นเพียงพอ เนื่องจากต้องใช้ข้อมูลทางสถิติเพื่อหาค่าตัวแปรอิสระต่างๆ ของระบบเครือข่ายประสาทเทียม

รูปที่ 2.1 แสดงลักษณะการใช้ไฟฟ้ารายชั่วโมงของจังหวัดภูเก็ต ในช่วงระยะเวลา 1 ปี จากกราฟเราจะเห็นว่าค่าความต้องการไฟฟ้ามีแนวโน้มที่จะเปลี่ยนแปลงไปในแต่ละช่วงเวลาของปี ในช่วงฤดูร้อนและช่วงปลายปีจะมีการใช้ไฟฟ้ามากเมื่อเทียบกับช่วงเวลาอื่นของปี เนื่องจากช่วงเวลาดังกล่าวเป็นช่วงฤดูกาลท่องเที่ยวของจังหวัดภูเก็ต แต่ความแตกต่างของค่าความต้องการไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลาของปีอาจจะเห็นได้ไม่ชัดเจนนัก เนื่องจากจังหวัดภูเก็ตเป็นจังหวัดในภาคใต้ซึ่งโดยส่วนใหญ่จะมีเพียงฤดูร้อนกับฤดูฝนเท่านั้น และยังเป็นสถานที่ท่องเที่ยวเป็นผลให้เกิดพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่ไม่แน่นอนในแต่ละช่วงเวลาของปี ส่วนรายละเอียดของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจะมีลักษณะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมและสังคมของผู้ใช้ไฟฟ้าในบริเวณนั้น



รูปที่ 2.1 ค่าความต้องการไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ต ตั้งแต่วันที่ 1 ม.ค. 2545 ถึง วันที่ 31 ธ.ค. 2545

เนื่องจากข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ดังนั้นเราสามารถทดสอบว่าข้อมูลมีแนวโน้มแบบวัฏจักรหรือไม่ ด้วยการใช่วิธีทางสถิติเพื่อหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลของอนุกรมเวลาด้วยการสุ่มข้อมูลมาทดสอบเป็นช่วงระยะเวลาหนึ่ง ดังสมการต่อไปนี้

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (y_{i+k} - \bar{y})(y_i - \bar{y})}{[\sum_{i=1}^n (y_{i+k} - \bar{y})^2]^{1/2} [\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2]^{1/2}} \quad (2.1)$$

เมื่อ

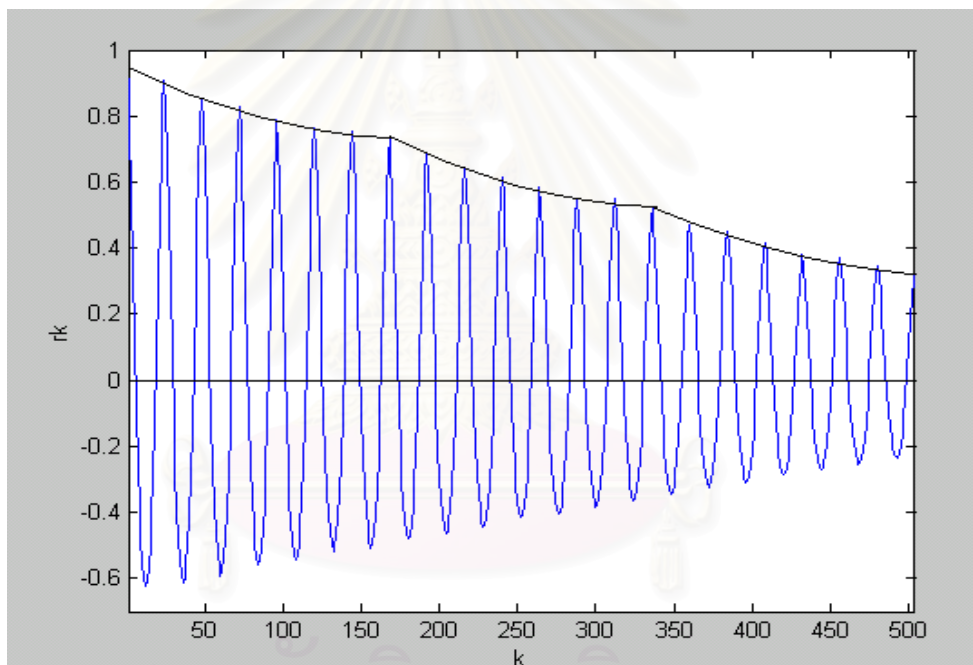
$y_i, i = 1, 2, \dots$ คือ ข้อมูลอนุกรมเวลาค่าความต้องการไฟฟ้า

\bar{y} คือ ค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาค่าความต้องการไฟฟ้า

r_k คือ ค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล y_i และ y_{i+k}

n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมดของอนุกรมเวลา

จากสมการที่ 2.1 เราจะทดสอบหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาของค่าความต้องการไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ตโดยให้ y_i เป็นอนุกรมเวลาค่าความต้องการไฟฟ้า และใช้การสุ่มตัวอย่าง n ช่วงเวลาต่างๆ ใน 1 ปี ดังแสดงตัวอย่างผลการสุ่มตัวอย่างค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาค่าความต้องการไฟฟ้า ตั้งแต่ วันที่ 1 ม.ค. 2545 ถึง วันที่ 21 ม.ค. 2545 ในรูปที่ 2.2



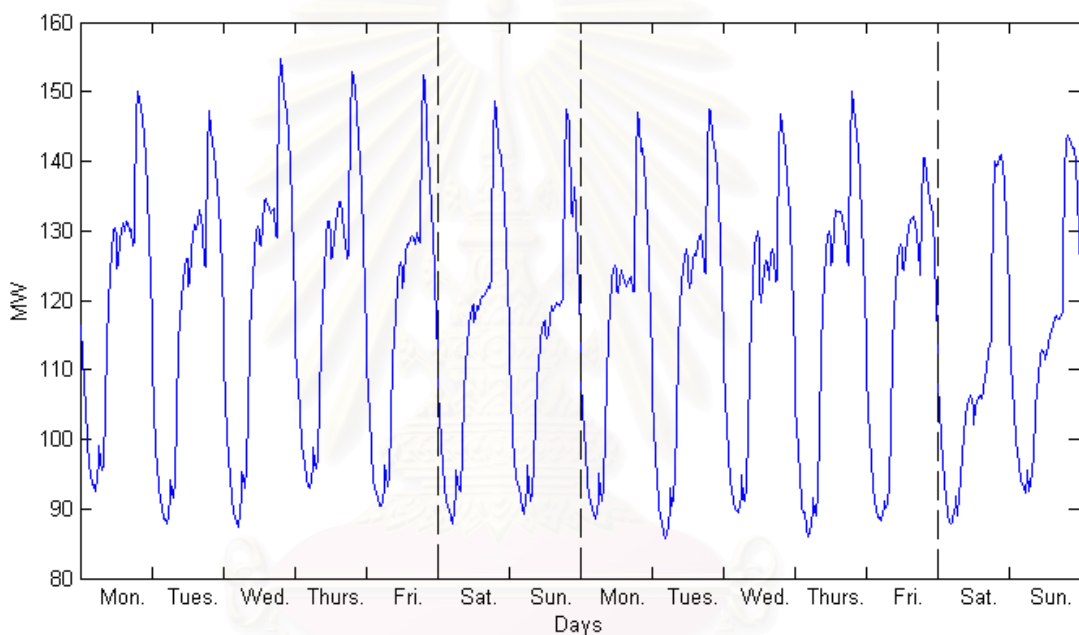
รูปที่ 2.2 การสุ่มตัวอย่างเพื่อหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลของอนุกรมเวลา เป็นช่วงระยะเวลาหนึ่ง

จากการสุ่มตัวอย่างเพื่อหาค่าความสัมพันธ์ของอนุกรมเวลา (autocorrelation) เพื่อศึกษาแนวโน้มแบบวัฏจักรของอนุกรมเวลา ดังแสดงในรูปที่ 2.2 จะได้ว่าค่าสูงสุดอยู่ในช่วง $k = 24, 48, 72, \dots$ หรือ เวลาชั่วโมงที่ 24, 48, 72, ... แสดงให้เห็นข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าเป็นอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มแบบวัฏจักรรายวัน และจากค่าสูงสุดในช่วงเวลาชั่วโมงที่ 168, 336, 504, ... แสดงให้เห็นข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าก็เป็นอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มแบบวัฏจักรรายสัปดาห์ด้วย

จากการทดสอบค่าความสัมพันธ์อนุกรมเวลาจะได้ว่าข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้ามีแนวโน้มวัฏจักรแบบรายสัปดาห์ ในการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจากงานวิจัยส่วนใหญ่

[15,32] จะแบ่งวันในสัปดาห์ตามลักษณะการใช้ไฟฟ้าออกเป็น 2 ชนิด คือ วันธรรมดาและวันหยุด ประจำสัปดาห์ โดยวันหยุดมักจะหมายถึง วันเสาร์และวันอาทิตย์

เพื่อให้เห็นลักษณะวัฏจักรของอนุกรมเวลาอย่างเด่นชัด จะยกตัวอย่างกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ตเป็นช่วงเวลา 2 สัปดาห์ ดังรูปที่ 2.3 ซึ่งจะสังเกตเห็นว่าในช่วง 5 วันแรกจะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่คล้ายกันเนื่องจากเป็นกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าของวันธรรมดาเหมือนกัน คือ วันจันทร์ถึงวันศุกร์ หลังจากนั้นพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจะแตกต่างกันออกไปอีก 2 แบบ คือ วันเสาร์ และ วันอาทิตย์ ตามลำดับ และเมื่อครบสัปดาห์จะสังเกตเห็นได้อย่างชัดเจนว่าพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลาสัปดาห์ต่อมาจะมีลักษณะย้อนกลับมาคล้ายกับของสัปดาห์แรกอีกครั้งหนึ่ง

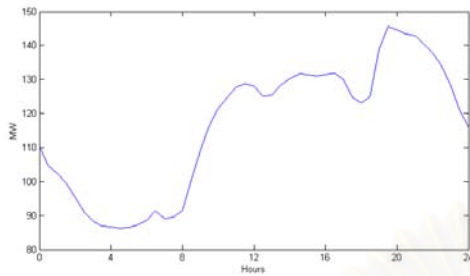


รูปที่ 2.3 กราฟแสดงค่าความต้องการไฟฟ้า

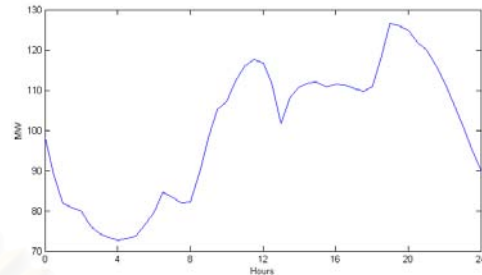
ตั้งแต่วันที่ 1 เม.ย. 2545 ถึง วันอาทิตย์ที่ 14 เม.ย. 2545

จากการทดสอบค่าความสัมพันธ์อนุกรมเวลา สรุปได้ว่าค่าความต้องการไฟฟ้ามีแนวโน้มวัฏจักรแบบรายวันและรายสัปดาห์ โดยลักษณะดังกล่าวเกิดจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละรายในวันหนึ่งๆ ซึ่งปกติคนส่วนใหญ่จะพักผ่อนในเวลากลางคืน ดังนั้นค่าความต้องการไฟฟ้าของช่วงเวลาดังกล่าวจะมีค่าต่ำในบริเวณย่านที่อยู่อาศัย แต่ในบางพื้นที่อาจจะมีการใช้ไฟฟ้าในตอนกลางคืนมาก เช่น โรงงานอุตสาหกรรมบางแห่ง เนื่องจากอัตราค่าไฟฟ้าในตอนกลางคืนจะต่ำกว่าตอนกลางวัน ดังนั้นลักษณะแนวโน้มวัฏจักรแบบรายวันจะแตกต่างกันไปตามแต่ละพื้นที่ที่ใช้ไฟฟ้า และจะขึ้นอยู่กับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าในบริเวณนั้นๆ ช่วงเวลาในแต่ละเดือนของปีก็เป็น

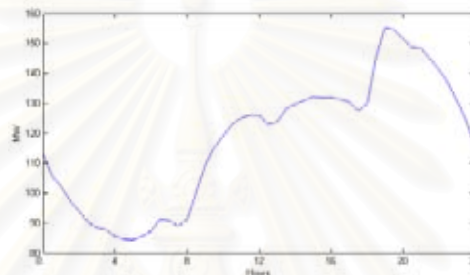
อีกปัจจัยหนึ่งที่มีผลต่อรูปแบบของแนวโน้มวัฏจักรแบบรายวัน เช่น ในช่วงเวลาหยุดพักร้อนของปีจะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างไปจากช่วงเวลาปกติ ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 2.4



ก) วันพุธที่ 17 เมษายน พ.ศ. 2545



ข) วันพุธที่ 11 กันยายน พ.ศ. 2545



ค) วันพุธที่ 11 ธันวาคม พ.ศ. 2545

รูปที่ 2.4 ตัวอย่างกราฟค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันของจังหวัดภูเก็ต ในแต่ละช่วงเวลาของปี

จากรูปที่ 2.4 สังเกตเห็นได้ว่าแม้จะเป็นวันพุธของสัปดาห์เหมือนกันแต่จะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าแตกต่างกันไปในเมื่ออยู่คนละช่วงเวลาของปี ดังนั้นในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า การแบ่งช่วงเวลาการพยากรณ์และการแบ่งชนิดของวันตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจึงเป็นสิ่งสำคัญ เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าประจำวันแต่ละประเภท แต่ละฤดูกาลจะแตกต่างกันออกไป โดยในกรณีของวันเสาร์และอาทิตย์จะมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าแตกต่างจากวันธรรมดาอย่างเห็นได้ชัด ส่วนกรณีของวันธรรมดาในบางครั้งวันจันทร์และวันศุกร์อาจจะมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าแตกต่างไปจากวันธรรมดาด้วย เนื่องจากเป็นวันใกล้วันหยุดประจำสัปดาห์ ส่วนกรณีวันหยุดพิเศษ เช่น วันหยุดราชการ งานเทศกาลประจำท้องถิ่น จะแบ่งชนิดของวันตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าได้ยากมาก เนื่องจากวันหยุดพิเศษแต่ละวันจะมีกิจกรรมแตกต่างกันไป จากการศึกษารายงานและผลการทดสอบของงานวิจัยส่วนใหญ่ปรากฏว่าวันหยุดพิเศษจะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าคล้ายคลึงกับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในอาทิตย์ ดังนั้นการศึกษาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสมมติให้วันหยุดพิเศษมีลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเหมือนกับวันอาทิตย์

จากการศึกษาและข้อมูลต่างๆ ดังที่นำเสนอข้างต้น การศึกษาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะแบ่งประเภทวันประจำสัปดาห์ตามลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า เพื่อนำมาเป็นข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า โดยจะแบ่งออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

1. วันจันทร์ - วันศุกร์
2. วันเสาร์
3. วันอาทิตย์

ในกรณีของวันหยุดพิเศษจะไม่แบ่งเป็นประเภทของวันที่แยกออกไป เนื่องจากวันหยุดพิเศษแต่ละประเภทจะมีเพียงปีละครั้งเท่านั้น และในแต่ละปีกิจกรรมในวันหยุดพิเศษแต่ละประเภทยังแตกต่างกันไปด้วย ทำให้การเก็บข้อมูลทางสถิติของค่าความต้องการไฟฟ้าเพื่อการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ของวันหยุดพิเศษเป็นไปได้ยากและไม่เพียงพอ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะสมมติวันหยุดพิเศษต่างๆ ให้มีลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเช่นเดียวกันกับวันอาทิตย์

2.3 วิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

2.3.1 การแบ่งประเภทแบบจำลองการพยากรณ์

ข้อมูลทางสถิติที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นกระบวนการสุ่มตัวแปรแบบไม่คงที่ (random non-stationary) ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลจำนวนมาก ทำให้มีวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าหลากหลายวิธี โดยแนวคิดส่วนใหญ่จะเป็นการแก้ปัญหาด้วยการพิจารณาจากภาพรวมของระบบ และสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจากลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในอดีต วิธีการคำนวณแต่ละวิธีจะให้ผลตอบของการแก้ปัญหาแตกต่างกันไป โดยขึ้นอยู่กับข้อมูลการใช้ไฟฟ้าในแต่ละพื้นที่ ดังนั้นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จำเป็นต้องมีการทดสอบเพื่อหาความเหมาะสมของแบบจำลองต่อลักษณะข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าในบริเวณนั้น

วิธีการพยากรณ์อาจแบ่งออกเป็นหลายแบบ ขึ้นอยู่กับหลักเกณฑ์หรือโครงสร้างในการคำนวณ แบบแรกเป็นการจัดประเภทด้วยแนวคิดพื้นฐานของการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ประกอบด้วย แบบจำลองสถิตย์ (static model) และแบบจำลองพลวัต (dynamic model) ในกรณีของแบบจำลองสถิตย์เป็นการพยากรณ์ด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว ก็จะให้ผลตอบเป็นค่าการพยากรณ์ตามต้องการ ค่าดังกล่าวจะมีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาแบบไม่ต่อเนื่อง อาจจะเป็นรายชั่วโมง รายวัน หรือรายสัปดาห์ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมและช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ ส่วนแบบจำลองพลวัตจะมีพื้นฐานแนวคิดที่ค่าความต้องการไฟฟ้าไม่ได้ขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์กับช่วงเวลาประจำวันเพียงอย่างเดียว แต่จะขึ้นอยู่กับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าขณะเวลานั้น หรือในชั่วโมงก่อนหน้าด้วย แบบจำลองการพยากรณ์ประเภทนี้ ต้องมีการคำนวณเพื่อหาค่าการพยากรณ์ทุก 1 ชั่วโมงข้างหน้า

การจัดประเภทวิธีการพยากรณ์แบบอื่นๆ [8,41] อาจสรุปได้ดังนี้

- แบบจำลองดีเทอร์มินิสติก (deterministic) และ แบบจำลองสุ่มเฟ้น (stochastic)
- แบบจำลองหาค่าความต้องการไฟฟ้ารวม และ แบบจำลองหาค่าความต้องการไฟฟ้าแยกตามกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท
- แบบจำลองหาค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด, ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย และ แบบจำลองหากราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า

แบบจำลองดีเทอร์มินิสติกเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเพียงอย่างเดียว โดยไม่มีการวัดค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ ส่วนแบบจำลองสุ่มเฟ้นเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยกระบวนการทางสถิติ โดยผลการคำนวณสามารถนำมาหาค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ได้

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ผ่านแบบจำลองที่ใช้หาค่าความต้องการไฟฟ้ารวมประจำแต่ละสถานีไฟฟ้าย่อยเท่านั้น เนื่องจากการพยากรณ์หาค่าความต้องการไฟฟ้าจากกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละกลุ่ม แล้วนำค่าความต้องการไฟฟ้าของแต่ละกลุ่มมารวมกัน จะทำให้เกิดปัญหาในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์หลายอย่าง เช่น การสร้างแบบจำลองจำเป็นต้องมีข้อมูลตัวแปรซึ่งมีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้าของแต่ละกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้าเป็นจำนวนมาก รวมทั้งในบางครั้งข้อมูลตัวแปรบางชนิดยังไม่เคยมีการเก็บรวบรวมข้อมูลหรือขาดการจัดเก็บข้อมูลที่เหมาะสม ดังนั้นในขั้นตอนการจัดข้อมูลตัวแปร จำเป็นต้องใช้ระยะเวลาและค่าใช้จ่ายสูง ส่วนข้อเสียอีกประการของการแยกหาค่าความต้องการไฟฟ้าของแต่ละกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้า คือ ค่าความผิดพลาดเนื่องจากการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละกลุ่มอาจส่งผลให้เกิดค่าความผิดพลาดจำนวนมาก (cumulative error) ในขั้นตอนการหาค่าความต้องการไฟฟ้ารวมได้

สำหรับการจัดประเภทของการพยากรณ์แบบที่ 3 ส่วนของแบบจำลองแรกเป็นแบบจำลองการพยากรณ์หาค่าความต้องการไฟฟ้าที่มีค่ามากที่สุด ต่ำที่สุด หรือค่าเฉลี่ย ในแต่ละวัน โดยคิดช่วงเวลาคงรอบ 1 วัน ตั้งแต่ 0.00 น.-24.00 น. ส่วนแบบจำลองสำหรับหากราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าจะเป็นการหาลักษณะความต้องการไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละชั่วโมงของวันว่าควรมีค่าเท่าไร โดยมักกำหนดในขั้นเริ่มต้นให้ระดับค่าความต้องการไฟฟ้าในกราฟมีค่าต่อหน่วย (per-unit)

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำแนวคิดของแบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสองมาประยุกต์ใช้ร่วมกันเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงต่อไป

2.3.2 แบบจำลองการพยากรณ์รายวัน (Time-of-day) [29,48]

เป็นแบบจำลองการพยากรณ์ที่มีรูปแบบการคำนวณง่ายที่สุด แนวคิดของแบบจำลองชนิดนี้คือการใช้อัตราความต้องการไฟฟ้าจริงในอดีตของสัปดาห์ที่ผ่านมาเพื่อหาค่าความต้องการไฟฟ้าของสัปดาห์ต่อไป การคำนวณจะแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับความแตกต่างของสภาพภูมิอากาศของช่วงเวลานั้น แบบจำลองการพยากรณ์รายวันมีรูปแบบการคำนวณ ดังสมการต่อไปนี้

$$z(t) = \sum_{i=1}^N \alpha_i f_i(t) + v(t) \quad (2.2)$$

เมื่อ

- $z(t)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้า
- α_i คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก
- $f_i(t)$ คือ ค่าฟังก์ชันคงตัวตามเวลา (explicit function)
- $v(t)$ คือ ค่าสัญญาณรบกวน (white noise)

ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลา t จะอยู่ในรูปผลบวกของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักคูณกับฟังก์ชันคงตัวตามเวลา ซึ่งโดยทั่วไปจะใช้ฟังก์ชันไซน์มีคาบเท่ากับ 24 หรือ 167 ชั่วโมง ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของระบบข้อมูลสามารถหาด้วยการคำนวณหลายวิธี เช่น การหาฟังก์ชันถดถอยแบบเชิงเส้น (linear regression) หรือ วิธีการปรับค่าเอกโพเนนเชียล (exponential smoothing) ส่วนค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์จะอยู่ในรูปของค่าสัญญาณรบกวนของระบบข้อมูล

ในการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าบางฉบับ [29] มีการประยุกต์แบบจำลองการพยากรณ์รายวันด้วยการเปลี่ยนค่าฟังก์ชันคงตัวตามเวลา โดยมีพื้นฐานของการคำนวณเช่นเดียวกับสมการที่ 2.2 แบบจำลองดังกล่าวเรียกว่า Spectral decomposition โดยค่าฟังก์ชันคงตัวตามเวลาใหม่จะเปลี่ยนจากฟังก์ชันไซน์เป็นฟังก์ชันแสดงความสัมพันธ์ของอนุกรมเวลา (autocorrelation function) ของค่าความต้องการไฟฟ้า จากผลการทดลองใช้แบบจำลอง Spectral decomposition ของงานวิจัยต่างๆ แสดงให้เห็นว่าค่าการพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำกว่าการใช้ฟังก์ชันคงตัวตามเวลาชนิดอื่น

งานวิจัยของ Sharma และ Thompson [48] ได้เสนอวิธีการพัฒนาแบบจำลองรายวัน ส่วนงานวิจัยของ Laing [29] นำเสนอแบบจำลองเกี่ยวกับแบบจำลอง Spectral decomposition

2.3.3 แบบจำลองการพยากรณ์ถดถอย (Regression Model) [36,46]

แบบจำลองการพยากรณ์ถดถอยมีข้อสมมติฐานว่าค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลาใดๆ ประกอบด้วย 3 ส่วน คือ 1) ค่าความต้องการไฟฟ้ามาตรฐาน 2) ค่าตัวแปรผลกระทบ (explanatory variable) ซึ่งเป็นตัวแปรที่มีผลต่อค่าความต้องการไฟฟ้าโดยจะมีความสัมพันธ์กันอยู่ในลักษณะเชิงเส้น และ 3) สัญญาณรบกวนของระบบข้อมูลซึ่งเป็นค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ แบบจำลองถดถอยมีลักษณะ ดังสมการต่อไปนี้

$$z(t) = b(t) + \sum_{i=1}^N a_i y_i(t) + e(t) \quad (2.3)$$

เมื่อ

- $z(t)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลา t ใดๆ

- $b(t)$ คือ ค่ามาตรฐานของความต้องการไฟฟ้า
 a_i คือ ค่าคงที่ที่ยึดหยุ่น
 $y_i(t)$ คือ ตัวแปรผลกระทบ
 $e(t)$ คือ สัญญาณรบกวนของระบบข้อมูล

แบบจำลองถดถอยมีการประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นเป็นจำนวนมาก เช่น ในงานวิจัยของ Rasanen และ Ruusunen (1995) [46] นำเสนอการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการของฟังก์ชันถดถอย โดยมีระบบการพยากรณ์ในลักษณะการสร้างแบบจำลองถดถอยตามกลุ่มของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละชนิด ในขั้นตอนการคำนวณจะแบ่งค่าความต้องการไฟฟ้าออกเป็น 2 ส่วน คือ ค่ามาตรฐานของความต้องการไฟฟ้า และ ค่าความต้องการไฟฟ้าเนื่องจากตัวแปรผลกระทบ โดยที่ค่าความต้องการไฟฟ้ามาตรฐานนั้นจะมีค่าสอดคล้องกับค่าความต้องการไฟฟ้าขณะที่มีค่าอุณหภูมิเท่ากับอุณหภูมิเฉลี่ยตลอดช่วงระยะเวลาที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

นอกจากนี้ยังมีการศึกษาของแบบจำลองถดถอยเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ที่แตกต่างกันในงานวิจัยฉบับอื่นอีกเป็นจำนวนมาก บางการทดสอบอาจใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นก่อนหน้ามาเป็นตัวแปรผลกระทบด้วย เช่น ในงานวิจัยของ Papalexopoulos และ Hesterberg (1990) [36] เป็นต้น

แบบจำลองถดถอยเป็นแบบจำลองที่เก่าแก่ที่สุดในบรรดาวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าทั้งหมด ข้อเสียของแบบจำลองประเภทนี้คือในบางครั้งเมื่อเกิดเหตุการณ์ผิดปกติของการใช้ไฟฟ้าหรือเกิดการเปลี่ยนแปลงค่าความต้องการไฟฟ้าอย่างรวดเร็ว ผลตอบของแบบจำลองถดถอยจะไม่สามารถตามการเปลี่ยนแปลงดังกล่าวได้ทัน ทำให้ผลการพยากรณ์ผิดพลาดไป ส่วนข้อดีของแบบจำลองถดถอยคือสามารถเข้าใจลักษณะทางกายภาพได้ง่าย และไม่มี ความยุ่งยากในการคำนวณทางคณิตศาสตร์มากนัก

2.3.4 แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเฟ้น (Stochastic time series models) [6,42]

แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเฟ้นจะมีชื่อเรียกอย่างหลากหลายในแต่ละงานวิจัย เช่น ARMA (AutoRegressive-Moving Average), ARIMA (Integrated autoregressive-moving average), Box-Jenkins method หรือ แบบจำลองอนุกรมเวลา เป็นต้น ส่วนการแบ่งประเภททั่วไปของแบบจำลองชนิดนี้สามารถศึกษาเพิ่มเติมได้ในงานวิจัยของ Pindyck และ Rubinfeld (1991) [42]

แนวคิดพื้นฐานของแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเฟ้น คือการเปลี่ยนอนุกรมเวลาของข้อมูลความต้องการไฟฟ้าให้อยู่ในรูปของอนุกรมเวลาคงที่ (stationary) ซึ่งไม่ขึ้นกับเวลา ด้วยการเปรียบเทียบค่าของอนุกรมเวลาคงที่อีกตัวหนึ่งที่เหมาะสม เราสามารถแทนผลต่างของอนุกรมเวลาคงที่ทั้งสองให้อยู่ในรูปของสัญญาณสุ่ม (white noise) ได้ โดยมีข้อสมมติฐานในการคำนวณว่าคุณสมบัติของ

อนุกรมเวลาต้องไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาการคำนวณเพื่อหาค่าคงที่ของแบบจำลอง ส่วนค่าความผิดพลาดอาจมองว่าเป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นจากส่วนประกอบของสัญญาณสุ่ม ในกระบวนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ เราสามารถแสดงสมการพื้นฐานของแบบจำลอง ARIMA ได้ดังนี้

$$\phi(B)\nabla^d z(t) = \theta(B)a(t) \quad (2.4)$$

เมื่อ

$z(t), t = 1, \dots, N$ คือ อนุกรมเวลาของค่าความต้องการไฟฟ้า

$a(t), t = 1, \dots, N$ คือ ลำดับของสัญญาณสุ่ม (white noise)

$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ คือ ตัวแปรพหุนาม AR

$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$ คือ ตัวแปรพหุนาม MA

B คือ ตัวดำเนินการย้อนกลับ $B^n(z(t)) = z(t - n)$

ϕ_i, θ_i คือ ตัวแปรคงที่

$\nabla = 1 - B$ คือ ตัวดำเนินการผลต่างย้อนกลับ

แบบจำลองพื้นฐาน ARIMA ดังสมการที่ 2.4 ยังไม่เหมาะสมต่อการนำมาใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจะเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงเวลา เช่น การเปลี่ยนแปลงของฤดูกาล เป็นต้น ทำให้อนุกรมเวลาของค่าความต้องการไฟฟ้ามีแนวโน้มแบบวัฏจักร โดยทั่วไปในกรณีของค่าความต้องการไฟฟ้าจะมีช่วงระยะเวลาของวัฏจักรเท่ากับ 24 หรือ 168 ชั่วโมง ดังนั้นการคำนึงถึงผลต่างระหว่างช่วงฤดูกาลจึงเป็นสิ่งสำคัญต่อการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ จึงมีพัฒนาแบบจำลอง ARIMA ให้สามารถคำนึงถึงผลของฤดูกาลได้ด้วย มีชื่อเรียกว่า seasonal integrated autoregressive-moving average (SARIMA) ดังสมการต่อไปนี้

$$\phi(B)\phi_s(B^S)\nabla^d \nabla_s^D z(t) = \theta(B)\theta_s(B^S)a(t) \quad (2.5)$$

เมื่อ

$\nabla_s^D = (1 - B^S)^D$ และ S คือ ความแตกต่างระหว่างช่วงฤดูกาล

และในการพยากรณ์จำเป็นต้องคำนึงถึงตัวแปรภายนอกที่มีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้าด้วย เช่น อุณหภูมิ ซึ่งสามารถนำมาใช้เป็นส่วนประกอบของแบบจำลองการพยากรณ์ได้ โดยเราเรียกแบบจำลองที่มีตัวแปรผลกระทบเป็นส่วนประกอบว่า ARIMAX และจะมีลักษณะของสมการทั่วไป ดังนี้

$$\phi(B)\nabla^d z(t) = w(B)x(t - b) + \theta(B)a(t) \quad (2.6)$$

เมื่อ

$x(t)$ คือ ค่าของตัวแปรผลกระทบนอกระบบ ณ เวลา t

$$w(t) = w_0 + w_1 B + \dots + w_r B^r$$

เราจะเรียกแบบจำลอง ARIMA ที่มีการคำนึงถึงผลของฤดูกาลและผลกระทบของตัวแปรนอกระบบ ว่า แบบจำลอง SARIMAX ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมีการใช้แบบจำลองชนิดนี้ เพื่อทดสอบผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจากข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิ และนำมาเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อใช้แบบจำลองระบบเครือข่ายประสาทเทียมในการคำนวณ

แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบผสมผสานมีคุณสมบัติที่น่าสนใจหลายประการ เช่น มีความแม่นยำในการพยากรณ์ แบบจำลองสามารถคำนึงผลของแนวโน้มแบบวัฏจักรของอนุกรมเวลาได้ อีกทั้งทฤษฎีของแบบจำลองเป็นที่รู้จักกันดีในหมู่นักวิจัยเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ทำให้เราสามารถค้นคว้าเพื่อรวบรวมเพื่อศึกษาขั้นตอนการสร้างแบบจำลองจากงานวิจัยฉบับต่างๆ ได้ง่ายสำหรับโครงสร้างของแบบจำลองก็สามารถทำความเข้าใจและนำไปใช้ได้ง่าย อีกทั้งค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาดซึ่งเป็นส่วนประกอบของสัญญาณผสม สามารถจัดการให้อยู่ในช่วงที่ยอมรับได้

ตามปกติสมการของแบบจำลองจะมีลักษณะความสัมพันธ์กันอย่างง่าย ๆ ในส่วนของผลตอบการคำนวณ เราสามารถสร้างวิธีการสำหรับวิเคราะห์ผลการคำนวณของแบบจำลองว่ามีความถูกต้องหรือไม่ อีกทั้งวิธีการคำนวณหาค่าคงที่ต่างๆ ของแบบจำลองจะมีขั้นตอนการคำนวณไม่ซับซ้อน

สำหรับข้อเสียของแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบผสมผสาน คือ ไม่สามารถปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดัดนัก เช่น ในกรณีของอนุกรมเวลาของค่าความต้องการไฟฟ้าอาจเกิดการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าอย่างรวดเร็วในช่วงเวลาใดเวลาหนึ่งของปี แต่เนื่องจากแบบจำลอง ARIMA มีข้อสมมติฐานว่าอนุกรมเวลาของค่าความต้องการไฟฟ้าต้องไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาคำนวณของแบบจำลอง หรือพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของช่วงเวลาปัจจุบันมีความสัมพันธ์กันกับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของช่วงเวลาในอดีตนั่นเอง ทำให้แบบจำลองไม่สามารถปรับตัวตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วได้ทัน การแก้ปัญหาดังกล่าวอาจทำได้ด้วยการสร้างตัวแปรถ่วงน้ำหนักขึ้นเพื่อให้ความสำคัญแก่พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลาปัจจุบันมากกว่าในอดีต

ปัญหาอีกอย่างของแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบผสมผสาน คือการจัดการกับค่าความต้องการไฟฟ้าที่มีลักษณะผิดไปจากค่าปกติมาก เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในปัจจุบันจะส่งผลต่อค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคต ดังนั้นถ้าเกิดความผิดปกติของข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าเพียงวันเดียว ก็จะทำให้การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าผิดพลาดด้วย วิธีการแก้ปัญหา คือ แทนที่ข้อมูลพฤติ

กรรมการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลาที่ผิดปกติด้วยข้อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่สอดคล้องกับค่าการพยากรณ์จริง

2.3.5 แบบจำลองสถานะ (state-space model) [6,16,52]

สำหรับแบบจำลองสถานะแบบเชิงเส้น (Linear state-space model) นั้น เราสามารถแทนค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลา t ใดๆ ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$z(t) = C^T x(t) \quad (2.7)$$

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + w(t) \quad (2.8)$$

เมื่อ

$x(t)$ คือ เวกเตอร์สถานะ ณ เวลา t ใดๆ

$u(t)$ คือ เวกเตอร์ตัวแปรสภาพภูมิอากาศ

$w(t)$ คือ เวกเตอร์ของสัญญาณสุ่ม (random white noise)

A, B คือ เมตริกซ์ค่าคงที่

C คือ เวกเตอร์ค่าคงที่

แบบจำลองสเตทมีลักษณะ โครงสร้างหลากหลายแบบ ผู้สนใจสามารถศึกษาเพิ่มเติมได้ในงานวิจัยของ Tyoda [52], Gupta และ Yamada [16], Campo และ Ruiz [9] เป็นต้น

ในทางปฏิบัติเราสามารถดัดแปลงแบบจำลองสถานะให้เป็นแบบจำลอง ARIMA ได้ เนื่องจากหลักการพื้นฐานทางคณิตศาสตร์มีลักษณะคล้ายคลึงกันมาก อย่างไรก็ตามจากผลการวิจัยของ Gross และ Galiana (1987) [15] ได้แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ARIMA มีข้อได้เปรียบกว่า เนื่องจากการหาค่าตัวแปรคงที่ของแบบจำลองจากข้อมูลทางสถิติ จะมีขั้นตอนการคำนวณที่เป็นลำดับและสามารถหาได้ง่าย อย่างไรก็ตามยังไม่มีข้อสรุปสามารถระบุได้อย่างเด่นชัดว่าแบบจำลองชนิดใดมีประสิทธิภาพในการคำนวณดีกว่ากัน ซึ่งยังจำเป็นต้องมีการทดสอบคุณสมบัติของแบบจำลองทั้งสองต่อไป

2.3.6 ระบบแทนผู้เชี่ยวชาญ (Expert Systems) [3,14]

ระบบแทนผู้เชี่ยวชาญเป็นระบบที่สามารถนำมาใช้ได้กับทั้งตัวแปรข้อมูลเชิงปริมาณและตัวแปรข้อมูลเชิงคุณภาพ ในการสร้างแบบจำลองเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ ในช่วงกลางปี ค.ศ. 1980 เริ่มมีการคิดค้นแบบจำลองการแก้ปัญหาขึ้นมาอย่างหลากหลาย โดยมีพื้นฐานของวิธีการมาจากการลอกเลียนลักษณะการทำงานของมนุษย์ เพื่อลดค่าความผิดพลาดของวิธีการพยากรณ์แบบดั้งเดิมที่ใช้การตัดสินใจค่าของตัวแปรบางชนิดด้วยการตัดสินใจจากประสบการณ์ของผู้ชำนาญ จึงมีการคิดค้นระบบแทนผู้

เชี่ยวชาญขึ้น โดยมีแนวคิดที่ว่าขั้นตอนการคำนวณต้องมีลำดับการคิดอย่างเป็นลำดับและมีการคิดอย่างมีเหตุผล

ในอดีตเจ้าหน้าที่ปฏิบัติการสามารถพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยกระบวนการค้นหาฐานข้อมูลในอดีต เช่น พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่มีความเกี่ยวข้องกับวันที่ต้องการพยากรณ์ โดยคำนึงถึงประเภทของวัน สภาพทางสังคมและสภาพภูมิอากาศเป็นหลัก เมื่อพบข้อมูลพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าตามต้องการแล้ว เจ้าหน้าที่ปฏิบัติการจะใช้เป็นพื้นฐานสำหรับการหาค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคตในกระบวนการข้างต้นเราสามารถนำระบบแทนผู้ชำนาญมาใช้กับงานค้นหาข้อมูล และสามารถพัฒนาให้มีลักษณะการทำงานแบบอัตโนมัติได้

ระบบแทนผู้ชำนาญยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับการหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรผลกระทบและรูปร่างของลักษณะการใช้ไฟฟ้าประจำวัน ในปัจจุบันวิธีการคำนวณด้วยระบบแทนผู้ชำนาญได้รับความสนใจจากผู้ศึกษาจำนวนมาก ทำให้เกิดการพัฒนาแนวคิดและทฤษฎีทางคณิตศาสตร์อย่างต่อเนื่องและเป็นที่รู้จักกันดีในชื่อ fuzzy logic

เนื่องจากระบบแทนผู้ชำนาญมีคุณสมบัติในการกระตุ้นให้เกิดการค้นคว้าเพื่อแก้ปัญหาของแบบจำลองด้วยตัวมันเอง ดังนั้น เจ้าหน้าที่ปฏิบัติการจึงมักให้ความสนใจ เนื่องจากผู้ปฏิบัติการจะสามารถนำแบบจำลองมาใช้จัดการแก้ปัญหาต่างๆ ในระบบ และสามารถตัดสินใจด้วยเหตุผลที่เป็นไปตามแบบจำลองการคำนวณที่ได้สร้างขึ้น

2.4 สรุป

จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดในบทนี้ จัดอยู่ในประเภทแบบจำลองเชิงเส้น ซึ่งเป็นที่นิยมกันมากในการนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดยเฉพาะแบบจำลอง SARIMAX เนื่องจากขั้นตอนการคำนวณไม่ซับซ้อนและทำความเข้าใจได้ง่าย อย่างไรก็ตามมีงานวิจัยหลายฉบับได้ทำการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองเชิงเส้นและแบบจำลองไม่เชิงเส้น พบว่าแบบจำลองไม่เชิงเส้นมีข้อดีสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ามากกว่าแบบจำลองเชิงเส้น โดยเราสามารถสรุปข้อเปรียบเทียบของแบบจำลองเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น ดังแสดงในตารางที่ 2.1

การศึกษาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เราจะเลือกใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ เนื่องจากมีคุณสมบัติของการเป็นแบบจำลองไม่เชิงเส้น เช่น แบบจำลองถดถอย แบบจำลอง SARIMAX เป็นต้น โดยรายละเอียดของการพยากรณ์ด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่ายเทียมจะกล่าวต่อไปในบทที่ 3 และ 4 ต่อไป และเพื่อพิสูจน์ประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ เราจะทำการทดสอบเพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงระหว่าง แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมกับแบบจำลอง SARIMAX ในบทที่ 5 ด้วย

ตารางที่ 2.1 เปรียบเทียบคุณสมบัติของแบบจำลองเชิงเส้นและไม่เชิงเส้น

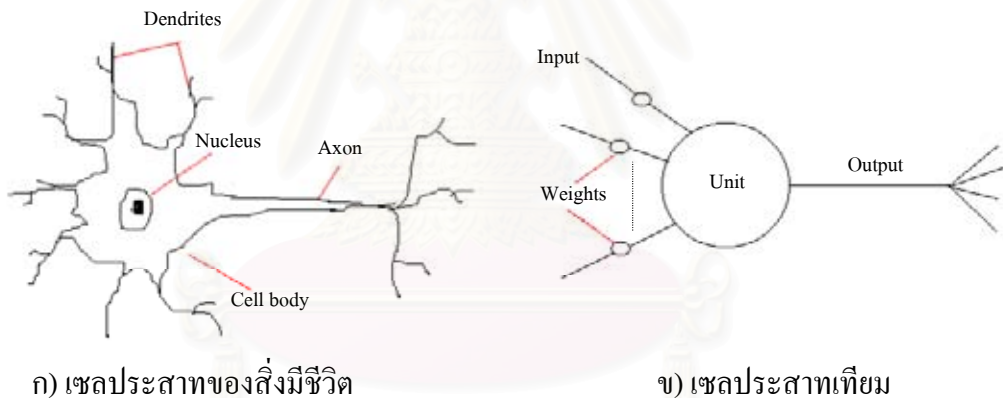
แบบจำลองเชิงเส้น	แบบจำลองไม่เชิงเส้น
1. แทนด้วยสมการคณิตศาสตร์อย่างง่าย	1. มีลักษณะเป็นฟังก์ชันที่ซับซ้อน
2. ให้ผลการพยากรณ์ที่ผิดพลาดเมื่อเกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของค่าความต้องการไฟฟ้า	2. มีความสามารถในการปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงค่าความต้องการไฟฟ้าได้อย่างรวดเร็ว
3. เกิดช่วงความผิดพลาดเนื่องจากการใช้ความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นแทนข้อมูลที่มีลักษณะไม่เชิงเส้น	3. สามารถใช้กับชุดข้อมูลได้ทุกชนิด
4. หากข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลองเกิดสภาวะผิดปกติเพียงเล็กน้อย จะเป็นผลให้เกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์อย่างมาก	4. เนื่องจากแบบจำลองมีความยืดหยุ่นของความสัมพันธ์ทำให้ทนต่อสภาวะข้อมูลที่ผิดปกติได้

พื้นฐานความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียม

3.1 แนวคิดพื้นฐาน

เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) เป็นแนวคิดที่ถูกออกแบบให้ทำงานเช่นเดียวกับสมองของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วย หน่วยประมวลผล (processing elements) หรือนิวรอน (neuron) จำนวนมาก ซึ่งจะมีลักษณะการทำงานคล้ายกับเซลล์สมองของมนุษย์

โครงสร้างของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิตจะเชื่อมต่อกันด้วยการส่งส่งสัญญาณไฟฟ้าผ่านส่วนที่ส่วนที่เรียกว่า เดนไดรต์ (dendrites) และ ซิแนปส์ (synapses) ตามลำดับ กลายมาเป็นข้อมูลขาเข้า (input) ของเซลล์อื่น จากนั้นสัญญาณไฟฟ้าจะส่งเข้าไปยังตัวเซลล์ (cell body) เพื่อผ่านกระบวนการประมวลผลภายใน และส่งสัญญาณข้อมูลออกจากส่วนที่เรียกว่า แอ็กซอน (axon) ไปยังเซลล์อื่นๆ ต่อไป โดยใช้หลักการ Synaptic Strength ของการเชื่อมโยงระหว่างเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต



ก) เซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต

ข) เซลล์ประสาทเทียม

รูปที่ 3.1 การจำลองเซลล์ประสาทเป็นเซลล์ประสาทเทียม

โดยทั่วไปสมองของมนุษย์จะมีเซลล์ประสาทประมาณ 10^{10} ถึง 10^{12} เซลล์ ซึ่งแต่ละเซลล์จะสามารถเก็บหน่วยความจำได้อย่างมากมาย และโดยเฉลี่ยสมองมนุษย์มีน้ำหนัก 1.5 กิโลกรัม ประกอบไปด้วยเซลล์เล็กๆ ที่มีน้ำหนักน้อยกว่า 1.5×10^{-9} กรัม

ส่วนวิธีการประมวลผลภายในเซลล์ประสาทแต่ละเซลล์จะมีจุดเชื่อมโยงระหว่างการทำงานเป็น 2 ลักษณะ คือ ลักษณะการกระตุ้น (excitatory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ส่งผ่านเข้ามาที่มีความถี่สูง และลักษณะยับยั้ง (inhibitory) เป็นการทำให้สัญญาณที่ส่งผ่านเข้ามาที่มีความถี่ลดลง ซึ่งในส่วนของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมจะมีการประมวลผลในหน่วยประมวลผลขึ้นอยู่กับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก (weights) เราสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียมดังแสดงในตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 3.1 ความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียม

ลำดับ	เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
1	ตัวเซลล์ (cell body)	ยูนิต (unit)
2	เดนไดรต์ (dendrites)	ตัวแปรข้อมูลขาเข้า (input)
3	แอกซอน (axon)	ตัวแปรข้อมูลขาออก (output)
4	ไซแนปส์ (synapse)	ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก (weight)
5	ความเร็วในการทำงานช้า	ความเร็วในการทำงานสูง
6	มีเซลล์จำนวนมาก	มีเซลล์จำนวนน้อย

เครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองการทำงานของระบบประสาทส่วนกลางที่มีโครงสร้างเป็นลักษณะของเครือข่ายเชื่อมโยงกันระหว่างหน่วย ซึ่งสามารถที่จะรับรู้ข้อมูลและปรับตัวเข้ากับสถานการณ์หรือสิ่งแวดล้อมที่กำลังเผชิญอยู่ นักวิจัยหลายท่านเชื่อว่าแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเป็นเครื่องมือชนิดหนึ่งที่ใช้ในการสร้างระบบคอมพิวเตอร์อัจฉริยะอย่างได้ผล (intelligent computer system) นอกจากนี้ ยังเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้งานต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำ เช่น การจำแนกข้อมูล, การทำนายเหตุการณ์, การบีบอัดข้อมูล, การกรองสัญญาณ เป็นต้น ในทางคณิตศาสตร์อาจมองแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในแง่ของตัวคำนวณประมาณค่า เนื่องจากความสามารถในการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างรูปแบบของชุดข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออก ซึ่งทำให้สามารถแก้ปัญหาที่ยากและซับซ้อนได้

ปัจจุบันการใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเป็นที่ยอมรับในความสามารถและมีการนำมาใช้อย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะการจำลองพฤติกรรมต่างๆ ที่มีความซับซ้อนและเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา นอกจากนี้ยังใช้ได้ดีกับพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงที่ผู้ใช้ไม่จำเป็นต้องทำความเข้าใจเกี่ยวกับความสัมพันธ์ทางกายภาพของตัวแปรต่างๆ ที่เกี่ยวข้อง เช่น ในกรณีเกิดการเปลี่ยนแปลงค่าความต้องการไฟฟ้าอย่างฉับพลัน เป็นต้น แต่อย่างไรก็ตามในการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมก็ยังคงต้องคำนึงถึงพื้นฐานความรู้ หรือ ข้อมูลจากประสบการณ์ทำงาน เพื่อที่จะสามารถระบุตัวแปรของความสัมพันธ์ในปัญหาต่างๆ ได้อย่างถูกต้อง

3.2 ประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมในการใช้งาน

1) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อการระบุฟังก์ชันความสัมพันธ์

โครงสร้างของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับงานประเภทนี้ที่ได้รับความนิยมสูงสุด คือเครือข่าย Multi-layer perceptron โดยใช้การเรียนรู้แบบ Back-propagation (BP) ซึ่งมีการทำงานคล้ายกับเครือข่ายประสาทรับความรู้สึกที่มีโครงสร้างการทำงานมากกว่า 1 ชั้น แบบจำลองดังกล่าว

ประกอบไปด้วยโครงสร้างทั้งหมด 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลขาเข้า, ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลขาออก สำหรับกระบวนการเรียนรู้ใช้การฝึกระบบจากชุดข้อมูลขาเข้าและขาออกที่มีอยู่ โดยที่ข้อมูลขาเข้าจะป้อนเข้าไปในแต่ละหน่วยในชั้นแรก จากนั้นจะทำการคูณค่าข้อมูลขาเข้าแต่ละตัวด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมโยงระหว่างชั้น ซึ่งค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักอาจถูกกำหนดโดยการสุ่ม ผลคูณที่ได้จะนำมาบวกกันเพื่อแปลงเป็นข้อมูลขาออกโดยผ่านฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) จากนั้นเมื่อได้ค่าข้อมูลขาออกในชั้นสุดท้ายของเครือข่าย เราจะนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงหรือเป้าหมายเพื่อนำไปสู่การปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก เพื่อลดค่าความแตกต่างหรือข้อผิดพลาดในแต่ละรอบของการคำนวณ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะดำเนินการจนกว่าค่าความแตกต่างมีค่าน้อยและยอมรับได้ จึงจะสิ้นสุดการคำนวณ

2) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับการจัดรูปแบบข้อมูล

การเรียนรู้ความเกี่ยวข้องกันเป็นอีกแง่มุมหนึ่งของการพัฒนาความสามารถของเครือข่ายประสาทเทียม โดยมีแนวคิดพื้นฐานว่าเครือข่ายสามารถจดจำข้อมูลในแต่ละรูปแบบ “ความสัมพันธ์หรือ ความเกี่ยวข้อง” ตามลักษณะพฤติกรรมของข้อมูลจริงได้ ดังนั้นเมื่อมีการป้อนข้อมูลขาเข้ารูปแบบหนึ่งให้เครือข่าย จะได้ว่าผลตอบเป็นรูปแบบข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับรูปแบบที่ป้อนเข้าไปตามรูปแบบที่เคยเรียนรู้ไว้

ลักษณะความเกี่ยวข้องกันของรูปแบบข้อมูลจัดเป็น 2 ลักษณะ คือ ถ้ารูปแบบของข้อมูลเกี่ยวข้องกันหรือมีรูปแบบเดียวกันจะเรียกว่า เป็นความเกี่ยวข้องกันแบบ autoassociation ซึ่งเหมาะสำหรับการประยุกต์ใช้ในการทำรูปแบบให้สมบูรณ์ ในกรณีที่รูปแบบที่เกี่ยวข้องกันไม่ใช่รูปแบบเดียวกันจะเรียกว่า ความเกี่ยวข้องกันแบบ heteroassociation

3) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับการหาค่าที่เหมาะสม

การหาค่าที่เหมาะสมเป็นอีกตัวอย่างหนึ่งที่นิยมประยุกต์ใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม เช่น กรณีการแก้ปัญหา “travelling salesman” ซึ่งเป็นการหาเส้นทางหรือระยะทางสั้นที่สุด ในการเดินทางของพนักงานขายของไปตามเมืองต่างๆ แล้วกลับมาสิ้นสุดที่เมืองเริ่มต้น เครือข่ายประสาทเทียมประเภทนี้มักจะอาศัยเทคนิคทางคณิตศาสตร์เรื่องทฤษฎีความน่าจะเป็นหรือสถิติเข้ามาช่วยในการแก้ปัญหา เช่น เครือข่าย Boltzman machine เป็นต้น

4) แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมประเภทจัดตัวเอง

การจัดตัวเอง หมายถึง ความสามารถในการเรียนรู้ และจัดข้อมูลโดยไม่ต้องมีเป้าหมายเป็นตัวชี้นำ กล่าวคือ เป็นการเรียนรู้โดยไม่มีครูสอน (unsupervised learning) แบบจำลองประเภทนี้เหมาะสำหรับการประมาณลักษณะเชิงเรขาคณิตของรูปร่างต่างๆ ซึ่งยากแก่การกำหนดค่าจำกัดความในทาง

คณิตศาสตร์ หรือการพยายามจัดกลุ่มรูปแบบโดยไม่มีแนวทางมาให้ เช่น การจัดแบ่งคนออกเป็นผู้ชาย กับผู้หญิง หรือการจัดแบ่งคนหนุ่มกับเด็ก เป็นต้น สิ่งเหล่านี้เป็นความสามารถที่มีโดยธรรมชาติของสิ่งมีชีวิต แนวคิดของการจัดตัวเองโดยส่วนใหญ่จะใช้หลักการเรียนรู้เชิงแข่งขัน โดยมีกลไกที่เรียกว่า “ผู้ชนะ ได้ไปทั้งหมด” (winner take all) ตัวอย่างของแบบจำลองประเภทนี้ เช่น เครือข่าย Kohonen เป็นต้น

3.3 เครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยส่วนประกอบสำคัญทั้งหมด 3 ส่วน ดังนี้

- 1) หน่วยประมวลผล (Processing unit)
- 2) โครงสร้างของเครือข่าย (Structure of network)
- 3) กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย (Learning rule)

3.3.1 หน่วยประมวลผล

เครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วย “หน่วยประมวลผล” หรือ “นิวรอน” จำนวนมาก โดยตัวแปรข้อมูลขาเข้าจะกระตุ้นให้เกิดตัวแปรข้อมูลขาออกที่ค่าแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมต่อภายในเครือข่าย ซึ่งมีหลักการทำงานเบื้องต้นดังแสดงในสมการที่ 3.1 และสามารถแสดงแบบจำลองนิวรอนในกรณีทั่วไปได้ดังรูปที่ 3.2

$$y_i(t+1) = a\left(\sum_{j=1}^m w_{ij}x_j(t) - \theta_i\right) \quad (3.1)$$

เมื่อ

$y_i(t+1)$ คือ ค่าของข้อมูลขาออก ณ เวลา $t+1$

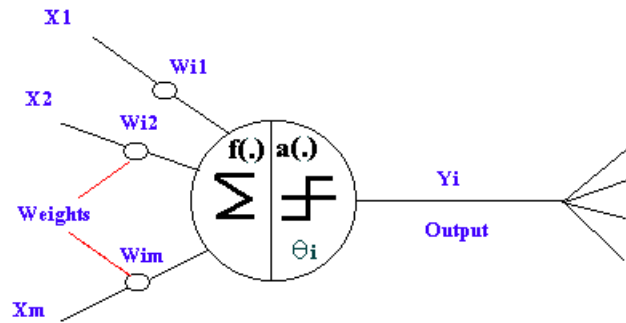
$x_j(t)$ คือ ค่าของข้อมูลขาเข้า ณ เวลา t

w_{ij} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก

θ_i คือ ค่าคงที่ไบแอส

$a(f)$ คือ ฟังก์ชันการกระตุ้น

m คือ จำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้าทั้งหมด



รูปที่ 3.2 แบบจำลองนิวรอนในกรณีทั่วไป

จากสมการที่ 3.1 และรูปที่ 3.2 จะสังเกตเห็นว่าแบบจำลองนิวรอนจะมีฟังก์ชันที่เป็นส่วนประกอบสำคัญทั้งหมด 2 ส่วน คือ ฟังก์ชันส่วนขาเข้า และ ฟังก์ชันส่วนขาออก

ฟังก์ชันส่วนขาเข้าจะเป็นการกำหนดวิธีการรวมค่าข้อมูลขาเข้าซึ่งได้มาจากนิวรอนตัวอื่นให้เป็นค่าข้อมูลขาเข้าสู่ทรี (net input) โดยส่งผ่านมาทางค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของแต่ละการเชื่อมโยง ฟังก์ชันส่วนขาเข้าที่นิยมใช้มีดังนี้

- ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function)

$$f_i = \text{Net Input} = \sum_{j=1}^m w_{ij} x_j - \theta_i \quad (3.2)$$

- ฟังก์ชันกำลังสอง (Quadratic function)

$$f_i = \text{Net Input} = \sum_{j=1}^m w_{ij} (x_j)^2 - \theta_i \quad (3.3)$$

ฟังก์ชันส่วนขาออก หรือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) เป็นการกำหนดวิธีการหาค่าข้อมูลขาออกจากค่าข้อมูลขาเข้าสู่ทรี ฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้มีดังนี้

- ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function)

$$a(f_i) = \begin{cases} 1 & ; f_i > 1 \\ f_i & ; 0 \leq f_i \leq 1 \\ 0 & ; f_i < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

- ฟังก์ชันขั้นบันได (Step function)

$$a(f_i) = \begin{cases} 1 & ; f_i \geq 0 \\ 0 & ; f_i < 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

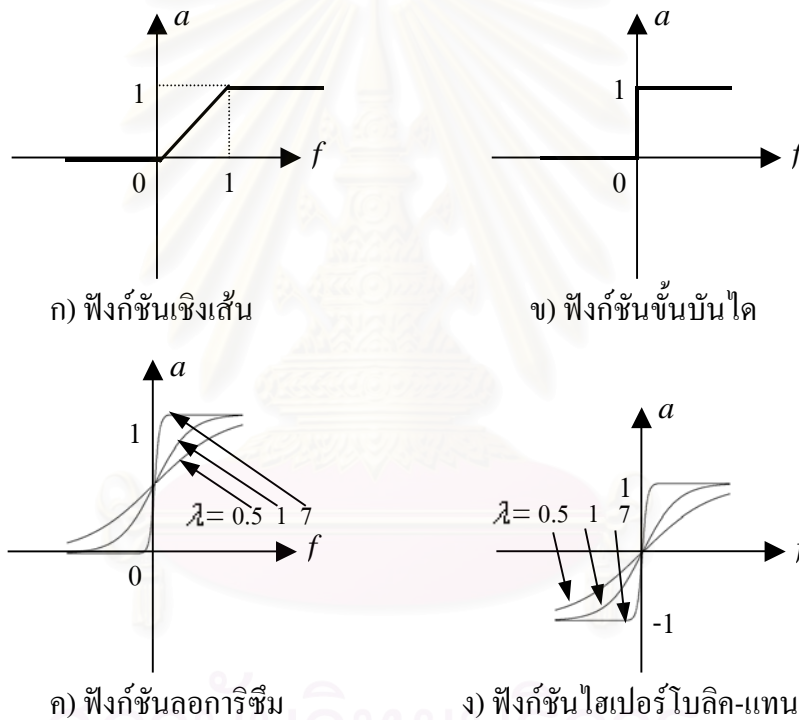
- ฟังก์ชันลอการิซึม

$$a(f_i) = \frac{1}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (3.6)$$

- ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิก-แทนเจน

$$a(f_i) = \frac{1 - e^{-\lambda x}}{1 + e^{-\lambda x}} \quad (3.7)$$

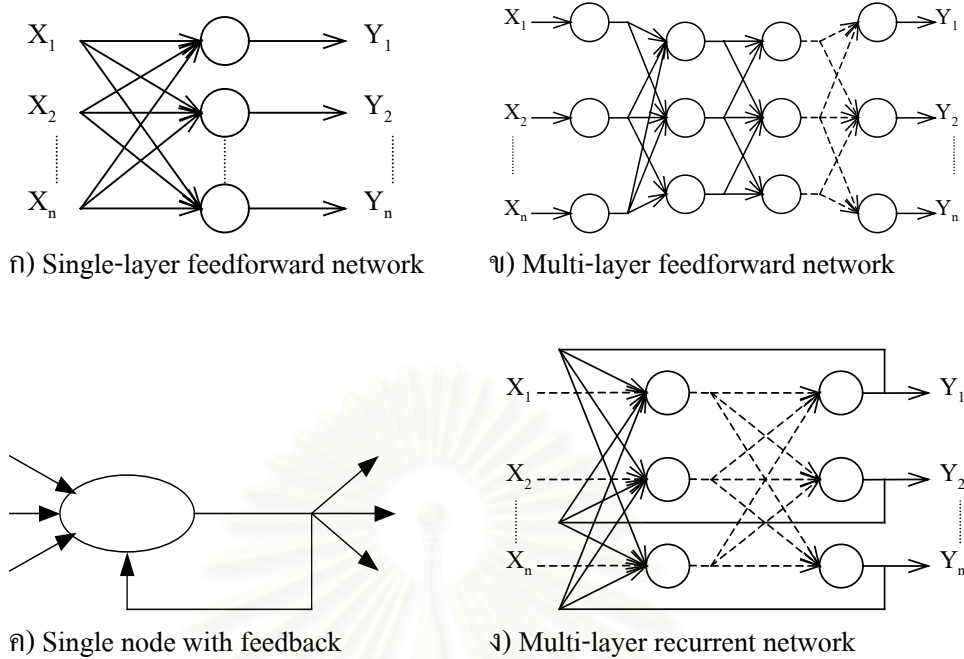
จากสมการที่ 3.4-3.7 เราสามารถเขียนรูปกราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าข้อมูลขาเข้าสุทธิกับค่าข้อมูลออกได้ดังแสดงในรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างค่าข้อมูลขาสุทธิกับค่าข้อมูลออก

3.3.2 โครงสร้างของเครือข่าย

ในการที่จะบอกคุณลักษณะของเครือข่ายประสาทเทียม เราจำเป็นต้องรู้จำนวน “นิวรอน” หรือ “หน่วยประมวลผล” และลักษณะการเชื่อมโยงกันในแต่ละชั้นของเครือข่าย ดังนั้นโครงสร้างของเครือข่ายจึงสามารถแปรเปลี่ยนไปได้อย่างหลากหลาย ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 ตัวอย่าง โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เราจะเลือกใช้เครือข่าย Multi-layer feedforward (MLFF) หรือ Multi-layer perceptron (MLP) แบบ 3 ชั้น เป็นแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ซึ่งจะกล่าวรายละเอียดต่อไปในบทที่ 4

3.3.3 กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย

กระบวนการเรียนรู้เป็นวิธีการปรับค่าคงที่ภายในเครือข่ายให้มีความสัมพันธ์ตามชุดข้อมูลทางสถิติที่นำมาใช้ฝึกเครือข่าย โดยค่าคงที่ทุกตัวจะเปลี่ยนแปลงไปตามกระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย เราสามารถแบ่งตามพื้นฐานของวิธีการเรียนรู้เป็น 3 ประเภท ดังนี้

1. การเรียนรู้แบบชี้แนะระบบ (Supervised learning)
2. การเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะระบบ (Unsupervised learning)
3. การเรียนรู้แบบเสริมระบบ (Reinforcement)

สำหรับการเรียนรู้แบบชี้แนะระบบ เป็นการเรียนรู้เสมือนมีผู้ชี้แนะคอยกำกับการทำงานของเครือข่าย โดยจะเปรียบเทียบผลการคำนวณของเครือข่ายกับเป้าหมายซึ่งเป็นค่าจริงที่ต้องการจะให้เป็น และค่าความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะนำไปสู่การปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักภายในเครือข่าย เพื่อให้การคำนวณในรอบถัดไปมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น

สำหรับการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะระบบ เครือข่ายจะรับรู้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นจากผลการคำนวณ ดังนั้นเครือข่ายจะสามารถเรียนรู้เพื่อค้นหาโครงสร้างที่เหมาะสมของรูปแบบข้อมูลขาเข้าด้วยการปรับตัวเข้าสู่การกระจายตัวเชิงสถิติของข้อมูลขาเข้า การเรียนรู้แบบนี้จะใช้วิธีการสร้างความเข้ม

แจ้งให้กับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงกับข้อมูลขาเข้าที่สนองตอบได้ดีกับข้อมูลขาออก ในขณะที่เดียวกันก็จะลดความสำคัญของข้อมูลขาเข้าที่อ่อนแอลง

สำหรับการเรียนรู้แบบเสริมระบบ แม้ว่าจะมีผู้ชี้แนะคอยกำกับในการทำงานก็ตามแต่เป้าหมายหรือค่าจริงไม่ได้ถูกนำมาแสดงในเครือข่าย ดังนั้นผลการคำนวณจากเครือข่ายจึงแสดงออกในรูปแบบของถูกหรือผิด ถ้าผลการคำนวณถูกต้องเครือข่ายจะได้รับรางวัล (reward) ซึ่งเป็นการเพิ่มค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักบางส่วน ในทางตรงกันข้ามถ้าผลการคำนวณจากเครือข่ายออกมาผิด เครือข่ายก็จะได้รับบทลงโทษ (penalty) โดยการลดค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักบางส่วนลง

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะใช้กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะระบบสำหรับการฝึกเครือข่ายแบบ MLP เพื่อปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักต่างๆ โดยกฎการเรียนรู้ที่นิยมใช้มี 2 วิธี ดังนี้

- 1) กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-Propagation : BP)
- 2) กระบวนการเรียนรู้วิธี Levenberg-Marquardt

1) กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ

วิธีการเรียนรู้แบบแพร่กลับเป็นกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะระบบประเภทหนึ่ง ซึ่งสามารถใช้กับเครือข่ายประเภทถ่ายโอนข้อมูลไปข้างหน้า (Multi-layer feedforward) ทุกรูปแบบ ด้วยการค่าต่ำสุดของความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลขาออกกับค่าจริงดังสมการต่อไปนี้

$$E^p(t) \equiv \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i(t) - z_i(t))^2 \quad (3.8)$$

เมื่อ

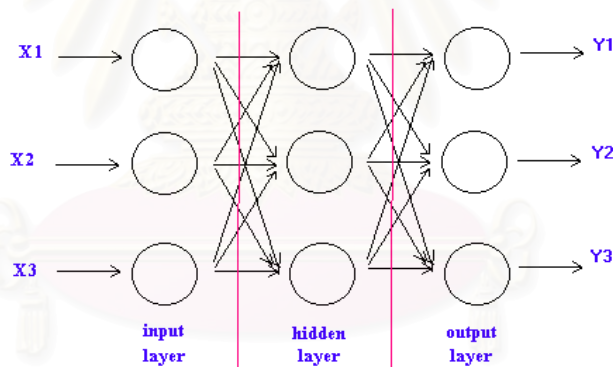
- $E^p(t)$ คือ ค่าความคลาดเคลื่อนสำหรับข้อมูลขาเข้าชุดที่ p ณ เวลา t
- $t_i(t)$ คือ ค่าข้อมูลจริง ณ เวลา t
- $z_i(t)$ คือ ค่าข้อมูลขาออกจากการคำนวณ ณ เวลา t
- N คือ จำนวนตัวแปรข้อมูลขาออกทั้งหมด

สัญญาณข้อมูลขาเข้าจะถูกส่งเข้ามาทางนิรอรลในชั้นข้อมูลขาเข้าและส่งผ่านไปข้างหน้าตามลำดับชั้น จนได้ผลการคำนวณของสัญญาณข้อมูลขาออกจากนิรอรลในชั้นข้อมูลขาออก ผลการคำนวณดังกล่าวจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าข้อมูลจริงเพื่อหาความคลาดเคลื่อนที่เกิดขึ้น จากนั้นเราจะใช้วิธีการ Optimization ที่เรียกว่า Gradient descent เพื่อหาค่าต่ำสุดของความคลาดเคลื่อน โดยการปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิรอรลแต่ละชั้นในทิศทางย้อนกลับ

เพื่อให้เข้าใจกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ เราจะเริ่มจากการพิจารณาเครือข่าย MLFF ที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว ดังแสดงในรูปที่ 3.5 โดยแต่ละนิรอรลในชั้นต่างๆ จะเชื่อมโยงซึ่งกันและกันด้วย

ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก v และ w เพื่อความสะดวกในการคำนวณเราจะกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรต่างๆ ดังต่อไปนี้

- 1) n, h, m คือ จำนวนนิวรอนในชั้นขาเข้า, ชั้นซ่อน และชั้นขาออก ตามลำดับ
- 2) v_{ji} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนที่ i ในชั้นข้อมูลขาเข้ากับนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนกำหนดโดย เมื่อ $i=1, 2, 3, \dots, n$ และ $j=1, 2, 3, \dots, h$
- 3) w_{kj} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนกับนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก กำหนดโดย เมื่อ $k=1, 2, 3, \dots, m$
- 4) x_i^p คือ ข้อมูลขาเข้ารูปแบบที่ p เมื่อ $p=1, 2, 3, \dots, P$ และ $i=1, 2, 3, \dots, n$
- 5) y_j^p คือ ผลการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนสำหรับข้อมูลขาเข้ารูปแบบที่ p เมื่อ $j=1, 2, 3, \dots, h$
- 6) z_k^p คือ ผลการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออกสำหรับข้อมูลขาเข้ารูปแบบที่ p เมื่อ $k=1, 2, 3, \dots, m$
- 7) t_k^p คือ ผลค่าข้อมูลจริงที่ใช้เปรียบเทียบกับข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ k สำหรับข้อมูลขาเข้ารูปแบบที่ p เมื่อ $k=1, 2, 3, \dots, m$



รูปที่ 3.5 เครือข่าย MLFF แบบมีชั้นซ่อน 1 ชั้น

ถ้ากำหนดให้

$$H_j^p = \sum_i^n v_{ji} x_i^p \quad (3.9)$$

$$I_k^p = \sum_j^h w_{kj} y_j^p \quad (3.10)$$

เมื่อ

H_j^p คือ ข้อมูลขาเข้าสู่สำหรับนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน

I_k^p คือ ข้อมูลขาเข้าสู่สำหรับนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก

จากสมการที่ 3.9 และ 3.10 จะได้ว่าค่าข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณสำหรับนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน และนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก แสดงได้ดังสมการต่อไปนี้

$$y_j^p = a(H_j^p) \quad (3.11)$$

$$z_k^p = a(I_k^p) \quad (3.12)$$

เมื่อ

$a(x)$ คือ ฟังก์ชันถ่ายทอของนิวรอน

จากสมการที่ 3.9 – 3.12 จะได้ว่า

$$\begin{aligned} z_k^p = a(I_k^p) &= a\left(\sum_j^h w_{kj} a(H_j^p)\right) \\ &= a\left\{\sum_j^h w_{kj} a\left(\sum_i^n v_{ji} x_i\right)\right\} \end{aligned} \quad (3.13)$$

ในการพัฒนากระบวนการเรียนรู้สำหรับเครือข่ายประเภทนี้จะต้องทำการลดความคลาดเคลื่อนของข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณด้วยการปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก โดยเราจะกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยมีค่าดังนี้

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P E^p \quad (3.14)$$

เมื่อ

E คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย

E^p คือ ค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากข้อมูลขาเข้ารูปแบบที่ p

P คือ จำนวนรูปแบบของข้อมูลขาเข้าทั้งหมด

โดยทั่วไปเราสามารถกำหนดให้ค่าความคลาดเคลื่อน E^p เป็นฟังก์ชันการวัดค่าทางสถิติได้หลายรูปแบบ เช่น ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เป็นต้น สำหรับในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะกำหนดให้ E^p เป็นค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเนื่องจากมีความเหมาะสมในการคำนวณทางคณิตศาสตร์ ดังแสดงในสมการที่ 3.8

จากสมการที่ 3.14 พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของเครือข่ายที่เกิดจากข้อมูลทุกรูปแบบ P จะลดลง ถ้าความคลาดเคลื่อนสำหรับแต่ละชุดข้อมูลลดลง ดังนั้นจึงเกิดการพัฒนาวิธีการปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักให้เป็นสัดส่วนกับค่าความคลาดเคลื่อนที่ลดลง ซึ่งเราเรียกวิธีการปรับแก้นี้ว่า กฎของเดลตา (Delta rule) โดยจะทำการเปลี่ยนค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของแต่ละชุดของข้อมูลที่ส่งผ่านไปยังเครือข่าย

เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนลดลงจากการคำนวณในรอบก่อนหน้า ด้วยการปรับแก้ให้เป็นสัดส่วนกับค่าลบของค่าอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta w(t+1) = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial w(t)} \quad (3.15)$$

เมื่อ

Δw คือ ค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก
 $t, t+1$ คือ ชั้นเวลาที่ t และ $t+1$ ตามลำดับ
 η คือ ค่าคงที่สำหรับการเรียนรู้

และ

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \left[\frac{\partial E^p}{\partial v_{11}}, \frac{\partial E^p}{\partial v_{12}}, \dots, \frac{\partial E^p}{\partial v_{nh}}, \frac{\partial E^p}{\partial w_{11}}, \frac{\partial E^p}{\partial w_{12}}, \dots, \frac{\partial E^p}{\partial w_{hm}} \right] \quad (3.16)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \frac{\partial E^p}{\partial w} \quad (3.17)$$

จากสมการที่ 3.15 หลังจากปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักแล้วจะทำการคำนวณค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักใหม่สำหรับการคำนวณในรอบต่อไป ดังนี้

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj}(t+1) \quad (3.18)$$

จากสมการที่ 3.16 เนื่องจากการปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก Δw_{kj} จะต้องทำการหาอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน $\frac{\partial E^p}{\partial w_{kj}}$ และ $\frac{\partial E^p}{\partial v_{ji}}$ ด้วยการใช้กฎลูกโซ่ ดังนี้

$$\frac{\partial E^p}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E^p}{\partial I_k^p} \cdot \frac{\partial I_k^p}{\partial w_{kj}} = \frac{\partial E^p}{\partial I_k^p} \left[\frac{\partial \left(\sum_j^h y_j^p w_{kj} \right)}{\partial w_{kj}} \right] \quad (3.19)$$

เนื่องจาก

$$\frac{\partial \left(\sum_j^h y_j^p w_{kj} \right)}{\partial w_{kj}} = y_j^p \quad (3.20)$$

และจากสมการที่ 3.14 จะได้ว่า

$$\frac{\partial E^p}{\partial z_k^p} = -(t_k^p - z_k^p) \quad \text{และ} \quad \frac{\partial z_k^p}{\partial I_k^p} = a'(I_k^p) \quad (3.21)$$

ดังนั้น

$$\frac{\partial E^p}{\partial I_k^p} = \frac{\partial E^p}{\partial z_k^p} \cdot \frac{\partial z_k^p}{\partial I_k^p} = -(t_k^p - z_k^p) a'(I_k^p) \quad (3.22)$$

จากสมการที่ 3.15 - 3.22 เราจะสรุปวิธีการปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ดังแสดงต่อไปนี้

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial w_{kj}} = \eta (t_k^p - z_k^p) a'(I_k^p) y_j^p = \delta_k \eta y_j^p \quad (3.23)$$

เมื่อ

$$\delta_k = (t_k^p - z_k^p) a'(I_k^p)$$

ในการทำงานเกี่ยวกับการปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นข้อมูลขาเข้ากับชั้นซ่อน สามารถหาได้ดังนี้

$$\Delta v_{ji} = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial v_{ji}} = -\eta \frac{\partial E^p}{\partial H_j^p} \cdot \frac{\partial H_j^p}{\partial v_{ji}} \quad (3.24)$$

โดย

$$\frac{\partial H_j^p}{\partial v_{ji}} = \sum_i^n \frac{\partial (v_{ji} x_i^p)}{\partial v_{ji}} = x_i^p \quad (3.25)$$

และ

$$\frac{\partial E^p}{\partial H_j^p} = \frac{\partial E^p}{\partial y_j^p} \cdot \frac{\partial y_j^p}{\partial H_j^p} = \frac{\partial E^p}{\partial y_j^p} a'(H_j^p) \quad (3.26)$$

โดย

$$\begin{aligned} \frac{\partial E^p}{\partial y_j^p} &= \frac{1}{2} \sum_k^m \frac{\partial \left(t_k^p - a \left(\sum_j^h w_{kj} y_j^p \right) \right)^2}{\partial y_j^p} \\ &= -\sum_k^m (t_k^p - z_k^p) a'(I_k^p) w_{kj} \end{aligned} \quad (3.27)$$

ดังนั้นจากสมการที่ 3.24 - 3.27 เราจะสรุปวิธีการปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ดังแสดงต่อไปนี้

$$\Delta v_{ji} = \eta x_i^p a'(H_j^p) \sum_k^m \delta_k w_{kj} = \delta_j \eta x_i^p \quad (3.28)$$

เมื่อ

$$\delta_j = a'(H_j^p) \sum_k^m \delta_k w_{kj}$$

กล่าวโดยสรุป คือกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ทุกตัว ด้วยตัวเลขจำนวนน้อยๆ เช่น -0.5 ถึง 0.5 จากนั้นข้อมูลขาเข้า (x_i^p) จะถูกส่งผ่านไปยังเครือข่าย เพื่อคำนวณหาค่าข้อมูลขาออก (z_k^p) จากนั้นจะทำการเปรียบเทียบค่าข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณ กับค่าข้อมูลเป้าหมาย (t_k^p) แล้วทำการหาค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลแต่ละชุด ค่าความคลาดเคลื่อนเหล่านี้จะถูกส่งผ่านในทิศทางย้อนกลับเพื่อปรับแก้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักตามสมการที่ 5.18 และ 5.23 จากนั้นค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักใหม่จะถูกปรับแก้ดังสมการต่อไปนี้

$$w_{kj}^{new} = w_{kj}^{old} + \Delta w_{kj} = w_{kj}^{old} + \eta \delta_k y_j^p \quad (3.29)$$

$$v_{ji}^{new} = v_{ji}^{old} + \Delta v_{ji} = v_{ji}^{old} + \eta \delta_j x_i^p \quad (3.30)$$

2) กระบวนการเรียนรู้วิธี Levenberg-Marquardt

กระบวนการเรียนรู้วิธี Levenberg-Marquardt เป็นการปรับปรุงกระบวนการเรียนรู้ โดยนำวิธี Newton มาประยุกต์กับเครือข่ายประสาทเทียม ดังสมการต่อไปนี้

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k \quad (3.31)$$

เมื่อ

$$A_k = \nabla^2 F(x) \Big|_{x=x_k} \quad \text{และ} \quad g_k = \nabla F(x) \Big|_{x=x_k}$$

สมมติให้ $F(x)$ เป็นฟังก์ชันผลรวมกำลังสอง

$$F(x) = \sum_{i=1}^N v_i^2(x) = v^T(x)v(x) \quad (3.32)$$

ดังนั้นสมาชิกตำแหน่งที่ j ของ $\nabla F(x)$ จะมีค่าดังนี้

$$[\nabla F(x)]_j = \frac{\partial F(x)}{\partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(x) \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} \quad (3.33)$$

หรือสามารถเขียนในรูปเมตริกซ์ได้เป็น

$$\nabla F(x) = 2J^T(x)v(x) \quad (3.34)$$

เมื่อ $J(x)$ เป็น Jacobian matrix ดังสมการต่อไปนี้

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial v_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

สำหรับ Hessian matrix สามารถเขียนได้เป็น

$$[\nabla^2 F(x)]_{k,j} = \frac{\partial^2 F(x)}{\partial x_k \partial x_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left[\frac{\partial v_i(x)}{\partial x_k} \cdot \frac{\partial v_i(x)}{\partial x_j} + v_i(x) \frac{\partial^2 v_i(x)}{\partial x_k \partial x_j} \right] \quad (3.36)$$

หรือเขียนในรูปเมตริกซ์จะได้

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x)J(x) + 2S(x) \quad (3.37)$$

เมื่อ

$$S(x) = \sum_{i=1}^N v_i(x) \nabla^2 v_i(x) \quad (3.38)$$

ถ้าสมมติให้ $S(x)$ มีค่าน้อยมาก จะได้ว่า

$$\nabla^2 F(x) = 2J^T(x)J(x) \quad (3.39)$$

แทนค่าสมการที่ 3.34 และสมการที่ 3.39 ลงในสมการที่ 3.31 จะได้ว่า

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= x_k - [2J^T(x_k)J(x_k)]^{-1} 2J^T(x_k)v(x_k) \\ &= x_k - [J^T(x_k)J(x_k)]^{-1} J^T(x_k)v(x_k) \end{aligned} \quad (3.40)$$

จากสมการที่ 3.40 พบว่าปัญหาหนึ่งที้อาจเกิดขึ้นได้ในการคำนวณ คือ $J^T(x_k)J(x_k)$ ไม่สามารถหาค่าผกผันได้ ดังนั้นเราจะทำการปรับปรุงแก้ไข Hessian matrix ดังนี้

$$G(x_k) = H(x_k) + \mu_k I = J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I \quad (3.41)$$

เมื่อ

$G(x_k)$ คือ Hessian matrix ใหม่ที่ได้รับการปรับปรุง

$H(x_k)$ คือ Hessian matrix เก่า

μ_k คือ ค่าคงที่ที่มีค่าน้อยๆ และสามารถปรับค่าได้ในแต่ละรอบ

ดังนั้นจากสมการที่ 3.40 และ 3.41 จะสรุปได้ว่า

$$x_{k+1} = x_k - [J^T(x_k)J(x_k) + \mu_k I]^{-1} J^T(x_k)v(x_k) \quad (3.42)$$

เนื่องจากการใช้วิธี Newton สำหรับการคำนวณจะมีการลู่ออกของผลตอบที่รวดเร็ว ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกใช้กระบวนการเรียนรู้วิธี Levenberg-Marquardt สำหรับฝึกเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น โดยจะกล่าวรายละเอียดในบทต่อไป



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

การใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

เครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีการพัฒนาขึ้นโดยลอกเลียนวิธีการทำงานระบบเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต ซึ่งประกอบด้วย นิวรอน (Neuron) จำนวนมาก โครงสร้างของเครือข่ายจะมีลักษณะการเรียงตัวกันของนิวรอนอย่างเป็นระบบ โดยที่นิวรอนแต่ละกลุ่มจะวางตัวกันเป็นชั้น ในแต่ละชั้นของเครือข่ายจะมีการทำงานแบบขนานกันไประหว่างชั้น และนิวรอนแต่ละตัวจะมีการเชื่อมต่อกันด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก (Synaptic weights) ซึ่งมีหน้าที่จดจำประสบการณ์จากข้อมูลทางสถิติต่างๆ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักแต่ละตัวจะสามารถเปลี่ยนแปลงได้ด้วยกระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย ดังนั้นเราอาจจะมองแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเหมือนเป็นแบบจำลองที่สามารถเปลี่ยนแปลงค่าตัวแปรอิสระภายในระบบได้ โดยสะสมข้อมูลทางสถิติผ่านกระบวนการเรียนรู้

การวิจัยและค้นคว้าความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียมมีมาตั้งแต่ช่วงหลายทศวรรษที่แล้ว แต่เริ่มมีการพัฒนาอย่างรวดเร็วในช่วงต้น ค.ศ. 1980 จนกระทั่งปัจจุบันมีการนำเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับการแก้ปัญหาอย่างหลากหลาย เช่น การจดจำประเภทของข้อมูล การจดจำลักษณะของเสียง การแบ่งประเภท และการสร้างระบบควบคุม เป็นต้น

โครงสร้างของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลากหลายรูปแบบ ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปแก้ปัญหาแต่ละประเภท อย่างไรก็ตามเครือข่ายประสาทเทียมแต่ละชนิดจะมีพื้นฐานของแนวคิดเดียวกัน คือการลอกเลียนการทำงานระบบประสาทของสิ่งมีชีวิต ซึ่งการจัดประเภทของเครือข่ายประสาทเทียมสามารถทำได้หลายวิธีด้วยกันขึ้นอยู่กับหลักเกณฑ์ที่เราจะใช้ หากเราแบ่งประเภทตามแนวคิดพื้นฐานของกระบวนการเรียนรู้ของระบบ สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภท คือ

- 1) กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะ (Supervised Learning)
- 2) กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ (Unsupervised Learning)

ในกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะนั้น เราต้องแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ ส่วนข้อมูลสำหรับพัฒนาเครือข่าย และส่วนข้อมูลทดสอบเครือข่าย โดยเราจะใช้การเรียนรู้แบบชี้แนะเพื่อเปลี่ยนค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักซึ่งเชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอน และมีหลักการว่าผลตอบสุดท้ายจากการคำนวณของเครือข่ายต้องใกล้เคียงกับค่าข้อมูลตามที่เราต้องการมากที่สุด หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง คือระบบจะเรียนรู้ลักษณะความสัมพันธ์ของตัวแปรข้อมูลต่างๆ จากค่าข้อมูลจริง

ในกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ การสร้างเครือข่ายจะใช้สัญญาณข้อมูลขาเข้าจากค่าข้อมูลจริงเพียงอย่างเดียว และจะไม่มีการบังคับค่าข้อมูลขาออกเหมือนกับกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะ ระหว่างกระบวนการคำนวณการเรียนรู้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักแต่ละตัวจะเปลี่ยนแปลงไปตามโครงสร้าง

ของแบบจำลองที่เราได้กำหนดไว้แล้ว วิธีการเรียนรู้ประเภทนี้ส่วนใหญ่จะใช้ในการจัดกลุ่มประเภทข้อมูล โดยแบบจำลองที่มีลักษณะข้อมูลคล้ายคลึงกันจะแสดงผลตอบอยู่ในรูปของสัญญาณข้อมูลขาออกที่เกาะกลุ่มกันอยู่

จากงานวิจัยส่วนใหญ่ [32,37] จะพบว่าเครือข่ายประสาทเทียมประเภทการเรียนรู้แบบชี้แนะที่ใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า จะมีลักษณะการถ่ายโอนสัญญาณข้อมูลแบบไปข้างหน้า (feed-forward) คือ เมื่อเราส่งสัญญาณข้อมูลขาเข้าให้แต่ละนิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายสัญญาณข้อมูลจะต้องถ่ายโอนผ่านค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักซึ่งเป็นตัวเชื่อมระหว่างนิวรอนสู่นิวรอนในชั้นถัดไปของเครือข่าย และไม่มีการส่งผ่านสัญญาณข้อมูลไปยังนิวรอนในชั้นเดียวกันหรือนิวรอนในชั้นอื่น จนกระทั่งได้สัญญาณข้อมูลขาออกจากนิวรอนในชั้นสุดท้ายของเครือข่าย หากเรามองภาพรวมของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในลักษณะทางคณิตศาสตร์ จะพบว่าแบบจำลองมีลักษณะเหมือนการจัดข้อมูลขาเข้าสู่ข้อมูลขาออก ซึ่งมีลักษณะการถ่ายโอนข้อมูลเหมือนเป็นสมการสถานะ (State equation) และความสัมพันธ์ของการจัดข้อมูลจะขึ้นอยู่กับตัวแปรค่าคงที่ใดๆ หรือค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักในเครือข่าย แบบจำลองประเภทนี้อาจเรียกอีกชื่อหนึ่งว่า Multi-Layer Perceptron Network (MLP) ซึ่งเราจะกล่าวรายละเอียดต่อไปในภายหลัง

เมื่อมีการพัฒนาความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียมขึ้น พบว่ามีผู้ศึกษาพยายามนำเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับงานปฏิบัติการไฟฟ้ากำลังเป็นจำนวนมาก รวมถึงการนำมาใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วย งานวิจัยส่วนใหญ่จะใช้เครือข่ายแบบ MLP ในการพัฒนาแบบจำลองเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรข้อมูลขาเข้าและตัวแปรข้อมูลขาออกที่มีความซับซ้อน เช่น สมการคณิตศาสตร์ที่ไม่สามารถหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรด้วยการแก้ปัญหาทัวไปได้ โดยทั่วไปการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิของช่วงเวลาปัจจุบันและอดีตเป็นสัญญาณข้อมูลขาเข้า เพื่อให้ได้สัญญาณข้อมูลขาออกเป็นค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคต โดยกระบวนการเรียนรู้เพื่อหาค่าคงที่ของเครือข่ายประสาทเทียมจะใช้ข้อมูลทางสถิติของค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิจริงในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ

4.1 Multi-Layer Perceptron Network (MLP)

เครือข่ายประสาทเทียมแบบเครือข่าย MLP เป็นวิธีการที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการสร้างแบบจำลองเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ รวมทั้งการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วย เครือข่าย MLP ประกอบด้วยแบบจำลองการคำนวณย่อยจำนวนมาก เรียกว่า นิวรอน (neuron) หรือ เพอเซพตรอน (perceptron) นิวรอนแต่ละตัวจะมีลักษณะการทำงานเหมือนกันคือรับสัญญาณข้อมูลจากนิวรอนตัวอื่นในชั้นก่อนหน้าของเครือข่าย และสร้างสัญญาณข้อมูลขาออกเพื่อส่งต่อไปยังนิวรอนในชั้นต่อไปของเครือข่าย การรวมสัญญาณข้อมูลขาเข้าของนิวรอนแต่ละตัวจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันที่เรากำหนด โดยทั่วไปจะใช้การรวมกันแบบเชิงเส้น ดังสมการต่อไปนี้

$$y = \sigma\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta\right) \quad (4.1)$$

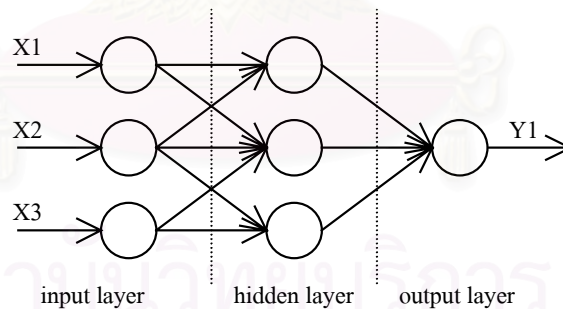
เมื่อ

- y คือ สัญญาณข้อมูลขาเข้า
- x_i คือ สัญญาณข้อมูลขาออก
- w_i คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างนิวรอน
- θ คือ ค่าคงที่เปรียบเทียบกับสัญญาณ
- σ คือ ฟังก์ชันถ่ายทอด (Transfer function)

ฟังก์ชันถ่ายทอดมีรูปแบบแตกต่างกันไป การเลือกใช้จะขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการสร้างแบบจำลองเพื่อแก้ปัญหาต่างๆ ฟังก์ชันถ่ายทอดที่นิยมใช้มีดังนี้

- ฟังก์ชันเชิงเส้น
- ฟังก์ชันขั้นบันได
- ฟังก์ชันลอการิซึม
- ฟังก์ชันไฮเปอร์โบลิก-แทนเจน

ลักษณะโครงสร้างของเครือข่าย MLP เกิดจากการเรียงตัวกันของนิวรอนแบบเป็นชั้น นิวรอนแต่ละตัวของชั้นใดๆ จะต้องเชื่อมต่อกับนิวรอนในชั้นติดกันทุกตัว และไม่มีการเชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอนภายในชั้นหรือการเชื่อมต่อกันระหว่างชั้นอื่นที่ไม่ติดกัน ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 4.1



รูปที่ 4.1 เครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น

เนื่องจากเครือข่าย MLP มีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้าทั้งหมด N ตัว และมีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาออกทั้งหมด M ตัว ดังนั้นเราอาจพิจารณาเครือข่าย MLP เหมือนเป็นฟังก์ชันที่มีตัวแปรข้อมูลขาเข้าเป็นเวกเตอร์ขนาดเท่ากับ N และมีตัวแปรข้อมูลขาออกเป็นเวกเตอร์ขนาดเท่ากับ M ดังสมการต่อไปนี้

$$y = f(x, w_i) = \sigma(w_n \sigma(w_{n-1} \sigma(\dots \sigma(w_1 x)))) \quad (4.2)$$

เมื่อ

- y คือ เวกเตอร์แทนข้อมูลขาออก
- x คือ เวกเตอร์แทนข้อมูลขาเข้า
- w_i คือ เมตริกซ์ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักในชั้นที่ i

จากการศึกษาเรื่องการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าพบว่าโดยทั่วไปจะใช้เครือข่ายประสาทเทียมประเภท MLP แบบ 3 ชั้น ซึ่งประกอบด้วย ชั้นข้อมูลขาเข้า ชั้นข้อมูลขาออก และชั้นซ่อน โดยส่วนใหญ่นิเวรอลที่อยู่ในชั้นซ่อนของเครือข่ายจะใช้ฟังก์ชันถ่ายทอดแบบไม่เชิงเส้น ส่วนนิเวรอลที่อยู่ในชั้นข้อมูลขาออกสามารถใช้ฟังก์ชันถ่ายทอดได้ทั้งแบบเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น

จากคุณสมบัติการทำงาน of เครือข่าย MLP จะเห็นว่ามีลักษณะเหมือนกับเป็นแบบจำลองการประมาณค่า และมีการพิสูจน์จากงานวิจัยต่างๆ ว่าหากเราสามารถเลือกใช้โครงสร้างของเครือข่าย MLP หรือกำหนดจำนวนนิเวรอลในชั้นซ่อนของเครือข่ายได้อย่างเหมาะสมแล้ว เราจะสามารถสร้างแบบจำลองการประมาณค่าของฟังก์ชันต่อเนื่องที่มีการจัดข้อมูลจากเวกเตอร์ R^N ไปยัง R^M ได้อย่างแม่นยำและมีค่าความผิดพลาดอยู่ในช่วงที่สามารถยอมรับได้

4.1.1 กฎการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม

เนื่องจากค่าคงที่ทุกตัวของเครือข่ายจะเปลี่ยนแปลงไปตามกระบวนการฝึก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องใช้ข้อมูลทางสถิติของค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิเพื่อเป็นตัวอย่างการฝึกเครือข่าย โดยมีหลักการว่าเมื่อเราให้ข้อมูลขาเข้าแก่เครือข่าย ค่าของข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณต้องตรงตามค่าข้อมูลจริงตามที่เรต้องการ ในขั้นตอนการฝึกเครือข่ายเนื่องจากค่าข้อมูลขาเข้าหนึ่งชุดจะได้ค่าข้อมูลขาออกหนึ่งชุด ดังนั้นเราต้องหาค่าต่ำที่สุดของผลรวมค่าผลต่างกำลังสองระหว่างค่าข้อมูลขาออกของเครือข่ายกับค่าข้อมูลจริงซึ่งป้อนเข้าไปในแต่ละชุด ดังสมการต่อไปนี้

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (4.3)$$

เมื่อ

- $y(k)$ คือ ค่าข้อมูลขาออกของระบบ
- $\hat{y}(k)$ คือ ค่าข้อมูลจริง
- N คือ จำนวนชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายทั้งหมด

เมื่อเสร็จสิ้นขั้นตอนการฝึกระบบแล้ว เราจะสามารถวัดค่าความถูกต้องของการฝึกเครือข่ายด้วยการหาผลรวมค่าความผิดพลาดกำลังสอง (Mean square error : MSE) ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - z_i)^2 \quad (4.4)$$

เมื่อ

t_i คือ ค่าการพยากรณ์

z_i คือ ค่าข้อมูลจริง

N คือ จำนวนชุดข้อมูลที่พยากรณ์ทั้งหมด

ขั้นตอนการเรียนรู้ของเครือข่าย เริ่มต้นด้วยการป้อนค่าข้อมูลขาเข้าและค่าข้อมูลขาออกให้แก่ระบบทีละชุด เพื่อทำการฝึกให้เครือข่ายจดจำคุณสมบัติของข้อมูลไปเรื่อยๆ จนกว่าจะได้ผลรวมของค่าผลต่างกำลังสองคู่เข้าสู่ค่าต่ำที่สุด และค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักทุกตัวของเครือข่ายที่ได้จากกระบวนการเรียนรู้ต้องมีเสถียรภาพด้วย

สำหรับกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะจะมีวิธีการคำนวณหลากหลาย กรณีของเครือข่าย MLP จะนิยมใช้กับวิธีการเรียนรู้ที่เรียกว่า back-propagation (BP) เนื่องจากสะดวกต่อการคำนวณ การหาค่าต่ำสุดของกระบวนการเรียนรู้ BP จะใช้วิธีการหาค่าต่ำสุดแบบ gradient descent ขั้นตอนการฝึกเครือข่ายจะเริ่มจากการทำให้ผลบวกของค่าความผิดพลาดกำลังสองอยู่ในรูปของฟังก์ชันที่สัมพันธ์กับตัวค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก โดยเริ่มคิดฟังก์ชันความสัมพันธ์ดังกล่าวจากนิเวศในชั้นสุดท้ายของเครือข่ายและถ่ายทอดค่าย้อนกลับมาเรื่อยๆ จนกระทั่งถึงนิเวศในชั้นข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย ผู้สนใจสามารถศึกษารายละเอียดกระบวนการเรียนรู้ BP เพิ่มเติมได้ในบทที่ 3 หรือ งานวิจัยของ Haykin (1994) ในเนื้อหาของงานวิจัยดังกล่าวจะพูดถึงเทคนิคบางอย่างเพื่อให้การคำนวณของกระบวนการเรียนรู้มีการเข้าสู่ค่าต่ำสุดเร็วขึ้นด้วย

ยังมีกระบวนการเรียนรู้อีกวิธีหนึ่งที่มีประสิทธิภาพในการคำนวณสูง เรียกว่า Levenberg-Marquardt [31] ซึ่งเป็นการนำวิธีการประมาณค่าด้วยวิธี Newton's method มาประยุกต์ใช้กับการคำนวณของกระบวนการเรียนรู้ โดยมีขั้นตอนการคำนวณเริ่มจากการหาค่าอนุพันธ์อันดับหนึ่งของค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักแต่ละตัวของเครือข่าย แล้วจัดเก็บไว้ในรูปของเมตริกซ์ เรียกว่า Jacobian matrix หลังจากนั้นเราจะนำเมตริกซ์ดังกล่าวไปหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชัน สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เราจะใช้กระบวนการเรียนรู้เพื่อฝึกเครือข่าย MLP ด้วยวิธี Levenberg-Marquardt เนื่องจากมีความรวดเร็วในการเข้าสู่ค่าต่ำสุดและได้ผลการคำนวณที่มีค่าความผิดพลาดต่ำ

จากที่ได้กล่าวมาข้างต้น เราจะเห็นว่าจุดประสงค์หลักของกระบวนการเรียนรู้เครือข่ายคือการหาค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักในแบบจำลองจากข้อมูลทางสถิติ หากเราสังเกตลักษณะ โครงสร้างของสมการแบบจำลองคณิตศาสตร์ทั่วไป เช่น แบบจำลองถดถอย แบบจำลอง SARIMAX เป็นต้น กับแบบจำลองเครือข่าย MLP พบว่าสมการแทนความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรข้อมูลขาเข้าและตัวแปรข้อมูลขาออกของแบบจำลอง MLP จะมีความซับซ้อนมากกว่าเนื่องจากมีลักษณะเป็นสมการเสถียร ดังนั้นเครือข่าย MLP เพียงชุดเดียวจะสามารถแทนลักษณะทางธรรมชาติของข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แตกต่างกัน ไปได้ อย่างแม่นยำและหลากหลายกว่าแบบจำลองเชิงเส้นทั่วไป และเนื่องจากความซับซ้อนของเครือข่าย ทำให้ขั้นตอนการฝึกเครือข่ายต้องมีการคำนวณแบบวนรอบ เพื่อให้ได้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง ถึงแม้ว่าในตอนท้ายของการคำนวณจะได้ผลตอบที่ไม่ลู่เข้าสู่ค่าต่ำที่สุด (global minimum) ของระบบข้อมูลก็ตาม

4.1.2 การทำให้เป็นแบบทั่วไป (Generalization)

เมื่อเครือข่ายผ่านกระบวนการฝึกระบบจนกระทั่งได้ค่าความผิดพลาดลู่เข้าสู่ค่าต่ำสุดและหาค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของระบบเรียบร้อยแล้ว ก็ไม่ได้หมายความว่าเครือข่ายนั้นจะสามารถนำมาใช้เป็นแบบจำลองในการแก้ปัญหาในงานจริงได้อย่างถูกต้อง ดังนั้นปัจจัยสำคัญในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์คือการทำให้แบบจำลองการพยากรณ์ของเราสามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปด้วย หรือสามารถคำนวณค่าข้อมูลขาออกได้อย่างถูกต้องเมื่อข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกระบบ เรา จะเรียกขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองในขั้นตอนนี้ว่า การทำให้เป็นแบบทั่วไป (generalization)

ปัญหาของการทำให้เป็นแบบทั่วไปของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม คือ เครือข่ายจะเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลจากชุดข้อมูลฝึกระบบ จนกระทั่งได้แบบจำลองที่เกิด overfitting ขึ้น สำหรับชุดข้อมูลนั้น ปัญหาดังกล่าวอาจส่งผลให้ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้ากับข้อมูลขาออกของชุดข้อมูลฝึกหัดผิดเพี้ยนไปจากความเป็นจริง ทำให้การจดจำข้อมูลด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักผิดพลาดจากค่าที่ควรจะเป็น ในงานวิจัยบางฉบับ [45] ได้มีการทดสอบผลของการเกิด overfitting ต่อการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ปรากฏว่าแม้เครือข่ายจะได้รับการฝึกจากชุดข้อมูลจนได้ค่าความผิดพลาดลู่เข้าสู่ค่าต่ำสุดแล้ว แต่หากเกิด overfitting ขึ้น จะเป็นผลให้เกิดความผิดเพี้ยนของสัญญาณข้อมูลขาออกอย่างมาก เมื่อสัญญาณข้อมูลขาเข้ามีค่าเปลี่ยนแปลงไปเพียงเล็กน้อย

ปัจจัยหลักที่ต้องคำนึงถึงในการทำให้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบทั่วไปอยู่ 3 ประการ คือ จำนวนและประสิทธิภาพของชุดข้อมูลฝึกหัด โครงสร้างของแบบจำลอง และความซับซ้อนทางกายภาพของปัญหา สำหรับกรณีของปัจจัยตัวสุดท้ายนั้น เราไม่สามารถแก้ไขหรือควบคุมได้ ดังนั้นการแก้ปัญหาการเกิด overfitting ของเครือข่าย จะมุ่งเน้นไปยังปัจจัยหลักสองข้อแรก

กรณีผลกระทบของจำนวนชุดข้อมูลฝึกหัดในการฝึกเครือข่าย เนื่องจากหากเรามีชุดข้อมูลฝึกหัดจำนวนมากเราก็จะมีชุดข้อมูลตัวอย่างความสัมพันธ์ของข้อมูลเพื่อใช้ในขั้นตอนการฝึกระบบมาก

ขึ้นด้วย ทำให้ได้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง การเกิด overfitting ก็จะน้อยลงด้วย ในส่วนของประสิทธิภาพของข้อมูลหรือความถูกต้องของข้อมูลก็จะมีผลต่อการฝึกระบบด้วย เช่น ในทางปฏิบัติการเก็บรวบรวมข้อมูลอาจเกิดความผิดพลาดทำให้ข้อมูลที่ได้ผิดไปจากความเป็นจริง ดังนั้นเมื่อเรานำชุดข้อมูลดังกล่าวมาใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกระบบ จะทำให้เกิดการเรียนรู้ในส่วนของความสัมพันธ์ที่ผิดพลาดของข้อมูลไปด้วย ดังนั้นหากเราสามารถจัดเก็บข้อมูลได้อย่างมีประสิทธิภาพก็จะสามารถลดผลของการเกิด overfitting ได้ด้วย

กรณีผลกระทบต่อการทำให้เป็นแบบทั่วไปเนื่องจากลักษณะ โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม จะแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีแรกคือการเลือกชนิดตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย และกรณีที่สองคือจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดในเครือข่ายประสาทเทียม

การเลือกชนิดของตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายมีความสำคัญมากต่อการทำให้แบบจำลองเป็นแบบทั่วไป เนื่องจากหากจำนวนชนิดของตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีมากเกินไป จะทำให้ชุดข้อมูลฝึกหัดไม่เพียงพอต่อการฝึกเครือข่ายจนอาจเกิด overfitting ได้ โดยที่จำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้าจะมากหรือน้อยก็ขึ้นอยู่กับจำนวนชุดข้อมูลฝึกหัดด้วย ดังนั้นในการกำหนดชนิดของตัวแปรข้อมูลขาเข้าสำหรับการสร้างแบบจำลอง เราต้องเลือกตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงค่าของตัวแปรข้อมูลขาออกอย่างเด่นชัด และตัดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่ไม่สำคัญออก

จำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดในเครือข่ายประสาทเทียมมีผลต่อการทำให้แบบจำลองเป็นแบบทั่วไปด้วย เช่น ถ้าจำนวนตัวแปรอิสระมีมากเกินไปจะทำให้เกิดการ overfitting ได้ง่าย เนื่องจากความซับซ้อนของความสัมพันธ์ในเครือข่ายมีมากกว่าความสัมพันธ์ของข้อมูลจริงที่ควรจะเป็น ในกรณีของแบบจำลองเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น จำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดของเครือข่าย จะขึ้นอยู่กับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของเครือข่าย ดังนั้นเพื่อป้องกันปัญหาของการเกิด overfitting เนื่องจากจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดมากเกินไป เราสามารถประมาณจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของเครือข่ายที่เหมาะสมต่อการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ [2] ดังสมการต่อไปนี้

$$H(N + M) \leq T \quad (4.5)$$

เมื่อ

H คือ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน

N คือ จำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้า

M คือ จำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาออก

T คือ ขนาดของเซตข้อมูลฝึกหัดระบบ

จะได้ว่าจำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดของเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น เท่ากับ $H(N + M)$ ซึ่งควรจะมีขนาดน้อยกว่าจำนวนชุดข้อมูลฝึกหัดระบบ จากการศึกษาของวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ค่า

ความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP หลายฉบับ แนะนำให้ใช้ค่าอัตราส่วนระหว่าง จำนวนตัวแปรอิสระทั้งหมดกับขนาดของเซตชุดข้อมูลฝึกหัดระบบ ประมาณ 1:5 ดังนั้นจำนวนนิรอลในชั้นซ่อนของเครือข่าย MLP จะมีค่าโดยประมาณ ดังสมการต่อไปนี้

$$H \approx \frac{T}{5(N + M)} \quad (4.6)$$

เพื่อให้แน่ใจว่าในการสร้างแบบจำลองมีความถูกต้องและสามารถนำไปใช้ได้กับกรณีข้อมูลทั่วไป เราจำเป็นต้องมีการทดสอบแบบจำลอง โดยใช้หลักการพื้นฐานทางสถิติเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกหัดระบบ กับชุดข้อมูลทดสอบระบบ โดยเริ่มจากกำหนดลักษณะโครงสร้างของแบบจำลองและผ่านขั้นตอนการฝึกหัดระบบเพื่อหาค่าตัวแปรอิสระทุกตัว โดยที่ในขั้นตอนการฝึกหัดระบบของเครือข่าย MLP จะใช้ชุดข้อมูลฝึกหัดระบบเพื่อหาค่าคงที่ทุกตัวในแต่ละการเชื่อมต่อของเครือข่าย หลังจากนั้นเราจะนำแบบจำลองไปทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบระบบว่าผลการคำนวณจากแบบจำลองตรงตามค่าความเป็นจริงหรือไม่ หากค่าข้อมูลขาออกตรงตามข้อมูลจริงที่กำหนดไว้ แสดงว่าแบบจำลองสามารถนำไปใช้กับการหาค่าในกรณีทั่วไปได้ แต่ถ้าหากไม่ตรงตามค่าความเป็นจริงให้ทำการฝึกเครือข่ายด้วยชุดข้อมูลฝึกหัดระบบ และทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบอีกครั้งจนกว่าจะสามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปได้

4.2 การประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

หลักการประยุกต์เครือข่าย MLP ในการพยากรณ์นั้น จะอาศัยสมมติฐานว่าค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคตจะขึ้นอยู่กับลักษณะการใช้ไฟฟ้าในอดีตและตัวแปรผลกระทบภายนอก เช่น สภาพภูมิอากาศ เป็นต้น เครือข่าย MLP มีหน้าที่หาความสัมพันธ์ของตัวแปรทุกตัวในการพยากรณ์ โดยตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วย ค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิของช่วงเวลาต่างๆ ในอดีต ส่วนตัวแปรข้อมูลขาออกจะเป็นค่าความต้องการไฟฟ้าซึ่งเราต้องการทราบในอนาคตหรือค่าความต้องการไฟฟ้าของวันเป้าหมาย เช่น ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ ชั่วโมงใดๆ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย เป็นต้น

จากที่กล่าวข้างต้น พบว่าลักษณะโครงสร้างของแบบจำลองเครือข่าย MLP เป็นการแก้ปัญหาสำหรับการหาความสัมพันธ์ของระบบข้อมูลแบบไม่เชิงเส้น การกำหนดลักษณะโครงสร้างของเครือข่ายประกอบด้วย ขั้นตอนการเลือกตัวแปรข้อมูลขาเข้า และการเลือกโครงสร้างของเครือข่ายให้เหมาะสมต่อการแก้ปัญหาต่างๆ การหาค่าตัวแปรอิสระในเครือข่ายประสาทเทียมทำได้โดยการนำข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิในอดีตมาทำการฝึกเครือข่าย ในขั้นตอนการเรียนรู้ของระบบต้องมีการเลือกกระบวนการเรียนรู้ที่เหมาะสมเพื่อให้การฝึกหัดระบบสามารถเข้าสู่ค่าต่ำสุดได้อย่างรวดเร็ว

และถูกต้อง ในส่วนของข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าในอดีตต้องเป็นข้อมูลที่มีประสิทธิภาพ คือ ข้อมูลมีความถูกต้องและเป็นปัจจุบัน ในขั้นตอนต่อไปแบบจำลองต้องผ่านกระบวนการทดสอบว่าสามารถใช้ได้กับกรณีข้อมูลทั่วไปหรือไม่ ด้วยข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิในชุดข้อมูลทดสอบ ซึ่งต้องไม่เป็นข้อมูลชุดเดียวกันกับข้อมูลชุดฝึกเครือข่าย

แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแตกต่างจากแบบจำลองเครือข่ายเชิงเส้นทั่วไป เนื่องจากแบบจำลองมีลักษณะไม่เชิงเส้น ทำให้มีความสามารถในการปรับตัวต่อค่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ดี ดังนั้นการสร้างตัวแปรเจาะจงเพื่อใช้เป็นตัวระบุประเภทของข้อมูลจึงสามารถทำได้ ในกรณีของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า เราสามารถแทนจำนวนชั่วโมงของวันหรือประเภทของวันเพื่อระบุช่วงเวลาของข้อมูล ด้วยตัวเลขฐานสองเป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายได้ โดยที่เครือข่ายจะจดจำข้อมูลดังกล่าวในลักษณะรูปแบบของความสัมพันธ์ คือ เมื่อมีตัวแปรเจาะจงแตกต่างกันไป ลักษณะฟังก์ชันความสัมพันธ์ของเครือข่ายก็จะแตกต่างกันไปด้วย ส่วนในกรณีของแบบจำลองเชิงเส้น เช่น แบบจำลอง ARIMA การสร้างแบบจำลองจะมีสมมติฐานว่า ค่าความต้องการไฟฟ้าอยู่ในรูปของอนุกรมเวลาและสามารถทำให้เป็นค่าคงที่เมื่อเทียบกับเวลาได้ ด้วยการผ่านตัวกรองการคำนวณที่เหมาะสม จากความแตกต่างของแบบจำลองทั้งสองจะเห็นว่า การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม สามารถแก้ปัญหาการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในกรณีของวันพิเศษได้ด้วยการแทนข้อมูลขาเข้าเพื่อระบุให้เป็นประเภทวันอาทิตย์

ข้อดีอีกอย่างหนึ่งของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม คือ สามารถเปลี่ยนแปลงตามลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าได้อย่างรวดเร็ว ซึ่งในกรณีของแบบจำลองเชิงเส้นจะไม่สามารถตามการเปลี่ยนแปลงค่าความต้องการไฟฟ้าอย่างกะทันหันได้ ในทางปฏิบัติการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าอย่างรวดเร็วสามารถเกิดขึ้นได้หลายกรณี เช่น ในช่วงเวลาดันฤดูการพักผ่อน เป็นต้น เนื่องจากเครือข่ายประสาทเทียมมีพื้นฐานอยู่บนการสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ด้วยการจดจำรูปแบบข้อมูล ดังนั้นแบบจำลองจะสามารถจำพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจากในอดีตแม้จะมีการเปลี่ยนแปลงสภาพแวดล้อมโดยไม่ต้องทำการคำนวณค่าตัวแปรคงที่ใหม่ แต่จะมีข้อกำหนดว่าเมื่อเกิดสภาวะสิ่งแวดล้อมใหม่เป็นผลให้พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าแตกต่างออกไป ต้องนำข้อมูลดังกล่าวมาฝึกระบบและกำหนดตัวแปรเจาะจงเพื่อแทนสภาวะของข้อมูลนั้นๆ ด้วย

การแก้ปัญหาการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองเครือข่าย MLP อาจเสมือนเป็นกล่องดำ ซึ่งแทนการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าในอนาคตกับพฤติกรรมในอดีต การทำความเข้าใจฟังก์ชันทำได้ยากมาก และไม่สามารถใช้สามัญสำนึกเพื่อทำความเข้าใจความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรข้อมูลขาเข้าและตัวข้อมูลขาออกว่าเป็นอย่างไรได้ โดยที่ผลตอบของแบบจำลองสำหรับรูปแบบข้อมูลขาเข้าแต่ละตัวจะแตกต่างกันไปตามประสบการณ์ของข้อมูลระหว่างกระบวนการเรียนรู้ ซึ่งเราไม่สามารถคาดการณ์ได้ ซึ่งเหตุการณ์ดังกล่าวสามารถเป็นไปได้ในกรณีที่เกิดเงื่อนไขใหม่ขึ้น แม้ว่าแบบจำลองจะผ่านการทดสอบว่าเป็นแบบทั่วไปแล้วก็ตาม

การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ายังขาดกระบวนการสร้างแบบจำลองที่เป็นแบบแผน และเนื่องจากเครือข่าย MLP ไม่มีการกำหนดรูปแบบฟังก์ชันความสัมพันธ์อย่างตายตัว ทำให้มีความยืดหยุ่นในการหาความสัมพันธ์ ดังนั้นการเลือกโครงสร้างของแบบจำลองที่เหมาะสมจะทำให้เกิดการพยากรณ์ที่ได้ผลแม่นยำได้ โดยมีลักษณะโครงสร้างของแบบจำลองเครือข่าย MLP ที่หลากหลายเป็นตัวดึงดูดให้เกิดความน่าสนใจมากกว่าแบบจำลองชนิดอื่น เช่น แบบจำลองถดถอย, แบบจำลอง SARIMAX เป็นต้น

4.3 การสำรวจผลงานวิจัย

ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการสำรวจงานวิจัยฉบับต่างๆ ในเรื่องการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเพื่อใช้เป็นพื้นฐานแนวคิดของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ถึงแม้ว่าจะมีการนำเสนอหัวข้อและแนวคิดในการแก้ปัญหาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจำนวนมาก โดยแต่ละการศึกษาจะมีแนวคิดแตกต่างกันไปซึ่งยังไม่สามารถระบุได้อย่างแน่ชัดว่าวิธีการใด จะให้ผลการคำนวณถูกต้องเนื่องจากยังขาดการศึกษาเพื่อทดสอบในกรณีของระบบข้อมูลทดสอบเดียวกันด้วยวิธีการแต่ละชนิด

การประยุกต์ใช้ความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ เริ่มได้รับความสนใจในช่วง ปี ค.ศ. 1990 โดยที่งานวิจัยส่วนใหญ่ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบันจะใช้เครือข่ายประสาทเทียมประเภทเครือข่าย MLP เป็นเครื่องมือคำนวณการประมาณค่าเพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรไม่ทราบค่าซึ่งมีลักษณะไม่เชิงเส้น การนำเครือข่าย MLP มาใช้จะมีลักษณะการประยุกต์ใช้แตกต่างกันไปในแต่ละงานวิจัยขึ้นอยู่กับพื้นฐานแนวคิดของผู้ศึกษาในงานวิจัยแต่ละฉบับ

เราสามารถแบ่งประเภทของแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยเครือข่าย MLP จากงานวิจัยต่างๆ โดยมีหลักเกณฑ์การแบ่งขึ้นอยู่กับชนิดของค่าความต้องการไฟฟ้าซึ่งเป็นที่หมายในการทำนาย ได้ทั้งหมด 3 ประเภท ดังต่อไปนี้

- 1) การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด, ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย ประจำวัน
- 2) การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลาใดๆ ในแต่ละวัน
- 3) การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า

แบบจำลองการพยากรณ์ของสองกรณีแรกเป็นชนิดแบบจำลองสถิตย์ คือ การคำนวณจะทำเพียงครั้งเดียวในแต่ละช่วงเวลาเพื่อหาค่าการพยากรณ์ตามต้องการ หลังจากนั้นจะไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าการพยากรณ์ระหว่างช่วงเวลาการพยากรณ์อีก ส่วนแบบจำลองการพยากรณ์ในกรณีที่สามเป็นชนิดแบบจำลองพลวัต คือ มีการเปลี่ยนแปลงค่าการพยากรณ์อยู่ตลอดเวลา การคำนวณต้องเป็นไปอย่างปัจจุบันหรือต้องมีการคำนวณเมื่อมีข้อมูลใหม่เข้ามาในระบบ โดยทั่วไปแบบจำลองชนิดนี้จะมีการหาค่าพยากรณ์ทุกช่วงเวลา 1 ชั่วโมง เพื่อพยากรณ์หาค่าความต้องการไฟฟ้าในอีก 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า

ในแบบจำลองแต่ละประเภทยังมีปัจจัยต่างๆ ที่มีผลให้เกิดความแตกต่างของลักษณะโครงสร้างในแบบจำลองนั้นๆ เช่น

- การใช้ข้อมูลสภาพภูมิอากาศในการพยากรณ์
- การใช้ตัวแปรเจาะจงเพื่อระบุประเภทวัน
- ลักษณะโครงสร้างของเครือข่าย
- การเลือกใช้วิธีการคำนวณของการฝึกเครือข่าย
- การเลือกใช้ชุดข้อมูลฝึกหัดระบบจากข้อมูลทางสถิติ

การสำรวจงานวิจัยจะแบ่งออกเป็น 3 หัวข้อย่อย คือ ในหัวข้อแรกจะกล่าวถึงแนวคิดในการนำเครือข่าย MLP มาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยวิธีต่างๆ ในหัวข้อที่สองจะกล่าวถึงการนำเครือข่ายประสาทเทียมประเภทใช้กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะมาประยุกต์กับเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ส่วนในหัวข้อสุดท้ายจะกล่าวถึงวิธีการอื่นๆ ที่มีการเสนออยู่ในงานวิจัยทั่วไป

4.3.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือเฉลี่ย ประจำวัน

งานวิจัยจำนวนมากเกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือเฉลี่ยประจำวัน ด้วยเครือข่าย MLP เนื่องจากค่าความต้องการไฟฟ้าทั้ง 3 ชนิด มีความสำคัญต่อการวางแผนของผู้ปฏิบัติการในระบบไฟฟ้ากำลังและเป็นขั้นตอนเริ่มต้นเพื่อใช้หาค่าความต้องการไฟฟ้าตลอดทั้งวัน

งานวิจัยของ Park (1991)[37] ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและเฉลี่ยประจำวัน ด้วยการใช้เครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น เป็นแบบจำลองการคำนวณ ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วย ค่าอุณหภูมิสูงสุด ต่ำสุด และเฉลี่ยของวันที่ต้องการพยากรณ์ จะเห็นว่าแบบจำลองเป็นชนิดขึ้นอยู่กับค่าอุณหภูมิเพียงอย่างเดียว ไม่ขึ้นอยู่กับค่าความต้องการไฟฟ้าก่อนหน้าเลย ผลการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ด้วยการทดสอบจากระบบทดสอบ 5 ระบบ ปรากฏว่าได้ผลการพยากรณ์ค่อนข้างดี ได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดเท่ากับ 2.04% และค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเท่ากับ 1.69% ในงานวิจัยฉบับนี้มีกล่าวถึงแนวคิดเรื่องการหาค่าความต้องการไฟฟารายชั่วโมงด้วย

งานวิจัยของ Ho (1992)[19] จะใช้เครือข่ายประสาทเทียมขนาดใหญ่สำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดประจำวัน เครือข่ายประสาทเทียมเป็นเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น มีจำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้าทั้งหมด 46 ค่า ตัวแปรข้อมูลขาเข้าประกอบด้วย ค่าการพยากรณ์อุณหภูมิสูงสุดของวันเป้าหมายในพื้นที่แตกต่างกันไป 3 แห่ง, ค่าอุณหภูมิของวันก่อนหน้าจำนวน 3 ค่า, ค่าอุณหภูมิต่ำสุด-สูงสุด-เฉลี่ย เป็นเวลา 10 วันย้อนหลังซึ่งเป็นวันที่มีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเหมือนกันกับวันเป้าหมาย และค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดหรือต่ำสุดเป็นเวลา 10 วันย้อนหลังซึ่งเป็นวันที่มีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า

ใช้ไฟฟ้าเหมือนกันกับวันเป้าหมาย เครือข่าย MLP ใช้จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนเท่ากับ 60 นิวรอล ใช้ชุดข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออกจำนวน 30 ชุด สำหรับการฝึกเครือข่าย จะเห็นว่าชุดข้อมูลฝึกหัดระบบค่อนข้างน้อยเมื่อเทียบกับจำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้า ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ back-propagation (BP) และมีการใช้ค่าโมเมนตัมเพื่อเร่งการลู่เข้าสู่ค่าต่ำสุดของการคำนวณให้เร็วขึ้น ผลการทดสอบแบบจำลองค่อนข้างดีแต่ต้องอยู่ในช่วงการพยากรณ์ระยะสั้นประมาณ 2-3 วันงานวิจัยฉบับนี้มีการประสานงานกับงานวิจัยฉบับอื่นซึ่งนำความรู้เรื่องระบบแทนผู้ชำนาญมาประยุกต์ใช้ โดยที่ระบบแทนผู้ชำนาญจะหากราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าออกมาในหน่วยของค่าอัตราส่วน (normalized) ของวันในประเภทต่างๆ ขึ้นมา และนำค่าที่ได้มารวมกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด และต่ำสุด เป็นตัวปรับค่าเพื่อหาค่าความต้องการไฟฟ้าจริงของวันเป้าหมายแบบเป็นรายชั่วโมง

งานวิจัยของ Peng (1992)[39] เป็นการศึกษาหาค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยประจำวันและเสนอกระบวนการพื้นฐานในการเลือกชุดข้อมูลฝึกหัดระบบที่เหมาะสม โครงสร้างของแบบจำลองจะเป็นการตัดแปลงเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น โดยจะมีลักษณะโครงสร้างต่างจากเครือข่าย MLP ปกติตรงที่ เพิ่มการเชื่อมต่อกันระหว่างสัญญาณข้อมูลขาเข้ากับชั้นข้อมูลขาออกโดยตรงโดยมีการรวมกันแบบเชิงเส้น จำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีทั้งหมด 5 ตัว ประกอบด้วย ค่าพยากรณ์อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดของวันเป้าหมาย ค่าอุณหภูมิสูงสุดและเฉลี่ยของวันก่อนหน้า และ ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของวันก่อนหน้า

งานวิจัยของ Asar และ McDonald (1994)[2] เป็นการศึกษาการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ด้วยลักษณะโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันไป และมีการทำค่าของข้อมูลให้อยู่ในรูปอัตราส่วนเปรียบเทียบ จากการทดสอบชุดข้อมูลขาเข้าด้วยการเปลี่ยนชุดตัวแปรแต่ละชนิด ปรากฏว่าชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่ให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุดคือชุดข้อมูลที่ใช้เพียงค่าความต้องการไฟฟ้าในอดีตเท่านั้น ประกอบ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของวันก่อนหน้า ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของสัปดาห์ที่แล้ว และค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของเดือนที่แล้ว ส่วนการใช้ค่าอุณหภูมิเป็นส่วนประกอบในโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าไม่ได้ช่วยปรับปรุงให้ผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าดีขึ้น ในตอนท้ายของงานวิจัยได้กล่าวถึงความเป็นไปได้ในการนำความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียมและระบบแทนผู้ชำนาญมารวมกันเพื่อประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด, ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ยมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันซึ่งมีค่าเป็นรายชั่วโมง โดยเริ่มจากขั้นตอนการเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือเฉลี่ย ของวันที่พิจารณา ต่อจากนั้นจะทำการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์เพื่อหารูปร่างของลักษณะกราฟการใช้ไฟฟ้าแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของวันที่ต้องการ

พยากรณ์ เมื่อได้ค่าการพยากรณ์จากแบบจำลองทั้งสอง เราจะนำผลการพยากรณ์ของค่าความต้องการไฟฟ้าและลักษณะกราฟการใช้ไฟฟ้ามารวมกันเพื่อหาค่าความต้องการไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงได้ต่อไป

4.3.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง

มิงงานวิจัย [31,32,37] กล่าวถึงการหาค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง โดยแบ่งออกเป็น 2 โครงสร้างหลัก คือ การคำนวณแบบสถิตย์ (static) และการคำนวณแบบพลวัต (dynamic) การคำนวณแบบสถิตย์เป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงตลอดทั้งวัน ด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว ด้วยเครือข่ายประสาทเทียม ส่วนในการคำนวณแบบพลวัตจะมีการหาค่าความต้องการไฟฟ้าจากเครือข่ายประสาทเทียมในหนึ่งหรือหลายชั่วโมงข้างหน้า และมีการพยากรณ์ค่าใหม่ทุกหนึ่งชั่วโมง

งานวิจัยของ Lee และ Park (1992)[31] กล่าวถึงแบบจำลองการพยากรณ์ 2 ชนิด แบบจำลองชนิดแรกเป็นการจำลองแบบสถิตย์ ลักษณะของแบบจำลองจะแบ่งประเภทออกเป็น 3 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนจะมีเครือข่ายประสาทเทียมแยกกันและมีค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักภายในเครือข่ายแตกต่างกันไป ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วย ค่าความต้องการไฟฟ้าของวันก่อนหน้า และ ค่าความต้องการไฟฟ้าของสัปดาห์ก่อนหน้า ที่เป็นวันประเภทเดียวกัน โดยในกรณีของรูปแบบการใช้ไฟฟ้าของวันหยุดประจำสัปดาห์ และวันหยุดพิเศษ จะคิดแยกออกไปจากกรณีของวันธรรมดาทั่วไป แบบจำลองชนิดที่สองเป็นแบบจำลองพลวัต ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้าของชั่วโมงก่อนหน้าประมาณ 2-3 ชั่วโมง และค่าความต้องการไฟฟ้าของวันก่อนหน้าประมาณ 2-3 วัน ณ เวลาเดียวกัน จากผลการทดสอบแบบจำลอง จะได้ว่าแบบจำลองพลวัตให้ผลการพยากรณ์ค่อนข้างดีกว่าในกรณีของแบบจำลองสถิตย์ในกรณีแรก

งานวิจัยของ Lu (1993)[32] เป็นการสร้างแบบจำลองด้วยเครือข่าย MLP จากข้อมูลทางสถิติในพื้นที่ของผู้ใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันไป 2 ชุด โดยคิดการคำนวณทั้งแบบสถิตย์และพลวัต ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วย ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้า และอุณหภูมิในอดีต แบบจำลองมีการใช้ตัวแปรเจาะจงเพื่อแทนเวลา ณ ชั่วโมงต่างๆ ในหนึ่งวันและประเภทของวันด้วยตัวเลขฐานสอง ในขั้นตอนการฝึกกระบบจะใช้ชุดข้อมูลฝึกหัดเป็นระยะเวลา 1-2 เดือน จากผลการทดสอบได้ผลสรุปว่า ยังไม่มีบรรทัดฐานใดสามารถระบุว่าคุณลักษณะโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมควรเป็นเช่นไร แต่จะขึ้นอยู่กับธรรมชาติของระบบนั้นๆ ว่าเหมาะสมกับลักษณะโครงสร้างแบบใด ในตอนท้ายของการศึกษาได้แสดงว่าแบบจำลองพลวัตให้ผลการพยากรณ์ค่อนข้างดีกว่าแบบจำลองสถิตย์ เหมือนในงานวิจัยของ Lee และ Park (1992)

ยังมีบทความอื่นของ Park (1991)[37] และ Chen (1992)[10] กล่าวถึงเรื่องของแบบจำลองการพยากรณ์แบบรายชั่วโมงด้วยวิธีการคำนวณแบบพลวัต ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิของ 2 ชั่วโมงก่อนหน้า ค่าการพยากรณ์ของอุณหภูมิของชั่วโมงเป็น

หมาย และตัวแปรเจาะจงแทนเวลาที่ชั่วโมงใดๆ ของวัน ผลการทดสอบจากชุดข้อมูลทดสอบทั้งหมด 5 ชุด ปรากฏว่าได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์น้อยกว่า 2% ทุกกรณี

งานวิจัยของ Chen (1992)[10] จะใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีการเชื่อมต่อกันทุกตัวระหว่างกลุ่มนิวรอนในชั้นติดกัน ดังนั้นนิวรอนในชั้นซ่อนของเครือข่ายจะอยู่ในลักษณะรวมตัวกันหลายกลุ่ม โดยที่นิวรอนในชั้นขาเข้าแต่ละตัวจะเชื่อมต่อกันกับนิวรอนในชั้นซ่อนเพียงบางกลุ่มเท่านั้น แบบจำลองโดยรวมจะอยู่ในรูปของการเชื่อมต่อของกลุ่มเครือข่ายย่อยแต่ละชุดเข้าด้วยกัน ตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีจำนวนทั้งหมด 31 ตัว ประกอบด้วย ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิในอดีต ค่าการพยากรณ์อุณหภูมิ ตัวแปรเจาะจงแทนช่วงเวลา ณ ชั่วโมงใดๆ ในหนึ่งวัน และตัวแปรเจาะจงแทนประเภทวันใดๆ ในหนึ่งสัปดาห์ ผลการทดสอบเมื่อเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA จะได้ว่าแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่า

4.3.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ

งานวิจัยบางฉบับ [13,20] ได้กล่าวถึงการนำกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะของเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดยแบบจำลองประเภทนี้จะใช้เพื่อแบ่งประเภทของวันตามกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าประจำวันว่าวันไหนมีลักษณะการใช้ไฟฟ้าคล้ายคลึงกันก็จะจัดให้อยู่ในวันประเภทเดียวกันนั่นเอง เมื่อได้ผลการแบ่งประเภทวันที่เหมาะสมแล้วก็จะนำไปใช้ในการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมประเภทใช้กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะต่อไป จากการศึกษาของงานวิจัยทุกฉบับจะใช้การคำนวณแบบสถิติกับเครือข่ายประเภทไม่ชี้แนะ โดยจะคำนวณค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว

งานวิจัยของ Hsu และ Yang (1991)[20] จะใช้ความรู้เรื่อง Kohonen's self-organizing map (SOM) ในการแบ่งประเภทวันตามลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า ขั้นตอนในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกจะเป็นการหารูปแบบลักษณะการใช้ไฟฟ้าของวันเป้าหมายด้วยการเฉลี่ยกราฟการใช้ไฟฟ้าในอดีตของวันที่มีประเภทเหมือนกับวันเป้าหมาย โดยที่ลักษณะกราฟการใช้ไฟฟ้าจะมีค่าอยู่ในหน่วยของอัตราส่วนเปรียบเทียบ ในขั้นตอนที่สองจะเป็นการหาค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดของวันเป้าหมายด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบ MLP จากนั้นจะหาค่าความต้องการไฟฟ้าจริงของวันเป้าหมายเป็นรายชั่วโมงด้วยการนำค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเพื่อปรับค่ากับกราฟรูปร่างค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยการเปรียบเทียบกันแบบเชิงเส้น การแบ่งประเภทวันด้วยวิธี SOM ในระบบข้อมูลที่แตกต่างกันไม่จำเป็นต้องได้ประเภทวันเหมือนกันเสมอไป เพราะว่าจะขึ้นอยู่กับธรรมชาติและพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้าในบริเวณนั้นๆ จากผลการทดสอบข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าของระบบไฟฟ้ากำลังประเทศไต้หวันในเดือน พฤษภาคม ปี ค.ศ.1986 สามารถแบ่งออกได้เป็น 4 ประเภทดังนี้

1. วันอาทิตย์ และ วันหยุดพิเศษ
2. วันจันทร์ และ วันหลังจากวันหยุดพิเศษ
3. วันเสาร์
4. วันอังคาร, วันพุธ, วันพฤหัสบดี, วันศุกร์ (ยกเว้นวันหยุดพิเศษ)

งานวิจัยของ Djukanovic (1993)[13] กล่าวถึงการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะและไม่ชี้แนะ ในลักษณะของฟังก์ชันความสัมพันธ์เชื่อมต่อกันเป็นระบบ (function link net) เพื่อให้การคำนวณด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะและไม่ชี้แนะสามารถใช้โครงสร้างของข้อมูลแบบเดียวกันและมีโครงสร้างของเครือข่ายเหมือนกัน ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประกอบด้วยค่าความต้องการ ไฟฟ้ารายชั่วโมงจำนวน 24 ค่าของวันก่อนวันเป้าหมาย ค่าอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด-เฉลี่ยของวันก่อนวันเป้าหมาย ค่าพยากรณ์อุณหภูมิของวันเป้าหมาย ตัวแปรเจาะจงบ่งบอกฤดูกาลประจำปี และตัวแปรเจาะจงแทนประเภทวันในหนึ่งสัปดาห์ ในขั้นตอนการฝึกกระบวนการใช้กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะเพื่อแบ่งข้อมูลออกเป็นกลุ่มตามลักษณะของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าและใช้กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจริงของแต่ละกลุ่ม ในขั้นตอนการพยากรณ์จะเริ่มต้นด้วยการนำวันเป้าหมายมาจัดว่าอยู่ในกลุ่มใดของลักษณะการใช้ไฟฟ้า ด้วยข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิก่อนหน้า หลังจากนั้นหาค่าการพยากรณ์จริงจากเครือข่ายในกลุ่มประเภทการใช้ไฟฟ้านั้น

งานวิจัยของ Piras (1996)[43] เสนอ โครงสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะที่เรียกว่า นิวรอลแก๊ซ (neural gas) เพื่อใช้ในกระบวนการแบ่งกลุ่มข้อมูล การพยากรณ์จะแบ่งแบบจำลองออกเป็นแบบจำลองย่อยตามกลุ่มข้อมูลแต่ละประเภทและแบบจำลองย่อยแต่ละชุดจะสร้างตัวเครือข่าย MLP เพื่อใช้หาความสัมพันธ์ของข้อมูลในลักษณะไม่เชิงเส้น ผลการคำนวณจากแบบจำลองย่อยแต่ละชุดจะนำมารวมกัน โดยใช้ความรู้เรื่อง ฟัชซี (fuzzy) ด้วยการใส่ค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ความสำคัญแก่ข้อมูลซึ่งจะแล้วแต่ความเหมาะสม การใช้วิธีการของ fuzzy มีข้อดี คือ การถ่ายโอนข้อมูลระหว่างแบบจำลองมีความราบเรียบดีและมีขั้นตอนการคำนวณที่มีเหตุผล

งานวิจัยของ Lemedia (1996)[30] เป็นการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยแบบจำลองเครือข่าย MLP แบบ 3 ชั้น โครงสร้างตัวแปรข้อมูลขาเข้าประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงของวันก่อนหน้าจำนวน 2 วัน และตัวแปรเจาะจงชนิดตัวเลขฐานสองเพื่อระบุประเภทของวัน ตัวแปรข้อมูลขาออกประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมงจำนวน 24 ค่าของวันเป้าหมายที่ต้องการพยากรณ์ ในกรณีการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์กับวันปกติทั่วไปได้ผลค่อนข้างดี แต่ในกรณีเกิดสภาพการใช้ไฟฟ้าที่ผิดปกติ เช่น ช่วงเวลาพักร้อน และมีวันหยุดพิเศษติดต่อกันหลายวัน ค่าความต้องการไฟฟ้าจากแบบจำลองจำผิดพลาดไปจากค่าความต้องการไฟฟ้าจริงค่อนข้างมาก ดังนั้นจึงต้องมีการแบ่งประเภทของวันตามลักษณะการใช้ไฟฟ้าเพื่อแก้ไขจุดบกพร่องดังกล่าว งานวิจัยฉบับนี้จะใช้วิธี Kohonen's SOM ในการแบ่งกลุ่มของวันตามลักษณะการใช้ไฟฟ้าเพื่อแก้ไข

ปัญหาการแบ่งประเภทวันจากประสบการณ์ของผู้ปฏิบัติที่แตกต่างกันไป เมื่อแบ่งประเภทวันได้แล้วจะใช้ตัวแปรเจาะจงแทนวันเป้าหมายและวันก่อนหน้าจำนวน 2 วัน เพื่อใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าเพิ่มเข้าไปในเครือข่าย MLP เดิม แบบจำลองในงานวิจัยนี้จะแตกต่างจากแบบจำลองในงานวิจัยของ Djukanovic (1993) และ Piras (1996) เนื่องจากในการฝึกระบบด้วยวิธีการเรียนรู้แบบชี้แนะจะกระทำผ่านเครือข่ายประสาทเทียมเพียงชุดเดียวในทุกกลุ่มประเภทวัน และมีการใช้รหัสแทนกลุ่มวันเป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายด้วย จากผลการทดสอบสุดท้ายสรุปว่าการแบ่งประเภทด้วยวิธี SOM สามารถปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP ในกรณีแรก

มีบทความในงานวิจัยบางฉบับเสนอการใช้วิธี Kohonen's SOM แตกต่างออกไปนอกเหนือจากการแบ่งประเภทกลุ่มผู้ใช้ไฟฟ้า เช่น ในงานวิจัยของ Baumann (1993)[4] จะเป็นการสร้างเครือข่ายเพื่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันโดยตรง แทนการใช้แบ่งประเภทวัน การฝึกเครือข่ายจะใช้ข้อมูลกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าของวันก่อนหน้าจำนวน 2 วัน ส่วนในขั้นตอนการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าของวันก่อนหน้าเพื่อหาความเกี่ยวข้องกันระหว่างนิรอลภายในระบบ และนำนิรอลที่ได้ไปหาค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าของวันเป้าหมาย

4.3.4 วิธีการคำนวณอื่นๆ ทั่วไป

นอกจากวิธีการข้างต้น ยังมีการนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าอีกเป็นจำนวนมาก ซึ่งแต่ละวิธีจะมีแนวคิดแตกต่างกันไป นอกจากนั้นในบางงานวิจัยยังเสนอการสร้างแบบจำลองในการแก้ปัญหาอื่นๆ ด้วยการผสมแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมย่อยแต่ละชุดเข้าด้วยกันเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ของปัญหาแต่ละชนิด เช่น การแยกเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้สร้างแบบจำลองของการศึกษาผลกระทบของอุณหภูมิเพียงอย่างเดียว เป็นต้น แบบจำลองการพยากรณ์สามารถนำมาใช้รวมกันได้โดยการใช้ค่าการพยากรณ์จากแบบจำลองหนึ่งเพื่อเป็นส่วนประกอบในการหาค่าการพยากรณ์ในแบบจำลองต่อไป หรืออาจจะใช้แบบจำลองการพยากรณ์แต่ละชุดแยกกันออกไปตามแต่สภาวะงานที่แตกต่างกันก็ได้

งานวิจัยของ Khotanzad (1995)[25] เสนอแนวทางการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยการแบ่งแบบจำลองออกเป็น 3 ส่วน คือ แบบจำลองแนวโน้มรายชั่วโมง, แบบจำลองแนวโน้มรายวัน และแบบจำลองแนวโน้มรายสัปดาห์ แบบจำลองแนวโน้มรายวันและรายสัปดาห์จะใช้ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมหนึ่งชุดเพื่อแทนวันแต่ละวันในหนึ่งสัปดาห์ ส่วนแบบจำลองแนวโน้มรายชั่วโมงจะใช้ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมหนึ่งชุดแทนชั่วโมงแต่ละชั่วโมงในหนึ่งวัน ตัวแปรข้อมูลขาออกของแบบจำลองแต่ละชุดจะนำมารวมกันด้วยการผ่านตัวกรองการคำนวณเพื่อหาค่าการพยากรณ์สุดท้าย จากรายงานในงานวิจัยฉบับนี้ระบบการพยากรณ์ดังกล่าวมีการนำไปใช้กับระบบไฟฟ้ากำลังบางแห่งของประเทศอังกฤษด้วยการควบคุมการคำนวณด้วยระบบคอมพิวเตอร์แล้ว

งานวิจัยของ Mohammed (1995)[34] เป็นการสร้างเครือข่าย MLP เพื่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น โดยการสร้างเครือข่าย MLP เป็นชุดสำหรับประเภทวันและฤดูกาลที่แตกต่างกันไป โครงสร้างตัวแปรข้อมูลขาเข้าจะแตกต่างกันไปในเครือข่าย MLP แต่ละชุด แต่ทุกชุดต้องประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิในอดีต และค่าพยากรณ์อุณหภูมิของวันเป้าหมาย ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลองจะแบ่งช่วงเวลาในหนึ่งวันออกเป็น 5 ช่วง และแต่ละช่วงจะมีลักษณะโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมแยกกันไป การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะมีการหาแบบเป็นปัจจุบันคือหาค่าทุก 1 ชั่วโมง และมีการฝึกระบบด้วยการเชื่อมต่อกันอย่างเป็นเครือข่ายของคอมพิวเตอร์ ระบบข้อมูลทดสอบของการพยากรณ์จะใช้ข้อมูลจากระบบไฟฟ้ากำลังของรัฐฟลอริดา

งานวิจัยของ Sforma (1995)[47] เป็นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์เครือข่ายประสาทเทียมจำนวน 2 ชุด ด้วยข้อมูลทางสถิติเดียวกัน แบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสองชนิดสามารถนำไปใช้กับข้อมูลทางสถิติที่มีสถานะแวดล้อมและพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าอื่นได้ด้วย แบบจำลองการพยากรณ์ตัวแรกเป็นการประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP เพื่อหารูปลักษณะการใช้ไฟฟ้าประจำวัน ส่วนแบบจำลองการพยากรณ์ตัวที่สองจะใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับในตัว (recurrent neural network) ซึ่งมีโครงสร้างต่างจากเครือข่าย MLP ทั่วไป ตรงที่นิวรอนในชั้นซ่อนจะมีการเชื่อมต่อกับตัวมันเองด้วยการทำงานของแบบจำลองชนิดนี้จะมีลักษณะการส่งข้อมูลผ่านเครือข่ายคอมพิวเตอร์ เพื่อให้ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์มีความถูกต้องและเป็นปัจจุบัน

งานวิจัยของ Chow (1996)[11] เสนอแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับหาค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยการชดเชยตัวแปรสภาพภูมิอากาศ แนวคิดของการพยากรณ์คือการทำนายหาค่าความแตกต่างของค่าความต้องการไฟฟ้าในปัจจุบันกับค่าความต้องการไฟฟ้าในอนาคต จากข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้า ณ เวลาเดียวกันของวันก่อนหน้า เครือข่ายประสาทเทียมจะประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลขาออกจำนวน 24 ตัว ดังนั้นในการคำนวณจะทำเพียงครั้งเดียวก็จะได้ค่าการพยากรณ์ในอีก 24 ชั่วโมงข้างหน้า

นักวิจัยหลายท่านมีความเห็นว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเพื่อให้ได้ค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำ จำเป็นต้องมีข้อมูลของตัวแปรผลกระทบประเภทอื่นนอกเหนือจากค่าอุณหภูมิ เช่น ความรู้เรื่องของความแตกต่างทางพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในสังคม เป็นต้น ดังนั้นงานวิจัยบางฉบับได้เสนอให้ใช้แนวคิดของทฤษฎี fuzzy มาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียม โดยมีวิธีการคำนวณแบ่งออกเป็น 2 วิธี คือ วิธีแรกจะเป็นการใช้ทฤษฎี fuzzy เพื่อเปลี่ยนค่าตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมที่อยู่ในรูปของความรู้ของคนที่อยู่ในรูปตัวเลข และวิธีที่สองจะเป็นการใช้ทฤษฎี fuzzy เพื่อปรับค่าตัวแปรข้อมูลขาออกของเครือข่ายประสาทเทียมที่อยู่ในรูปของการตัดสินใจค่าด้วยความชำนาญของผู้ปฏิบัติการ ให้เป็นค่าข้อมูลจริง

มีตัวอย่างการประยุกต์ใช้ความรู้เรื่องทฤษฎี fuzzy เพื่อการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ในงานวิจัยของ Srinivasan (1995)[49] โดยจะใช้ทั้งด้านข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออกของแบบจำลอง

เนื่องจากระบบข้อมูลมีทั้งแบบปริมาณเชิงเส้นและเชิงคุณภาพ โครงสร้างแบบจำลองจะอยู่ในรูปของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรข้อมูลขาเข้าแบบ fuzzy กับตัวแปรข้อมูลขาออกแบบ fuzzy ดังนั้นตัวแปรข้อมูลขาออกต้องผ่านกระบวนการแปรกลับให้เป็นค่าจริงด้วย เพื่อให้ได้ค่าความต้องการไฟฟ้าของวันเป้าหมายที่ต้องการพยากรณ์

งานวิจัยของ Kim (1995)[27] เป็นอีกหนึ่งบทความที่เสนอแนวการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยการใช้ทฤษฎี fuzzy ร่วมกับเครือข่ายประสาทเทียม กระบวนการคำนวณของระบบการพยากรณ์จะแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอน คือ ขั้นตอนแรกจะใช้เครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออก 1 ตัว เพื่อหาค่าความต้องการไฟฟ้าของวันเป้าหมาย แต่ค่าความต้องการไฟฟ้าที่ได้จะยังไม่เป็นค่าความต้องการไฟฟ้าจริง ต้องนำค่าดังกล่าวไปผ่านการคำนวณในขั้นตอนที่สอง ซึ่งเป็นการประยุกต์ใช้ทฤษฎี fuzzy ในการปรับค่าความต้องการไฟฟ้าให้เป็นค่าที่ถูกต้อง เนื่องจากผลของการเปลี่ยนแปลงค่าอุณหภูมิและลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของวันหยุดพิเศษ ในตอนที่ท้ายของงานวิจัยได้เสนอแนวคิดในการพัฒนาแบบจำลองด้วยการนำปัจจัยอื่นๆ มาคิดในแบบจำลองการพยากรณ์ด้วย เช่น วันเลือกตั้ง ฤดูกาล รายการโทรทัศน์ เป็นต้น

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยทฤษฎี fuzzy กับเครือข่ายประสาทเทียม อาจเรียกรวมกันได้ว่า fuzzy neural network จากงานวิจัยของ Bakirtzis (1995)[3] มีการนำเครือข่ายประสาทเทียมผสมกับระบบ fuzzy เพื่อถ่ายถอดชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าแบบไม่เป็น fuzzy สู่ชุดตัวแปรข้อมูลขาออกแบบไม่เป็น fuzzy ระบบการคำนวณประเภทนี้สามารถใช้ประมาณค่าฟังก์ชันต่อเนื่องในขอบเขตความแม่นยำที่กำหนดได้ โครงสร้างของแบบจำลองมีลักษณะเหมือนเครือข่ายแบบเป็นชั้นมีการปรับค่าตัวแปรอิสระภายในแบบจำลองด้วยกระบวนการเรียนรู้คล้ายกับเครือข่าย MLP จากผลการทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นได้ผลการทำนายแม่นยำใกล้เคียงกับกรณีใช้เครือข่ายประสาทเทียมธรรมดา แต่ในขั้นตอนการฝึกระบบจะใช้เวลาน้อยกว่า

4.4 สรุป

จากงานวิจัยทั้งหมดมีการเสนอแนวคิดของแบบจำลองการพยากรณ์หลายชนิด ส่วนใหญ่จะอาศัยพื้นฐานของเครือข่าย MLP เราสามารถแบ่งแบบจำลองการพยากรณ์ ออกเป็น 2 ประเภท คือ แบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าตลอดทั้งวันด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว และแบบจำลองที่หาค่าความต้องการไฟฟ้าในหนึ่งหรือสองชั่วโมงข้างหน้า ในการเลือกใช้แบบจำลองทั้งสองประเภทยังไม่มีการแสดงเหตุผลอย่างแน่ชัดในงานวิจัยฉบับใด และยังไม่มีการศึกษาเพื่อเปรียบเทียบค่าการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองทั้งสองชนิดด้วย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำเสนอวิธีการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โดยอาศัยแบบจำลองที่มีโครงสร้างแตกต่างกันไป ด้วยชุดข้อมูลทดสอบเดียวกัน เพื่อทดสอบว่าโครงสร้างของแบบจำลองชนิดใด เหมาะสมต่อระบบข้อมูลทดสอบในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ โดยการนำไปใช้กับงานจริงเรา

สามารถนำขั้นตอนการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองไปใช้กับระบบข้อมูลทดสอบใดๆ ก็ได้เพื่อหาว่าโครงสร้างของแบบจำลองชนิดใด เหมาะสมต่อการนำไปใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในบริเวณนั้น

อีกสิ่งหนึ่งที่ยังไม่มีการศึกษาในงานวิจัยฉบับต่างๆ คือ เรื่องของช่วงเวลาในการพยากรณ์ หรือ lead time ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ เราจะพิจารณาการใช้แบบจำลองเครือข่ายที่มีโครงสร้างแตกต่างกันไปโดยหาค่า lead time ตั้งแต่ 1 ถึง 24 ชั่วโมง และนำไปทดสอบว่าค่า lead time มีผลต่อค่าการพยากรณ์หรือไม่ หลังจากนั้นเราจะนำผลการทดสอบจากแบบจำลองแต่ละชนิดมาทำการวิเคราะห์เพื่อนำไปปรับปรุงโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์ให้ได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้นต่อไป



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง

ในบทนี้เป็นการนำเสนอการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเครือข่ายประสาทเทียมที่มีโครงสร้างแตกต่างกัน เพื่อทดสอบว่าลักษณะโครงสร้างแบบใดเหมาะสมต่อการนำไปประยุกต์ใช้ในแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้า โดยใช้พื้นฐานแนวคิดต่างๆ ที่ได้นำเสนอไปแล้วในตอนต้นของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ส่วนในขั้นตอนการคำนวณค่าการพยากรณ์และการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมจะใช้โปรแกรม Matlab เพื่อช่วยในการคำนวณ

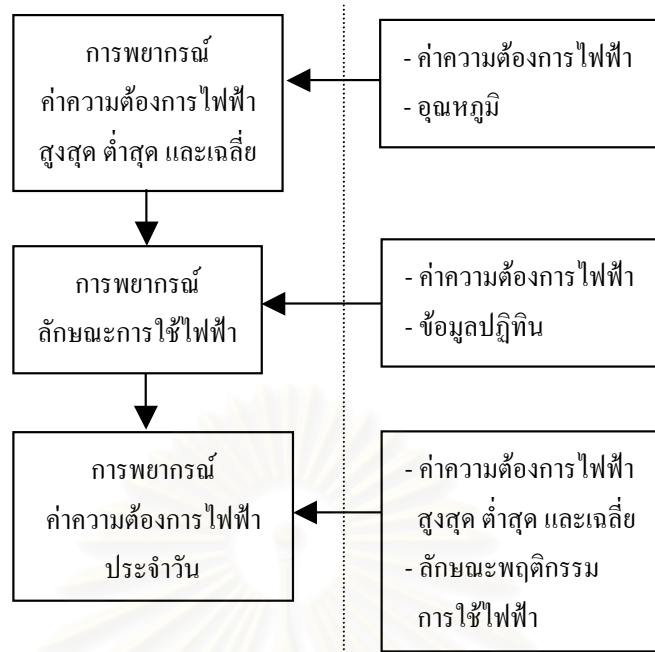
เนื้อหาหลักของบทนี้ จะกล่าวถึงขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง ด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว และจะไม่มีพยากรณ์ใหม่ในระหว่างช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ โดยอาศัยแบบจำลองการพยากรณ์สองชนิด ชนิดแรกเป็นการประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP ส่วนแบบจำลองชนิดที่สองจะใช้แบบจำลอง SARIMAX ซึ่งใช้แนวคิดของการคำนวณแบบสุ่มเฟ้น (stochastic) เพื่อเปรียบเทียบและทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยชุดข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิเดียวกัน

จากที่ได้กล่าวไปแล้วในบทที่ 4 พบว่ามีงานวิจัยหลายฉบับได้นำความรู้เรื่องเครือข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยวิธีที่แตกต่างกันไป โดยการศึกษาเรื่องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในบทนี้ จะเป็นการเสนอวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวัน ด้วยขั้นตอนการคำนวณ 3 ขั้นตอน คือ เริ่มต้นจากการหาค่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และเฉลี่ย ด้วยเครือข่าย MLP ในขั้นตอนต่อไปจะสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ลักษณะกราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า ด้วยการเฉลี่ยกราฟค่าความต้องการไฟฟ้าจากข้อมูลในอดีต หลังจากนั้นในขั้นตอนสุดท้ายจะนำผลการพยากรณ์จากสองขั้นตอนแรกมารวมกันเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันต่อไป

ในตอนท้ายของบทที่ 5 นี้ จะกล่าวถึงการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ซึ่งเป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบเฟ้นสุ่มที่ให้ค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำและแบบจำลองสามารถคำนึงถึงผลของแนวโน้มแบบวัฏจักรของอนุกรมเวลาได้ แบบจำลองประเภทนี้เป็นแบบจำลองอีกประเภทหนึ่งที่มีการนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในงานวิจัยหลายฉบับดังที่นำเสนอข้างต้น

5.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวัน

ขั้นตอนการคำนวณและข้อมูลที่ใช้ในแต่ละขั้นตอนได้นำมาสรุปไว้ในรูปที่ 5.1 ซึ่งมีรายละเอียด ดังแสดงในหัวข้อต่อไป



รูปที่ 5.1 ขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง

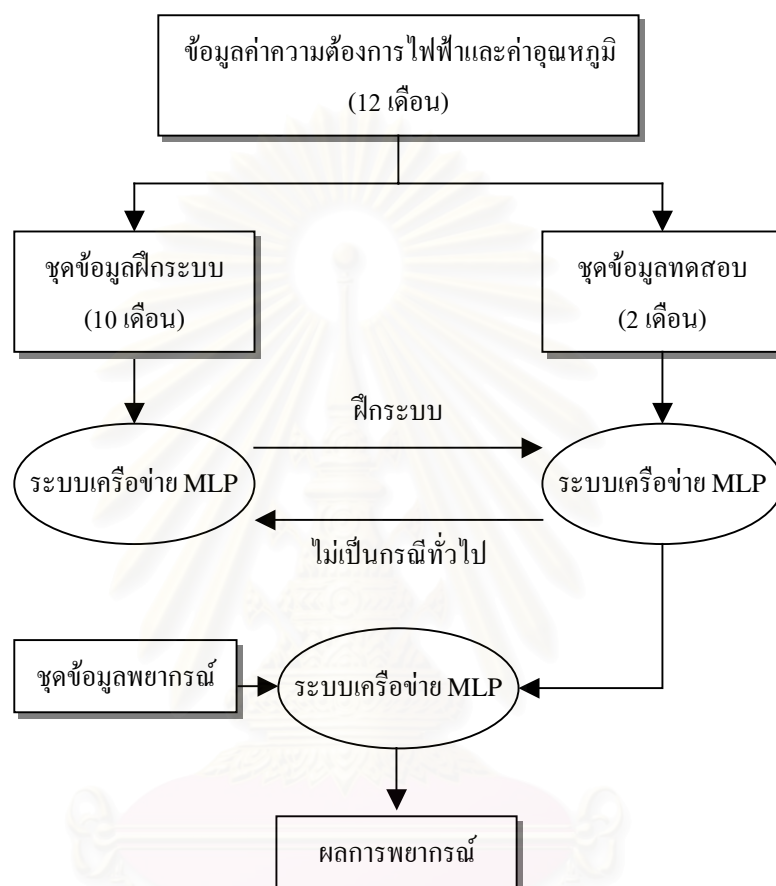
5.1.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย

การประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP ในที่นี้ มีจุดประสงค์เพื่อหาความสัมพันธ์ของค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด เฉลี่ย กับข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิ ดังนั้นในขั้นตอนการฝึกเครือข่ายจึงจำเป็นต้องมีการเก็บข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิในอดีต เพื่อนำมาใช้ในการทดสอบและหาตัวแปรค่าคงที่ทุกตัวของเครือข่าย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิสภาวะแวดล้อมเป็นระยะเวลาทั้งหมด 1 ปี เพื่อใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง โดยจะแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกระบบ (training data) ซึ่งอาศัยข้อมูลเป็นระยะเวลา 10 เดือน และ ชุดข้อมูลทดสอบ (testing data) ซึ่งอาศัยข้อมูลเป็นระยะเวลา 2 เดือน ในขั้นตอนแรกจะนำชุดข้อมูลฝึกระบบมาใช้ในการคำนวณหาค่าคงที่ของเครือข่าย MLP ด้วยกระบวนการเรียนรู้ จากนั้นจะนำเครือข่ายที่ผ่านการฝึกแล้วไปทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบว่าสามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปหรือไม่ เพื่อป้องกันการเกิดปัญหา overfitting ถ้าแบบจำลองการพยากรณ์ไม่สามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปต้องทำการฝึกระบบด้วยชุดข้อมูลฝึกระบบใหม่อีกครั้ง จนกว่าจะได้ค่าตัวแปรคงที่ภายในเครือข่ายที่ถูกต้องกับชุดข้อมูล ดังแสดงขั้นตอนในรูปที่ 5.2

ในขั้นตอนการเลือกโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์สามารถทำได้หลายวิธี วิธีแรกจะเป็นมีลักษณะเป็นแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับคำนวณลักษณะการใช้ไฟฟ้าของวันทุกประเภท โดยเพิ่มตัวแปรเจาะจงที่แสดงชนิดของวันเป็นตัวแปรขาเข้าของเครือข่าย ส่วนในกรณีของการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแยกชุดกันสำหรับลักษณะการใช้ไฟฟ้าของแต่ละประเภท

วัน ก็อาจนำมาใช้ได้ แต่จะพบว่า การแยกชุดเครือข่ายไม่ได้เกิดข้อดีอย่างใดต่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า และยังทำให้จำนวนชุดข้อมูลฝึกระบบน้อยลงด้วย ดังนั้น ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะเลือกใช้โครงสร้างของแบบจำลองที่ใช้เครือข่ายเพียงชุดเดียว โดยจะเป็นเครือข่ายประสาทเทียมประเภท MLP ที่มีโครงสร้างเป็นแบบ 3 ชั้น



รูปที่ 5.2 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย

จากการทดสอบใช้โครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าในเครือข่ายประสาทเทียมของงานวิจัยต่างๆ สามารถสรุปได้ว่า การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ย ด้วยการใช้โครงสร้างของข้อมูลขาออกแบบตัวแปรเดียวจะให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าแบบหลายตัวแปร ดังนั้นแบบจำลองการพยากรณ์ในหัวข้อนี้จะใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบมีจำนวนตัวแปรข้อมูลขาออกเพียงตัวเดียวในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์

ยังมีโครงสร้างของเครือข่ายที่ต้องนำมาวิเคราะห์เพื่อสร้างแบบจำลองอีก 2 อย่าง คือ โครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้า และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของเครือข่าย ในกรณีของตัวแปรข้อมูลขาเข้าสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ส่วนใหญ่จะคำนึงถึงข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิในอดีต เพื่อให้ง่ายในการระบุ โครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าจะกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรต่างๆ ดังต่อไปนี้

$L_{\max}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของวันที่ i

$L_{\min}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของวันที่ i

$L_{\text{ave}}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของวันที่ i

$T_{\max}(i)$ คือ อุณหภูมิสูงสุดของวันที่ i

$T_{\min}(i)$ คือ อุณหภูมิต่ำสุดของวันที่ i

$T_{\text{ave}}(i)$ คือ อุณหภูมิเฉลี่ยของวันที่ i

ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือ ค่าเฉลี่ย อย่างน้อยที่สุดของการคำนวณโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าต้องประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้าของวันก่อนหน้าวันเป้าหมาย และเพื่อพิจารณาชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ทั่วไป จะเพิ่มข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าของสัปดาห์ที่แล้วเข้าไปในชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าด้วย ส่วนการนำอุณหภูมิมาใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าจะเหมือนกับในกรณีของค่าความต้องการไฟฟ้า แต่จะแตกต่างกันตรงที่อาจต้องใช้ค่าพยากรณ์อุณหภูมิเพิ่มเข้าไปในโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าด้วย ดังนั้นในการนำไปใช้งานจริงความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าอุณหภูมิก็จะมีผลต่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วย หากผู้ปฏิบัติการสามารถหาข้อมูลพยากรณ์ค่าอุณหภูมิของวันเป้าหมายได้อย่างถูกต้องจะเป็นประโยชน์ต่อการพยากรณ์อย่างมาก

สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเสนอโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันไป จำนวน 8 ชุด เพื่อทดสอบว่าธรรมชาติของค่าความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ เหมาะสมต่อโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าแบบใด จะได้เลือกใช้ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จริงได้อย่างถูกต้อง เช่น ในกรณีที่ต้องการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ของวันที่ i หรือหาค่า $L_{\max}(i)$ จะใช้ชุดข้อมูลขาเข้า ทั้งหมด 8 ชุด ดังนี้

1. $L_{\max}(i-1), L_{\max}(i-7), L_{\max}(i-8), T_{\text{ave}}(i), T_{\text{ave}}(i-1), T_{\text{ave}}(i-7), T_{\text{ave}}(i-8)$
2. $L_{\max}(i-1), L_{\max}(i-7), L_{\max}(i-8), T_{\max}(i), T_{\max}(i-1), T_{\max}(i-7), T_{\max}(i-8)$
3. $L_{\max}(i-1), L_{\max}(i-7), T_{\text{ave}}(i), T_{\text{ave}}(i-1), T_{\text{ave}}(i-7)$
4. $L_{\max}(i-1), T_{\min}(i), T_{\text{ave}}(i), T_{\max}(i), T_{\min}(i-1), T_{\text{ave}}(i-1), T_{\max}(i-1)$
5. $L_{\max}(i-1)$
6. $L_{\max}(i-1), T_{\text{ave}}(i)-T_{\text{ave}}(i-1)$
7. $L_{\max}(i-1), T_{\max}(i)-T_{\max}(i-1)$
8. $L_{\max}(i-1), T_{\min}(i)-T_{\min}(i-1)$

ส่วนกรณีของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย นั้นก็คล้ายคลึงกับกรณีของค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด แต่จะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดหรือเฉลี่ยแทนข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้า ตามลำดับ

นอกเหนือจากตัวแปรข้อมูลขาเข้าทั้ง 8 ชุดที่กล่าวมาข้างต้น จะเพิ่มตัวแปรเจาะจงเข้าไปในชุดข้อมูลขาเข้าทุกชุดเพื่อใช้แทนประเภทวันตามลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันไป ทั้งหมด 4 ประเภท คือ วันจันทร์-วันอังคาร-วันศุกร์ วันเสาร์ และวันอาทิตย์ ตัวแปรเจาะจงประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลขาเข้าจำนวน 4 ตัว และแต่ละตัวจะมีลักษณะเหมือนเป็นเลขฐานสอง คือ มีค่า 0 หรือ 1 โดยตัวแปรเจาะจงนั้นจะมีค่า 1 ก็ต่อเมื่อเป็นประเภทวันนั้นๆ ดังต่อไปนี้

- วันจันทร์ แทนด้วย “1 0 0 0”
- วันอังคาร-วันศุกร์ แทนด้วย “0 1 0 0”
- วันเสาร์ แทนด้วย “0 0 1 0”
- วันอาทิตย์ แทนด้วย “0 0 0 1”

สำหรับลักษณะของการเชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอนของเครือข่ายประสาทเทียมจะใช้ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิก-แทนเจนต์ (hyperbolic-tangent function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) โดยมีช่วงการแมพของฟังก์ชันระหว่าง -1 กับ 1 และจากการเลือกใช้ช่วงของค่าฟังก์ชันดังกล่าว ก่อนที่จะนำชุดข้อมูลมาใช้กับเครือข่าย MLP จำเป็นต้องปรับข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิทุกตัวให้อยู่ในรูปของอัตราส่วนเปรียบเทียบระหว่าง -1 ถึง 1 ด้วยการเปรียบเทียบแบบเชิงเส้น เพื่อให้การฝึกเครือข่ายสามารถเข้าสู่ค่าข้อมูลขาออกตามที่ต้องการได้ ในขั้นตอนการปรับอัตราส่วนของข้อมูลจะไม่ใช้วิธีการเปรียบเทียบค่าต่ำสุดและสูงสุดของชุดข้อมูลให้เท่ากับ -1 กับ 1 ตามลำดับ แต่จะต้องมีการเผื่อค่าของข้อมูลไว้ด้วยทุกครั้ง

5.1.2 การพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า

สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเสนอการพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าด้วยวิธีการเฉลี่ยค่าความต้องการไฟฟ้าในแต่ละชั่วโมงของวันที่มีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเหมือนกันจากข้อมูลในอดีต ดังนั้นการแบ่งประเภทวันตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจึงเป็นสิ่งสำคัญสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์ประเภทนี้

จากการศึกษาในงานวิจัยของ Hsu และ Yang (1991) [21] ได้ทำการทดสอบแบ่งประเภทวันตามลักษณะของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันด้วยข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าของประเทศไต้หวัน ปี ค.ศ. 1986 โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมชนิด Kohonen's SOM จากผลการทดสอบพบว่าพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจะแบ่งออกเป็น 4 ประเภท ดังนี้

- 1) วันอาทิตย์และวันหยุดพิเศษ
- 2) วันจันทร์และวันหลังจากวันหยุดพิเศษ
- 3) วันเสาร์
- 4) วันอังคาร-วันศุกร์ ยกเว้นวันหยุดพิเศษ

สำหรับในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะพิจารณาประเภทวัน ตามแนวโน้มของผลการทดสอบในงานวิจัยฉบับต่างๆ ออกเป็น 2 ประเภท ดังต่อไปนี้

การแบ่งประเภทวันแบบที่ 1

1. วันธรรมดา (วันจันทร์-วันศุกร์)
2. วันเสาร์
3. วันอาทิตย์

การแบ่งประเภทวันแบบที่ 2

1. วันจันทร์
2. วันอังคาร
3. วันพุธ
4. วันพฤหัสบดี
5. วันศุกร์
6. วันเสาร์
7. วันอาทิตย์

การทดสอบแบบจำลองในหัวข้อการศึกษานี้จะไม่แยกประเภทของวันหยุดพิเศษเป็นประเภทวันต่างหาก เนื่องจากวันหยุดพิเศษแต่ละประเภท เช่น วันเข้าพรรษา วันปีใหม่ วันรัฐธรรมนูญ ฯลฯ จะเกิดขึ้นเพียงครั้งเดียวในแต่ละปี และมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าแตกต่างกันไป ดังนั้นในที่นี้จะสมมติให้วันหยุดพิเศษอยู่ในประเภทวันแบบเดียวกับวันอาทิตย์

แบบจำลองการเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า

การหาลักษณะการใช้ไฟฟ้าด้วยการเฉลี่ยค่าความต้องการไฟฟ้าประจำแต่ละชั่วโมงของวันประเภทเดียวกันนั้นสามารถทำได้หลายวิธี ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะนำข้อมูลจากโหนดที่ชั่วโมงเดียวกันของวันประเภทเดียวกันซึ่งเกิดขึ้นแล้วมาเฉลี่ยเพื่อให้ได้เป็นลักษณะการใช้ไฟฟ้าประจำแต่ละชั่วโมงที่ต้องการพยากรณ์ ทั้งนี้จำนวนวันที่ใช้ในการกำหนดลักษณะการใช้ไฟฟ้างกล่าว อาจแตกต่างกันไปตามชนิดแบบจำลองที่ต้องการทดสอบ ดังนี้

สำหรับการแบ่งประเภทวันแบบที่ 1

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด A : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับวันเป้าหมาย เป็นจำนวน 2 วันล่าสุด สำหรับทุกกรณีของประเภทวัน

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด B : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับวันเป้าหมาย เป็นจำนวน 3 วันล่าสุด สำหรับทุกกรณีของประเภทวัน

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด C : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับวันเป้าหมาย เป็นจำนวน 4 วันล่าสุด สำหรับประเภทวันธรรมดา

ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับวันเป้าหมาย เป็นจำนวน 2 วันล่าสุด สำหรับประเภทวันเสาร์และวันอาทิตย์

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด D : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับ
วันเป้าหมาย เป็นจำนวน 4 วันล่าสุด สำหรับประเภทวันธรรมดา
ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับ
วันเป้าหมาย เป็นจำนวน 3 วันล่าสุด สำหรับประเภทวันเสาร์และวันอาทิตย์

สำหรับการแบ่งประเภทวันแบบที่ 2

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด A : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับ
วันเป้าหมาย เป็นจำนวน 2 วันล่าสุด สำหรับทุกกรณีของประเภทวัน

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด B : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับ
วันเป้าหมาย เป็นจำนวน 3 วันล่าสุด สำหรับทุกกรณีของประเภทวัน

แบบจำลองการเฉลี่ยชนิด C : ใช้การเฉลี่ยกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีประเภทวันเดียวกับ
วันเป้าหมาย เป็นจำนวน 4 วันล่าสุด สำหรับทุกกรณีของประเภทวัน

ทั้งนี้การเฉลี่ยกราฟค่าความต้องการไฟฟ้าสำหรับแบบจำลองแต่ละประเภทจำเป็นต้องมีการ
ปรับค่าของค่าความต้องการไฟฟ้าในแต่ละวันให้มีค่าอยู่ในรูปอัตราส่วนในการเปรียบเทียบเสียก่อน
โดยอาศัยการปรับอัตราส่วน 2 รูปแบบ คือ ใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ
และใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ

การพยากรณ์พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ

การพยากรณ์นี้จะรวมรูปร่างของกราฟการใช้ไฟฟ้ากับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด
ด้วยการเปรียบเทียบค่าแบบอัตราส่วน (normalization) ดังสมการต่อไปนี้

$$L_{nor}(i, j) = \frac{L(i, j) - L_{\min}(i)}{L_{\max}(i) - L_{\min}(i)} \quad (5.1)$$

เมื่อ

$L_{nor}(i, j)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าเปรียบเทียบ ณ ชั่วโมงที่ j ของวันที่ i

$L(i, j)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ ชั่วโมงที่ j ของวันที่ i

$L_{\min}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของวันที่ i

$L_{\max}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของวันที่ i

การพยากรณ์พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ

การพยากรณ์นี้จะรวมรูปร่างกราฟการใช้ไฟฟ้ากับค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยด้วยการเปรียบเทียบ
เทียบค่าแบบอัตราส่วน (normalization) ดังสมการต่อไปนี้

$$L_{nor}(i, j) = L(i, j) - L_{ave}(i) \quad (5.2)$$

เมื่อ

$L_{ave}(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของวันที่ i

5.1.3 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง

สำหรับการคำนวณในขั้นตอนนี้จะเป็นการนำผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และเฉลี่ย รวมทั้งผลการพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า มารวมกันเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง โดยมีวิธีการรวมกันทั้งหมด 2 วิธี ดังนี้

- 1) รวมความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด กับลักษณะการใช้ไฟฟ้า
- 2) รวมความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย กับลักษณะการใช้ไฟฟ้า

จากการศึกษาพบว่า แม้ผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด จะมีค่าความผิดพลาดต่ำกว่าผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย แต่เมื่อนำมารวมกับกราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าแล้วผลการพยากรณ์รายชั่วโมงที่ได้จะมีค่าความผิดพลาดสูงกว่า กรณีการนำผลจากค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยก็ได้

เราสามารถพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจากผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงและต่ำสุดกับผลการพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า ดังสมการต่อไปนี้

$$L(i, j) = [L_{\max}(i) - L_{\min}(i)]L_{nor}(i, j) + L_{\min}(i) \quad (5.3)$$

ในทำนองเดียวกันสามารถพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจากผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยกับผลการพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า ดังสมการต่อไปนี้

$$L(i, j) = L_{nor}(i, j) + L_{ave}(i) \quad (5.4)$$

5.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX

แบบจำลอง SARIMAX เป็นแบบจำลองประเภทอนุกรมเวลาแบบเพิ่มสุ่ม (Stochastic time series models) ซึ่งเป็นแบบจำลองเชิงเส้นชนิดหนึ่ง และมีผู้ศึกษาจำนวนมากได้นำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมีการสร้างแบบจำลอง SARIMAX เพื่อการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยข้อมูลสร้างแบบจำลองชุดเดียวกันกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่ายประสาทเทียม เพื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์และทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองแต่ละชนิด

เราจะใช้แบบจำลอง SARIMAX โดยคำนึงถึงผลกระทบของตัวแปรอุณหภูมิและแนวโน้มแบบวัฏจักรของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งมีความสัมพันธ์กับแบบเชิงเส้น ดังสมการต่อไปนี้

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)w_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)(1 - \theta_{24} B^{24})(1 - \theta_{168} B^{168})a_t + (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)u_t \quad (5.5)$$

เมื่อ

$$\begin{aligned} w_t &= (1 - B)(1 - B^{24})(1 - B^{168})y_t \\ &= y_t - y_{t-1} - y_{t-24} + y_{t-25} - y_{t-168} + y_{t-169} + y_{t-192} - y_{t-193} \\ u_t &= (1 - B)(1 - B^{24})(1 - B^{168})x_t \\ &= x_t - x_{t-1} - x_{t-24} + x_{t-25} - x_{t-168} + x_{t-169} + x_{t-192} - x_{t-193} \end{aligned}$$

y_t คือ ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ ชั่วโมงที่ t

x_t คือ ค่าอุณหภูมิ ณ ชั่วโมงที่ t

B คือ ตัวดำเนินการย้อนกลับ

$\phi_1, \phi_2, \theta_1, \theta_2, \theta_{24}, \theta_{168}$ คือ ค่าคงที่

การเลือกโครงสร้างของแบบจำลอง SARIMAX ใช้เหตุผลจากการทดสอบหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลา (autocorrelation) จากข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและอุณหภูมิในอดีต ส่วนขั้นตอนการคำนวณหาค่าคงที่ของแบบจำลองจะใช้วิธีถดถอยแบบเชิงเส้น (linear regression) โดยใช้โปรแกรม SPSS ช่วยในการคำนวณ

5.3 ตัวอย่างการทดสอบ

จากวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมข้างต้นจะทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันของพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันทั้งหมด 3 แห่ง ดังต่อไปนี้

- 1) จังหวัดภูเก็ต
- 2) จังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)
- 3) จังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท)

ในการทดสอบจะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าย่อยและข้อมูลค่าอุณหภูมิของแต่ละพื้นที่ซึ่งเกิดขึ้นจริง เป็นตัวแปรสำคัญในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า โดยดัชนีที่ใช้ในการวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าคือค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ดังสมการต่อไปนี้

$$\text{ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{|\hat{L}_i - L_i|}{L_i} \right] \times 100\% \quad (5.6)$$

เมื่อ

N คือ จำนวนชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบการพยากรณ์

\hat{L}_i คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์

L_i คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริง

5.3.1 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และ ค่าเฉลี่ย

เริ่มต้นจากขั้นตอนแรก ซึ่งการทดสอบในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะแบ่งช่วงเวลาทดสอบออกเป็น 4 ช่วงของปี ดังแสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ย

ช่วงเวลาพยากรณ์	ช่วงเวลาของชุดข้อมูลฝึก ระบบ	ช่วงเวลาของชุดข้อมูล ทดสอบ
ม.ค.2545 - มี.ค.2545	ม.ค.2544 - ต.ค.2544	พ.ย.2544 - ธ.ค.2544
เม.ย.2545 - มิ.ย.2545	เม.ย.2544 - ม.ค.2545	ก.พ.2545 - มี.ค.2545
ก.ค.2545 - ก.ย.2545	ก.ค.2544 - เม.ย.2545	พ.ค.2545 - มิ.ย.2545
ต.ค.2545 - ธ.ค.2545	ต.ค.2544 - ก.ค.2545	ส.ค.2545 - ก.ย.2545

สำหรับโครงสร้างของเครือข่าย MLP ที่ใช้จะเป็นเครือข่ายแบบ 3 ชั้น โดยใช้ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันจำนวน 8 ชุด จากหัวข้อที่ 5.1 ส่วนกรณีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมต้องคำนึงถึงเรื่องการนำไปใช้ในกรณีทั่วไปและการเกิด overfitting ซึ่งได้กล่าวรายละเอียดไว้แล้วในบทที่ 4 ดังนั้นจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนของเครือข่าย MLP จะมีค่าโดยประมาณ ดังนี้

เมื่อตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีจำนวนมากที่สุด คือ 4+7 ตัว

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{305}{5(1+4+7)} \approx 5.083 \text{ ตัว} \quad (5.7)$$

เมื่อตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีจำนวนน้อยที่สุด คือ 4+1 ตัว

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{305}{5(1+4+1)} \approx 10.167 \text{ ตัว} \quad (5.8)$$

จากสมการที่ 5.7 และ 5.8 จะเลือกใช้จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนของเครือข่าย MLP เพื่อทดสอบทั้งหมด 4 ชุด คือ 3, 6, 9 และ 12

เมื่อกำหนดชุดโครงสร้างทั้งหมดของเครือข่ายที่จะใช้ในการทดสอบแล้ว จะเริ่มทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยเริ่มจากขั้นตอนการฝึกเครือข่ายเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยโปรแกรม MATLAB และนำแบบจำลองการพยากรณ์ดังกล่าวไปทดสอบผลการพยากรณ์ตามช่วงเวลาที่กำหนดไว้ในตารางที่ 5.1 ปรากฏว่าได้ผลการทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ยของแต่ละพื้นที่การทดสอบ ดังแสดงสรุปได้ดังนี้

- กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.2-5.7 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.3-5.5
- กรณี จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.8-5.13 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.6-5.8
- กรณี จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท)ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.14-5.19 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.9-5.11

หมายเหตุ : รายละเอียดของผลการพยากรณ์ทั้งหมดจะแสดงไว้ในภาคผนวก



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอรอลในชั้นซ้อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	4.85	4.80	4.72	3.57	4.30	4.45	4.52	4.70
6	6.07	5.21	5.30	3.20	4.60	4.28	4.55	4.82
9	5.63	5.40	5.65	4.00	5.12	4.50	4.80	7.51
12	7.10	8.00	5.29	4.11	4.98	4.68	6.00	7.02
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	4.50	4.65	4.23	3.60	4.10	3.98	4.23	4.52
6	5.78	5.20	4.98	3.21	4.55	3.51	4.42	4.62
9	6.02	5.38	5.21	3.57	5.02	3.76	4.73	6.85
12	6.89	7.53	5.10	3.78	4.85	4.02	5.86	7.05
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	4.12	4.06	4.01	2.98	4.22	3.18	3.26	4.15
6	5.40	4.70	4.23	2.75	4.51	3.13	4.20	3.86
9	5.16	4.71	5.27	3.21	4.65	3.51	4.53	7.05
12	6.04	6.57	4.84	3.58	4.06	3.42	5.08	6.91
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	4.91	4.83	4.80	3.61	4.44	4.32	4.55	4.65
6	6.22	5.25	5.15	3.30	4.62	4.30	4.48	4.80
9	5.43	5.35	5.58	4.61	5.23	4.73	5.20	7.43
12	7.82	8.15	5.46	4.22	5.00	4.75	6.73	7.21

จากตารางที่ 5.2 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.5 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.3 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอรอลในชั้นซ้อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	6.02	5.21	4.63	4.12	5.76	4.53	4.32	6.12
6	5.70	5.34	5.20	3.85	4.72	4.49	5.50	5.73
9	5.84	5.38	5.41	3.94	4.56	4.52	6.21	6.29
12	6.18	5.46	6.98	3.87	4.60	4.62	6.16	6.37
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	5.98	5.12	4.63	4.05	5.70	4.47	4.31	6.03
6	5.61	5.30	5.14	3.80	4.62	4.45	5.50	5.80
9	5.82	5.37	5.31	3.84	4.53	4.51	6.17	6.28
12	6.14	5.39	6.94	3.91	4.55	4.53	6.09	6.40
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	5.04	4.82	4.17	3.29	4.98	3.99	3.85	5.61
6	5.24	5.11	4.36	2.81	3.73	4.36	5.01	5.39
9	5.49	4.68	4.43	3.44	4.36	3.86	6.12	5.98
12	5.37	5.12	6.24	3.72	4.50	3.57	5.59	6.10
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	6.03	5.28	4.67	4.12	5.83	4.59	4.32	6.17
6	5.71	5.42	5.27	3.92	4.79	4.58	5.58	5.75
9	5.91	5.43	5.43	4.04	4.63	4.62	6.27	6.34
12	6.26	4.49	7.06	3.91	4.60	4.68	6.18	6.38

จากตารางที่ 5.3 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.6 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.4 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.4 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ้อน	1	2	3	4	5	6	7	8
	ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545							
3	3.86	4.11	4.78	3.36	3.47	3.54	6.28	4.09
6	3.99	4.45	4.68	3.25	3.41	3.47	4.96	4.18
9	5.56	5.71	4.66	3.36	3.71	5.50	5.00	6.38
12	8.08	7.48	5.48	3.46	4.12	3.82	5.06	5.88
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	3.86	4.03	4.69	3.28	3.49	3.49	6.21	4.02
6	3.82	4.43	4.72	3.22	3.46	3.40	4.81	4.02
9	5.53	5.72	4.58	3.24	3.71	5.55	4.85	6.22
12	8.04	7.35	5.49	3.41	4.07	3.68	5.00	5.82
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	3.73	3.52	4.19	3.32	3.19	3.52	5.61	3.68
6	3.16	4.30	4.52	3.11	2.92	3.19	4.89	4.22
9	4.91	5.40	4.01	2.77	3.30	5.57	4.97	6.40
12	7.96	6.74	4.97	2.87	4.17	3.43	4.51	5.96
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	3.95	4.20	4.86	3.45	3.56	3.55	6.29	4.12
6	4.01	4.53	4.72	3.32	3.50	3.51	4.98	4.20
9	5.62	5.76	4.73	3.38	3.75	5.58	5.02	6.38
12	8.13	7.48	5.56	3.50	4.21	3.82	5.12	5.95

จากตารางที่ 5.4 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.7 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.5 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ้อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.5 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.ภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

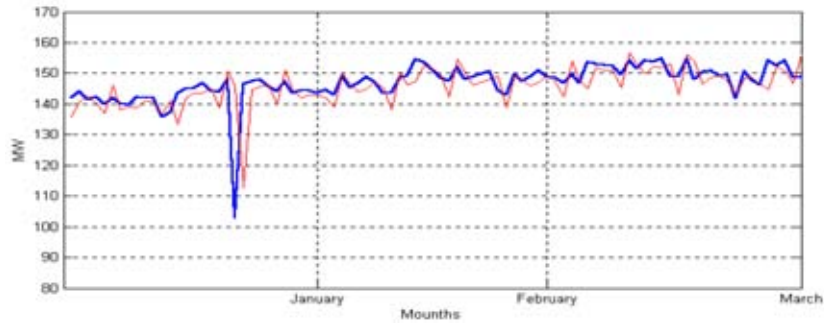
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	3.20	4.64
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	3.21	4.49
ก.ค.-ก.ย.	4	6	2.75	3.71
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	3.30	4.95

ตารางที่ 5.6 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.ภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

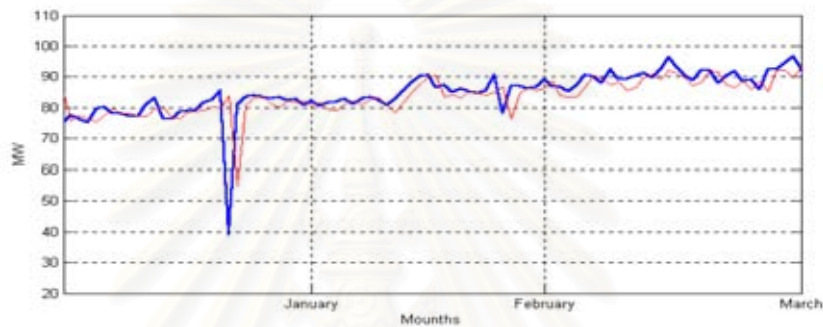
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	3.85	3.27
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	3.80	3.31
ก.ค.-ก.ย.	4	6	2.81	2.11
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	3.92	3.23

ตารางที่ 5.7 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.ภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

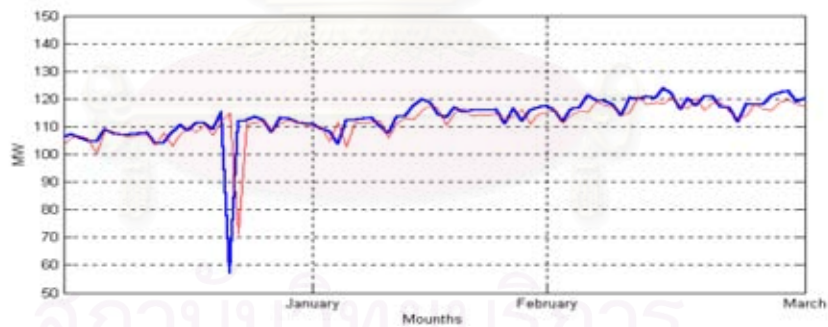
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	3.25	3.55
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	3.22	3.54
ก.ค.-ก.ย.	4	9	2.77	2.83
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	3.32	3.75



รูปที่ 5.3 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.4 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.5 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

ตารางที่ 5.8 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิเวศในชั้นซ่อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	3.84	3.70	3.58	3.01	3.18	3.25	3.32	3.56
6	5.04	4.02	4.13	2.71	3.48	2.98	3.45	6.87
9	4.93	4.85	4.59	3.52	4.01	3.80	3.74	6.63
12	7.29	7.56	4.67	3.64	3.97	3.86	4.90	6.59
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	5.08	5.17	4.89	4.28	4.75	4.70	4.93	5.01
6	6.10	5.75	5.36	3.94	4.82	4.23	5.08	5.12
9	6.27	5.89	5.63	4.30	5.28	4.57	5.44	7.35
12	7.11	7.82	5.54	4.51	5.16	4.80	6.60	7.29
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	4.18	4.01	4.06	3.18	4.17	3.20	3.31	4.02
6	5.22	4.65	4.25	2.86	4.46	3.09	4.25	4.90
9	5.80	4.82	5.13	3.39	4.52	3.38	4.43	7.15
12	6.07	5.59	5.04	3.76	4.57	3.65	4.96	6.84
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	3.59	3.52	3.46	2.88	3.10	2.96	3.27	3.38
6	5.46	3.94	3.81	2.68	3.35	2.89	3.20	3.60
9	5.30	3.74	4.27	3.76	3.84	3.83	4.34	6.82
12	6.97	7.05	4.32	3.52	3.75	3.81	5.76	6.53

จากตารางที่ 5.8 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.11 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.6 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิเวศในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.9 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	6.09	5.10	4.63	3.71	3.65	4.61	6.12	4.40
6	5.93	5.36	5.07	3.49	4.82	4.54	5.67	5.58
9	5.70	5.38	5.42	3.68	4.67	4.56	6.30	6.29
12	6.15	5.31	6.26	3.75	4.78	4.80	6.35	6.33
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	8.47	8.14	7.86	5.45	8.57	7.53	8.03	8.02
6	8.26	8.29	8.37	5.03	7.76	7.44	7.83	7.20
9	8.93	8.36	8.55	5.18	8.34	7.60	8.41	8.15
12	8.89	8.40	9.04	5.59	8.47	7.62	8.59	8.24
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	6.47	6.32	5.83	4.81	6.58	5.59	5.84	5.18
6	6.65	6.52	6.06	4.43	5.54	5.45	5.61	5.26
9	6.86	6.59	6.45	4.92	5.97	5.68	6.23	5.20
12	7.14	6.68	7.20	5.24	6.01	5.70	6.22	5.37
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	7.17	6.40	5.89	4.92	7.24	7.18	7.33	5.56
6	6.85	6.69	6.42	4.71	7.06	7.24	7.57	6.75
9	7.06	6.70	6.67	4.86	7.43	7.31	8.24	7.20
12	7.34	6.78	7.24	5.03	7.51	7.46	8.16	7.29

จากตารางที่ 5.9 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.12 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.7 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.10 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ้อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	3.94	4.17	4.75	2.85	3.46	3.46	6.17	4.79
6	4.01	4.42	4.65	2.74	3.40	3.37	4.86	4.90
9	5.65	5.86	4.60	2.82	5.03	3.64	4.96	6.06
12	7.93	7.58	5.36	2.99	5.11	4.02	5.08	5.83
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	4.95	5.12	5.72	3.49	4.52	4.61	7.30	6.20
6	4.90	5.59	5.84	3.45	4.47	4.58	5.93	6.12
9	6.69	6.83	5.69	3.52	6.50	4.85	6.06	8.17
12	8.12	8.47	6.53	3.67	6.46	5.26	6.24	8.01
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	4.50	4.27	5.04	3.60	4.21	3.92	6.44	4.48
6	3.91	5.09	5.36	3.29	3.95	3.72	5.60	5.03
9	5.53	6.14	4.88	3.45	5.38	4.17	5.89	6.94
12	7.85	7.42	5.73	3.87	5.24	4.93	5.92	6.78
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	5.63	5.02	5.58	3.51	4.30	4.15	6.92	4.82
6	5.70	5.37	5.44	3.38	4.26	4.13	5.61	4.96
9	7.38	6.75	5.45	3.57	6.38	4.39	5.75	6.04
12	8.21	7.86	6.29	3.65	5.94	4.70	5.87	5.90

จากตารางที่ 5.10 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.13 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.8 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ้อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6

ตารางที่ 5.11 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)
กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

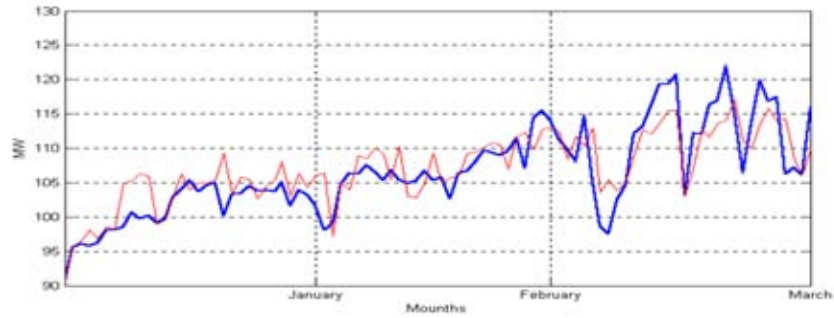
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	2.71	2.89
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	3.94	4.32
ก.ค.-ก.ย.	4	6	2.86	3.08
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	2.68	2.97

ตารางที่ 5.12 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)
กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

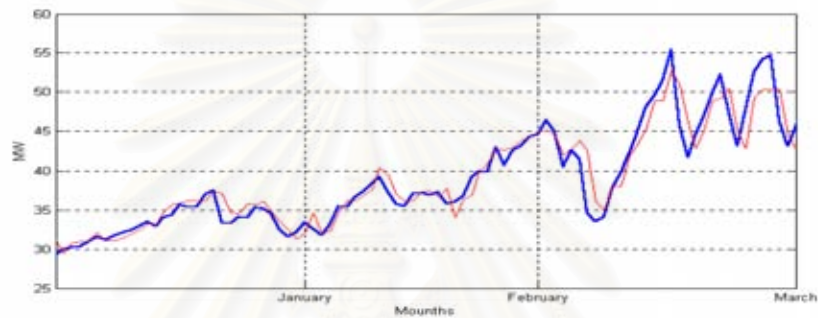
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	3.49	1.34
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	5.03	2.40
ก.ค.-ก.ย.	4	6	4.43	1.96
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	4.71	2.04

ตารางที่ 5.13 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)
กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

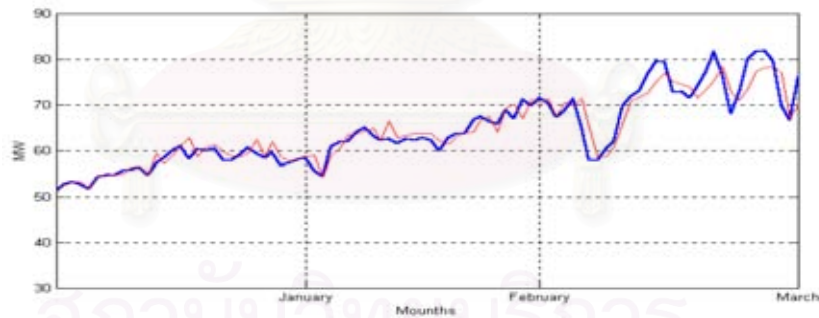
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	2.74	1.74
เม.ย.-มิ.ย.	4	6	3.45	2.52
ก.ค.-ก.ย.	4	6	3.29	2.20
ต.ค.-ธ.ค.	4	6	3.38	2.28



รูปที่ 5.6 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุดรราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.7 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุดรราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.8 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุดรราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย

ตารางที่ 5.14 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	5.59	5.48	5.37	3.42	3.63	6.48	3.79	5.52
6	5.66	5.57	5.45	3.35	3.54	5.12	3.64	7.08
9	4.02	4.12	4.20	2.60	5.50	4.91	3.27	5.70
12	7.04	7.18	4.33	3.51	5.68	5.16	3.72	6.85
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	8.25	8.14	8.06	6.10	6.39	7.97	6.53	8.24
6	7.13	7.02	6.81	5.88	6.06	7.01	6.05	9.52
9	6.04	6.15	6.16	4.62	7.52	6.84	5.81	7.93
12	8.59	8.64	6.27	4.98	6.85	7.08	6.17	8.20
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	7.60	7.49	7.38	5.42	5.70	7.72	5.45	7.59
6	7.64	7.45	7.41	5.31	5.53	7.14	5.30	8.06
9	5.98	6.02	5.97	4.50	7.54	6.85	5.29	7.63
12	8.67	8.73	6.06	5.16	7.29	6.98	5.53	8.15
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	5.83	5.89	5.71	3.71	3.90	7.02	3.86	5.84
6	5.78	5.67	5.72	3.52	3.78	5.75	3.62	7.25
9	4.56	4.63	4.66	3.11	6.03	5.44	3.48	6.27
12	7.07	7.15	4.78	3.49	5.92	5.63	3.70	6.71

จากตารางที่ 5.14 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.17 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.9 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนที่เหมาะสมเท่ากับ 9

ตารางที่ 5.15 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัด อุบลราชธานี (เขตชนบท)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ้อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	9.68	9.84	9.97	5.92	8.63	6.64	10.20	8.50
6	8.15	8.25	8.04	5.73	7.70	7.47	8.09	7.86
9	7.80	7.49	7.45	5.84	7.56	5.86	8.95	8.94
12	7.56	7.64	7.68	5.95	7.79	8.54	9.04	9.07
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	12.27	12.35	12.40	8.68	11.03	10.95	12.84	11.24
6	10.72	10.86	10.60	8.47	10.12	9.53	10.38	10.15
9	10.45	10.07	10.10	8.43	9.97	8.51	11.20	11.26
12	10.28	10.35	10.42	8.76	9.74	10.08	11.57	11.79
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	9.62	9.68	9.81	6.05	8.79	6.84	10.05	8.68
6	8.13	8.27	8.02	5.95	7.74	6.75	8.09	7.96
9	7.86	7.46	7.39	5.77	7.65	6.01	9.10	9.03
12	7.60	7.75	7.80	5.84	7.83	6.46	9.26	9.17
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	9.14	9.25	9.33	6.08	9.91	7.94	9.97	8.65
6	7.69	7.86	7.55	5.76	9.08	6.25	8.06	7.84
9	7.35	6.90	6.89	5.54	8.95	5.72	9.02	8.93
12	7.19	7.20	7.26	5.75	8.74	5.93	9.05	9.01

จากตารางที่ 5.15 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.18 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.10 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ้อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6 และ 9

ตารางที่ 5.16 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท)

ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า จำนวนนิรอลในชั้นซ้อน	1	2	3	4	5	6	7	8
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545								
3	4.52	4.41	5.03	3.42	5.07	4.15	6.86	5.49
6	4.55	4.78	4.90	3.23	5.02	4.04	5.51	5.53
9	6.17	6.18	4.82	3.10	3.38	3.20	5.57	6.14
12	8.40	8.13	5.59	3.38	4.86	3.81	5.64	6.56
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545								
3	5.20	5.15	5.92	4.25	5.91	4.97	7.60	6.38
6	5.26	5.48	5.71	3.93	5.88	4.86	6.30	6.45
9	6.84	6.85	5.66	3.64	4.12	3.95	6.35	7.10
12	9.17	9.53	6.32	3.89	5.60	4.45	6.49	7.69
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545								
3	4.95	5.06	5.63	3.94	6.08	4.62	7.32	6.03
6	5.02	5.30	5.57	3.70	5.95	4.48	6.09	6.21
9	6.78	6.92	5.41	4.06	4.27	4.05	6.12	6.97
12	9.09	8.64	7.17	4.10	5.71	4.43	6.24	7.08
ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ วันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545								
3	5.64	5.59	6.30	4.76	6.09	5.38	8.04	6.72
6	5.71	5.97	6.16	4.40	6.11	5.10	6.74	6.88
9	7.32	7.26	6.07	4.18	4.49	4.32	6.70	7.53
12	9.68	8.95	6.83	4.53	5.95	5.16	6.89	7.97

จากตารางที่ 5.16 พอจะสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กรณีที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.19 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.11 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าจำนวนนิรอลในชั้นซ้อนที่เหมาะสมเท่ากับ 6 และ 9

ตารางที่ 5.17 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

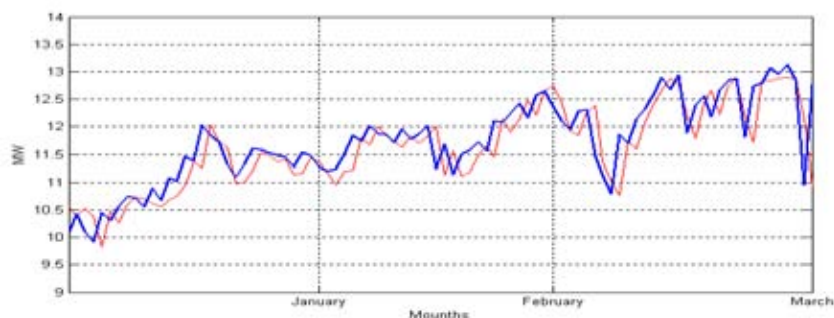
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	9	2.60	0.30
เม.ย.-มิ.ย.	4	9	4.62	0.49
ก.ค.-ก.ย.	4	9	4.50	0.45
ต.ค.-ธ.ค.	4	9	3.11	0.34

ตารางที่ 5.18 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุด				
ม.ค.-มี.ค.	4	6	5.73	0.27
เม.ย.-มิ.ย.	4	9	8.43	0.38
ก.ค.-ก.ย.	4	9	5.77	0.23
ต.ค.-ธ.ค.	4	9	5.54	0.24

ตารางที่ 5.19 สรุปผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

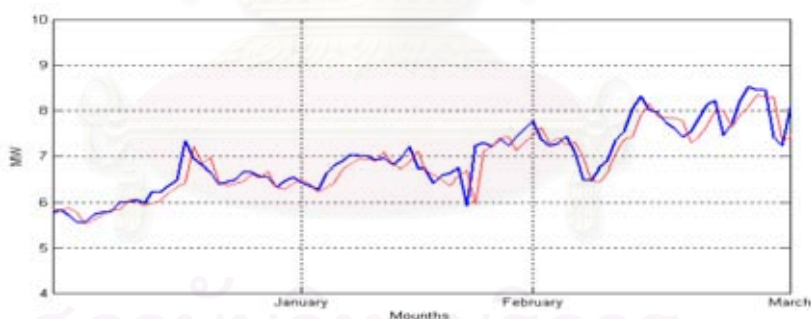
ช่วงเวลาทดสอบ	ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้นซ่อน	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ย				
ม.ค.-มี.ค.	4	9	3.10	0.21
เม.ย.-มิ.ย.	4	9	3.64	0.23
ก.ค.-ก.ย.	4	6	3.70	0.21
ต.ค.-ธ.ค.	4	9	4.18	0.25



รูปที่ 5.9 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.10 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.11 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ - - คือ ค่าทำนาย

จากผลการพยากรณ์พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของแต่ละพื้นที่ทดสอบจะแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับช่วงระยะเวลาทดสอบและโครงสร้างของเครือข่าย MLP หากพิจารณาค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจากช่วงเวลาทดสอบที่แตกต่างกันแล้ว จะพบว่ากรณีจังหวัดภูเก็ตจะมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์สูงในช่วงเดือน เม.ย.-มิ.ย. และ ต.ค.-ธ.ค. ซึ่งอาจเกิดจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่ไม่แน่นอนของผู้ใช้ไฟฟ้า เนื่องจากเป็นช่วงฤดูกาลท่องเที่ยว ส่วนกรณีจังหวัดอุบลราชธานีทั้งเขตอำเภอเมืองและเขตชนบทจะมีแนวโน้มของค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเหมือนกัน คือ ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์จะสูงในช่วง เม.ย.-มิ.ย. อาจเป็นเพราะอยู่ในช่วงพักร้อนทำให้เกิดพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่มีความไม่แน่นอนขึ้น

จากตัวอย่างผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ย ในรูปที่ 5.3-5.11 พบว่าค่าความต้องการไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์จะเกิดความล่าช้า (delay) ขึ้นเล็กน้อยเมื่อเทียบกับค่าความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริง เนื่องจากเมื่อเกิดเหตุขัดข้องใดๆขึ้นจะทำให้ลักษณะกราฟของค่าความต้องการไฟฟ้าที่เกิดขึ้นผิดไปจากค่าที่ควรจะเป็นในสถานะปกติ ดังนั้นเมื่อนำข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าดังกล่าวไปใช้กับการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่อมาจะเป็นผลให้เกิดความผิดพลาดสะสมต่อการพยากรณ์ขึ้น

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับแต่ละพื้นที่ทดสอบ โดยใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอาจเป็นไปได้ยาก เนื่องจากแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าจะมีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าที่แตกต่างกันไป โดยพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่มีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำจะให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยมีค่าสูง เช่น กรณีจังหวัดอุบลราชธานี(เขตชนบท) ที่มีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำ ปรากฏว่าผลการทดสอบค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของพื้นที่ดังกล่าวจะมีค่าสูงกว่าพื้นที่การทดสอบอื่น แต่อย่างไรก็ตามจากผลการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย ของพื้นที่การใช้ไฟฟ้าทั้ง 3 แห่ง พบว่าการพยากรณ์จะให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดเมื่อใช้ตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย MLP เป็นชุดที่ 4 และมีจำนวนนิเวรอลในชั้นซ่อนเท่ากับ 6 และ 9 ดังนั้นจะเลือกใช้ตัวข้อมูลขาเข้าชุดที่ 4 เพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง

5.3.2 การทดสอบพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า

สำหรับขั้นตอนต่อมาคือการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า โดยการเฉลี่ยกราฟค่าความต้องการไฟฟ้าของวันก่อนหน้า จากพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันทั้งหมด 3 แห่ง ซึ่งจะเป็นพื้นที่เดียวกับการทดสอบที่ผ่านมา โดยมีช่วงระยะเวลาทดสอบการพยากรณ์เท่ากับ 1 เดือน และมีช่วงระยะเวลาของชุดข้อมูลสำหรับพัฒนาแบบจำลองเท่ากับ 28 วันย้อนหลังจากวันที่เริ่มพยากรณ์ สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำการแบ่งช่วงเวลาทดสอบออกเป็น 4 ช่วง ดังนี้

ตารางที่ 5.20 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า

ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์	ช่วงเวลาของชุดข้อมูลพัฒนาแบบจำลอง
1 - 28 ก.พ. 2545	4 - 31 ม.ค. 2545
1 - 31 พ.ค. 2545	3 - 30 เม.ย. 2545
1 - 31 ส.ค. 2545	4 - 31 ก.ค. 2545
1 - 30 พ.ย. 2545	4 - 31 ต.ค. 2545

เนื่องจากการทดสอบในขั้นตอนนี้มีจุดประสงค์เพื่อหาโครงสร้างของการพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละช่วงเวลาทดสอบเพื่อนำไปใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันในขั้นต่อไป ดังนั้นในขั้นต้นจะสมมุติว่าทราบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย ของวันที่ต้องการพยากรณ์แล้ว โดยในการนำไปใช้กับงานพยากรณ์จริง ผู้ปฏิบัติการอาจกำหนดช่วงเวลาทดสอบที่แตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับลักษณะการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ

จากช่วงเวลาทดสอบและข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าในอดีตจะพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลองการเฉลี่ยตามการแบ่งประเภทวันในหัวข้อที่ 5.1.2 โดยแบ่งการทดสอบออกเป็น 2 กรณี คือ กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ และกรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ ปรากฏว่าได้ผลการพยากรณ์ ดังสรุปได้ดังนี้

- กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.21-5.22 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.12-5.13
- กรณี จ.อุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.23-5.24 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.14-5.15
- กรณี จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.25-5.26 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.16-5.17

หมายเหตุ : รายละเอียดของผลการพยากรณ์ทั้งหมดจะแสดงไว้ในภาคผนวก

ตารางที่ 5.21 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ต

ช่วงเวลาทดสอบ	แบบจำลองการเฉลี่ย				การแบ่งประเภทวันแบบที่ 1			การแบ่งประเภทวันแบบที่ 2		
	A	B	C	D	A	B	C			
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ										
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.15	2.09	2.08	2.09	2.53	2.42	2.43			
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	2.23	2.13	2.17	2.17	2.37	2.26	2.24			
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	2.44	2.32	2.28	2.27	2.48	2.31	2.21			
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1.71	1.68	1.71	1.70	1.85	1.80	1.84			
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ										
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.19	2.10	2.05	2.07	2.48	2.37	2.32			
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	2.47	2.42	2.46	2.46	2.51	2.39	2.37			
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	2.80	2.71	2.66	2.66	2.79	2.65	2.47			
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1.91	1.89	1.97	1.92	2.06	2.00	2.06			

จากตารางที่ 5.21 สามารถสรุปผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.22 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำสุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.12-5.13

ตารางที่ 5.22 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

ช่วงเวลาทดสอบ	การแบ่งประเภทวัน	แบบจำลองการเฉลี่ย	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	1	C	2.08	2.29
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	1	B	2.13	2.51
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	2	C	2.21	2.39
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	B	1.68	1.85
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	1	C	2.05	2.24
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	2	C	2.37	2.80
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	2	C	2.47	2.67
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	B	1.89	2.08

ตารางที่ 5.23 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง)

ช่วงเวลาทดสอบ	การแบ่งประเภทวันแบบที่ 1				การแบ่งประเภทวันแบบที่ 2		
	A	B	C	D	A	B	C
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ							
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.13	2.05	2.02	2.01	2.43	2.55	2.72
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4.34	4.07	4.63	4.03	4.50	4.27	4.31
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	3.55	3.36	3.54	3.38	4.01	3.74	3.70
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	3.02	3.10	3.19	3.19	3.64	3.69	3.65
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ							
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.30	2.20	2.18	2.16	2.56	2.62	2.80
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4.99	4.74	4.54	4.53	4.87	4.74	4.67
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4.06	3.74	3.99	3.79	4.44	4.14	4.09
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	3.24	3.28	3.40	3.39	3.89	3.98	3.91

จากตารางที่ 5.23 สามารถสรุปผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.24 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำสุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.14-5.15

ตารางที่ 5.24 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

ช่วงเวลาทดสอบ	การแบ่งประเภทวัน	แบบจำลองการเฉลี่ย	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	1	D	2.01	1.32
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	1	D	4.03	2.94
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	1	B	3.36	2.21
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	A	3.02	1.99
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	1	D	2.16	1.36
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	1	D	4.53	3.26
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	1	B	3.74	2.47
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	A	3.24	2.13

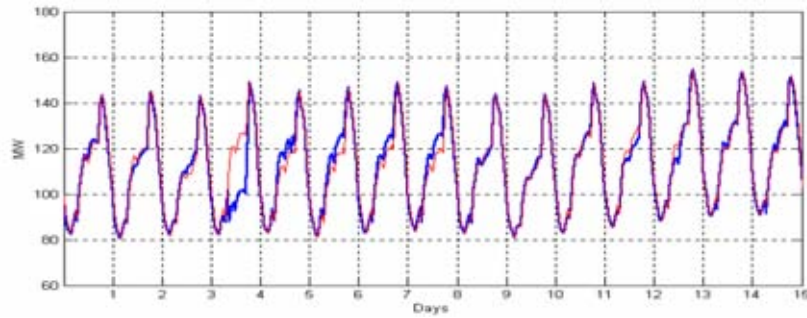
ตารางที่ 5.25 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท)

ช่วงเวลาทดสอบ	การแบ่งประเภทวันแบบที่ 1				การแบ่งประเภทวันแบบที่ 2		
	A	B	C	D	A	B	C
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ							
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.89	2.78	2.61	2.64	2.76	2.61	2.59
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	8.44	8.19	7.92	7.96	8.38	7.97	7.94
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	5.16	7.73	4.97	4.58	6.07	5.40	5.27
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	3.78	3.87	3.93	3.92	4.91	4.73	4.64
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ							
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2.71	2.54	2.43	2.44	2.78	2.69	2.74
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	8.52	8.11	7.99	8.04	8.83	8.61	8.55
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4.52	4.35	4.36	4.24	5.22	4.88	4.71
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	3.87	3.89	3.98	3.94	5.35	5.12	5.01

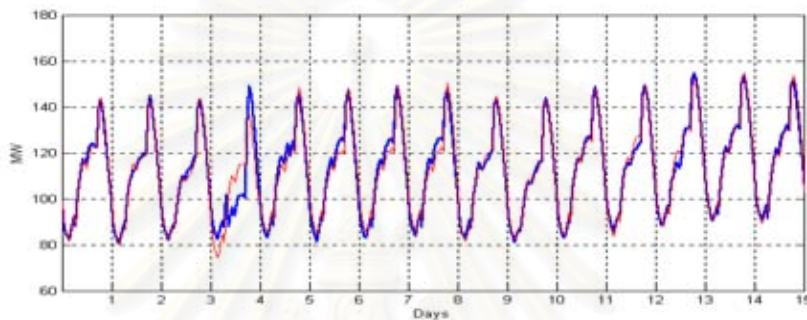
จากตารางที่ 5.25 สามารถสรุปผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดเมื่อเปรียบเทียบกับช่วงเวลาทดสอบเดียวกันได้ดังแสดงในตารางที่ 5.26 ส่วนผลการพยากรณ์ในกรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำสุดได้แสดงตัวอย่างไว้ในรูปที่ 5.16-5.17

ตารางที่ 5.26 ผลการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

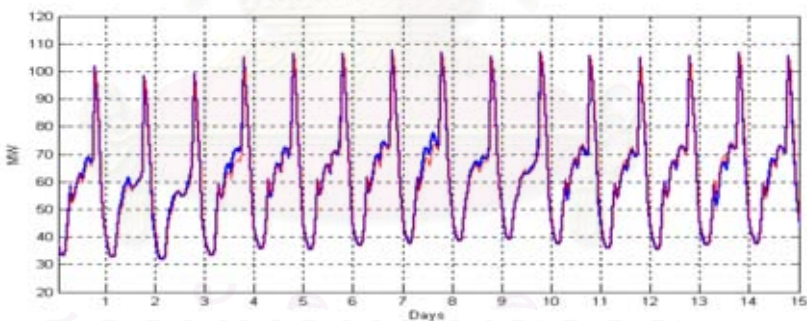
ช่วงเวลาทดสอบ	การแบ่งประเภทวัน	แบบจำลองการเฉลี่ย	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
			(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	2	C	2.59	0.176
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	1	C	7.92	0.498
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	1	D	4.58	0.263
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	A	3.78	0.212
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ				
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	1	C	2.43	0.165
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	1	C	7.99	0.503
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	1	D	4.24	0.244
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	1	A	3.87	0.217



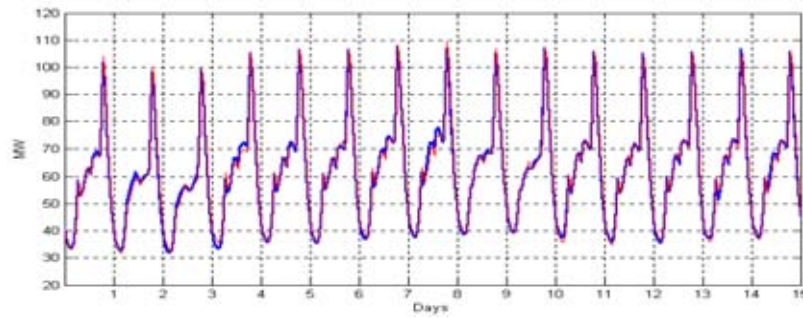
รูปที่ 5.12 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



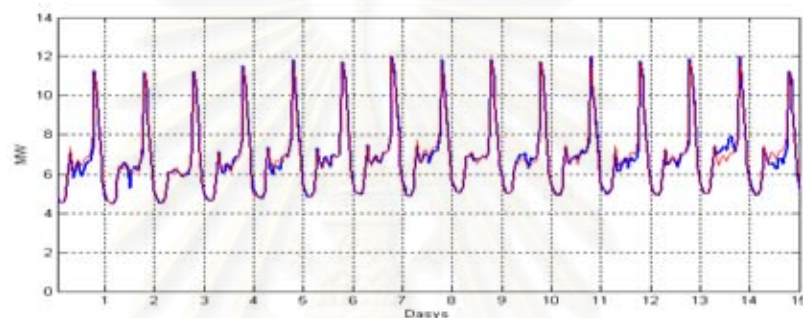
รูปที่ 5.13 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



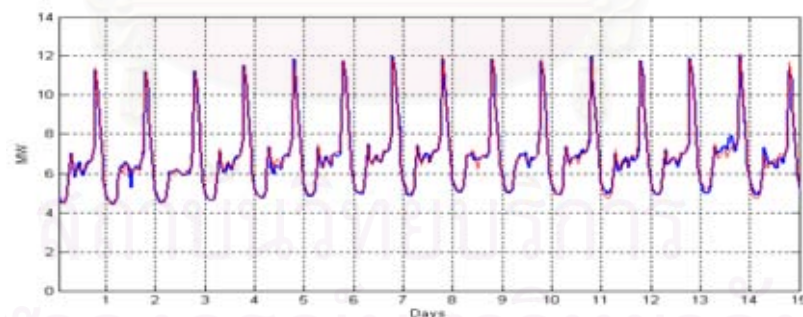
รูปที่ 5.14 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.15 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.16 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.17 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

จากผลการทดสอบ พบว่าการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้ามีความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ในช่วงที่น่าพอใจ โดยแต่ละพื้นที่ทดสอบจะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำแตกต่างกันไปขึ้นอยู่กับช่วงเวลาทดสอบและรูปแบบของแบบจำลองการพยากรณ์ หากพิจารณาแนวโน้มของค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในกรณีช่วงเวลาทดสอบที่แตกต่างกัน จะได้ว่าพื้นที่ทดสอบทั้ง 3 แห่งมีค่าความผิดพลาดสูงในช่วง 1-31 พ.ค. 2545 เนื่องจากการพยากรณ์ในช่วงเวลาทดสอบดังกล่าวจะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าสำหรับพัฒนาแบบจำลองในช่วง 3-30 เม.ย. 2545 ซึ่งเป็นช่วงฤดูพืกร้อน และช่วงเวลาดังกล่าวจะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่ไม่แน่นอน ดังนั้นค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ในช่วงเวลาทดสอบนี้จึงมีค่ามากกว่าช่วงอื่นๆ

แม้จากผลการทดสอบ ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบจะมีค่าค่อนข้างต่ำกว่าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบเป็นส่วนใหญ่ แต่เราก็ไม่อาจสรุปได้อย่างแน่ชัดว่าการใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าชนิดใดเป็นค่าเปรียบเทียบจะเหมาะสมต่อการนำไปใช้พยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง เนื่องจากการทดสอบในขั้นตอนนี้มีสมมุติฐานว่าเราทราบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ยของวันที่ต้องการพยากรณ์แล้ว ซึ่งในการนำไปใช้พยากรณ์จริงค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ยจะได้จากการพยากรณ์ และความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าทั้ง 3 ชนิด อาจส่งผลให้การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสูงกว่าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบได้ ดังนั้นในขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง เราจำเป็นต้องทดสอบผลการพยากรณ์เมื่อค่าความต้องการไฟฟ้าทุกชนิดเป็นค่าเปรียบเทียบ

กรณีผลกระทบของโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ จากผลการทดสอบเราไม่สามารถสรุปได้อย่างแน่ชัดว่าการแบ่งประเภทวันและแบบจำลองการเฉลี่ยชนิดใดจะให้ค่าการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด โดยโครงสร้างที่เหมาะสมจะแตกต่างกันไปตามพื้นที่การใช้ไฟฟ้าและช่วงเวลาทดสอบ ดังนั้นเราจะเลือกใช้แบบจำลองการพยากรณ์ที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดของแต่ละช่วงเวลาทดสอบทั้งกรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ และกรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ

5.3.3 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง

หลังจากทราบผลการทดสอบการพยากรณ์จากสองขั้นตอนแรกแล้ว จะนำผลมารวมกันเพื่อใช้ทดลองพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง โดยเลือกใช้โครงสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย กับแบบจำลองการพยากรณ์กราฟ

พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุดสำหรับแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าและช่วงเวลาทดสอบมาใช้ในการพยากรณ์จริง ดังสรุปได้ดังต่อไปนี้

- กรณี จ.ภูเก็ต ใช้ผลการทดสอบจากตารางที่ 5.5-5.7 และตารางที่ 5.22
- กรณี จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ใช้ผลการทดสอบจากตารางที่ 5.11-5.13 และตารางที่ 5.24
- กรณี จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ใช้ผลการทดสอบจากตารางที่ 5.17-5.19 และตารางที่ 5.26

โดยเวลาทดสอบในขั้นตอนนี้จะใช้ช่วงเดียวกันกับการทดสอบพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า คือ 1-28 ก.พ. 2545, 1-31 พ.ค. 2545, 1-31 ส.ค. 2545 และ 1-30 พ.ย. 2545 ปรากฏว่าได้ผลการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงดังต่อไปนี้

- กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.27 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.18-5.19
- กรณี จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.28 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.20-5.21
- กรณี จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.29 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.22-5.23

หมายเหตุ : รายละเอียดของผลการพยากรณ์ทั้งหมดจะแสดงไว้ในภาคผนวก

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตารางที่ 5.27 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัดภูเก็ต

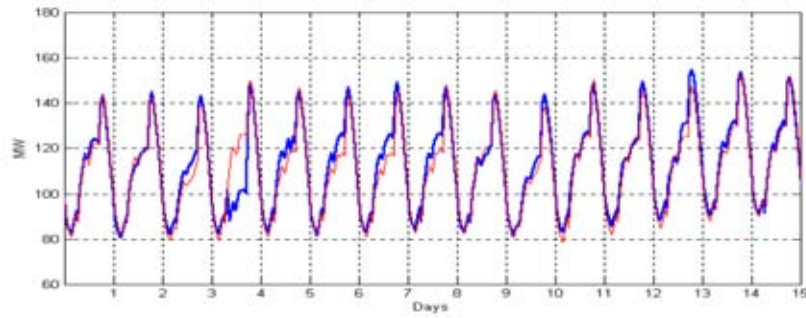
ช่วงเวลา ทดสอบ	การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย		การพยากรณ์กราฟ พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า		ค่าความผิดพลาด เฉลี่ย	
	ชุดตัวแปร ข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลในชั้น ซ่อน	การแบ่ง ประเภทวัน	แบบ จำลอง การเฉลี่ย	(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	6	1	C	3.00	3.30
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	6	1	B	3.58	4.22
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	6	2	C	2.63	2.84
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	6	1	B	3.60	3.96
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	6	1	C	2.92	3.21
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	6	2	C	3.08	3.63
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	9	2	C	2.80	3.02
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	6	1	B	3.11	3.42

ตารางที่ 5.28 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัดอุบลราชธานี(เขตอำเภอเมือง)

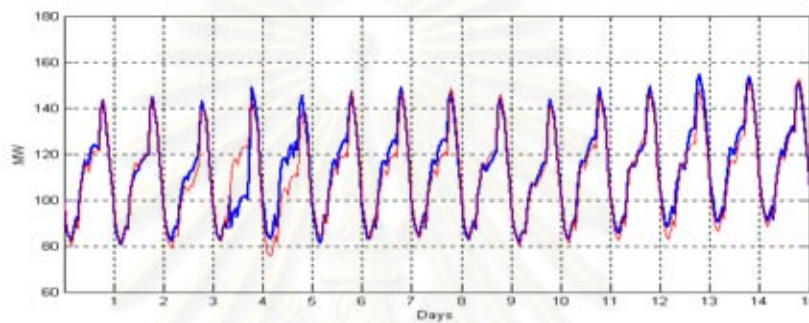
ช่วงเวลา ทดสอบ	การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย		การพยากรณ์กราฟ พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า		ค่าความผิดพลาด พลาตเฉลี่ย	
	ชุดตัวแปร ข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลใน ชั้นช้อน	การแบ่ง ประเภทวัน	แบบ จำลอง การเฉลี่ย	(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	6	1	D	2.92	1.85
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	6	1	D	5.17	3.77
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	6	1	B	4.76	3.25
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	6	1	A	4.37	2.93
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	6	1	D	3.14	1.99
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	6	1	D	5.30	3.87
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	6	1	B	4.56	3.12
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	6	1	A	4.42	2.96

ตารางที่ 5.29 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท

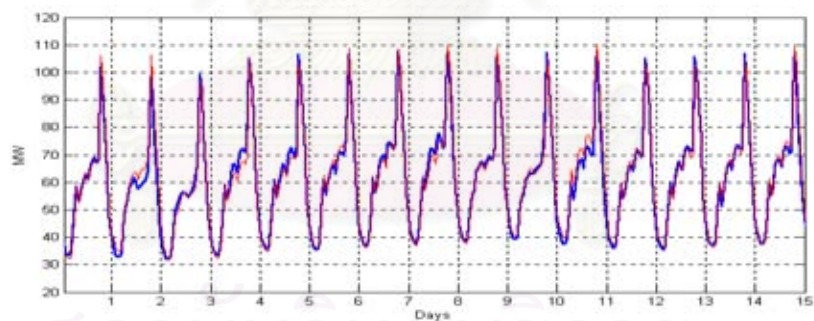
ช่วงเวลา ทดสอบ	การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า สูงสุด ต่ำสุด หรือค่าเฉลี่ย		การพยากรณ์กราฟ พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า		ค่าความผิดพลาด พลาดเฉลี่ย	
	ชุดตัวแปร ข้อมูลขาเข้า	จำนวนนิรอลใน ชั้นซ้อน	การแบ่ง ประเภทวัน	แบบ จำลอง การเฉลี่ย	(%)	MW
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	9,6	2	C	4.48	0.308
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	9	1	C	10.43	0.650
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	9	1	D	6.23	0.359
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	9	1	A	5.61	0.321
กรณีใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ						
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4	9	1	C	3.75	0.257
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	4	9	1	C	9.78	0.609
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	4	6	1	D	5.14	0.296
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	4	9	1	A	5.20	0.297



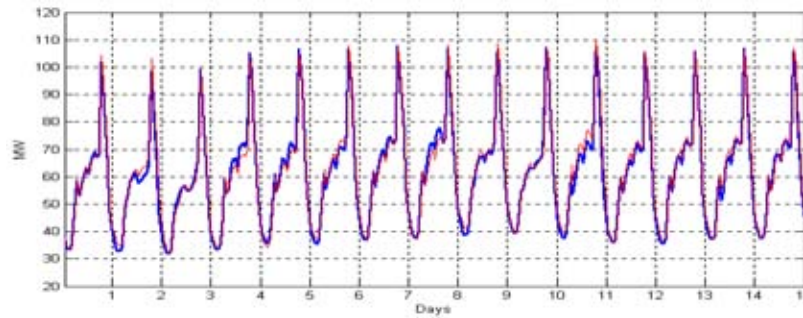
รูปที่ 5.18 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



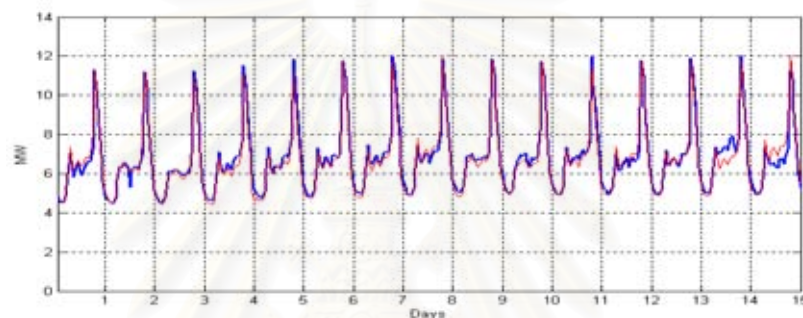
รูปที่ 5.19 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



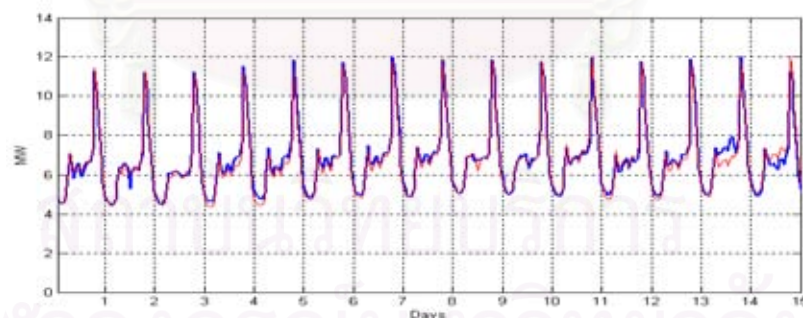
รูปที่ 5.20 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.21 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.22 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.23 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

จากผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะมีค่าสูงในช่วงฤดูพักร้อนและฤดูกาลท่องเที่ยวเหมือนกับผลการพยากรณ์ในขั้นตอนก่อนหน้า โดยจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบทจะมีเปอร์เซ็นต์ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสูงที่สุด เนื่องจากพื้นที่ทดสอบดังกล่าวมีพิภคการใช้ไฟฟ้าที่ต่ำ ดังนั้นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างพื้นที่ทดสอบจึงไม่สามารถทำได้ อย่างไรก็ตามเมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของการทดสอบในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้กับผลการพยากรณ์ในงานวิจัยฉบับอื่นๆ [15,31,32] ที่มีพิภคการใช้ไฟฟ้าใกล้เคียงกัน จะพบว่าผลการพยากรณ์มีความแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่น่าพอใจ และหากพิจารณาจากค่าความผิดพลาดเฉลี่ยคิดเป็น MW ของแต่ละพื้นที่ทดสอบแล้ว จะเห็นว่าอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้เมื่อเทียบกับขนาดของค่าความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ

เราไม่สามารถสรุปได้อย่างชัดเจนว่าโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์และการใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าชนิดใดเป็นค่าเปรียบเทียบจะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุด เนื่องจากพื้นที่การใช้ไฟฟ้าแต่ละแห่งจะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าแตกต่างกันไป ขึ้นอยู่กับสถานะแวดล้อมและสังคมของพื้นที่นั้นๆ ดังนั้นการนำไปใช้ในงานพยากรณ์จริง จึงต้องทำการทดสอบว่าพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นควรมีโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์เป็นอย่างไร

5.3.4 การทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX

ในขั้นตอนต่อไปจะทำการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ซึ่งเป็นแบบจำลองเชิงเส้นที่ได้รับความนิยมมากอีกประเภทหนึ่งสำหรับงานพยากรณ์ เพื่อนำผลการพยากรณ์จากทั้งสองวิธีมาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลอง การทดสอบจะใช้ช่วงเวลาและพื้นที่ทดสอบเดียวกันกับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยวิธีก่อนหน้า และใช้ข้อมูลสำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์เป็นระยะเวลา 2 เดือน ดังแสดงในตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 5.30 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงด้วยแบบจำลอง SARIMAX

ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์	ช่วงเวลาพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	วันที่ 1 ธ.ค. 2544 – วันที่ 31 ม.ค. 2545
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	วันที่ 1 มี.ค. 2545 – วันที่ 30 เม.ย. 2545
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	วันที่ 1 มิ.ย. 2545 – วันที่ 31 ก.ค. 2545
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	วันที่ 1 ก.ย. 2545 – วันที่ 31 ต.ค. 2545

การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX ในขั้นตอนนี้จะใช้สมการ 5.5 เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สำหรับการพยากรณ์ การหาค่าคงที่ต่างๆ ของสมการจะใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้า

และค่าอนุหภูมิของช่วงเวลาพัฒนาแบบจำลองในตารางที่ 5.30 โดยใช้โปรแกรม SPSS เข้าช่วย
ปรากฏว่าได้ผลการทดสอบดังแสดงต่อไปนี้

- กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.31 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.24
- กรณี จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.32 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.25
- กรณี จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 5.33 และตัวอย่างผลการพยากรณ์ในรูปที่ 5.26

หมายเหตุ : รายละเอียดของผลการพยากรณ์ทั้งหมดจะแสดงไว้ในภาคผนวก

ตารางที่ 5.31 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัดภูเก็ต
ด้วยแบบจำลอง SARIMAX

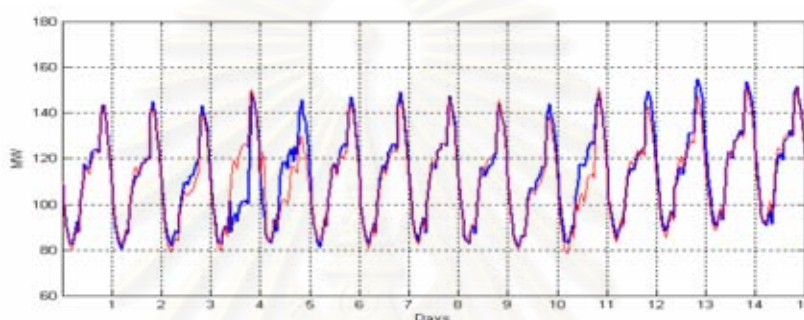
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
	(%)	MW
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	3.16	3.41
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	3.74	4.48
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	3.29	3.54
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	3.95	4.75

ตารางที่ 5.32 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตอำเภอเมืองด้วยแบบจำลอง SARIMAX

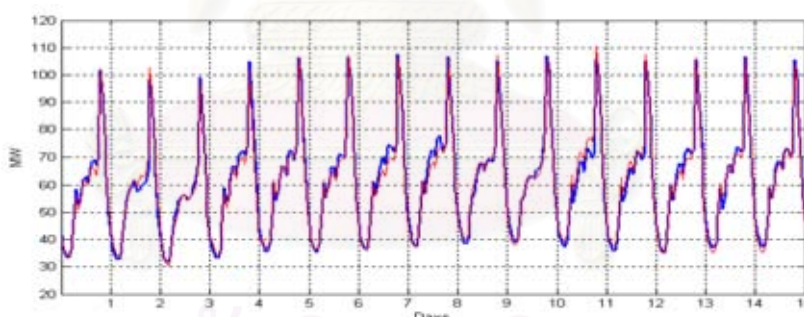
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
	(%)	MW
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	4.01	3.02
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	8.75	5.96
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	7.92	4.10
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	6.48	3.74

ตารางที่ 5.33 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบทด้วยแบบจำลอง SARIMAX

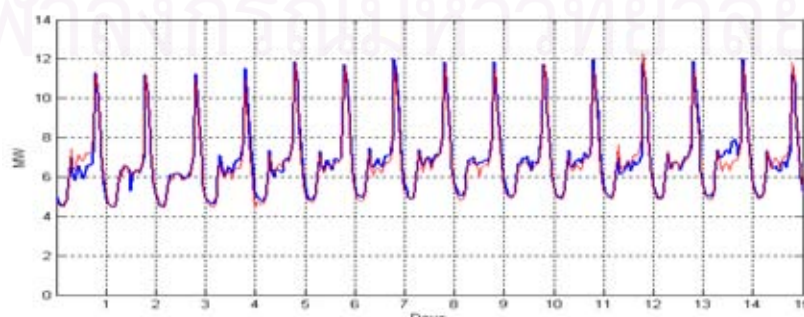
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย	
	(%)	MW
วันที่ 1-28 ก.พ. 2545	6.27	0.510
วันที่ 1-31 พ.ค. 2545	15.74	0.962
วันที่ 1-31 ส.ค. 2545	9.97	0.518
วันที่ 1-30 พ.ย. 2545	6.24	0.383



รูปที่ 5.24 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดภูเก็ตประจำวัน 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.25 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดอุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ 5.26 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

จากผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะมีค่าสูงในช่วงฤดูพักร้อนและฤดูกาลท่องเที่ยวเหมือนกับกรณีการพยากรณ์ด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP และเมื่อเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของแบบจำลอง SARIMAX กับแบบจำลองเครือข่าย MLP จะได้ว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของแบบจำลอง SARIMAX จะมีค่าสูงกว่าของแบบจำลองเครือข่าย MLP ทุกช่วงเวลาและพื้นที่ทดสอบ

การพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง SARIMAX จะมีพื้นฐานแนวคิดจากการแทนค่าความต้องการไฟฟ้าเป็นอนุกรมเวลา โดยมีข้อสมมุติฐานว่าพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าจะต้องไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาการพยากรณ์ ซึ่งในทางปฏิบัติอาจเกิดเหตุขัดข้องขึ้นกับระบบไฟฟ้ากำลังได้ ดังนั้นหากเกิดเหตุการณ์ผิดปกติขึ้นจะส่งผลให้การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในช่วงเวลาต่อไปเกิดความผิดพลาดค่อนข้างมาก ซึ่งข้อสรุปดังกล่าวเป็นจริงตามผลทดสอบข้างต้น

5.6 สรุป

จากผลการทดสอบ พบว่าผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันของสถานีไฟฟ้าของ จ.ภูเก็ต จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) และ จ.อุบลราชธานี(ชนบท) มีช่วงของความผิดพลาดเฉลี่ยที่น่าพอใจ โดยมีชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าชุดที่ 4 มีความเหมาะสมมากที่สุดสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ย และในขั้นตอนการพยากรณ์ลักษณะการใช้ไฟฟ้า การใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบจะได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบ แต่เมื่อนำผลการทดสอบจากทั้งสองขั้นตอนแรกมาพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้ารายชั่วโมง พบว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบจะได้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าการใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบ

เมื่อเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมงระหว่างแบบจำลองเครือข่าย MLP กับแบบจำลอง SARIMAX จะได้ว่าแบบจำลองเครือข่าย MLP ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าสำหรับทุกพื้นที่การทดสอบ โดยแบบจำลอง SARIMAX จะมีความแม่นยำต่ำเมื่อเกิดเหตุขัดข้องขึ้นกับระบบไฟฟ้ากำลังขึ้น และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของแบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสองจะมีแนวโน้มเหมือนกันคือค่าความผิดพลาดเฉลี่ยมีค่าสูงในช่วงฤดูกาลพักร้อนและฤดูกาลท่องเที่ยว

อย่างไรก็ตามยังไม่สามารถสรุปได้อย่างแน่ชัดว่าการใช้โครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์หรือค่าเปรียบเทียบชนิดใด จะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่ากัน ดังนั้นจำเป็นต้องมีการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองการพยากรณ์ในพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ ก่อนนำไปใช้ในทางปฏิบัติต่อไป

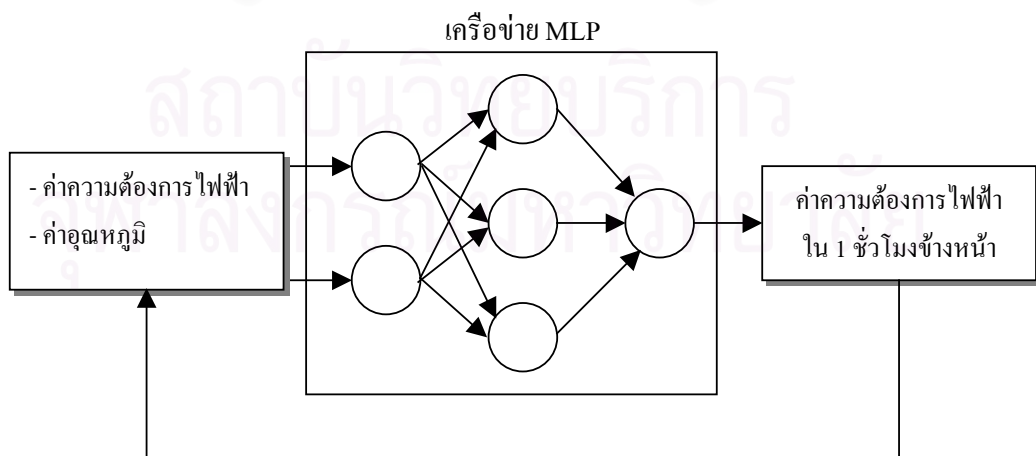
บทที่ 6

การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในชั่วโมงหน้า

จากการเสนอแบบจำลองสถิติซึ่งเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าตลอดทั้งวันด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียวในบทที่ 5 จะพบว่า ไม่มีการนำข้อมูลที่เกิดขึ้นมาใช้ปรับปรุงค่าความต้องการไฟฟ้าที่พยากรณ์ให้เป็นปัจจุบัน ดังนั้นในหัวข้อนี้จะใช้แนวคิดที่ว่า “การใช้ข้อมูลอย่างเป็นปัจจุบันสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะทำให้ผลการพยากรณ์ในช่วงระยะเวลาสั้นๆ มีความแม่นยำมากขึ้น” เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเครือข่าย MLP โดยต้องมีการหาค่าการพยากรณ์ใหม่ทุกครั้งเมื่อได้รับข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิสำหรับการพยากรณ์ใหม่

เนื้อหาหลักของบทที่นี้ จะกล่าวถึงขั้นตอนการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า ด้วยการคำนวณใหม่เมื่อได้รับข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิใหม่ที่สอดคล้องกับความเป็นจริงดังนั้นแบบจำลองการพยากรณ์ที่ใช้ในบทนี้จะมีลักษณะเป็นแบบจำลองพลวัต (dynamic model)

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP ซึ่งมีตัวแปรข้อมูลขาออกเพียงตัวเดียวเป็นตัวบ่งบอกค่าความต้องการไฟฟ้าในอีก 1 ชั่วโมงข้างหน้า ในกรณีที่ต้องการศึกษาผลของช่วงระยะเวลาพยากรณ์ (lead time) จะใช้ผลการพยากรณ์จากตัวแปรข้อมูลขาออกที่ได้จากการคำนวณ ย้อนกลับมาเป็นข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายเพื่อหาค่าการพยากรณ์ของชั่วโมงถัดไป ดังแสดงในรูปที่ 6.1 วิธีการคำนวณดังกล่าวจะคล้ายกับการคำนวณในงานวิจัยของ Park (1991)[37], งานวิจัยของ Chen (1992)[10] เป็นต้น



รูปที่ 6.1 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า

ด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว

6.1 การเลือกโครงสร้างของแบบจำลอง

การใช้เครือข่าย MLP สำหรับพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยการคำนวณค่าทุกชั่วโมงสามารถทำได้หลายวิธี ขึ้นอยู่กับการตัดสินใจเลือกโครงสร้างของเครือข่ายที่แตกต่างกันไป เช่น การเลือกชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้า การเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน การคำนึงถึงแนวโน้มของอนุกรมเวลาความต้องการไฟฟ้าแบบวัฏจักรรายวันและวัฏจักรรายสัปดาห์ เป็นต้น ดังนั้นในการนำไปใช้กับการพยากรณ์จริงปัญหาที่สำคัญสำหรับการสร้างแบบจำลองซึ่งเราต้องพิจารณา มีดังนี้

- 1) เราทราบค่าอุณหภูมิที่เป็นปัจจุบันเพื่อใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์ได้หรือไม่
- 2) แบบจำลองการพยากรณ์ของชั่วโมงถัดไปจะขึ้นอยู่กับค่าความต้องการไฟฟ้าของชั่วโมงก่อนหน้านี้เพียงอย่างเดียวหรือไม่ หรือต้องคำนึงถึงค่าความต้องการไฟฟ้าของวันก่อนหน้าและค่าความต้องการไฟฟ้าของวันซึ่งมีประเภทเดียวกับวันเป้าหมายของสัปดาห์ก่อนหน้านี้ด้วย
- 3) การสร้างแบบจำลองสำหรับประเภทวันที่แตกต่างกัน จำเป็นต้องแยกเครือข่ายสำหรับแต่ละประเภทวันหรือไม่ หรือสามารถสร้างแบบจำลองโดยใช้เครือข่ายเดียวสำหรับทุกประเภทวันโดยใช้ตัวแปรเจาะจงได้เลย
- 4) ช่วงระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกอบรมควรจะเป็นเท่าไร เช่น 1 ปี 1 เดือน หรือ 1 สัปดาห์

ในการพิจารณาปัญหาข้อแรกนั้นมีรายงานจากการศึกษาของประเทศฟินแลนด์กล่าวว่า ตัวแปรอุณหภูมิมีผลกระทบอย่างเด่นชัดต่อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า แต่อย่างไรก็ดียังไม่สามารถระบุได้อย่างแน่นอนว่า ตัวแปรอุณหภูมิจะมีผลกระทบต่อพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทยด้วยหรือไม่ เนื่องจากในช่วงระยะเวลาสั้น ประมาณ 1-3 ชั่วโมง การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิจะเป็นไปอย่างช้าๆ ทำให้ผลกระทบของอุณหภูมิต่อค่าความต้องการไฟฟ้าส่วนใหญ่จะมีช่วงเวลาล่าช้าไป (delay time) ดังนั้นสำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในช่วงระยะเวลาสั้นๆ ผลกระทบของตัวแปรอุณหภูมิอาจมีความสำคัญน้อยลงได้ สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมีการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ทั้งสองแบบ คือแบบที่คำนึงถึงผลกระทบของตัวแปรค่าอุณหภูมิและไม่คำนึงถึงผลกระทบของตัวแปรค่าอุณหภูมิ เพื่อเปรียบเทียบความเหมาะสมของแบบจำลองการพยากรณ์ต่อลักษณะพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า ณ พื้นที่ทดสอบต่างๆ

สำหรับการพิจารณาปัญหาข้อที่สองจะใช้วิธีการทดสอบค่าการพยากรณ์ ด้วยการเลือกโครงสร้างข้อมูลขาเข้าของค่าความต้องการไฟฟ้าที่แตกต่างกันไป รวมทั้งมีการสร้างแบบจำลองทั้งในกรณีคำนึงถึงผลของตัวแปรค่าอุณหภูมิและไม่คำนึงถึงผลของตัวแปรอุณหภูมิด้วย โดยจะทดสอบผลพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสำหรับช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ (lead time) ที่แตกต่างกันไป เพื่อ

ทดสอบว่าช่วงระยะเวลาการพยากรณ์จะมีผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์หรือไม่ สำหรับแต่ละโครงสร้างของแบบจำลอง

สำหรับการพิจารณาปัญหาข้อที่สามจะตัดสินใจจากพื้นฐานของการทดสอบเบื้องต้นของเครือข่าย ซึ่งดูเหมือนว่าการใช้เครือข่ายชุดเดียวสำหรับทุกประเภทวันน่าจะเหมาะสมต่อการแก้ปัญหามากกว่า เนื่องจากในการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละประเภทวัน จะเกิดปัญหาทำให้ตัวอย่างข้อมูลสำหรับฝึกระบบของบางประเภทวันไม่เพียงพอ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกแบบจำลองการพยากรณ์ประเภทใช้เครือข่ายชุดเดียวสำหรับทุกประเภทวัน โดยเพิ่มตัวแปรเจาะจงเข้าไปในชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียม

สำหรับปัญหาข้อสุดท้ายอาจพิจารณาก่อนข้างยาก หากย้อนกลับไปในบทที่แล้วซึ่งเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุด และค่าเฉลี่ยประจำวัน จะใช้ชุดข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิเพื่อฝึกเครือข่าย เป็นระยะเวลา 1 ปี เนื่องจากเครือข่ายจำเป็นต้องจดจำพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันไปในแต่ละฤดูกาล แต่ในกรณีของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าแบบคำนวณค่าทุกชั่วโมง หากใช้ชุดข้อมูลฝึกหัดที่มีระยะเวลา 1 ปี จะเป็นผลให้ชุดข้อมูลฝึกหัดมีจำนวนเยอะมากเกินไปและเครือข่ายก็จะต้องมีขนาดใหญ่ตามไปด้วย เมื่อเครือข่ายมีขนาดใหญ่ขึ้นก็จะทำให้ขั้นตอนการฝึกระบบจะต้องใช้เวลาสำหรับการคำนวณนานมากหรืออาจจะไม่ลู่เข้าสู่ค่าต่ำสุดเลย ดังนั้นการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ในบทที่ 6 นี้ จะเลือกใช้ชุดข้อมูลฝึกระบบที่มีระยะเวลาค่อนข้างสั้นกว่าการศึกษาในบทที่ 5 ซึ่งจะทำการทดสอบในตอนท้ายของบทนี้ต่อไป

อย่างไรก็ตาม แม้ว่าการเลือกใช้ช่วงระยะเวลาของข้อมูลฝึกระบบสั้นจะได้ผลของการฝึกระบบที่รวดเร็วแต่อาจจะเกิดปัญหาสำหรับการพยากรณ์ ในกรณีที่เกิดการเปลี่ยนแปลงพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าอย่างรวดเร็ว เช่น ถ้าใช้ชุดข้อมูลฝึกระบบเป็นค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิของช่วงเวลา 1 เดือนที่ผ่านมา สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ แต่พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของช่วงเวลาปัจจุบันอาจเกิดการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วจนแตกต่างจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของชุดข้อมูลฝึกระบบ จะเป็นผลให้แบบจำลองการพยากรณ์ที่สร้างขึ้นเกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์ได้ ในการแก้ปัญหาดังกล่าว จะใช้วิธีการฝึกเครือข่ายอย่างสม่ำเสมอเพื่อปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของเครือข่ายด้วยข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิที่เป็นปัจจุบัน การแก้ปัญหาดังกล่าวนี้สามารถทำได้ค่อนข้างง่ายเนื่องจากการใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระยะเวลานั้น จะทำให้ระยะเวลาในการฝึกเครือข่ายสั้นด้วย

6.2 แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว

แบบจำลองการพยากรณ์จะประกอบด้วยเครือข่าย MLP จำนวน 1 ชุด ซึ่งมีตัวแปรข้อมูลขาออกเพียงตัวเดียว เพื่อใช้แทนค่าความต้องการไฟฟ้าของชั่วโมงที่ i โครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่เป็นไปได้จะประกอบด้วยค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงก่อนหน้า ค่าความต้องการไฟฟ้าของ

วันก่อนหน้า และค่าความต้องการไฟฟ้าของสัปดาห์ก่อนหน้า จากการทดสอบชุดข้อมูลขาเข้าด้วยการผสมที่แตกต่างกันไปของงานวิจัยอื่นๆ [13,26,37] ปรากฏว่ามีโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมที่สุดมีเพียงชุดเดียว ดังต่อไปนี้

$$L_m = L(i-m) \quad \text{เมื่อ } m = 1, 2, 3$$

$$L_4 = L(i-24)$$

$$L_5 = L(i-168)$$

เมื่อ

L_k เมื่อ $k = 1, 2, 3, 4, 5$ คือ ข้อมูลขาเข้าของค่าความต้องการไฟฟ้า

$L(i)$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้า ณ ชั่วโมงที่ i ซึ่งต้องการพยากรณ์

นอกจากตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่เป็นค่าความต้องการไฟฟ้าแล้ว จะใช้ตัวแปรเจาะจงเป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าเพื่อระบุประเภทวันตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วย โดยที่การทดสอบในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะแบ่งประเภทวันออกเป็น 4 ประเภท และแต่ละประเภทจะแทนด้วยชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่มีลักษณะเป็นตัวเลขฐานสอง ดังต่อไปนี้

วันจันทร์	แทนด้วย	$D_1 = 1, D_2 = 0, D_3 = 0, D_4 = 0$
วันอังคาร-วันศุกร์	แทนด้วย	$D_1 = 0, D_2 = 1, D_3 = 0, D_4 = 0$
วันเสาร์	แทนด้วย	$D_1 = 0, D_2 = 0, D_3 = 1, D_4 = 0$
วันอาทิตย์	แทนด้วย	$D_1 = 0, D_2 = 0, D_3 = 0, D_4 = 1$

เมื่อ

D_k เมื่อ $k = 1, 2, 3, 4$ คือ ตัวแปรข้อมูลเจาะจงเพื่อระบุประเภทวัน

จากการทดสอบในงานวิจัยฉบับต่างๆ ได้เสนอว่าการใช้ตัวแปรเจาะจงเป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าเพื่อระบุเวลา ณ ชั่วโมงใดๆของวัน สำหรับแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า จะสามารถปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ได้ ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะใช้ตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่มีลักษณะเป็นตัวเลขฐานสองจำนวน 5 ตัว เพื่อแทนเวลาของชั่วโมงใดๆ ใน 1 วัน ดังสมการต่อไปนี้

$$\sum_{k=1}^5 2^{k-1} H_k = h \quad (6.1)$$

เมื่อ

h คือ เวลา ณ ชั่วโมงใดๆ ใน 1 วัน มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 23

$H_k, k = 1, 2, 3, 4, 5$ คือ ตัวแปรข้อมูลขาเข้าเพื่อระบุชั่วโมง

ดังนั้นในกรณีที่ไมใช้ตัวแปรอุณหภูมิเป็นชุดข้อมูลเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์ โครงสร้างของเครือข่าย MLP จะประกอบด้วยตัวแปรข้อมูลเข้าจำนวน 14 ตัว และตัวแปรข้อมูลออกจำนวน 1 ตัว

ในกรณีที่คิดผลกระทบของตัวแปรอุณหภูมิในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า เราจะเพิ่มตัวแปรอุณหภูมิเข้าไปในชุดตัวแปรข้อมูลเข้า โดยชุดตัวแปรอุณหภูมิสำหรับการทดสอบจะประกอบด้วยโครงสร้างที่แตกต่างกัน จำนวน 2 ชุด ดังต่อไปนี้

ชุดทดสอบที่ 1 คือ $T_1=T_{ave}(i)$, $T_2=T_{ave}(i-1)$, $T_3=T_{ave}(i-7)$

ชุดทดสอบที่ 2 คือ $T_1=T_{max}(i)$, $T_2=T_{min}(i)$, $T_3=T_{max}(i-1)$, $T_4=T_{min}(i-1)$, $T_5=T_{max}(i-7)$, $T_6=T_{min}(i-7)$

เมื่อ

$T_{ave}(i)$ คือ อุณหภูมิเฉลี่ย ของวันที่ i ซึ่งเป็นวันที่ต้องการพยากรณ์

$T_{max}(i)$ คือ อุณหภูมิสูงสุด ของวันที่ i ซึ่งเป็นวันที่ต้องการพยากรณ์

$T_{min}(i)$ คือ อุณหภูมิต่ำสุด ของวันที่ i ซึ่งเป็นวันที่ต้องการพยากรณ์

จากชุดทดสอบของตัวแปรอุณหภูมิจะพบว่า โครงสร้างของชุดทดสอบประกอบด้วยค่าอุณหภูมิของวันที่ต้องการพยากรณ์ด้วย ซึ่งในการนำไปใช้กับงานจริงจะแทนค่าอุณหภูมิดังกล่าวด้วยค่าการพยากรณ์ของอุณหภูมิ ดังนั้นความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าอุณหภูมิจะมีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วย

6.2.1 การศึกษาผลกระทบของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน

การหาค่าการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่แตกต่างกัน สามารถกระทำได้โดยการใช้ข้อมูลออกของเครือข่ายย้อนกลับมาเป็นข้อมูลเข้าของเครือข่าย เพื่อหาค่าการพยากรณ์ในชั่วโมงถัดไป โดยมีข้อสมมติฐานว่าการพยากรณ์ในระยะสั้นน่าจะได้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าในระยะยาว

การศึกษาผลกระทบของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน จะใช้การหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของค่าการพยากรณ์ในแต่ละชั่วโมงจากการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันด้วยการคำนวณเพียงครั้งเดียว เช่น ถ้าเริ่มพยากรณ์ที่เวลา 0.00 น. จนกระทั่งเวลา 24.00 น. โดยไม่ใช้ข้อมูลใหม่เลย เราจะได้ว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ 24 ชั่วโมง จะเท่ากับการหาค่าเฉลี่ยของค่าความผิดพลาดระหว่างค่าการพยากรณ์กับข้อมูลจริงของแต่ละชั่วโมง

ในทางปฏิบัติหากมีการหาค่าการพยากรณ์ด้วยข้อมูลใหม่ทุกชั่วโมง ซึ่งหมายความว่าจะมีค่าการพยากรณ์ใหม่เกิดขึ้นทุกชั่วโมงด้วย ดังนั้นการศึกษาผลกระทบของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ในหัวข้อนี้จำเป็นต้องคำนึงถึงการนำไปใช้จริง ด้วยเหตุนี้จึงนำวิธีการเฉลี่ยค่าความผิดพลาดโดยการ

พยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในอีก 24 ชั่วโมงข้างหน้าของทุกชั่วโมงในแต่ละวัน และนำค่าความผิดพลาดของการคำนวณทั้งหมดมาเฉลี่ยกันทั้งหมด

6.3 ตัวอย่างการทดสอบ

จากวิธีการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้าด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP จะทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าของพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันทั้งหมด 3 แห่ง คือ จังหวัดภูเก็ต จังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) และจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) โดยใช้ข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าย่อยและข้อมูลค่าอุณหภูมิบริเวณพื้นที่การทดสอบนั้นๆ โดยใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจากสมการที่ 5.6 เป็นตัววัดความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า

การทดสอบผลการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า ด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว จะแบ่งหัวข้อการทดสอบออกเป็น 2 ขั้นตอน ดังนี้

1. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเพื่อหาระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่เหมาะสม เมื่อไม่ใช้ตัวแปรอุณหภูมิ
2. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเพื่อศึกษาผลของการนำตัวแปรอุณหภูมิมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์

ในขั้นตอนแรกจะเป็นการทดสอบเพื่อหาระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่เหมาะสม ซึ่งการทดสอบในขั้นตอนนี้จะยังไม่นำตัวแปรอุณหภูมิมาพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ และใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระยะเวลาเท่ากับ 1 เดือน และ 2 เดือน เพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าที่มีระยะเวลาทดสอบทั้งหมด 7 วัน ดังแสดงในตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 6.1 ช่วงเวลาทดสอบการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP

ช่วงเวลาทดสอบ	ช่วงเวลาชุดข้อมูลฝึกเครือข่าย (1 เดือน)	ช่วงเวลาชุดข้อมูลฝึกเครือข่าย (2 เดือน)
1-7 ก.พ. 2545	1-31 ม.ค. 2545	1 ธ.ค. 2544 – 31 ม.ค. 2545
1-7 พ.ค. 2545	1-30 เม.ย. 2545	1 มี.ค. 2545 – 31 เม.ย. 2545
1-7 ส.ค. 2545	1-31 ก.ค. 2545	1 มิ.ย. 2545 – 31 ก.ค. 2545
1-7 พ.ย. 2545	1-31 ต.ค. 2545	1 ก.ย. 2545 – 31 ต.ค. 2545

การเลือกใช้จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนของเครือข่าย MLP ที่เหมาะสม ก็เป็นอีกปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญต่อการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ โดยเราจะเลือกใช้จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนตามสมการที่ 3.6 ดังต่อไปนี้

กรณีใช้ช่วงเวลาชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเท่ากับ 1 เดือน

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{30 \times 24}{5(14+1)} \approx 9.2 \quad (6.2)$$

กรณีใช้ช่วงเวลาชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเท่ากับ 2 เดือน

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{60 \times 24}{5(14+1)} \approx 19.2 \quad (6.3)$$

จากสมการที่ 6.2 และ 6.3 เราจะใช้จำนวนนิวรอลในชั้นซ่อนของเครือข่าย MLP เท่ากับ 10 และ 20 สำหรับชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระยะเวลาเท่ากับ 1 และ 2 เดือน ตามลำดับ

เมื่อกำหนดช่วงเวลาทดสอบและโครงสร้างของเครือข่าย MLP สำหรับพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์เรียบร้อยแล้ว จึงเริ่มต้นด้วยการฝึกเครือข่ายประสาทเทียมเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยโปรแกรม MATLAB และนำแบบจำลองการพยากรณ์ดังกล่าวไปพยากรณ์ตามช่วงเวลาที่กำหนดไว้ในตารางที่ 6.1 เพื่อหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ผลการทดสอบที่มีระยะเวลาของการพยากรณ์ (lead-time) เท่ากับ 24 ชั่วโมง ปรากฏว่าได้ผลการทดสอบดังต่อไปนี้

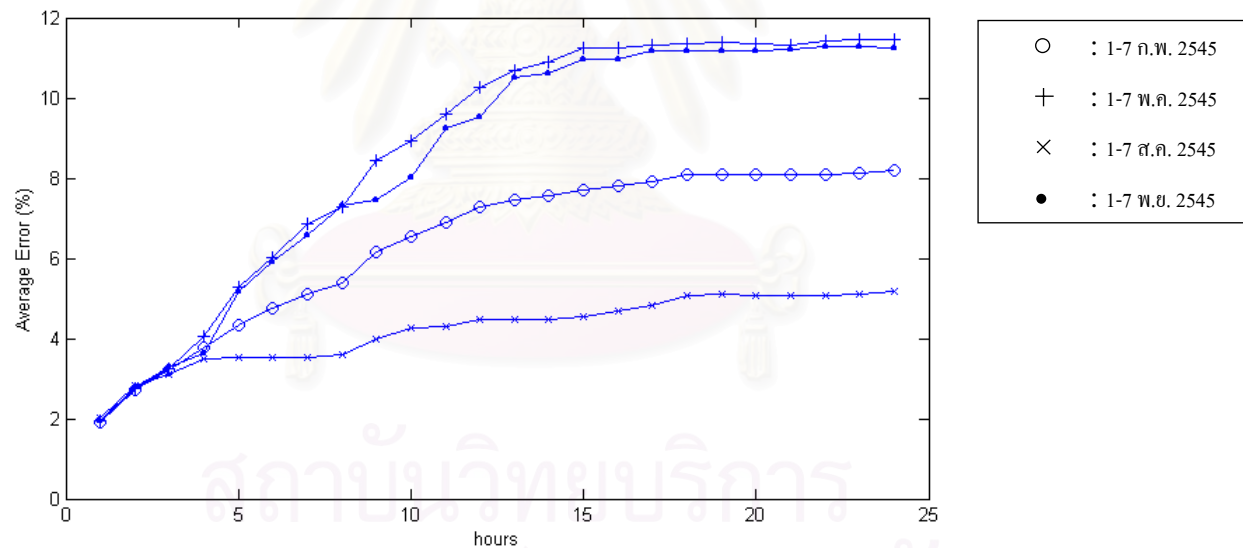
กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.2 - 6.3 และรูปที่ 6.2 - 6.3

กรณี จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.4 - 6.5 และรูปที่ 6.4 - 6.5

กรณี จ.อุบลราชธานี (ชนบท) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.6 - 6.7 และรูปที่ 6.6 - 6.7

ตารางที่ 6.2 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)

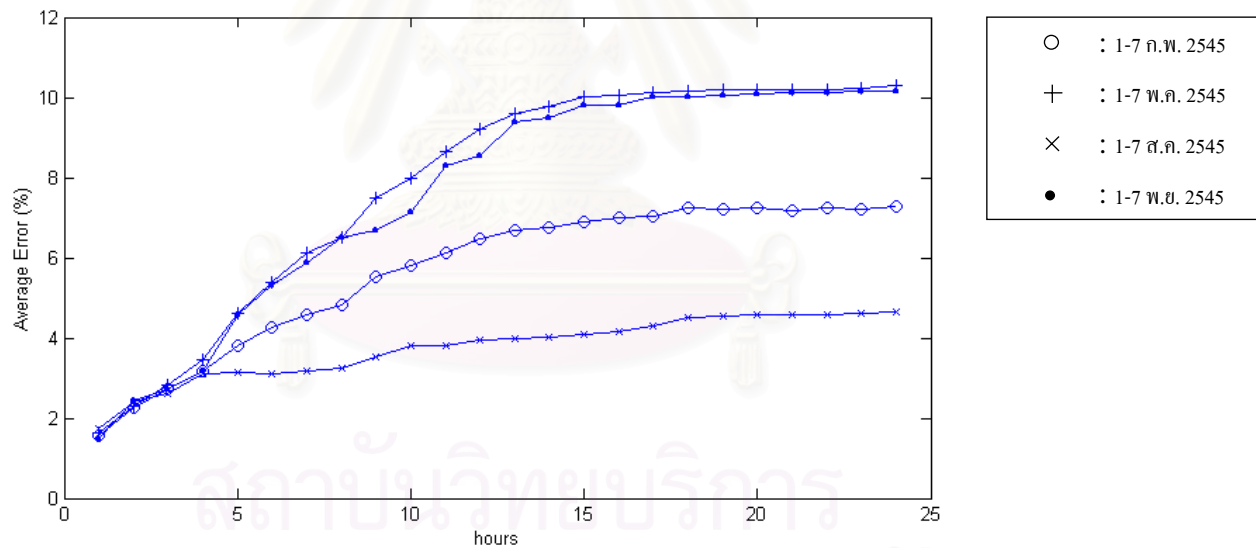
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.91	2.73	3.22	3.76	4.34	4.75	5.12	5.40	6.17	6.55	6.91	7.27	7.47	7.55	7.71	7.82	7.92	8.08	8.09	8.10	8.08	8.08	8.13	8.19
1-7 พ.ค. 2545	1.93	2.75	3.25	4.05	5.28	6.01	6.85	7.27	8.44	8.93	9.60	10.28	10.68	10.90	11.24	11.26	11.31	11.35	11.38	11.36	11.33	11.42	11.44	11.45
1-7 ส.ค. 2545	2.01	2.82	3.12	3.50	3.53	3.54	3.53	3.59	3.97	4.25	4.31	4.46	4.47	4.47	4.54	4.70	4.83	5.08	5.10	5.07	5.06	5.07	5.12	5.19
1-7 พ.ย. 2545	1.93	2.78	3.29	3.64	5.19	5.92	6.59	7.33	7.45	8.01	9.25	9.54	10.50	10.62	10.96	10.98	11.17	11.16	11.18	11.18	11.20	11.29	11.28	11.25



รูปที่ 6.2 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.3 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดภูเก็ต (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)

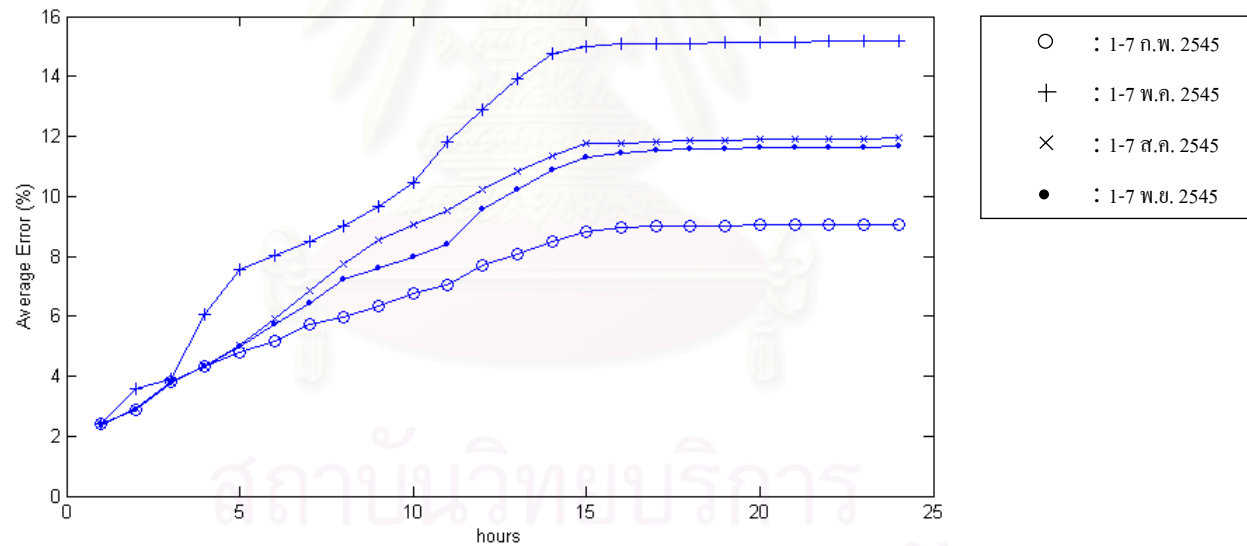
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.57	2.25	2.73	3.19	3.81	4.27	4.59	4.83	5.51	5.81	6.14	6.46	6.69	6.76	6.90	6.99	7.05	7.24	7.20	7.24	7.19	7.25	7.22	7.28
1-7 พ.ค. 2545	1.62	2.31	2.84	3.44	4.62	5.37	6.14	6.52	7.50	7.98	8.64	9.20	9.59	9.76	10.03	10.04	10.11	10.16	10.19	10.18	10.20	10.22	10.29	
1-7 ส.ค. 2545	1.74	2.39	2.63	3.09	3.14	3.10	3.16	3.23	3.53	3.80	3.81	3.94	4.00	4.01	4.08	4.15	4.31	4.50	4.56	4.58	4.59	4.59	4.63	4.64
1-7 พ.ย. 2545	1.49	2.43	2.73	3.16	4.58	5.33	5.87	6.52	6.67	7.14	8.29	8.54	9.38	9.49	9.80	9.82	10.02	10.03	10.05	10.08	10.12	10.13	10.15	10.15



รูปที่ 6.3 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.4 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดอุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)

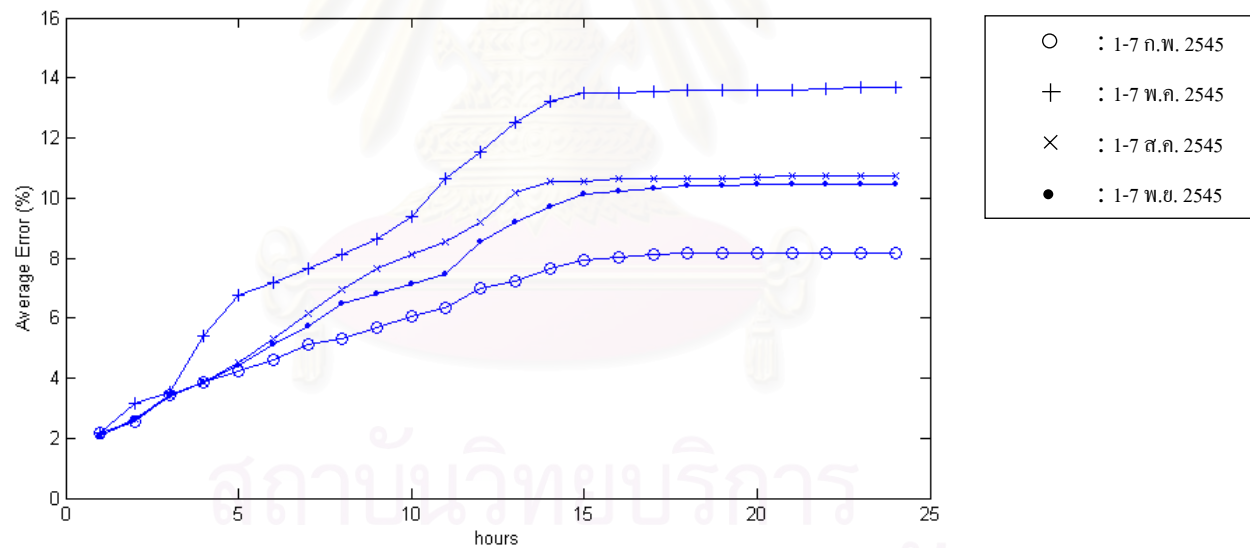
ช่วงเวลาที่ทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	2.40	2.87	3.81	4.34	4.78	5.19	5.75	5.97	6.34	6.76	7.03	7.70	8.06	8.51	8.82	8.97	9.01	9.01	9.01	9.05	9.06	9.06	9.06	9.07
1-7 พ.ค. 2545	2.41	3.58	3.92	6.06	7.55	8.04	8.50	9.01	9.66	10.45	11.83	12.87	13.90	14.76	15.01	15.08	15.10	15.11	15.15	15.15	15.15	15.16	15.18	15.20
1-7 ส.ค. 2545	2.37	2.93	3.80	4.31	5.02	5.96	6.85	7.74	8.56	9.07	9.53	10.23	10.85	11.34	11.76	11.78	11.80	11.88	11.88	11.89	11.90	11.90	11.91	11.93
1-7 พ.ย. 2545	2.40	2.90	3.75	4.32	4.98	5.73	6.41	7.24	7.62	7.97	8.38	9.59	10.20	10.87	11.32	11.46	11.54	11.60	11.60	11.61	11.63	11.63	11.63	11.65



รูปที่ 6.4 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.5 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดอุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)

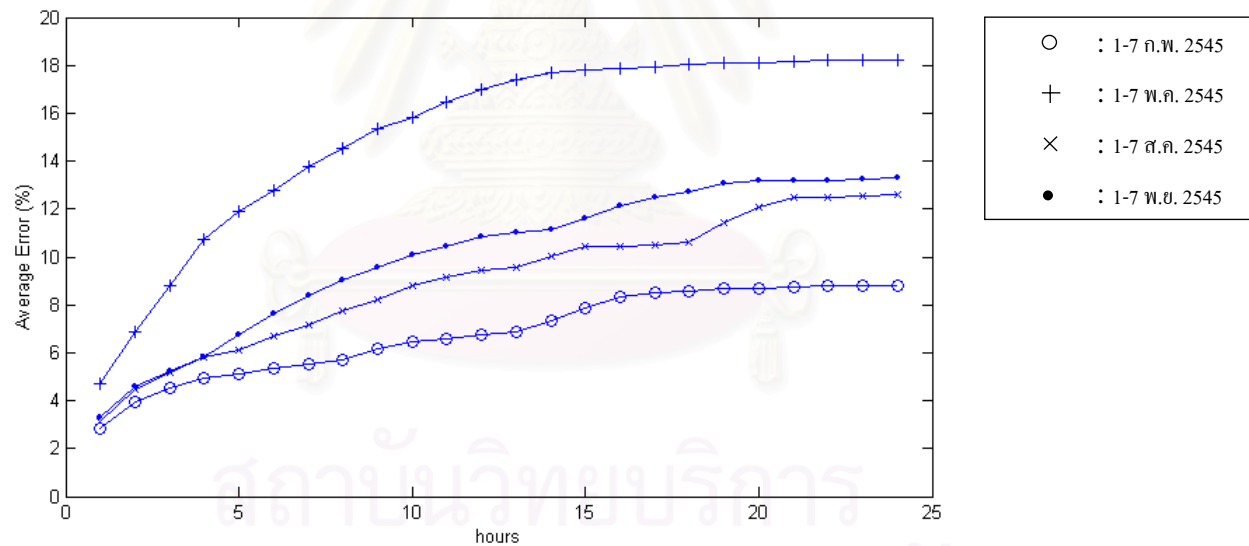
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	2.17	2.53	3.43	3.88	4.24	4.60	5.14	5.31	5.68	6.05	6.36	6.99	7.21	7.66	7.93	8.02	8.14	8.15	8.15	8.15	8.16	8.16	8.17	8.18
1-7 พ.ค. 2545	2.16	3.15	3.51	5.40	6.75	7.20	7.65	8.1	8.64	9.36	10.62	11.52	12.51	13.23	13.50	13.50	13.55	13.59	13.60	13.60	13.61	13.64	13.68	13.68
1-7 ส.ค. 2545	2.08	2.62	3.43	3.88	4.51	5.32	6.13	6.94	7.66	8.11	8.56	9.19	10.18	10.54	10.55	10.62	10.65	10.65	10.65	10.68	10.72	10.72	10.74	10.75
1-7 พ.ย. 2545	2.10	2.58	3.40	3.85	4.40	5.12	5.75	6.50	6.83	7.14	7.47	8.55	9.17	9.71	10.12	10.23	10.31	10.43	10.43	10.44	10.46	10.46	10.47	10.47



รูปที่ 6.5 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.6 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 1 เดือน)

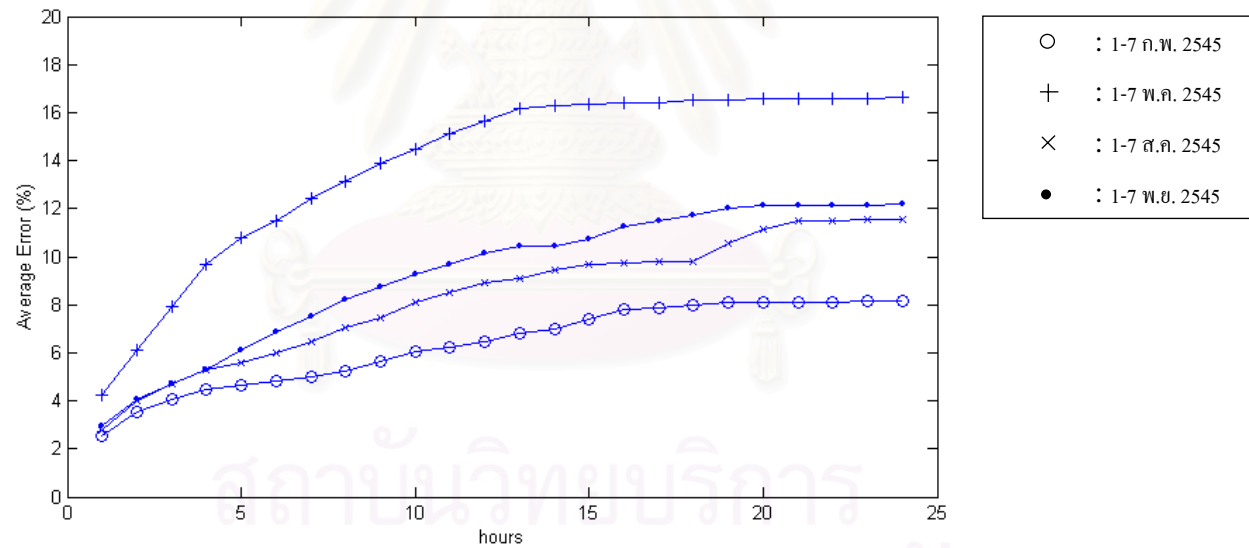
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	2.84	3.97	4.56	4.94	5.10	5.36	5.53	5.72	6.18	6.49	6.59	6.74	6.90	7.32	7.85	8.36	8.49	8.57	8.71	8.72	8.75	8.80	8.80	8.80
1-7 พ.ค. 2545	4.71	6.87	8.78	10.72	11.90	12.76	13.80	14.55	15.34	15.83	16.45	16.96	17.40	17.67	17.81	17.88	17.95	18.05	18.10	18.10	18.15	18.20	18.20	18.22
1-7 ส.ค. 2545	3.10	4.45	5.19	5.82	6.13	6.67	7.18	7.74	8.20	8.78	9.13	9.45	9.56	10.02	10.44	10.46	10.52	10.60	11.43	12.07	12.50	12.51	12.54	12.62
1-7 พ.ย. 2545	3.32	4.58	5.26	5.80	6.75	7.64	8.37	9.03	9.59	10.08	10.42	10.86	11.01	11.13	11.58	12.16	12.50	12.74	13.09	13.20	13.21	13.21	13.25	13.30



รูปที่ 6.6 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.7 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อไม่คิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีใช้ช่วงเวลาฝึกเครือข่าย 2 เดือน)

ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	2.52	3.53	4.09	4.47	4.66	4.82	4.98	5.24	5.65	6.04	6.23	6.47	6.81	6.99	7.37	7.80	7.89	7.96	8.08	8.08	8.12	8.12	8.12	8.15
1-7 พ.ค. 2545	4.23	6.14	7.94	9.69	10.78	11.48	12.42	13.15	13.90	14.45	15.11	15.60	16.16	16.30	16.33	16.39	16.41	16.50	16.54	16.55	16.55	16.60	16.60	16.61
1-7 ส.ค. 2545	2.79	3.98	4.71	5.29	5.56	6.02	6.46	7.07	7.47	8.10	8.52	8.91	9.10	9.42	9.70	9.74	9.78	9.79	10.54	11.13	11.50	11.52	11.55	11.55
1-7 พ.ย. 2545	2.97	4.07	4.72	5.28	6.10	6.88	7.53	8.22	8.72	9.27	9.68	10.14	10.41	10.42	10.72	11.24	11.50	11.72	12.03	12.13	12.14	12.14	12.15	12.18



รูปที่ 6.7 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

จากผลการทดสอบ พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์จะมีค่าน้อยในช่วงระยะเวลาของการพยากรณ์แรกๆ (1-3 ชั่วโมงแรก) และจะมีค่ามากขึ้นในลักษณะคู่เข้าสู่ค่าคงที่ค่าหนึ่งเมื่อช่วงระยะเวลาของการพยากรณ์มากขึ้น และเมื่อพิจารณาจากช่วงเวลาทดสอบที่แตกต่างกันไปของแต่ละพื้นที่ใช้ไฟ เราจะพบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะมีค่าสูงในช่วงฤดูร้อนและฤดูกลางท้องที่เยวซึ่งแนวโน้มดังกล่าวจะเหมือนกับผลการทดสอบที่ได้ในบทที่ 5

หากพิจารณาระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่แตกต่างกัน พบว่าเมื่อใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายมีระยะเวลา 2 เดือน จะให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเมื่อใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเป็นมีระยะเวลา 1 เดือน เนื่องจากข้อมูลเพียง 1 เดือน อาจมีตัวอย่างพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าสำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์น้อยเกินไป เป็นผลให้เครือข่าย MLP ไม่สามารถจดจำพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของพื้นที่ทดสอบนั้นๆ ได้ถูกต้องทั้งหมด อย่างไรก็ตามการเลือกใช้ช่วงระยะเวลาของชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่ยาวนานเกินไป ก็อาจทำให้เกิดผลเสียต่อการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ เนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าในแต่ละพื้นที่ใช้ไฟจะเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา ดังนั้นการใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระยะเวลานานเกินไปจะทำให้เครือข่าย MLP จดจำพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่ไม่ถูกต้องได้

เมื่อพิจารณาจากการทดสอบ พบว่าการใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเป็นระยะเวลา 2 เดือน ให้ผลการพยากรณ์แม่นยำที่สุด ดังนั้นการทดสอบในขั้นตอนต่อไป เราจะเลือกใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระยะเวลา 2 เดือน สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์

ในขั้นตอนต่อไปจะเป็นการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียว กรณีใช้ตัวแปรอุณหภูมิในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า เพื่อทดสอบว่าค่าอุณหภูมิจะมีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์หรือไม่ โดยแบ่งชุดข้อมูลทดสอบของอุณหภูมิออกเป็น 2 ชุด ดังแสดงรายละเอียดในหัวข้อที่ 6.2 สำหรับช่วงเวลาทดสอบจะใช้ช่วงเวลาเดียวกันกับการทดสอบในขั้นตอนก่อนหน้า ดังแสดงในตารางต่อไปนี้

ตารางที่ 6.8 ช่วงเวลาทดสอบกรณีใช้ค่าอุณหภูมิเป็นตัวแปรป้อนเข้าเครือข่าย MLP

ช่วงเวลาทดสอบ	ช่วงเวลาชุดข้อมูลฝึกเครือข่าย (2 เดือน)
1-7 ก.พ. 2545	1 ธ.ค. 2544 – 31 ม.ค. 2545
1-7 พ.ค. 2545	1 มี.ค. 2545 – 31 เม.ย. 2545
1-7 ส.ค. 2545	1 มิ.ย. 2545 – 31 ก.ค. 2545
1-7 พ.ย. 2545	1 ก.ย. 2545 – 31 ต.ค. 2545

ในกรณีนำค่าอุณหภูมิมาเป็นตัวแปรในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยนั้น จะทำให้จำนวนข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย MLP มีค่ามากขึ้น ดังนั้นจะต้องเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนใหม่เพื่อความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ในการทดสอบนี้

กรณีชุดทดสอบของตัวแปรอนุภูมิภาคที่ 1

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{60 \times 24}{5(14+3+1)} \approx 16.0 \quad (6.4)$$

กรณีชุดทดสอบของตัวแปรอนุภูมิภาคที่ 2

$$H \approx \frac{T}{5(N+M)} \approx \frac{60 \times 24}{5(14+6+1)} \approx 13.7 \quad (6.5)$$

จากสมการที่ 6.4 และ 6.5 เราจะใช้จำนวนนิรวลในชั้นซ้อนของเครือข่าย MLP เท่ากับ 15 สำหรับชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายกรณีใช้ชุดทดสอบของตัวแปรอนุภูมิภาคที่ 1 และ 2

เมื่อกำหนดชุดโครงสร้างทั้งหมดของเครือข่าย MLP ที่จะใช้ในการทดสอบแล้ว จะเริ่มทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยเริ่มจากขั้นตอนการฝึกเครือข่ายเพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยโปรแกรม MATLAB และนำแบบจำลองการพยากรณ์ดังกล่าวไปทดสอบผลการพยากรณ์ตามช่วงเวลาที่กำหนดไว้ในตารางที่ 6.8 ปรากฏว่าได้ผลการทดสอบ ดังแสดงต่อไปนี้

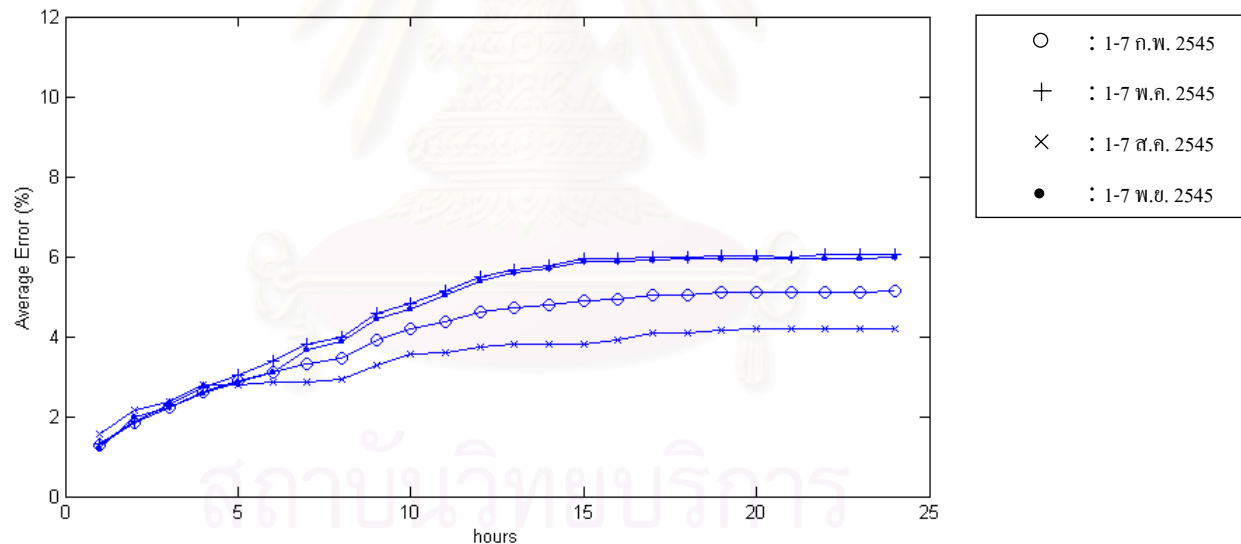
กรณี จ.ภูเก็ต ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.9 - 6.10 และรูปที่ 6.8 - 6.9

กรณี จ.อุบลราชธานี (อำเภอเมือง) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.11 - 6.12 และรูปที่ 6.10 - 6.11

กรณี จ.อุบลราชธานี (ชนบท) ได้ผลดังแสดงในตารางที่ 6.13 - 6.14 และรูปที่ 6.12 - 6.1

ตารางที่ 6.9 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 1)

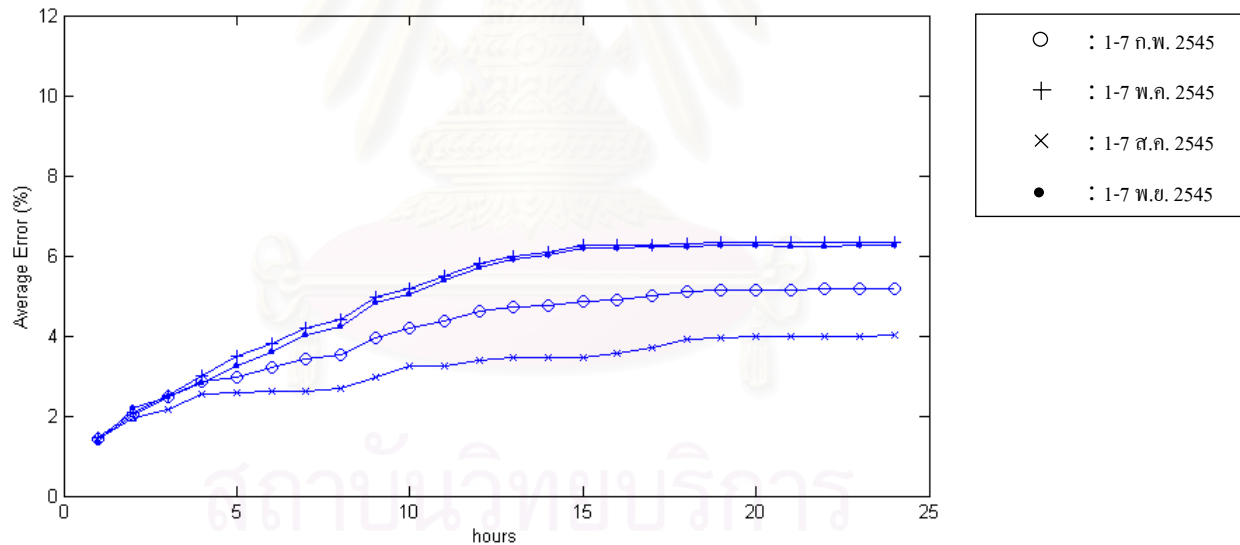
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.29	1.85	2.24	2.62	2.91	3.12	3.33	3.47	3.92	4.19	4.36	4.60	4.73	4.79	4.88	4.93	5.03	5.05	5.09	5.09	5.10	5.11	5.12	5.13
1-7 พ.ค. 2545	1.33	1.89	2.30	2.72	3.02	3.38	3.79	4.00	4.57	4.81	5.14	5.48	5.67	5.78	5.95	5.96	5.98	6.00	6.02	6.01	6.00	6.04	6.05	6.05
1-7 ส.ค. 2545	1.57	2.15	2.37	2.78	2.80	2.86	2.87	2.94	3.27	3.57	3.58	3.72	3.79	3.80	3.82	3.91	4.08	4.10	4.16	4.18	4.19	4.19	4.20	4.21
1-7 พ.ย. 2545	1.22	1.98	2.24	2.59	2.85	3.10	3.65	3.86	4.45	4.70	5.04	5.39	5.59	5.70	5.87	5.88	5.91	5.93	5.94	5.93	5.93	5.94	5.95	5.98



รูปที่ 6.8 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.10 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อเกิดผลกระทบของอุณหภูมิจังหวัดภูเก็ต (กรณีชุดทดสอบที่ 2)

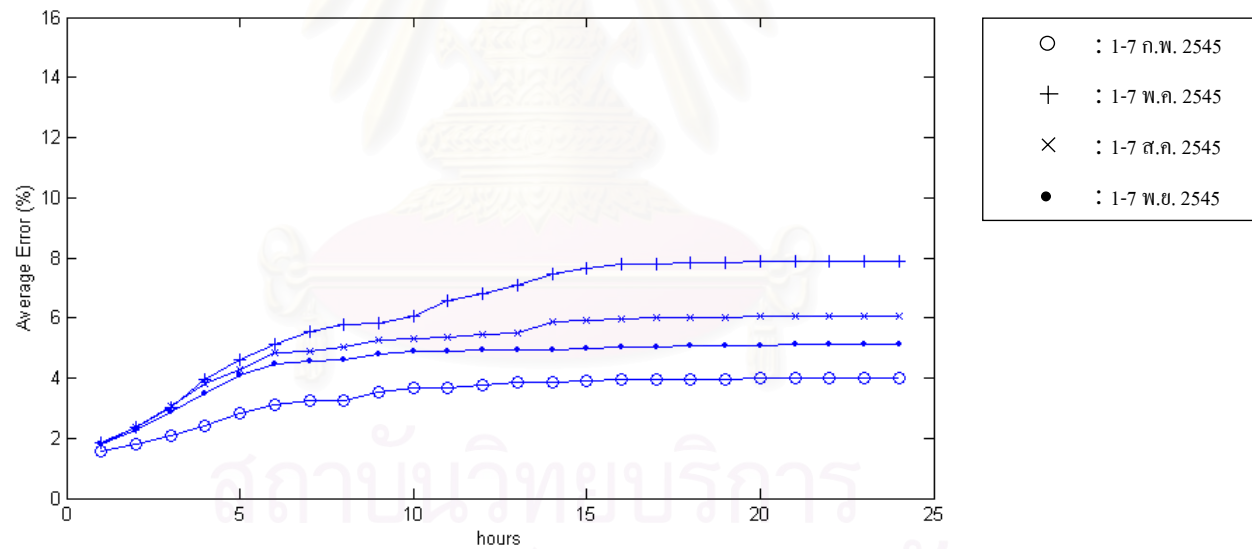
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.41	2.03	2.46	2.87	2.98	3.21	3.41	3.54	3.96	4.21	4.37	4.60	4.72	4.77	4.86	4.91	5.00	5.10	5.14	5.14	5.14	5.16	5.17	5.18
1-7 พ.ค. 2545	1.46	2.08	2.50	3.00	3.48	3.82	4.21	4.41	4.95	5.18	5.49	5.81	5.99	6.09	6.25	6.26	6.28	6.30	6.32	6.32	6.33	6.34	6.34	6.35
1-7 ส.ค. 2545	1.43	1.96	2.16	2.53	2.58	2.60	2.61	2.68	2.98	3.25	3.26	3.39	3.45	3.45	3.47	3.55	3.71	3.90	3.96	3.98	3.99	3.99	4.00	4.01
1-7 พ.ย. 2545	1.34	2.19	2.46	2.84	3.25	3.61	4.02	4.23	4.81	5.05	5.38	5.71	5.91	6.02	6.19	6.20	6.22	6.24	6.26	6.25	6.25	6.24	6.25	6.25



รูปที่ 6.9 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.11 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อคิดผลกระทบของอุณหภูมิของจังหวัดอุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 1)

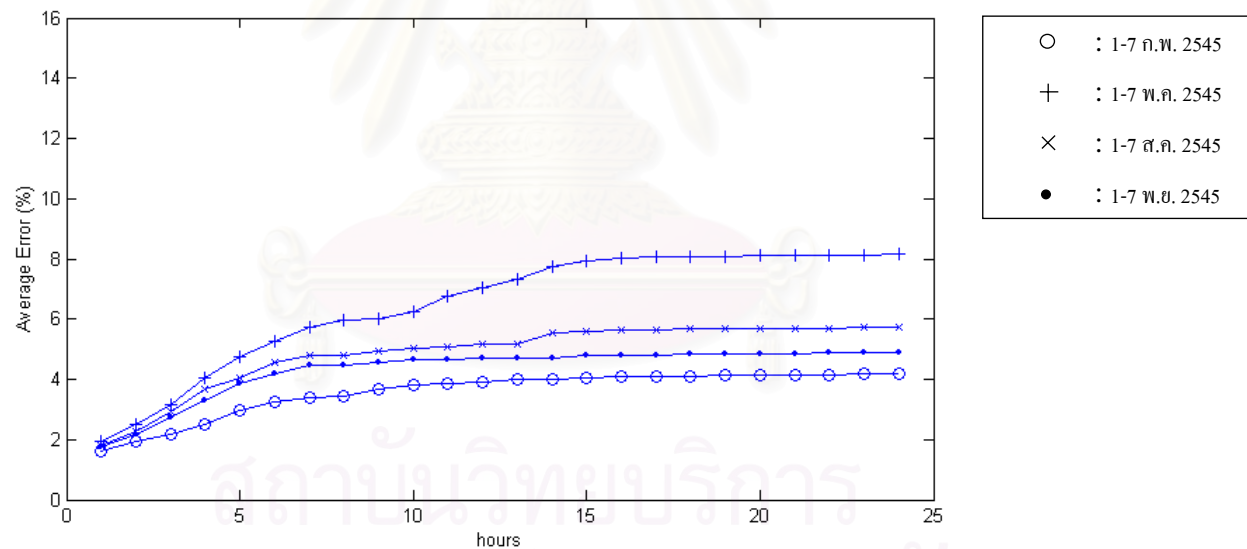
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.55	1.82	2.07	2.39	2.83	3.10	3.26	3.27	3.51	3.65	3.69	3.75	3.87	3.88	3.92	3.96	3.96	3.97	3.97	4.00	4.01	4.01	4.02	4.02
1-7 พ.ค. 2545	1.83	2.38	3.01	3.95	4.60	5.12	5.54	5.77	5.82	6.07	6.56	6.79	7.11	7.48	7.66	7.78	7.81	7.82	7.82	7.86	7.87	7.87	7.88	7.90
1-7 ส.ค. 2545	1.81	2.34	3.08	3.82	4.27	4.86	4.90	5.03	5.24	5.32	5.35	5.46	5.48	5.87	5.94	5.98	6.02	6.03	6.03	6.05	6.05	6.05	6.06	6.06
1-7 พ.ย. 2545	1.80	2.25	2.88	3.47	4.09	4.45	4.56	4.62	4.81	4.90	4.91	4.92	4.92	4.94	4.98	5.05	5.05	5.06	5.08	5.08	5.10	5.11	5.11	5.11



รูปที่ 6.10 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.12 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อเกิดผลกระทบของอุณหภูมิจังหวัดอุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง (กรณีชุดทดสอบที่ 2)

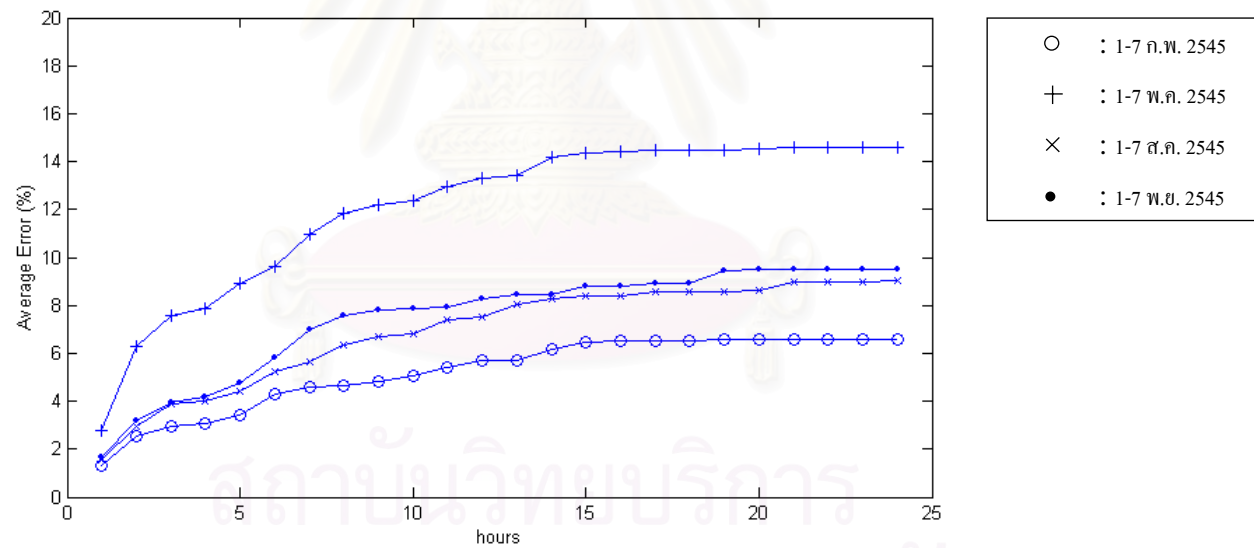
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.63	1.92	2.18	2.50	2.97	3.25	3.41	3.42	3.67	3.80	3.84	3.90	4.02	4.02	4.03	4.10	4.11	4.11	4.12	4.15	4.15	4.15	4.17	4.18
1-7 พ.ค. 2545	1.93	2.50	3.17	4.06	4.74	5.28	5.72	5.95	6.01	6.26	6.78	7.02	7.34	7.73	7.92	8.02	8.05	8.05	8.06	8.10	8.12	8.12	8.12	8.15
1-7 ส.ค. 2545	1.78	2.26	2.92	3.67	4.04	4.57	4.78	4.80	4.94	5.03	5.06	5.15	5.19	5.54	5.60	5.64	5.64	5.68	5.68	5.68	5.69	5.69	5.71	5.71
1-7 พ.ย. 2545	1.77	2.18	2.74	3.32	3.88	4.21	4.45	4.47	4.55	4.65	4.66	4.68	4.69	4.71	4.78	4.81	4.81	4.83	4.83	4.84	4.85	4.88	4.90	4.90



รูปที่ 6.11 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.13 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อเกิดผลกระทบของอุณหภูมิจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 1)

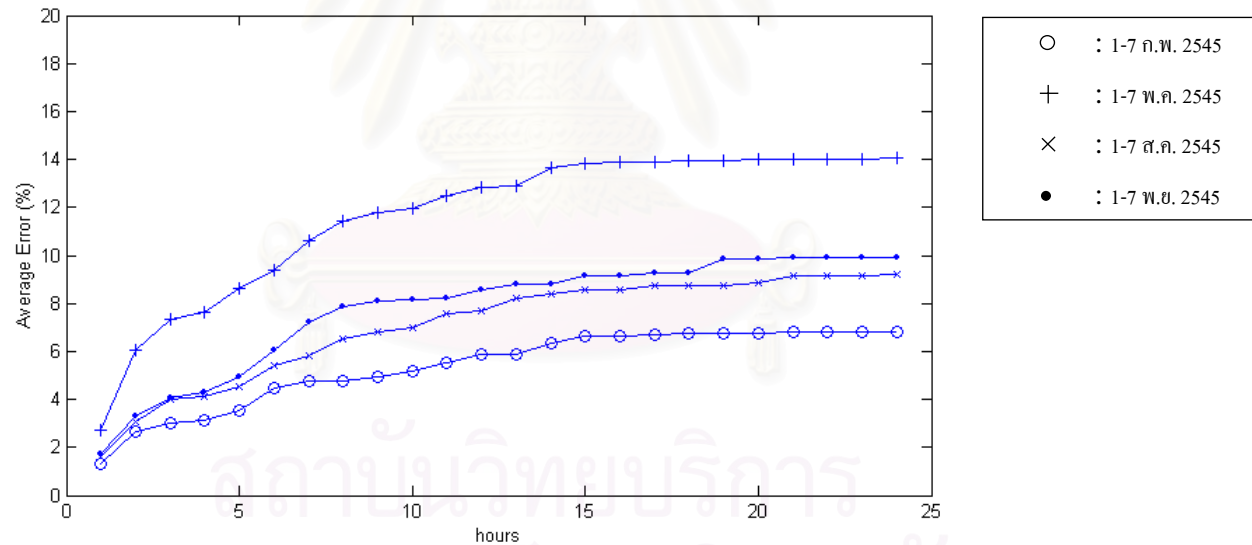
ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.29	2.54	2.97	3.06	3.45	4.28	4.60	4.62	4.82	5.03	5.40	5.69	5.71	6.16	6.47	6.50	6.51	6.51	6.55	6.56	6.56	6.57	6.60	6.60
1-7 พ.ค. 2545	2.80	6.26	7.59	7.88	8.90	9.64	10.97	11.84	12.17	12.39	12.95	13.30	13.41	14.21	14.38	14.40	14.47	14.50	14.50	14.55	14.58	14.58	14.59	14.60
1-7 ส.ค. 2545	1.53	2.98	3.86	4.01	4.39	5.25	5.65	6.37	6.72	6.80	7.38	7.51	8.03	8.25	8.40	8.41	8.54	8.55	8.58	8.60	8.96	8.98	8.98	9.01
1-7 พ.ย. 2545	1.65	3.20	3.95	4.18	4.77	5.82	6.96	7.56	7.79	7.84	7.91	8.27	8.43	8.45	8.78	8.80	8.89	8.91	9.46	9.48	9.48	9.49	9.50	9.50



รูปที่ 6.12 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

ตารางที่ 6.14 การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าเมื่อเกิดผลกระทบของอุณหภูมิจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท (กรณีชุดทดสอบที่ 2)

ช่วงเวลาทดสอบ	ค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (%) ตามช่วงเวลาของการพยากรณ์คิดเป็นชั่วโมง (Lead-time)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
1-7 ก.พ. 2545	1.32	2.66	3.01	3.15	3.53	4.48	4.74	4.76	4.96	5.19	5.52	5.87	5.88	6.34	6.61	6.65	6.70	6.73	6.74	6.78	6.79	6.79	6.80	6.80
1-7 พ.ค. 2545	2.72	6.08	7.33	7.65	8.64	9.38	10.59	11.44	11.76	11.97	12.51	12.85	12.90	13.68	13.84	13.86	13.90	13.92	13.94	14.01	14.02	14.02	14.03	14.04
1-7 ส.ค. 2545	1.59	3.08	3.99	4.14	4.53	5.42	5.79	6.53	6.81	6.97	7.57	7.70	8.19	8.42	8.58	8.59	8.72	8.73	8.76	8.89	9.15	9.17	9.18	9.20
1-7 พ.ย. 2545	1.70	3.31	4.08	4.32	4.92	6.04	7.23	7.85	8.08	8.14	8.21	8.57	8.79	8.81	9.16	9.17	9.27	9.29	9.85	9.88	9.90	9.90	9.91	9.91



รูปที่ 6.13 กราฟความสัมพันธ์ระหว่างช่วงเวลาของการพยากรณ์กับค่าความผิดพลาดเฉลี่ย

จากผลการทดสอบ พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยกรณีนำค่าอุณหภูมิมาใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย MLP สำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า จะมีค่าต่ำกว่ากรณีไม่ใช้ค่าอุณหภูมิทุกช่วงเวลาทดสอบแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้า โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะมีค่าลดลงเล็กน้อยในช่วงของการพยากรณ์ที่มีระยะเวลาไม่มาก ประมาณ 1-3 ชั่วโมง และจะมีค่าลดลงมากขึ้นเมื่อช่วงเวลาของการพยากรณ์มีค่ามากขึ้น โดยจะเห็นผลได้อย่างชัดเจนเมื่อช่วงเวลาของการพยากรณ์มีระยะเวลาดังหน้ามากกว่า 10 ชั่วโมง เนื่องจากโดยปกติแล้วอัตราการเปลี่ยนแปลงของค่าอุณหภูมิในช่วงระยะเวลาไม่กี่ชั่วโมงจะมีค่าน้อย และผลกระทบของตัวแปรอุณหภูมิต่อค่าความต้องการไฟฟ้าส่วนใหญ่จะมีการหน่วงของเวลา (delay-time) ดังนั้นตัวแปรอุณหภูมิจึงมีความสำคัญต่อการพยากรณ์ในช่วง 1-3 ชั่วโมงแรก น้อยกว่าการพยากรณ์ที่มีช่วงระยะเวลาดังหน้านานกว่า

จากชุดทดสอบของตัวแปรอุณหภูมิจะสังเกตเห็นว่าค่าอุณหภูมิที่ใช้สำหรับพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้า จะมีค่าอุณหภูมิของวันที่ต้องการพยากรณ์ด้วย ดังนั้นในทางปฏิบัติความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าจะขึ้นอยู่กับความแม่นยำของการพยากรณ์ค่าอุณหภูมิด้วย

เมื่อนำผลการทดสอบที่ดีที่สุดของแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าระหว่างการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมงจากบทที่ 5 กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้าในบทนี้ มาเปรียบเทียบกับกัน พบว่าค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันจะมีค่าต่ำกว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า เมื่อช่วงเวลาของการพยากรณ์ (lead-time) มากกว่า 5 ชั่วโมง ดังนั้นสามารถสรุปในเบื้องต้นนี้ได้ว่าความสามารถของแบบจำลองเครือข่าย MLP สำหรับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในบทที่ 6 นี้ จะเหมาะสมกับระยะเวลาพยากรณ์ล่วงหน้าประมาณไม่เกิน 5 ชั่วโมง

6.4 สรุป

จากผลการทดสอบพบว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสำหรับช่วงเวลาไม่กี่ชั่วโมงข้างหน้าของ จ.ภูเก็ต จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) และ จ.อุบลราชธานี(ชนบท) ด้วยเครือข่าย MLP แบบตัวแปรข้อมูลขาออกตัวเดียวนั้นมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ในช่วงที่น่าพอใจ เมื่อเทียบกับผลการทดสอบในงานวิจัยฉบับอื่น [10,13,37] ที่มีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าใกล้เคียงกัน และจากการเปรียบเทียบผลการทดสอบของแบบจำลองการพยากรณ์ในบทนี้กับแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง พบว่าช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ของแบบจำลองดังกล่าวมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำกว่าแบบจำลองในบทนี้เมื่อช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ล่วงหน้ามีค่ามากกว่า 5 ชั่วโมง ดังนั้นแบบจำลองการพยากรณ์ในไม่กี่ชั่วโมงข้างหน้าจะมีขอบเขตของช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ล่วงหน้าเท่ากับ 1-5 ชั่วโมง

ระยะเวลาของชุดข้อมูลสำหรับการฝึกเครือข่าย MLP เพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าที่มีขอบเขตของระยะเวลาพยากรณ์เท่ากับ 7 วัน ควรมีค่าเท่ากับ 2 เดือน เนื่องจากถ้าใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือ

ข่ายที่มีระแยะเวลาน้อยเกินไปจะเป็นผลให้ตัวอย่างพฤติกรรมสำหรับฝึกเครือข่ายไม่เพียงพอสำหรับการหาความสัมพันธ์ แต่หากใช้ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มีระแยะเวลามากเกินไปก็อาจเป็นผลให้ตัวอย่างพฤติกรรมสำหรับฝึกเครือข่ายมีความสัมพันธ์ที่นอกเหนือจากที่ควรจะเป็น

การนำค่าอุณหภูมิมาใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย MLP สามารถปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ให้ดีขึ้นได้ โดยจะสังเกตได้ชัดในช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ที่มากกว่า 10 ชั่วโมง อย่างไรก็ตามยังไม่สามารถสรุปได้อย่างชัดเจนว่าโครงสร้างของชุดข้อมูลทดสอบของอุณหภูมิชนิดใดจะให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่ากัน เนื่องจากสภาวะแวดล้อมที่แตกต่างกันของแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้า ดังนั้นจึงควรมีการทดสอบความเหมาะสมของแบบจำลองการพยากรณ์ในพื้นที่นั้นๆ ก่อนนำไปใช้ในจริงต่อไป



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สรุปผลงานวิจัยและข้อเสนอแนะ

7.1 สรุปผลการวิจัย

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการศึกษาการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ณ สถานีไฟฟ้าย่อยด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งแบบจำลองการพยากรณ์ออกเป็น 2 ประเภท ดังนี้

1. แบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบมีค่าเป็นรายชั่วโมง
2. แบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าใน 2-3 ชั่วโมงข้างหน้า

ในการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้แสดงข้างต้นจะอาศัยหลักการพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียมประเภทเครือข่าย MLP เป็นหลักสำคัญ โดยผู้วิจัยได้เสนอโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์และเครือข่าย MLP ที่แตกต่างกันไป เพื่อหาความเหมาะสมสำหรับพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ของแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้า ผลจากการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นของจังหวัดภูเก็ต, จังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) และจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) สามารถสรุปได้ดังนี้

1. จากผลการทดสอบในบทที่ 5 และ 6 ด้วยข้อมูลค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิของ จ.ภูเก็ต จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) จ.อุบลราชธานี(ชนบท) สรุปได้ว่า การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ระหว่างพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันนั้นทำได้ยาก เนื่องจากแต่ละพื้นที่จะมีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าไม่เท่ากัน โดยพื้นที่การใช้ไฟฟ้าที่มีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำจะให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสูงกว่ากรณีที่มีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าสูง แต่เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบของวิทยานิพนธ์ฉบับนี้กับงานวิจัยอื่นๆ ซึ่งมีพิกัดค่าความต้องการไฟฟ้าใกล้เคียงกัน ปรากฏว่าผลการพยากรณ์มีความแม่นยำอยู่ในช่วงที่น่าพอใจ โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยจะมีค่าสูงเมื่ออยู่ในช่วงฤดูกาลพักผ่อนและฤดูกาลท่องเที่ยว เพราะว่าในช่วงเวลาดังกล่าวจะมีผู้ใช้ไฟฟ้าจำนวนมากกว่าปกติและมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่ไม่แน่นอน
2. จากผลการทดสอบในบทที่ 5 จะสรุปได้ว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันด้วยการประยุกต์ใช้เครือข่าย MLP จะให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากกว่าการใช้แบบจำลอง SARIMAX โดยเฉพาะเมื่อเกิดเหตุขัดข้องกับระบบไฟฟ้ากำลังขึ้น แบบจำลอง SARIMAX จะไม่สามารถเปลี่ยนแปลงตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าง่ายๆ ได้ทัน แต่อย่างไร

ก็ตามยังไม่สามารถสรุปโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ได้อย่างชัดเจน เนื่องจากแต่ละพื้นที่จะมีพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าและสถานะแวดล้อมที่ต่างกันไป ดังนั้นควรมีการทดสอบหาโครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมของแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าเพื่อนำไปใช้ในงานจริง

3. จากผลการทดสอบในบทที่ 6 สรุปได้ว่าการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าในไม่กี่ชั่วโมงข้างหน้าด้วยเครือข่าย MLP ควรใช้ชุดข้อมูลสำหรับฝึกเครือข่ายมีระยะเวลาเท่ากับ 2 เดือน และการนำค่าอุณหภูมิมาใช้เป็นชุดข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย MLP จะสามารถปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ให้มีความแม่นยำมากขึ้น และเมื่อนำผลการทดสอบของแบบจำลองการพยากรณ์ในบทนี้ไปเปรียบเทียบกับแบบจำลองการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง เราจะพบว่าค่าคาดหวังของช่วงระยะเวลาของแบบจำลองการพยากรณ์จะไม่เกิน 5 ชั่วโมง อย่างไรก็ตามยังไม่อาจสรุปชุดทดสอบของตัวแปรอุณหภูมิที่แน่นอนสำหรับการพยากรณ์ในกรณีพื้นที่ทดสอบทั่วไปได้ ดังนั้นในทางปฏิบัติควรมีการทดสอบหาโครงสร้างชุดข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมต่อพื้นที่การใช้ไฟฟ้านั้นๆ

7.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการศึกษาและพัฒนาต่อไป

1. ในการนำไปใช้ในงานจริง ผู้ปฏิบัติการควรพัฒนาโปรแกรมที่มีความสะดวกและรวดเร็วกว่าโปรแกรม MATLAB ตามขั้นตอนการพยากรณ์ที่ได้เสนอไว้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ โดยโปรแกรมดังกล่าวควรมีลักษณะการทำงานเป็นแบบอัตโนมัติ
2. เนื่องจากการพยากรณ์ระยะยาวก็เป็นอีกหัวข้อการศึกษาหนึ่งที่มีความสำคัญต่อการวางแผนระบบไฟฟ้ากำลัง ดังนั้นผู้ศึกษาสามารถนำพื้นฐานแนวคิดและวิธีการพยากรณ์ของการศึกษาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ไปประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะยาว โดยเปลี่ยนชนิดของตัวแปรที่มีผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้า
3. ค่าความต้องการไฟฟ้าและค่าอุณหภูมิเป็นตัวแปรสำคัญในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น ดังนั้นผู้ปฏิบัติการควรมีการจัดเก็บข้อมูลทางสถิติของแต่ละพื้นที่การใช้ไฟฟ้าอย่างมีประสิทธิภาพ เพื่อให้เกิดความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด

รายการอ้างอิง

1. Allera and McGowan, "Medium-term forecasts of half-hourly system demand : development of an interactive demand estimation coefficient model", IEE Proceeding-C, Vol. 133, No. 7, November 1986, pp. 393-396.
2. Asar and McDonald, "A specification of neural network applications in the load forecasting problem", IEEE Transactions on control system technology, Vol. 2, No. 2, June 1944, pp. 135-141.
3. Bakirtzis, Theocharis, Kiartzis and Satsios, "Short term load forecasting using fuzzy neural networks", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, August 1995, pp. 1518-1524.
4. Baumann and Germond, "Application of the Kohonen Network to short-term load forecasting", ANNPS Yokohama, April 1993.
5. Bazaraa, Serali and Shetty, "Nonlinear programming-theory and algorithms", 2nd edition, John Wiley & Sons, Singapore.
6. Box and Jenkins, "Time series analysis : forecasting and control", Holden-Day, San Francisco.
7. Broehl, 1981, "An end-use approach to demand forecasting", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-100, No. 6, June 1981, pp.2714-2718.
8. Bunn and Farmer, "Comparative models for electrical load forecasting", John Wiley & Sons, Belfast.
9. Campo and Ruiz, "Adaptive weather-sensitive short-term load forecast", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. PWR-2, No. 3, August 1987, pp. 592-600.
10. Chen, Yu and Moghaddamjo, "Weather sensitive short-term load forecasting using non-fully connected artificial neural network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 3, August 1992, pp. 1098-1102.
11. Chow and Leung, "Neural network based short-term load forecasting using weather compensation", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, November 1996, pp. 1736-1742.
12. Dash, Satathy, Liew and Rahman, "A real-time short-term load forecasting system using functional link network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, No. 2, May 1997, pp. 675-680.

13. Djukanovic, Babic, Sobajic and Pao, "Unsupervised/supervised learning concept for 24-hour load forecasting", IEE Proceedings-C, Vol. 140, No. 4, July 1993, pp. 311-318.
14. Economakos, "Application of fuzzy concepts to power demand forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Man and Cybernetics, Vol. SMC-9, No. 10, October 1979, pp. 651-657.
15. Gross and Galiana, "Short-term load forecasting", Proceedings of the IEEE, Vol. 75, No. 12, December 1978, pp. 1558-1573.
16. Gupta and Yamada, "Adaptive short-term load forecasting of hourly loads using weather information", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-91, No. 5, September/October 1972, pp. 2085-2094.
17. Hagan and Behr, "The time series approach to short term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. PWRS-2, No.3, August 1987, pp. 785-791.
18. Haykin, "Neural networks : a comparative foundation", MacMillan College Publ. Co., New York.
19. Ho, Hsu and Yang, "short-term load forecasting using a multi-layer neural network with an adaptive learning algorithm", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, February 1992, pp. 141-148.
20. Hsu and Yang, "Design of artificial neural networks for short-term load forecasting, Part I : Self-organising feature maps for day type selection", IEE Proceeding-C, Vol. 138, No. 5, September 1991, pp. 407-413.
21. Hsu and Yang, "Design of artificial neural networks for short-term load forecasting, Part II : Multi-layer feedforward networks for peak load and valley load forecasting", IEE Proceeding-C, Vol. 138, No. 5, September 1991, pp. 414-418.
22. Hsu and Ho, "Fuzzy expert systems : an application to short-term load forecasting", IEE Proceeding-C, Vol. 139, No. 6, November 1992, pp. 471-477.
23. Jabbour, Riveros, Landsbergen and Meyer, " ALFA : Automated Load Forecasting Assistant", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 2, No. 3, August 1988, pp. 908-914.
24. Karanta and Ruusunen, "Short term load forecasting in communal electric utilities", Research Report, Systems Analysis Laboratory, Helsinki University of Technology.
25. Khotanzad, Hwang, Abaye and Maratukulam, "An adaptive modular artificial neural network hourly load forecaster and its implementation at electric utilities", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, August 1995, pp. 1716-1722.

26. Khotanzad, Davis, Abaye and Maratukulam, "An artificial neural network hourly temperature forecaster with applications in load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 2, May 1996, pp. 870-876.
27. Kim, Park and Hwang, "Implementation of hybrid short-term load forecasting system using artificial neural networks and fuzzy expert systems", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 3, August 1995, pp. 1534-1539.
28. Kohonen, "Self-Organization Maps", 2nd edition, Springer-Verlag, Berlin.
29. Laing, "Time series methods for predicting the CEGB demand", in : Bunn and Farmer, "Comparative models for electrical load forecasting", John Wiley & Sons, Belfast, 1985, pp. 69-85.
30. Lemedica, Prudenzi, Sforza, Caciotta and Cencelli, "A neural network based technique for short-term load forecasting of anomalous load periods", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, November 1996, pp. 1749-1756.
31. Lee and Park, "Short-term load forecasting using an artificial neural network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, February 1992, pp. 124-130.
32. Lu, Wu and Vemuri, "Neural network based short term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 1, February 1993, pp. 336-342.
33. Moghram and Rahman, "Analysis and evolution of five short-term load forecasting techniques", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 4, October 1989, pp. 1484-1491.
34. Mohammed, Park, Merchant, Ding, Tong, Azeem, Farah and Drake, "Practical experiences with an adaptive neural network short-term load forecasting systems", IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 10, No. 1, February 1995, pp. 254-265.
35. Momoh and Tomsovic, "Overview and literature survey of fuzzy set theory in power systems", IEEE Transactions on Power System, Vol. 10, No. 3, August 1995, pp. 1676-1690.
36. Papalexopoulos and Hesterberg, "A regressing-based approach to short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 5, No. 4, November 1990, pp. 1535-1547.
37. Park, El-Shakawi, Mark II, Atlas and Damborg, "Electric load forecasting using an artificial neural network", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 2, May 1991, pp. 442-449.
38. Park and Lee, "Composite modeling for adaptive short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 6, No. 2, May 1991, pp. 450-457.

39. Peng, Hubele and Karady, "Advancement in application of neural networks for short-term load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 7, No. 1, February 1992, pp. 250-256.
40. Peng, Hubele and Karady, "An adaptive neural network approach to one-week ahead load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 3, August 1993, pp. 1195-1203.
41. Piggot, "Short-term forecasting at British Gas", in : Bunn and Farmer, "Comparative models for electrical load forecasting", John Wiley & Sons, Belfast, 1985, pp. 173-211.
42. Pindyck and Rubinfeld, "Econometric models & economic forecasts", McGraw-Hill, Singapore.
43. Piras, Buchenel and Jaccard, "Heterogeneous artificial neural network for short term electrical load forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 1, February 1996, pp. 397-402.
44. Rahman and Bhatnagar, "An expert based algorithm for short term load forecast", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 3, No. 2, May 1988, pp. 392-399.
45. Rahman and Hazim, "A generalized knowledge-based short-term load forecasting technique", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 8, No. 2, May 1993, pp. 508-514.
46. Rasanen and Ruusunen, "Modeling processes in the design of electricity tariffs", Research report, Helsinki University of Technology.
47. Sforza and Proverbio, "A neural network operator oriented short-term and online load forecasting environment", Research report, 1995, pp. 139-149.
48. Sharma and Mahalanabis, "Recursive short-term load forecasting algorithm", Proceeding of the Institution of Electrical Engineers, Vol. 121, January 1974, pp. 59-62.
49. Srinivasan, Chang and Liew, "Demand forecasting using fuzzy neural computation with special emphasis on weekend and public holiday forecasting", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 10, No. 4, November 1995, pp. 1897-1903.
50. Soderstrom and Stoica, "System identification", Prentice Hall International, Cambridge.
51. Thomson, "Weather sensitive electric demand and energy analysis on large geographically diverse power system : Application to short term hourly electric demand forecasting", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-95, No. 1, January/February 1976, pp. 385-393.

52. Toyoda, Chen and Inoue, “An application of state estimation to short term load forecasting, Part I : Forecasting modeling, Part II : implementation” , IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-89, No. 7, September/October 1970, pp. 1678-1688.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

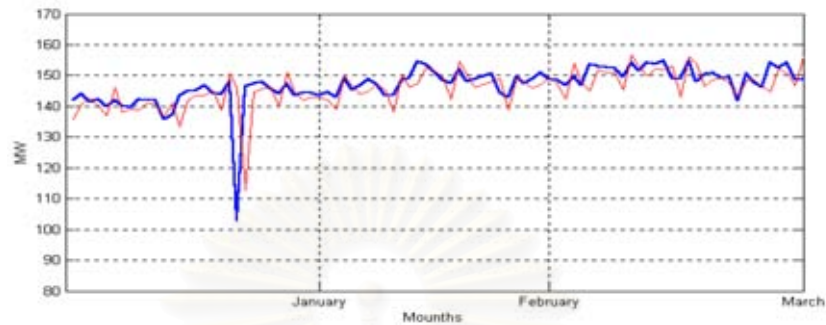


ภาคผนวก

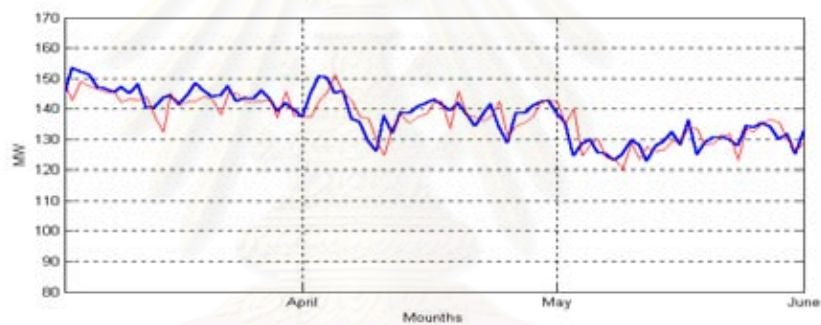
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ภาคผนวก ก

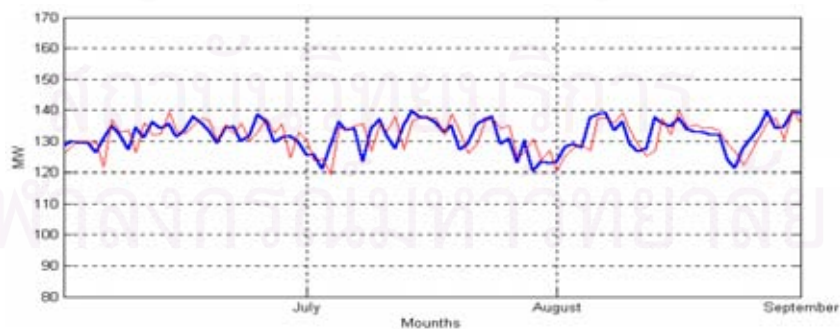
ก.1 ผลการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ต่ำสุดและค่าเฉลี่ย



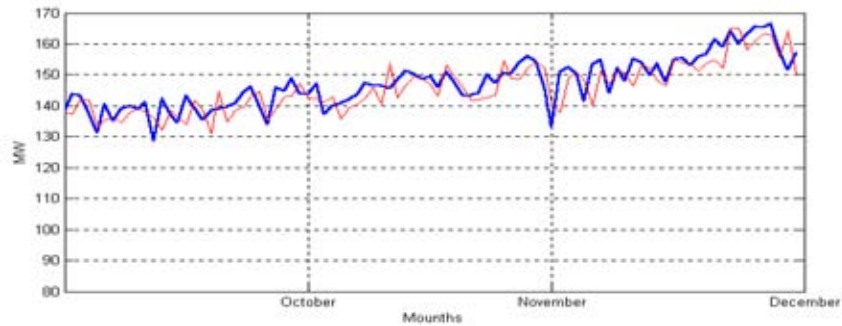
รูปที่ ก.1 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
 ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



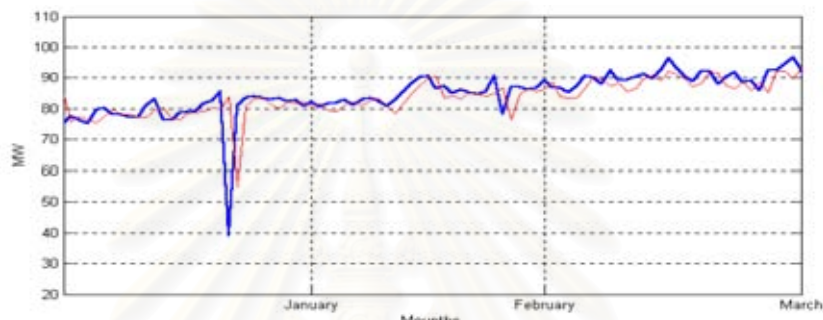
รูปที่ ก.2 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
 ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



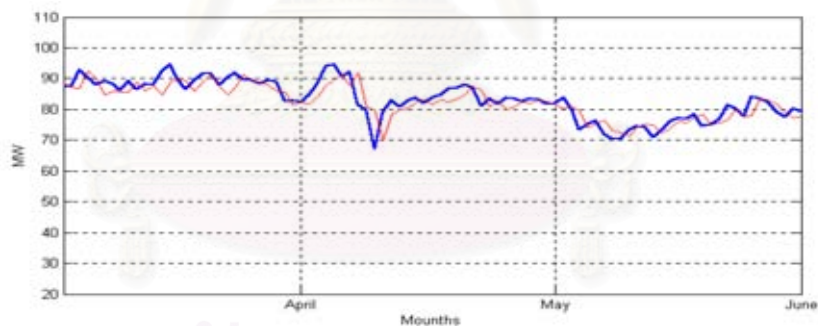
รูปที่ ก.3 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
 ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



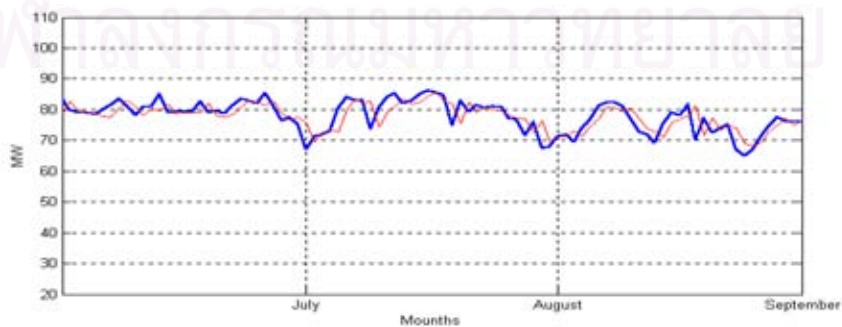
รูปที่ ก.4 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



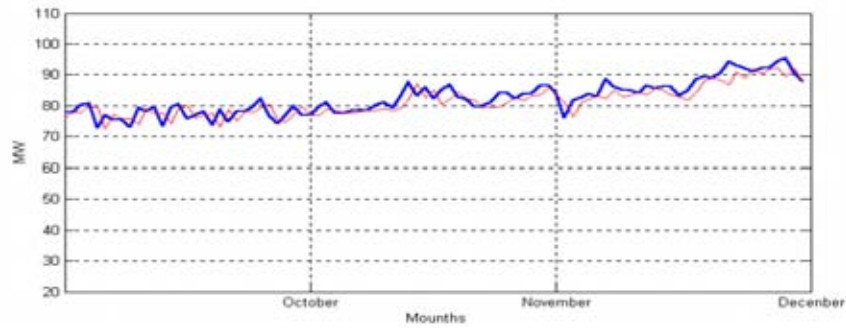
รูปที่ ก.5 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



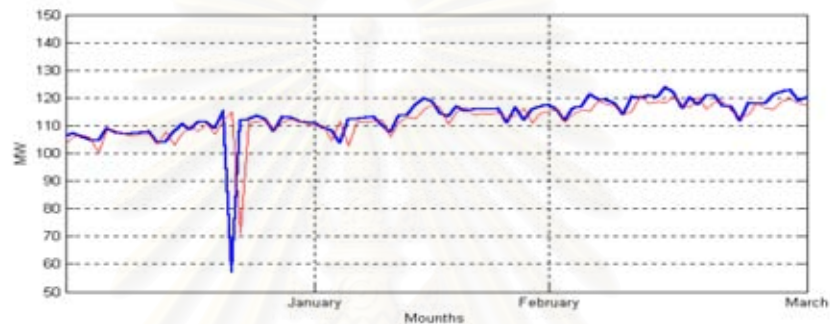
รูปที่ ก.6 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



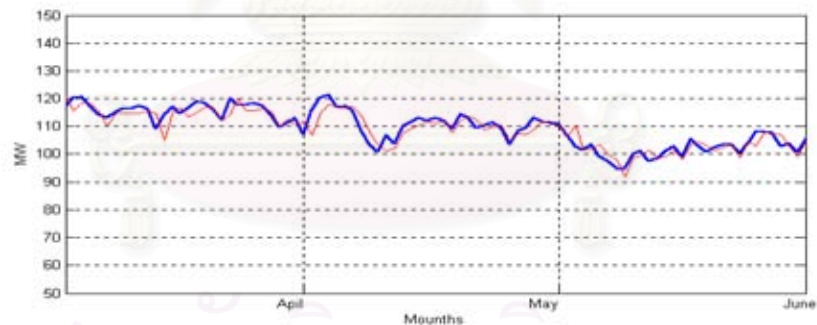
รูปที่ ก.7 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



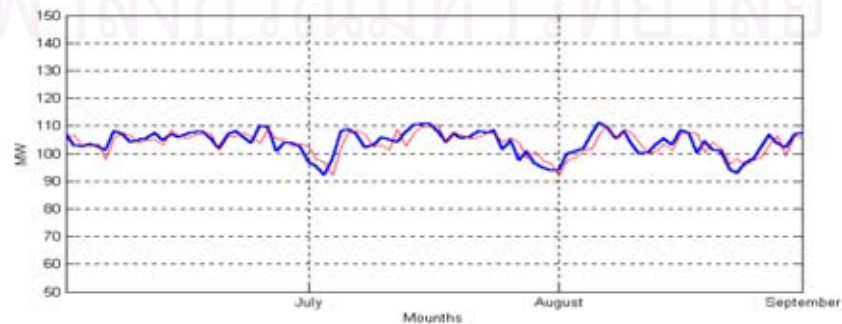
รูปที่ ก.8 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.9 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

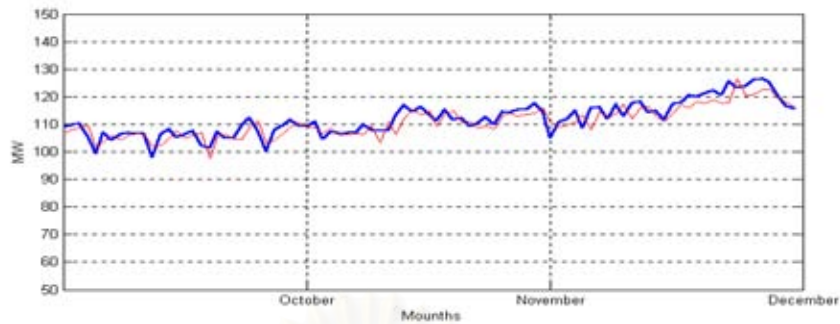


รูปที่ ก.10 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

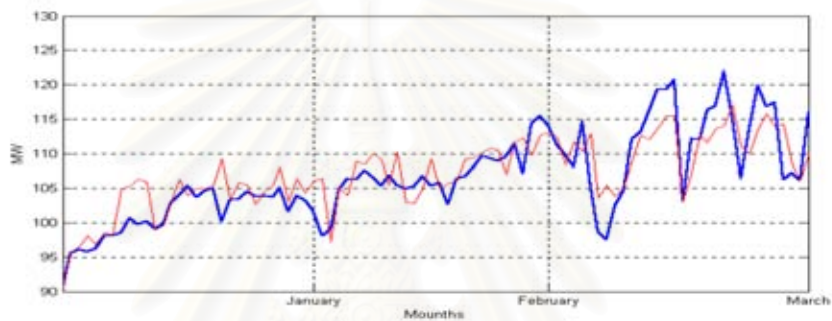


รูปที่ ก.11 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด

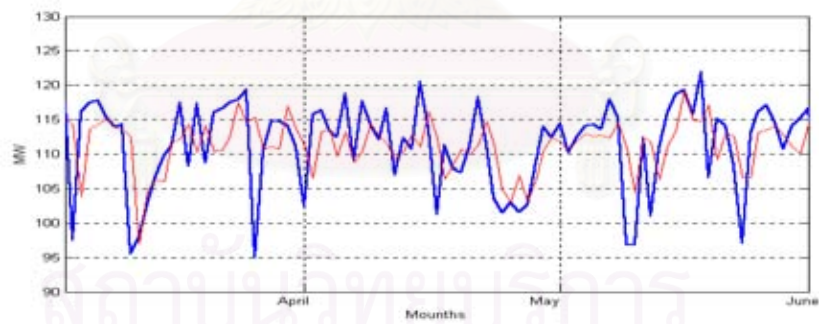
ประจำวันที 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



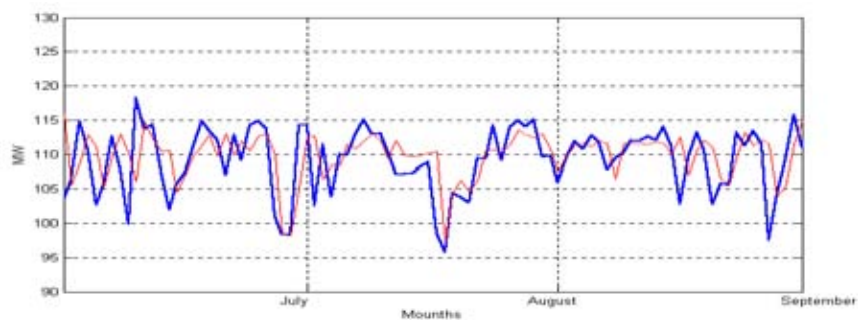
รูปที่ ก.12 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดภูเก็ต กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด
ประจำวันที 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



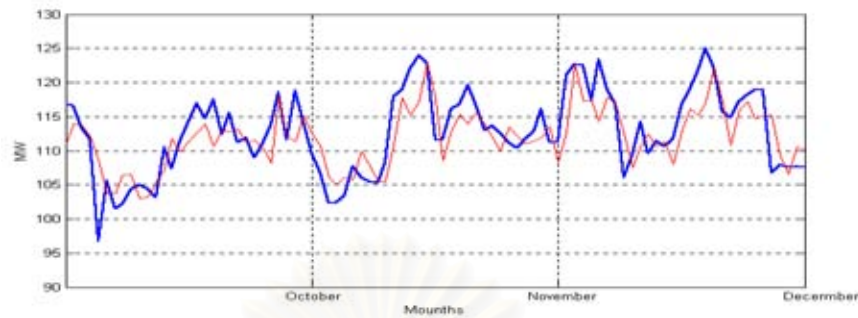
รูปที่ ก.13 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



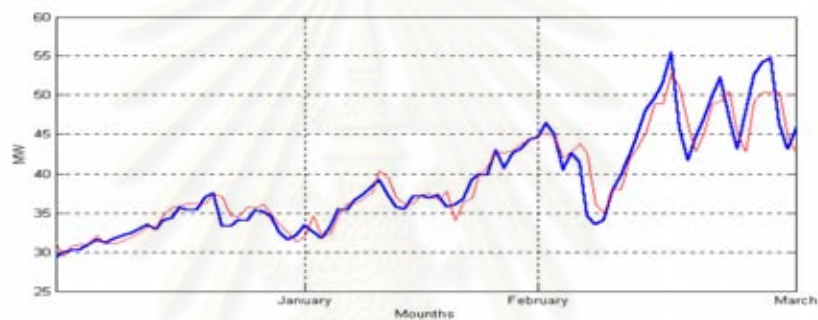
รูปที่ ก.14 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



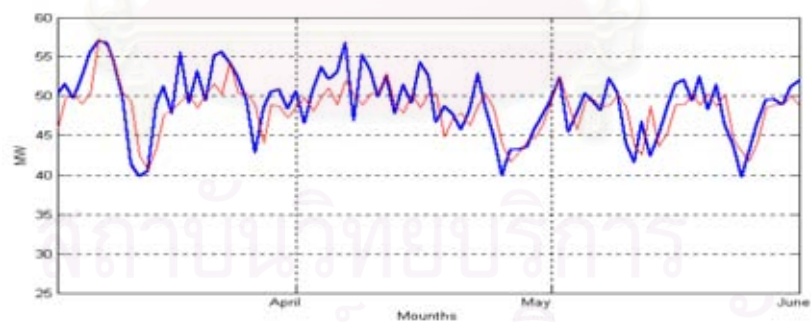
รูปที่ ก.15 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



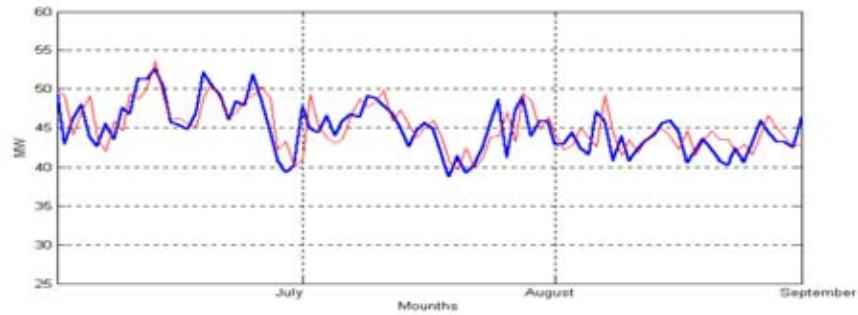
รูปที่ ก.16 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



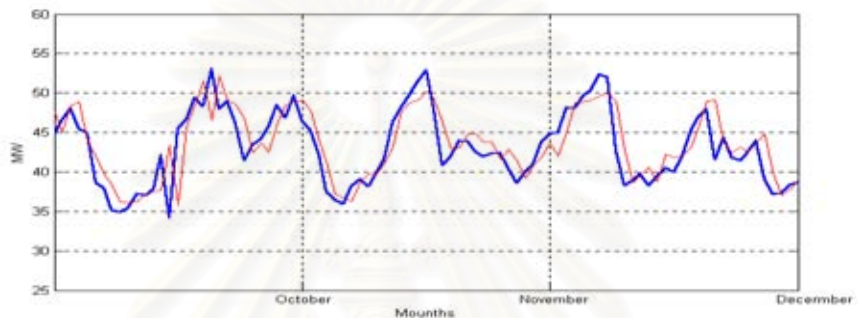
รูปที่ ก.17 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.18 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



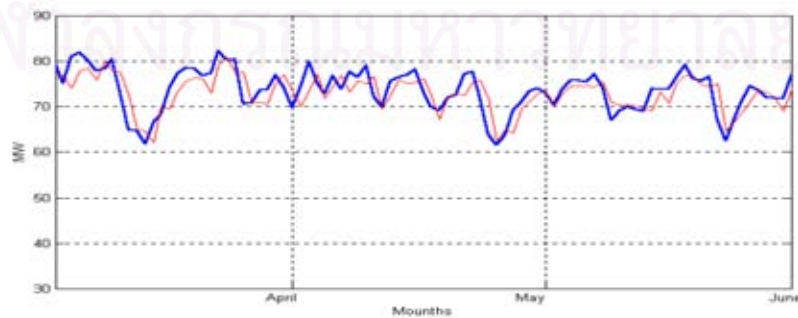
รูปที่ ก.19 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



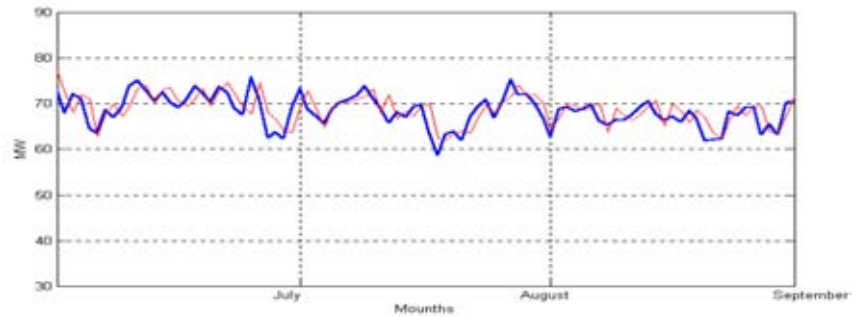
รูปที่ ก.20 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



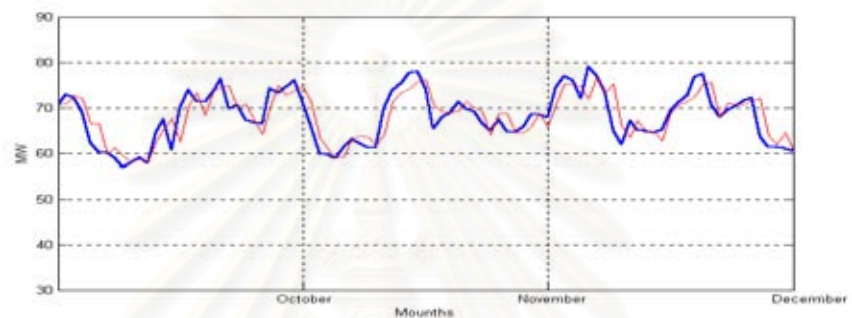
รูปที่ ก.21 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



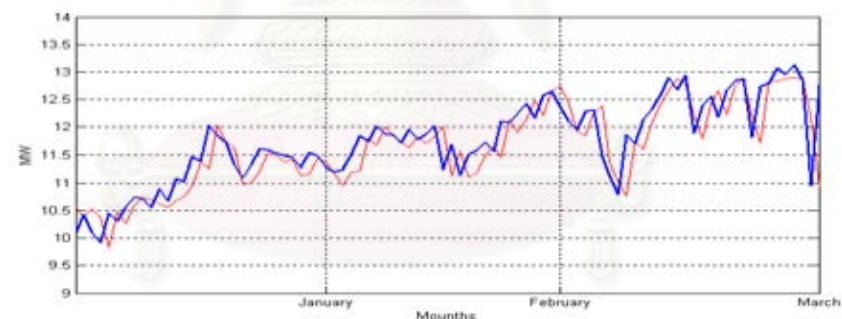
รูปที่ ก.22 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



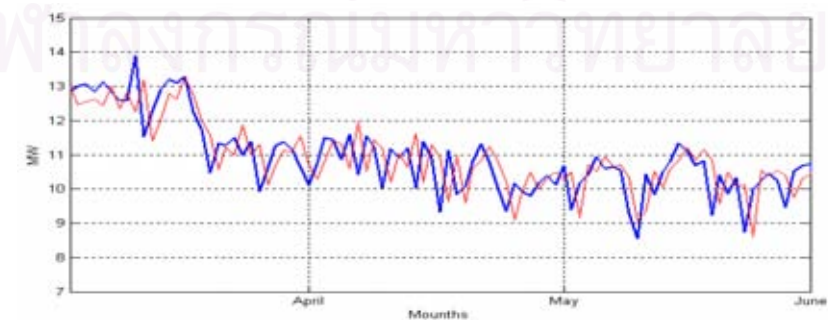
รูปที่ ก.23 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



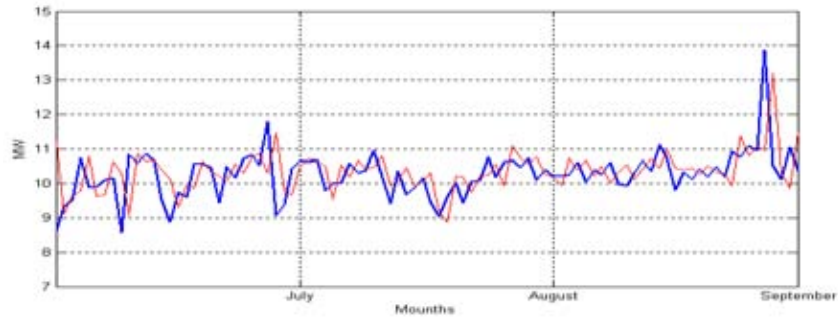
รูปที่ ก.24 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



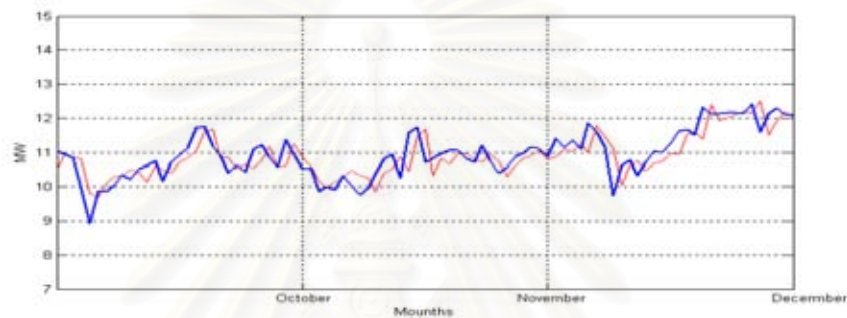
รูปที่ ก.25 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



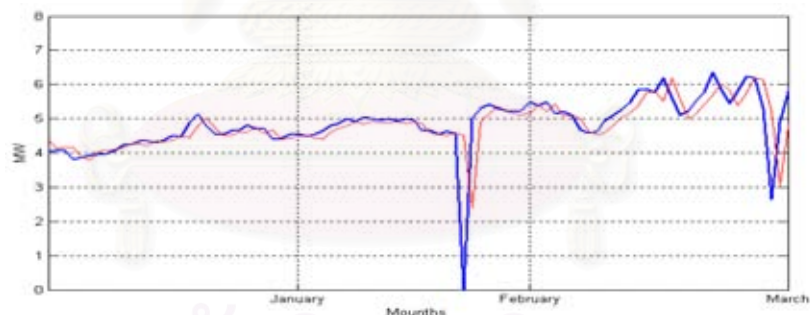
รูปที่ ก.26 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ _ คือ ค่าจริง และ _ คือ ค่าทำนาย



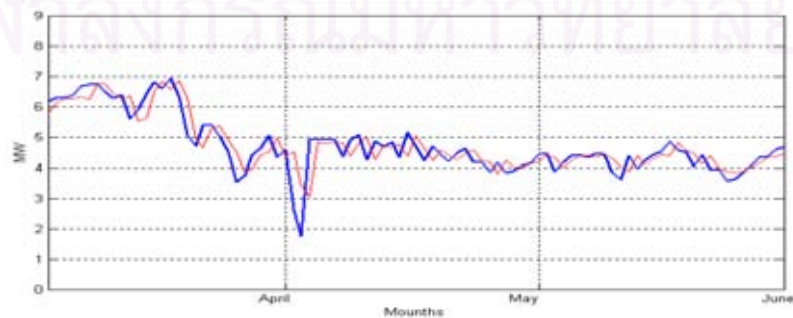
รูปที่ ก.27 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



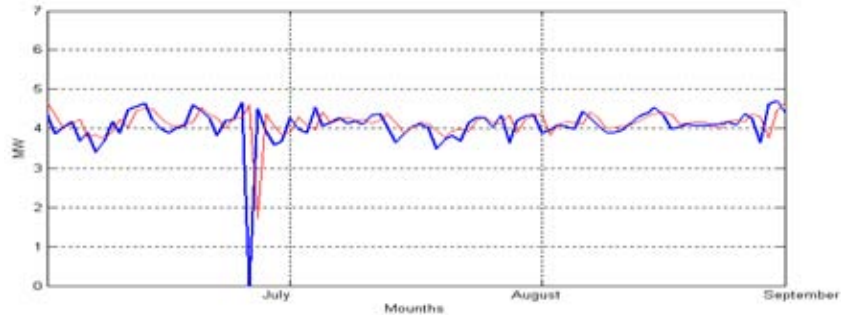
รูปที่ ก.28 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



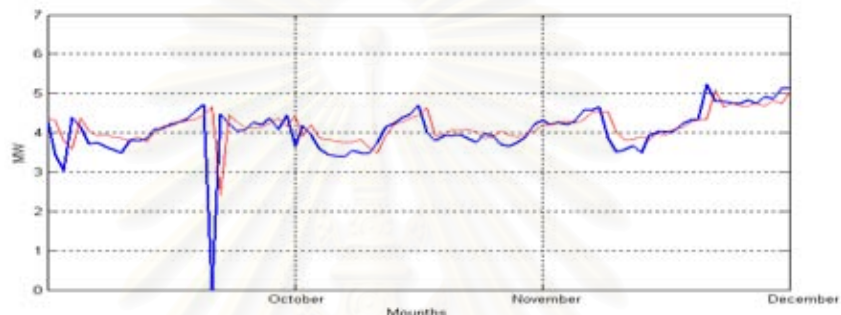
รูปที่ ก.29 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



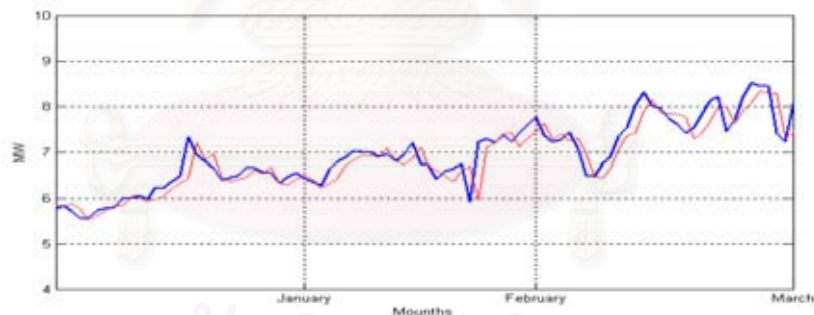
รูปที่ ก.30 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



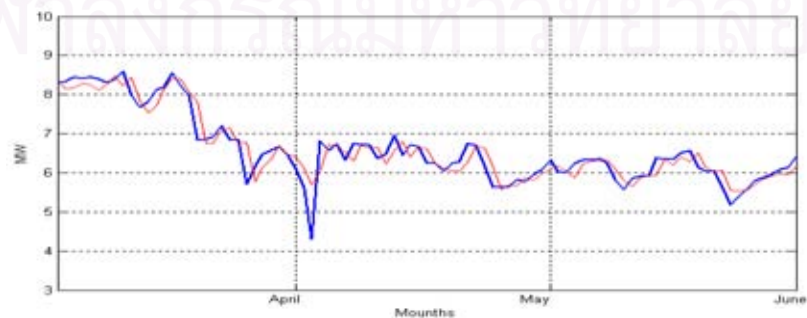
รูปที่ ก.31 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



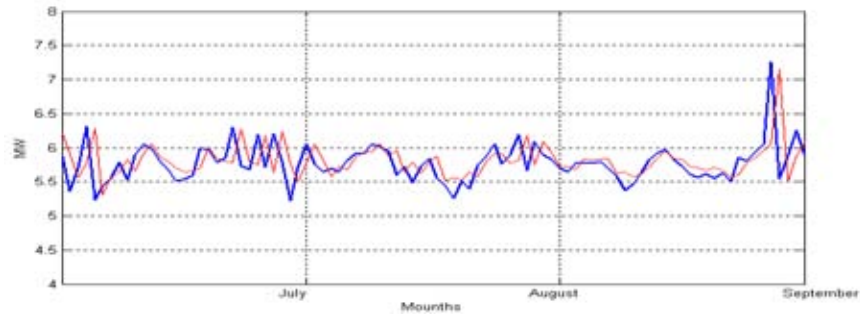
รูปที่ ก.32 ค่าความต้องการไฟฟ้าต่ำสุดของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



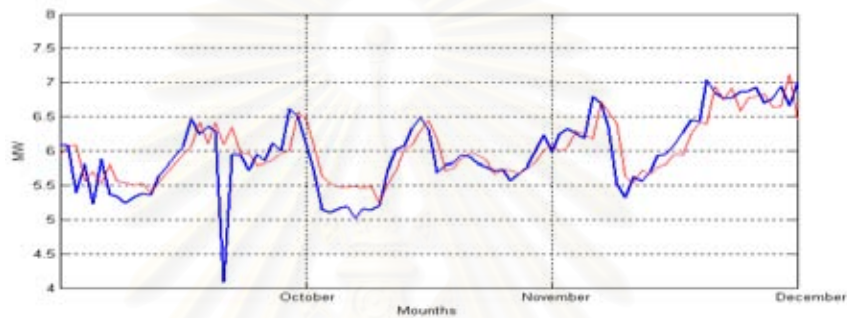
รูปที่ ก.33 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ม.ค. 2545 - 31 มี.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.34 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 เม.ย. 2545 - 30 มิ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

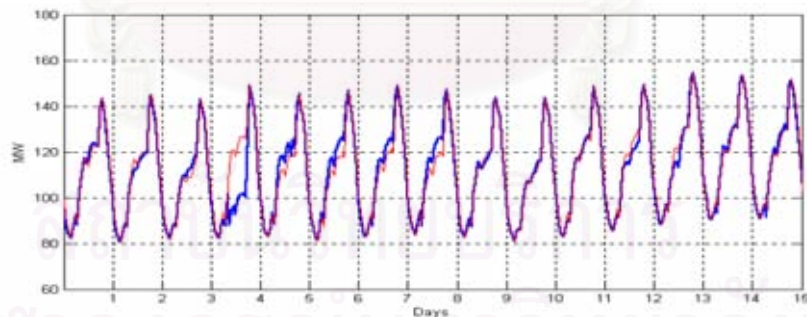


รูปที่ ก.35 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ก.ค. 2545 - 30 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

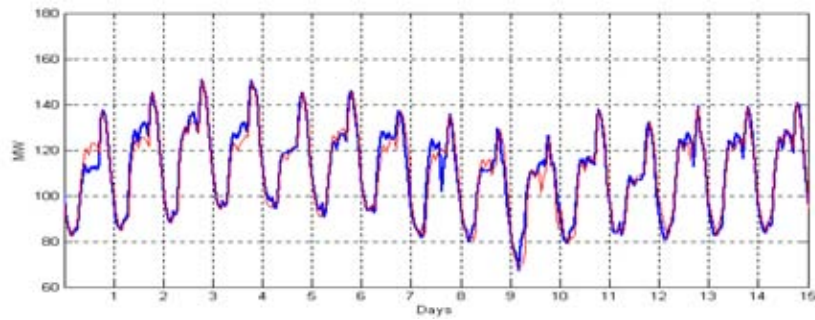


รูปที่ ก.36 ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยของจังหวัดอุบลราชธานี (เขตชนบท) กรณีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยต่ำที่สุด ประจำวันที่ 1 ต.ค. 2545 - 31 ธ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

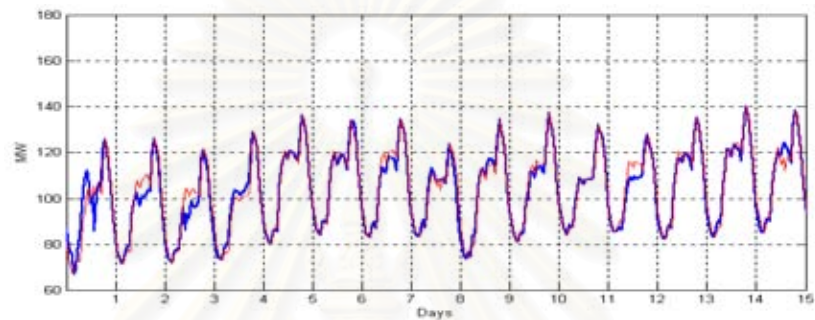
ก.2 ผลการทดสอบพยากรณ์กราฟลักษณะการใช้ไฟฟ้า



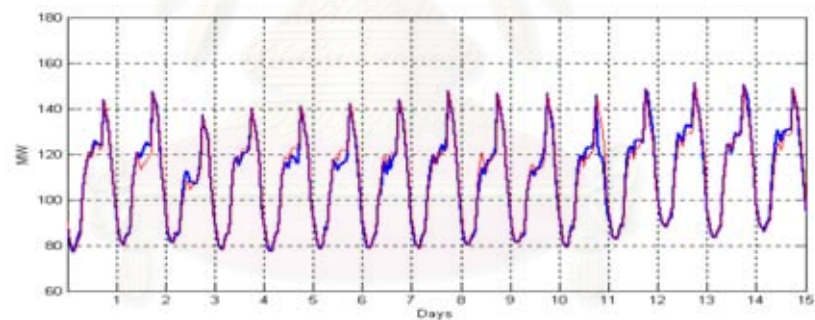
รูปที่ ก.37 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



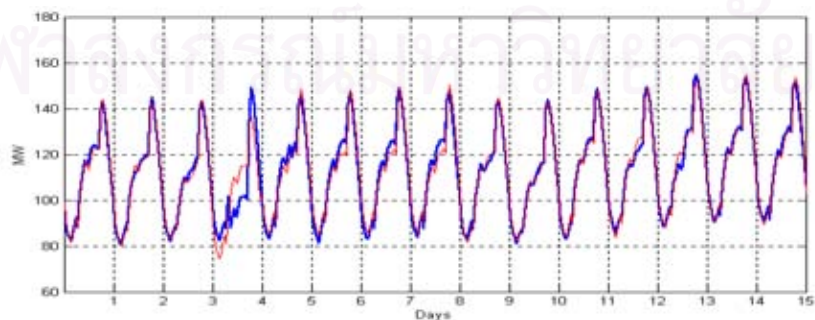
รูปที่ ก.38 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ศ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



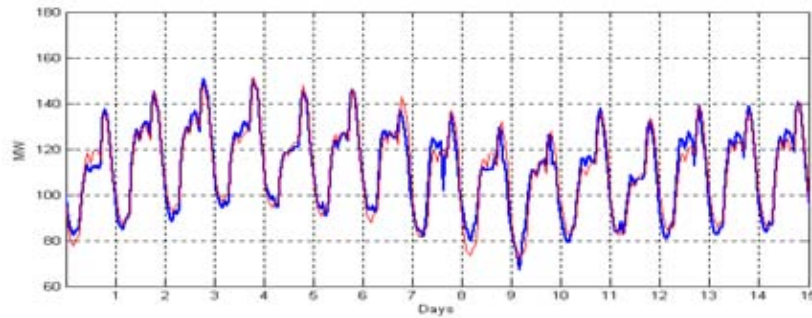
รูปที่ ก.39 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ศ.ศ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



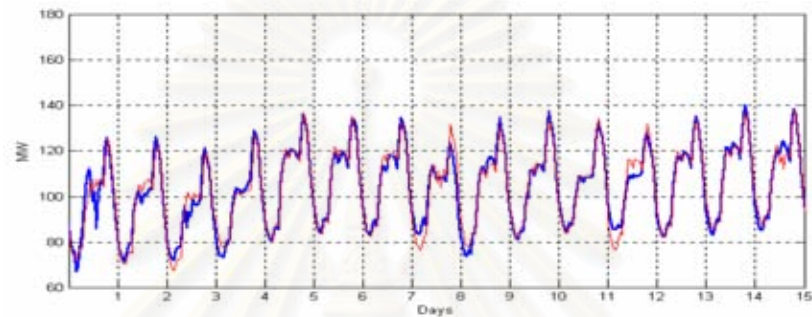
รูปที่ ก.40 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



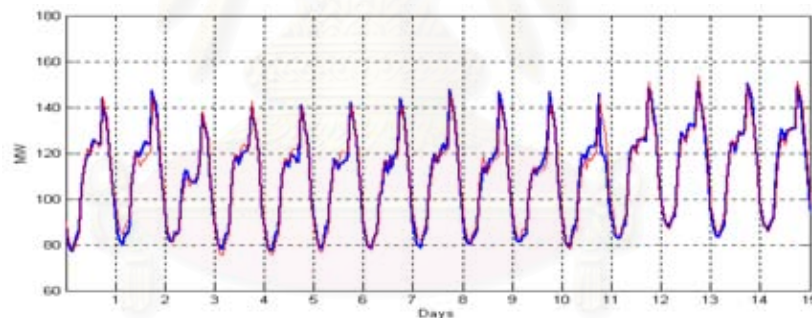
รูปที่ ก.41 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



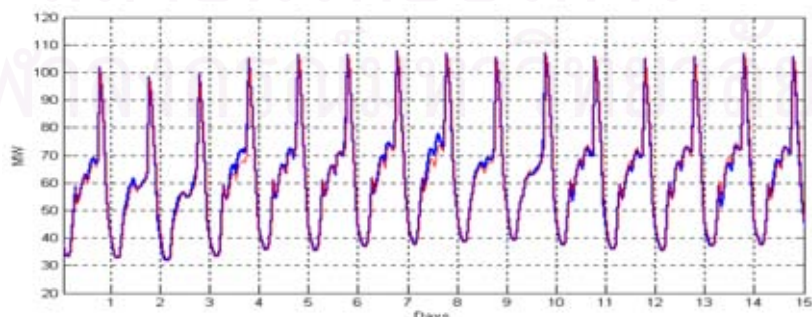
รูปที่ ก.42 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



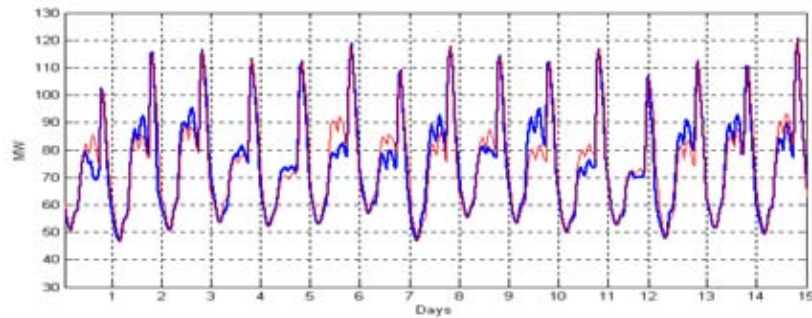
รูปที่ ก.43 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



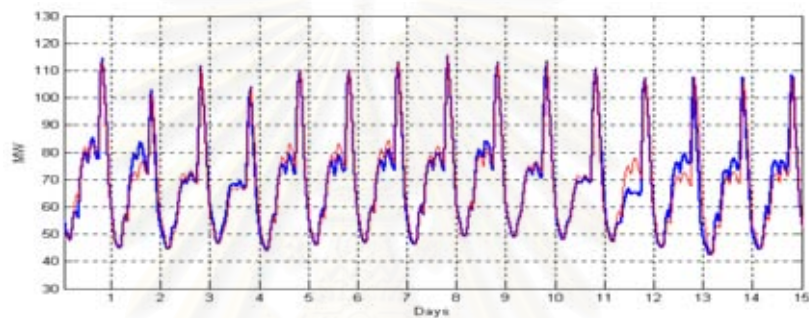
รูปที่ ก.44 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



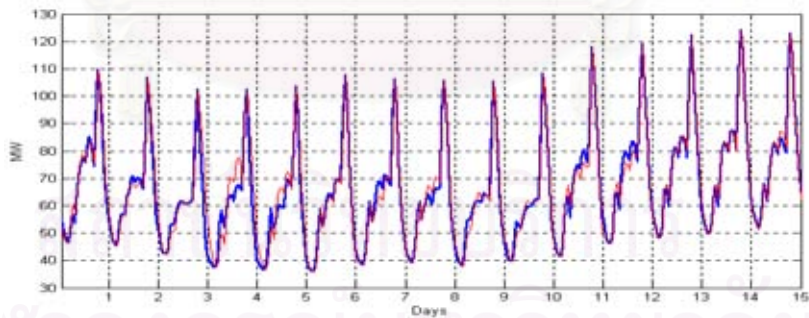
รูปที่ ก.45 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



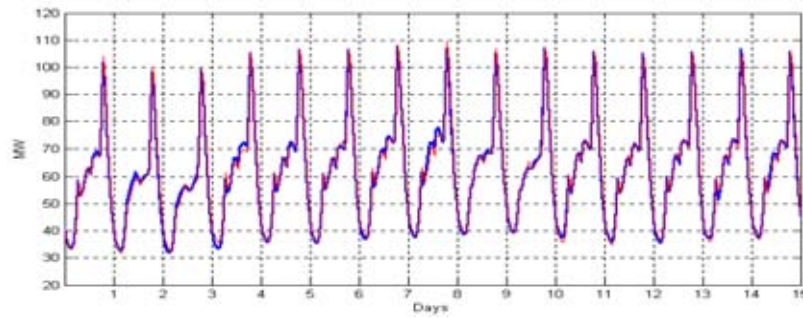
รูปที่ ก.46 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



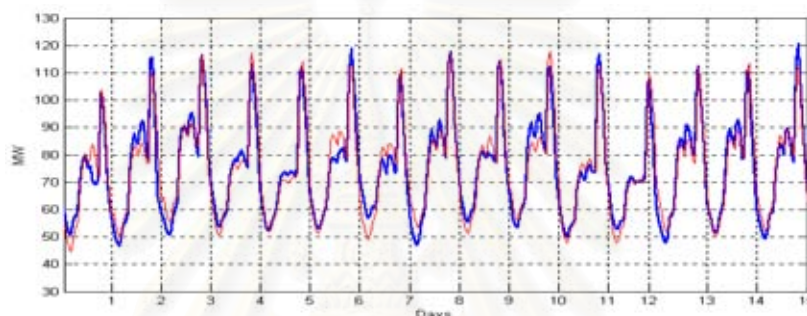
รูปที่ ก.47 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



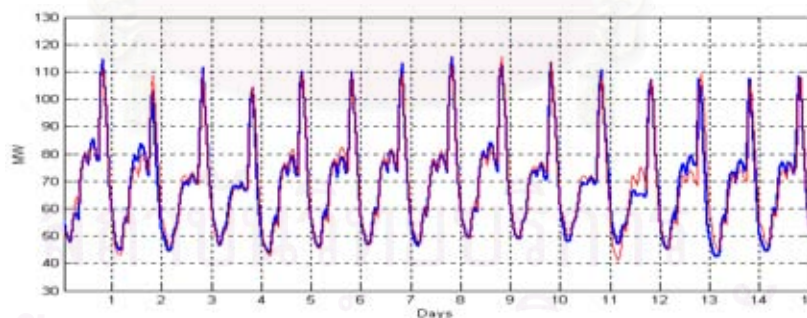
รูปที่ ก.48 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



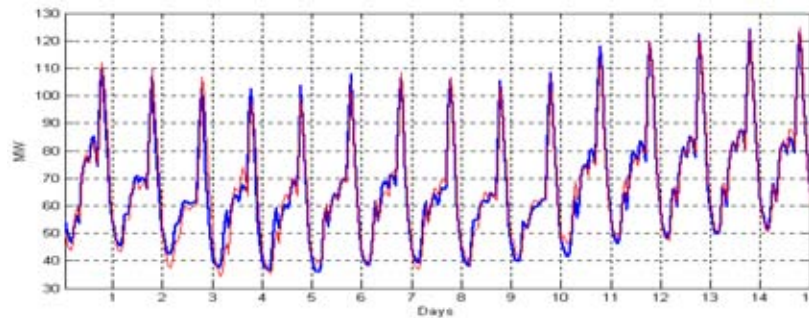
รูปที่ ก.49 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



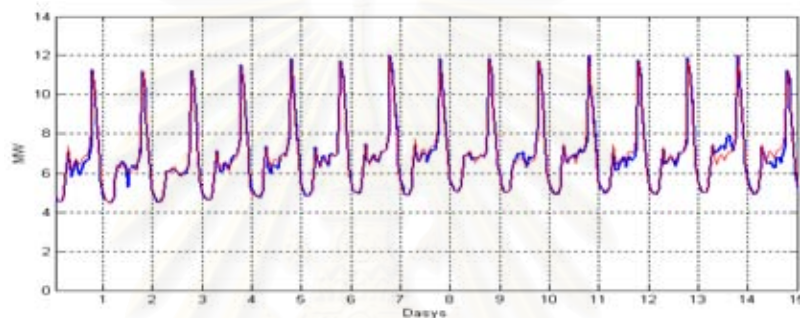
รูปที่ ก.50 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



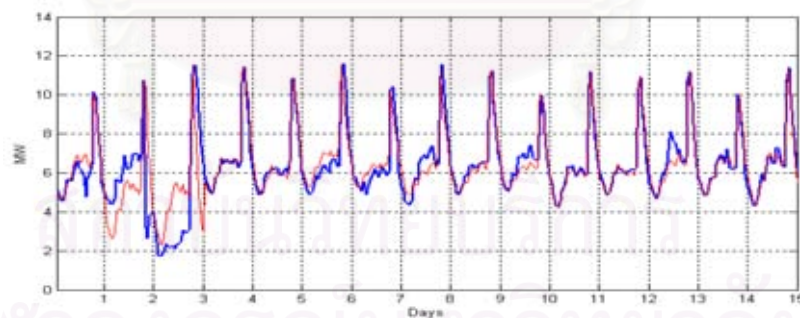
รูปที่ ก.51 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



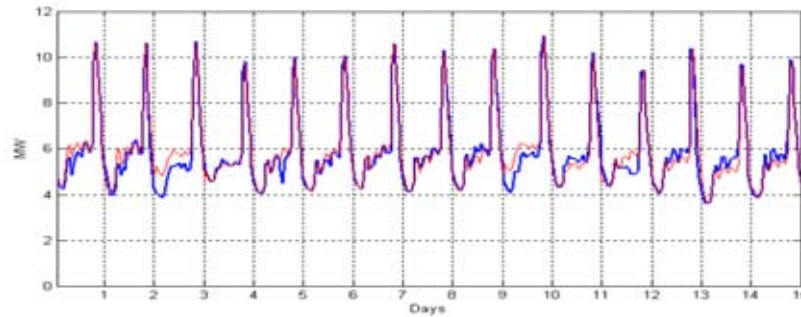
รูปที่ ก.52 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(อำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



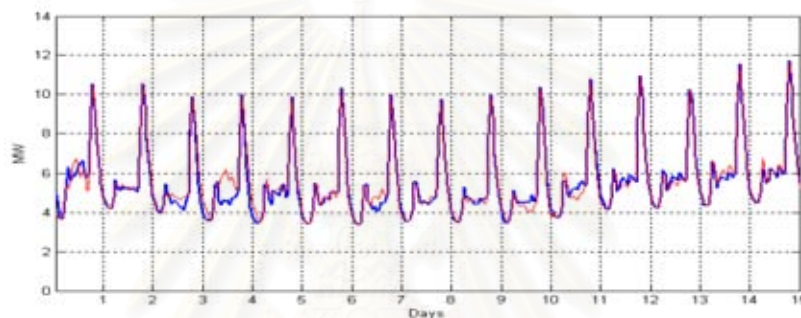
รูปที่ ก.53 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



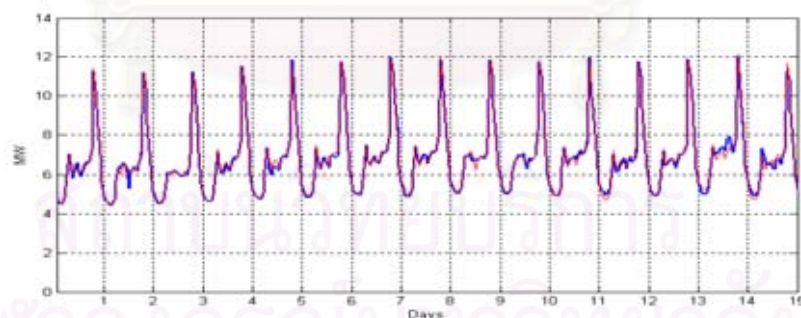
รูปที่ ก.54 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



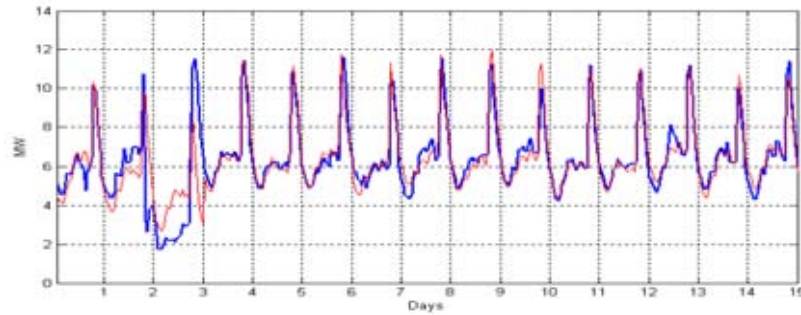
รูปที่ ก.55 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



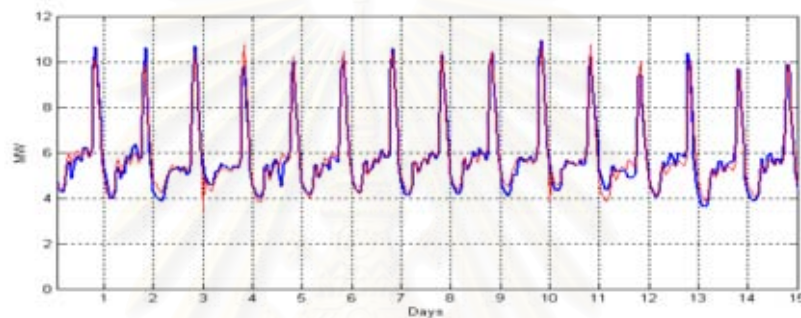
รูปที่ ก.56 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



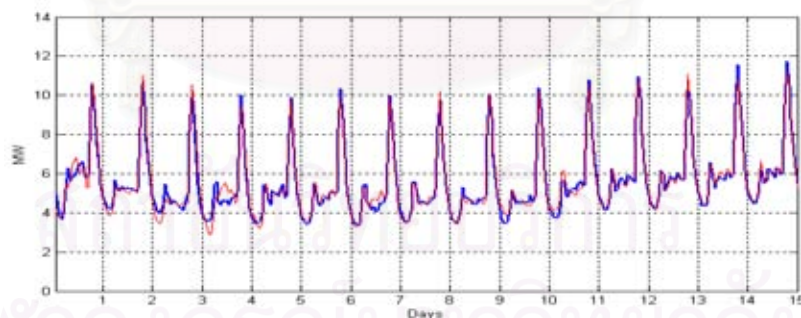
รูปที่ ก.57 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.58 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

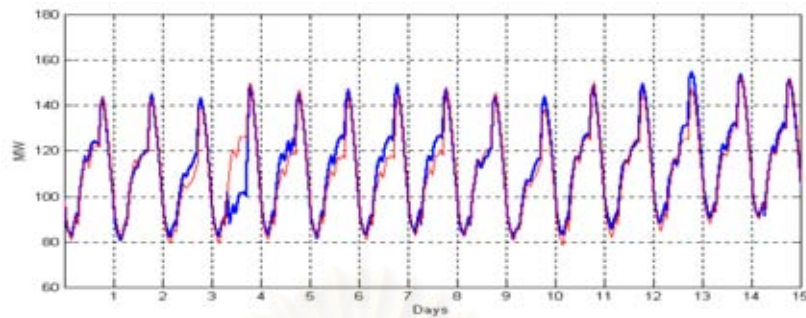


รูปที่ ก.59 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

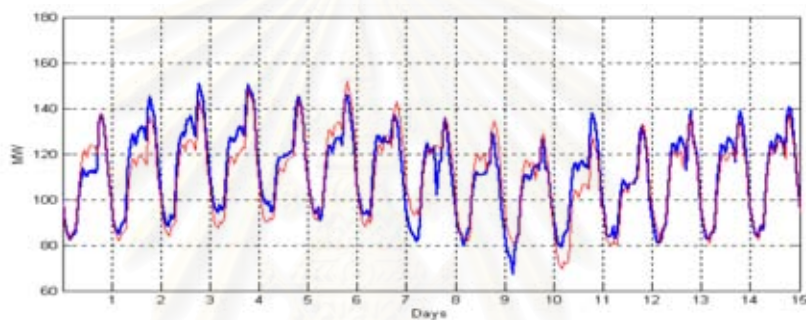


รูปที่ ก.60 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี(เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

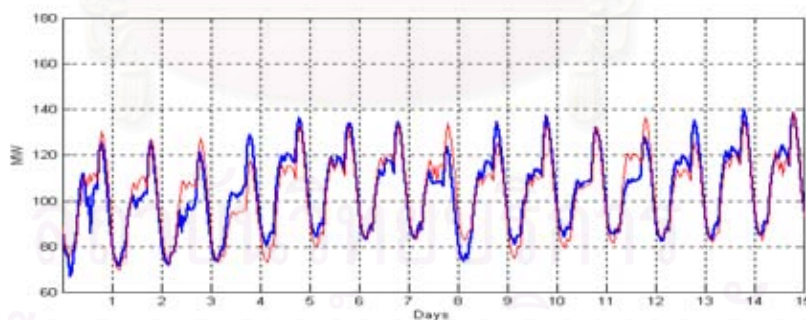
ก.3 ผลการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าประจำวันแบบรายชั่วโมง



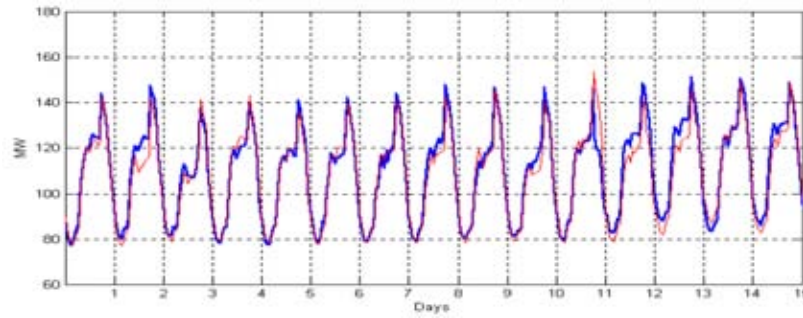
รูปที่ ก.61 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



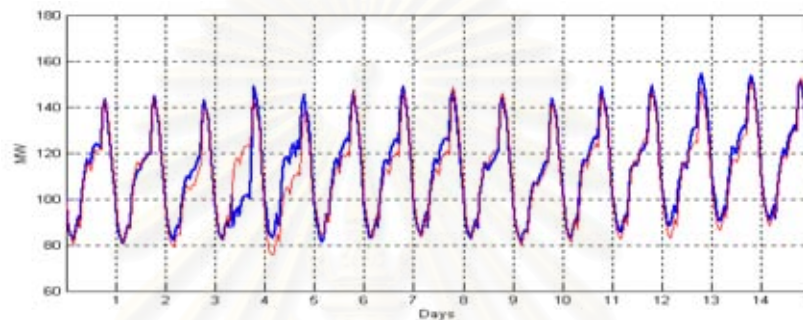
รูปที่ ก.62 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



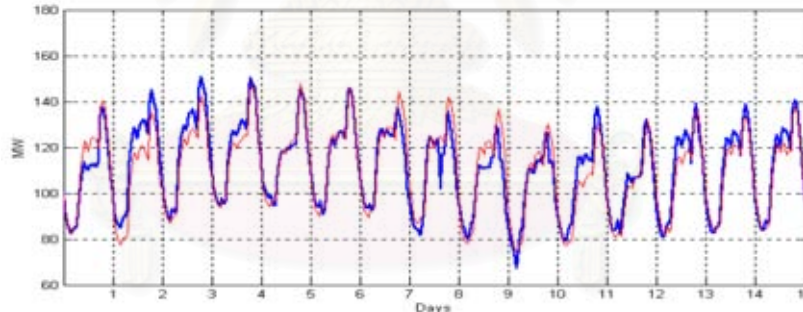
รูปที่ ก.63 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



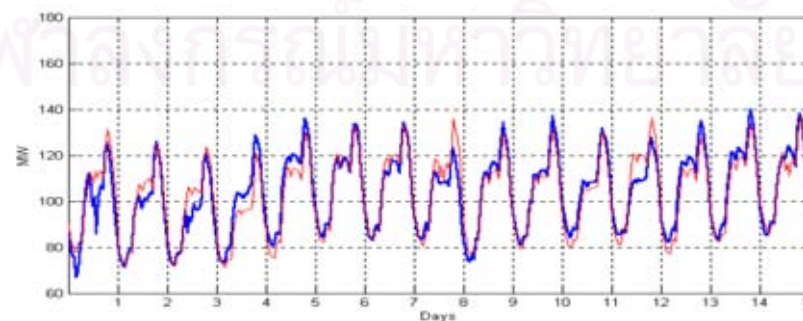
รูปที่ ก.64 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



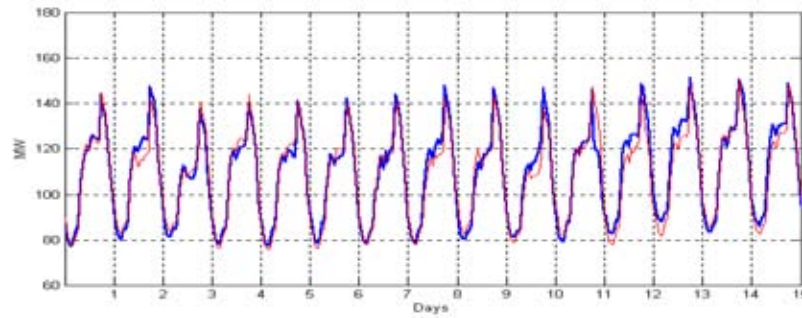
รูปที่ ก.65 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



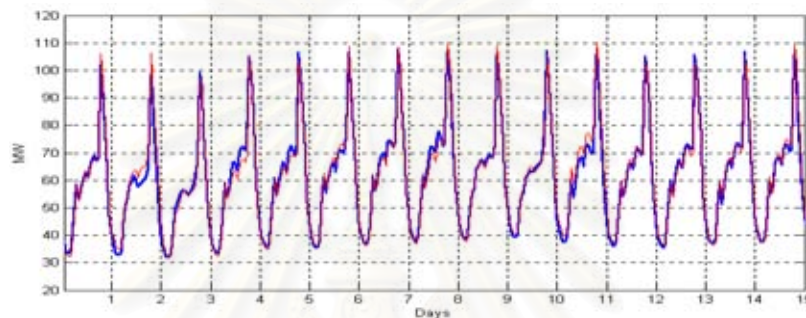
รูปที่ ก.66 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



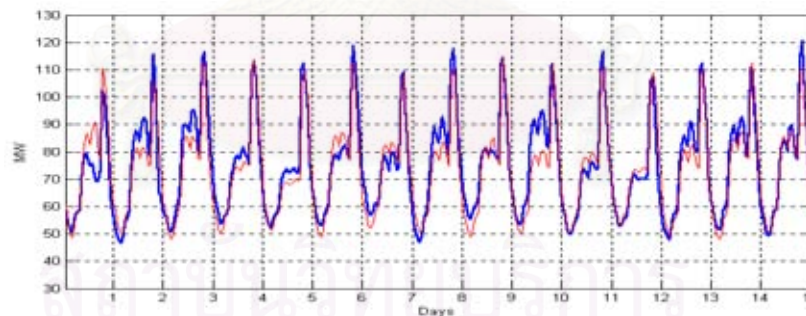
รูปที่ ก.67 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



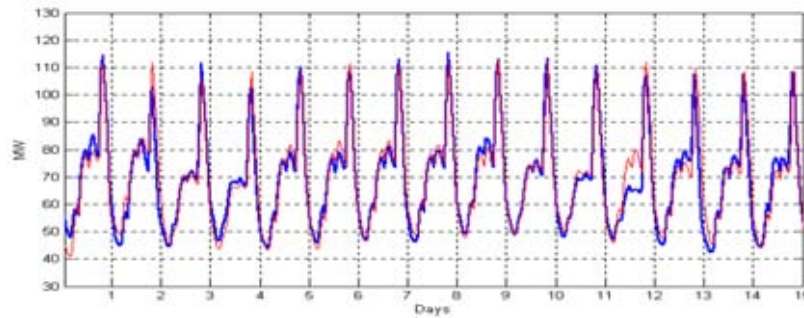
รูปที่ ก.68 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.ภูเก็ต ประจำปีที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



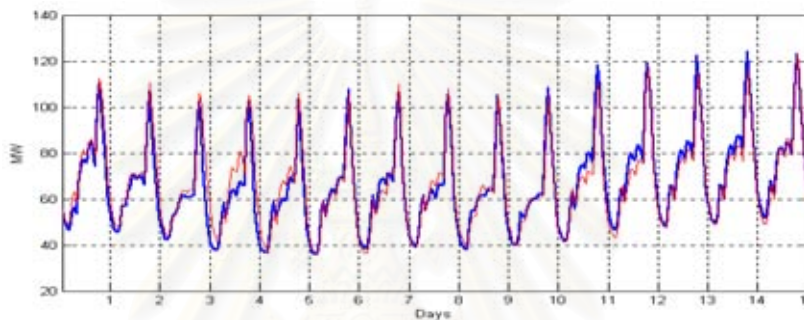
รูปที่ ก.69 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำปีที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



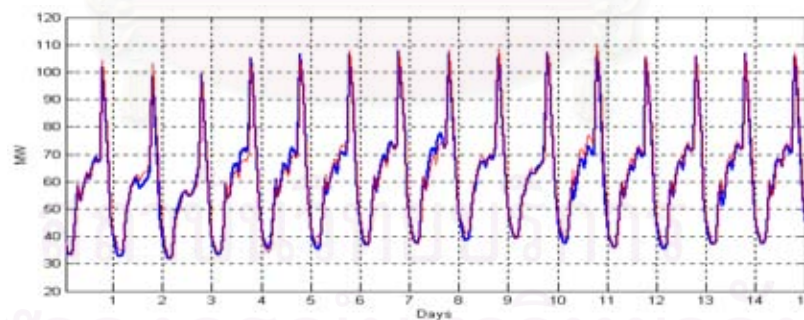
รูปที่ ก.70 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำปีที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



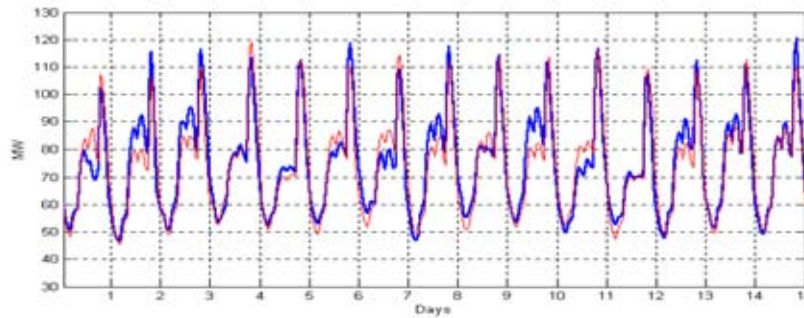
รูปที่ ก.71 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



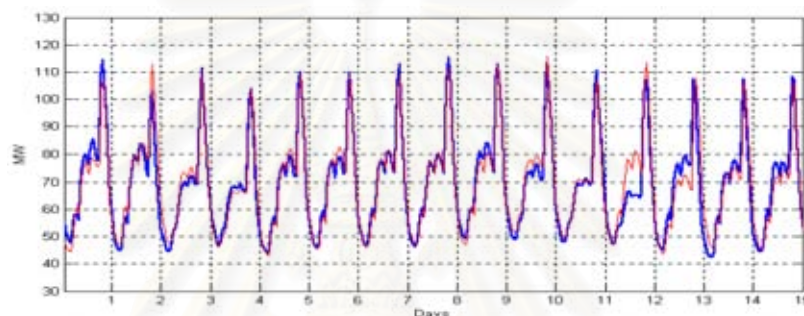
รูปที่ ก.72 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



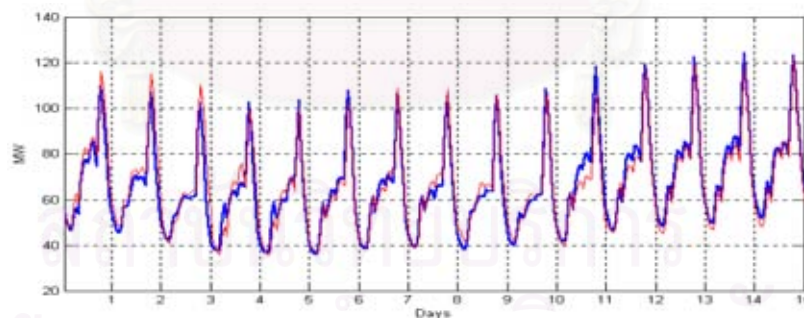
รูปที่ ก.73 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



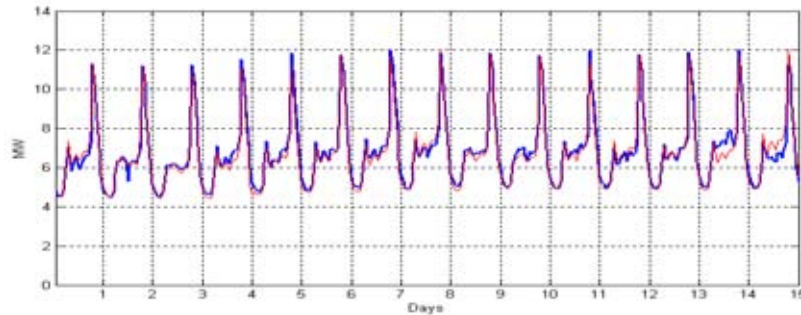
รูปที่ ก.74 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



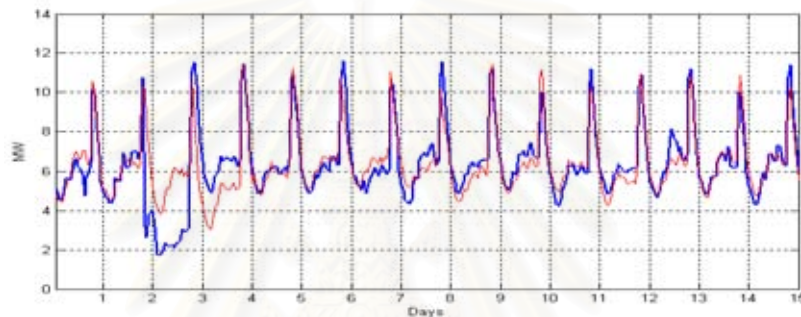
รูปที่ ก.75 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



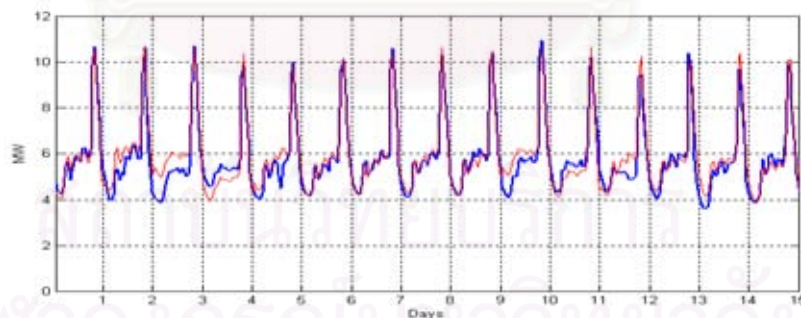
รูปที่ ก.76 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตอำเภอเมือง) ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



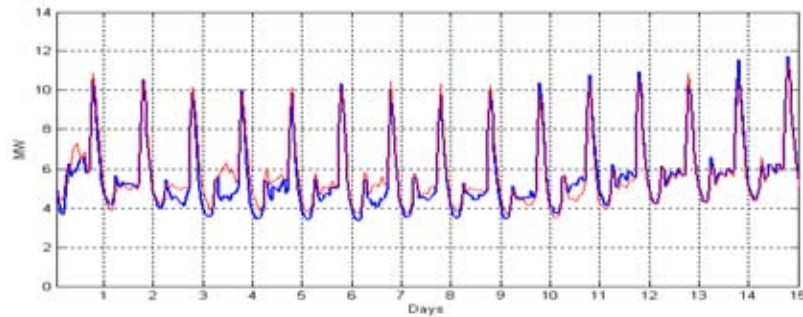
รูปที่ ก.77 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



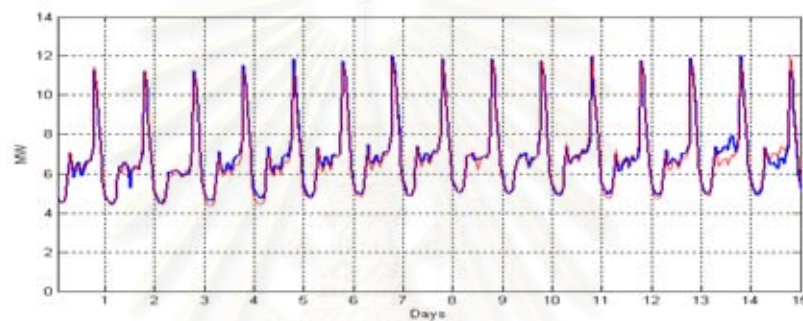
รูปที่ ก.78 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



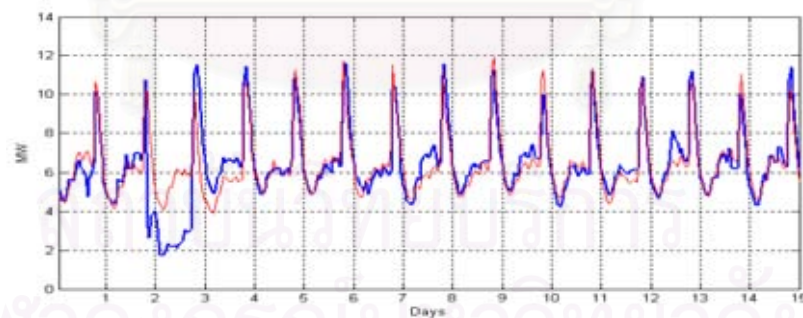
รูปที่ ก.79 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



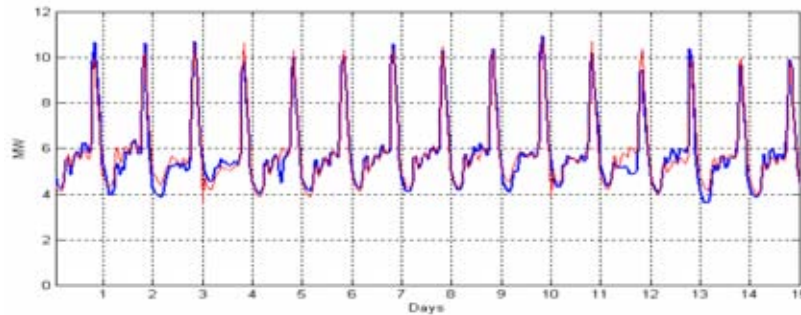
รูปที่ ก.80 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



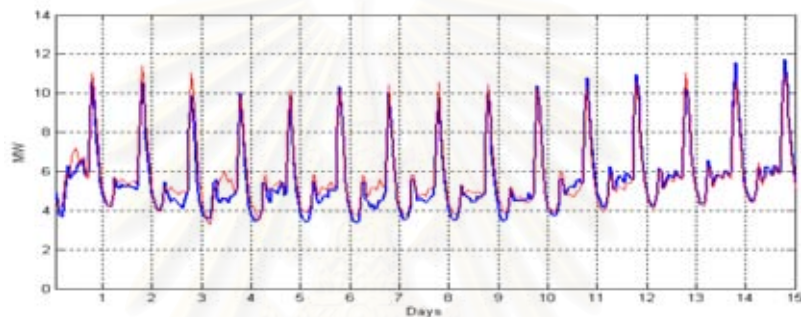
รูปที่ ก.81 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.82 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

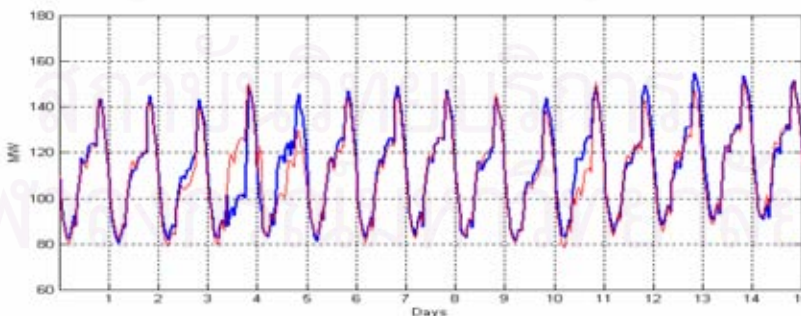


รูปที่ ก.83 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

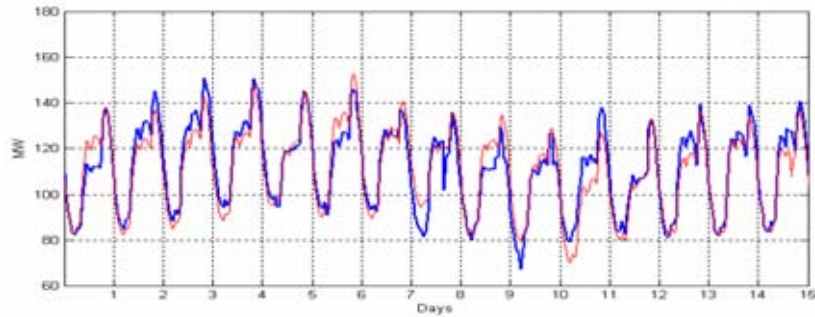


รูปที่ ก.84 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเมื่อใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าเฉลี่ยเป็นค่าเปรียบเทียบของ จ.อุบลราชธานี (เขตชนบท) ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

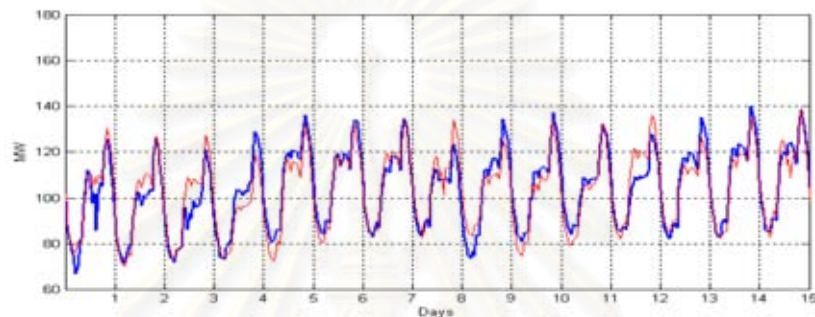
ก.4 ผลการทดสอบพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX



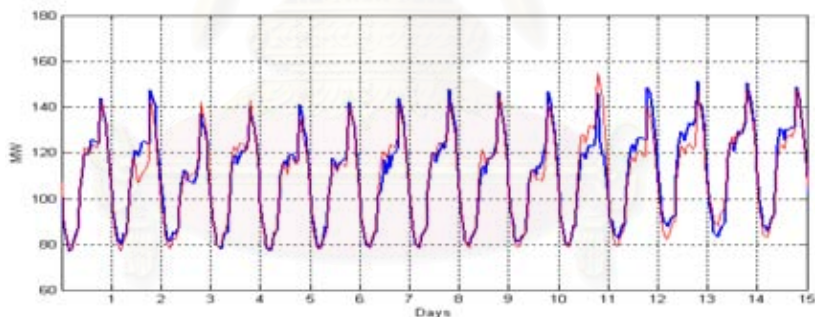
รูปที่ ก.85 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดภูเก็ต ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



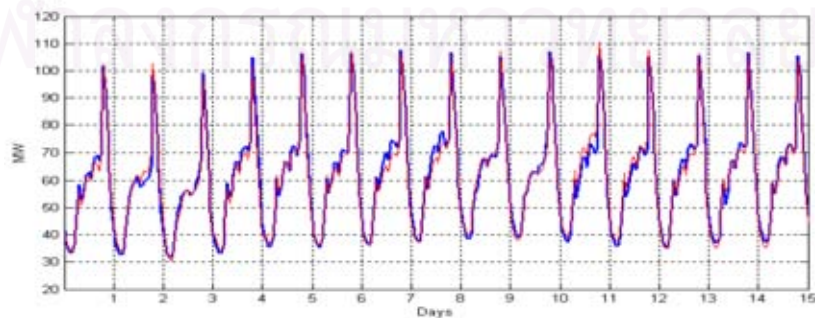
รูปที่ ก.86 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดภูเก็ต
ประจำวันที 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



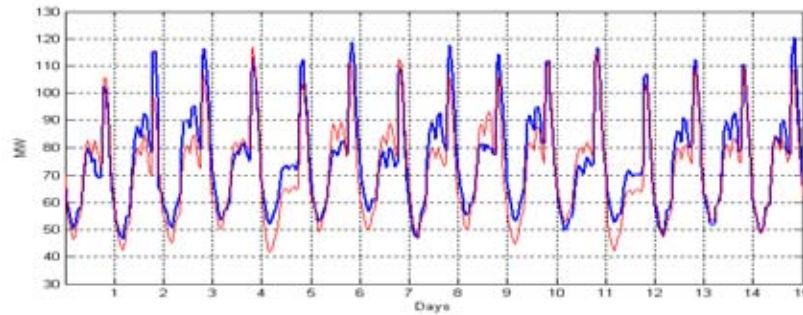
รูปที่ ก.87 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดภูเก็ต
ประจำวันที 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



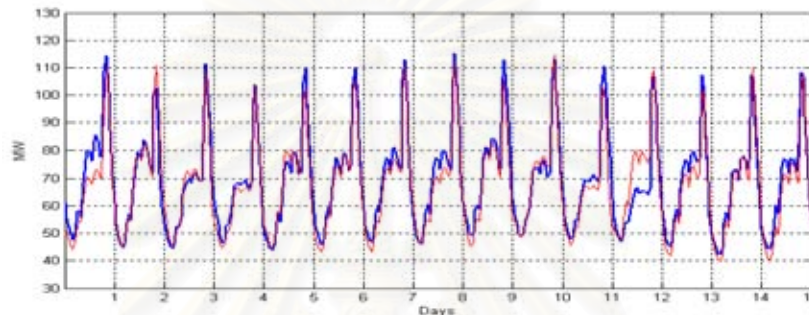
รูปที่ ก.88 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดภูเก็ต
ประจำวันที 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



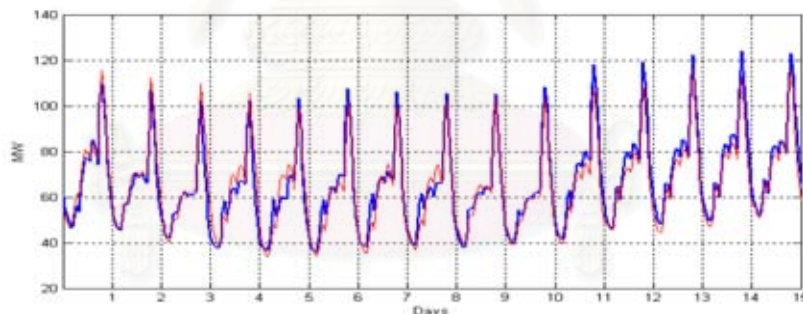
รูปที่ ก.89 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



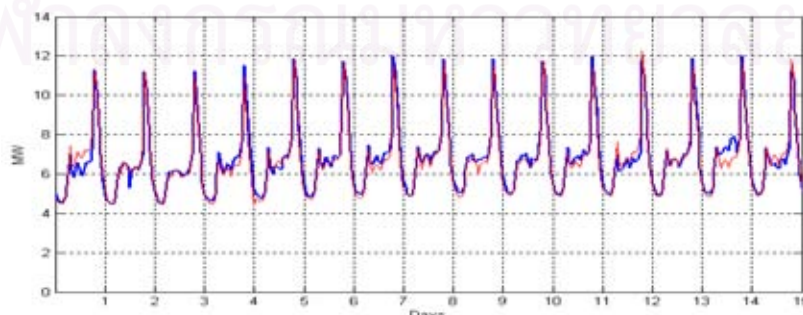
รูปที่ ก.90 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



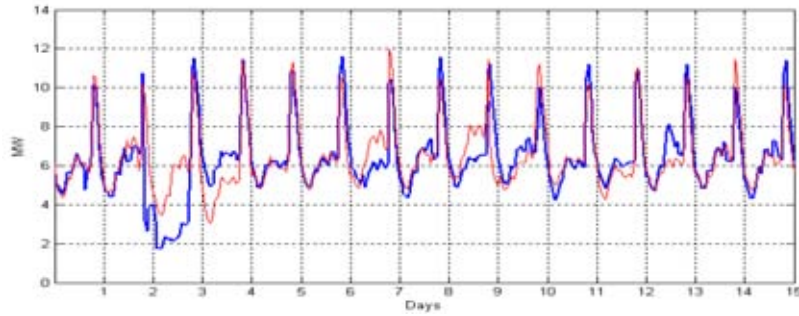
รูปที่ ก.91 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



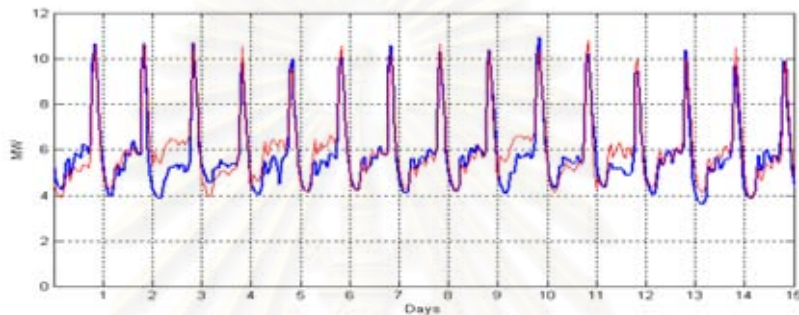
รูปที่ ก.92 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตอำเภอเมือง ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



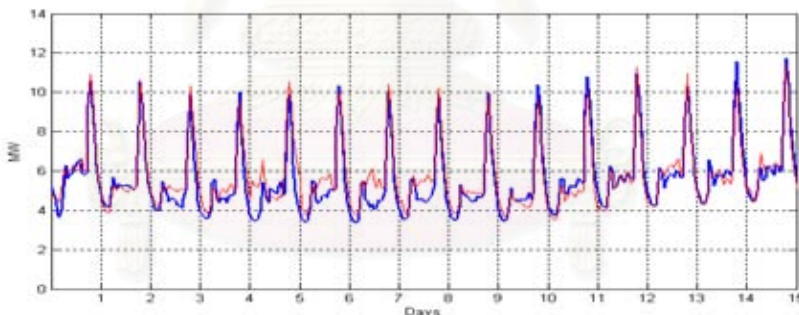
รูปที่ ก.93 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัด
อุบลราชธานีเขตชนบท ประจำวันที่ 1-15 ก.พ. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.94 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท ประจำวันที่ 1-15 พ.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.95 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท ประจำวันที่ 1-15 ส.ค. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย



รูปที่ ก.96 การพยากรณ์กราฟพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าด้วยแบบจำลอง SARIMAX ของจังหวัดอุบลราชธานีเขตชนบท ประจำวันที่ 1-15 พ.ย. 2545 เมื่อ — คือ ค่าจริง และ — คือ ค่าทำนาย

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายเมธี ทรกุลพันธ์ เกิดเมื่อวันที่ 4 กรกฎาคม พ.ศ. 2523 ที่ จังหวัดขอนแก่น สำเร็จการศึกษาปริญญาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยเมื่อปี พ.ศ. 2543 จากนั้นได้ศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย