

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

SHORT-TERM LOAD FORECAST USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

นฤมล สิงห์เกียรติกุล
NARUEMON SINGTEINTRAKUL

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

KMITL-2007-EN-M-020-017

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

**SHORT-TERM LOAD FORECAST USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**



นฤมล ชิงเดี่ยวระกูล

NARUEMON SINGTEINTRAKUL

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2550

KMITL – 2007 – EN – M – 020 – 017

**SHORT-TERM LOAD FORECAST USING
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

NARUEMON SINGTEINTRAKUL

**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES
KING MONGUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

2007

KMITL – 2007 – EN – M – 020 - 017

COPYRIGHT 2007

SCHOOL OF GRADUTE STUDIES

KING MONGKUT'S OF TECHNOLOGY LADKRABANG

| | |
|-----------------------------|---|
| หัวข้อวิทยานิพนธ์ | การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม |
| นักศึกษา | นางสาวณฤมล ชิ่งเถียรตระกูล |
| รหัสนักศึกษา | 45060125 |
| ปริญญา | วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต |
| สาขาวิชา | วิศวกรรมไฟฟ้า |
| พ.ศ. | 2550 |
| อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ | รศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร |

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายแรงดัน 22 เควี วงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2 วงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2 และวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลนของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 3 (ภาคกลาง) จังหวัดนครปฐม โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) ชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Learning Algorithm) ลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการพลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟ กับ อุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด มาร่วมวิเคราะห์ และในการศึกษานี้จะใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (Multiple Coefficient of Determination : R^2) ด้วยโปรแกรม SPSS มาทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่นำมาใช้ในการพยากรณ์

| | |
|-----------------------|---|
| Thesis Title | Short-term Load Forecast using Artificial Neural Networks |
| Student | Ms. Naruemon Singteintrakul |
| Student ID. | 45060125 |
| Degree | Master of Engineering |
| Program | Electrical Engineering |
| Year | 2007 |
| Thesis Advisor | Assoc.Prof.Dr.Somchat Jiriwibhakorn |

ABSTRACT

This thesis studied the short-term load forecasting for feeder number 2 outgoing of Nakhonchaisi 2 substation, feeder number 1 outgoing of Puttamonthon 2 substation and feeder number 1 outgoing of Banglane substation of Provincial Electricity Authority Area 3 (Central) Nakhonpathom using Artificial Neural Network (ANN) with back-propagation learning algorithm and supervised learning. The Artificial Neural Network can consider the effect of temperature (max-min) and relative humidity on load. The study uses the multiple coefficient of determination with SPSS software program and tests the relation of variables in the forecasting.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องจากผู้จัดทำได้รับความช่วยเหลือจากบุคคลผู้มีพระคุณหลายๆ ท่าน ดังนี้

รศ.ดร. สมชาติ จิรวិภากร อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้คำแนะนำเสนอแนะแนวความคิดในการแก้ไขปัญหา และให้คำปรึกษาในเรื่องต่างๆ มาโดยตลอด อีกทั้งยังคงคอยเป็นกำลังใจให้วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

สถานีไฟฟ้านครชัยศรี 2, สถานีไฟฟ้าพุทธรักษา 2 และสถานีไฟฟ้าบางเลน การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลโหลด

สถานีตรวจวัดสภาพอากาศ อ.กำแพงแสน จ.นครปฐม ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลอุณหภูมิ กองแผนงานระบบไฟฟ้า ฝ่ายวางแผนระบบไฟฟ้า การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับการพยากรณ์โหลดระดับมหภาคและจุลภาคของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

แผนกวางแผนระบบไฟฟ้า กองแผนงานและปฏิบัติการ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม ที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับการปรับปรุงค่าการพยากรณ์โหลดระดับจุลภาคของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

แผนกอุปกรณ์ควบคุม กองควบคุมและบำรุงรักษา การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ.นครปฐม ที่ให้ข้อมูลเกี่ยวกับการพยากรณ์โหลด ด้วยระบบ SCADA ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

ขอขอบคุณบุคคลในครอบครัว ที่สละทุนทรัพย์และเป็นกำลังใจตลอดมา ทำйсสุดขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม ทุกคน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง พี่ๆ เพื่อนๆ แผนกควบคุมการจ่ายไฟ ที่สละเวลาให้ข้อมูลและความรู้ต่างๆ นำมาประยุกต์ใช้ ทำให้วิทยานิพนธ์นี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

นฤมล ชิ่งเถียรตระกูล

สารบัญ(ต่อ)

| | หน้า |
|--|-----------|
| 2.5.2 จำแนกตามจำนวนชั้นซ่อน..... | 10 |
| 2.5.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Singlelayer Perceptron Network)..... | 10 |
| 2.5.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Networks)..... | 11 |
| 2.6 การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm)..... | 11 |
| 2.7 การนอร์มัลไลเซชันของชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (Normalisation of Training Data)..... | 15 |
| 2.8 รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้น..... | 18 |
| 2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง..... | 20 |
| บทที่ 3 การพยากรณ์โหลด..... | 23 |
| 3.1 ประเภทของการพยากรณ์โหลด..... | 23 |
| 3.1.1 การพยากรณ์โหลดระยะยาว (LONG-TERM LOAD FORECASTING)..... | 23 |
| 3.1.2 การพยากรณ์โหลดระยะปานกลาง (MEDIUM-TERM LOAD FORECASTING)..... | 23 |
| 3.1.3 การพยากรณ์โหลดระยะสั้น (SHORT-TERM LOAD FORECASTING)..... | 23 |
| 3.2 ปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์โหลด..... | 23 |
| 3.3 ประโยชน์ของการพยากรณ์โหลด..... | 24 |
| 3.4 ตัวอย่างการศึกษาการพยากรณ์และการวางแผนระบบไฟฟ้ากำลัง ที่ทำผ่านมาของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค..... | 25 |
| 3.4.1 การพยากรณ์ตามช่วงเวลา..... | 25 |
| 3.4.1.1 การพยากรณ์ระดับมหภาค..... | 26 |
| 3.4.1.2 การพยากรณ์ระดับจุลภาค..... | 27 |
| 3.4.2 การพยากรณ์ตามวัตถุประสงค์..... | 28 |
| 3.4.2.1 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า (Energy Forecast)..... | 28 |
| 3.4.2.2 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand Forecast)..... | 28 |

สารบัญ(ต่อ)

หน้า

| | |
|--|------------|
| 3.4.2.3 การพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า (Number of Customer Forecast)..... | 28 |
| 3.5 การปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลด..... | 29 |
| 3.5.1 การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า..... | 31 |
| 3.5.2 การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด..... | 33 |
| 3.6 การปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลดสำหรับการไฟฟ้าเขต..... | 33 |
| บทที่ 4 การพยากรณ์โหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม..... | 37 |
| 4.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม..... | 37 |
| 4.2 การจัดเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม..... | 38 |
| 4.3 การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์..... | 40 |
| 4.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม..... | 43 |
| บทที่ 5 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม..... | 44 |
| 5.1 ผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม..... | 44 |
| 5.2 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 1 วงจรฟีดเคอร์ 2 สถานีไฟฟ้านครชัยศรี 2..... | 45 |
| 5.3 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 2 วงจรฟีดเคอร์ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2..... | 67 |
| 5.4 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 3 วงจรฟีดเคอร์ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน..... | 89 |
| 5.4 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม..... | 111 |
| บทที่ 6 บทสรุปและข้อเสนอแนะ..... | 114 |
| 6.1 บทสรุป..... | 114 |
| 6.2 ข้อเสนอแนะ..... | 117 |
| เอกสารอ้างอิง..... | 118 |

สารบัญ(ต่อ)

| | หน้า |
|---|------|
| ภาคผนวก..... | 120 |
| ภาคผนวก ก Source Code ที่ใช้ในการศึกษา..... | 121 |
| ภาคผนวก ข การสร้างฐานข้อมูลด้วยโปรแกรม Microsoft Access 2003..... | 138 |
| ภาคผนวก ค การติดต่อกับฐานข้อมูล..... | 148 |
| ภาคผนวก ง ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดที่ใช้ในการพยากรณ์..... | 155 |
| ภาคผนวก จ บทความที่ได้รับการตีพิมพ์..... | 159 |
| การพยากรณ์ไหลกระยะสั้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2 เมษายน-มิถุนายน 2549..... | 160 |
| การพยากรณ์ไหลกระยะสั้นของระบบจำหน่ายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม วิศวกรรมลาดกระบัง ปีที่ 23 ฉบับที่ 4 ธันวาคม 2549..... | 166 |
| ประวัติผู้เขียน..... | 172 |

สารบัญตาราง

| ตารางที่ | หน้า |
|---|------|
| 3.1 ความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์โหลด ฉบับเดือนสิงหาคม 2545..... | 29 |
| 3.2 แสดงการประมาณการภาวะเศรษฐกิจช่วง ปี 2546-2559..... | 30 |
| 3.3 แผนยุทธศาสตร์การอนุรักษ์พลังงานของประเทศ (เฉพาะพลังงานไฟฟ้า)..... | 31 |
| 4.1 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทยูทิลิตี้ที่ใช้ในการศึกษา..... | 37 |
| 4.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลทั้งหมด 58 อินพุต ของวงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีฯ บางเลน..... | 39 |
| 4.3 แสดงการกำหนดวัน (Day code: DC) ในรอบสัปดาห์ เป็น binary code 3 บิต..... | 39 |
| 4.4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุคูณเมื่อเลือกตัวแปรตามเป็น O1 และตัวแปรอิสระเป็น In1-In58..... | 43 |
| 4.5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุคูณเมื่อเลือกตัวแปรตาม เป็น O7 และตัวแปรอิสระเป็น In49-In54..... | 43 |
| 5.1 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูทิลิตี้ โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 8 โหลด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 3 โหลดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหลด..... | 47 |
| 5.2 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูทิลิตี้ โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 15 โหลด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 8 โหลดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหลด.... | 48 |
| 5.3 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูทิลิตี้ โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 30 โหลด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 24 โหลดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหลด.... | 49 |
| 5.4 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูทิลิตี้ โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 32 โหลด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 28 โหลดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหลด.... | 50 |
| 5.5 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 21 เมษายน 2547 | 51 |
| 5.6 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 22 เมษายน 2547 | 52 |
| 5.7 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 23 เมษายน 2547 | 53 |
| 5.8 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 24 เมษายน 2547 | 54 |
| 5.9 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 25 เมษายน 2547 | 55 |

สารบัญตาราง(ต่อ)

| ตารางที่ | หน้า |
|--|------|
| 5.10 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 26 เมษายน 2547 | 56 |
| 5.11 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 27 เมษายน 2547 | 57 |
| 5.12 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 28 เมษายน 2547 | 58 |
| 5.13 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 29 เมษายน 2547 | 59 |
| 5.14 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 30 เมษายน 2547 | 60 |
| 5.15 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 3 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด..... | 69 |
| 5.16 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 15 โหนด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 8 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด.... | 70 |
| 5.17 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 30 โหนด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 24 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด.... | 71 |
| 5.18 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นช้อนที่ 1 มี 32 โหนด, ชั้นช้อนที่ 2 มี 28 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด.... | 72 |
| 5.19 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 6 ตุลาคม 2548 | 73 |
| 5.20 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 7 ตุลาคม 2548 | 74 |
| 5.21 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 8 ตุลาคม 2548 | 75 |
| 5.22 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 9 ตุลาคม 2548 | 76 |
| 5.23 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 10 ตุลาคม 2548 | 77 |

สารบัญตาราง(ต่อ)

| ตารางที่ | หน้า |
|--|------|
| 5.24 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 11 ตุลาคม 2548 | 78 |
| 5.25 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 12 ตุลาคม 2548 | 79 |
| 5.26 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 13 ตุลาคม 2548 | 80 |
| 5.27 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 14 ตุลาคม 2548 | 81 |
| 5.28 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 15 ตุลาคม 2548 | 82 |
| 5.29 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทเทียม โดยชั้นซ่อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด..... | 91 |
| 5.30 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทเทียม โดยชั้นซ่อนที่ 1 มี 15 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 8 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด..... | 92 |
| 5.31 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทเทียม โดยชั้นซ่อนที่ 1 มี 30 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 24 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด... | 93 |
| 5.32 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทเทียม โดยชั้นซ่อนที่ 1 มี 32 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 28 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด... | 94 |
| 5.33 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 21 มิถุนายน 2549..... | 95 |
| 5.34 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 22 มิถุนายน 2549..... | 96 |
| 5.35 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 23 มิถุนายน 2549..... | 97 |
| 5.36 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 24 มิถุนายน 2549..... | 98 |
| 5.37 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 25 มิถุนายน 2549..... | 99 |

สารบัญตาราง(ต่อ)

| ตารางที่ | หน้า |
|--|------|
| 5.38 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 26 มิถุนายน 2549..... | 100 |
| 5.39 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 27 มิถุนายน 2549..... | 101 |
| 5.40 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 28 มิถุนายน 2549..... | 102 |
| 5.41 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 29 มิถุนายน 2549..... | 103 |
| 5.42 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง วันที่ 30 มิถุนายน 2549..... | 104 |
| ง-1 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 1 – 30 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2 จากสถานี ตรวจวัดสภาพอากาศ อ. กำแพงแสน จ. นครปฐม..... | 156 |
| ง-2 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 16 กันยายน – 15 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีฯ พุทธมณฑล 2 จากสถานี ตรวจวัดสภาพอากาศ อ. กำแพงแสน จ. นครปฐม..... | 157 |
| ง-3 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 1-30 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีฯ บางเลน จากสถานี ตรวจวัดสภาพอากาศ อ. กำแพงแสน จ. นครปฐม..... | 158 |

สารบัญรูป

| รูปที่ | หน้า |
|--|------|
| 2.1 Model ของ Neuron ในสมองมนุษย์..... | 5 |
| 2.2 โครงสร้างของ Neural Network..... | 7 |
| 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feed-Forward Neural Networks)..... | 9 |
| 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดแบค (Feedback Neural Networks)..... | 10 |
| 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Singlelayer Perceptron Network)..... | 10 |
| 2.6 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Networks)..... | 11 |
| 2.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด 3 ชั้นประกอบด้วย R อินพุท..... | 14 |
| 2.8 กราฟแสดงการกระจายค่าของข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชัน..... | 16 |
| 2.9 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบลิเนียร์..... | 19 |
| 2.10 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid..... | 19 |
| 2.11 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ Tan-sigmoid..... | 19 |
| 4.1 การเลือกเมนู “Analyze” เมนุรอง “Regression” และเมนูย่อย “Linear...”..... | 41 |
| 4.2 แสดงหน้าต่าง Linear Regression..... | 41 |
| 5.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2..... | 46 |
| 5.2 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 21 เมษายน 2547..... | 61 |
| 5.3 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 22 เมษายน 2547..... | 61 |
| 5.4 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 23 เมษายน 2547..... | 62 |
| 5.5 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 24 เมษายน 2547..... | 62 |
| 5.6 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 25 เมษายน 2547..... | 63 |
| 5.7 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 26 เมษายน 2547..... | 63 |
| 5.8 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันที่ 27 เมษายน 2547..... | 64 |

สารบัญรูป(ต่อ)

| รูปที่ | หน้า |
|--------|--|
| 6.1 | แสดงแผนผังการประยุกต์ใช้งานร่วมกันของโปรแกรม Matlab กับ โปรแกรม Microsoft Access..... 116 |
| ข-1 | แสดงการเรียกโปรแกรม Microsoft Access..... 139 |
| ข-2 | แสดงการสร้างฐานข้อมูลใหม่..... 140 |
| ข-3 | แสดงการตั้งชื่อไฟล์ฐานข้อมูล..... 141 |
| ข-4 | แสดงหน้าจอหลักของ Microsoft Access..... 142 |
| ข-5 | แสดงการเลือกรูปแบบของตาราง..... 142 |
| ข-6 | แสดงการกำหนดรายละเอียดของฟิลด์ข้อมูล..... 143 |
| ข-7 | แสดงการเซ็ทค่าคีย์หลักของตารางข้อมูล Electron..... 144 |
| ข-8 | แสดงการใส่ชื่อตารางข้อมูล Electron..... 145 |
| ข-9 | แสดงรายละเอียดข้อมูลของตาราง Result สำหรับ เก็บผลการพยากรณ์โหลด..... 145 |
| ข-10 | แสดงไฟล์ฐานข้อมูลชื่อBEA01.mdb ซึ่งประกอบด้วยตารางข้อมูล 2 ชุด..... 146 |
| ข-11 | แสดงการเก็บข้อมูลโหลดทั้งหมดในตาราง Electron เพื่อใช้ในการพยากรณ์โหลด..... 146 |
| ข-12 | แสดงการเก็บข้อมูลจากผลการทำนายโหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม..... 147 |
| ค-1 | แสดงการเรียกใช้งานฐานข้อมูลที่สร้างจาก Microsoft Access Driver (*MDB) ได้โดยการเรียกใช้ผ่านทาง ODBC driver..... 149 |
| ค-2 | แสดงการเรียก Control Panel จาก taskbar..... 150 |
| ค-3 | แสดงวิธีการเข้าสู่การติดตั้ง ODBC..... 151 |
| ค-4 | แสดงการติดตั้ง System Data Source ของฐานข้อมูล..... 151 |
| ค-5 | แสดงการเลือกไดรฟ์เวอร์ของฐานข้อมูล..... 152 |
| ค-6 | แสดงการติดตั้ง ODBC สำหรับ Microsoft Access..... 152 |
| ค-7 | แสดงการตั้งชื่อ DSN สำหรับติดต่อฐานข้อมูล Microsoft Access..... 153 |
| ค-8 | แสดงวิธีการเลือกติดต่อฐานข้อมูล Microsoft Access ชื่อ Project1.mdb..... 153 |
| ค-9 | แสดง DSN และไดรฟ์เวอร์ที่ติดตั้ง ODBC สำหรับ Microsoft Access..... 154 |

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาของงานวิจัย

การเจริญเติบโตอย่างรวดเร็วของเศรษฐกิจ และอัตราการเพิ่มขึ้นของประชากรในปัจจุบันทำให้เกิดการขยายตัวของโรงงานอุตสาหกรรม เขตชุมชนเมืองเริ่มหนาแน่นและกระจายตัวสู่ส่วนภูมิภาคมากขึ้น ส่งผลให้มีปริมาณการใช้พลังงานเพิ่มมากขึ้นนั้น จนนำไปสู่ปัญหาการขาดแคลนพลังงาน เช่น น้ำมัน ไฟฟ้า ก๊าซธรรมชาติ ทำให้เกิดการรณรงค์ประหยัดพลังงานขึ้นในทุกสังคมทั่วโลก

ไฟฟ้าซึ่งถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญในการขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจที่กำลังขยายตัวมากขึ้น เนื่องจากความต้องการไฟฟ้าของประเทศไทยมีแนวโน้มที่สูงขึ้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่น่าเชื่อถือจึงมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้น [1] คือ การพยากรณ์ล่วงหน้าตั้งแต่ 1 ชั่วโมงล่วงหน้า จนถึง 1 สัปดาห์ล่วงหน้า มีความสำคัญในด้านการวางแผนการทำงานของโรงจักร (Unit Commitment) หรือวางแผนการผลิตของโรงจักรไฟฟ้า (Scheduling and Operative Reserve) อีกทั้งยังเป็นเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจด้านการพิจารณาการถ่ายทอดให้กับผู้ปฏิบัติงานควบคุมการจ่ายไฟ (Operator)

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการนำวิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นอีกทางเลือกหนึ่งของการพยากรณ์โหลด โดยการสร้างแบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบต้องมีผู้สอน (Supervised Learning) และใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมง อุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด ประเภทของวัน และวันหยุด มาเป็นปัจจัยในการวิเคราะห์ เพื่อเป็นข้อมูลใช้ศึกษาอ้างอิงต่อไป

1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

- 1.2.1 ศึกษาการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น
- 1.2.2 ศึกษาคุณลักษณะของตัวแปรที่นำมาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์โหลด
- 1.2.3 ศึกษาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ใช้ในการพยากรณ์โหลด
- 1.2.4 ศึกษาประสิทธิภาพการพยากรณ์โหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบต่างๆ
- 1.2.5 หาโครงสร้างที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นให้เหมาะสมกับแต่ละวงจรการจ่ายไฟเพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านควบคุมการจ่ายไฟ

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ในการนำโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเพื่อนำไปพิจารณาการถ่ายเทโหลด

1.4 ทฤษฎีและแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย

ในอดีตนั้นการพยากรณ์โหลดมีด้วยกันหลายวิธี ได้แก่ การพยากรณ์โหลดโดยอาศัยการสำรวจความต้องการกำลังไฟฟ้าในแต่ละพื้นที่, การพยากรณ์โหลดโดยอาศัยข้อมูลทางสถิติ [2-4], การพยากรณ์โหลดโดยอาศัยสมการทางคณิตศาสตร์ และวิธีสุดท้ายคือ การพยากรณ์โหลดโดยอาศัยสมการทางคณิตศาสตร์ร่วมกับการพิจารณาถึงสถานะทางเศรษฐกิจ

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าจะให้ถูกต้องแม่นยำได้นั้น ต้องมีการนำปัจจัยหลายอย่างที่มีผลกระทบต่อปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า เช่น สภาพเศรษฐกิจ, จำนวนประชากร, จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้า, พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟ และสภาพอากาศ มาช่วยวิเคราะห์

งานวิจัยนี้ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) [5] ประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์โหลดระยะสั้น ซึ่งเป็นเทคนิคเชิงปัญญาประดิษฐ์เพื่อเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ มีความสามารถในการเรียนรู้ต่อเนื่องแบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้ มีข้อดีตรงความสามารถในการรวมผลกระทบเชิงอนุกรมเวลา (time-series effect) ของโหลดที่มีรูปแบบต่างๆ กัน โดยใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมง, อุณหภูมิสูงสุด - ต่ำสุดของแต่ละวัน, ประเภทของวันในสัปดาห์ และวันหยุด มาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์

1.5 ขอบเขตการศึกษา

1.5.1 ศึกษาองค์ประกอบและลักษณะการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

1.5.2 ศึกษาการนอร์มัลไลเซชันชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งช่วยลดเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และเพิ่มความถูกต้องของข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

1.5.3 ศึกษาวิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network) แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) โดยศึกษาข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าตลอด 24 ชั่วโมง ของวงจรที่มีความแตกต่างกันดังนี้

- 1) วงจรที่มีวันหยุดนักขัตฤกษ์
- 2) วงจรที่มีผู้ใช้แตกต่างกัน
- 3) วงจรที่มีการใช้พลังงานไฟฟ้าคงที่

และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน เพื่อหารูปแบบที่เหมาะสมที่นำมาใช้ในการพยากรณ์โหลดของวงจรมานั้นๆ

1.5.4 ศึกษาข้อมูลของสภาพอากาศ อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด, ประเภทของวันในแต่ละสัปดาห์ และความแตกต่างของวันทำงานกับวันหยุดมาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์โหลด

1.6 ขั้นตอนการศึกษา

1.6.1 ศึกษาวิธีการพยากรณ์โหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและวิธีการพยากรณ์โหลดของ กฟภ. ที่ใช้อยู่ในปัจจุบัน

1.6.2 หาข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงโดยเลือกจากวงจรของสถานีฯ ที่มีความมั่นคงในการจ่ายไฟ และขอข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด ในแต่ละวันจากสถานีฯ ตรวจสอบสภาพอากาศ

1.6.3 วิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ด้วยการหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ

1.6.4 ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมที่นำมาใช้ในการพยากรณ์

1.6.5 ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบต่างๆ พร้อมทั้งวิเคราะห์ผลการทดลองที่ได้

1.6.6 เรียบเรียงและเขียนวิทยานิพนธ์

1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.7.1 สามารถประยุกต์ใช้วิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมกับงานด้านการพิจารณาการถ่ายเทโหลดกรณีเกิดเหตุการณ์กระแสไฟฟ้าขัดข้องในระบบไฟฟ้าของพนักงานควบคุมสั่งการระบบไฟฟ้าได้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

1.7.2 สามารถประยุกต์ใช้การพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมกับงานด้านการวางแผนการบำรุงรักษาสถานีไฟฟ้า กรณีที่ต้องดับไฟในสถานีฯ เพื่อการบำรุงรักษาหม้อแปลง, เบรกเกอร์ และจะต้องทำการย้ายโหลดของสถานีนั้นๆ

1.7.3 สามารถประยุกต์ใช้การพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมกับงานด้านการออกแบบแบ่งการจ่ายไฟกรณีก่อสร้างสถานีฯ ใหม่

1.7.4 สามารถออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมนำไปประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์แก้ไขปัญหาเกี่ยวกับระบบไฟฟ้า เช่น การลดหน่วยสูญเสียในระบบไฟฟ้า (Technical Loss)

1.7.5 สามารถประยุกต์ใช้โปรแกรม SPSS ในการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรที่นำมาใช้เป็นปัจจัยในการแก้ไขปัญหาต่างๆ กับงานด้านการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้า

1.8 รายละเอียดในวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์นี้ได้ศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับงานด้านควบคุมการจ่ายไฟ ซึ่งรายละเอียดที่กล่าวในงานวิจัยนี้ สามารถแบ่งเรื่องได้ดังนี้

บทที่ 1 ความเป็นมาของงานวิจัย วัตถุประสงค์ สมมติฐานของการศึกษา ทฤษฎีและแนวความคิดที่ใช้ในงานวิจัย ขอบเขตของการศึกษา ขั้นตอนการศึกษา ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ รายละเอียดในวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 จะกล่าวถึงทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 ประเภทของการพยากรณ์โหลด ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์โหลด ประโยชน์ของการพยากรณ์โหลด ตัวอย่างการศึกษาการพยากรณ์ระบบไฟฟ้ากำลังที่ทำผ่านมาของ กฟภ.

บทที่ 4 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม การเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์

บทที่ 5 จะแสดงผลการทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมในรูปแบบต่างๆ

บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

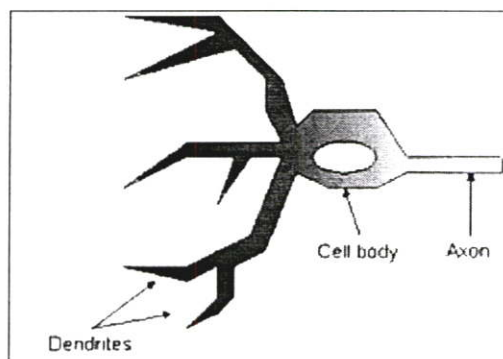
บทที่ 2

โครงข่ายประสาทเทียม

2.1 แนวคิดเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

แนวคิดเริ่มต้นในการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการแก้ไขปัญหาทางด้านวิศวกรรมนั้น ได้มาจากการศึกษาระบบประมวลผลของสมองมนุษย์ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาท ซึ่งสามารถเรียนรู้การจดจำ เช่นเดียวกับกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ เพื่อให้เข้าใจการทำงานของโครงข่ายประสาทจึงได้มีการศึกษาคุณลักษณะเชิงกายภาพ และเชิงพฤติกรรมขององค์ประกอบต่างๆ สมองมนุษย์ประกอบด้วย เซลล์ประสาท “นิวรอน” (Neuron) ซึ่งแต่ละเซลล์ คือ หน่วยประมวลผลซึ่งรับสัญญาณและรวมสัญญาณที่ถูกส่งมาจากเซลล์ประสาทอื่นๆ ซึ่งแต่ละเซลล์ประสาทจะมีส่วนหลักๆ อยู่ 3 ส่วน ได้แก่ ส่วนแรก คือ ตัวเซลล์ เรียกว่า โซมา (Soma) ซึ่งมีรูปทรงพริสมิต หรือทรงกระบอก ส่วนที่ 2 ได้แก่ เคนไดรท์ (Dendrite) คือ เส้นใยบางๆ ที่เซลล์ประสาทใช้รับสัญญาณไฟฟ้าเข้าสู่เซลล์ ส่วนสุดท้าย ได้แก่ แอกซอน (Axon) คือ สายส่งผ่านสัญญาณเป็นรูปทรงกระบอกขนาดยาวและใหญ่ ที่เซลล์ประสาทใช้เป็นทางส่งสัญญาณไปยังเซลล์ประสาทอื่นๆ ส่วนปลายประสาทของแอกซอนจะแตกออกเป็นกิ่งก้านย่อยๆ ซึ่งที่ปลายของแต่ละกิ่งจะมีลักษณะเป็นปม และจะจ่ออยู่ใกล้กับปลายของเคนไดรท์หนึ่งของเซลล์ประสาทอื่น และบริเวณนี้เองที่เรียกว่า ซิแนปส์ (Synapse) สัญญาณไฟฟ้าที่ถูกส่งมาที่ปลายของแอกซอนจะถูกกระตุ้นให้เกิดการส่งสัญญาณในเชิงเคมีผ่านซิแนปส์ สัญญาณที่ถูกส่งผ่านนี้อาจถูกทำให้มีสภาพเป็นสัญญาณกระตุ้น (Excitatory) หรือสัญญาณกด (Inhibitory) ได้นั้นขึ้นอยู่กับชนิดของสัญญาณเชิงเคมีที่ถูกกระตุ้นให้เคลื่อนผ่านรอยต่อส่งต่อไปให้เคนไดรท์ที่ตีความเป็นสัญญาณไฟฟ้าวิ่งเข้าสู่เซลล์ประสาทต่อไป

ตาม โมเดลนี้ ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน



รูปที่ 2.1 แสดง Model ของ Neuron ในสมองมนุษย์

2.2 ประวัติความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม [6]

ในปี พ.ศ. 2486 อาจถือได้ว่า เป็นปีแห่งการกำเนิดของสาขาโครงข่ายประสาทเทียมในวงการวิทยาศาสตร์ โดยแม็คคัลลอค (Mc Culloch) และ พิตส์ (Pitts) ได้เสนอแบบจำลองของเซลล์ประสาทและได้แสดงให้เห็นว่า ในทางทฤษฎีแล้วโครงข่ายของแบบจำลองเซลล์ประสาทดังกล่าวสามารถทำงานเป็นโปรแกรมคอมพิวเตอร์ใดๆ ก็ได้

ปี พ.ศ. 2492 โดแนลด์ เฮบบ์ (Donald Hebb) ได้เสนอผลงานวิจัยว่า การเรียนรู้ของสมองสามารถอธิบายได้ด้วยรูปแบบของการประกอบเซลล์ประสาทเข้าด้วยกันเป็นโครงข่าย และได้เสนอกฎการเรียนรู้ของเฮบบ์ (Hebb's rule) ที่ทำให้โครงข่ายของเซลล์ประสาทเทียมที่แม็คคัลลอคและพิตส์ได้เสนอไว้ สามารถเรียนรู้ปัญหาต่างๆ ได้สำเร็จ การเรียนรู้ในแบบของเฮบบ์บนเซลล์ประสาทเทียมของแม็คคัลลอคและพิตส์นั้นเป็นการเรียนรู้แบบ “ไม่มีผู้สอน” ซึ่งในทางปฏิบัติแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมที่ทำการเรียนรู้จะพยายามทำการจัดกลุ่มข้อมูลที่โครงข่ายมองว่าคล้ายคลึงกัน นำไปไว้ในกลุ่มเดียวกัน ซึ่งไม่เหมาะสมกับปัญหาประเภทที่ต้องมีการควบคุมกระบวนการเรียนรู้

ในช่วงพ.ศ. 2490 คอมพิวเตอร์ที่ทำงานเลียนแบบสมองเครื่องแรกของโลกถูกสร้างและทดสอบโดยมินสกี (Minsk) ซึ่งได้เสนอผลงานดังกล่าวในปี พ.ศ. 2511 เมื่อคอมพิวเตอร์ดังกล่าวได้รับการป้อนตัวอย่างสำหรับการเรียนรู้เข้าไป ก็จะสามารถปรับอัตราการเรียนรู้ในการเชื่อมโยงหรือ “ความแข็งแรงของการเชื่อมโยง” ระหว่างเซลล์ประสาทเทียมได้เองโดยอัตโนมัติ ซึ่งเป็นการแสดงการเรียนรู้ตัวอย่างที่ถูกป้อนเข้าไป

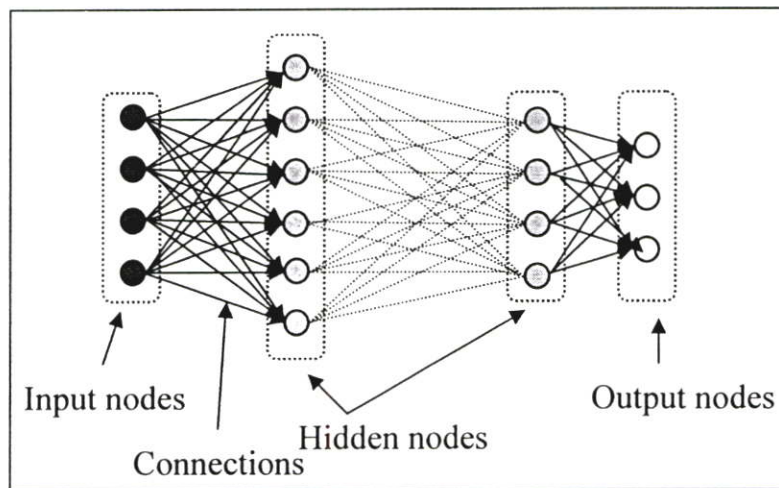
ในปี พ.ศ. 2510 แฟรงค์ โรเซ็นแบลทท์ (Frank Rosenblatt) ได้พัฒนาสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมขึ้น โดยใช้แบบจำลองของแม็คคัลลอคและพิตส์เป็นแนวทาง รวมทั้งเสนอวิธีการเรียนรู้แบบใหม่สำหรับสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวด้วย โครงข่ายประสาทเทียมดังกล่าวเรียกว่า เพอร์เซพตรอน (Perceptron) ซึ่งมีการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” (supervised learning) โดยการปรับความแข็งแรงของการเชื่อมโยง ซึ่งจะพิจารณาได้จากการเปรียบเทียบความรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมกับความรู้ของ “ผู้สอน” (teacher) เพอร์เซพตรอนมีความเหมาะสมกับงานประเภท “การระบุชนิด” ซึ่งในระหว่างการเรียนรู้นั้น เพอร์เซพตรอนจะถูกสอนว่าข้อมูลตัวอย่างที่สอนเข้าไปแต่ละแบบนั้นจัดเป็นชนิดใดบ้าง หากปัญหาและข้อมูลตัวอย่างมีความเหมาะสม เพอร์เซพตรอนจะสามารถระบุชนิดของข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้ถูกต้อง

ในช่วงต้นพ.ศ. 2500 เบอ์นาร์ด์ วิโดรว (Bernard Widrow) และมาร์เซียน ฮอฟฟ์ (Marcian Hoff) ได้พัฒนาอุปกรณ์ที่เรียกว่า อดาไลน์ (ADALINE; Adaptive Linear combiner) และกฎการเรียนรู้แบบใหม่ที่มีประสิทธิภาพสูงเรียกว่า กฎการเรียนรู้ของวิโดรว-ฮอฟฟ์ (Widrow-Hoff learning rule) ที่เป็นการเรียนรู้แบบ “มีผู้สอน” ซึ่งในเวลาต่อมาอุปกรณ์ดังกล่าวได้รับการขยายแนวคิดไปเป็นมาดาไลน์ (MADALINE; Many ADALINES) และได้ถูกนำไปประยุกต์ใช้ในการ

รู้จำรูปแบบ (pattern recognition) การพยากรณ์อากาศ และระบบควบคุมที่จำเป็นต้องมีการปรับเปลี่ยนระบบไปตามสภาพแวดล้อมต่างๆ

2.3 ลักษณะและรูปแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมมีโครงสร้างแตกต่างจากข่ายงานในสมอง แต่ก็ยังทำงานเหมือนสมอง ในแง่ที่ว่าโครงข่ายประสาทเทียม คือการรวมกลุ่มแบบขนานของหน่วยประมวลผลย่อย ๆ และการเชื่อมต่อนี้เป็นส่วนสำคัญที่ทำให้เกิดสติปัญญาของโครงข่าย เมื่อพิจารณาขนาดแล้วสมองมีขนาดใหญ่กว่าและยังมีความซับซ้อนของเซลล์ประสาทมากกว่าหน่วยย่อยของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างมาก อย่างไรก็ตามสิ่งที่สำคัญที่สุดของสมอง เช่น การเรียนรู้ยังคงสามารถถูกจำลองขึ้นอย่างง่ายด้วยโครงข่ายประสาทเทียมนี้



รูปที่ 2.2 โครงสร้างของ Neural Network

จากรูปที่ 2.2 สามารถอธิบายองค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังนี้ เซลล์ประสาทเทียมจะเชื่อมเข้าด้วยกันในเส้นทางที่แน่นอน โดยปกติการกระตุ้นอินพุตจะถูกป้อนเข้าสู่ชั้นอินพุต และผลตอบสนองเอาต์พุตแต่ละหน่วยประมวลผลย่อยจะถูกส่งไปเป็นอินพุตในชั้นถัดไปของโครงข่ายประสาทเทียม

ชั้นของโหนดที่อยู่ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งมีจำนวน 1 ชั้น หรือมากกว่าก็ได้ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อนมากเท่าใดก็จะมีแนวโน้มที่จะสามารถแก้ไขปัญหามีความซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น

2.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ขบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม คือ ช่วงที่โครงข่ายจะปรับตัวเอง (การปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัส) จากการกระตุ้นอินพุตเพื่อสร้างผลตอบสนองเอาต์พุตของโครงข่ายให้ได้ตามต้องการและในที่สุดโครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถสร้างผลตอบสนองเอาต์พุตที่ต้องการได้ในทุกๆ รูปแบบของอินพุตนั้น โครงข่ายก็จะสิ้นสุดการเรียนรู้อย่างสมบูรณ์ ลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกได้ 2 ประเภทคือ

2.4.1 การเรียนรู้ในลักษณะมีผู้สอน (Supervised Learning)

การเรียนรู้ในลักษณะมีผู้สอนจะเริ่มต้นด้วยการส่งอินพุต ซึ่งในที่นี่จะเป็นสิ่งเร้าที่ใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อให้สร้างผลตอบสนองเอาต์พุต โดยผลการตอบสนองจะขึ้นอยู่กับสภาพแวดล้อมเริ่มต้นของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และผลตอบสนองดังกล่าวจะถูกนำมาเปรียบเทียบกับผลตอบสนองเป้าหมาย (Target Response) ซึ่งผู้สอน (Teacher) จะเป็นผู้สร้าง ดังนั้นหากผลตอบสนองทั้งสองมีความแตกต่างกันซึ่งค่าความคลาดเคลื่อน (Error) ที่เกิดขึ้นจะถูกนำมาใช้ในการคำนวณปรับปรุงค่าน้ำหนัก (Weight) และค่า ไบอัส (Bias) ทุกๆ ค่าของโครงข่ายในแต่ละรอบของการเรียนรู้จนกว่าโครงข่ายจะสามารถสร้างผลตอบสนองได้เหมือนกับผลตอบสนองเป้าหมาย คือค่าความคลาดเคลื่อนจะมีค่าเท่ากับศูนย์ หรืออยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ กระบวนการเรียนรู้ก็จะสิ้นสุดลง โดยการปรับแต่งค่าน้ำหนักและค่าไบอัส จะพิจารณาขั้นตอนการคำนวณที่แตกต่างกันซึ่งวิธีการส่วนใหญ่ของการเรียนรู้ในลักษณะมีผู้สอนจะคัดแปลงมาจากวิธีการทางคณิตศาสตร์ในเรื่องเทคนิคการหาค่าที่เหมาะสม (Optimization Technique) เนื่องจากการพัฒนาเครื่องมือเพื่อนำมาใช้งานนั้นจะขึ้นอยู่กับ การควบคุมเครื่องมือและการสั่งการของมนุษย์เพื่อให้ได้งานที่ต้องการ จึงทำให้การเรียนรู้ในลักษณะมีผู้สอนถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างกว้างขวาง เนื่องจากสามารถควบคุมและสั่งการได้ โดยการสร้างข้อมูลตัวอย่าง (ค่าผลตอบสนองเป้าหมาย) เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ข้อมูลได้อย่างถูกต้องและสามารถเก็บลักษณะของค่าน้ำหนักต่างๆ ในการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้งานนั้นคุณภาพของข้อมูลตัวอย่างที่ใช้สอนนั้นจะต้องมีจำนวนมากพอจึงจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.4.2 การเรียนรู้ในลักษณะไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้ในลักษณะไม่มีผู้สอนจะแตกต่างกับการเรียนรู้ในลักษณะมีผู้สอนตรงที่ ไม่จำเป็นต้องมีค่าผลตอบสนองเป้าหมายในช่วงของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โครงข่ายไม่จำเป็นต้องมีผู้สอนแต่จำเป็นต้องมีสิ่งชี้แนะ โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะได้รับข้อมูลกระตุ้นในรูปแบบต่างๆ และจะทำการจัดกลุ่มรูปแบบต่างๆ เหล่านั้นตามต้องการ เอาต์พุตของโครงข่าย

ประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้ในลักษณะไม่มีผู้สอนนี้จะเป็นการระบุดังกลุ่มของข้อมูลที่ใส่เข้าไปโดยใช้วิธีการจัดกลุ่มซึ่งได้เรียนรู้จากข้อมูลที่เคยพบมา

การใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้ในลักษณะนี้มักจะต้องมีการปรับแต่งข้อมูลเพื่อให้เกิดการเน้นสภาพของคุณลักษณะสำคัญที่ต้องการนำมาเป็นแนวทางในการจัดกลุ่ม ดังนั้นถ้าไม่มีตัวชี้แนะโครงข่ายก็จะไม่ทราบว่าจะใช้คุณลักษณะชนิดใดในการจัดกลุ่ม

การประมวลผลการการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะไม่มีข้อสรุปที่ตายตัว นั่นคือประเภทของแบบจำลองโครงข่ายที่แตกต่างกันก็ย่อมมีการประมวลผลที่แตกต่างกันและมีประสิทธิภาพที่แตกต่างกัน

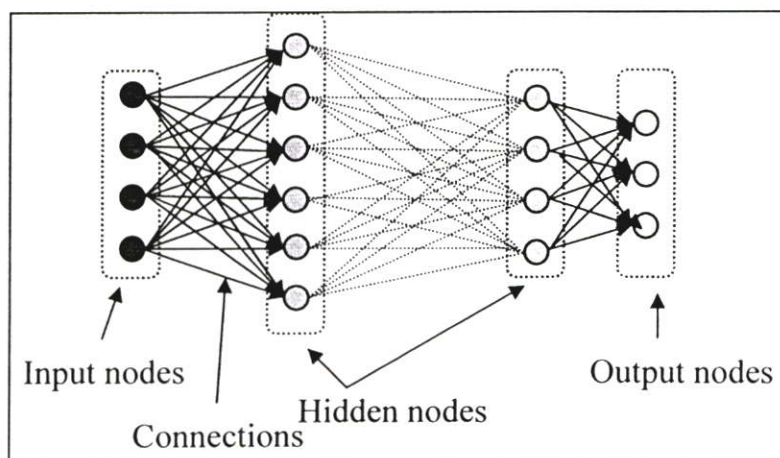
2.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกออกแบบโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งโดยทั่วไปจะมีรูปแบบการจัดเซลล์ประสาทเป็นชั้นๆ (Layer) ประกอบไปด้วย ชั้นอินพุต (Input Layer) การทำงานของ Input Layer จะทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่โครงข่าย, ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ทำหน้าที่ช่วยในการประมวลผลซึ่งในการทำงานของแต่ละชั้นซ่อนจะถูกกำหนดโดยการทำงานของชั้นอินพุตและค่าน้ำหนักบนความสัมพันธ์ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อน, ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ทำหน้าที่ผลิตผลตอบของโครงข่าย โดยสามารถจำแนกได้ดังนี้

2.5.1 จำแนกตามการส่งผ่านข้อมูล

2.5.1.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feed-Forward Neural Networks)

ข้อมูลที่ประมวลผลในโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกส่งไปในทิศทางเดียวจากชั้นอินพุตส่งต่อมาเรื่อยๆ จนถึงชั้นเอาต์พุต โดยไม่มีการย้อนกลับของข้อมูลและแม้แต่โหนดในชั้นเดียวกันก็ไม่มี การเชื่อมต่อกัน

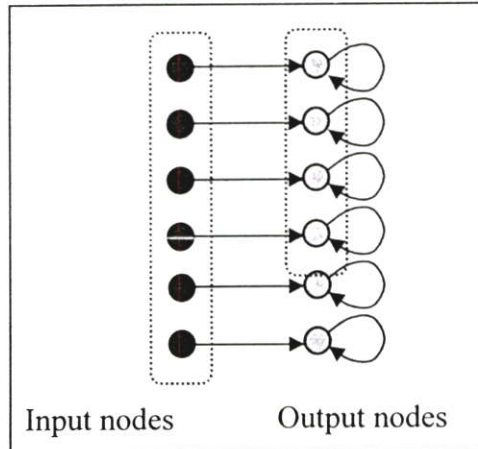


รูปที่ 2.3 แสดง โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด

(Feed-Forward Neural Networks)

2.5.1.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดแบค (Feedback Neural Networks)

ข้อมูลที่ประมวลผลจะมีการป้อนกลับเข้าไปยังโครงข่ายหลายๆ ครั้งจนกระทั่งได้คำตอบออกมา (Recurrent Network) และอาจมีการเชื่อมโยงข้ามชั้นกันก็ได้

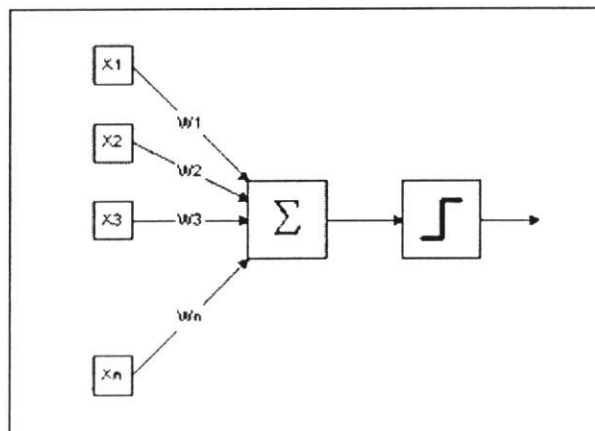


รูปที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดแบค (Feedback Neural Networks)

2.5.2 จำแนกตามจำนวนชั้นซ่อน

2.5.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Singlelayer Perceptron Network)

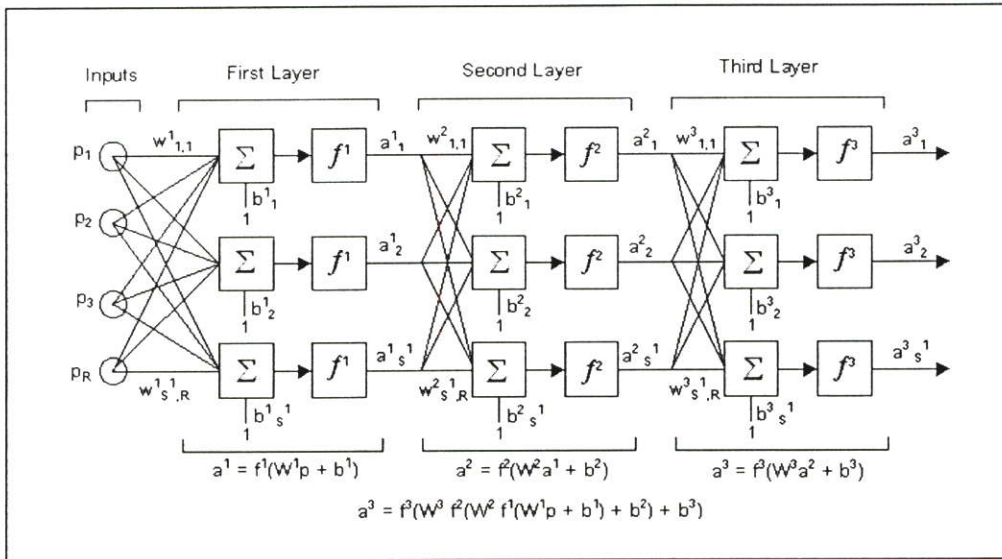
จะมีโครงข่ายเพียงชั้นเดียว คือจะมีชั้นอินพุตซึ่งจำนวนโหนดอินพุตจะขึ้นอยู่กับองค์ประกอบของข้อมูล หลักการทำงานของอินพุตที่เข้ามาจะเข้าสู่โหนดซึ่งจะมีค่าทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (Transfer Function) ที่จะคำนวณเปลี่ยนค่าให้เป็นค่าเอาต์พุต และสามารถปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักและค่าไบอัสได้



รูปที่ 2.5 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Singlelayer Perceptron Network)

2.5.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Networks)

จะประกอบไปด้วยโครงข่ายหลายชั้นหลักการทำงานในแต่ละชั้นของชั้นซ่อนจะมีทรานเฟอร์ฟังก์ชันสำหรับคำนวณ เมื่อรับค่าเอาต์พุตจากชั้นที่อยู่ก่อนหน้า โดยแต่ละชั้นไม่จำเป็นที่จะต้องใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันเดียวกันได้ ชั้นซ่อนมีหน้าที่แปลงข้อมูลที่เข้ามาในชั้นนั้นๆ ให้สามารถแยกแยะความแตกต่างก่อนที่จะส่งข้อมูลไปให้ชั้นเอาต์พุต ซึ่งโครงข่ายลักษณะนี้จะถูกนำมาใช้กับงานที่มีความซับซ้อน



รูปที่ 2.6 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multilayer Perceptron Networks)

2.6 การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm)

การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ เป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนักของการไซแนปส์ระหว่างเซลล์ประสาทภายในโครงข่าย โดยใช้ค่าผิดพลาดที่เกิดจากการตอบสนองของโครงข่ายต่อรูปแบบของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ต้องการมาเป็นค่าเริ่มต้น โดยมีเป้าหมายเพื่อทำให้ค่าผิดพลาดที่ได้จากโครงข่ายประสาทยุคนี้มีค่าลดลง การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับสามารถปรับค่าน้ำหนัก, ค่าไบอัส และผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Sum-Squared Error: SSE)

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \tag{2.1}$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b \tag{2.2}$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \tag{2.3}$$

โดยที่ N คือจำนวนชุดข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการเรียนรู้

กระบวนการปรับค่าน้ำหนักและค่าไบอัสที่เชื่อมต่อยู่ระหว่างนิวรอน จะทำให้ค่าผิดพลาดระหว่างค่าอินพุตและเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าน้อยลง ลักษณะการเรียนรู้โดยวิธีของ Gradient Descent หรือกฎเคลื่อนต่ำ ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสจะถูกปรับเปลี่ยนโดยการปรับค่าของอัตราการเรียนรู้ (η) และค่าสัมประสิทธิ์ของโมเมนตัม (m) ตามสมการที่ 2.4 และ 2.5 ตามลำดับ

$$\Delta w_{i,j} = (1 - m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial w_{i,j}} + m \cdot \Delta w_{i,j,(t-1)} \quad (2.4)$$

$$\Delta b_{j,i} = (1 - m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial b_{j,i}} + m \cdot \Delta b_{j,i,(t-1)} \quad (2.5)$$

เมื่อ SSE คือค่าผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง ซึ่งค่าผิดพลาดเป็นค่าแตกต่างระหว่างเอาต์พุตจริงและเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ค่าเริ่มต้นของน้ำหนัก, ค่าไบอัส, ค่าเทอมของโมเมนตัมและอัตราการเรียนรู้ จะมีผลต่อการประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้โดยวิธีของ Levenberg-Marquardt ดัดแปลงมาจากวิธีของ Gauss-Newton non-linear least squares optimization ซึ่งจะใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (back-propagation learning) ซึ่งค่าน้ำหนัก “w” และค่าไบอัส “b” จะถูกปรับเปลี่ยนตามสมการที่ 2.6 และ 2.7 ตามลำดับ

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w = w_{old} + [J^T(w) \cdot J(w) + \mu I]^{-1} \cdot J^T(w) \cdot e \quad (2.6)$$

โดยที่ $J(w)$ คือ จาโคเบียนเมตริกซ์ของอนุพันธ์ค่าผิดพลาดเทียบกับน้ำหนัก

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w3(1,1)} & \frac{\partial e(1)}{\partial w3(1,2)} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w3(1,S2)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w3(2,1)} & \frac{\partial e(2)}{\partial w3(2,2)} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w3(2,S2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e(S3)}{\partial w3(S3,1)} & \frac{\partial e(S3)}{\partial w3(S3,2)} & \dots & \frac{\partial e(S3)}{\partial w3(S3,S2)} \end{bmatrix}$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b = b_{old} + [J^T(b) \cdot J(b) + \mu I]^{-1} \cdot J^T(b) \cdot e \quad (2.7)$$

โดยที่ $J(b)$ คือ จาโคเบียนเมตริกซ์ของอนุพันธ์ค่าผิดพลาดเทียบกับไบอัส

e คือ เมตริกซ์ของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุตจริงและเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

μ คือ ค่าคงที่ เช่น ค่าเริ่มต้นของ μ มีค่าเท่ากับ 0.001

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(S3)}{\partial b_3(S3)} \end{bmatrix}$$

ค่าคงที่ (μ) จะถูกเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนเท่าเมื่อ SSE เพิ่มขึ้นจากระดับเดิมโดยตัวคูณ α เช่น α มีค่าเท่ากับ 10 และจะถูกลดลงเป็นจำนวนเท่าโดยตัวคูณเดียวกันเมื่อ SSE ลดลงจากระดับเดิม ถ้าค่าเฉลี่ยของ $J^T(n) \cdot e$ หรือ $J^T(b) \cdot e$ นั้นน้อยกว่าค่าน้อยที่สุดที่ได้กำหนดไว้ หรือค่า μ นั้นมากกว่าค่ามากที่สุดที่ได้กำหนดไว้ การทำงานของโปรแกรมก็จะหยุดลงโดยอัตโนมัติ

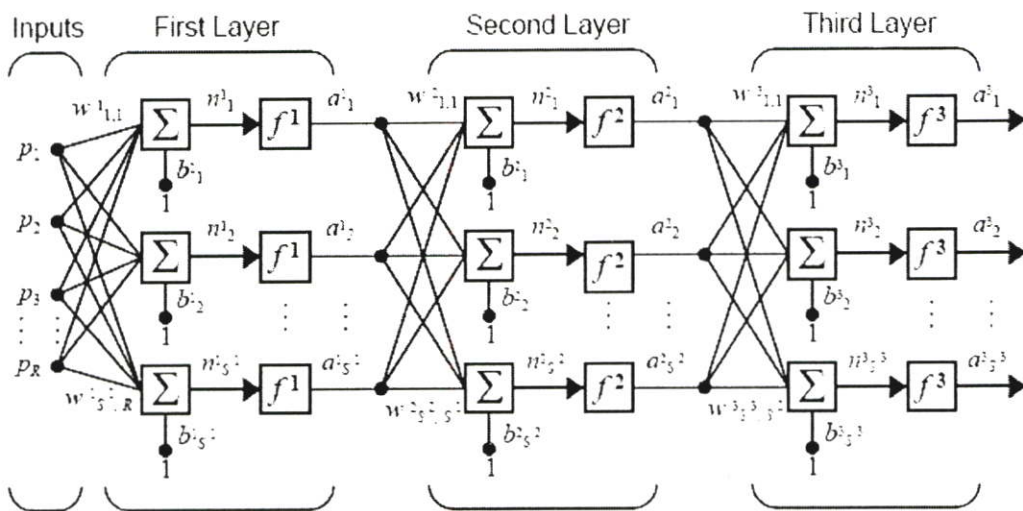
ค่าคงที่ (μ) จะนำมาใช้เริ่มต้นที่ทำการเรียนรู้และจะปรับเปลี่ยนในช่วงของกระบวนการเรียนรู้ เมื่อเริ่มต้นของกระบวนการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมจะประมวลผลให้ค่าเอาต์พุตจากชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจริงที่ได้ให้กับโครงข่าย เพื่อที่จะประมวลผลให้ตรงกับเอาต์พุตจริงนั้น ที่ทุกๆรอบของการเรียนรู้ ค่าผิดพลาด (error) จะถูกคำนวณโดยโครงข่ายและถูกนำไปใช้ในการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักและค่าไบอัส ที่โหนดเอาต์พุตหนึ่งในชั้นเอาต์พุต ผลรวมค่าความผิดพลาดยกกำลังสอง sum-squared error (SSE) ซึ่งให้ค่า $e(1)$ สำหรับการเรียนรู้ข้อมูลอินพุต n ชุด สามารถจำกัดความได้ดังสมการที่ 2.8

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

ความแตกต่างระหว่างการเรียนรู้โดยวิธีของ gradient descent และ Levenberg-Marquardt คือ สำหรับขั้นตอนวิธีของ Levenberg-Marquardt นั้น อินพุตทั้งหมดจะนำเข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมที่เวลาเดียวกันในแต่ละรอบของการเรียนรู้และค่าน้ำหนักและค่าไบอัสจะถูกปรับเปลี่ยนตามสมการที่ 2.6 และ 2.7 ตามลำดับ ในส่วนวิธีของ gradient descent ค่าน้ำหนักและค่าไบอัสจะปรับเปลี่ยนสำหรับแต่ละข้อมูลอินพุตในทุกๆรอบของการเรียนรู้ สำหรับในแต่ละรอบของการเรียนรู้ วิธีของ Levenberg-Marquardt ต้องใช้เวลาในการคำนวณและหน่วยความจำมากกว่าวิธีของ gradient descent อย่างไรก็ตาม การปรับตัวเพื่อให้เข้ากับลักษณะเฉพาะของปัญหาโดยวิธีของ Levenberg-Marquardt จะเร็วกว่าและได้คำตอบในการแก้ปัญหาในจำนวนรอบที่น้อยกว่าวิธีของ gradient descent [7]

จากการทดสอบการเรียนรู้โดยวิธีเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ โดยเปรียบเทียบวิธีของ gradient descent และวิธีของ Levenberg-Marquardt เมื่อเปรียบเทียบกันในเทอมของความถูกต้องของเอาต์พุตและเวลาในการเรียนรู้ สำหรับที่ค่าความถูกต้องที่เอาต์พุตเดียวกัน วิธีของ Levenberg-Marquardt จะใช้เวลาในการเรียนรู้น้อยกว่าวิธีของ gradient descent ดังนั้น ในการทดลองนี้ การปรับค่าน้ำหนักและไบอัสที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด เราจึงใช้วิธีการเรียนรู้ของ Levenberg-Marquardt

จากรูปที่ 2.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด ซึ่งประกอบด้วย 3 ชั้น คือชั้นซ่อนที่ 1, ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ซึ่งมีอินพุตทั้งหมด R อินพุต ในแต่ละชั้นจะมีจำนวนนิวรอน S^1 , S^2 และ S^3 นิวรอน ตามลำดับ



รูปที่ 2.7 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟีดฟอร์เวิร์ด 3 ชั้นประกอบด้วย R อินพุต

ค่าอินพุตรวมที่โหนดในชั้นซ่อนที่ 1 ซึ่งมี S^1 นิวรอน จะมีค่าดังสมการที่ 2.9

$$n^1(S^1) = \sum_{j=1}^{j=R} w^1(S^1, j) \cdot p(j) + b_1(S^1) \tag{2.9}$$

ซึ่งค่าเอาต์พุตที่ได้ในชั้นซ่อนที่ 1 มีค่าดังสมการที่ 2.10

$$a^1(S^1) = f^1(n^1(S^1)) = f^1\left(\sum_{j=1}^{j=R} w^1(S^1, j) \cdot p(j) + b_1(S^1)\right) \tag{2.10}$$

ค่าอินพุตรวมที่โหนดในชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งมี S^2 นิวรอล จะมีค่าดังสมการที่ 2.11

$$n^2(S^2) = \sum_{i=1}^{i=S^1} w^2(S^2, i) \cdot a^1(i) + b_2(S^2) \quad (2.11)$$

ซึ่งค่าเอาต์พุตที่ได้ในชั้นซ่อนที่ 2 มีค่าดังสมการที่ 2.12

$$a^2(S^2) = f^2(n^2(S^2)) = f^2\left(\sum_{i=1}^{i=S^1} w^2(S^2, i) \cdot a^1(i) + b_2(S^2)\right) \quad (2.12)$$

ค่าอินพุตรวมที่โหนดในชั้นเอาต์พุตมีค่าดังสมการที่ 2.13

$$n^3(S^3) = \sum_{k=1}^{k=S^2} w^3(S^3, k) \cdot a^2(k) + b_3(S^3) \quad (2.13)$$

ซึ่งค่าเอาต์พุตที่ได้ในชั้นเอาต์พุตที่มีค่าดังสมการที่ 2.14

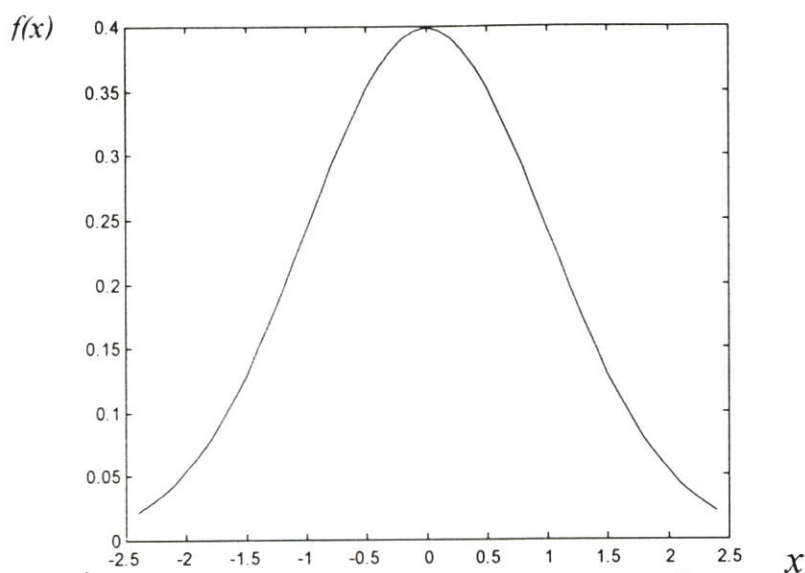
$$a^3(S^3) = f^3(n^3(S^3)) = f^3\left(\sum_{k=1}^{k=S^2} w^3(S^3, k) \cdot a^2(k) + b_3(S^3)\right) \quad (2.14)$$

เมื่อให้ค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมในชั้นเอาต์พุตแต่ละโหนดมีค่า $a^3(i)$ โดย $i = 1, 2, \dots, S^3$ และค่าเอาต์พุตจริงมีค่า $t(i)$ โดย $i = 1, 2, \dots, S^3$ ค่าผิดพลาด $e(i)$ สำหรับแต่ละโหนดในชั้นเอาต์พุตจะมีค่าดังสมการที่ 2.15

$$\begin{bmatrix} e(1) \\ e(2) \\ \vdots \\ e(S3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t(1) - a3(1) \\ t(2) - a3(2) \\ \vdots \\ t(S3) - a3(S3) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

2.7 การนอร์มัลไลเซชันของชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (Normalisation of Training Data)

เป็นวิธีการจัดระเบียบข้อมูล การนอร์มัลไลเซชันชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม จะมีประโยชน์คือ ลดเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และเพิ่มความถูกต้องของข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม การนอร์มัลไลเซชันของชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจะทำก่อนกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะทำให้ค่าของข้อมูลอยู่บนพื้นฐานของ zero mean ($\mu = 0$) และ unity variance ($\sigma = 1$)



รูปที่ 2.8 กราฟแสดงการกระจายค่าของข้อมูลจากการนอร์มัลไลเซชัน

สำหรับทุกจำนวนชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ถ้าแต่ละอินพุตและเอาต์พุตนั้นประกอบด้วย “n” ชุดข้อมูล ($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$) ดังนั้นสามารถนอร์มัลไลซ์ชุดข้อมูลโดยใช้สมการที่ 2.16 และ 2.17 ตามลำดับ

$$\text{If } X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix}, \mu_X = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \text{ and } \text{If } Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_X \\ X_2 - \mu_X \\ \vdots \\ X_n - \mu_X \end{bmatrix}, \mu_Y = 0 \quad (2.16)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}{n}} \quad (2.17)$$

$$\text{If } Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix} = Y \cdot \frac{1}{\sigma_Y} = \begin{bmatrix} (X_1 - \mu_X) / \sigma_Y \\ (X_2 - \mu_X) / \sigma_Y \\ \vdots \\ (X_n - \mu_X) / \sigma_Y \end{bmatrix}, \sigma_Z = 1 \text{ and } \mu_Z = 0$$

หลังจากทุกชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตทำการนอร์มัลไลซ์ตามสมการที่ 2.16 และ 2.17 แล้ว ควรจะทำการสเกลหรือบวค้ข้อมูล เพื่อจัดข้อมูลให้เป็นระเบียบอยู่ในช่วงที่เรากำหนด โดยใช้สมการที่ 2.18 ถึง 2.19 ซึ่งจะสร้างรูปแบบการกระจายของข้อมูลเป็นแบบลิเนียร์ ในการทดลองนี้จะทำการสเกลชุดข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการเรียนรู้และใช้ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมให้มีค่าอยู่ระหว่าง [-0.9, 0.9] และชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ใช้ในการเรียนรู้และใช้ทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมให้มีค่าระหว่าง [0.1, 0.9]

จากเมตริกซ์

$$[Z] = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix}$$

กำหนดให้ MX คือ ค่าสูงสุดของเมตริกซ์ $[Z]$

MN คือ ค่าต่ำสุดของเมตริกซ์ $[Z]$

สามารถหาค่าคงที่ aw และ bw ได้จากสมการที่ 2.18 และ 2.19

$$aw = \frac{(b - a)}{mx - mn} \tag{2.18}$$

$$bw = b - aw \cdot mx \tag{2.19}$$

โดยที่ a และ b คือช่วงของการสเกลคือ $[a, b]$

ดังนั้นแต่ละสมาชิกในเมตริกซ์ $[Z]$ ทำการสเกลโดยสมการที่ 2.20

$$\text{เอาต์พุตจากการสเกล} = aw \cdot Z_i + bw \quad \text{โดยที่ } i = 1, 2, \dots, n \tag{2.20}$$

ในระหว่างกระบวนการเรียนรู้ ค่าน้ำหนัก “ w ” และค่าไบอัส “ b ” จะปรับเปลี่ยนในทุก ๆ รอบของการเรียนรู้ เพื่อที่จะหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (SSE) จะถูกนำมาใช้เพื่อหาค่าเอาต์พุต ถ้าเมตริกซ์ $[O]$ แสดงการนอร์มัลไลซ์และสเกลของค่าเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียมในช่วงการเรียนรู้ แต่ละค่าของเอาต์พุตนั้นจะสามารถหาค่าจริงได้จากการทำ Unscaled และ Unnormalise ตามสมการที่ 2.21 และ 2.22 ตามลำดับ

$$[L] = \begin{bmatrix} O_1 / aw - bw / aw \\ O_2 / aw - bw / aw \\ \vdots \\ O_n / aw - bw / aw \end{bmatrix} \tag{2.21}$$

$$[Q] = \begin{bmatrix} L_1 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ L_2 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ \vdots \\ L_n \cdot \sigma_Y + \mu_X \end{bmatrix} \tag{2.22}$$

ค่าคงที่ μ_x และ σ_y ในสมการที่ 2.22 มาจากสมการที่ 2.16 และ 2.17 ตามลำดับ โดยเมตริกซ์ $[Q]$ จะแสดง “ m ” ชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถนำไปเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลเอาต์พุตจริง หลังจากการเรียนรู้เสร็จสิ้น ค่าน้ำหนัก “ w ” และ ไบอัส “ b ” จะถูกเก็บไว้ และสามารถนำไปใช้งานได้ ชุดข้อมูลทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะต้องเป็นชุดข้อมูลที่โครงข่ายไม่เคยเรียนรู้มาก่อน ถ้ากำหนดให้นำมาทดสอบทั้งหมด “ m ” ชุดข้อมูล ชุดข้อมูลทดสอบนี้จะต้องทำการนอร์มัลไลซ์ ซึ่งใช้หลักของ zero mean ($\mu = 0$) และ unity variance ($\sigma = 1$) จากนั้นก็ทำการสเกลข้อมูลให้มีค่าอยู่ระหว่าง $[-0.9, 0.9]$ ตามสมการข้างบนที่ได้กล่าวไว้แล้ว ชุดข้อมูลทดสอบที่ได้ก็จะนำไปใช้ทดสอบกับค่าน้ำหนัก “ w ” และ ไบอัส “ b ” เดียวกันกับที่เก็บไว้ ถ้าเมตริกซ์ $[T]$ แสดงการนอร์มัลไลซ์และสเกลของชุดข้อมูลเอาต์พุตทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นแต่ละค่าของเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะสามารถหาค่าจริงได้จากการทำ Unscaled และ Unnormalise ตามสมการที่ 2.23 และ 2.24 ตามลำดับ

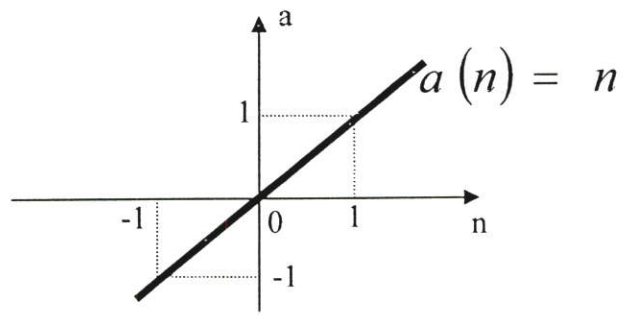
$$[R] = \begin{bmatrix} T_1 / aw - bw / aw \\ T_2 / aw - bw / aw \\ \vdots \\ T_m / aw - bw / aw \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

$$[H] = \begin{bmatrix} R_1 \cdot \sigma_y + \mu_x \\ R_2 \cdot \sigma_y + \mu_x \\ \vdots \\ R_m \cdot \sigma_y + \mu_x \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

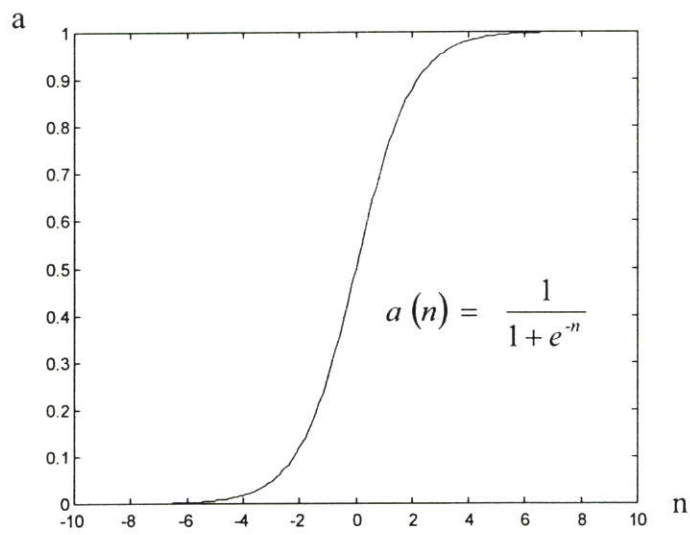
เมตริกซ์ $[H]$ จะแสดงเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ของชุดข้อมูลทดสอบ “ m ” ชุดซึ่งสามารถนำไปเปรียบเทียบกับเอาต์พุตจริงของชุดข้อมูลทดสอบ โดยค่าคงที่ aw , bw , μ_x และ σ_y ในสมการที่ 2.23 และ 2.24 จะเป็นค่าเดียวกันกับสมการที่ 2.16 ถึง 2.19

2.8 รูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้น (Transfer Function)

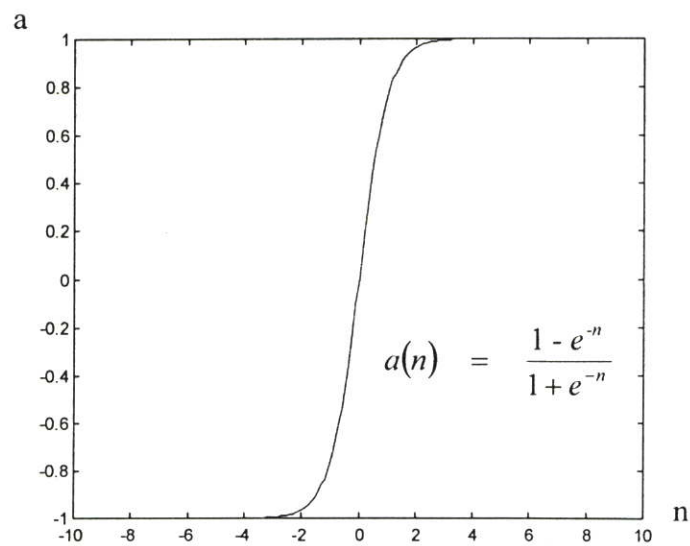
ฟังก์ชันกระตุ้น (Transfer Function) ที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมมี 3 รูปแบบ แสดงรูปที่ 2.9 - 2.11 โดยที่ a เป็นค่าเอาต์พุตของทรานเฟอร์ฟังก์ชัน และ n เป็นค่าอินพุตรวม โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ นิยมใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid และ Tan-sigmoid ที่ใช้ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันแบบนี้เพราะว่าสามารถทำการคิฟเฟอเรนเชียลได้ โหนดที่ใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบนี้จะใช้กับการประมาณค่าแบบไม่เป็นเชิงเส้น



รูปที่ 2.9 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบลิเนียร์



รูปที่ 2.10 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ Log-sigmoid



รูปที่ 2.11 ทรานเฟอร์ฟังก์ชันแบบ Tan-sigmoid

2.9 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

Mario Costa, Eros Pasero, Federico Piglione, Daniela Radasanu. [10] ศึกษาการพยากรณ์ระยะสั้นของโหลดที่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา (dynamic load) โดยใช้การเชื่อมต่อของโครงข่ายแบบ feedback ที่มีการเฉลี่ยค่าน้ำหนัก (weight sharing) และใช้การฝึกสอนแบบ back propagation ตลอดเวลา ซึ่งในการศึกษาได้ใช้ข้อมูลโหลดจาก AEM-Turin ฐานข้อมูลจะครอบคลุมตั้งแต่ปี 2538-2540 และเลือกใช้พารามิเตอร์ของสภาพอากาศ ซึ่งได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้น ปริมาณน้ำฝน ความเร็วลม ปริมาณเมฆ, พารามิเตอร์ของโหลดในช่วงที่มีเหตุการณ์ไม่ปกติ, พารามิเตอร์ที่สุ่มเลือก ผลการศึกษาโครงข่ายที่ดีที่สุดให้ค่าผิดพลาดเฉลี่ยคิดเป็น 2.78% ซึ่งเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีของ Multilayer Perceptron (MLP) จะมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยอยู่ที่ 23.26%

Drezga, I. and Rahman, S. [11] ได้นำเทคนิค k-nearest neighbors concept ซึ่งเป็นเทคนิคการเลือกข้อมูลที่นำมาใช้ในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยเป็นการจำลองอธิบายจำนวน โหนดในชั้นซ่อนที่จะถูกใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม การทำนายทั้งหมดจะใช้ในการสร้างการพยากรณ์ครั้งสุดท้าย โดยการพยากรณ์จะใช้ค่าเฉลี่ยของโครงข่ายเป็นการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ ผลการทดลองจากแหล่งพลังงานไฟฟ้า 2 แห่งซึ่งได้เปรียบเทียบกับความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยวิธีดังกล่าวกับวิธีการพยากรณ์ similar ทั้ง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าและ 5 วันล่วงหน้า

วีระศักดิ์ และ วุฒิชัย [5] ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าของนิคมอุตสาหกรรมล่วงหน้า 24 ชั่วโมง โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบ feed-forward การเรียนรู้แบบ back-propagation learning และใช้ข้อมูลอินพุตจำนวน 58 อินพุตซึ่งประกอบไปด้วยการใช้พลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมง, อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด, ประเภทของวันและวันหยุด มาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์ข้อมูลที่นำมาศึกษาเป็นข้อมูลความการใช้พลังงานไฟฟ้าของสถานีไฟฟ้าย่อยนิคมอุตสาหกรรมอมตะนครจังหวัดชลบุรี ตั้งแต่วันที่ 1 มีนาคม – 31 พฤษภาคม 2544 ซึ่งผลการพยากรณ์ตั้งแต่วันที่ 24-31 พฤษภาคม 2544 มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่ำสุดอยู่ที่ 2.34%

Hong Chen, Claudio A., Ajit Singh. [12] ศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาพิจารณาราคาการซื้อ-ขายกระแสไฟฟ้าซึ่งเป็นตัวแปรสำคัญที่กระทบต่อโหลดในการกำหนดราคาของตลาด โมเดลของโครงข่ายที่ใช้ในการศึกษาจะประกอบไปด้วย 3 ชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต ชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตที่มี 24 โหนด มีการเชื่อมต่อกันแบบ feed-forward และฝึกสอนแบบ back propagation ตัวแปรอินพุตที่ใช้ได้แก่ โหลด, ประเภทของวัน, อุณหภูมิและราคาการซื้อ-ขายไฟฟ้าของวันก่อนหน้าวันพยากรณ์ ข้อมูลที่นำมาศึกษาได้มาจาก Ontario Hydro System ผลการพยากรณ์ตั้งแต่วันที่ 24 – 29 พฤษภาคม 2542 ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์มีค่า 0.48% และค่าผิดพลาดสัมบูรณ์สูงสุดมีค่า 3.00%

วันชัย และวิจิต [13] ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางเป็นรายเดือนของระบบจำหน่าย โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ โดยคำนึงถึงปัจจัยด้านสภาพอากาศและอื่นๆ ที่มีความสัมพันธ์กับความต้องการพลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟแบบจำลองที่ถูกนำมาใช้ในการพยากรณ์เป็นความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายเดือนของการไฟฟ้านครหลวง ล่วงหน้า 6 เดือนในปี 2542 ผลการพยากรณ์มีค่าความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 4.19%

Tomonobu Senjyu. [14] ศึกษาการพยากรณ์โหลด 1 ชั่วโมงล่วงหน้าโดยประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทร่วมกับการใช้หลักการ similar day สำหรับอัลกอริทึมของโครงข่ายจะเป็นแบบ back propagation และสอนโดยใช้ข้อมูลย้อนหลังไป 30 วัน ก่อนวันพยากรณ์ ในการทดลองจะใช้ข้อมูลโหลดของบริษัทผลิตไฟฟ้า Okinawa และข้อมูลอุณหภูมิช่วงปี 2538-2540 ได้แบ่งออกเป็น 4 กรณี

กรณีที่ 1 พยากรณ์แนวโน้มของโหลดโดยใช้ simple regression model โครงสร้างของโมเดลเป็นข้อมูลอุณหภูมิในอดีตและโหลดที่นำมาใช้

กรณีที่ 2 พยากรณ์แนวโน้มของโหลดโดยใช้ข้อมูล similar day

กรณีที่ 3 พยากรณ์แนวโน้มของโหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทที่ปรับปรุงการเรียนรู้แบบ off-line เมื่อใช้เพียงข้อมูล similar day

กรณีที่ 4 พยากรณ์แนวโน้มของโหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทที่ปรับปรุงการเรียนรู้แบบ on-line ซึ่งข้อมูล feedback และการพยากรณ์ความผิดพลาดจะนำมาใช้ในการเรียนรู้แบบ on-line

ผลการศึกษาจะได้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ย สำหรับกรณีที่ 1, 2, 3 และ 4 เป็น 13.08%, 1.28%, 1.23% และ 1.18% ตามลำดับ

Jie Bao [15] ศึกษาการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เพื่อนำมาใช้ในการปฏิบัติงาน และวางแผนการผลิตพลังงานไฟฟ้าเพื่อให้ได้หน่วยการผลิตสูงสุด การพยากรณ์โหลดระยะสั้นจะเป็นการพยากรณ์โหลดเป็นรายชั่วโมง มีปัจจัยที่นำมาใช้ เช่น ข้อมูลโหลดในอดีต วันในสัปดาห์ วันหยุดนักขัตฤกษ์ ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด และอุณหภูมิเฉลี่ย เป็นต้น ในศึกษาจะเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียบกับวิธี moving average ซึ่งวิธี moving average ให้ผลที่ดีกว่า โดยการพยากรณ์โหลด 24 ชั่วโมง มีค่าผิดพลาด 3.50% และการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมงมีค่าผิดพลาด 1.24%

อรนิตย์ และวรรณุช [16] ได้ศึกษาการนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้น โดยใช้ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าใฝ่สิงโต ของการไฟฟ้านครหลวง อุณหภูมิ ประเภทของวัน และเวลา ผลที่ได้จากการพยากรณ์เมื่อนำไปเปรียบเทียบกับเทคนิคการพยากรณ์เชิงสถิติบ็อกซ์และเจนกินส์ จะให้ผลที่ดีกว่า

Kyung-Bin Song, Young-Sik Baek, Dug Hun Hong, Jang, G. [17] ศึกษาการพยากรณ์ โหลดเฉลี่ยสำหรับวันหยุดนักขัตฤกษ์ ซึ่งมีค่าผิดพลาดมากกว่าวันหยุดสุดสัปดาห์ โดยจะใช้วิธี fuzzy linear regression ในการพยากรณ์ และใช้ความเข้าใจของการวิเคราะห์ fuzzy regression ซึ่งเลือกใช้ข้อมูลโหลดในอดีต, ประเภทของวันหยุดที่มีความเหมือนกันจะแสดงแนวโน้มความคล้ายกันของโหลด โมเดลที่ใช้ของ fuzzy linear regression จะสร้างจากข้อมูลโหลด 3 ปีที่ผ่านมา จากการศึกษาจะพยากรณ์โหลดในช่วงวันหยุดนักขัตฤกษ์ของปี 2539-2550 ซึ่งได้ค่าเปอร์เซ็นต์ ความผิดพลาดเฉลี่ยสูงสุด มีค่า 3.57 %

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง ส่วนใหญ่เป็นงานวิจัยที่เกี่ยวกับการประยุกต์ใช้เทคนิค โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น ทั้ง 1 ชั่วโมงล่วงหน้าและ 24 ชั่วโมง ล่วงหน้า โดยหลายงานวิจัยมีการเปรียบเทียบการพยากรณ์กับเทคนิคทางสถิติอื่นๆ เช่น เทคนิคการ พยากรณ์เชิงสถิติบ็อกซ์และเจนกินส์ วิธี moving average และได้วิเคราะห์หาความผิดพลาดที่ เกิดขึ้น สำหรับในงานวิจัยนี้เลือกใช้ปัญญาในการพยากรณ์และรูปแบบโครงสร้างของโครงข่าย ประสาทเทียมเช่นเดียวกับงานวิจัยของวีระศักดิ์ และวุฒิชัย [5] ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ feed-forward มีการเรียนรู้แบบ back propagation ที่ประกอบไปด้วยตัวแปรอินพุต 58 อินพุต แต่จะ แตกต่างกันที่งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลโหลดย้อนหลังไป 30 วัน เพื่อทำการพยากรณ์โหลดล่วงหน้า 24 ชั่วโมง อีกทั้งยังได้ศึกษากับวงจรที่มีรูปแบบการใช้โหลดที่แตกต่างกันทั้งสิ้น 3 วงจร และได้มีการ ทำงานเชื่อมต่อกันระหว่างโปรแกรม Microsoft Access และ โปรแกรม Matlab โดยข้อมูลอินพุตที่ ใช้ในการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมและข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากการพยากรณ์ของโปรแกรม Matlab จะถูกเก็บไว้เป็นฐานข้อมูลใน Microsoft Access ซึ่งในการสร้างฐานข้อมูล ด้วยโปรแกรม Microsoft Access จะอธิบายในภาคผนวก ข.

บทที่ 3

การพยากรณ์โหลด

3.1 ประเภทของการพยากรณ์โหลด

การจำแนกประเภทของการพยากรณ์โหลด สามารถจำแนกออกเป็นประเภทใหญ่ๆ ได้ตามช่วงระยะเวลาของการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้ 3 ประเภท [8-9] ดังต่อไปนี้

3.1.1 การพยากรณ์โหลดระยะยาว (LONG-TERM LOAD FORECASTING)

การพยากรณ์โหลดที่จะเกิดขึ้นในระยะเวลาตั้งแต่ 3 ปีขึ้นไปโดยส่วนมากแล้วผลที่ได้จากการพยากรณ์ใน ช่วงเวลาดังกล่าว จะนำมาใช้ในส่วนของการวางแผนการขยายหน่วยการผลิต (Capacity Expansion Planning) ในอนาคต

3.1.2 การพยากรณ์โหลดระยะปานกลาง (MEDIUM-TERM LOAD FORECASTING)

การพยากรณ์โหลดที่จะเกิดขึ้นตั้งแต่ระยะเวลา 1 สัปดาห์ล่วงหน้าจนถึง 3 ปีล่วงหน้า ซึ่งผลที่ได้จากการพยากรณ์ในช่วงเวลาดังกล่าวจะนำมาใช้ในส่วนของการวางแผนการบริหารเชื้อเพลิงการผลิต (Fuel Management) หรือการวางแผนการซ่อมบำรุง (Maintenance Planning)

3.1.3 การพยากรณ์โหลดระยะสั้น (SHORT-TERM LOAD FORECASTING)

การพยากรณ์โหลดที่จะเกิดขึ้นภายในระยะเวลาตั้งแต่ 1 ชั่วโมงล่วงหน้าจนถึง 168 ชั่วโมงหรือ 1 สัปดาห์ล่วงหน้าซึ่งโดยส่วนใหญ่แล้วผลของการพยากรณ์โหลดประเภทนี้จะนำไปใช้ในส่วนของการวางแผนการทำงานของโรงจักรไฟฟ้า (Unit Commitment), การวางแผนการผลิตของโรงจักรไฟฟ้า (Scheduling and Operative Reserve) หรือการวางแผนถ่ายเทโหลด

3.2 ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์โหลด

ในการพยากรณ์โหลดที่ถูกต้องข้อมนำมาสู่ความน่าเชื่อถือซึ่งสร้างความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ เพราะถ้าผลการพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริงจะส่งผลให้ไฟฟ้าไม่เพียงพอกับความต้องการของผู้ใช้ ซึ่งจะทำให้เกิดปัญหาไฟตกไฟดับและจะส่งผลเสียหายต่อเศรษฐกิจโดยรวม แต่ถ้าพยากรณ์สูงกว่าความเป็นจริงจะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้าและระบบจำหน่ายมากเกินไป ความจำเป็น การพยากรณ์โหลดให้มีความน่าเชื่อถือ นั้น จำเป็นที่จะต้องคำนึงถึงปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงของโหลดมาพิจารณาในการจำลองลักษณะของสมการทางคณิตศาสตร์ หรือจำลองโมเดล (Model) ของระบบโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชัน (Artificial Neural Networks) ซึ่งปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อ การเปลี่ยนแปลงของโหลดนั้นประกอบด้วย

- 3.2.1 โหลด (Load)
 - โหลดสูงสุดในแต่ละวัน (Daily peak load)
 - โหลด ณ เวลาใดๆ (Load at any time)
- 3.2.2 อุณหภูมิ (Temperature)
- 3.2.3 อุณหภูมิหยดน้ำค้าง (Dew-point temperature)
- 3.2.4 ความชื้น (Humidity)
- 3.2.5 ความเร็วลมและทิศทางของลม (Wind speed and direction)
- 3.2.6 ปริมาณเมฆ (Cloud)
- 3.2.7 ดัชนีแสง (Light index)
- 3.2.8 ช่วงระยะเวลาที่มีแสงแดด (Length of daylight)
- 3.2.9 ปริมาณน้ำฝน (Rain)
- 3.2.10 ฤดูกาล (Seasons)
- 3.2.11 วันในสัปดาห์ (Day of week)
- 3.2.12 วันหยุด (Holidays)
- 3.2.13 กิจกรรมทางเศรษฐกิจ (Economic Activities)
 - ผลผลิตทางอุตสาหกรรม (Industrial Production)
 - ผลผลิตมวลรวมของประเทศ (Gross Nation Product)
 - การบริโภคพลังงานดิบ (Raw Energy Consumption)
 - การบริโภควัตถุดิบ (Material Consumption)
- 3.2.14 ราคาเชื้อเพลิง (Cost of Energy)
- 3.2.15 การขยายตัวของประชากร (Population Distribution)
- 3.2.16 การขยายตัวของแรงงาน (Labor Distribution)
- 3.2.17 รายได้ต่อบุคคล (Income per person)
- 3.2.18 การบริโภคพลังงานไฟฟ้าต่อบุคคล (Electrical Energy Consumption per person)

เนื่องจากการพยากรณ์โหลดระยะสั้นนั้น เป็นการพยากรณ์โหลดในช่วง 1 ชั่วโมงจนถึง 168 ชั่วโมงล่วงหน้า ดังนั้นปัจจัยที่มีความจำเป็นต่อการเปลี่ยนแปลงโหลดจะประกอบไปด้วย โหลด ณ เวลาใดๆ อุณหภูมิ วันในสัปดาห์และวันหยุด ส่วนปัจจัยอื่นๆ เป็นปัจจัยที่ส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของโหลดที่จะใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะปานกลาง และระยะยาว

3.3 ประโยชน์ของการพยากรณ์โหลด

การพยากรณ์โหลดนั้นมีความสำคัญและมีความจำเป็นควบคู่ไปกับการผลิตกำลังไฟฟ้า ซึ่งโดยทั่วไปแล้วสามารถจำแนกประโยชน์ของการพยากรณ์ได้ดังต่อไปนี้ คือ

- 3.3.1 เพื่อใช้ในการวางแผนการทำงานของแต่ละโรงจักรไฟฟ้าให้สามารถทำการผลิตกำลังไฟฟ้า โดยที่ก่อให้เกิดค่าใช้จ่ายที่ต่ำ (Economic Load Dispatch)
- 3.3.2 เพื่อใช้ในการวางแผนการผลิตกำลังไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการของโหลด
- 3.3.3 เพื่อใช้ในการวางแผนการขยายหรือสร้างโรงจักรไฟฟ้าหรือเพิ่มหน่วยการผลิตเพื่อรองรับการขยายตัวของความต้องการกำลังไฟฟ้าที่จะเพิ่มขึ้นในอนาคต
- 3.3.4 เพื่อใช้ในการวางแผนงานก่อสร้างระบบสายส่งและระบบจำหน่ายเพื่อรองรับความต้องการกำลังไฟฟ้า
- 3.3.5 เพื่อใช้ในการวางแผนการแก้ปัญหาการขาดแคลนทรัพยากรหรือการทดแทนทรัพยากรในอนาคต
- 3.3.6 เพื่อใช้ในส่วนของการวางแผนการซ่อมบำรุงของโรงจักรไฟฟ้า
- 3.3.7 เพื่อใช้ในการวางแผนการสำรองเชื้อเพลิงการผลิตของโรงจักรไฟฟ้า
- 3.3.8 ทำให้ระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้ามีความน่าเชื่อถือ
- 3.3.9 ก่อให้เกิดการใช้ทรัพยากรที่มีอยู่อย่างมีประสิทธิภาพ

3.4 ตัวอย่างการศึกษาการพยากรณ์ที่ทำผ่านมาของ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค [18]

การพยากรณ์ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจะจัดอยู่ในการพยากรณ์ระยะปานกลางและระยะยาว คือ จะพยากรณ์ล่วงหน้าตั้งแต่ 1 ปีล่วงหน้าไปจนถึง 15 ปี ซึ่งจะแตกต่างจากการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ซึ่งจะพยากรณ์ในช่วง 24 ชั่วโมงล่วงหน้า โดยเป็นการพยากรณ์ระยะสั้น ดังนั้นนอกจากจะแตกต่างตามช่วงเวลาของการพยากรณ์แล้วยังแตกต่างในเรื่องของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ และประเภทของการพยากรณ์ด้วย โดยการพยากรณ์ที่ได้ทำผ่านมาของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค แบ่งเป็น 2 ประเภท ได้แก่

3.4.1 การพยากรณ์ตามช่วงเวลา

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค จะทำการพยากรณ์ตามช่วงเวลาปีละครั้ง โดยทำการพยากรณ์เมื่อมีข้อมูลการใช้ไฟฟ้าครบทั้งปีงบประมาณในแต่ละปี ซึ่งได้แบ่งการพยากรณ์ดังกล่าวเป็น 3 ระยะ ได้แก่

1. การพยากรณ์ระยะสั้น เป็นการพยากรณ์ในระยะ 1-3 ปี โดยนำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการปฏิบัติการของศูนย์ควบคุมระบบไฟฟ้า การบำรุงรักษาและการจัดตั้งงบประมาณประจำปี
2. การพยากรณ์ระยะปานกลาง เป็นการพยากรณ์ในระยะ 5-10 ปี โดยนำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการกำหนดแผนการขยายงานของระบบไฟฟ้า ที่ต้องพิจารณาตัดสินใจดำเนินการทันที
3. การพยากรณ์ระยะยาว เป็นการพยากรณ์ในระยะ 10-20 ปี โดยนำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการกำหนดนโยบายต่างๆไป โดยเฉพาะนโยบายทางด้านพลังงานของประเทศ

ซึ่งการพยากรณ์ตามช่วงเวลาได้แบ่งการพยากรณ์ออกเป็น 2 ระดับ ได้แก่

3.4.1.1 การพยากรณ์ระดับมหภาค (Macro Forecast)

การพยากรณ์ระดับมหภาคเป็นการพยากรณ์ภาพรวมทั้งระบบของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค จำแนกเป็นภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคกลาง และภาคใต้ โดยทำการพยากรณ์แยกตามประเภทผู้ใช้ไฟตามรายการที่การไฟฟ้าเก็บค่าไฟฟ้ามีทั้งหมด 9 ประเภท ได้แก่

1. บ้านอยู่อาศัย (Residential)
2. กิจการขนาดเล็ก (Small General Service)
3. กิจการขนาดกลาง (Medium General Service)
4. กิจการขนาดใหญ่และไฟสำรอง (Large General Service & Standby Rate)
5. ธุรกิจเฉพาะอย่าง (Specific Business)
6. ส่วนราชการและองค์กรที่ไม่แสวงหากำไร (Government Office & No Profit Organization)
7. สูบน้ำเพื่อการเกษตร (Agricultural Pumping)
8. ไฟฟ้าชั่วคราว (Temporary)
9. ไฟสาธารณะ หรือไฟอื่นๆที่ไม่ได้มีการเก็บค่าไฟฟ้า (Free of Charge)

สิ่งที่พยากรณ์ในระดับมหภาค

การพยากรณ์ในระดับมหภาค (Macro Forecast) นั้นมีการพยากรณ์อยู่ 4 ส่วน ได้แก่

- การพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟ (Number of Customer Forecast)
- การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า (Energy Forecast)
- การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในส่วนที่รับจากกรมพัฒนาและส่งเสริมพลังงาน (พพ.) และในส่วนที่ กฟภ. ผลิตเอง (Power Purchase from DEDP Forecast and Power Generated by PEA Forecast)
- การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand Forecast)

วิธีการในการพยากรณ์ระดับมหภาค

ใช้วิธีการ Trend Curve

ปัญหาและอุปสรรคที่พบในการพยากรณ์ระดับมหภาค (Macro Forecast)

ปัญหาที่สำคัญที่พบในการพยากรณ์ระดับมหภาค (Macro Forecast) ดังนี้

1. ข้อมูล Load Profile ที่สำรวจตั้งแต่ปี 2539 มีข้อมูลไม่ครบทุกประเภทของผู้ใช้ไฟฟ้า
2. การนำเอา Load Profile จากปี 2539 มาใช้ในการพยากรณ์ในปัจจุบันนี้อาจไม่ถูกต้องนักสำหรับผู้ใช้ไฟบางประเภท เนื่องจาก มาตรการต่างๆ เพื่อจูงใจให้ผู้ใช้ไฟปรับเปลี่ยนพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าเช่น การเปลี่ยนอัตราค่าไฟฟ้า TOD เป็น TOU ซึ่งทำให้กิจการบางประเภท มีพฤติกรรมการใช้ไฟที่เปลี่ยนจากเดิมมาก
3. ความล่าช้าในการได้รับข้อมูลเพื่อใช้ในการพยากรณ์

4. รูปแบบของข้อมูลที่ได้รับส่วนใหญ่ไม่สามารถนำไปใช้ได้เลย ต้องทำการปรับเปลี่ยนรูปแบบหรือต้องทำการป้อนข้อมูลใหม่ให้อยู่ในรูปแบบ Excel ก่อนจึงจะนำไปทำการพยากรณ์ได้

3.4.1.2 การพยากรณ์ระดับจุลภาค (Micro Forecast)

การพยากรณ์ในระดับจุลภาค (Micro Forecast) ของ กฟภ. จะใช้วิธีการพยากรณ์แบบรวม โดยทำการพยากรณ์เป็นรายสถานี แล้วนำมารวมเป็นเขต ซึ่ง กฟภ. ได้แบ่งเขตการรับผิดชอบเป็น 4 ภาค คือ ภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคกลาง ภาคใต้ และแต่ละภาคก็แบ่งเป็น 3 เขตย่อย ดังนั้นเขตการรับผิดชอบของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจึงมี 12 เขตการรับผิดชอบ

ดังนั้นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าแบบรวมหรือการพยากรณ์ระดับจุลภาค (Micro) จะพยากรณ์แยกตามการไฟฟ้าเขตทั้ง 12 เขต โดยแยกตามสถานีไฟฟ้าของการไฟฟ้าเขตนั้นๆ ผลการพยากรณ์ที่ได้จะเป็น พลังงานไฟฟ้า (Energy – GWh) และความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand - MW) วิธีการ (Methodology)

สิ่งที่พยากรณ์ในระดับจุลภาค หรือระดับสถานีไฟฟ้า

การพยากรณ์ในระดับจุลภาค (Micro Forecast) ได้แก่

- การพยากรณ์ผู้ใช้ไฟรายใหญ่ 115 kV
- การพยากรณ์สถานีไฟฟ้า 22 kV. ปัจจุบันของ กฟผ.(EGAT. Existing substation)
- การพยากรณ์สถานีไฟฟ้า 22 kV. ปัจจุบันของ กฟภ.(PEA. Existing Substation)
- การพยากรณ์สถานีไฟฟ้าโครงการของ กฟภ.
- การพยากรณ์สถานีไฟฟ้า 115 kV.

วิธีการในการพยากรณ์ระดับจุลภาค

ในการพยากรณ์ จะใช้วิธีการ Trend Curve และประสบการณ์โดยการ Trend Curve จะใช้ข้อมูลในอดีต อัตราการเพิ่มของการพยากรณ์ระดับมหภาค (Macro) และการพยากรณ์ในอดีตที่ผ่านมา ประกอบกัน การพยากรณ์นี้จะเป็นการพยากรณ์แบบระยะยาว (Long – Term) ซึ่งมีจำนวนปีในการพยากรณ์ 15 ปี ในการพยากรณ์นี้จะต้องพยากรณ์สถานีไฟฟ้าโครงการ (Planning Substation) ด้วย โดยแบ่งมาจากสถานีไฟฟ้าปัจจุบัน (Existing Substation) สถานีโครงการนี้จะอยู่ในโครงการที่เรียกว่า โครงการพัฒนาระบบสายส่งและสถานีย่อย (Transmission System And Substation Development Project) โดยมีชื่อย่อว่า กพส. หรือ TSD. ซึ่งสถานีโครงการดังกล่าวจะแบ่งเป็น 7 ระยะ

ปัญหาและอุปสรรคที่พบในการพยากรณ์ระดับจุลภาค (Micro Forecast)

ปัญหาส่วนใหญ่ที่พบในการพยากรณ์ระดับจุลภาค (Micro Forecast) เนื่องจากเรื่องข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ ซึ่งทำให้การพยากรณ์เกิดความล่าช้าและผิดพลาด ดังนี้

1. ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ที่ต้องการจากหน่วยงานอื่น ไม่มีการปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยกับปัจจุบัน (Up-date) และข้อมูลไม่ถูกต้องอันเนื่องมาจากผู้ป้อนข้อมูลหรือพนักงาน เช่น ข้อมูลสภาพจ่ายไฟ ข้อมูล Load01 เป็นต้น
2. สภาพจ่ายไฟของสถานีไฟฟ้าบางสถานีไฟฟ้า ทั้งทางดั้น 22 kV และ 115 kV ซึ่งมีการเปลี่ยนแปลงตลอด แต่ไม่มีการรายงานจากพนักงานก่อนการตัดจ่ายโหลด
3. ใช้เวลาค่อนข้างมากในการขอข้อมูลที่ต้องใช้ในการทำการพยากรณ์จากหน่วยงานอื่นๆ
4. รูปแบบของข้อมูลที่แผนกพยากรณ์ได้รับเพื่อจะใช้ทำการพยากรณ์ ส่วนใหญ่ต้องเสียเวลาในการป้อนข้อมูลใหม่หรือแปลงจากรูปแบบเดิมให้อยู่ในรูปแบบ Excel เนื่องจากข้อมูลที่ได้รับเดิมบางอย่างอยู่ในระบบฐานข้อมูลที่สามารถดูได้อย่างเดียว หรืออยู่ในโปรแกรมไม่สามารถนำข้อมูลไปใช้ได้เลย หรือไม่อยู่ในรูปของ Electronic File
5. เนื่องจากสถานี 115 kV ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ไม่มีการติดตั้ง Energy Demand Meter จึงไม่ทราบปริมาณพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ที่แท้จริง

3.4.2 การพยากรณ์ตามวัตถุประสงค์

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค จะทำการพยากรณ์ตามวัตถุประสงค์เมื่อมีโครงการขยายเขตระบบจำหน่าย และต้องการข้อมูลการพยากรณ์เพื่อประกอบการตัดสินใจในการดำเนินโครงการ โดยที่ข้อมูลดังกล่าวไม่มีอยู่ในรายงานผลการพยากรณ์ตามช่วงเวลา ซึ่งโครงการขยายเขตระบบจำหน่ายให้หมู่บ้านในชนบท และโครงการขยายเขตระบบจำหน่ายตามเกาะต่าง ๆ โดยการพยากรณ์ตามวัตถุประสงค์นั้นได้แบ่งออกเป็น 3 แบบ ได้แก่

3.4.2.1 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า (Energy Forecast)

การทำการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าเพื่อกำหนดชนิดของโรงไฟฟ้า ชนิดของเชื้อเพลิงที่ใช้ในโรงไฟฟ้า การคำนวณรายได้และรายจ่าย การวิเคราะห์สถานะการเงิน การจัดทำโครงสร้างอัตราค่ากระแสไฟฟ้าในส่วนของ Energy Charge ทั้งราคาขายส่งและขายปลีก

3.4.2.2 การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand Forecast)

การทำการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าสูงสุดเพื่อกำหนดขนาดของสถานีไฟฟ้าหรือกำลังผลิตของโรงไฟฟ้า ขนาดของอุปกรณ์ไฟฟ้าในระบบสายส่ง และระบบจำหน่าย จัดทำโครงสร้างอัตราค่ากระแสไฟฟ้าในส่วนของ Demand Charge ทั้งราคาขายส่งและราคาขายปลีก

3.4.2.3 การพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้า (Number of Customer Forecast)

การทำการพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟ เพื่อใช้ในการวางแผนจัดซื้ออุปกรณ์ไฟฟ้า ซึ่งได้แก่ มิเตอร์ ซีที พีที รวมถึงการคำนวณหาค่าธรรมเนียมการต่อไฟ และหาสัดส่วนผู้ใช้ไฟต่อรายได้

3.5 การปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลด[19]

ปี 2547 คณะอนุกรรมการการพยากรณ์โหลดประกอบด้วยผู้แทนหน่วยงานผู้ผลิตและจำหน่ายไฟฟ้า ได้แก่ การไฟฟ้าฝ่ายผลิต, การไฟฟ้านครหลวง, การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค, สมาคมผู้ผลิตไฟฟ้าเอกชน, ผู้แทนหน่วยงานราชการที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, สำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ, สำนักงานสถิติแห่งชาติ, สำนักงานนโยบายและแผนพัฒนา ตัวแทนจากผู้ใช้ไฟฟ้า ได้แก่ สภาอุตสาหกรรมแห่งประเทศไทย, สภาหอการค้าและผู้ทรงคุณวุฒิ ได้ร่วมประชุมเพื่อทำการปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลด เนื่องจากสภาพเศรษฐกิจเริ่มดีขึ้นและรัฐบาลมีแนวทางกระตุ้นเศรษฐกิจโดยมีเป้าหมายในการเพิ่มศักยภาพการขยายตัวทางเศรษฐกิจ เพื่อให้สอดคล้องกับสถานการณ์ปัจจุบันเดิมอัตราการขยายตัวทางเศรษฐกิจในช่วงแผนพัฒนาฯ ฉบับที่ 9 (ปี 2545) ตามเป้าหมายทางด้านเศรษฐกิจของสำนักงานคณะกรรมการพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติอยู่ที่ระดับร้อยละ 4-5 ในขณะที่อัตราการขยายตัวทางเศรษฐกิจในปี 2546 อยู่ที่ระดับร้อยละ 6.70 ซึ่งทำให้ความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริงสูงกว่าในปีงบประมาณ 2546 ที่คณะอนุกรรมการได้พยากรณ์ไว้

ตารางที่ 3.1 ความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์โหลด ฉบับเดือนสิงหาคม 2545

| การ ไฟฟ้า | ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด | | | | ค่าพลังงานไฟฟ้า | | | |
|--------------|-----------------------|---------|-------------|-------|-----------------|---------|-------------|-------|
| | ค่า พยากรณ์ | ค่าจริง | คลาดเคลื่อน | | ค่า พยากรณ์ | ค่าจริง | คลาดเคลื่อน | |
| | | | MW | % | | | GW | % |
| กฟผ. | 17,843 | 18,121 | -278 | -1.54 | 114,754 | 118,374 | -3,620 | -3.06 |
| กฟน. | 6,706 | 6,825 | -119 | -1.74 | 38,015 | 38,874 | -859 | -2.21 |
| กฟภ. | 10,575 | 10,639 | -64 | -0.60 | 68,500 | 71,396 | -2,896 | -4.06 |

จากข้อมูลการประมาณการสภาวะเศรษฐกิจซึ่งเป็นข้อสมมุติฐานหลักในการจัดทำค่าพยากรณ์โหลดจัดทำเป็น 3 กรณี คือ กรณีเศรษฐกิจขยายตัวปานกลาง (Moderate Economic Growth: MEG), กรณีเศรษฐกิจขยายตัวช้า (Low Economic Growth: LEG) และ กรณีเศรษฐกิจขยายตัวตามเป้าหมาย (Target Economic Growth: TEG) โดยมีอัตราการขยายตัวทางเศรษฐกิจดังนี้ (ใช้ข้อมูลการประมาณการสภาวะเศรษฐกิจในช่วงปี 2546-2559 ซึ่งจัดทำโดยมูลนิธิสถาบันวิจัยเพื่อพัฒนาประเทศไทย TDRI เป็นข้อมูลพื้นฐานในการจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า)

ตารางที่ 3.2 แสดงการประมาณการภาวะเศรษฐกิจช่วง ปี 2546-2559

| แผนพัฒนา | ปี พ.ศ. | LEG | MEG | TEG |
|--------------------------|---------|-----|-----|------|
| ฉบับที่ 9 | 2546 | 6.0 | 6.0 | 6.3 |
| | 2547 | 4.0 | 6.5 | 8.5 |
| | 2548 | 4.0 | 6.5 | 10.0 |
| | 2549 | 4.0 | 6.5 | 8.0 |
| ฉบับที่ 10 | 2550 | 4.0 | 6.5 | 7.5 |
| | 2551 | 4.0 | 6.4 | 7.4 |
| | 2552 | 4.0 | 6.4 | 7.4 |
| | 2553 | 4.0 | 6.6 | 7.6 |
| | 2554 | 3.9 | 6.5 | 7.5 |
| ฉบับที่ 11 | 2555 | 3.9 | 6.5 | 7.5 |
| | 2556 | 3.8 | 6.5 | 7.5 |
| | 2557 | 3.7 | 6.4 | 7.4 |
| | 2558 | 3.8 | 6.5 | 7.5 |
| | 2559 | 3.7 | 6.4 | 7.4 |
| เฉลี่ยแผนพัฒนาฉบับที่ 10 | | 4.0 | 6.5 | 7.5 |
| เฉลี่ยแผนพัฒนาฉบับที่ 11 | | 3.8 | 6.5 | 7.5 |

ในการพยากรณ์ครั้งนี้ได้คำนึงถึงนโยบายของรัฐที่มีผลต่อการใช้ไฟฟ้า ดังนี้

1) ยุทธศาสตร์พลังงาน ครั้งที่ 1: พลังงานเพื่อการแข่งขัน กำหนดเป้าหมายการใช้พลังงานของประเทศด้วยการลดสัดส่วนอัตราการเติบโตของการใช้พลังงานต่ออัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศ (GDP) จาก 1.4:1 เป็น 1:1 ภายในปี 2550

2) แผนยุทธศาสตร์การอนุรักษ์พลังงานของประเทศ ในช่วงปี พ.ศ. 2547-2554 ซึ่งในเบื้องต้นคาดว่าจะสามารถลดการใช้พลังงานไฟฟ้าในภาคอุตสาหกรรมและบ้านที่อยู่อาศัยในแต่ละปีได้ ดังตารางที่ 3.3

นโยบายของรัฐบาลที่ส่งผลกระทบต่อการใช้พลังงานไฟฟ้าทั้ง 2 นี้จะถูกนำมาพิจารณาปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลด ซึ่งใช้ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจริงในปีงบประมาณ 2546 เป็นปีฐานในการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งมีวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ดังนี้

ตารางที่ 3.3 แผนยุทธศาสตร์การอนุรักษ์พลังงานของประเทศ (เฉพาะพลังงานไฟฟ้า)

| ภาค/ปี | 2547 | 2548 | 2549 | 2550 | 2551 | 2552 | 2553 | 2554 |
|---------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|--------|
| อุตสาหกรรม | 115 | 288 | 573 | 1,085 | 2,015 | 3,224 | 4,585 | 6,111 |
| บ้านอยู่อาศัย | 396 | 840 | 1,341 | 1,877 | 2,441 | 3,097 | 3,781 | 4,493 |
| รวม | 511 | 1,128 | 1,914 | 2,961 | 4,456 | 6,322 | 8,366 | 10,604 |

3.5.1 การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand) ซึ่งเป็นปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละชั่วโมงตลอดทั้งปี มีหน่วยเป็นกิโลวัตต์-ชั่วโมง (kWh) หรือเรียกว่า หน่วย (Unit : 1 ล้านหน่วย = 1,000,000 kWh = 1GWh) เนื่องจากผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละประเภทมีลักษณะการใช้ไฟที่แตกต่างกัน ซึ่งสามารถแยกออกได้เป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ คือ บ้านอยู่อาศัย, ธุรกิจและอุตสาหกรรม, และอื่นๆ ซึ่งแต่ละกลุ่มจะมี Energy Demand ที่แตกต่างกันไปสามารถสรุปได้ดังนี้

1) บ้านอยู่อาศัย เป็นการพยากรณ์โดยใช้หลัก End-Use ซึ่งเป็นการจำลองสภาพการใช้ไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในชีวิตประจำวัน โดยที่การใช้ไฟของบ้านอยู่อาศัยจะเริ่มจากการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท เช่น ตู้เย็น, โทรทัศน์, หม้อหุงข้าว, หลอดไฟฟ้า, เครื่องปรับอากาศ ฯลฯ จากนั้นศึกษาลักษณะการใช้ไฟของเครื่องใช้ไฟแต่ละประเภทว่ามีขนาดการใช้ไฟเท่าใด (กินไฟกี่วัตต์) เปิดบ่อยแค่ไหน นานเท่าใด รวมทั้งประสิทธิภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้าเป็นอย่างไร โดยพิจารณาแยกประเภทของบ้านอยู่อาศัยเป็น บ้านเดี่ยว, ห้องแถว, ทาวน์เฮาส์, อพาร์ทเมนท์/คอนโดมิเนียม และอื่นๆ เนื่องจากมีอัตราการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน และอัตราการเพิ่มของการถือครองที่แตกต่างกันข้อมูลนี้ได้จากการสำรวจภาวะทางเศรษฐกิจและสังคม (SES) ของสำนักงานสถิติแห่งชาติ ซึ่งสามารถนำมาใส่เป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ เพื่อคำนวณเป็นค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัย สามารถสรุปขั้นตอนได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 พยากรณ์จำนวนครัวเรือน (ผู้ใช้ไฟฟ้า) ในแต่ละปี จากจำนวนประชากรและผลิตภัณฑ์มวลรวม

ขั้นที่ 2 จำแนกผลการพยากรณ์จำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าในแต่ละปีตามประเภทที่อยู่อาศัย ได้แก่ บ้านเดี่ยว, ห้องแถว, ทาวน์เฮาส์, อพาร์ทเมนท์/คอนโดมิเนียม และอื่นๆ

ขั้นที่ 3 คำนวณหาอัตราการเพิ่มเฉลี่ยของการถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้า ได้แก่ เครื่องปรับอากาศ, ตู้เย็น, พัดลม, หลอดไฟฟ้า, หม้อหุงข้าว, เครื่องซักผ้า, โทรทัศน์, เตาเร็ด และอื่นๆ ในแต่ละประเภทที่อยู่อาศัย เพื่อคำนวณหาจำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้าที่ถือครองในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัย

$$A_{ijt} = S_{ijt} \times C_{ijt} \quad (3.1)$$

โดยที่ A = จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้าที่ผู้ใช้ไฟฟ้าถือครอง
 S = อัตราถือครองเครื่องใช้ไฟฟ้าต่อผู้ใช้ไฟฟ้า 1 ครัวเรือน

- C = จำนวนครัวเรือน (ผู้ใช้ไฟฟ้า)
 i = ประเภทที่อยู่อาศัย
 j = ประเภทเครื่องใช้ไฟฟ้า
 t = ปีที่พยากรณ์

ขั้นที่ 4 จำนวนพลังงานไฟฟ้าแต่ละประเภทของบ้านอยู่อาศัย จากสูตร

$$E_{it} = \sum_j A_{ijt} \times W_{ijt} \times H_{ijt} \times F_{ijt} \quad (3.2)$$

- โดยที่
- E = ค่าพลังงานไฟฟ้า
 A = จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้าที่ผู้ใช้ไฟฟ้าถือครอง
 W = ขนาดกำลังวัตต์ของเครื่องใช้ไฟฟ้า
 H = จำนวนชั่วโมงที่ใช้ในรอบปี
 F = ประสิทธิภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้า
 i = ประเภทที่อยู่อาศัย
 j = ประเภทเครื่องใช้ไฟฟ้า
 t = ปีที่พยากรณ์

เมื่อรวมค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละประเภทของที่อยู่อาศัยจะได้ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของบ้านอยู่อาศัยในภาพรวม

2) ธุรกิจและอุตสาหกรรม มีการใช้ไฟฟ้ามากถึงร้อยละ 70 ของการใช้ไฟฟ้าทั้งหมด ส่วนใหญ่เป็นผู้ใช้ไฟที่อยู่ประเภทกิจการขนาดกลางและกิจการขนาดใหญ่ ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าได้แบ่งพิจารณาออกเป็นระยะยาวและระยะสั้น ในการพยากรณ์ระยะยาวจะใช้หลักการของสัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าต่อมูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวม (Energy Intensity Ratio: EIR) โดยได้จัดประเภทของผู้ใช้ไฟที่มีกิจการธุรกิจและอุตสาหกรรมที่หลากหลายตามการจัดประเภทมาตรฐานอุตสาหกรรม (ประเทศไทย) หรือที่เรียกว่า TSIC (Thailand Standard Industrial Classification) และทำการจัดกลุ่มของ TSIC ออกเป็น 24 กลุ่มใหญ่ซึ่งมีการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน และมีความสัมพันธ์โดยตรงกับมูลค่าของผลิตภัณฑ์มวลรวมซึ่งแบ่งออกเป็น 24 กลุ่มเช่นเดียวกัน วิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าประเภทธุรกิจและอุตสาหกรรม สรุปได้ดังนี้

ขั้นที่ 1 จำนวนหา Energy Intensity Ratio ในอดีตของแต่ละกลุ่ม จากสมการ

$$EIR_{it} = SAL_{it} / GDP_{it} \quad (3.3)$$

- โดยที่
- EIR = สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าต่อผลิตภัณฑ์มวลรวม
 Energy Intensity Ratio

SAL = Energy Sales หน่วยจำหน่ายที่ใช้ (kWh)

GDP = มูลค่าผลิตภัณฑ์มวลรวม (บาท)

i = กลุ่มของ TSIC ที่คำนวณ

t = ปีในอดีต/ปีที่พยากรณ์

ขั้นที่ 2 ทำการพยากรณ์ค่า EIR ในอนาคต โดยใช้ค่าที่คำนวณได้จากอดีต (Time Trend)

ขั้นที่ 3 พยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละกลุ่ม โดยนำค่าพยากรณ์มูลค่าเพิ่มของผลิตภัณฑ์มวลรวมมาคูณกับค่า EIR

การพิจารณาค่า EIR ในอนาคตของแต่ละกลุ่ม จะต้องมีการสำรวจการใช้ไฟฟ้าร่วมด้วยอย่างสม่ำเสมอ เพื่อติดตามเทคโนโลยีการผลิตในปัจจุบัน และแนวโน้มในอนาคต ทั้งนี้จะนำมาปรับปรุงข้อมูล EIR ให้สอดคล้องกับความเป็นจริงมากที่สุด ส่วนการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้น (1-3 ปี) จะพิจารณาข้อมูลอื่นๆ ที่เป็นตัวชี้้นำเพื่อประกอบการศึกษาวิเคราะห์ด้วยเช่น ข้อมูลส่งเสริมการลงทุน, ข้อมูลการขออนุญาตก่อสร้างอาคาร เป็นต้น

3) อื่นๆ ได้แก่ผู้ใช้ไฟประเภทส่วนราชการฯ, กิจการขนาดเล็ก, การสูบน้ำเพื่อการเกษตร และไฟฟ้าสาธารณะ ทำการพยากรณ์โดยวิธีสมการถดถอย (Regression)

3.5.2 การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดของค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละปี มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW) ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดจะอาศัยลักษณะการใช้ไฟฟ้า (Load Profile) ซึ่งเป็นตัวกำหนดค่าพลังไฟฟ้าสูงสุด กล่าวคือหลังจากที่ได้ค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าแล้วจะนำค่าพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของแต่ละกลุ่มผู้ใช้ไฟมาประมาณค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของผู้ใช้ไฟแต่ละกลุ่ม โดยใช้ลักษณะการใช้ไฟฟ้า (Load Profile) ของผู้ใช้ไฟมาประมาณการแล้วจึงนำลักษณะการใช้ไฟฟ้าของทุกกลุ่มมารวมกันเพื่อหาความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของผู้ใช้ไฟฟ้าทุกกลุ่ม วิธีการนี้จะให้ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้น ณ เวลาเดียวกัน (Coincident Peak Demand) และทำให้ทราบค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละชั่วโมง และค่าพลังงานไฟฟ้าค่าสุดอีกด้วย

3.6 การปรับปรุงค่าพยากรณ์โหลดสำหรับการไฟฟ้าเขต

สำหรับการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระดับจุลภาคของ กฟภ. ซึ่งเป็นการพยากรณ์ล่วงหน้า 15 ปี ได้กระจายให้ กฟภ. แต่ละเขตดำเนินการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการ ดังต่อไปนี้

ผู้ใช้ไฟรายใหญ่ 115 เควี มีขั้นตอนการปรับค่าพยากรณ์ดังนี้

1. ทำการปรับค่าพลังงานที่จุดขาย $SALE$ (Energy Sale มีหน่วยเป็น GWh) และ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด หรือ DEM (Peak Demand มีหน่วยเป็น MW) ของผู้ใช้ไฟรายใหญ่ 115 เควี

2. คำนวณหา REQ (Energy Requirement มีหน่วยเป็น GWh) ค่าพลังงานที่จุดซื้อ (โดยใช้สมมติฐานในการปรับค่าพยากรณ์ คือให้ loss เท่าเดิม)

$$REQ = \frac{SALE * 100}{(100 - Loss)} \quad (3.4)$$

3. คำนวณ Load Factor

$$L.F(\%) = \frac{REQ * 100}{DEM * hours} \quad (3.5)$$

โดยที่ $hours$ ช่วงเวลาที่สนใจในที่นี้ให้มีค่าเท่ากับ 8.76

4. คำนวณหา $Energy$ (%) อัตราการเพิ่มขึ้นของพลังงาน

$$Energy(\%) = \left[\frac{Energyปีฐาน}{Energyปีก่อนหน้า} - 1 \right] * 100 \quad (3.6)$$

5. เมื่อเสร็จก็จะได้ตัวเลขข้อมูลปีฐานที่เป็นค่าจริง

6. การปรับค่าพยากรณ์ในปีถัดไป ใช้สมมติฐานว่าผู้ใช้ไฟรายใหญ่มีการใช้ไฟที่คงที่ การพยากรณ์ที่จะทำให้กำหนดให้ $SALE$ และ $\%L.F.$ มีค่าเท่ากับหรือใกล้เคียงกับปีปัจจุบัน โดยปรับให้เป็นตัวเลขกลมๆ

7. การปรับค่าพยากรณ์ในปี 2549-2559 ทำโดยกำหนดค่า $SALE$ และ $\%L.F.$ เท่ากับปี 2548 สถานีไฟฟ้า 22 เควี ของ กฟผ. มีขั้นตอนการปรับค่าพยากรณ์ดังนี้

1. ทำการปรับตัวเลขข้อมูลปีฐานให้เป็นค่าจริง(ปีฐานในที่นี้ หมายถึง ปี 2547) โดยข้อมูลที่จะต้องทำการปรับค่าจริงคือ $SALE$ (Energy Sale (GWh)) และ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด หรือ DEM (Peak Demand (MW))

2. ข้อมูล $Energy$ และ Demand หากมีการถ่ายเทโหลดให้ตัด โหลดส่วนนั้นออกไปแล้วนำค่า Demand หลังจากตัดโหลดไปใช้

3. คำนวณหาค่า $\%Energy$ โดยใช้สมการ (3.6)

4. คำนวณ Load Factor โดยใช้สมการ (3.5)

5. เมื่อเสร็จก็จะได้ตัวเลขข้อมูลปีฐานที่เป็นค่าจริง

6. การปรับค่าพยากรณ์ ให้ทำการปรับตามสมมติฐานที่กำหนด ดังนี้

6.1 $Energy$ ให้ปรับค่าแห่ง $\% Energy$

• ถ้าอัตราเพิ่ม ($\% Energy$) จริงของปี 2547 ใกล้เคียงหรือตรงกับค่าพยากรณ์ชุดที่แล้ว ให้ใช้ $\%Energy$ เท่ากับชุดเดิม โดยปรับค่าพยากรณ์ระยะสั้น (ปี 2548-2550) ได้เล็กน้อย

หรือปรับได้ตามที่มีข้อมูล เช่น มีข้อมูลว่ามีการขอใช้ไฟมากขึ้นกว่าเดิมมาก หรือมีแผนเปลี่ยนแปลงสภาพการจ่ายไฟ

- ถ้าอัตราเพิ่ม (% Energy) จริงของปี 2547 ต่ำกว่าค่าพยากรณ์ชุดที่แล้วมาก ให้ปรับ %Energy ของค่าพยากรณ์ระยะสั้น(ปี 2548-2550) ให้เพิ่มขึ้นและเข้าสู่อัตราเดิมในปี 2552 หรือ 2553 ส่วนหลังจากปีนั้นให้ปรับลด %Energy ลงเพื่อให้ค่า DEM. ในปีท้ายๆ ไม่สูงกว่าค่าพยากรณ์ในชุดที่แล้วมากนัก

- ถ้าอัตราเพิ่ม (%Energy) จริงของปี 2547 สูงกว่าค่าพยากรณ์ชุดที่แล้วมาก ให้ปรับค่า %Energy ของค่าพยากรณ์ระยะสั้น(ปี 2548-2550) ให้ลดลงและกลับสู่อัตราเดิมปี 2552 หรือ 2553 ส่วนในปีหลังจากนั้นให้ปรับเพิ่ม %Energy ขึ้นเพื่อให้ค่า DEM. ปีท้ายๆ ไม่ต่ำกว่าค่าพยากรณ์ในชุดที่แล้วมากนัก

6.2 Demand ให้ปรับที่ %L.F.

- ปรับ %L.F. ของปี 2548 มีค่าเท่ากับหรือใกล้เคียงกับปีฐาน โดยปรับให้เป็นตัวเลขกลมๆ โดยกำหนดค่า %L.F. ดังนี้

| | | |
|-------------------|----|-----------------------------------|
| %L.F. ต่ำกว่า 40% | => | ให้ L.F. เพิ่มขึ้นปีละ 0.1-0.15 |
| %L.F. 40-49% | => | ให้ L.F. เพิ่มขึ้นปีละไม่เกิน 0.1 |
| %L.F. 50-59% | => | ให้ L.F. เพิ่มขึ้นปีละ 0.05 |
| %L.F. 60% ขึ้นไป | => | ให้ L.F. คงที่ |

สถานีไฟฟ้า 22 เควี ของ กฟภ. (Existing)

1. ทำการปรับค่า REQ. และ DEM. ปี 2547 ให้เป็นค่าจริง

- ค่า REQ. ได้มาจากการแบ่งสัดส่วน Energy ของสถานี 115 เควี หลังจากหักผู้ใช้ไฟรายใหญ่แล้ว

- ค่า DEM. ได้มาจากข้อมูล Load01 โดยการรวม peak demand แต่ละเดือนแบบ Co-incidence

2. ปรับค่าพยากรณ์ตามสมมติฐานที่กำหนด

สถานีไฟฟ้าในโครงการของ กฟภ.

1. ทำการแบ่งโหลดสถานีฯโครงการ โดยตรวจสอบว่าแบ่งโหลดมาจากสถานีฯ 22 เควี ที่ใดบ้าง คิดเป็นกิโลวัตต์ซึ่งเทียบได้จาก Load01

2. นำเปอร์เซ็นต์การแบ่งโหลดที่ได้และปีที่คาดว่าจะเปิดจ่ายไฟไปคำนวณเพื่อหาค่า SALE, REQ., DEM. ต่อไป ในกรณีที่สถานีฯโครงการใดเปิดจ่ายไฟถาวรแล้วจะต้องนำไปรวมเป็นสถานีฯ Existing

สถานีไฟฟ้า 115 เควี

1. หลังจากที่ได้อำนาจกรรมของผู้ใช้ไฟรายใหญ่, สถานีฯ 22 เควี ของ กฟผ., สถานีฯ 22 เควี ของ กฟภ. และสถานีฯ ในโครงการแล้ว

2. ทำการปรับค่า *DEM*. ที่เป็นผลรวมมาจากผู้ใช้ไฟรายใหญ่และสถานีฯ 22 เควี ซึ่งเป็นค่า non-Coincidence ให้เป็นค่า Co-incidence โดยการปรับ $\%L.F.$

บทที่ 4

การพยากรณ์โหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

4.1 การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่ได้ใช้ในการทดลองครั้งนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะการทำงานแบบฟีดฟอร์เวิร์ด (Feed-Forward Neural Networks) และใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back-Propagation Learning) ซึ่งฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการทดลองได้ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเป็นเชิงเส้น (Linear Active Function) ได้แก่ ฟังก์ชันลิเนียร์ (Linear Function) และฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Active Function) ได้แก่ ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function) ทั้งนี้เนื่องมาจากฟังก์ชันกระตุ้นที่ไม่เป็นเชิงเส้นนั้นมีความสามารถในการสร้างขอบเขตของการตัดสินใจที่มีลักษณะโค้งมนได้ จึงทำให้สามารถทดสอบกับรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมที่ค่อนข้างซับซ้อนได้ ซึ่งจะทำให้มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์โหลด

ตารางที่ 4.1 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษา

| ที่ | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 |
|-----|----------------------------|----------------------------|
| 1 | 8 | 3 |
| 2 | 15 | 8 |
| 3 | 30 | 24 |
| 4 | 32 | 28 |

การออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อใช้ศึกษาการพยากรณ์โหลดในครั้งนี้ได้ทำการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น โดยที่โครงสร้างจะมีรูปแบบที่แตกต่างกันตามจำนวนนิวรอนและรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมตามตารางที่ 4.1 ในการทดลองนี้ได้ใช้ชุดข้อมูล 3 ชุด โดยแยกเป็น

ข้อมูลชุดที่ 1 ใช้ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงจากวงจรที่ 2 สถานีไฟฟ้านครชัยศรี 2 อยู่ภายใต้พื้นที่รับผิดชอบของ กฟอ. นครชัยศรี จังหวัดนครปฐม ตั้งแต่วันที่ 1 – 30 เมษายน 2547 ทั้งหมด 30 วัน ซึ่งเป็นช่วงที่มีวันหยุดนักขัตฤกษ์หลายวัน โดยมีประเภทของผู้ใช้ไฟหลากหลายทั้งที่เป็นที่อยู่อาศัย, ธุรกิจและอุตสาหกรรม

ข้อมูลชุดที่ 2 ใช้ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงจากวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2 อยู่ภายใต้พื้นที่รับผิดชอบของ กฟอ. พุทธมณฑล จังหวัดนครปฐม ตั้งแต่วันที่ 16 กันยายน – 15

ตุลาคม 2548 ทั้งหมด 30 วัน ซึ่งมีประเภทของผู้ใช้ไฟฟหลายทั้งที่เป็นที่อยู่อาศัย, ธุรกิจและอุตสาหกรรม

ข้อมูลชุดที่ 3 ใช้ข้อมูลพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงจากวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน อยู่ภายใต้พื้นที่รับผิดชอบของ กฟอ. บางเลน จังหวัด นครปฐม ตั้งแต่วันที่ 1 - 30 มิถุนายน 2549 ทั้งหมด 30 วัน ซึ่งเป็นวงจรที่จ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟประเภทอุตสาหกรรม เพียงเท่านั้น

โดยที่ข้อมูลทั้ง 3 ชุด จะใช้ข้อมูลอุณหภูมิจากสถานีกรมอุตุนิยมวิทยา อำเภอกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม โดยนำข้อมูลที่เก็บบันทึกอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดในแต่ละวัน ของข้อมูลแต่ละชุด เพื่อนำมาจัดเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และชุดข้อมูลแต่ละชุด จะถูกแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลที่ใช้สำหรับการเรียนรู้ (Training Patterns) ของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะใช้ทั้งหมดจำนวน 20 วัน และชุดข้อมูลทดสอบ (Test Patterns) โครงข่ายประสาทเทียมจำนวน 10 วัน ด้วยอัตราส่วน 63:37

4.2 การจัดเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม [5]

ในการทดลองนี้จะกำหนดให้ชุดข้อมูลอินพุตมีทั้งหมด 58 อินพุต ซึ่งประกอบด้วย

4.2.1 ข้อมูลของความต้องการพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน ประกอบด้วย 24 อินพุต

4.2.2 ข้อมูลของความต้องการพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน ประกอบด้วย 24 อินพุต

4.2.3 อุณหภูมิสูงสุด และต่ำสุดของวันก่อนการพยากรณ์ 2 วัน ประกอบด้วย 2 อินพุต

4.2.4 อุณหภูมิสูงสุด และต่ำสุดของวันก่อนการพยากรณ์ 1 วัน ประกอบด้วย 2 อินพุต

4.2.5 อุณหภูมิสูงสุด และต่ำสุดของวันที่ทำการพยากรณ์ ประกอบด้วย 2 อินพุต

4.2.6 การกำหนดวัน (Day Code) ในรอบสัปดาห์ของการพยากรณ์ โดยจะกำหนดค่าของวันที่พยากรณ์โหลด (จันทร์ – อาทิตย์) ให้เป็น binary code 3 บิต (ตั้งแต่ 001 – 111) ซึ่งประกอบด้วย 3 อินพุต

4.2.7 การแสดงค่าวันหยุด (Holiday) ของวันที่พยากรณ์โหลด โดยวันที่พยากรณ์โหลดเป็นวันหยุดการทำงานจะกำหนดให้เป็น 1 ถ้าไม่ได้เป็นวันหยุดการทำงานจะให้เป็น 0 ซึ่งประกอบด้วย 1 อินพุต

รูปแบบตัวอย่างของข้อมูลอินพุตทั้ง 58 อินพุต แสดงได้ดังตารางที่ 4.2 สามารถอธิบายข้อมูลอินพุตที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ทั้ง 58 อินพุตได้ดังนี้ เช่นในการพยากรณ์โหลดวันที่ 3 มิถุนายน ใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 2 วันจำนวน 24 อินพุต และใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน จำนวน 24 ชั่วโมง นั่นคือข้อมูลของโหลดรายชั่วโมงในวันที่ 1 มิถุนายน และข้อมูลโหลดรายชั่วโมงของวันที่ 2 มิถุนายน ตามลำดับรวมเป็น 48 อินพุต และใช้ข้อมูล

อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน จำนวน 2 อินพุต ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน จำนวน 2 อินพุต ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันพยากรณ์ จำนวน 2 อินพุต นั่นคือข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันที่ 1, 2 และ 3 มิถุนายน ตามลำดับ รวม 6 อินพุต และใช้ข้อมูลการกำหนดวัน (Day Code : DC) ตามตารางที่ 4.3 อีก 3 อินพุต และใช้ข้อมูลการแสดงค่าวันหยุด (Holiday : HD) โดยให้วันทำงานเป็น 0 และวันหยุดเป็น 1 อีก 1 อินพุต รวมทั้งหมด 58 อินพุต

ตารางที่ 4.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลทั้งหมด 58 อินพุต ของวงจรพีคเดอร์ 1 สถานีฯ บางเลข

| RecNo | E01 | E02 | ... | E23 | E24 | MinTemp | MaxTemp | DC1 | DC2 | DC3 | HD |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|---------|---------|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 3.9 | 3.9 | ... | 3.9 | 3.9 | 24.7 | 34.1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 3.9 | 3.9 | ... | 4.0 | 4.0 | 25.7 | 34.9 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 3 | 4.0 | 4.0 | ... | 4.0 | 4.0 | 25.5 | 35.5 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 4 | 4.0 | 4.0 | ... | 3.7 | 3.7 | 25.9 | 35.4 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 5 | 3.7 | 3.7 | ... | 4.2 | 4.2 | 26.2 | 35.2 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 6 | 4.2 | 4.2 | ... | 4.5 | 4.5 | 25.2 | 35.3 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 7 | 4.5 | 4.5 | ... | 3.9 | 3.9 | 25.4 | 35.6 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 8 | 3.9 | 3.9 | ... | 4.3 | 4.3 | 25.8 | 35.8 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 9 | 4.3 | 4.3 | ... | 4.5 | 4.5 | 26 | 34.5 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 10 | 4.5 | 4.5 | ... | 3.7 | 3.7 | 25 | 33.2 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 26 | 4.3 | 4.3 | ... | 4.1 | 4.1 | 24.7 | 34.3 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| 27 | 4.1 | 4.1 | ... | 3.9 | 3.9 | 25.1 | 34.7 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 28 | 3.9 | 3.9 | ... | 4.1 | 4.1 | 25.7 | 34.4 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 29 | 4.1 | 4.2 | ... | 4.2 | 4.2 | 24.8 | 34.1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 30 | 4.2 | 4.2 | ... | 4.1 | 4.1 | 25 | 34.7 | 1 | 0 | 1 | 0 |

ตารางที่ 4.3 แสดงการกำหนดวัน (Day code: DC) ในรอบสัปดาห์ เป็น binary code 3 บิต

| Day | Mon | Tue | Wed | Thu | Fri | Sat | Sun |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| DC1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| DC2 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| DC3 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |

4.3 การหาความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ [20]

การเลือกตัวแปรที่จะนำมาใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจำเป็นจะต้องหาความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ เพื่อนำมาเป็นข้อสนับสนุนให้เกิดความมั่นใจในการพยากรณ์โหนดว่าตัวแปรแต่ละตัวที่เลือกนำมาใช้นั้นมีความสัมพันธ์กัน โดยในการทดลองนี้ได้ใช้วิธีการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (Multiple Coefficient of Determination: R Square) ซึ่งเป็นสัดส่วนหรือเปอร์เซ็นต์ที่ตัวแปรอิสระ (X_1, X_2, \dots, X_k) สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม (Y) ได้หรือกล่าวได้ว่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุเป็นสัดส่วนหรือเปอร์เซ็นต์ของความแปรผัน Y ที่มีสาเหตุเนื่องจากความแปรผันของ X_1, X_2, \dots และ X_k โดยที่สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุจะใช้สัญลักษณ์ $R^2_{Y-1,2,3,\dots,k}$ แต่โดยทั่วไปจะใช้สัญลักษณ์ R^2

$$r^2 = R^2 = \frac{\text{ความผันแปรของ } Y \text{ เนื่องจากอิทธิพลของ } X_1, X_2, \dots, X_k}{\text{ความผันแปรทั้งหมด}} \quad (4.1)$$

โดยที่ $0 \leq R^2, r^2 \leq 1$

ถ้าค่า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 จะหมายความว่า X_1, X_2, \dots, X_k มีความสัมพันธ์กับ Y มาก แต่ถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 0 จะหมายความว่า X_1, X_2, \dots, X_k มีความสัมพันธ์กับ Y น้อย

ในการหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุนั้นจะใช้การวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression) ซึ่งจะประกอบไปด้วยตัวแปรตาม 1 ตัว (Y) และตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป (X_1, X_2, \dots, X_k) สามารถเขียนเป็นสมการถดถอย แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรตามและตัวแปรอิสระได้ว่า

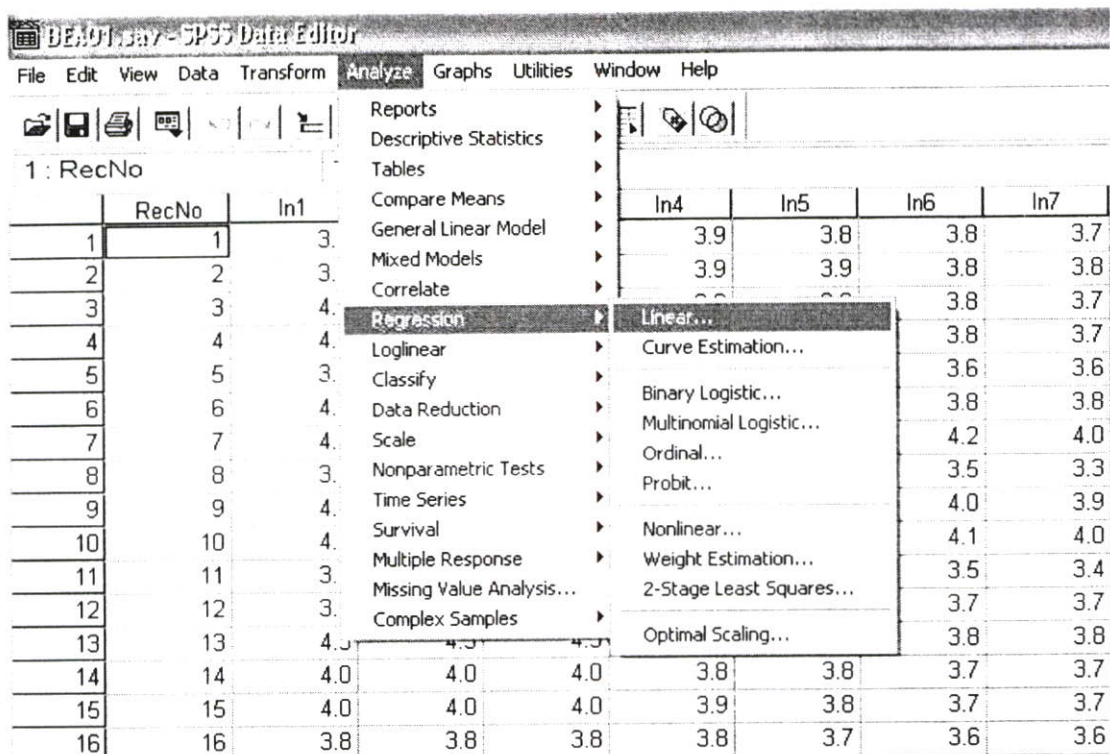
$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \quad (4.2)$$

โดยที่ β_0 = ส่วนตัดแกน Y เมื่อกำหนดให้ $X_1 = X_2 = \dots = X_k = 0$

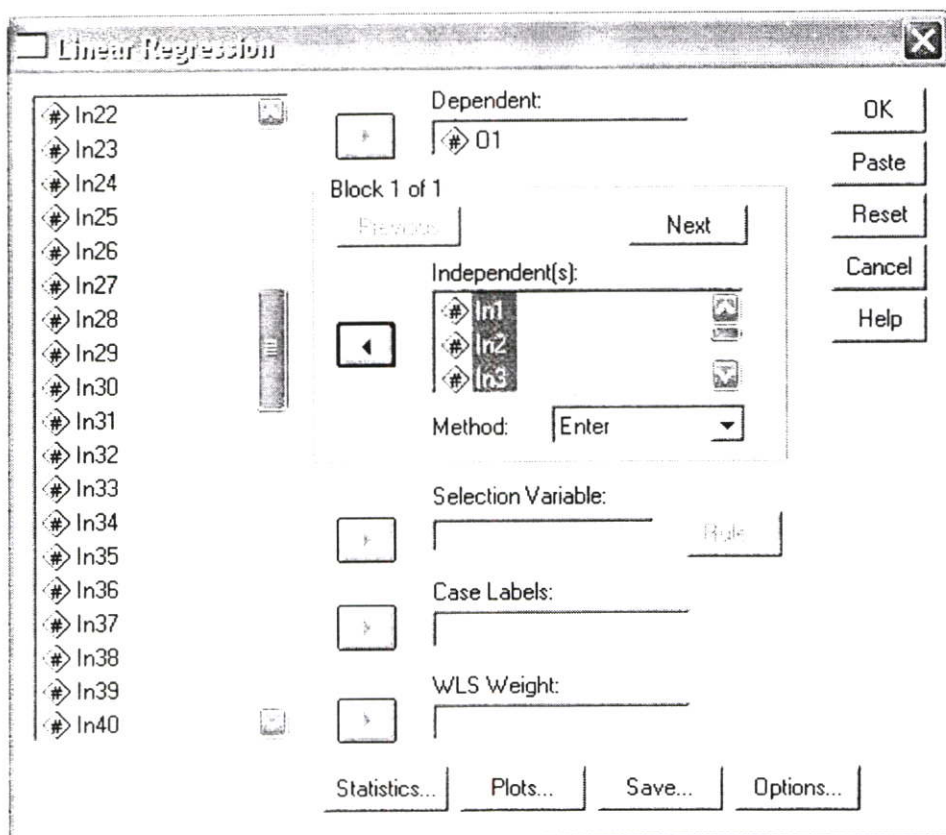
$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ เป็นสัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน (Partial Regression Coefficient) โดยที่ β_i เป็นค่าที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม Y เมื่อตัวแปรอิสระ X_i เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย โดยที่ตัวแปรอิสระ X ตัวอื่นมีค่าคงที่

e = ความคลาดเคลื่อน

จะใช้โปรแกรม SPSS ดังรูปที่ 4.1 เมนู “Analyze” เมนูรอง “Regression” และเมนูย่อย “Linear...” จะปรากฏหน้าต่าง “Linear Regression” ดังรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 แสดงการเลือกเมนู “Analyze” เมนูรอง “Regression” และเมนูย่อย “Linear...”



รูปที่ 4.2 แสดงหน้าต่าง Linear Regression

ในตาราง Linear Regression สามารถเลือกตัวแปรอิสระใส่ในช่อง “Independent(s):” และเลือกตัวแปรตามใส่ในช่อง “Dependent:” ในช่อง “Method:” จะเป็นวิธีการคัดเลือกตัวแปรซึ่งจะมีหลายวิธีดังนี้

- Enter เป็นการนำตัวแปรอิสระเข้าสมการทั้งหมด
- Remove เป็นการนำตัวแปรอิสระออกจากสมการทั้งหมด
- Forward เป็นการคัดเลือกตัวแปรอิสระที่มีสหสัมพันธ์กับตัวแปรตามสูงที่สุดเข้าสมการก่อนส่วนตัวแปรอิสระที่เหลือจะมีการคำนวณหาสหสัมพันธ์แบบแยกส่วน (partial correlation) โดยเป็นการหาความสัมพันธ์ของตัวแปรอิสระที่เหลือตัวนั้นกับตัวแปรตามโดยขจัดอิทธิพลของตัวแปรอิสระตัวอื่นๆ ออก ถ้าตัวแปรอิสระใดมีความสัมพันธ์สูงอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติก็จะนำเข้ามาสมการต่อไป จะทำแบบนี้จนสหสัมพันธ์แบบแยกส่วนระหว่างตัวแปรอิสระที่ไม่ได้นำเข้ามาสมการแต่ละตัวกับตัวแปรตามมีความสัมพันธ์กันอย่างไม่มีนัยสำคัญทางสถิติก็จะหยุดการคัดเลือกตัวแปรและได้สมการที่มีสัมประสิทธิ์การทำนายสูงสุด

- Backward เป็นการนำตัวแปรอิสระทั้งหมดเข้าสมการแล้วค่อยๆ ขจัดตัวแปรอิสระออกทีละตัว โดยจะหาสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระที่อยู่ในสมการแต่ละตัวกับตัวแปรตามเมื่อขจัดตัวแปรอิสระอื่นๆ ออกแล้ว หากทดสอบค่าสหสัมพันธ์แล้วพบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ก็จะขจัดออกจากสมการ แล้วดำเนินการทดสอบตัวแปรที่เหลืออยู่ในสมการต่อไป จนกระทั่งสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระแต่ละตัวกับตัวแปรตามเมื่อขจัดตัวแปรอิสระตัวอื่นๆ ออกแล้วพบว่าไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ก็จะหยุดการคัดเลือก และได้สมการการทดสอบที่มีสัมประสิทธิ์การทำนายสูงสุด

- Stepwise การคัดเลือกแบบนี้จะเป็นการผสมผสานระหว่างวิธี Forward และ Backward โดยในขั้นแรกจะเลือกตัวแปรอิสระที่มีสหสัมพันธ์กับตัวแปรตามสูงที่สุดเข้าสมการก่อนจากนั้นจะทดสอบตัวแปรที่ไม่ได้อยู่ในสมการว่าจะมีตัวทำนายตัวใดบ้างที่มีสิทธิ์เข้ามาอยู่ในสมการด้วยวิธี Forward และขณะเดียวกันก็จะทดสอบตัวแปรที่อยู่ในสมการด้วยว่าตัวแปรอิสระที่อยู่ในสมการตัวแปรใดบ้างที่มีโอกาสจะถูกขจัดออกจากสมการด้วยวิธี Backward โดยจะกระทำการคัดเลือกผสมทั้ง 2 วิธีในทุกขั้นตอนจนกระทั่งไม่มีตัวแปรใดถูกคัดออกจากสมการ และไม่มีตัวแปรใดที่จะนำเข้ามาสมการกระบวนการก็จะยุติลง และได้สมการถดถอยที่มีสัมประสิทธิ์การทำนายสูงสุด

ในการหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ ได้ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 58 ตัวแปร ได้แก่ อินพุตทั้ง 58 อินพุต และตัวแปรตามเป็นค่าเอาต์พุตความต้องการพลังงานไฟฟ้ารายชั่วโมงที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 10 วัน โดยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจจะใช้รูปแบบวิธีการเลือกตัวแปรแบบ Enter คือนำตัวแปรอิสระเข้าสมการทั้งหมด และได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจอยู่ในช่วง 0.8- 1 ตามตารางที่ 4.4 และ 4.5 ซึ่งถือว่าตัวแปรที่เลือกนำมาใช้มีความสัมพันธ์กันมาก

ตารางที่ 4.4 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุคูณเมื่อเลือกตัวแปรตาม เป็น O1 และตัวแปรอิสระเป็น In1-In58

| MODEL | R | R SQUARE | ADJUSTED R SQUARE | R SQUARE CHANGE |
|--|--------------------|----------|-------------------|-----------------|
| 1 | 1.000 ^a | 1.000 | . | 1.000 |
| a. Predictors: (Constant), In58, In48, In20, In11, In13, In37, In54, In50, In6 | | | | |

ตารางที่ 4.5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุคูณเมื่อเลือกตัวแปรตาม เป็น O7 และตัวแปรอิสระเป็น In49-In54

| MODEL | R | R SQUARE | ADJUSTED R SQUARE | R SQUARE CHANGE |
|---|--------------------|----------|-------------------|-----------------|
| 1 | 0.909 ^a | 0.827 | 0.481 | 0.827 |
| a. Predictors: (Constant), In54, In49, In52, In53, In51, In50 | | | | |

4.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ได้จาก ชุดของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่ให้กับโครงข่ายโดยการเรียนรู้เริ่มต้น โครงข่ายประสาทเทียมจะทำการสุ่มค่าน้ำหนักและไบอัส เพื่อนำไปใช้ในการประมวลผลให้ค่าเอาต์พุตจากโครงข่าย โดยการเรียนรู้แต่ละรอบนั้น โครงข่ายประสาทเทียมจะสร้างผลตอบสนองเอาต์พุต ซึ่งอาจมีค่าแตกต่างจากค่าเอาต์พุตจริง จะทำให้เกิดค่าผิดพลาดขึ้น ในการเรียนรู้รอบต่อไปนั้นจะใช้ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นนำไปปรับค่าน้ำหนักและไบอัสเพื่อที่จะทำให้ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นในรอบต่อไปมีค่าลดลง เป็นผลให้การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นดีขึ้น หลังจากการเรียนรู้เสร็จสิ้นก็จะทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม หากค่าผิดพลาดจากการทดสอบเช่นเดียวกับการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด จะสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์โหลดได้ โดยทำการเก็บค่าน้ำหนักและค่าไบอัสของโครงสร้างที่ให้ค่าผิดพลาดจากการทดสอบต่ำที่สุด ซึ่งในการทดลองนี้เขียนโปรแกรมทั้งหมดโดยใช้ Neural Networks Toolbox ในโปรแกรม Matlab [21]

บทที่ 5

ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียม

5.1 ผลการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม

จากการพิจารณาการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นพบว่า โครงข่ายจะมีการปรับปรุงค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Sum Squared Error) ให้มีค่าลดลงเข้าสู่ความผิดพลาดที่สามารถยอมรับได้ โดยที่ในช่วงเริ่มต้นของการเรียนรู้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยจะมีการลดลงอย่างรวดเร็ว และจะค่อยๆ ปรับเรียบลงในรอบการเรียนรู้ต่อมา

ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้ใช้การปรับค่าพารามิเตอร์ที่สำคัญ คือ ค่าคงที่ (μ) และค่าจาโคเบียนเมตริกซ์ของอนุพันธ์ค่าผิดพลาดเทียบกับน้ำหนักและไบอัส ($J(w), J(b)$) เพื่อช่วยเร่งกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความรวดเร็วมากขึ้น

การทดสอบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยผลการทดสอบจะแยกออกเป็น 3 ชุด ตามชุดของการทดสอบซึ่งเป็นค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมง ของวงจร 3 วงจร และผลของการทดลองในการศึกษาจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละโครงข่ายซึ่งมีความแตกต่างกันตามจำนวนโหนดภายในชั้นซ่อน และรูปแบบของฟังก์ชันกระตุ้นที่แตกต่างกัน รวมถึงค่าความชันของฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นซ่อนที่มีความชัน เท่ากับ 1.0 โดยเงื่อนไขจะเลือกค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสโดยการสุ่มเลือก ซึ่งสามารถหาค่าผิดพลาดสมบูรณ์ (Absolute percentage error: ape) ที่คิดเป็นเปอร์เซ็นต์มาเปรียบเทียบหารูปแบบที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้ามากที่สุดซึ่งค่า ape หาได้จากสมการ 5.1

$$\text{Absolute percentage error (ape)} = \left| \frac{\text{ค่าโหลดจริง} - \text{ค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์}}{\text{ค่าโหลดจริง}} \right| \times 100 (\%) \quad (5.1)$$

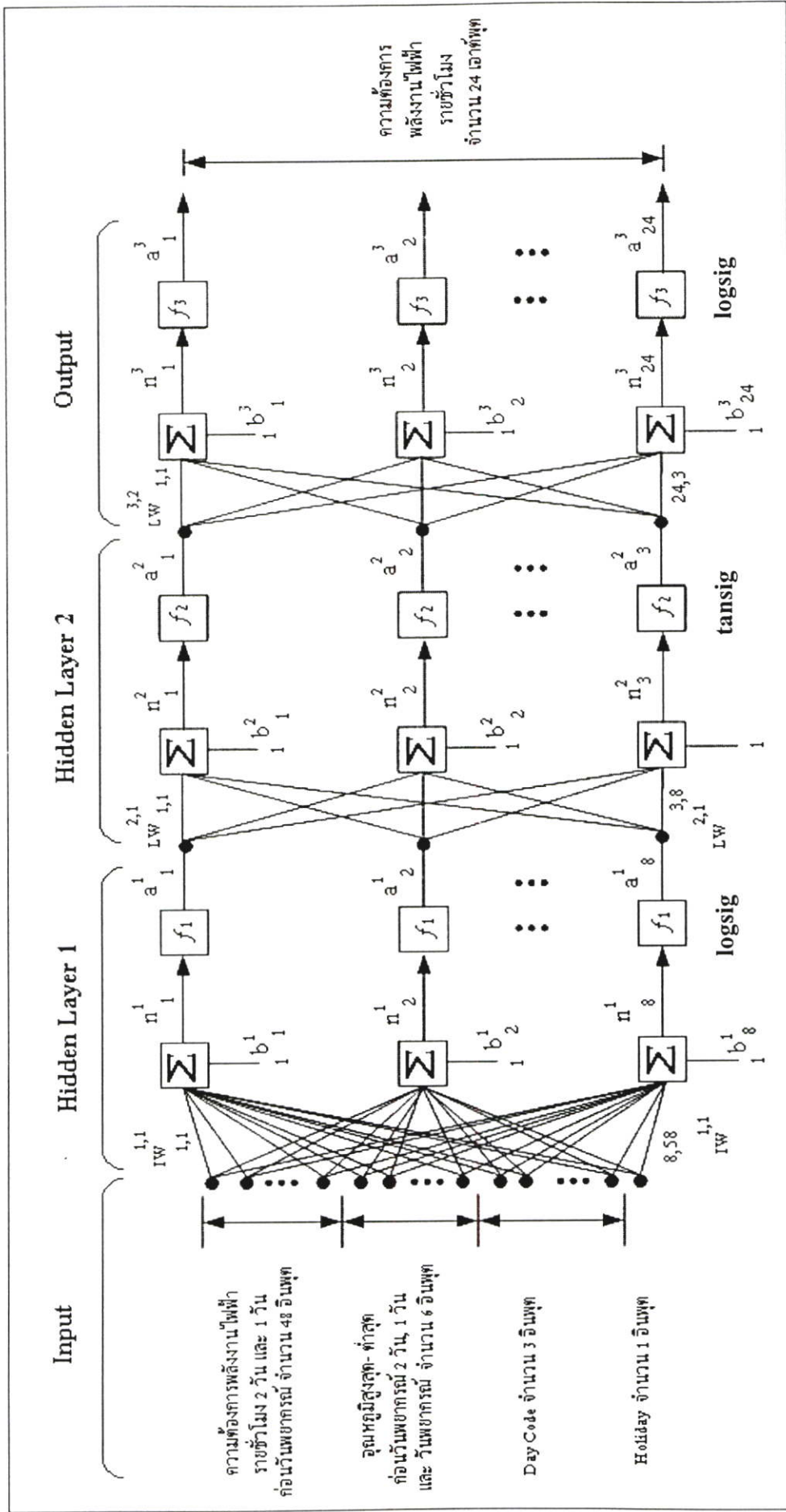
จากการทดลอง การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ในครั้งนี้ ได้ทำการทดสอบการทำงานโดยใช้การเขียนโปรแกรมด้วยโปรแกรม “MATLAB” Version 6.5 โดยปฏิบัติงานด้วยคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคล ประสิทธิภาพ CPU Intel Celeron (R) Processor 2.4 GHz หน่วยความจำ 512 MB บน OS (Operating System) Microsoft Windows XP Professional Version 2002 Service Pack 2 และมีการใช้โปรแกรม Microsoft Access เพื่อเป็นฐานข้อมูลสำหรับเก็บข้อมูลและผลการทดลอง

5.2 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 1 วงจรพีดีเคอร์ 2 สถานีไฟฟ้านครชัยศรี 2

การทดลองในข้อมูลชุดที่ 2 เป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรพีดีเคอร์ 2 สถานีไฟฟ้านครชัยศรี 2 ข้อมูลชุดเรียนรู้จำนวน 20 วัน (ตั้งแต่วันที่ 1 – 20 เมษายน 2547) หลังจากโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้เสร็จแล้ว ก็จะทำการทดสอบการพยากรณ์โหลดทั้งหมด 10 วัน (ตั้งแต่วันที่ 21 – 30 เมษายน 2547) ผลการทดลองสรุปได้ในตารางที่ 5.1-5.4

จากตารางที่ 5.1 ถึง 5.4 แสดงผลการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการวัดค่าความผิดพลาดสมบูรณ์ (Absolute percentage error) จากการทดสอบหาค่าเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแล้วนำไปเปรียบเทียบกับเอาต์พุตจริง เพื่อหาค่าผิดพลาดและนำไปใช้ในการเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดของการทดลองนี้ การทดลองนี้ได้ปรับเปลี่ยนโครงสร้างที่มีความแตกต่างกันตั้งแต่โครงสร้างเล็กไปสู่โครงสร้างใหญ่ แล้วทำการบันทึกผลการทดลอง โดยตารางที่ 5.1 ถึง 5.4 จะนำผลการทดลองมาแสดงเพียงบางส่วน จากตารางพบว่ารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดในการทดลองนี้ คือ โครงสร้างที่ให้ค่า ape เฉลี่ยจากการทดสอบมีค่าต่ำสุด ซึ่งได้แก่ รูปแบบโครงสร้างในตารางที่ 5.1 โครงสร้างที่มีชั้นซ่อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด, ชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด ดังรูปที่ 5.1 และมีฟังก์ชันกระตุ้นเป็น logsig, tansig, logsig ตามลำดับซึ่งจะมีค่า ape เฉลี่ยของการทดสอบต่ำสุด คือ 8.96% และมีค่า ape เฉลี่ยของข้อมูลชุดเรียนรู้ คือ 5.54%

ตารางที่ 5.5-5.14 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของข้อมูลชุดทดสอบตั้งแต่วันที่ 21 – 30 เมษายน 2547 ซึ่งสามารถนำข้อมูลมาแสดงด้วยกราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ดังรูปที่ 5.2-5.11 และรูปที่ 5.12 เป็นกราฟเปรียบเทียบเป็นรายชั่วโมงของความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ของวงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2



รูปที่ 5.1 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2

ตารางที่ 5.1 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 3 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | |
|----------------------------------|----------------|--------------------------------|----------------------------|-----------|-------------------------|-----------------------|-----------|-----------|
| ชั้นซ่อนแรก | ชั้นซ่อนที่สอง | | ชั้นเอาต์พุต | ค่าสูงสุด | ค่าเฉลี่ย | ค่าต่ำสุด | ค่าสูงสุด | ค่าเฉลี่ย |
| logsig | logsig | 0.14 | 1.43×10^{-2} | 80.15 | 13.00 | 4.80×10^{-3} | 76.92 | 12.76 |
| logsig | logsig | 0.22 | 6.96×10^{-3} | 143.85 | 8.45 | 0.22 | 154.21 | 19.56 |
| logsig | tansig | 0.26 | 1.01×10^{-2} | 159.03 | 9.54 | 0.05 | 233.04 | 17.23 |
| logsig | tansig | 0.18 | 6.78×10^{-4} | 34.48 | 5.54 | 0.10 | 63.56 | 8.96 |
| tansig | logsig | 0.17 | 5.83×10^{-3} | 47.51 | 9.94 | 9.61×10^{-3} | 52.39 | 12.21 |
| tansig | logsig | 0.18 | 1.42×10^{-2} | 43.78 | 6.04 | 1.86×10^{-2} | 75.96 | 9.57 |
| tansig | tansig | 0.17 | 2.09×10^{-2} | 34.67 | 6.90 | 3.43×10^{-2} | 43.33 | 10.81 |
| tansig | tansig | 0.22 | 2.90×10^{-2} | 183.72 | 10.48 | 6.07×10^{-2} | 206.25 | 20.35 |
| tansig | purelin | 0.19 | 1.13×10^{-2} | 84.85 | 12.86 | 1.09×10^{-2} | 64.28 | 12.32 |
| logsig | purelin | 0.16 | 0.10 | 37.24 | 8.73 | 3.04×10^{-2} | 61.73 | 10.30 |
| purelin | tansig | 0.35 | 4.47×10^{-3} | 33.89 | 4.85 | 5.30×10^{-2} | 50.27 | 14.42 |

ตารางที่ 5.2 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยาน โดยชั้นชอนที่มี 15 โหนด, ชั้นชอนที่มี 8 โหนดและชั้นเอาต์พุตที่มี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | | | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทำทดสอบ (%) | | |
|----------------------------------|---------------|--------------------------------|-----------|-----------|----------------------------|-----------|-----------|---------------------------|-----------|-----------|
| ชั้นชอนแรก | ชั้นชอนที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | ค่าสูงสุด | ค่าเฉลี่ย | ค่าต่ำสุด | ค่าสูงสุด | ค่าเฉลี่ย | ค่าต่ำสุด | ค่าสูงสุด | ค่าเฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 44.77 | 9.45 | 2.64×10^{-2} | 107.49 | 13.89 | | | |
| logsig | logsig | tansig | 207.89 | 25.63 | 7.13×10^{-2} | 231.25 | 23.96 | | | |
| logsig | tansig | tansig | 219.85 | 16.65 | 0.17 | 223.13 | 27.73 | | | |
| logsig | tansig | logsig | 8.96 | 1.83 | 7.34×10^{-2} | 41.90 | 9.15 | | | |
| tansig | logsig | tansig | 202.61 | 16.65 | 2.28×10^{-4} | 238.22 | 20.44 | | | |
| tansig | logsig | logsig | 59.54 | 4.40 | 0.14 | 60.74 | 11.03 | | | |
| tansig | tansig | logsig | 38.53 | 2.82 | 0.12 | 70.70 | 14.99 | | | |
| tansig | tansig | tansig | 189.58 | 25.51 | 3.64×10^{-3} | 206.17 | 28.73 | | | |
| tansig | purelin | logsig | 49.34 | 9.24 | 2.13×10^{-3} | 74.05 | 19.62 | | | |
| logsig | purelin | logsig | 28.08 | 3.97 | 2.52×10^{-2} | 60.10 | 13.84 | | | |
| purelin | tansig | logsig | 58.15 | 10.38 | 7.03×10^{-2} | 79.02 | 13.49 | | | |

ตารางที่ 5.3 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 30 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 24 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | |
|----------------------------------|------------------|--------------------------------|----------------------------|-----------------------|--------|-------------------------|-----------------------|--------|--------|
| ชั้นก่อนแรก | ชั้นข้อมูลที่สอง | | ชั้นเอาต์พุต | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | logsig | 4.15x10 ⁻² | 65.20 | 8.28 | 6.95x10 ⁻² | 64.05 | 15.25 |
| logsig | logsig | tansig | tansig | 9.71x10 ⁻³ | 205.68 | 41.89 | 0.40 | 233.04 | 37.77 |
| logsig | tansig | tansig | tansig | 7.76x10 ⁻⁴ | 219.78 | 20.04 | 8.80x10 ⁻² | 169.45 | 28.27 |
| logsig | tansig | logsig | logsig | 5.84x10 ⁻⁴ | 6.61 | 0.74 | 4.32x10 ⁻² | 57.12 | 12.03 |
| tansig | logsig | tansig | tansig | 1.13x10 ⁻⁴ | 134.61 | 3.70 | 3.72x10 ⁻² | 175.49 | 23.30 |
| tansig | logsig | logsig | logsig | 8.32x10 ⁻⁴ | 34.21 | 3.60 | 0.10 | 101.76 | 11.86 |
| tansig | tansig | logsig | logsig | 1.43x10 ⁻³ | 99.73 | 3.53 | 2.36x10 ⁻² | 111.52 | 18.32 |
| tansig | tansig | tansig | tansig | 0.13 | 218.02 | 56.24 | 0.71 | 260.03 | 43.71 |
| tansig | purelin | logsig | logsig | 1.06x10 ⁻² | 41.55 | 4.82 | 0.03 | 194.67 | 28.23 |
| logsig | purelin | logsig | logsig | 3.92x10 ⁻³ | 19.81 | 1.17 | 1.76x10 ⁻² | 154.60 | 16.95 |
| purelin | tansig | logsig | logsig | 1.45x10 ⁻² | 128.84 | 2.97 | 8.1x10 ⁻² | 197.33 | 23.43 |

ตารางที่ 5.4 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงการพลังงานชีวมวล โดยชั้นซ้อนที่ 1 มี 32 โหนด, ชั้นซ้อนที่ 2 มี 28 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| ชั้นซ้อนแรก | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | |
|-------------|----------------------------------|--------------|-----------------------------------|----------------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|--------|--------|
| | ชั้นซ้อนที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 9.50 | 5.62×10^{-3} | 37.80 | 4.19 | 9.89×10^{-2} | 101.73 | 12.18 |
| logsig | logsig | tansig | 12.98 | 3.23×10^{-2} | 265.79 | 68.80 | 0.05 | 275.00 | 51.82 |
| logsig | tansig | tansig | 15.88 | 4.91×10^{-3} | 243.75 | 77.14 | 2.55 | 284.82 | 64.12 |
| logsig | tansig | logsig | 10.29 | 6.38×10^{-4} | 24.27 | 1.55 | 3.80×10^{-3} | 56.40 | 13.85 |
| tansig | logsig | tansig | 29.23 | 3.03×10^{-3} | 83.33 | 2.77 | 0.27 | 130.09 | 21.45 |
| tansig | logsig | logsig | 9.39 | 3.37×10^{-3} | 27.99 | 2.89 | 4.24×10^{-2} | 85.74 | 13.60 |
| tansig | tansig | logsig | 12.05 | 3.57×10^{-3} | 51.68 | 3.63 | 0.27 | 177.82 | 22.70 |
| tansig | tansig | tansig | 18.10 | 4.30×10^{-3} | 251.98 | 27.56 | 0.34 | 259.59 | 37.49 |
| tansig | purelin | logsig | 9.96 | 1.98×10^{-2} | 50.76 | 5.56 | 5.33×10^{-3} | 192.90 | 27.08 |
| logsig | purelin | logsig | 10.15 | 0.00 | 3.28×10^{-12} | 2.11×10^{-12} | 0.13 | 112.08 | 17.25 |
| purelin | tansig | logsig | 28.66 | 2.51×10^{-4} | 41.03 | 0.93 | 0.28 | 235.11 | 31.34 |

ตารางที่ 5.5 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันพุธ
ที่ 21 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.86%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.10 | 3.76 | 0.34 | 8.26 |
| 02:00 | 4.00 | 3.65 | 0.35 | 8.86 |
| 03:00 | 3.90 | 3.53 | 0.37 | 9.59 |
| 04:00 | 3.70 | 3.41 | 0.29 | 7.75 |
| 05:00 | 3.60 | 3.44 | 0.16 | 4.33 |
| 06:00 | 3.80 | 3.61 | 0.19 | 5.03 |
| 07:00 | 3.60 | 3.44 | 0.16 | 4.51 |
| 08:00 | 4.90 | 4.44 | 0.46 | 9.29 |
| 09:00 | 5.30 | 4.75 | 0.55 | 10.39 |
| 10:00 | 5.20 | 5.02 | 0.18 | 3.42 |
| 11:00 | 5.00 | 4.86 | 0.14 | 2.82 |
| 12:00 | 5.00 | 4.53 | 0.47 | 9.37 |
| 13:00 | 5.20 | 5.16 | 0.04 | 0.75 |
| 14:00 | 5.20 | 5.33 | -0.13 | 2.50 |
| 15:00 | 5.30 | 5.33 | -0.03 | 0.60 |
| 16:00 | 5.20 | 5.17 | 0.03 | 0.53 |
| 17:00 | 5.10 | 4.66 | 0.44 | 8.68 |
| 18:00 | 5.00 | 4.47 | 0.53 | 10.66 |
| 19:00 | 4.70 | 4.33 | 0.37 | 7.90 |
| 20:00 | 4.70 | 4.22 | 0.48 | 10.23 |
| 21:00 | 4.60 | 4.31 | 0.29 | 6.34 |
| 22:00 | 4.50 | 4.17 | 0.33 | 7.35 |
| 23:00 | 4.40 | 3.94 | 0.46 | 10.41 |
| 24:00 | 4.30 | 3.65 | 0.65 | 15.09 |

ตารางที่ 5.6 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันพฤหัสบดี
ที่ 22 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 17.54%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.80 | 3.62 | 1.18 | 24.67 |
| 02:00 | 4.80 | 3.51 | 1.29 | 26.97 |
| 03:00 | 4.50 | 3.37 | 1.13 | 25.07 |
| 04:00 | 4.30 | 3.29 | 1.01 | 23.55 |
| 05:00 | 4.40 | 3.31 | 1.09 | 24.70 |
| 06:00 | 4.40 | 3.46 | 0.94 | 21.40 |
| 07:00 | 4.30 | 3.28 | 1.02 | 23.69 |
| 08:00 | 5.00 | 4.25 | 0.75 | 15.07 |
| 09:00 | 5.10 | 4.54 | 0.56 | 11.00 |
| 10:00 | 4.20 | 4.78 | -0.58 | 13.85 |
| 11:00 | 4.30 | 4.73 | -0.43 | 9.89 |
| 12:00 | 3.80 | 4.31 | -0.51 | 13.42 |
| 13:00 | 4.30 | 4.91 | -0.61 | 14.21 |
| 14:00 | 4.40 | 5.10 | -0.70 | 15.91 |
| 15:00 | 4.40 | 5.09 | -0.69 | 15.71 |
| 16:00 | 4.30 | 4.95 | -0.65 | 15.14 |
| 17:00 | 4.10 | 4.41 | -0.31 | 7.44 |
| 18:00 | 4.10 | 4.15 | -0.05 | 1.30 |
| 19:00 | 3.50 | 4.13 | -0.63 | 18.08 |
| 20:00 | 3.30 | 4.03 | -0.73 | 22.27 |
| 21:00 | 3.40 | 4.13 | -0.73 | 21.33 |
| 22:00 | 3.30 | 4.01 | -0.71 | 21.44 |
| 23:00 | 3.20 | 3.77 | -0.57 | 17.82 |
| 24:00 | 3.00 | 3.51 | -0.51 | 17.13 |

ตารางที่ 5.7 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันศุกร์
ที่ 23 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 7.18%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.00 | 3.17 | -0.17 | 5.63 |
| 02:00 | 2.80 | 3.03 | -0.23 | 8.18 |
| 03:00 | 2.70 | 2.91 | -0.21 | 7.71 |
| 04:00 | 2.60 | 2.79 | -0.19 | 7.48 |
| 05:00 | 2.60 | 2.85 | -0.25 | 9.48 |
| 06:00 | 2.60 | 2.98 | -0.38 | 14.72 |
| 07:00 | 2.60 | 2.82 | -0.22 | 8.54 |
| 08:00 | 4.00 | 3.56 | 0.44 | 11.03 |
| 09:00 | 4.20 | 3.79 | 0.41 | 9.66 |
| 10:00 | 4.40 | 4.01 | 0.39 | 8.92 |
| 11:00 | 4.40 | 3.90 | 0.50 | 11.45 |
| 12:00 | 3.90 | 3.61 | 0.29 | 7.48 |
| 13:00 | 4.30 | 4.23 | 0.07 | 1.72 |
| 14:00 | 4.40 | 4.41 | -0.01 | 0.32 |
| 15:00 | 4.40 | 4.46 | -0.06 | 1.42 |
| 16:00 | 4.50 | 4.30 | 0.20 | 4.52 |
| 17:00 | 4.40 | 3.60 | 0.80 | 18.18 |
| 18:00 | 3.50 | 3.42 | 0.08 | 2.30 |
| 19:00 | 3.50 | 3.57 | -0.07 | 2.05 |
| 20:00 | 3.30 | 3.56 | -0.26 | 7.89 |
| 21:00 | 3.40 | 3.67 | -0.27 | 7.86 |
| 22:00 | 3.40 | 3.60 | -0.20 | 5.92 |
| 23:00 | 3.30 | 3.43 | -0.13 | 3.86 |
| 24:00 | 3.10 | 3.29 | -0.19 | 5.98 |

ตารางที่ 5.8 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันเสาร์
ที่ 24 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 10.27%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.10 | 3.27 | -0.17 | 5.63 |
| 02:00 | 3.00 | 3.16 | -0.16 | 5.39 |
| 03:00 | 2.70 | 3.01 | -0.31 | 11.65 |
| 04:00 | 2.80 | 2.95 | -0.15 | 5.35 |
| 05:00 | 2.80 | 2.98 | -0.18 | 6.40 |
| 06:00 | 2.80 | 3.10 | -0.30 | 10.58 |
| 07:00 | 2.70 | 2.92 | -0.22 | 8.15 |
| 08:00 | 4.10 | 3.73 | 0.37 | 9.08 |
| 09:00 | 4.20 | 3.98 | 0.22 | 5.33 |
| 10:00 | 4.20 | 4.14 | 0.06 | 1.33 |
| 11:00 | 4.30 | 4.23 | 0.07 | 1.69 |
| 12:00 | 3.90 | 3.75 | 0.15 | 3.95 |
| 13:00 | 4.30 | 4.28 | 0.02 | 0.51 |
| 14:00 | 4.40 | 4.49 | -0.09 | 2.00 |
| 15:00 | 4.40 | 4.48 | -0.08 | 1.83 |
| 16:00 | 4.20 | 4.38 | -0.18 | 4.19 |
| 17:00 | 4.10 | 3.76 | 0.34 | 8.37 |
| 18:00 | 3.70 | 3.46 | 0.24 | 6.36 |
| 19:00 | 3.20 | 3.67 | -0.47 | 14.68 |
| 20:00 | 3.20 | 3.63 | -0.43 | 13.33 |
| 21:00 | 3.20 | 3.72 | -0.52 | 16.21 |
| 22:00 | 3.10 | 3.65 | -0.55 | 17.87 |
| 23:00 | 2.80 | 3.44 | -0.64 | 22.94 |
| 24:00 | 2.00 | 3.27 | -1.27 | 63.56 |

ตารางที่ 5.9 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันอาทิตย์
ที่ 25 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 18.95%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 1.80 | 2.11 | -0.31 | 17.40 |
| 02:00 | 1.70 | 1.95 | -0.25 | 14.98 |
| 03:00 | 1.60 | 1.82 | -0.22 | 13.69 |
| 04:00 | 1.60 | 1.78 | -0.18 | 11.07 |
| 05:00 | 1.50 | 1.81 | -0.31 | 20.72 |
| 06:00 | 1.60 | 1.83 | -0.23 | 14.30 |
| 07:00 | 1.40 | 1.66 | -0.26 | 18.65 |
| 08:00 | 1.50 | 1.71 | -0.21 | 14.03 |
| 09:00 | 1.70 | 1.92 | -0.22 | 12.80 |
| 10:00 | 1.80 | 1.93 | -0.13 | 7.11 |
| 11:00 | 1.80 | 1.99 | -0.19 | 10.30 |
| 12:00 | 1.80 | 1.81 | -0.01 | 0.79 |
| 13:00 | 1.80 | 1.86 | -0.06 | 3.28 |
| 14:00 | 1.80 | 1.94 | -0.14 | 7.53 |
| 15:00 | 1.90 | 2.06 | -0.16 | 8.30 |
| 16:00 | 3.40 | 2.14 | 1.26 | 37.04 |
| 17:00 | 3.70 | 1.75 | 1.95 | 52.72 |
| 18:00 | 3.70 | 1.79 | 1.91 | 51.66 |
| 19:00 | 3.30 | 2.39 | 0.91 | 27.53 |
| 20:00 | 3.00 | 2.50 | 0.50 | 16.69 |
| 21:00 | 3.20 | 2.59 | 0.61 | 19.04 |
| 22:00 | 3.20 | 2.54 | 0.66 | 20.59 |
| 23:00 | 3.20 | 2.44 | 0.76 | 23.81 |
| 24:00 | 3.30 | 2.28 | 1.02 | 30.78 |

ตารางที่ 5.10 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันจันทร์
ที่ 26 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 5.07%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.20 | 3.62 | -0.42 | 12.98 |
| 02:00 | 3.20 | 3.47 | -0.27 | 8.59 |
| 03:00 | 3.20 | 3.40 | -0.20 | 6.12 |
| 04:00 | 3.30 | 3.18 | 0.12 | 3.53 |
| 05:00 | 3.00 | 3.24 | -0.24 | 7.98 |
| 06:00 | 3.30 | 3.47 | -0.17 | 5.21 |
| 07:00 | 3.40 | 3.33 | 0.07 | 1.99 |
| 08:00 | 4.50 | 4.28 | 0.22 | 4.90 |
| 09:00 | 4.60 | 4.52 | 0.08 | 1.79 |
| 10:00 | 4.80 | 4.86 | -0.06 | 1.17 |
| 11:00 | 3.30 | 4.39 | -1.09 | 32.94 |
| 12:00 | 4.10 | 4.42 | -0.32 | 7.92 |
| 13:00 | 5.10 | 5.18 | -0.08 | 1.59 |
| 14:00 | 5.20 | 5.31 | -0.11 | 2.17 |
| 15:00 | 5.20 | 5.36 | -0.16 | 3.07 |
| 16:00 | 5.30 | 5.16 | 0.14 | 2.63 |
| 17:00 | 4.70 | 4.58 | 0.12 | 2.51 |
| 18:00 | 4.60 | 4.55 | 0.05 | 1.01 |
| 19:00 | 4.20 | 4.28 | -0.08 | 1.81 |
| 20:00 | 4.20 | 4.23 | -0.03 | 0.72 |
| 21:00 | 4.30 | 4.35 | -0.05 | 1.12 |
| 22:00 | 4.10 | 4.21 | -0.11 | 2.74 |
| 23:00 | 3.90 | 4.08 | -0.18 | 4.49 |
| 24:00 | 3.70 | 3.80 | -0.10 | 2.70 |

ตารางที่ 5.11 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันอังคาร
ที่ 27 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 7.60%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.70 | 3.96 | -0.26 | 7.02 |
| 02:00 | 3.70 | 3.80 | -0.10 | 2.76 |
| 03:00 | 3.40 | 3.74 | -0.34 | 9.95 |
| 04:00 | 3.20 | 3.52 | -0.32 | 10.11 |
| 05:00 | 3.30 | 3.59 | -0.29 | 8.78 |
| 06:00 | 3.50 | 3.81 | -0.31 | 8.78 |
| 07:00 | 3.30 | 3.66 | -0.36 | 10.93 |
| 08:00 | 4.40 | 4.69 | -0.29 | 6.59 |
| 09:00 | 4.90 | 5.01 | -0.11 | 2.29 |
| 10:00 | 4.80 | 5.35 | -0.55 | 11.36 |
| 11:00 | 4.90 | 4.93 | -0.03 | 0.53 |
| 12:00 | 4.00 | 4.83 | -0.83 | 20.63 |
| 13:00 | 5.00 | 5.50 | -0.50 | 10.01 |
| 14:00 | 5.20 | 5.63 | -0.43 | 8.34 |
| 15:00 | 5.00 | 5.66 | -0.66 | 13.20 |
| 16:00 | 5.00 | 5.47 | -0.47 | 9.33 |
| 17:00 | 4.80 | 4.98 | -0.18 | 3.66 |
| 18:00 | 4.60 | 4.92 | -0.32 | 6.91 |
| 19:00 | 4.40 | 4.60 | -0.20 | 4.48 |
| 20:00 | 4.10 | 4.49 | -0.39 | 9.47 |
| 21:00 | 4.20 | 4.57 | -0.37 | 8.88 |
| 22:00 | 4.20 | 4.41 | -0.21 | 4.94 |
| 23:00 | 4.10 | 4.23 | -0.13 | 3.14 |
| 24:00 | 3.90 | 3.91 | -0.01 | 0.35 |

ตารางที่ 5.12 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันพุธ
ที่ 28 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 3.54%

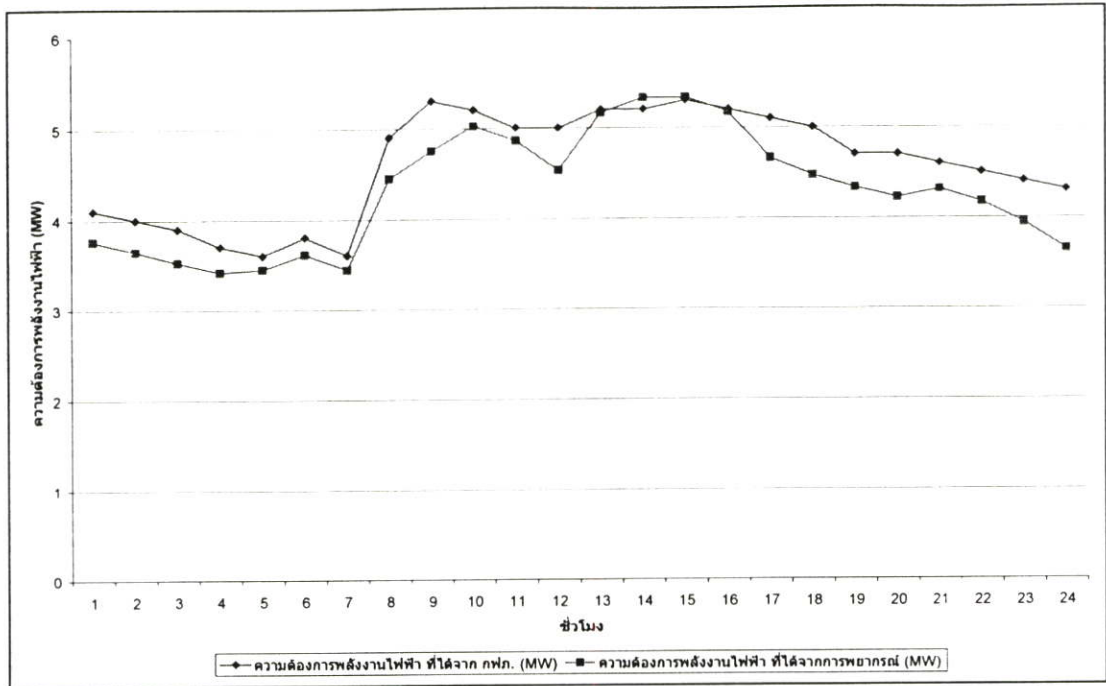
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.80 | 3.68 | 0.12 | 3.26 |
| 02:00 | 3.70 | 3.58 | 0.12 | 3.36 |
| 03:00 | 3.60 | 3.44 | 0.16 | 4.56 |
| 04:00 | 3.40 | 3.36 | 0.04 | 1.27 |
| 05:00 | 3.40 | 3.38 | 0.02 | 0.70 |
| 06:00 | 3.60 | 3.52 | 0.08 | 2.17 |
| 07:00 | 3.50 | 3.34 | 0.16 | 4.49 |
| 08:00 | 4.60 | 4.33 | 0.27 | 5.86 |
| 09:00 | 4.80 | 4.62 | 0.18 | 3.68 |
| 10:00 | 4.80 | 4.86 | -0.06 | 1.22 |
| 11:00 | 4.90 | 4.81 | 0.09 | 1.88 |
| 12:00 | 4.30 | 4.39 | -0.09 | 2.16 |
| 13:00 | 5.10 | 4.98 | 0.12 | 2.30 |
| 14:00 | 5.20 | 5.17 | 0.03 | 0.60 |
| 15:00 | 5.20 | 5.15 | 0.05 | 0.93 |
| 16:00 | 5.00 | 5.02 | -0.02 | 0.42 |
| 17:00 | 4.90 | 4.50 | 0.40 | 8.08 |
| 18:00 | 4.50 | 4.25 | 0.25 | 5.64 |
| 19:00 | 4.30 | 4.21 | 0.09 | 2.20 |
| 20:00 | 4.30 | 4.10 | 0.20 | 4.64 |
| 21:00 | 4.40 | 4.19 | 0.21 | 4.83 |
| 22:00 | 4.40 | 4.07 | 0.33 | 7.58 |
| 23:00 | 4.10 | 3.83 | 0.27 | 6.67 |
| 24:00 | 3.80 | 3.55 | 0.25 | 6.53 |

ตารางที่ 5.13 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันพฤหัสบดี
ที่ 29 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 8.81%

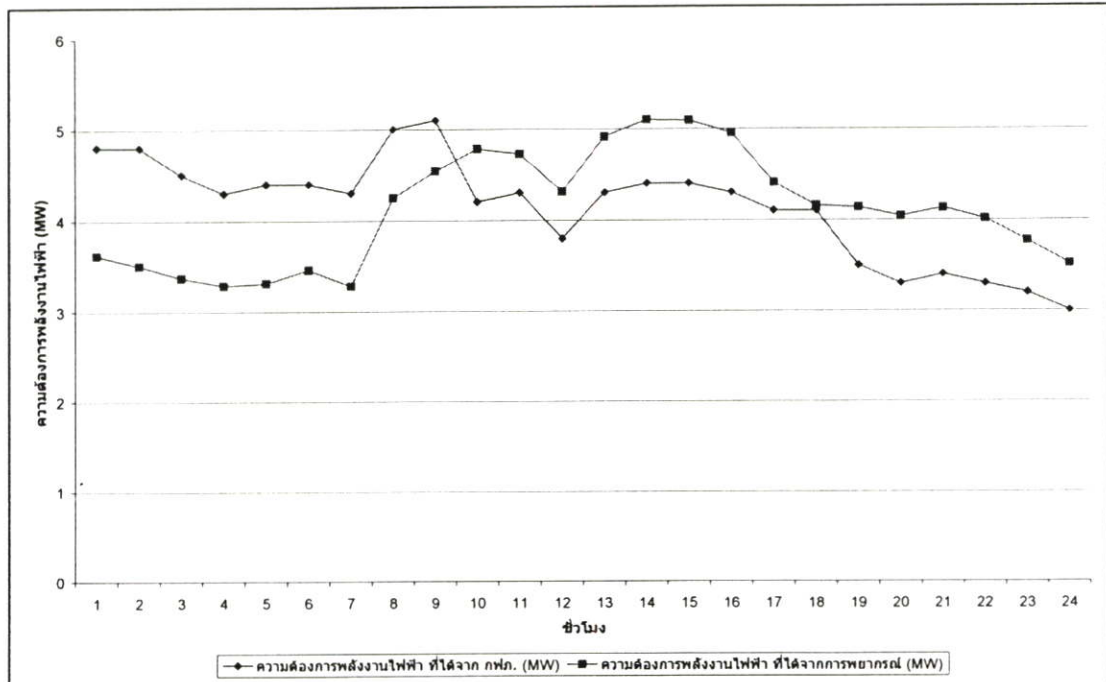
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.20 | 3.69 | -0.49 | 15.33 |
| 02:00 | 3.10 | 3.59 | -0.49 | 15.84 |
| 03:00 | 3.00 | 3.45 | -0.45 | 15.03 |
| 04:00 | 2.90 | 3.37 | -0.47 | 16.27 |
| 05:00 | 3.00 | 3.39 | -0.39 | 13.02 |
| 06:00 | 3.30 | 3.54 | -0.24 | 7.18 |
| 07:00 | 3.00 | 3.36 | -0.36 | 11.94 |
| 08:00 | 4.00 | 4.35 | -0.35 | 8.76 |
| 09:00 | 4.20 | 4.64 | -0.44 | 10.56 |
| 10:00 | 4.40 | 4.88 | -0.48 | 10.90 |
| 11:00 | 4.70 | 4.83 | -0.12 | 2.66 |
| 12:00 | 3.70 | 4.41 | -0.71 | 19.28 |
| 13:00 | 4.70 | 5.00 | -0.30 | 6.45 |
| 14:00 | 4.80 | 5.19 | -0.39 | 8.08 |
| 15:00 | 4.80 | 5.17 | -0.37 | 7.71 |
| 16:00 | 4.70 | 5.04 | -0.34 | 7.23 |
| 17:00 | 4.40 | 4.53 | -0.13 | 2.90 |
| 18:00 | 4.40 | 4.27 | 0.13 | 2.91 |
| 19:00 | 3.90 | 4.22 | -0.32 | 8.30 |
| 20:00 | 3.90 | 4.12 | -0.22 | 5.56 |
| 21:00 | 4.10 | 4.20 | -0.10 | 2.52 |
| 22:00 | 3.90 | 4.08 | -0.18 | 4.64 |
| 23:00 | 3.60 | 3.84 | -0.24 | 6.68 |
| 24:00 | 3.50 | 3.56 | -0.06 | 1.78 |

ตารางที่ 5.14 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันศุกร์
ที่ 30 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 3.80%

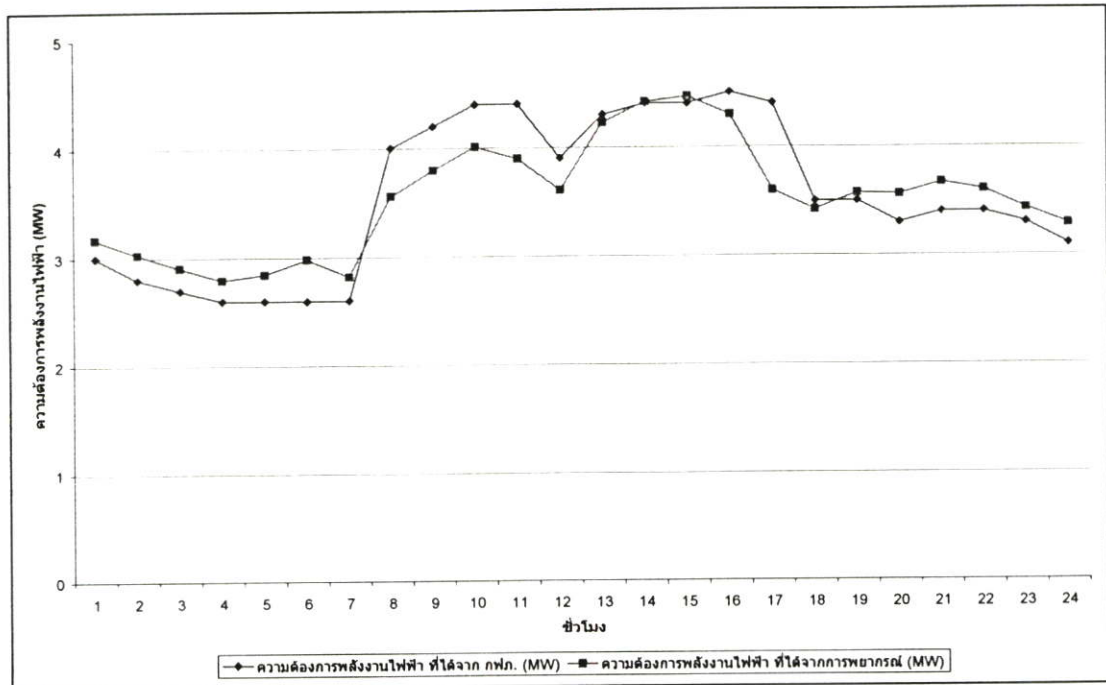
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.30 | 3.52 | -0.22 | 6.60 |
| 02:00 | 3.30 | 3.39 | -0.09 | 2.70 |
| 03:00 | 3.20 | 3.27 | -0.07 | 2.21 |
| 04:00 | 3.10 | 3.16 | -0.06 | 2.04 |
| 05:00 | 3.20 | 3.20 | 0.00 | 0.10 |
| 06:00 | 3.40 | 3.36 | 0.04 | 1.31 |
| 07:00 | 3.30 | 3.19 | 0.11 | 3.48 |
| 08:00 | 4.10 | 4.11 | -0.01 | 0.18 |
| 09:00 | 4.60 | 4.39 | 0.21 | 4.47 |
| 10:00 | 4.80 | 4.66 | 0.14 | 2.95 |
| 11:00 | 4.80 | 4.54 | 0.26 | 5.36 |
| 12:00 | 4.00 | 4.18 | -0.18 | 4.54 |
| 13:00 | 5.00 | 4.82 | 0.18 | 3.59 |
| 14:00 | 5.30 | 5.01 | 0.29 | 5.54 |
| 15:00 | 5.10 | 5.02 | 0.08 | 1.54 |
| 16:00 | 5.00 | 4.86 | 0.14 | 2.90 |
| 17:00 | 4.80 | 4.26 | 0.54 | 11.35 |
| 18:00 | 4.50 | 4.04 | 0.46 | 10.12 |
| 19:00 | 4.00 | 4.03 | -0.03 | 0.66 |
| 20:00 | 4.10 | 3.95 | 0.15 | 3.73 |
| 21:00 | 4.20 | 4.05 | 0.15 | 3.66 |
| 22:00 | 4.10 | 3.93 | 0.17 | 4.08 |
| 23:00 | 3.90 | 3.71 | 0.19 | 4.80 |
| 24:00 | 3.60 | 3.48 | 0.12 | 3.22 |



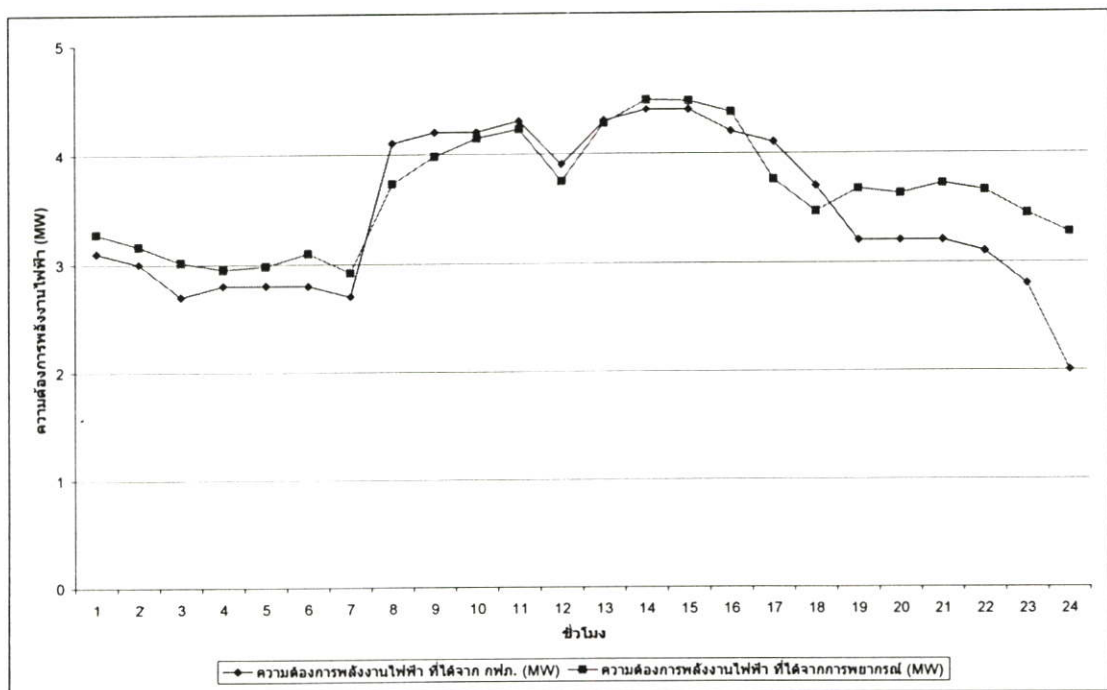
รูปที่ 5.2 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพุธที่ 21 เมษายน 2547



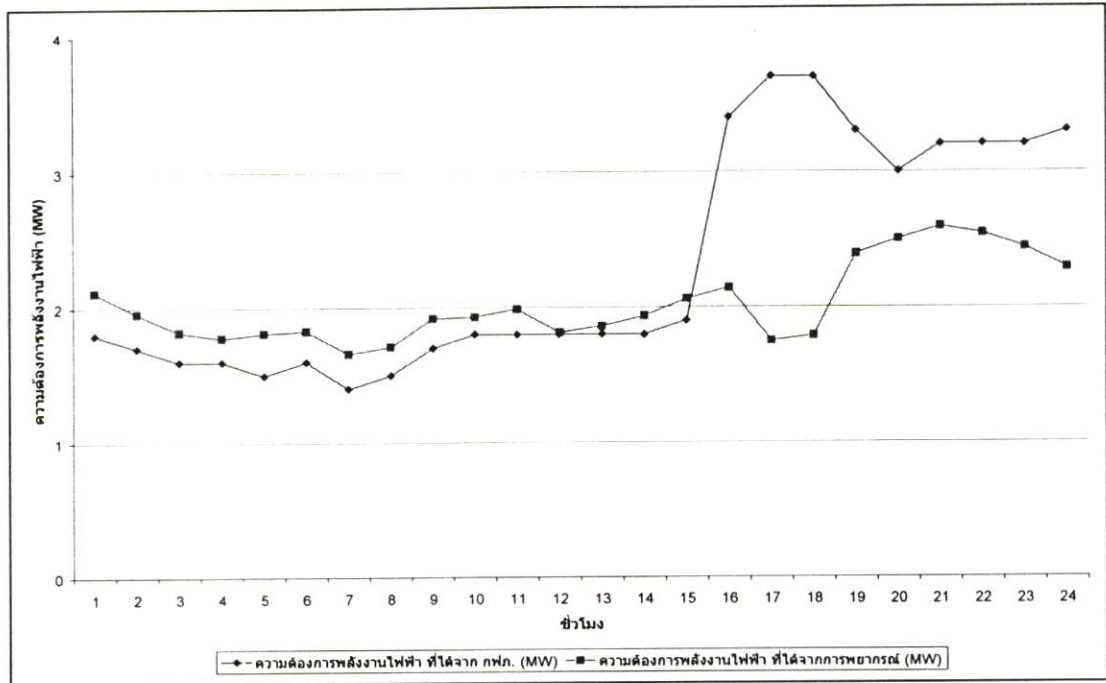
รูปที่ 5.3 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 22 เมษายน 2547



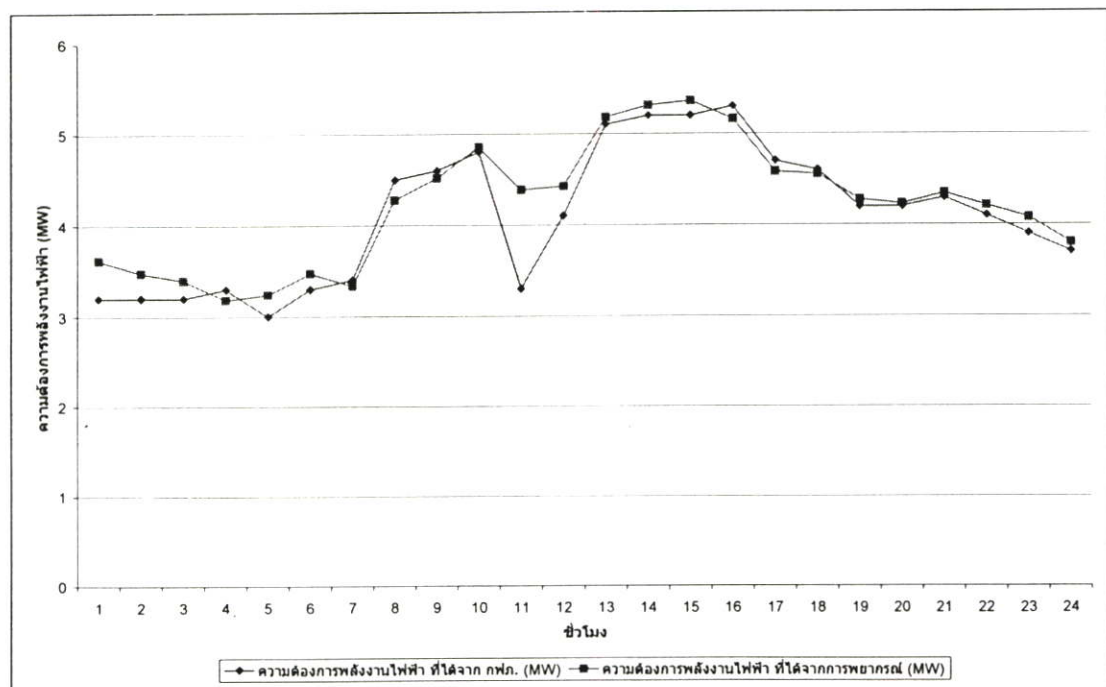
รูปที่ 5.4 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 23 เมษายน 2547



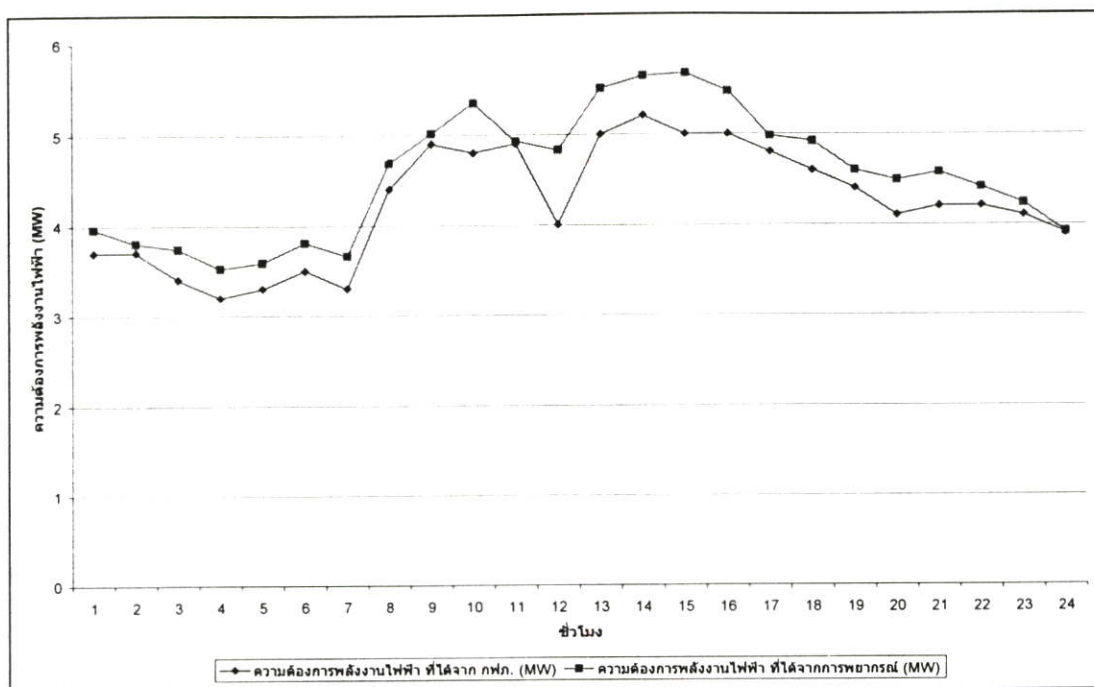
รูปที่ 5.5 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันเสาร์ที่ 24 เมษายน 2547



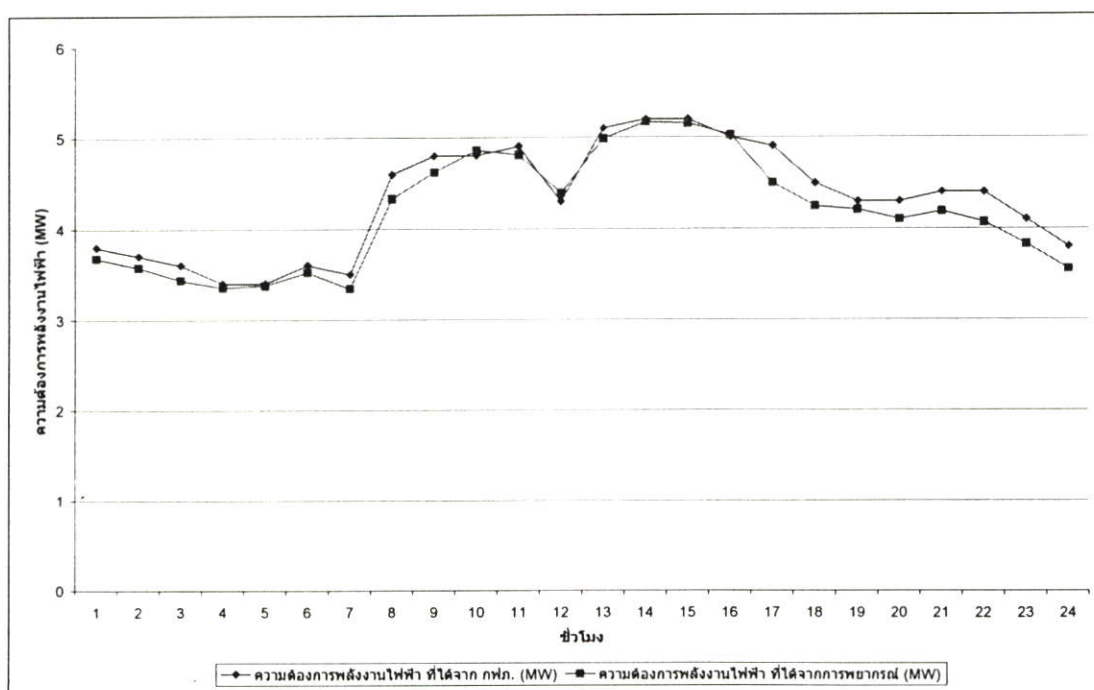
รูปที่ 5.6 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอาทิตย์ที่ 25 เมษายน 2547



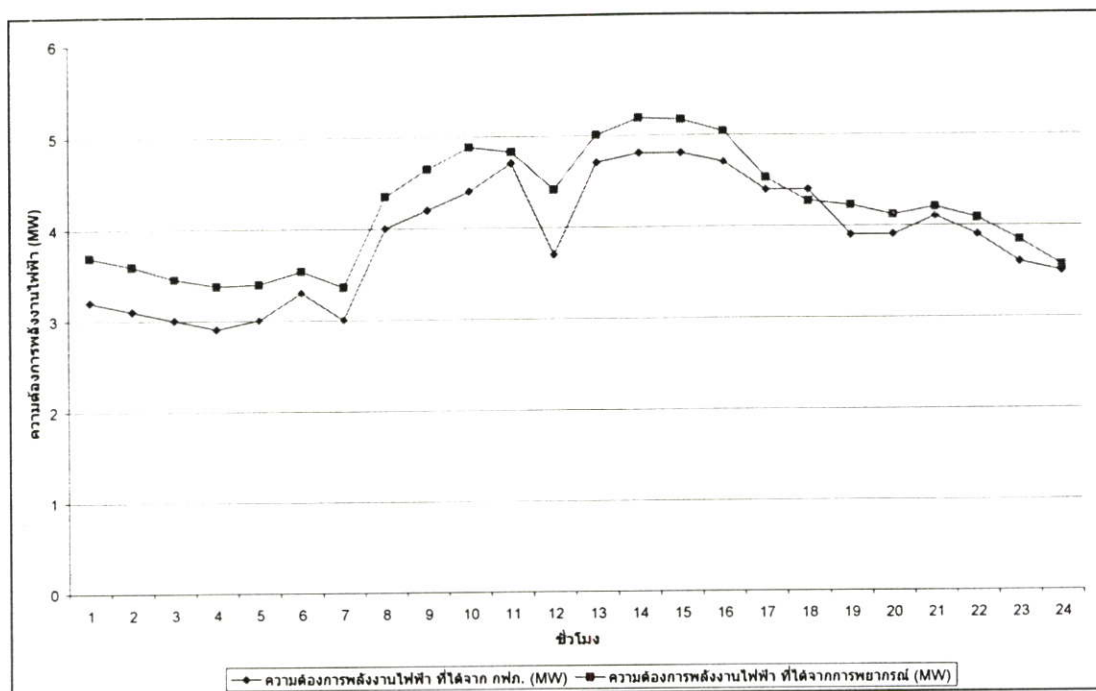
รูปที่ 5.7 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันจันทร์ที่ 26 เมษายน 2547



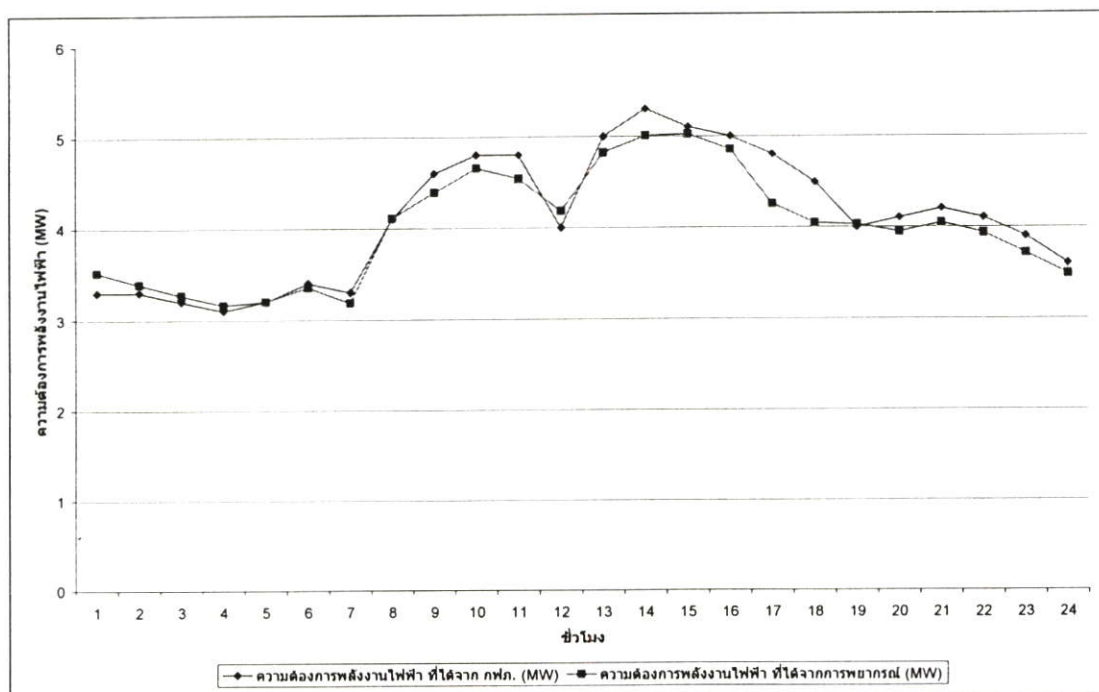
รูปที่ 5.8 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอังคารที่ 27 เมษายน 2547



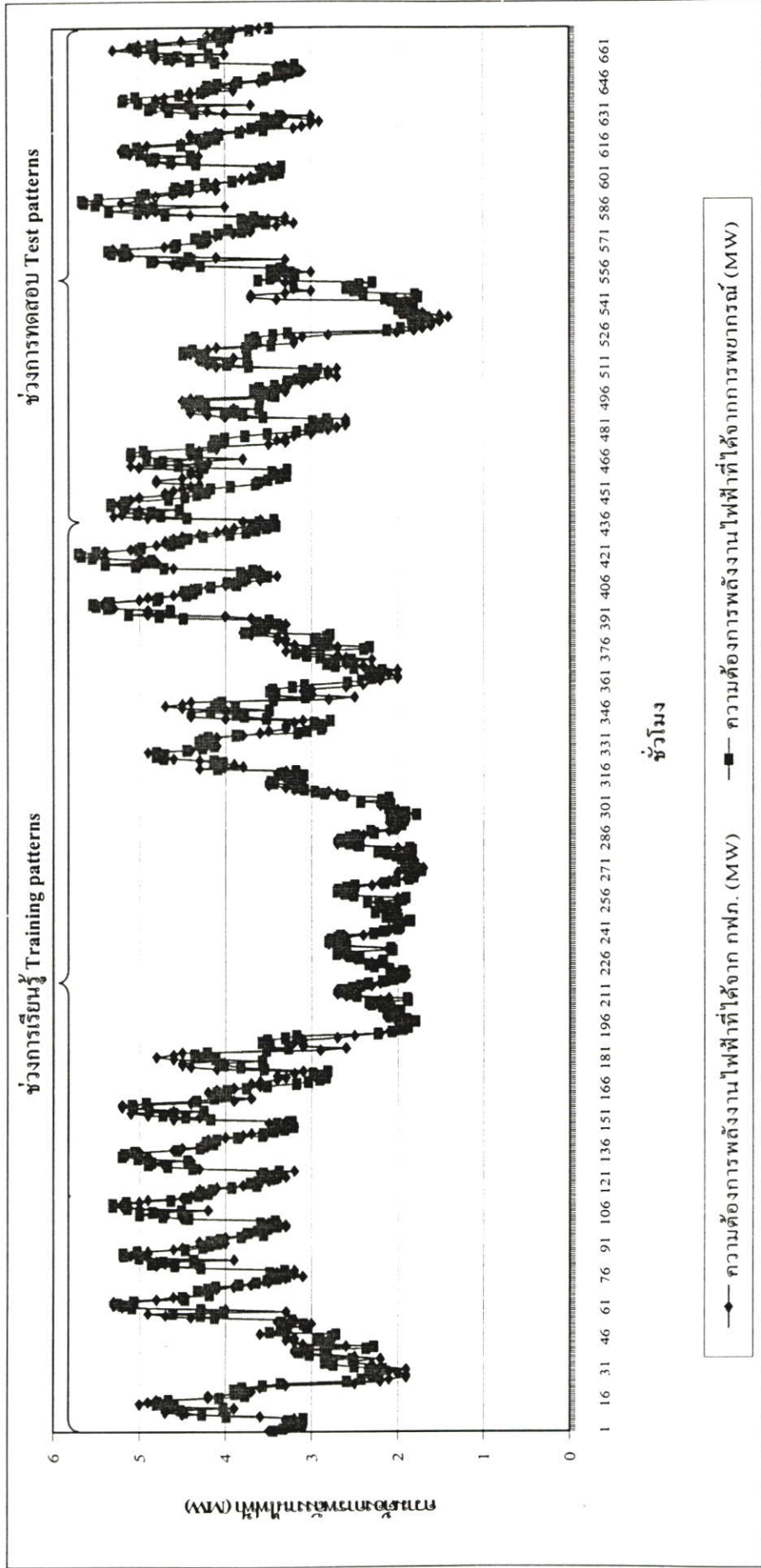
รูปที่ 5.9 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพุธที่ 28 เมษายน 2547



รูปที่ 5.10 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 29 เมษายน 2547



รูปที่ 5.11 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 30 เมษายน 2547

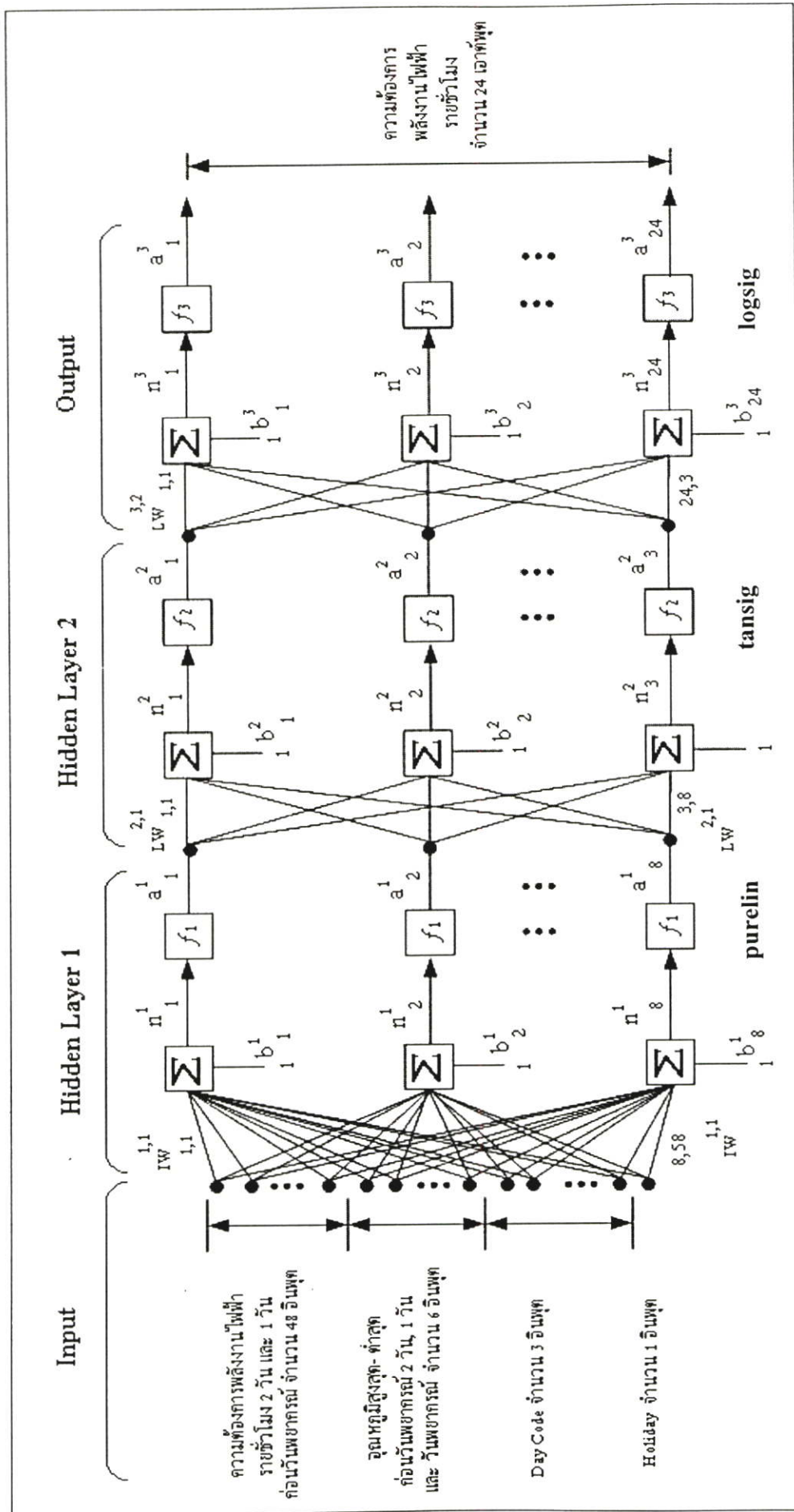


รูปที่ 5.12 กราฟความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์
ของวงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2 ตั้งแต่วันที่ 1-30 เมษายน 2547

5.4 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 2 วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2

การทดลองในข้อมูลชุดที่ 2 เป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2 ข้อมูลชุดเรียนรู้จำนวน 20 วัน (ตั้งแต่วันที่ 16 กันยายน – 5 ตุลาคม 2548) หลังจากโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้เสร็จแล้ว ก็จะมีการทดสอบการพยากรณ์โหลดทั้งหมด 10 วัน (ตั้งแต่วันที่ 6 – 15 ตุลาคม 2548) ผลการทดลองสรุปได้ในตารางที่ 5.15-5.18 โดยทำการวัดค่าความผิดพลาดสมบูรณ์ (Absolute percentage error) เพื่อหาค่าผิดพลาดและนำไปใช้ในการเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดของการทดลองข้อมูลชุดที่ 2 นี้ จากตารางพบว่า รูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดในการทดลองนี้ คือ โครงสร้างที่ให้ค่า ape เฉลี่ยจากการทดสอบมีค่าต่ำสุด ซึ่งได้แก่ รูปแบบโครงสร้างในตารางที่ 5.15 โครงสร้างที่มีชั้นซ่อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด, ชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด ดังรูปที่ 5.13 และมีฟังก์ชันกระตุ้นเป็น purelin, tansig, logsig ตามลำดับซึ่งจะมีค่า ape เฉลี่ยของการทดสอบต่ำสุด คือ 8.81% และมีค่า ape เฉลี่ยของข้อมูลชุดเรียนรู้ คือ 8.49%

ตารางที่ 5.19-5.28 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของข้อมูลชุดทดสอบตั้งแต่วันที่ 6 – 15 ตุลาคม 2548 ซึ่งสามารถนำข้อมูลมาแสดงด้วยกราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ดังรูปที่ 5.14-5.23 และรูปที่ 5.24 เป็นกราฟเปรียบเทียบเป็นรายชั่วโมงของความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2



รูปที่ 5.13 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์วงจรที่ 1 สถานีฯ พุทธมณฑล 2

ตารางที่ 5.15 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยาน โดยชั้นซ้อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นซ้อนที่ 2 มี 3 โหนด และชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | | |
|----------------------------------|----------------|----------------------------|--------------------------------|-----------------------|-------------------------|--------|-----------------------|--------|--------|
| ชั้นซ้อนแรก | ชั้นซ้อนที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 0.18 | 2.00×10^{-3} | 35.57 | 6.17 | 9.13×10^{-2} | 55.15 | 12.84 |
| logsig | logsig | tansig | 0.31 | 2.62×10^{-2} | 138.26 | 9.06 | 3.20×10^{-2} | 94.94 | 14.08 |
| logsig | tansig | tansig | 0.20 | 1.11×10^{-1} | 97.12 | 14.09 | 3.92×10^{-2} | 144.24 | 10.68 |
| logsig | tansig | logsig | 0.20 | 8.80×10^{-3} | 21.35 | 5.14 | 1.58×10^{-1} | 73.09 | 12.52 |
| tansig | logsig | tansig | 0.22 | 1.07×10^{-2} | 103.47 | 14.32 | 1.55×10^{-1} | 56.75 | 10.49 |
| tansig | logsig | logsig | 0.16 | 1.36×10^{-2} | 88.58 | 13.17 | 1.21×10^{-2} | 87.90 | 11.48 |
| tansig | tansig | logsig | 0.18 | 9.77×10^{-2} | 103.11 | 14.56 | 3.81×10^{-2} | 70.75 | 13.11 |
| tansig | tansig | tansig | 0.20 | 1.18×10^{-1} | 168.35 | 13.36 | 5.13×10^{-2} | 114.36 | 18.02 |
| tansig | purelin | logsig | 0.16 | 1.00×10^{-4} | 172.53 | 18.02 | 7.53×10^{-2} | 99.72 | 13.65 |
| logsig | purelin | logsig | 0.32 | 1.00×10^{-2} | 19.43 | 3.24 | 4.26×10^{-2} | 39.94 | 12.49 |
| purelin | tansig | logsig | 0.19 | 1.57×10^{-2} | 49.45 | 8.49 | 6.12×10^{-3} | 36.71 | 8.81 |

ตารางที่ 5.16 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชัน โดยชั้นชอนที่มี 15 โหนด, ชั้นชอนที่มี 2 มี 8 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาฬิกา) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | |
|----------------------------------|---------------|-------------------------------------|----------------------------|--------|-------------------------|-----------------------|--------|--------|
| ชั้นชอนแรก | ชั้นชอนที่สอง | | ชั้นเอาต์พุต | ต่ำสุด | สูงสุด | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 3.16x10 ⁻² | 168.35 | 9.19 | 1.42x10 ⁻¹ | 114.37 | 12.81 |
| logsig | logsig | tansig | 1.53x10 ⁻² | 168.35 | 22.08 | 9.77x10 ⁻⁴ | 114.37 | 21.38 |
| logsig | tansig | tansig | 1.63x10 ⁻² | 205.76 | 30.46 | 1.60x10 ⁻¹ | 184.00 | 30.71 |
| logsig | tansig | logsig | 8.88x10 ⁻³ | 58.58 | 10.16 | 2.25x10 ⁻² | 67.65 | 14.13 |
| tansig | logsig | tansig | 3.55x10 ⁻² | 183.24 | 18.61 | 7.86x10 ⁻² | 126.03 | 22.36 |
| tansig | logsig | logsig | 4.77x10 ⁻² | 31.77 | 4.83 | 6.63x10 ⁻² | 65.99 | 13.39 |
| tansig | tansig | logsig | 3.00x10 ⁻⁴ | 66.09 | 12.44 | 5.55x10 ⁻² | 69.95 | 15.83 |
| tansig | tansig | tansig | 3.70x10 ⁻³ | 119.58 | 9.68 | 6.43x10 ⁻² | 191.56 | 22.25 |
| tansig | purelin | logsig | 3.44x10 ⁻² | 138.74 | 14.37 | 6.48x10 ⁻² | 99.71 | 17.85 |
| logsig | purelin | logsig | 1.7x10 ⁻² | 33.47 | 6.59 | 3.45x10 ⁻² | 74.00 | 12.99 |
| purelin | tansig | logsig | 7.15x10 ⁻² | 27.71 | 6.31 | 3.11x10 ⁻³ | 89.45 | 13.91 |

ตารางที่ 5.17 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงการขยายประสาทยูทิม โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 30 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 24 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี

24 โหนด

| ชั้นข้อมูลแรก | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | |
|---------------|----------------------------------|--------------|-----------------------------------|----------------------------|--------|--------|-------------------------|--------|--------|
| | ชั้นข้อมูลที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 13.23 | 5.10×10^{-3} | 25.67 | 1.29 | 4.46×10^{-1} | 67.05 | 11.64 |
| logsig | logsig | tansig | 11.01 | 1.68×10^{-2} | 144.29 | 14.15 | 1.67×10^{-1} | 97.15 | 18.40 |
| logsig | tansig | tansig | 22.11 | 3.00×10^{-4} | 36.64 | 0.89 | 3.91×10^{-2} | 94.44 | 12.97 |
| logsig | tansig | logsig | 6.99 | 3.00×10^{-2} | 36.06 | 4.53 | 1.30×10^{-1} | 72.53 | 12.80 |
| tansig | logsig | tansig | 13.99 | 1.65×10^{-1} | 168.34 | 23.69 | 2.42×10^{-1} | 149.01 | 31.23 |
| tansig | logsig | logsig | 11.37 | 1.90×10^{-3} | 10.25 | 0.53 | 1.40×10^{-1} | 66.53 | 14.17 |
| tansig | tansig | logsig | 7.70 | 5.00×10^{-2} | 68.75 | 8.62 | 5.83×10^{-2} | 94.42 | 14.71 |
| tansig | tansig | tansig | 12.94 | 4.82×10^{-2} | 202.81 | 24.84 | 2.80×10^{-2} | 163.58 | 32.26 |
| tansig | purelin | logsig | 20.84 | 1.40×10^{-3} | 62.82 | 6.44 | 1.02×10^{-1} | 147.37 | 27.45 |
| logsig | purelin | logsig | 6.93 | 3.60×10^{-3} | 45.76 | 7.53 | 1.02×10^{-1} | 109.32 | 16.53 |
| purelin | tansig | logsig | 7.78 | 2.53×10^{-2} | 41.89 | 7.18 | 4.04×10^{-2} | 96.66 | 17.81 |

ตารางที่ 5.18 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงการพัฒนาระบบสายส่งไฟฟ้าของโครงการขยายประสาทยาน โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 32 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 28 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี

24 โหนด

| ชั้นข้อมูลแรก | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | |
|---------------|----------------------------------|--------------|--------------------------------|----------------------------|--------|--------|-------------------------|--------|--------|
| | ชั้นข้อมูลที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 13.38 | 6.00×10^{-3} | 43.18 | 3.50 | 3.19×10^{-2} | 68.64 | 13.12 |
| logsig | logsig | tansig | 22.46 | 2.52×10^{-1} | 223.96 | 57.15 | 1.93×10^{-3} | 195.64 | 53.05 |
| logsig | tansig | tansig | 47.86 | 3.28×10^{-2} | 205.76 | 48.18 | 4.64 | 184.00 | 42.92 |
| logsig | tansig | logsig | 11.62 | 1.90×10^{-3} | 12.33 | 1.86 | 2.24×10^{-1} | 74.18 | 13.02 |
| tansig | logsig | tansig | 19.21 | 1.50×10^{-3} | 103.90 | 5.01 | 3.09×10^{-1} | 125.36 | 19.89 |
| tansig | logsig | logsig | 15.93 | 6.80×10^{-3} | 66.14 | 8.6148 | 1.26×10^{-1} | 60.33 | 14.74 |
| tansig | tansig | logsig | 13.95 | 4.00×10^{-4} | 37.59 | 1.24 | 1.19×10^{-2} | 86.03 | 16.94 |
| tansig | tansig | tansig | 11.22 | 3.61×10^{-2} | 168.21 | 29.70 | 1.48×10^{-1} | 148.72 | 39.37 |
| tansig | purelin | logsig | 16.19 | 1.37×10^{-2} | 32.16 | 2.12 | 1.56×10^{-3} | 116.51 | 25.70 |
| logsig | purelin | logsig | 8.75 | 9.49×10^{-3} | 35.18 | 2.56 | 7.13×10^{-2} | 90.60 | 15.38 |
| purelin | tansig | logsig | 13.02 | 1.39×10^{-2} | 72.97 | 12.32 | 1.04×10^{-1} | 94.06 | 20.31 |

ตารางที่ 5.19 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงของวันพฤหัสบดี
ที่ 6 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 7.92%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.39 | 2.14 | 0.25 | 10.31 |
| 02:00 | 2.31 | 2.06 | 0.25 | 10.85 |
| 03:00 | 2.29 | 2.01 | 0.29 | 12.42 |
| 04:00 | 2.31 | 1.98 | 0.32 | 14.02 |
| 05:00 | 2.16 | 1.93 | 0.23 | 10.68 |
| 06:00 | 2.19 | 1.90 | 0.29 | 13.29 |
| 07:00 | 2.56 | 2.33 | 0.23 | 9.04 |
| 08:00 | 2.64 | 2.41 | 0.23 | 8.78 |
| 09:00 | 3.56 | 3.00 | 0.56 | 15.68 |
| 10:00 | 4.22 | 3.87 | 0.35 | 8.32 |
| 11:00 | 4.36 | 4.15 | 0.21 | 4.81 |
| 12:00 | 4.06 | 4.03 | 0.03 | 0.70 |
| 13:00 | 3.74 | 3.82 | -0.08 | 2.09 |
| 14:00 | 4.48 | 4.03 | 0.45 | 10.00 |
| 15:00 | 4.32 | 3.95 | 0.38 | 8.75 |
| 16:00 | 4.13 | 4.02 | 0.11 | 2.58 |
| 17:00 | 4.10 | 3.85 | 0.25 | 6.08 |
| 18:00 | 3.56 | 3.38 | 0.18 | 5.12 |
| 19:00 | 4.32 | 3.75 | 0.57 | 13.26 |
| 20:00 | 4.13 | 3.88 | 0.24 | 5.93 |
| 21:00 | 3.61 | 3.59 | 0.02 | 0.52 |
| 22:00 | 3.23 | 3.31 | -0.08 | 2.41 |
| 23:00 | 2.80 | 3.02 | -0.22 | 7.96 |
| 24:00 | 2.45 | 2.61 | -0.16 | 6.60 |

ตารางที่ 5.20 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันศุกร์
ที่ 7 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.56%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.48 | 2.49 | -0.01 | 0.51 |
| 02:00 | 2.44 | 2.30 | 0.14 | 5.62 |
| 03:00 | 2.35 | 2.25 | 0.10 | 4.33 |
| 04:00 | 2.37 | 2.13 | 0.24 | 10.27 |
| 05:00 | 2.22 | 2.14 | 0.07 | 3.26 |
| 06:00 | 2.12 | 2.03 | 0.09 | 4.36 |
| 07:00 | 2.52 | 2.29 | 0.23 | 9.24 |
| 08:00 | 2.53 | 2.44 | 0.09 | 3.53 |
| 09:00 | 3.53 | 2.72 | 0.82 | 23.07 |
| 10:00 | 4.14 | 3.45 | 0.69 | 16.78 |
| 11:00 | 4.32 | 3.72 | 0.61 | 14.05 |
| 12:00 | 4.02 | 3.73 | 0.29 | 7.32 |
| 13:00 | 3.72 | 3.53 | 0.19 | 5.19 |
| 14:00 | 4.32 | 3.66 | 0.67 | 15.44 |
| 15:00 | 4.36 | 3.78 | 0.58 | 13.29 |
| 16:00 | 4.02 | 3.87 | 0.15 | 3.81 |
| 17:00 | 3.72 | 3.62 | 0.10 | 2.76 |
| 18:00 | 3.14 | 3.16 | -0.02 | 0.78 |
| 19:00 | 3.81 | 3.60 | 0.22 | 5.64 |
| 20:00 | 3.74 | 3.78 | -0.04 | 1.04 |
| 21:00 | 3.48 | 3.49 | -0.01 | 0.38 |
| 22:00 | 3.22 | 3.29 | -0.08 | 2.38 |
| 23:00 | 3.11 | 3.06 | 0.05 | 1.60 |
| 24:00 | 2.68 | 2.75 | -0.08 | 2.80 |

ตารางที่ 5.21 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันเสาร์
ที่ 8 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.16%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.31 | 2.41 | -0.10 | 4.52 |
| 02:00 | 2.32 | 2.21 | 0.11 | 4.70 |
| 03:00 | 2.36 | 2.13 | 0.23 | 9.70 |
| 04:00 | 2.20 | 2.05 | 0.15 | 6.96 |
| 05:00 | 2.15 | 2.06 | 0.09 | 4.12 |
| 06:00 | 2.20 | 1.97 | 0.23 | 10.32 |
| 07:00 | 2.49 | 2.19 | 0.30 | 12.19 |
| 08:00 | 2.72 | 2.39 | 0.32 | 11.87 |
| 09:00 | 3.85 | 2.82 | 1.03 | 26.88 |
| 10:00 | 4.17 | 3.75 | 0.42 | 10.00 |
| 11:00 | 4.19 | 4.03 | 0.17 | 3.98 |
| 12:00 | 4.13 | 4.04 | 0.09 | 2.07 |
| 13:00 | 3.86 | 3.76 | 0.10 | 2.55 |
| 14:00 | 4.35 | 3.89 | 0.46 | 10.57 |
| 15:00 | 4.10 | 4.20 | -0.10 | 2.48 |
| 16:00 | 3.92 | 4.09 | -0.17 | 4.34 |
| 17:00 | 3.92 | 3.93 | -0.02 | 0.42 |
| 18:00 | 3.48 | 3.38 | 0.10 | 2.95 |
| 19:00 | 3.98 | 3.77 | 0.21 | 5.36 |
| 20:00 | 3.89 | 3.89 | 0.00 | 0.03 |
| 21:00 | 3.71 | 3.59 | 0.12 | 3.14 |
| 22:00 | 3.43 | 3.36 | 0.07 | 1.93 |
| 23:00 | 3.20 | 3.16 | 0.05 | 1.53 |
| 24:00 | 2.74 | 2.89 | -0.14 | 5.23 |

ตารางที่ 5.22 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวานอาทิตย์
ที่ 9 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 15.24%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.08 | 2.25 | -0.17 | 7.94 |
| 02:00 | 1.98 | 2.16 | -0.18 | 9.03 |
| 03:00 | 1.83 | 2.11 | -0.28 | 15.36 |
| 04:00 | 1.81 | 1.97 | -0.16 | 9.12 |
| 05:00 | 1.74 | 1.99 | -0.25 | 14.49 |
| 06:00 | 1.67 | 1.85 | -0.17 | 10.33 |
| 07:00 | 1.83 | 2.14 | -0.31 | 16.77 |
| 08:00 | 1.74 | 2.09 | -0.35 | 20.10 |
| 09:00 | 1.70 | 2.21 | -0.51 | 30.19 |
| 10:00 | 2.18 | 2.48 | -0.30 | 13.84 |
| 11:00 | 2.27 | 2.65 | -0.39 | 17.05 |
| 12:00 | 2.31 | 2.63 | -0.33 | 14.09 |
| 13:00 | 2.25 | 2.58 | -0.33 | 14.42 |
| 14:00 | 2.22 | 2.78 | -0.57 | 25.66 |
| 15:00 | 2.29 | 2.49 | -0.19 | 8.39 |
| 16:00 | 2.43 | 2.88 | -0.46 | 18.90 |
| 17:00 | 2.32 | 2.53 | -0.21 | 9.17 |
| 18:00 | 2.03 | 2.30 | -0.27 | 13.09 |
| 19:00 | 2.43 | 2.83 | -0.40 | 16.51 |
| 20:00 | 2.65 | 3.14 | -0.49 | 18.61 |
| 21:00 | 2.60 | 3.02 | -0.42 | 16.31 |
| 22:00 | 2.51 | 2.92 | -0.41 | 16.44 |
| 23:00 | 2.27 | 2.63 | -0.37 | 16.12 |
| 24:00 | 1.99 | 2.27 | -0.28 | 13.96 |

ตารางที่ 5.23 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันจันทร์
ที่ 10 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 4.44%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.07 | 2.15 | -0.08 | 4.02 |
| 02:00 | 2.00 | 1.99 | 0.02 | 0.95 |
| 03:00 | 1.91 | 1.89 | 0.02 | 1.09 |
| 04:00 | 1.94 | 1.86 | 0.08 | 4.05 |
| 05:00 | 1.96 | 1.86 | 0.11 | 5.42 |
| 06:00 | 1.79 | 1.81 | -0.02 | 1.13 |
| 07:00 | 2.37 | 2.02 | 0.35 | 14.76 |
| 08:00 | 2.58 | 2.22 | 0.37 | 14.25 |
| 09:00 | 2.89 | 2.83 | 0.06 | 2.06 |
| 10:00 | 3.93 | 3.93 | 0.00 | 0.01 |
| 11:00 | 4.31 | 4.20 | 0.11 | 2.65 |
| 12:00 | 4.58 | 4.19 | 0.39 | 8.44 |
| 13:00 | 4.15 | 3.87 | 0.28 | 6.75 |
| 14:00 | 4.11 | 4.01 | 0.10 | 2.43 |
| 15:00 | 4.34 | 4.39 | -0.05 | 1.22 |
| 16:00 | 4.23 | 4.13 | 0.10 | 2.31 |
| 17:00 | 4.01 | 4.08 | -0.07 | 1.77 |
| 18:00 | 3.64 | 3.47 | 0.17 | 4.72 |
| 19:00 | 4.00 | 3.81 | 0.19 | 4.70 |
| 20:00 | 4.02 | 3.87 | 0.15 | 3.71 |
| 21:00 | 3.82 | 3.60 | 0.22 | 5.84 |
| 22:00 | 3.22 | 3.35 | -0.13 | 4.19 |
| 23:00 | 3.03 | 3.15 | -0.12 | 3.85 |
| 24:00 | 2.74 | 2.91 | -0.17 | 6.15 |

ตารางที่ 5.24 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันอังคาร
ที่ 11 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 11.94%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.12 | 2.52 | -0.40 | 18.73 |
| 02:00 | 2.12 | 2.37 | -0.25 | 11.73 |
| 03:00 | 2.00 | 2.35 | -0.35 | 17.43 |
| 04:00 | 2.04 | 2.26 | -0.22 | 10.65 |
| 05:00 | 1.90 | 2.22 | -0.33 | 17.12 |
| 06:00 | 1.77 | 2.14 | -0.37 | 21.07 |
| 07:00 | 2.00 | 2.55 | -0.55 | 27.43 |
| 08:00 | 2.00 | 2.74 | -0.74 | 36.71 |
| 09:00 | 2.44 | 3.19 | -0.75 | 30.92 |
| 10:00 | 3.45 | 3.84 | -0.39 | 11.22 |
| 11:00 | 3.82 | 4.17 | -0.35 | 9.10 |
| 12:00 | 3.98 | 4.06 | -0.08 | 1.96 |
| 13:00 | 3.65 | 3.88 | -0.23 | 6.22 |
| 14:00 | 3.68 | 4.10 | -0.42 | 11.45 |
| 15:00 | 3.90 | 3.81 | 0.10 | 2.45 |
| 16:00 | 3.88 | 4.17 | -0.30 | 7.68 |
| 17:00 | 3.76 | 3.80 | -0.04 | 1.20 |
| 18:00 | 3.11 | 3.43 | -0.31 | 10.11 |
| 19:00 | 3.65 | 3.89 | -0.24 | 6.51 |
| 20:00 | 3.81 | 4.06 | -0.25 | 6.55 |
| 21:00 | 3.71 | 3.70 | 0.01 | 0.14 |
| 22:00 | 3.07 | 3.41 | -0.34 | 11.03 |
| 23:00 | 2.86 | 3.12 | -0.25 | 8.90 |
| 24:00 | 2.62 | 2.63 | -0.01 | 0.23 |

ตารางที่ 5.25 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพุธ
ที่ 12 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 10.56%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.32 | 2.17 | 0.15 | 6.59 |
| 02:00 | 2.19 | 2.00 | 0.19 | 8.53 |
| 03:00 | 2.10 | 1.91 | 0.19 | 8.85 |
| 04:00 | 2.08 | 1.89 | 0.20 | 9.50 |
| 05:00 | 2.08 | 1.88 | 0.21 | 9.95 |
| 06:00 | 2.12 | 1.84 | 0.28 | 13.42 |
| 07:00 | 2.12 | 2.07 | 0.05 | 2.44 |
| 08:00 | 2.29 | 2.27 | 0.03 | 1.09 |
| 09:00 | 3.51 | 2.90 | 0.60 | 17.24 |
| 10:00 | 3.80 | 3.99 | -0.19 | 4.95 |
| 11:00 | 3.92 | 4.26 | -0.35 | 8.89 |
| 12:00 | 4.09 | 4.25 | -0.16 | 3.88 |
| 13:00 | 3.52 | 3.93 | -0.41 | 11.57 |
| 14:00 | 3.92 | 4.08 | -0.17 | 4.24 |
| 15:00 | 3.80 | 4.42 | -0.62 | 16.36 |
| 16:00 | 3.77 | 4.19 | -0.42 | 11.22 |
| 17:00 | 3.52 | 4.11 | -0.59 | 16.85 |
| 18:00 | 2.91 | 3.51 | -0.60 | 20.47 |
| 19:00 | 3.52 | 3.86 | -0.34 | 9.70 |
| 20:00 | 3.47 | 3.92 | -0.46 | 13.18 |
| 21:00 | 3.26 | 3.64 | -0.38 | 11.71 |
| 22:00 | 3.05 | 3.38 | -0.33 | 10.89 |
| 23:00 | 2.89 | 3.17 | -0.28 | 9.77 |
| 24:00 | 2.39 | 2.91 | -0.53 | 22.12 |

ตารางที่ 5.26 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพฤหัสบดี
ที่ 13 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.78%

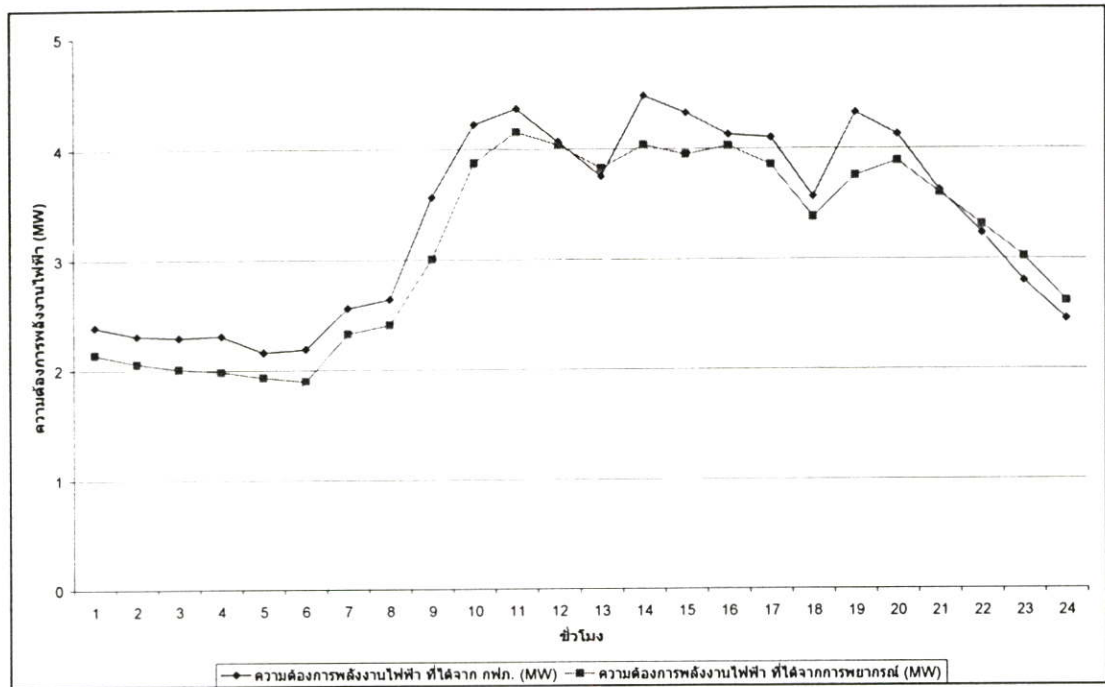
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.12 | 2.10 | 0.02 | 0.92 |
| 02:00 | 1.90 | 2.01 | -0.11 | 5.67 |
| 03:00 | 1.87 | 1.95 | -0.07 | 3.97 |
| 04:00 | 1.94 | 1.94 | 0.00 | 0.10 |
| 05:00 | 1.83 | 1.89 | -0.05 | 2.94 |
| 06:00 | 1.87 | 1.87 | 0.01 | 0.37 |
| 07:00 | 2.18 | 2.26 | -0.09 | 3.99 |
| 08:00 | 2.31 | 2.37 | -0.06 | 2.80 |
| 09:00 | 3.20 | 3.03 | 0.17 | 5.30 |
| 10:00 | 3.49 | 3.98 | -0.49 | 13.95 |
| 11:00 | 4.05 | 4.27 | -0.22 | 5.52 |
| 12:00 | 3.85 | 4.18 | -0.33 | 8.45 |
| 13:00 | 3.34 | 3.92 | -0.58 | 17.47 |
| 14:00 | 3.74 | 4.12 | -0.38 | 10.11 |
| 15:00 | 3.97 | 4.18 | -0.21 | 5.28 |
| 16:00 | 3.69 | 4.13 | -0.44 | 11.88 |
| 17:00 | 3.43 | 4.00 | -0.57 | 16.71 |
| 18:00 | 3.64 | 3.47 | 0.17 | 4.59 |
| 19:00 | 3.90 | 3.84 | 0.07 | 1.73 |
| 20:00 | 3.45 | 3.93 | -0.48 | 13.81 |
| 21:00 | 3.43 | 3.64 | -0.21 | 6.14 |
| 22:00 | 3.16 | 3.35 | -0.18 | 5.75 |
| 23:00 | 3.06 | 3.08 | -0.02 | 0.60 |
| 24:00 | 2.37 | 2.72 | -0.35 | 14.56 |

ตารางที่ 5.27 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันศุกร์
ที่ 14 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 8.05%

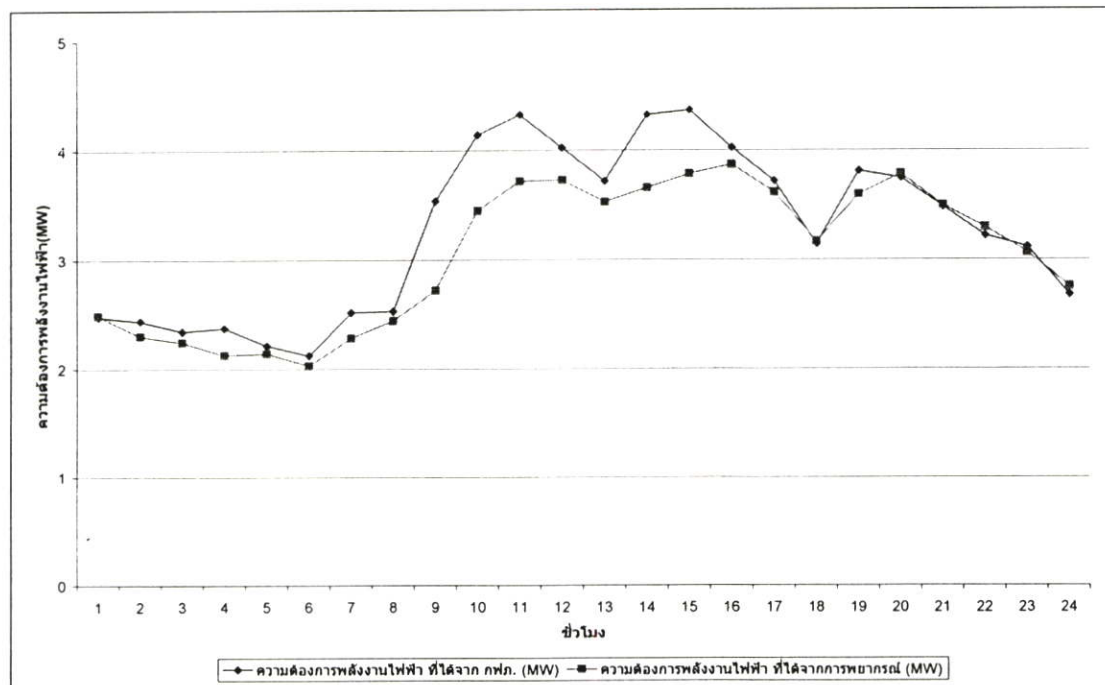
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.08 | 2.15 | -0.06 | 3.04 |
| 02:00 | 2.02 | 1.99 | 0.03 | 1.26 |
| 03:00 | 2.00 | 1.90 | 0.10 | 4.99 |
| 04:00 | 1.90 | 1.86 | 0.04 | 1.98 |
| 05:00 | 1.86 | 1.86 | 0.00 | 0.14 |
| 06:00 | 2.10 | 1.81 | 0.29 | 13.88 |
| 07:00 | 2.37 | 2.03 | 0.35 | 14.60 |
| 08:00 | 2.95 | 2.18 | 0.77 | 26.05 |
| 09:00 | 3.92 | 2.74 | 1.18 | 30.09 |
| 10:00 | 4.07 | 3.79 | 0.29 | 7.07 |
| 11:00 | 4.39 | 4.04 | 0.35 | 8.02 |
| 12:00 | 4.50 | 4.02 | 0.47 | 10.50 |
| 13:00 | 3.94 | 3.74 | 0.20 | 5.12 |
| 14:00 | 4.40 | 3.88 | 0.53 | 11.98 |
| 15:00 | 4.51 | 4.22 | 0.29 | 6.42 |
| 16:00 | 4.64 | 3.99 | 0.65 | 14.09 |
| 17:00 | 4.21 | 3.94 | 0.26 | 6.29 |
| 18:00 | 3.09 | 3.35 | -0.26 | 8.57 |
| 19:00 | 3.97 | 3.69 | 0.28 | 7.15 |
| 20:00 | 3.86 | 3.78 | 0.09 | 2.23 |
| 21:00 | 3.63 | 3.53 | 0.10 | 2.73 |
| 22:00 | 3.23 | 3.29 | -0.06 | 1.99 |
| 23:00 | 3.05 | 3.08 | -0.03 | 1.11 |
| 24:00 | 2.73 | 2.84 | -0.11 | 3.89 |

ตารางที่ 5.28 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันเสาร์
ที่ 15 ตุลาคม 2548 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 10.47%

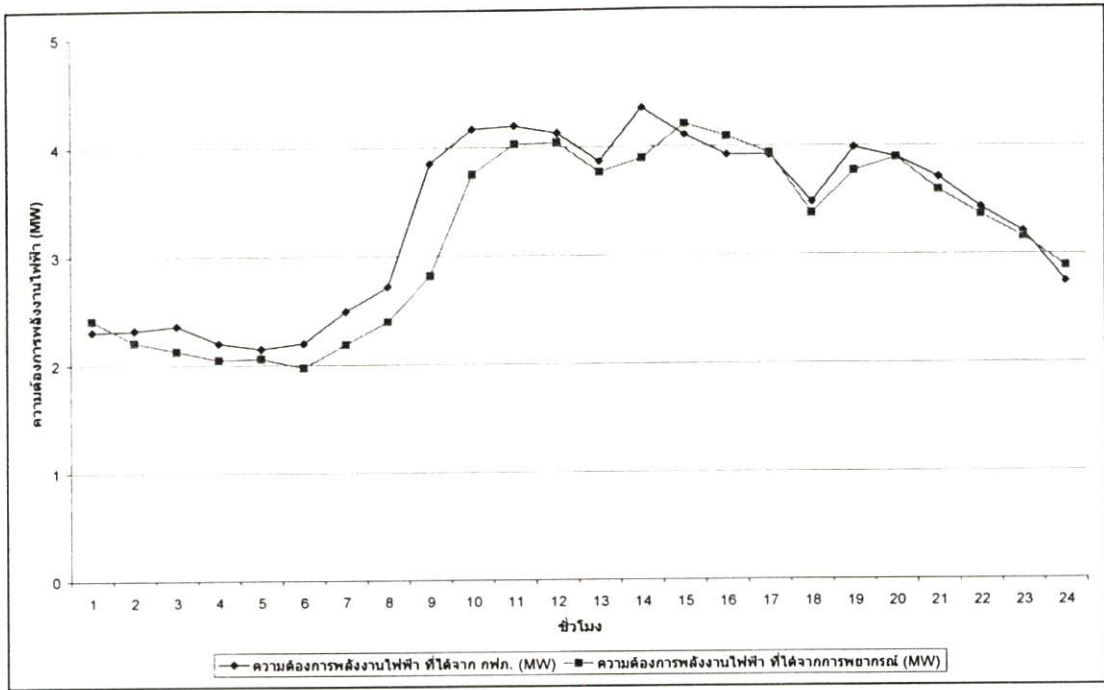
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 2.24 | 2.21 | 0.04 | 1.63 |
| 02:00 | 2.11 | 2.13 | -0.02 | 0.94 |
| 03:00 | 2.06 | 2.09 | -0.03 | 1.63 |
| 04:00 | 1.99 | 1.94 | 0.05 | 2.32 |
| 05:00 | 1.99 | 1.97 | 0.02 | 1.24 |
| 06:00 | 1.89 | 1.82 | 0.07 | 3.62 |
| 07:00 | 2.16 | 2.12 | 0.04 | 1.99 |
| 08:00 | 2.25 | 2.04 | 0.21 | 9.42 |
| 09:00 | 2.56 | 2.16 | 0.40 | 15.72 |
| 10:00 | 3.30 | 2.36 | 0.93 | 28.30 |
| 11:00 | 3.45 | 2.53 | 0.93 | 26.84 |
| 12:00 | 3.19 | 2.50 | 0.69 | 21.55 |
| 13:00 | 2.87 | 2.46 | 0.41 | 14.28 |
| 14:00 | 3.05 | 2.68 | 0.37 | 12.16 |
| 15:00 | 3.14 | 2.34 | 0.80 | 25.37 |
| 16:00 | 3.32 | 2.76 | 0.56 | 17.00 |
| 17:00 | 3.32 | 2.41 | 0.92 | 27.54 |
| 18:00 | 2.73 | 2.19 | 0.54 | 19.80 |
| 19:00 | 2.98 | 2.73 | 0.25 | 8.36 |
| 20:00 | 3.22 | 3.06 | 0.16 | 4.89 |
| 21:00 | 2.95 | 2.96 | 0.00 | 0.14 |
| 22:00 | 2.86 | 2.87 | 0.00 | 0.14 |
| 23:00 | 2.58 | 2.58 | 0.01 | 0.29 |
| 24:00 | 2.35 | 2.21 | 0.14 | 6.00 |



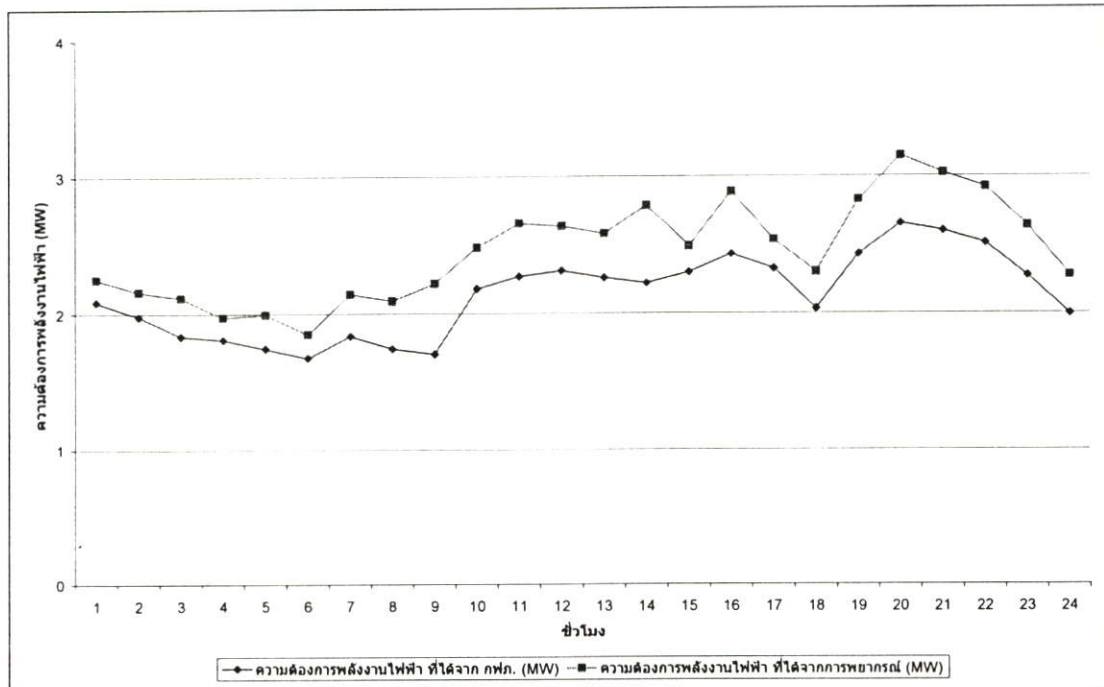
รูปที่ 5.14 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 6 ตุลาคม 2548



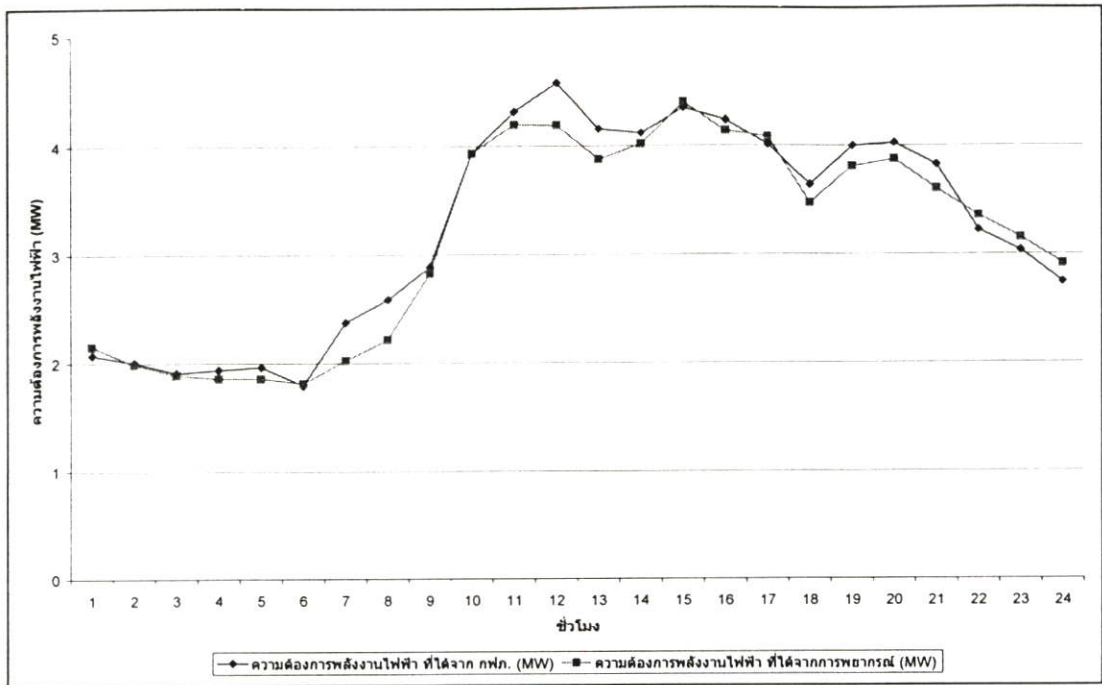
รูปที่ 5.15 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 7 ตุลาคม 2548



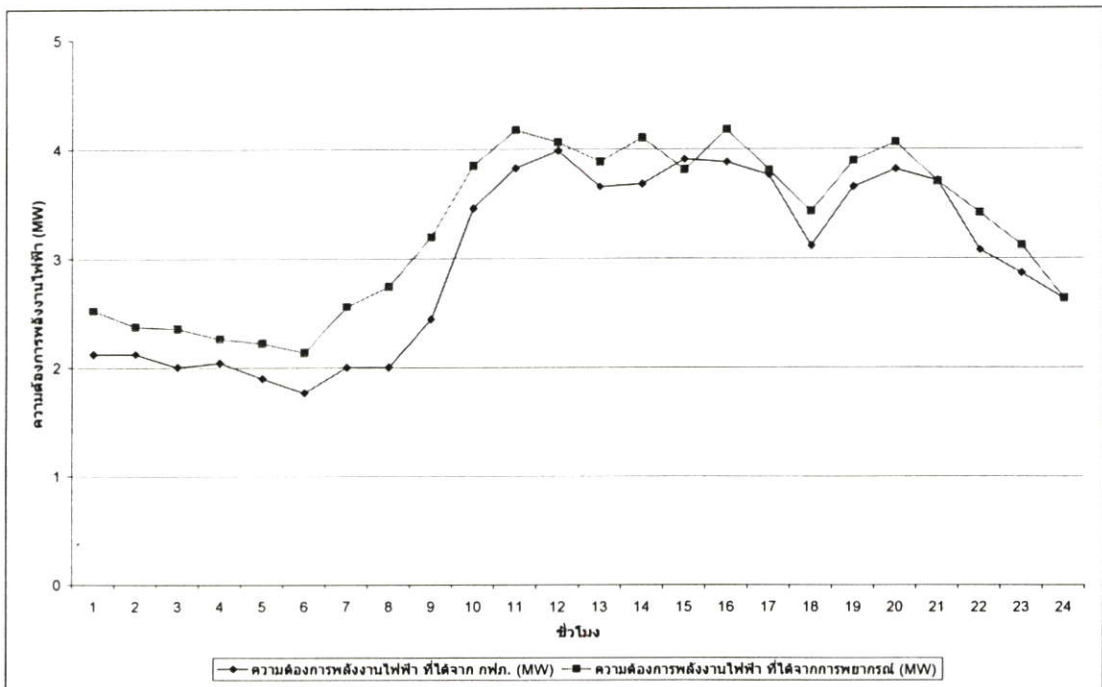
รูปที่ 5.16 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันเสาร์ที่ 8 ตุลาคม 2548



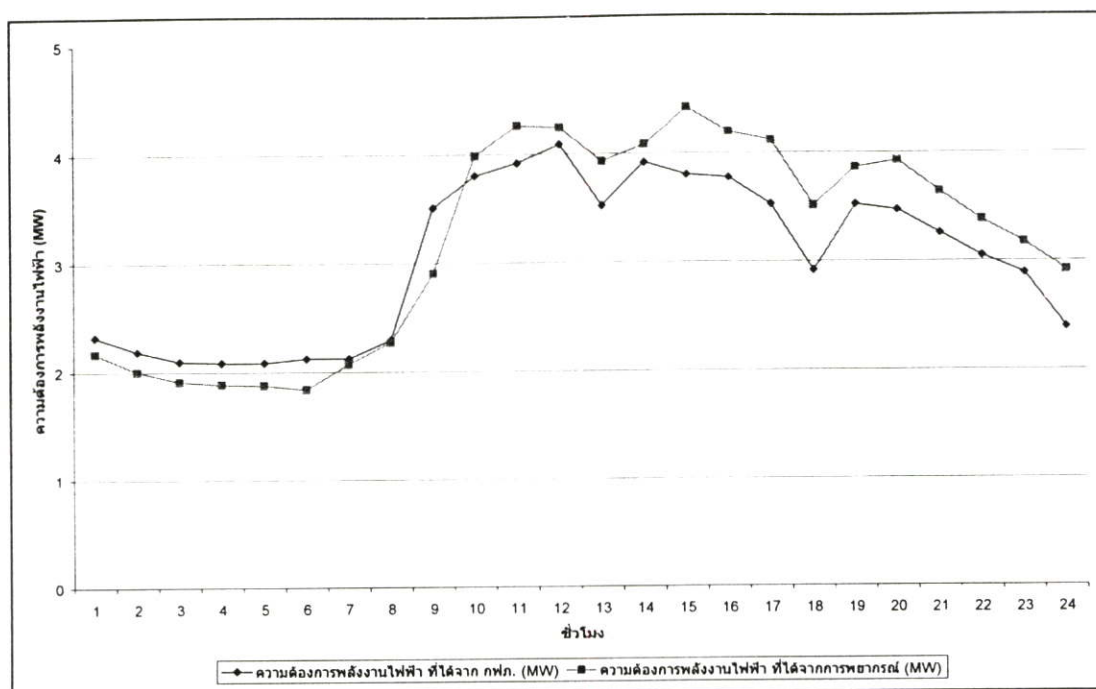
รูปที่ 5.17 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอาทิตย์ที่ 9 ตุลาคม 2548



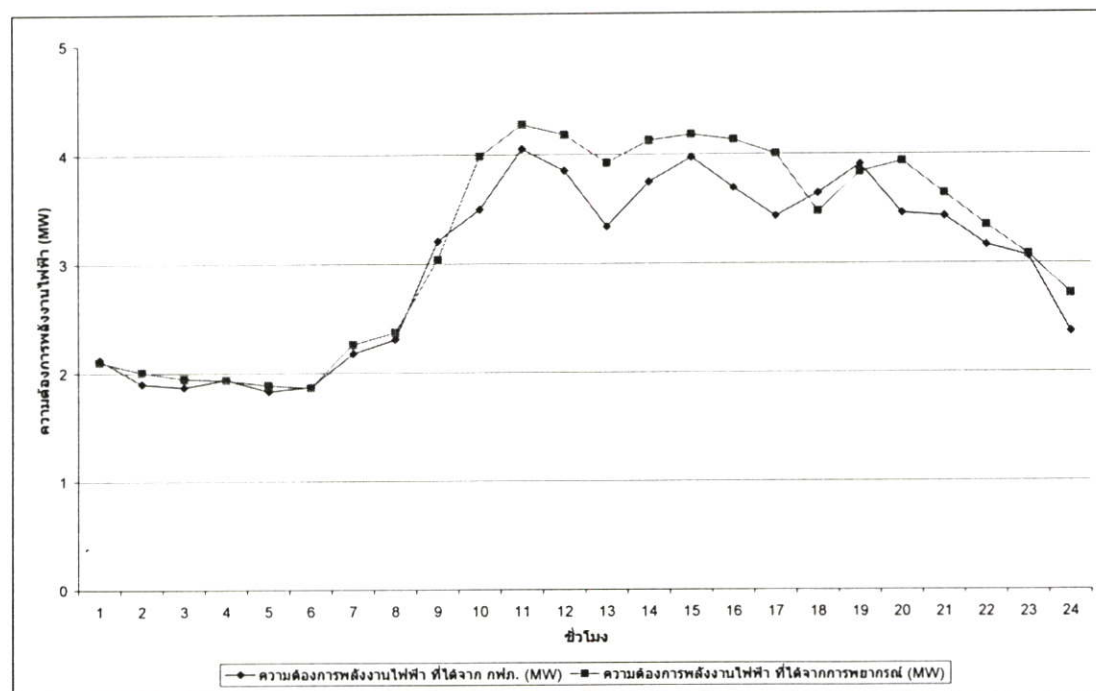
รูปที่ 5.18 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันจันทร์ที่ 10 ตุลาคม 2548



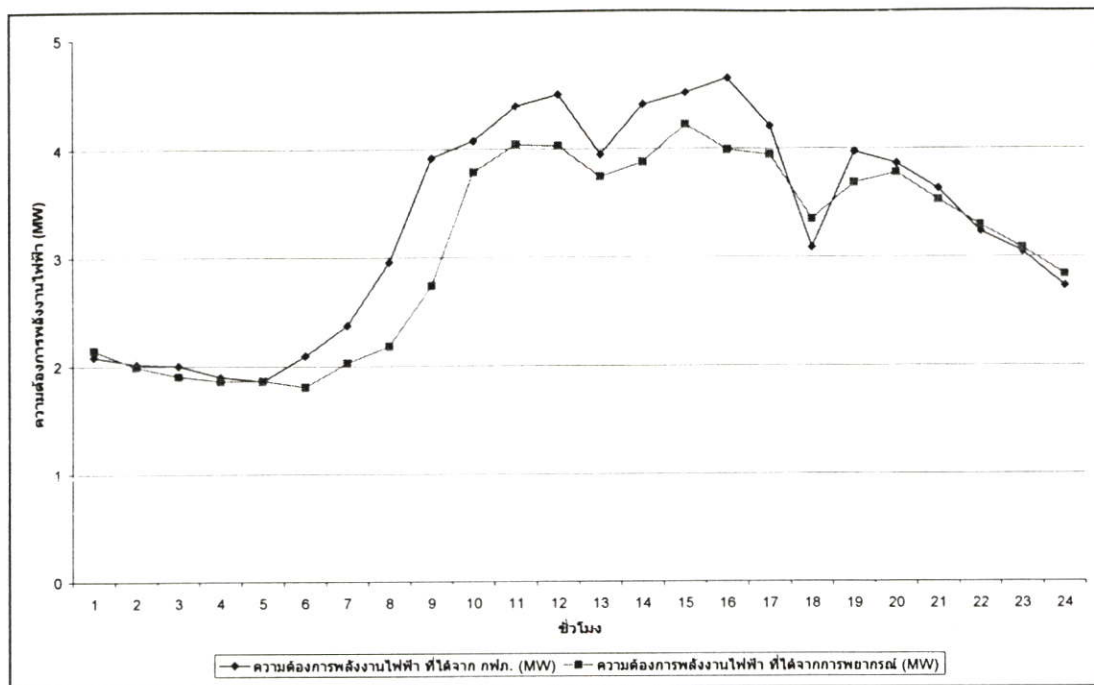
รูปที่ 5.19 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอังคารที่ 11 ตุลาคม 2548



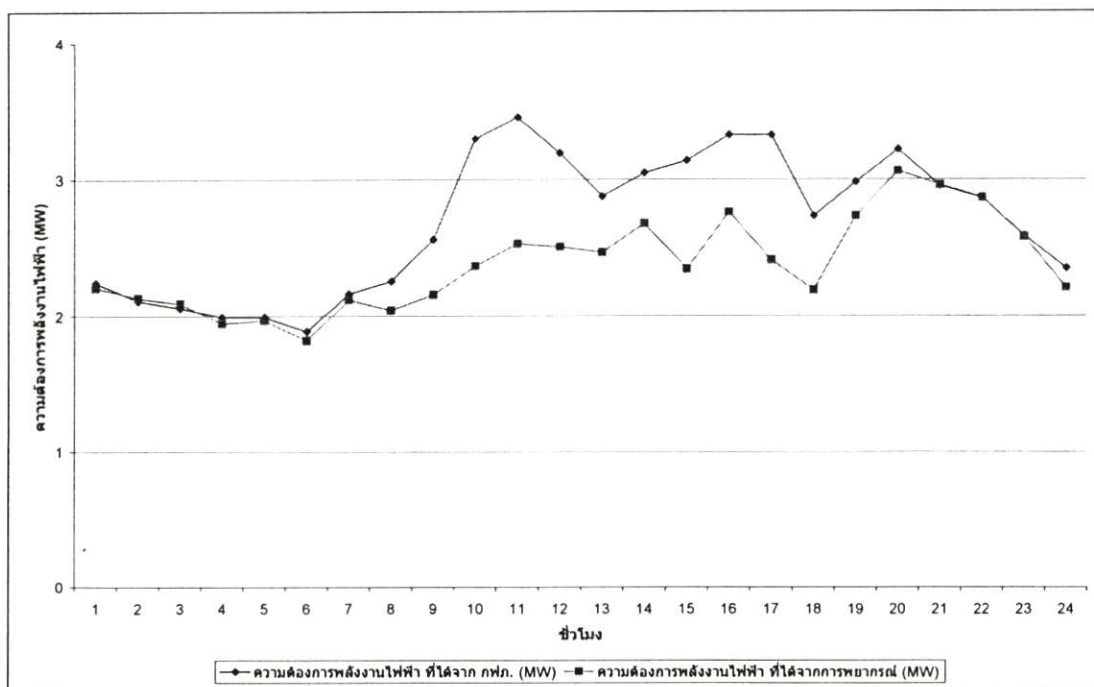
รูปที่ 5.20 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพุธที่ 12 ตุลาคม 2548



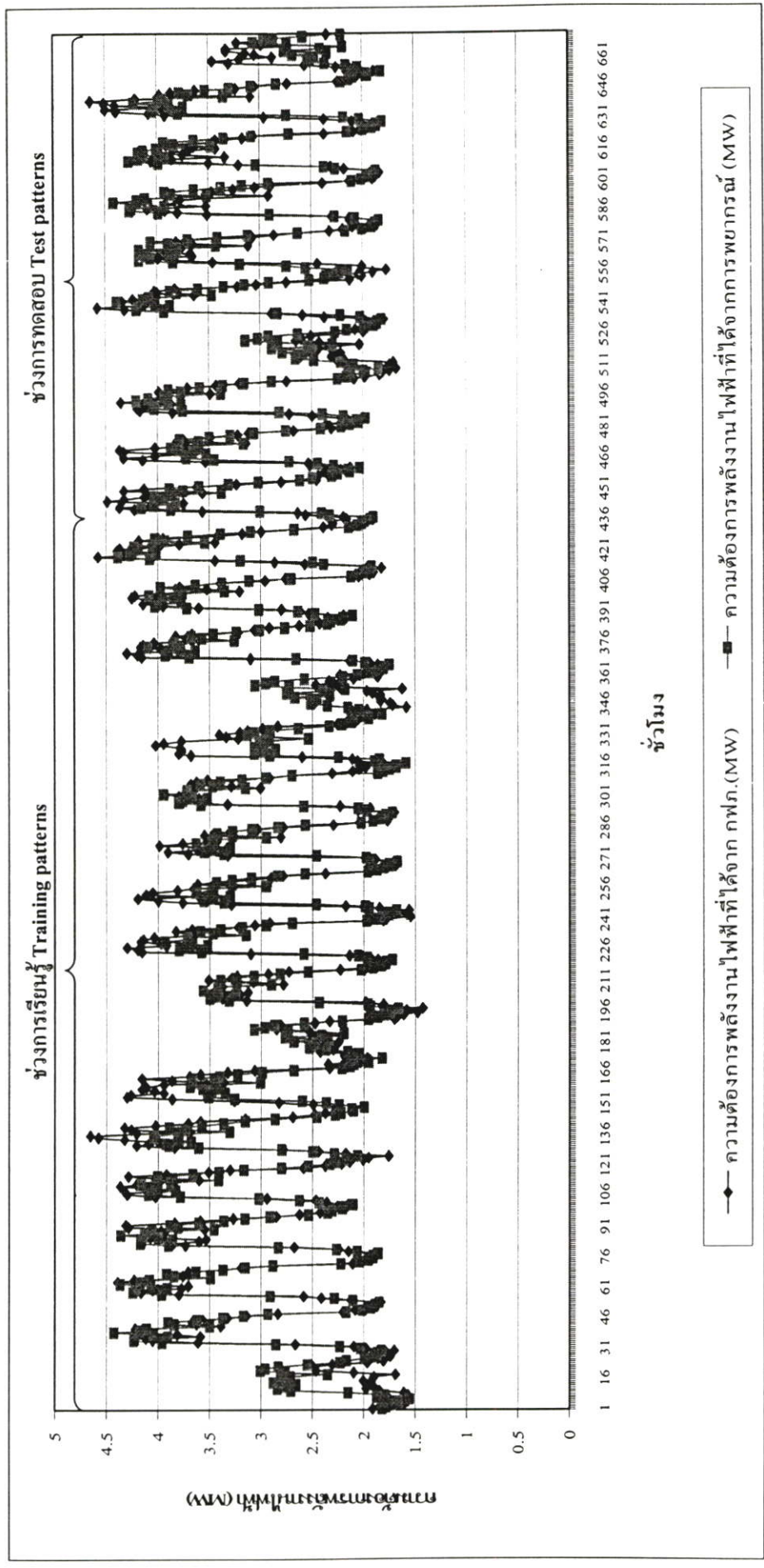
รูปที่ 5.21 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 13 ตุลาคม 2548



รูปที่ 5.22 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 14 ตุลาคม 2548



รูปที่ 5.23 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันเสาร์ที่ 15 ตุลาคม 2548



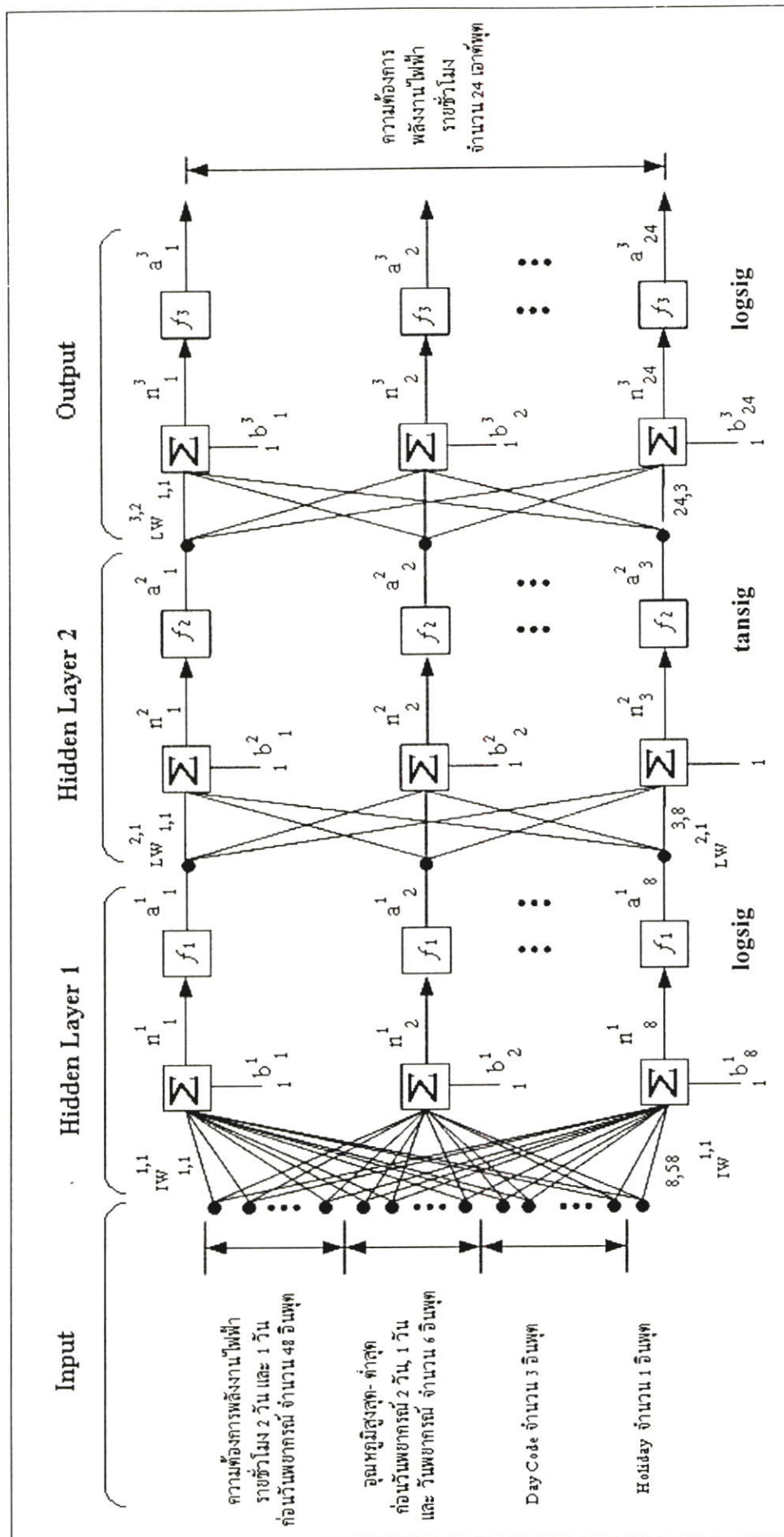
รูปที่ 5.24 กราฟความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์
ของวงจรที่ 1 สถานีฯ พุทธมณฑล 2 ตั้งแต่วันที่ 16 กันยายน-15 ตุลาคม 2548

5.5 ผลการทดลองของข้อมูลชุดที่ 3 วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน

ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน ข้อมูลชุดเรียนรู้จำนวน 20 วัน (ตั้งแต่วันที่ 1 – 20 มิถุนายน 2549) หลังจากโครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้เสร็จแล้ว ก็จะทำการทดสอบการพยากรณ์โหลดทั้งหมด 10 วัน (ตั้งแต่วันที่ 21 – 30 มิถุนายน 2549) ผลการทดลองสรุปได้ในตารางที่ 5.29-5.32

จากตารางพบว่ารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดในการทดลองนี้ คือ โครงสร้างที่ให้ค่า ape เล็กลงจากการทดสอบมีค่าต่ำสุด ซึ่งได้แก่ รูปแบบโครงสร้างในตารางที่ 5.29 โครงสร้างที่มีชั้นซ่อนที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 มี 3 โหนด, ชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด ดังรูปที่ 5.25 และฟังก์ชันกระตุ้นเป็น logsig, tansig, logsig ตามลำดับซึ่งจะมีค่า ape เล็กลงของการทดสอบต่ำสุด คือ 4.71% และมีค่า ape เล็กลงของข้อมูลชุดเรียนรู้ คือ 3.50%

ตารางที่ 5.33-5.42 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของข้อมูลชุดทดสอบตั้งแต่วันที่ 21 – 30 มิถุนายน 2549 ซึ่งสามารถนำข้อมูลมาแสดงด้วยกราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ดังรูปที่ 5.26-5.35 และรูปที่ 5.36 เป็นกราฟเปรียบเทียบเป็นรายชั่วโมงของความ ต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน



รูปที่ 5.25 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์ วงจรที่ 1 สถานี บางเลน

ตารางที่ 5.29 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทดัดแปลง โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 8 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 3 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | |
|----------------------------------|----------------|--------------------------------|----------------------------|-----------------------|--------|-------------------------|-----------------------|--------|--------|
| ชั้นซ่อนแรก | ชั้นซ่อนที่สอง | | ชั้นเอาต์พุต | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 0.61 | 5.99×10^{-2} | 14.47 | 3.69 | 3.01×10^{-2} | 28.69 | 6.26 |
| logsig | logsig | tansig | 0.41 | 3.28×10^{-2} | 25.69 | 4.00 | 4.22×10^{-2} | 33.09 | 5.63 |
| logsig | tansig | tansig | 0.77 | 2.00×10^{-4} | 26.01 | 3.77 | 3.36×10^{-2} | 45.70 | 8.89 |
| logsig | tansig | logsig | 0.37 | 6.00×10^{-3} | 17.11 | 3.50 | 4.77×10^{-2} | 17.98 | 4.71 |
| tansig | logsig | tansig | 0.21 | 2.60×10^{-3} | 15.81 | 3.43 | 5.15×10^{-2} | 24.81 | 6.55 |
| tansig | logsig | logsig | 0.21 | 1.60×10^{-3} | 11.13 | 2.10 | 7.80×10^{-2} | 22.01 | 5.60 |
| tansig | tansig | logsig | 0.19 | 1.95×10^{-2} | 14.94 | 3.44 | 1.13×10^{-2} | 20.77 | 5.48 |
| tansig | tansig | tansig | 0.42 | 5.60×10^{-3} | 10.15 | 1.81 | 5.30×10^{-3} | 20.36 | 5.75 |
| tansig | purelin | logsig | 0.18 | 9.20×10^{-3} | 14.29 | 3.30 | 2.03×10^{-2} | 27.47 | 5.27 |
| logsig | purelin | logsig | 0.13 | 1.30×10^{-2} | 22.63 | 4.59 | 2.18×10^{-2} | 28.16 | 6.41 |
| purelin | tansig | logsig | 0.18 | 2.91×10^{-2} | 22.99 | 4.52 | 2.10×10^{-3} | 25.48 | 5.44 |

ตารางที่ 5.30 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชัน โดยมี 15 โหนด, ชั้นชอนที่มี 8 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| ชั้นชอนแรก | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | |
|------------|----------------------------------|--------------|--------------------------------|----------------------------|--------|--------|-------------------------|--------|--------|
| | ชั้นชอนที่ส่ง | ชั้นเอาต์พุต | | ค่าสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ค่าสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 0.81 | 1.90×10^{-3} | 17.08 | 3.94 | 1.36×10^{-1} | 21.01 | 5.80 |
| logsig | logsig | tansig | 0.84 | 4.78×10^{-2} | 65.55 | 7.72 | 1.71×10^{-2} | 68.61 | 10.98 |
| logsig | tansig | tansig | 1.67 | 2.40×10^{-3} | 53.98 | 11.70 | 5.75×10^{-2} | 57.07 | 17.58 |
| logsig | tansig | logsig | 0.99 | 4.10×10^{-3} | 6.749 | 1.25 | 1.23×10^{-2} | 22.06 | 6.37 |
| tansig | logsig | tansig | 1.27 | 3.10×10^{-3} | 58.06 | 8.35 | 3.21×10^{-2} | 60.70 | 16.11 |
| tansig | logsig | logsig | 0.71 | 9.50×10^{-3} | 13.24 | 2.74 | 3.50×10^{-2} | 27.68 | 5.80 |
| tansig | tansig | logsig | 0.87 | 1.60×10^{-3} | 14.11 | 2.67 | 2.57×10^{-2} | 27.68 | 7.53 |
| tansig | tansig | tansig | 1.21 | 2.68×10^{-2} | 15.91 | 3.10 | 3.52×10^{-2} | 44.07 | 11.43 |
| tansig | purelin | logsig | 0.70 | 3.00×10^{-4} | 19.80 | 5.37 | 3.16×10^{-2} | 30.01 | 6.81 |
| logsig | purelin | logsig | 0.83 | 3.90×10^{-3} | 16.00 | 1.83 | 1.94×10^{-2} | 29.03 | 8.08 |
| purelin | tansig | logsig | 2.20 | 7.00×10^{-4} | 7.148 | 1.14 | 1.34×10^{-1} | 22.81 | 6.22 |

ตารางที่ 5.31 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงการขยายประสาทยาน โดยชั้นข้อมูลที่ 1 มี 30 โหนด, ชั้นข้อมูลที่ 2 มี 24 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี

24 โหนด

| รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | | | |
|----------------------------------|----------------|-----------------------------------|----------------------------|----------------------------|-------------------------|----------------------------|-----------------------|-------|-------|
| ชั้นซ่อนแรก | ชั้นซ่อนที่สอง | | ชั้นเอาต์พุต | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | |
| logsig | logsig | logsig | 13.88 | 1.70x10 ⁻³ | 8.69 | 0.48 | 6.22x10 ⁻² | 25.82 | 6.19 |
| logsig | logsig | tansig | 16.04 | 3.88x10 ⁻² | 55.23 | 24.20 | 4.47x10 ⁻¹ | 55.23 | 25.32 |
| logsig | tansig | tansig | 11.01 | 5.64x10 ⁻² | 65.55 | 13.16 | 3.59x10 ⁻² | 68.61 | 15.46 |
| logsig | tansig | logsig | 8.60 | 4.20x10 ⁻³ | 5.77 | 1.31 | 3.87x10 ⁻² | 27.55 | 6.31 |
| tansig | logsig | tansig | 9.76 | 2.67x10 ⁻² | 40.91 | 5.49 | 8.78x10 ⁻² | 51.58 | 11.14 |
| tansig | logsig | logsig | 8.38 | 0.00 | 1.79x10 ⁻¹¹ | 1.94x10 ⁻¹² | 2.61x10 ⁻² | 29.70 | 8.56 |
| tansig | tansig | logsig | 5.66 | 5.60x10 ⁻³ | 19.61 | 4.84 | 3.60x10 ⁻³ | 32.31 | 9.46 |
| tansig | tansig | tansig | 11.77 | 1.70x10 ⁻³ | 42.54 | 4.77 | 2.49x10 ⁻¹ | 57.10 | 19.95 |
| tansig | purelin | logsig | 11.29 | 1.08x10 ⁻² | 27.25 | 3.67 | 2.83x10 ⁻² | 36.02 | 10.76 |
| logsig | purelin | logsig | 8.52 | 7.90x10 ⁻³ | 17.48 | 2.42 | 8.97x10 ⁻² | 30.82 | 7.91 |
| purelin | tansig | logsig | 13.85 | 3.00x10 ⁻⁴ | 2.77 | 0.11 | 4.22x10 ⁻² | 29.56 | 8.21 |

ตารางที่ 5.32 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของโครงข่ายประสาทยืด โดยชั้นชอนที่ 1 มี 32 โหนด, ชั้นชอนที่ 2 มี 28 โหนดและชั้นเอาต์พุตมี 24 โหนด

| ชั้นชอนแรก | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | ค่า ape จากการเรียนรู้ (%) | | | ค่า ape จากการทดสอบ (%) | | |
|------------|----------------------------------|--------------|--------------------------------|----------------------------|-----------------------|-----------------------|-------------------------|--------|--------|
| | ชั้นชอนที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย | ต่ำสุด | สูงสุด | เฉลี่ย |
| logsig | logsig | logsig | 16.56 | 1.30×10^{-3} | 14.78 | 0.68 | 6.97×10^{-3} | 30.86 | 6.69 |
| logsig | logsig | tansig | 2.93 | 2.03 | 65.55 | 24.50 | 2.84 | 68.61 | 25.07 |
| logsig | tansig | tansig | 21.97 | 1.30×10^{-3} | 45.70 | 6.46 | 5.53×10^{-2} | 37.13 | 10.30 |
| logsig | tansig | logsig | 19.48 | 9.00×10^{-4} | 27.50 | 2.027 | 4.89×10^{-2} | 36.40 | 8.02 |
| tansig | logsig | tansig | 15.31 | 2.03 | 62.83 | 24.23 | 2.84 | 62.33 | 25.24 |
| tansig | logsig | logsig | 15.52 | 1.24×10^{-8} | 8.84×10^{-4} | 7.82×10^{-5} | 1.12×10^{-2} | 35.15 | 7.38 |
| tansig | tansig | logsig | 11.71 | 2.70×10^{-3} | 18.86 | 2.59 | 2.68×10^{-1} | 32.54 | 8.82 |
| tansig | tansig | tansig | 17.29 | 1.77×10^{-2} | 63.78 | 15.17 | 2.90×10^{-1} | 68.52 | 21.32 |
| tansig | purelin | logsig | 13.18 | 1.01×10^{-2} | 34.57 | 2.00 | 3.58×10^{-2} | 36.38 | 10.58 |
| logsig | purelin | logsig | 10.65 | 1.00×10^{-3} | 32.26 | 2.21 | 2.87×10^{-2} | 27.43 | 7.76 |
| purelin | tansig | logsig | 16.08 | 1.00×10^{-3} | 23.20 | 2.67 | 1.15×10^{-1} | 38.67 | 11.05 |

ตารางที่ 5.33 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพุธ
ที่ 21 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.90%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.90 | 3.93 | -0.03 | 0.68 |
| 02:00 | 3.90 | 3.95 | -0.05 | 1.24 |
| 03:00 | 3.90 | 3.92 | -0.02 | 0.56 |
| 04:00 | 3.80 | 3.92 | -0.12 | 3.09 |
| 05:00 | 3.80 | 3.83 | -0.03 | 0.71 |
| 06:00 | 3.70 | 3.85 | -0.15 | 3.95 |
| 07:00 | 3.70 | 3.77 | -0.07 | 1.85 |
| 08:00 | 3.60 | 3.81 | -0.21 | 5.92 |
| 09:00 | 3.70 | 3.77 | -0.07 | 1.92 |
| 10:00 | 3.60 | 3.92 | -0.32 | 8.84 |
| 11:00 | 3.50 | 3.87 | -0.37 | 10.68 |
| 12:00 | 3.50 | 3.79 | -0.29 | 8.28 |
| 13:00 | 3.60 | 3.83 | -0.23 | 6.45 |
| 14:00 | 3.50 | 3.97 | -0.47 | 13.50 |
| 15:00 | 3.50 | 3.83 | -0.33 | 9.47 |
| 16:00 | 3.30 | 3.84 | -0.54 | 16.31 |
| 17:00 | 3.40 | 3.93 | -0.53 | 15.54 |
| 18:00 | 3.40 | 3.72 | -0.32 | 9.52 |
| 19:00 | 3.40 | 3.73 | -0.33 | 9.60 |
| 20:00 | 3.80 | 3.79 | 0.01 | 0.19 |
| 21:00 | 3.80 | 3.80 | 0.00 | 0.11 |
| 22:00 | 3.40 | 3.86 | -0.46 | 13.44 |
| 23:00 | 3.40 | 3.84 | -0.44 | 13.00 |
| 24:00 | 3.40 | 3.76 | -0.36 | 10.69 |

ตารางที่ 5.34 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพฤหัสบดี
ที่ 22 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 5.69%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.40 | 3.42 | -0.02 | 0.70 |
| 02:00 | 3.40 | 3.43 | -0.03 | 0.88 |
| 03:00 | 3.40 | 3.42 | -0.02 | 0.53 |
| 04:00 | 3.40 | 3.41 | -0.01 | 0.23 |
| 05:00 | 3.40 | 3.39 | 0.01 | 0.31 |
| 06:00 | 3.40 | 3.41 | -0.01 | 0.18 |
| 07:00 | 3.40 | 3.32 | 0.08 | 2.21 |
| 08:00 | 3.40 | 3.41 | -0.01 | 0.24 |
| 09:00 | 3.40 | 3.49 | -0.09 | 2.58 |
| 10:00 | 3.60 | 3.53 | 0.07 | 1.91 |
| 11:00 | 3.40 | 3.52 | -0.12 | 3.51 |
| 12:00 | 3.20 | 3.33 | -0.13 | 4.15 |
| 13:00 | 3.40 | 3.52 | -0.12 | 3.61 |
| 14:00 | 3.20 | 3.41 | -0.21 | 6.68 |
| 15:00 | 3.20 | 3.31 | -0.11 | 3.41 |
| 16:00 | 3.30 | 3.48 | -0.18 | 5.57 |
| 17:00 | 3.50 | 3.75 | -0.25 | 7.15 |
| 18:00 | 3.30 | 3.78 | -0.48 | 14.41 |
| 19:00 | 3.50 | 3.63 | -0.13 | 3.77 |
| 20:00 | 3.60 | 3.99 | -0.39 | 10.96 |
| 21:00 | 3.40 | 4.01 | -0.61 | 17.98 |
| 22:00 | 3.40 | 3.92 | -0.52 | 15.20 |
| 23:00 | 3.40 | 3.92 | -0.52 | 15.18 |
| 24:00 | 3.40 | 3.91 | -0.51 | 15.11 |

ตารางที่ 5.35 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันศุกร์
ที่ 23 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 4.64%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.40 | 3.56 | -0.16 | 4.76 |
| 02:00 | 3.40 | 3.61 | -0.21 | 6.07 |
| 03:00 | 3.40 | 3.59 | -0.19 | 5.57 |
| 04:00 | 3.40 | 3.57 | -0.17 | 5.05 |
| 05:00 | 3.50 | 3.55 | -0.05 | 1.44 |
| 06:00 | 3.50 | 3.54 | -0.04 | 1.27 |
| 07:00 | 3.60 | 3.49 | 0.11 | 3.07 |
| 08:00 | 3.60 | 3.54 | 0.06 | 1.73 |
| 09:00 | 3.70 | 3.73 | -0.03 | 0.87 |
| 10:00 | 3.70 | 3.81 | -0.11 | 3.07 |
| 11:00 | 3.90 | 3.68 | 0.22 | 5.75 |
| 12:00 | 3.80 | 3.78 | 0.02 | 0.60 |
| 13:00 | 3.80 | 3.76 | 0.04 | 1.16 |
| 14:00 | 3.70 | 3.81 | -0.11 | 2.90 |
| 15:00 | 3.70 | 3.58 | 0.12 | 3.32 |
| 16:00 | 3.80 | 4.01 | -0.21 | 5.41 |
| 17:00 | 3.80 | 4.25 | -0.45 | 11.95 |
| 18:00 | 3.70 | 4.10 | -0.40 | 10.94 |
| 19:00 | 3.80 | 4.09 | -0.29 | 7.70 |
| 20:00 | 3.80 | 4.28 | -0.48 | 12.76 |
| 21:00 | 3.80 | 4.24 | -0.44 | 11.57 |
| 22:00 | 4.40 | 4.31 | 0.09 | 2.07 |
| 23:00 | 4.40 | 4.31 | 0.09 | 1.97 |
| 24:00 | 4.40 | 4.39 | 0.01 | 0.29 |

ตารางที่ 5.36 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันเสาร์
ที่ 24 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 3.79%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.40 | 4.07 | 0.33 | 7.46 |
| 02:00 | 4.40 | 4.11 | 0.29 | 6.55 |
| 03:00 | 4.40 | 4.08 | 0.32 | 7.22 |
| 04:00 | 4.20 | 4.02 | 0.18 | 4.23 |
| 05:00 | 4.20 | 3.96 | 0.24 | 5.68 |
| 06:00 | 4.00 | 3.90 | 0.10 | 2.59 |
| 07:00 | 4.00 | 3.83 | 0.17 | 4.25 |
| 08:00 | 3.80 | 3.74 | 0.06 | 1.49 |
| 09:00 | 3.90 | 3.85 | 0.05 | 1.33 |
| 10:00 | 3.90 | 3.98 | -0.08 | 1.95 |
| 11:00 | 3.80 | 3.94 | -0.14 | 3.69 |
| 12:00 | 3.60 | 4.01 | -0.41 | 11.31 |
| 13:00 | 3.90 | 4.04 | -0.14 | 3.62 |
| 14:00 | 3.90 | 4.19 | -0.29 | 7.31 |
| 15:00 | 4.10 | 4.04 | 0.07 | 1.59 |
| 16:00 | 4.00 | 4.11 | -0.11 | 2.79 |
| 17:00 | 3.90 | 4.15 | -0.25 | 6.36 |
| 18:00 | 3.90 | 3.89 | 0.01 | 0.20 |
| 19:00 | 3.80 | 3.97 | -0.17 | 4.44 |
| 20:00 | 4.00 | 4.01 | -0.01 | 0.15 |
| 21:00 | 3.90 | 3.97 | -0.07 | 1.89 |
| 22:00 | 4.10 | 4.16 | -0.06 | 1.54 |
| 23:00 | 4.10 | 4.16 | -0.06 | 1.40 |
| 24:00 | 4.10 | 4.18 | -0.08 | 1.94 |

ตารางที่ 5.37 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวานอาทิตย์
ที่ 25 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 4.58%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.10 | 3.91 | 0.19 | 4.71 |
| 02:00 | 4.10 | 3.93 | 0.17 | 4.25 |
| 03:00 | 4.10 | 3.90 | 0.20 | 4.89 |
| 04:00 | 4.00 | 3.90 | 0.10 | 2.52 |
| 05:00 | 4.00 | 3.81 | 0.19 | 4.83 |
| 06:00 | 3.80 | 3.83 | -0.03 | 0.88 |
| 07:00 | 3.80 | 3.75 | 0.05 | 1.20 |
| 08:00 | 3.60 | 3.81 | -0.21 | 5.90 |
| 09:00 | 3.80 | 3.76 | 0.04 | 1.14 |
| 10:00 | 3.80 | 3.90 | -0.10 | 2.72 |
| 11:00 | 3.90 | 3.86 | 0.04 | 0.97 |
| 12:00 | 3.70 | 3.76 | -0.06 | 1.55 |
| 13:00 | 3.60 | 3.81 | -0.21 | 5.78 |
| 14:00 | 3.80 | 3.94 | -0.14 | 3.73 |
| 15:00 | 3.90 | 3.80 | 0.10 | 2.46 |
| 16:00 | 3.90 | 3.80 | 0.10 | 2.57 |
| 17:00 | 4.00 | 3.90 | 0.10 | 2.61 |
| 18:00 | 3.80 | 3.70 | 0.10 | 2.61 |
| 19:00 | 3.80 | 3.70 | 0.10 | 2.69 |
| 20:00 | 4.00 | 3.77 | 0.23 | 5.74 |
| 21:00 | 4.20 | 3.78 | 0.42 | 10.07 |
| 22:00 | 4.30 | 3.82 | 0.48 | 11.08 |
| 23:00 | 4.30 | 3.81 | 0.49 | 11.44 |
| 24:00 | 4.30 | 3.72 | 0.58 | 13.45 |

ตารางที่ 5.38 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันจันทร์
ที่ 26 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 4.35%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.30 | 3.81 | 0.49 | 11.51 |
| 02:00 | 4.30 | 3.83 | 0.47 | 10.83 |
| 03:00 | 4.30 | 3.81 | 0.49 | 11.37 |
| 04:00 | 4.20 | 3.81 | 0.39 | 9.29 |
| 05:00 | 4.10 | 3.73 | 0.37 | 8.91 |
| 06:00 | 4.00 | 3.76 | 0.24 | 6.11 |
| 07:00 | 3.90 | 3.69 | 0.21 | 5.49 |
| 08:00 | 3.80 | 3.75 | 0.05 | 1.28 |
| 09:00 | 3.80 | 3.76 | 0.04 | 1.15 |
| 10:00 | 3.80 | 3.89 | -0.09 | 2.37 |
| 11:00 | 4.00 | 3.82 | 0.18 | 4.62 |
| 12:00 | 3.80 | 3.77 | 0.03 | 0.92 |
| 13:00 | 3.70 | 3.79 | -0.09 | 2.40 |
| 14:00 | 4.00 | 3.91 | 0.09 | 2.33 |
| 15:00 | 3.90 | 3.74 | 0.16 | 4.09 |
| 16:00 | 3.80 | 3.85 | -0.05 | 1.40 |
| 17:00 | 3.90 | 4.00 | -0.10 | 2.66 |
| 18:00 | 3.80 | 3.82 | -0.02 | 0.61 |
| 19:00 | 3.85 | 3.80 | 0.05 | 1.39 |
| 20:00 | 3.90 | 3.92 | -0.02 | 0.53 |
| 21:00 | 4.00 | 3.90 | 0.10 | 2.45 |
| 22:00 | 4.10 | 3.95 | 0.15 | 3.68 |
| 23:00 | 4.10 | 3.94 | 0.16 | 3.94 |
| 24:00 | 4.10 | 3.89 | 0.21 | 5.02 |

ตารางที่ 5.39 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันอังคาร
ที่ 27 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 2.93%

| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.10 | 4.00 | 0.10 | 2.41 |
| 02:00 | 4.10 | 4.02 | 0.08 | 2.01 |
| 03:00 | 4.10 | 3.99 | 0.11 | 2.70 |
| 04:00 | 4.00 | 3.97 | 0.03 | 0.79 |
| 05:00 | 4.00 | 3.88 | 0.12 | 3.09 |
| 06:00 | 3.80 | 3.88 | -0.08 | 2.10 |
| 07:00 | 3.80 | 3.80 | 0.00 | 0.05 |
| 08:00 | 3.75 | 3.81 | -0.06 | 1.65 |
| 09:00 | 3.80 | 3.77 | 0.03 | 0.88 |
| 10:00 | 3.80 | 3.91 | -0.11 | 2.93 |
| 11:00 | 3.80 | 3.90 | -0.10 | 2.62 |
| 12:00 | 3.60 | 3.80 | -0.20 | 5.67 |
| 13:00 | 3.70 | 3.88 | -0.18 | 4.75 |
| 14:00 | 3.80 | 4.02 | -0.22 | 5.67 |
| 15:00 | 3.80 | 3.90 | -0.10 | 2.50 |
| 16:00 | 3.80 | 3.84 | -0.04 | 1.15 |
| 17:00 | 4.00 | 3.88 | 0.12 | 2.88 |
| 18:00 | 3.80 | 3.67 | 0.13 | 3.42 |
| 19:00 | 3.90 | 3.70 | 0.20 | 5.19 |
| 20:00 | 3.90 | 3.74 | 0.16 | 4.05 |
| 21:00 | 4.00 | 3.75 | 0.25 | 6.13 |
| 22:00 | 3.90 | 3.84 | 0.06 | 1.61 |
| 23:00 | 3.90 | 3.82 | 0.08 | 2.01 |
| 24:00 | 3.90 | 3.74 | 0.16 | 4.16 |

ตารางที่ 5.40 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพุธ
ที่ 28 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 3.94%

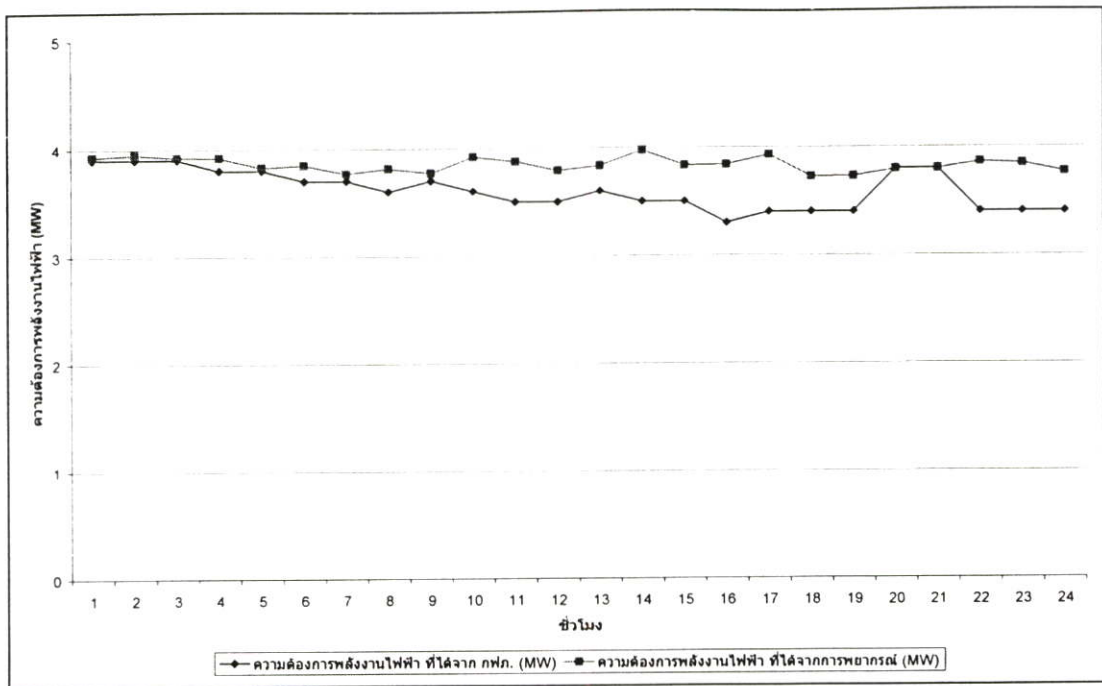
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 3.90 | 3.86 | 0.04 | 1.05 |
| 02:00 | 3.90 | 3.88 | 0.02 | 0.59 |
| 03:00 | 3.90 | 3.85 | 0.05 | 1.25 |
| 04:00 | 3.80 | 3.86 | -0.06 | 1.68 |
| 05:00 | 3.80 | 3.77 | 0.03 | 0.78 |
| 06:00 | 3.70 | 3.81 | -0.11 | 3.02 |
| 07:00 | 3.70 | 3.73 | -0.03 | 0.90 |
| 08:00 | 3.60 | 3.82 | -0.22 | 6.06 |
| 09:00 | 3.80 | 3.75 | 0.05 | 1.37 |
| 10:00 | 3.80 | 3.90 | -0.10 | 2.55 |
| 11:00 | 4.00 | 3.84 | 0.16 | 3.93 |
| 12:00 | 3.70 | 3.72 | -0.02 | 0.61 |
| 13:00 | 4.00 | 3.77 | 0.23 | 5.83 |
| 14:00 | 4.10 | 3.90 | 0.20 | 4.99 |
| 15:00 | 4.00 | 3.75 | 0.25 | 6.23 |
| 16:00 | 4.00 | 3.76 | 0.24 | 5.98 |
| 17:00 | 3.90 | 3.88 | 0.02 | 0.41 |
| 18:00 | 3.90 | 3.70 | 0.20 | 5.09 |
| 19:00 | 3.90 | 3.68 | 0.22 | 5.57 |
| 20:00 | 4.00 | 3.77 | 0.23 | 5.76 |
| 21:00 | 4.00 | 3.77 | 0.23 | 5.65 |
| 22:00 | 4.10 | 3.80 | 0.30 | 7.40 |
| 23:00 | 4.10 | 3.78 | 0.32 | 7.78 |
| 24:00 | 4.10 | 3.69 | 0.41 | 10.03 |

ตารางที่ 5.41 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันพฤหัสบดี
ที่ 29 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 6.77%

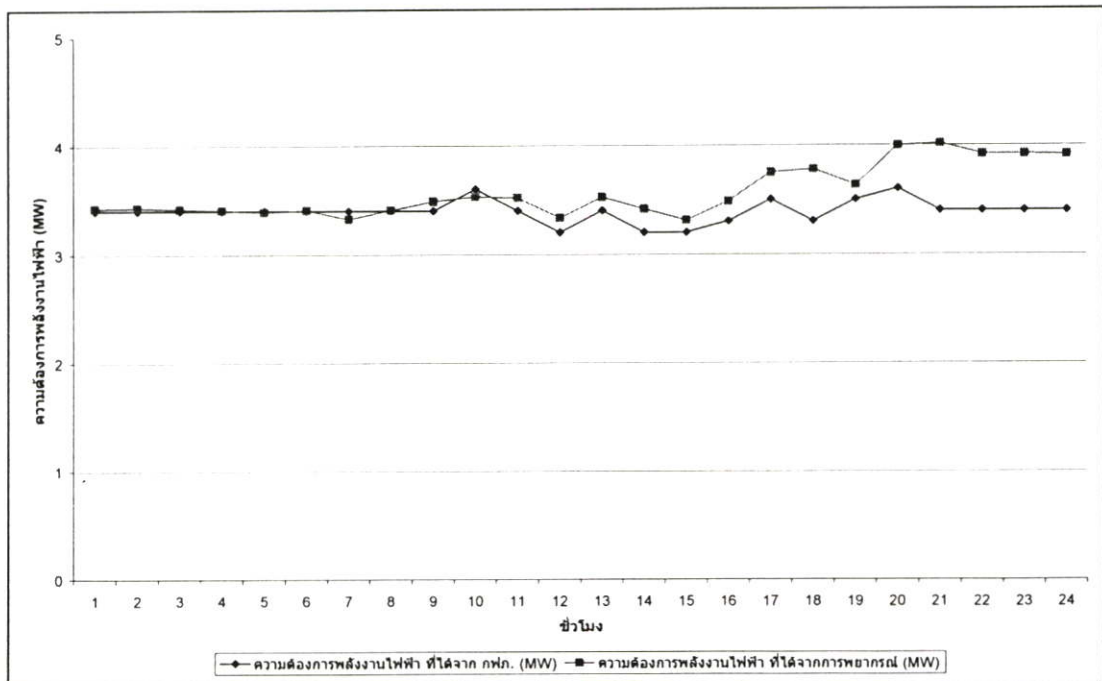
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.10 | 4.02 | 0.08 | 2.03 |
| 02:00 | 4.20 | 4.08 | 0.12 | 2.88 |
| 03:00 | 4.20 | 4.05 | 0.15 | 3.51 |
| 04:00 | 4.40 | 3.99 | 0.41 | 9.42 |
| 05:00 | 4.40 | 3.95 | 0.45 | 10.33 |
| 06:00 | 4.50 | 3.86 | 0.64 | 14.27 |
| 07:00 | 4.50 | 3.81 | 0.69 | 15.42 |
| 08:00 | 4.50 | 3.70 | 0.80 | 17.80 |
| 09:00 | 4.50 | 3.90 | 0.60 | 13.32 |
| 10:00 | 4.40 | 4.02 | 0.38 | 8.66 |
| 11:00 | 4.40 | 3.93 | 0.47 | 10.70 |
| 12:00 | 4.30 | 4.10 | 0.20 | 4.76 |
| 13:00 | 4.40 | 4.08 | 0.32 | 7.21 |
| 14:00 | 4.50 | 4.23 | 0.27 | 6.03 |
| 15:00 | 4.30 | 4.04 | 0.26 | 6.01 |
| 16:00 | 4.30 | 4.22 | 0.08 | 1.79 |
| 17:00 | 4.40 | 4.31 | 0.09 | 2.11 |
| 18:00 | 4.00 | 4.06 | -0.06 | 1.56 |
| 19:00 | 4.20 | 4.16 | 0.04 | 0.91 |
| 20:00 | 3.90 | 4.22 | -0.32 | 8.10 |
| 21:00 | 4.00 | 4.15 | -0.15 | 3.77 |
| 22:00 | 4.20 | 4.35 | -0.15 | 3.47 |
| 23:00 | 4.20 | 4.35 | -0.15 | 3.49 |
| 24:00 | 4.20 | 4.41 | -0.21 | 5.00 |

ตารางที่ 5.42 เป็นผลการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงวันศุกร์
ที่ 30 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการทดสอบ มีค่า ape เฉลี่ย 3.51%

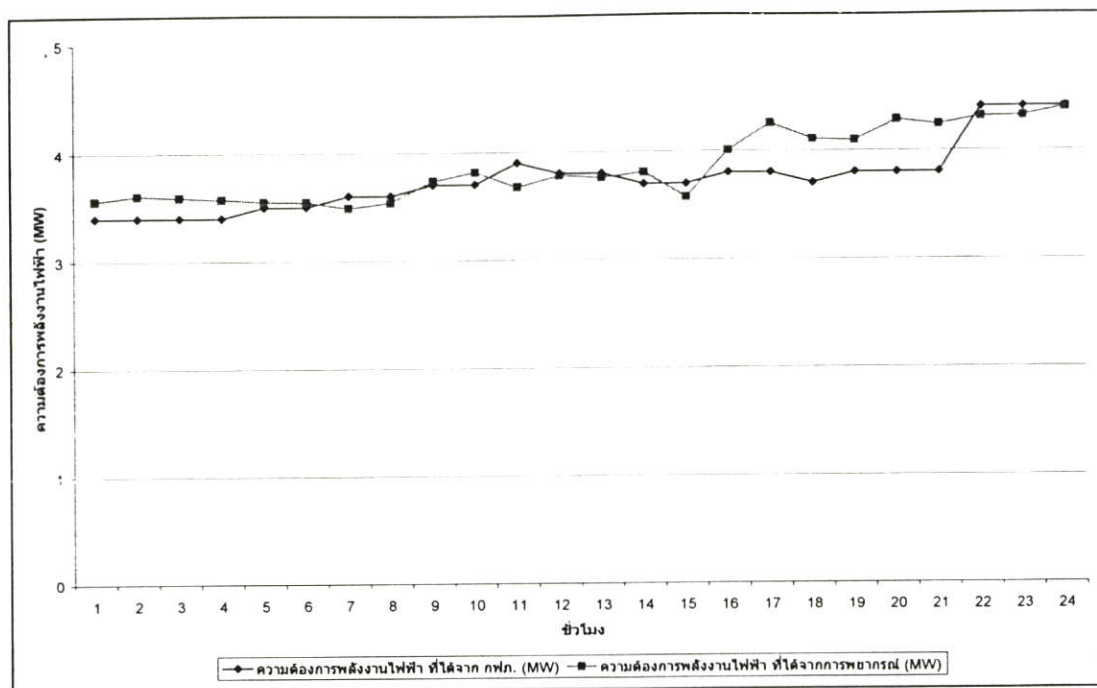
| เวลา | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. (MW) | ความต้องการพลังงาน ไฟฟ้าที่ได้จากการ พยากรณ์ (MW) | Error (MW) | Absolute percentage error (%) |
|-------|---|---|---------------|----------------------------------|
| 01:00 | 4.20 | 4.17 | 0.03 | 0.74 |
| 02:00 | 4.20 | 4.18 | 0.02 | 0.41 |
| 03:00 | 4.20 | 4.15 | 0.05 | 1.27 |
| 04:00 | 4.10 | 4.10 | 0.00 | 0.11 |
| 05:00 | 4.10 | 4.02 | 0.08 | 2.01 |
| 06:00 | 4.00 | 3.99 | 0.01 | 0.29 |
| 07:00 | 4.00 | 3.90 | 0.10 | 2.42 |
| 08:00 | 3.90 | 3.84 | 0.06 | 1.51 |
| 09:00 | 4.10 | 3.81 | 0.29 | 7.15 |
| 10:00 | 4.00 | 3.96 | 0.04 | 1.09 |
| 11:00 | 4.00 | 3.98 | 0.02 | 0.50 |
| 12:00 | 3.80 | 3.91 | -0.11 | 2.87 |
| 13:00 | 3.90 | 4.00 | -0.10 | 2.53 |
| 14:00 | 4.00 | 4.15 | -0.15 | 3.85 |
| 15:00 | 4.00 | 4.05 | -0.05 | 1.22 |
| 16:00 | 3.90 | 3.94 | -0.04 | 1.01 |
| 17:00 | 4.10 | 3.89 | 0.21 | 5.01 |
| 18:00 | 4.00 | 3.64 | 0.36 | 9.11 |
| 19:00 | 4.20 | 3.71 | 0.49 | 11.56 |
| 20:00 | 3.90 | 3.71 | 0.19 | 5.00 |
| 21:00 | 4.00 | 3.72 | 0.28 | 7.00 |
| 22:00 | 4.00 | 3.86 | 0.14 | 3.38 |
| 23:00 | 4.10 | 3.85 | 0.25 | 6.14 |
| 24:00 | 4.10 | 3.77 | 0.33 | 8.14 |



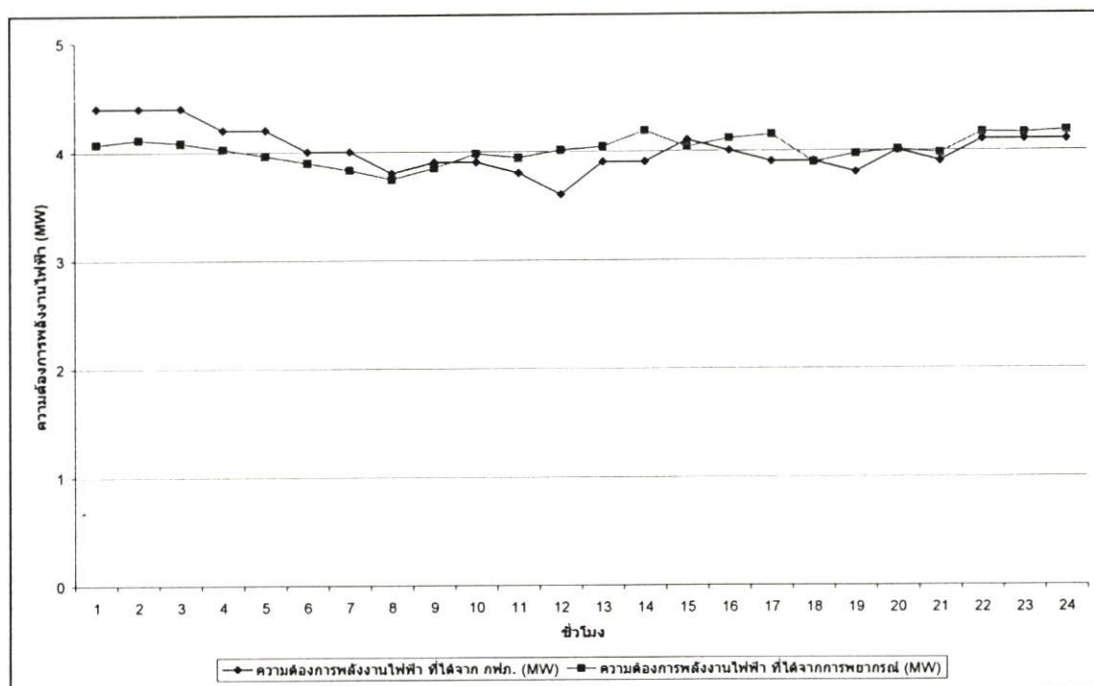
รูปที่ 5.26 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพุธที่ 21 มิถุนายน 2549



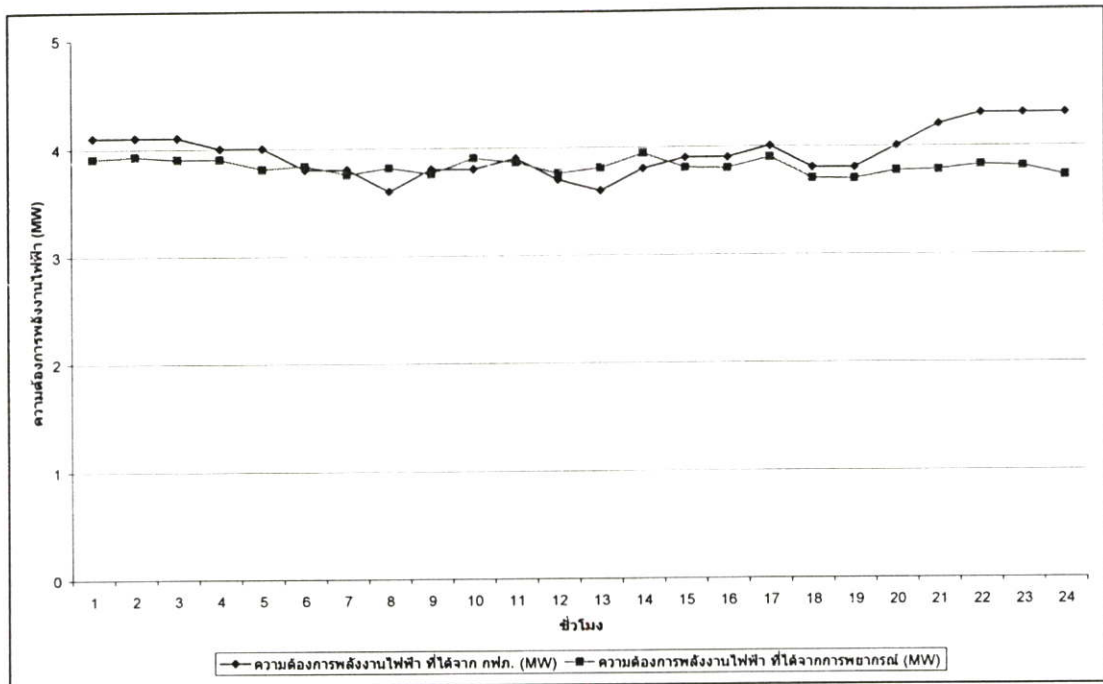
รูปที่ 5.27 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 22 มิถุนายน 2549



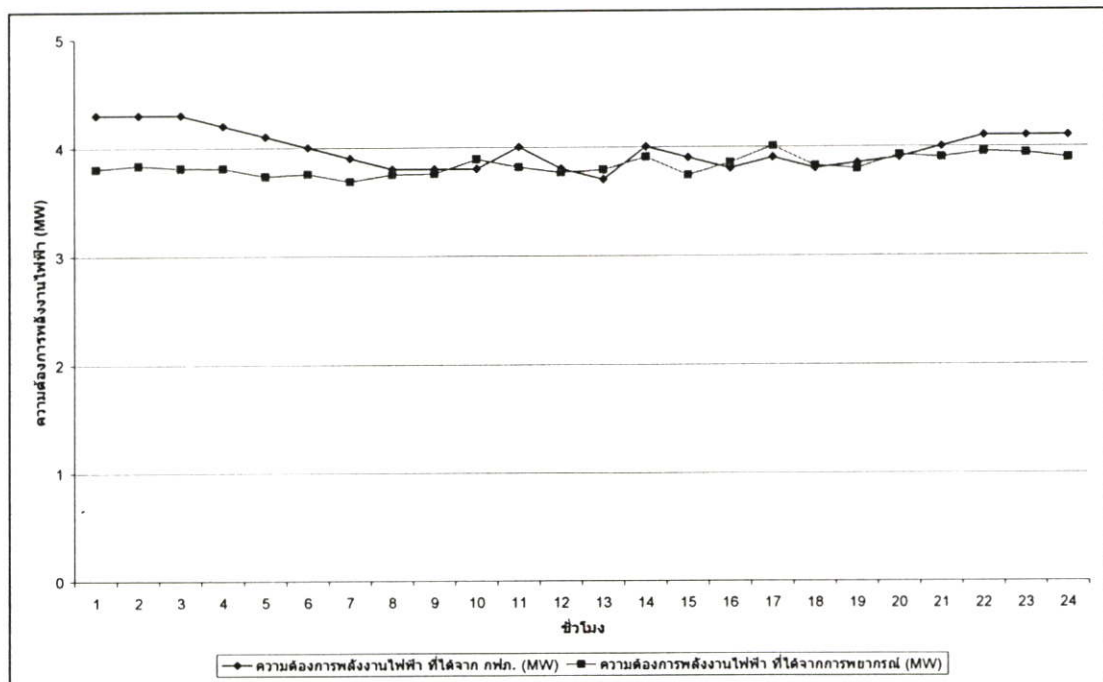
รูปที่ 5.28 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 23 มิถุนายน 2549



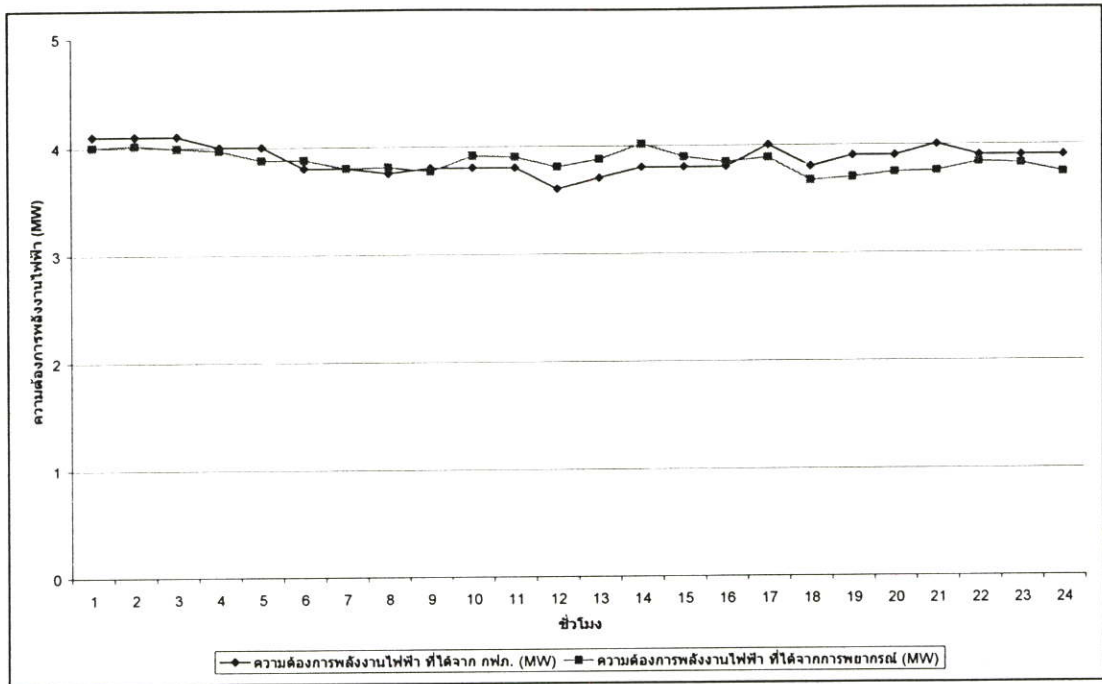
รูปที่ 5.29 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้า
ที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันเสาร์ที่ 24 มิถุนายน 2549



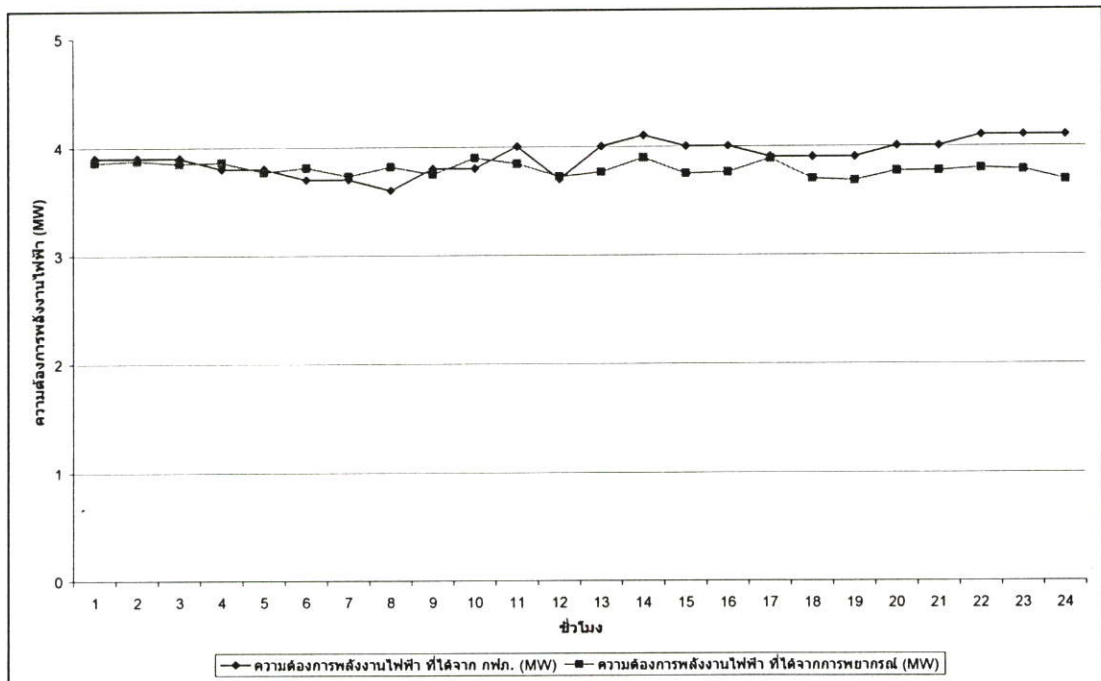
รูปที่ 5.30 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอาทิตย์ที่ 25 มิถุนายน 2549



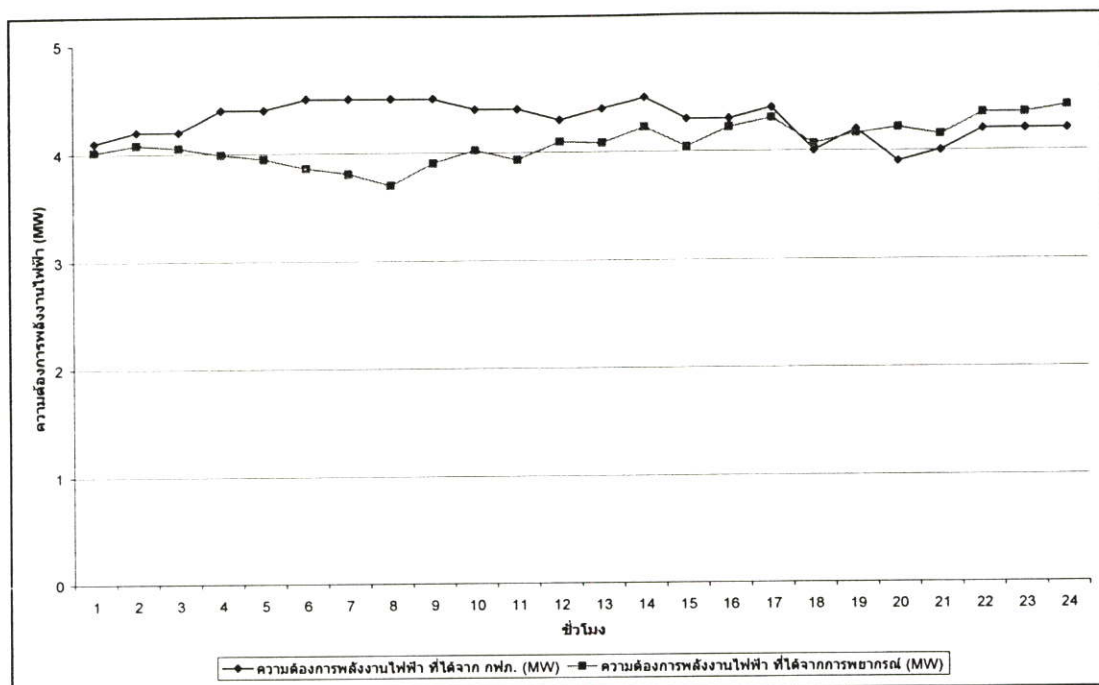
รูปที่ 5.31 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันจันทร์ที่ 26 มิถุนายน 2549



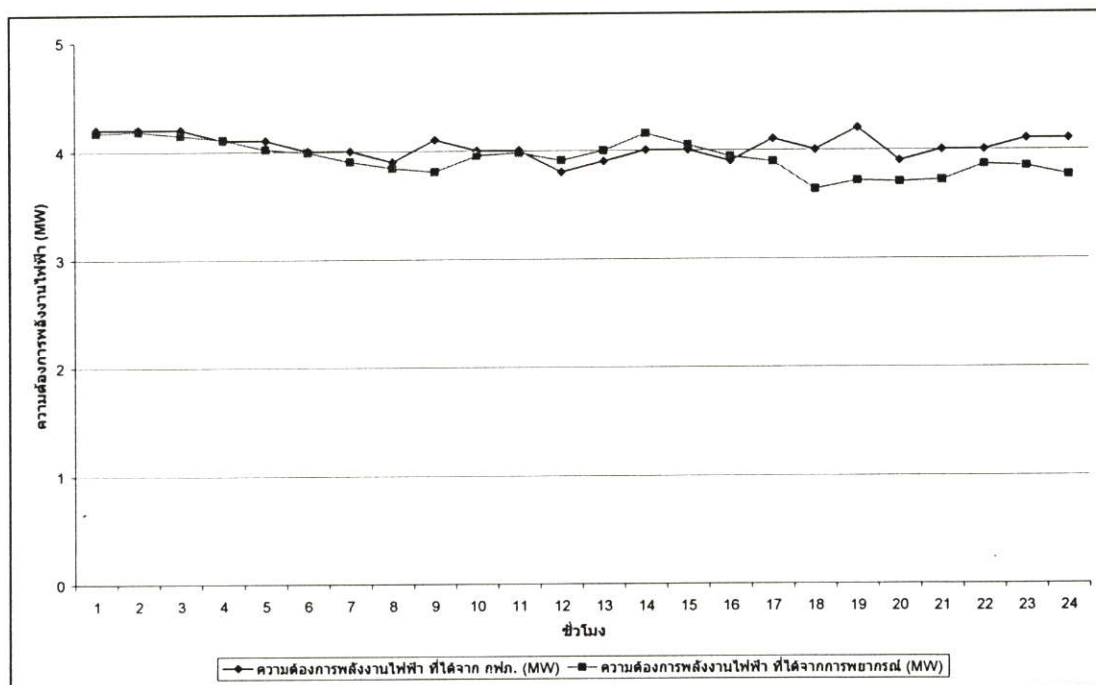
รูปที่ 5.32 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันอังคารที่ 27 มิถุนายน 2549



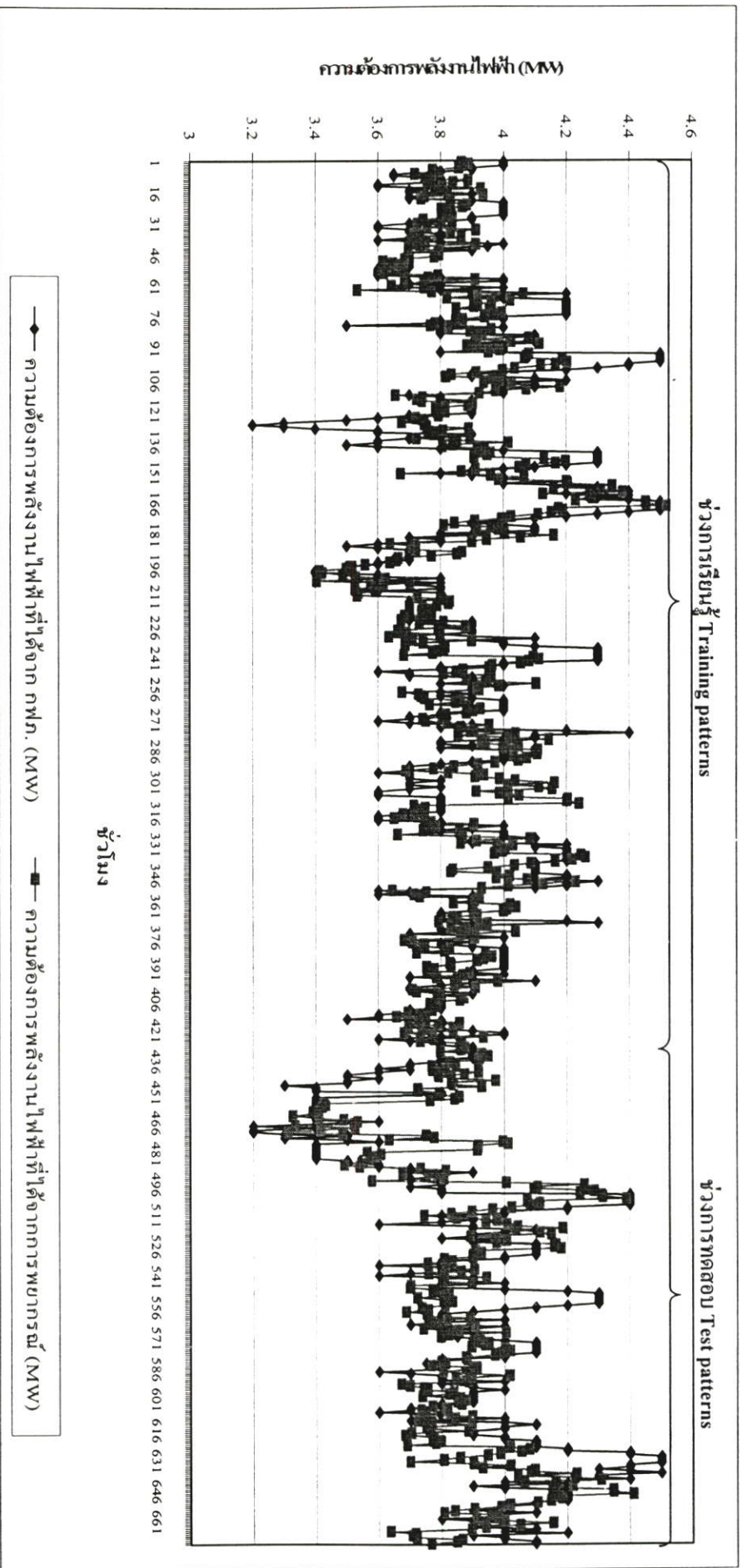
รูปที่ 5.33 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพุธที่ 28 มิถุนายน 2549



รูปที่ 5.34 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันพฤหัสบดีที่ 29 มิถุนายน 2549



รูปที่ 5.35 กราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์เป็นรายชั่วโมง วันศุกร์ที่ 30 มิถุนายน 2549



รูปที่ 5.36 แสดงกราฟความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้อาก กฟภ. และความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้อากการพยากรณ์
ของวงจรที่ 1 สถานีฯ บางเลน ตั้งแต่วันที่ 1-30 มิถุนายน 2549

5.5 ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทดัดเทียม

จากการทดลองพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าจากข้อมูล 3 ชุดนี้ ซึ่งมีความแตกต่างกัน โดยสิ้นเชิงทั้งรูปแบบความต้องการพลังงานไฟฟ้า, ลักษณะภูมิอากาศ และจำนวนวันหยุด โดยมีรายละเอียดดังนี้

ข้อมูลชุดที่ 1 เป็นความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรที่ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2 จ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟหลายประเภทเช่น บ้านที่อยู่อาศัย, ธุรกิจ, อุตสาหกรรมขนาดเล็ก คั้งนั้นการใช้พลังงานไฟฟ้าจะเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา เช่น ช่วงระยะเวลาที่มีการความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้ามาก (Peak Load) จะอยู่ระหว่างเวลาตั้งแต่ 09.00-22.00 น. และช่วงระยะเวลาที่มีความต้องการพลังงานไฟฟ้าน้อย (Light Load) จะอยู่ในช่วงระหว่างเวลา 22.00-09.00 น. ระยะเวลาที่นำมาทดลองตั้งแต่วันที่ 1 – 30 เมษายน 2547 ซึ่งเป็นช่วงระยะเวลาที่มีวันหยุดนักขัตฤกษ์ติดต่อกันหลายวัน ได้แก่ วันอังคารที่ 6 เมษายน 2547 ซึ่งเป็นวันจักรี และวันอังคาร-พฤหัสบดี 13-15 เมษายน 2547 ซึ่งเป็นวันสงกรานต์ อีกทั้งยังเป็นช่วงฤดูร้อน อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดอยู่ที่ 39.4, 22.3 องศาเซลเซียสตามลำดับ และจากการทดลองพบว่าโครงสร้างที่ทำให้โครงข่ายประสาทดัดเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อยที่สุดคือโครงสร้างที่มีจำนวนโหนดในชั้นซ่อนแรก 8 โหนด, ชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 3 โหนด และชั้นเอาต์พุตจำนวน 24 โหนด เป็นโครงสร้างที่มีประสิทธิภาพในการประมวลผลข้อมูลมากที่สุด และใช้ฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นแต่ละชั้นเป็น logsig, tansig และ logsig จะเห็นได้จากรูปที่ 5.12 กราฟแสดงเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงที่ได้จาก กฟภ. กับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ ได้แบ่งออกเป็น 2 ช่วงได้แก่ ช่วงการเรียนรู้ (Training patterns) โครงข่ายประสาทดัดเทียมสามารถพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพโดยมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์จากช่วงการเรียนรู้เท่ากับ 5.54% ส่วนในช่วงการทดสอบนั้นมีค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์เท่ากับ 8.96% จากรูปที่ 5.3 เป็นกราฟเปรียบเทียบวันพฤหัสบดีที่ 22 เมษายน 2547 จะเห็นว่าข้อมูลจริงกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์มีความแตกต่างกันเนื่องจากวันพฤหัสบดีก่อนหน้าคือวันที่ 15 เมษายน 2547 ซึ่งเป็นวันหยุดนักขัตฤกษ์ ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าจะเปลี่ยนแปลงไป จึงทำให้โครงข่ายพยากรณ์ได้แตกต่างออกไปจากข้อมูลจริง และจากรูปที่ 5.6 กราฟเปรียบเทียบวันอาทิตย์ที่ 25 เมษายน 2547 จะเห็นว่าช่วงเวลา 07.00 น. เป็นช่วงเวลาที่มีความต้องการพลังงานไฟฟ้าต่ำที่สุดเท่ากับ 1.4 MW ซึ่งอยู่นอกขอบเขตในช่วงการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทดัดเทียมซึ่งอาจเป็นผลให้โครงข่ายทำงานผิดพลาด

ข้อมูลชุดที่ 2 เป็นความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรที่ 1 สถานีฯ พุทธมณฑล 2 จ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟหลายประเภท เช่นเดียวกับข้อมูลในชุดที่ 1 ส่วนระยะเวลาที่นำมาทดลองตั้งแต่วันที่ 16 กันยายน – 15 ตุลาคม 2548 เป็นช่วงฤดูหนาว อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดอยู่ที่ 34.4, 22.7 องศาเซลเซียส ตามลำดับ และจากการทดลองพบว่าโครงสร้างที่ทำให้โครงข่ายประสาทดัดเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อยที่สุดคือโครงสร้างเดียวกับข้อมูลชุดที่ 1 แต่จะแตกต่างกันที่ฟังก์ชัน

กระตุ้นที่ใช้ในแต่ละชั้น โดยมีฟังก์ชันกระตุ้นเป็น purelin, tansig และ logsig ซึ่งข้อมูลชุดที่ 2 มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ในชุดทดสอบต่ำที่สุด เท่ากับ 8.8114% และในชุดเรียนรู้เท่ากับ 8.488% ซึ่งสามารถดูกราฟเปรียบเทียบความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงที่ได้จาก กฟภ. กับความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการพยากรณ์ได้จากรูปที่ 5.24 จะเห็นได้ว่าช่วงวันสุดท้ายที่ทำการพยากรณ์คือวันเสาร์ที่ 15 ตุลาคม 2548 ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงที่ได้จาก กฟภ. มีค่าแตกต่างจากวันเสาร์อื่นๆ เช่นวันเสาร์ที่ 8 ตุลาคม 2548 เช่นที่ เวลา 11.00 น. ข้อมูลของวันเสาร์ที่ 8 มีค่า 4.17 MW ส่วนในวันเสาร์ที่ 15 มีค่า 3.45 MW และที่เวลา 15.00 น. ข้อมูลของวันเสาร์ที่ 8 มีค่า 4.10 MW ส่วนในวันเสาร์ที่ 15 มีค่า 3.14 MW ซึ่งจะเห็นว่ามีความแตกต่างกันมากจึงเป็นผลให้การทำงานของโครงข่ายประวาทเทียมเกิดความผิดพลาดขึ้น ดังรูปที่ 5.23

ข้อมูลชุดที่ 3 เป็นความต้องการพลังงานไฟฟ้าของวงจรที่ 1 สถานีฯ บางเลน ซึ่งจ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟประเภทอุตสาหกรรมแห่งเดียวเท่านั้น จึงมีการใช้พลังงานไฟฟ้าเกือบเท่ากันตลอดทั้งวัน ระยะเวลาที่นำมาทดลองตั้งแต่วันที่ 1-30 มิถุนายน 2549 เป็นช่วงฤดูฝน อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดอยู่ที่ 35.8, 23.2 องศาเซลเซียสตามลำดับ และจากการทดลองก็พบว่าโครงสร้างที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุดก็คือ โครงสร้างเดียวกับข้อมูลทั้ง 2 ชุด และมีฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในแต่ละชั้นเหมือนกับข้อมูลในชุดที่ 1 ซึ่งข้อมูลชุดที่ 3 มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของชุดทดสอบต่ำที่สุดเท่ากับ 4.7092% และในชุดเรียนรู้เท่ากับ 3.50%

จะเห็นได้ว่าในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าของข้อมูลทั้ง 3 ชุด โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะแตกต่างกัน จะทำให้เกิดการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกัน ซึ่งเราสามารถจำแนกปัจจัยที่มีผลกระทบต่อพยากรณ์ในการทดลองได้ดังนี้

1. ลักษณะการใช้พลังงานไฟฟ้า

จากการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานโดยอาศัยการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ดังนั้นหากมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าโครงข่ายประสาทเทียมก็จะมีแนวโน้มเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันกับที่เปลี่ยนแปลงข้อมูลไป ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าจึงเป็นเพียงสิ่งที่แสดงถึงระดับของการใช้พลังงานไฟฟ้าอ้างอิงที่สภาวะแวดล้อมนั้นๆ

2. เวลา

เป็นปัจจัยที่สำคัญอีกปัจจัยหนึ่ง เนื่องจากลักษณะการใช้พลังงานไฟฟ้าในแต่ละวันมีความแตกต่างกันออกไปตามช่วงเวลา ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบของอินพุตที่แสดงถึงเวลาจะทำให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ถึงสภาพการใช้พลังงานไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3. อุณหภูมิ

อุณหภูมิเป็นปัจจัยที่สำคัญอีกประการหนึ่งที่ส่งผลกระทบต่ออัตราการใช้กำลังไฟฟ้าโดยผลกระทบที่เกิดจากอุณหภูมินั้นเราสามารถจำแนกออกได้เป็นประเภทดังต่อไปนี้ คือ

- ผลกระทบที่มีต่อระบบการส่งจ่ายกำลังไฟฟ้า กำลังการส่งจ่ายไฟฟ้าผ่านระบบสายส่ง (Transmission line) นั้นจะถูกจำกัดด้วยอุณหภูมิของสายตัวนำหรือที่เรียกกันว่า เทอร์มอลลิมิทของสายตัวนำและอุณหภูมิจะมีผลโดยตรงต่อค่าการสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบสายส่งกำลัง

- ผลกระทบที่เกิดขึ้นต่อโหลดทางเศรษฐกิจ อุณหภูมิได้เป็นปัจจัยที่สำคัญต่อการใช้กำลังไฟฟ้าของโหลดประเภทนี้ ทั้งนี้เนื่องจากแหล่งนิคมอุตสาหกรรมล้วนแล้วแต่ต้องการอำนวยความสะดวกสบายให้กับโรงงาน ดังจะเห็นได้จากการติดเครื่องปรับอากาศในห้องทำงาน และโดยเฉพาะในฤดูร้อนแล้วจะเห็นได้ว่า การใช้กำลังไฟฟ้าของโหลดประเภทนี้จะมีอัตราเพิ่มขึ้นเป็นอย่างมาก

- ผลกระทบที่เกิดขึ้นต่อโหลดอุตสาหกรรม จะเห็นได้โดยทั่วไปว่า การทำงานของเครื่องจักรต่างๆ ส่วนใหญ่แล้วต้องการการระบายความร้อนทั้งสิ้น โดยเฉพาะเครื่องจักรที่มีขนาดใหญ่หรือมีพิกัดกำลังสูงด้วยแล้ว การระบายความร้อนเป็นสิ่งที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ ไม่ว่าจะเป็นการระบายความร้อนด้วยอากาศหรือการระบายความร้อนด้วยน้ำก็ตาม ทั้งนี้เนื่องจากอุณหภูมิที่สูงเกินไปจะเป็นอันตรายต่อการทำงานของเครื่องจักรและทำให้เครื่องจักรนั้นมีอายุการใช้งานสั้นลง ดังนั้นหากสภาวะแวดล้อมโดยรอบมีอุณหภูมิสูงขึ้นแล้วย่อมทำให้ระบบการระบายความร้อนของเครื่องจักรต้องทำงานมากขึ้น เพื่อระบายความร้อนออกจากตัวเครื่องจักรได้ในอัตราเท่าเดิม

4. วันหยุด

ลักษณะของเส้นกราฟการใช้กำลังไฟฟ้าที่เกิดขึ้นในวันหยุดจะมีลักษณะเฉพาะตัวและมีความแตกต่างออกไปจากลักษณะของกราฟโหลดในวันปกติและวันหยุดอื่นๆ ด้วยกัน จึงทำให้วันหยุดมีผลต่อการพยากรณ์โหลดของโครงข่ายประสาทเทียม ดังจะเห็นได้จากข้อมูลชุดที่ 1 ที่มีรูปแบบการใช้พลังงานไฟฟ้าของช่วงวันหยุดที่แตกต่างไปจากช่วงวันปกติ

บทที่ 6

บทสรุปและข้อเสนอแนะ

6.1 บทสรุป

เนื่องจากการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้านั้นเราไม่สามารถแสดงได้ด้วยสมการทางคณิตศาสตร์ใดๆ ทั้งนี้เนื่องจากโหนดจะมีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลาตามสภาวะแวดล้อมในขณะนั้น ไม่ว่าจะเป็นสภาวะอากาศหรือสภาวะทางเศรษฐกิจก็ตาม ดังนั้นการนำโครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์โหนดจึงเป็นอีกวิธีหนึ่งในการหาความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงของโหนดกับสภาวะแวดล้อมในขณะนั้นๆ โดยอาศัยคุณลักษณะสำคัญของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลที่มีจำนวนมากและมีความซับซ้อน และใช้ระยะเวลาไม่มากในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า และจากการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้ผลการพยากรณ์เป็นที่น่าพอใจ ทั้งนี้เนื่องจาก ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดขึ้นจากการทดสอบในข้อมูลชุดแรกที่มีประเภทผู้ใช้ไฟหลากหลายประเภท เช่น ผู้ใช้ไฟประเภทบ้านที่อยู่อาศัย, ประเภทธุรกิจ, และประเภทอุตสาหกรรม และมีวันหยุดนักขัตฤกษ์ มีค่าอยู่ที่ 8.96% โดยที่ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดขึ้นจากการทดสอบในข้อมูลชุดที่สองที่มีประเภทผู้ใช้ไฟหลากหลายประเภท มีค่าอยู่ที่ 8.81% ส่วนค่าความผิดพลาดเฉลี่ยที่เกิดขึ้นจากการทดสอบในข้อมูลชุดที่สามที่มีประเภทผู้ใช้ไฟเพียงประเภทเดียวคือ ผู้ใช้ไฟประเภทอุตสาหกรรม มีค่าอยู่ที่ 4.71% นั้นแสดงให้เห็นว่าข้อดีของการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมอยู่ที่การเลือกประเภทและจำนวนของข้อมูลที่น่ามาใช้ ซึ่งจากขอบเขตของการศึกษาในครั้งนี้ ได้ใช้ปัจจัยจากสภาวะอากาศเป็นหลักในการพยากรณ์ คือ ข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุดและสูงสุดในแต่ละวันภายในจังหวัดที่สถานีไฟฟ้าย่อยตั้งอยู่ โดยไม่คำนึงถึงผลจากสภาวะอื่น ดังนั้นอาจเป็นสาเหตุที่ทำให้การพยากรณ์โหนดในการศึกษารุ่นนี้ได้ผลที่มีค่าความผิดพลาดอยู่บ้าง นอกจากนี้ยังสามารถนำข้อมูลอื่นๆที่มีความสำคัญ เช่น สภาวะทางเศรษฐกิจเข้ามาใช้เป็นข้อมูลร่วมในการพยากรณ์ได้อีกด้วย ข้อดีอีกข้อหนึ่งของการพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม คือ สามารถจำลองสภาวะหรือโครงสร้างความต้องการพลังงานไฟฟ้ากับผู้ใช้ไฟได้ทุกประเภทได้อย่างง่ายดาย ไม่ยุ่งยาก และสามารถนำเอาไปประยุกต์ใช้ได้กับวงจรการจ่ายไฟอื่นๆ เพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าในปัจจุบันที่ กฟภ. ใช้อยู่นั้นเป็นการพยากรณ์ความต้องการพลังงานในระดับมหภาคและระดับจุลภาค ซึ่งในระดับมหภาคนั้นจะแบ่งการพยากรณ์ออกตามประเภทผู้ใช้ไฟทั้งหมด 9 ประเภท ส่วนการพยากรณ์ในระดับจุลภาคนั้นแบ่งการพยากรณ์ออกตามสถานีไฟฟ้าของ กฟผ. / กฟภ. และสถานีไฟฟ้าในโครงการ การพยากรณ์ทั้ง 2 ประเภทนี้จะพยากรณ์ล่วงหน้าเป็นระยะเวลา 15 ปี ซึ่งมีวิธีการคิดคั้งที่กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 โดยจะเห็นว่ามีการ

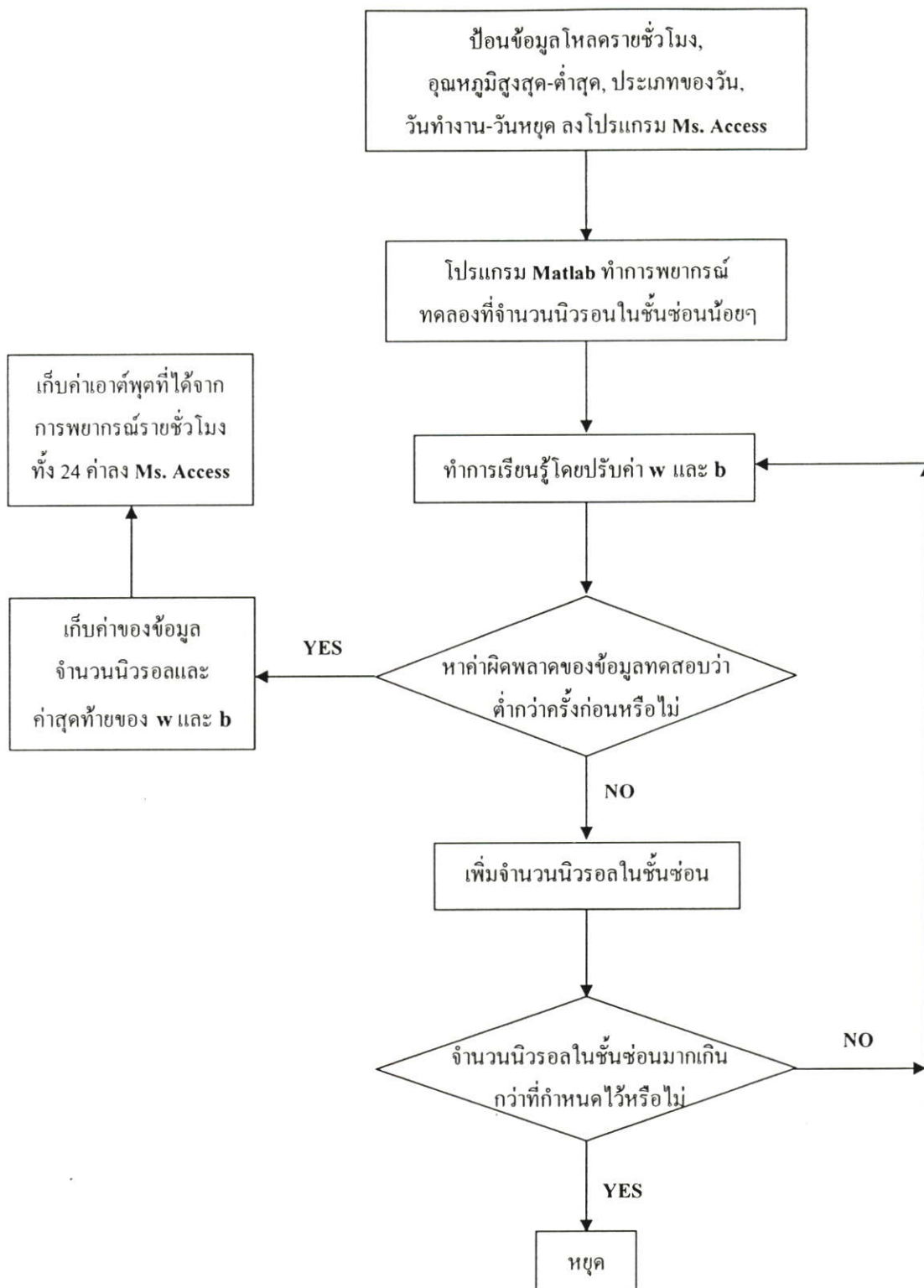
นำข้อมูลทางด้านเศรษฐศาสตร์ เช่นผลิตภัณฑ์มวลรวม, สัดส่วนการใช้พลังงานไฟฟ้าต่อผลิตภัณฑ์มวลรวม (EIR) รวมถึงต้องพิจารณาถึงแผนพัฒนาเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ ซึ่งข้อมูลทั้งหมดจะต้องได้รับการพิจารณาเห็นชอบในการปรับค่าการพยากรณ์อยู่ตลอดเวลาจากคณะกรรมการการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า ดังนั้นจึงเป็นการยากที่จะนำผลของการพยากรณ์มาเปรียบเทียบกับการศึกษาในครั้งนี้

ปัจจุบัน กฟภ. ได้นำระบบ SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition) มาใช้กับระบบศูนย์สั่งการจ่ายไฟ 6 ศูนย์ ได้แก่

1. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟที่สำนักงานกลาง (จ. กรุงเทพมหานคร)
2. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟเขต 1 ภาค 3 (จ. พระนครศรีอยุธยา)
3. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟเขต 2 ภาค 3 (จ. ชลบุรี)
4. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟเขต 3 ภาค 3 (จ. นครปฐม)
5. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟเขต 3 ภาค 1 (จ. ลพบุรี)
6. ศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟเขต 1 ภาค 4 (จ. เพชรบุรี)

ซึ่งมีฟังก์ชัน Load Forecast เป็นฟังก์ชันสนับสนุนระบบควบคุมสั่งการจ่ายไฟ (Supporting Functions)[22] ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟทุกๆ ครั้งชั่วโมงในอีก 8 วันข้างหน้า โดยอาศัยหลักการ Similar day load forecast ซึ่งจะใช้ข้อมูลโหลดและสภาพอากาศที่เหมือนกันมาใช้พยากรณ์ต่อไป และเมื่อเวลาผ่านไปทำให้ได้ข้อมูลที่แท้จริงมา ฟังก์ชันนี้จะทำการปรับค่าพยากรณ์โดยอัตโนมัติ แต่ปัจจุบันฟังก์ชันดังกล่าวยังไม่ได้นำมาใช้งาน เนื่องจากเกิดปัญหาด้านฐานข้อมูลของระบบจำหน่ายของ กฟภ. ยังไม่สมบูรณ์ อีกทั้งข้อมูลโหลด, สภาพอากาศไม่ได้รับการปรับปรุงให้ทันสมัย และเมื่อระบบฐานข้อมูลระบบจำหน่ายเสร็จสมบูรณ์จะสามารถนำฟังก์ชัน Load Forecast มาใช้งานจะสามารถเปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับวิธีการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ได้

และจากลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมและการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า จะเห็นได้ว่า เราต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ในการทดลองนี้ได้ลดความยุ่งยากและลดข้อผิดพลาดในการจัดเตรียมชุดข้อมูลที่ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมโดยการนำข้อมูลทั้งหมดเก็บไว้ในฐานข้อมูล โดยสร้างระบบฐานข้อมูลในโปรแกรม Microsoft Access เพื่อจัดการเก็บข้อมูลทั้งหมด และทำการเชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียมที่สร้างขึ้นด้วยโปรแกรม Matlab ทั้งหมดเข้ากับฐานข้อมูล Microsoft Access เพื่อใช้ในการรับส่งข้อมูลที่จะนำมาใช้งาน นอกจากนี้ผลจากการพยากรณ์โหลดจากโปรแกรม Matlab ก็สามารถเก็บบันทึกลงสู่ฐานข้อมูลได้ ซึ่งสะดวกในการเรียกใช้งานและประหยัดเวลาในการจัดการกับข้อมูลที่จะจัดเก็บ โดยแผนผังการประยุกต์ใช้งานของโปรแกรม Matlab กับ โปรแกรม Microsoft Access จะแสดงได้ดังรูปที่ 6.1



รูปที่ 6.1 แสดงแผนผังการประยุกต์ใช้งานร่วมกันของโปรแกรม Matlab กับโปรแกรม Microsoft Access

6.2 ข้อเสนอแนะ

6.2.1 ศึกษาถึงปัจจัยภายนอกอื่นๆ เช่น ปริมาณน้ำฝน ความชื้น การขยายตัวของประชากร เพื่อหาความสัมพันธ์ของตัวแปรและนำมาพิจารณาในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ไหล

6.2.2 เพิ่มข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจาก 20 วัน เป็น 60 วัน หรือ 90 วัน และทดสอบโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในงานวิจัยเพื่อเปรียบเทียบค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ได้

6.2.3 ปรับปรุงค่าความชัน (ค่า k) ที่ใช้ในฟังก์ชันกระตุ้น (Transfer function) ในชั้นซ่อนเป็น 0.5 และ 1.5 เพื่อเปรียบเทียบหาโมเดลที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ไหล

6.2.4 ปรับเปลี่ยนรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมเช่นจำนวนชั้นของโครงข่ายเป็น 2 ชั้น หรือเพิ่มจำนวนโหนดที่ใช้ในแต่ละชั้นซ่อนเพื่อหาโมเดลที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ไหล

6.2.5 ทดสอบกับข้อมูลที่มีผู้ใช้ไฟแตกต่างกันในแต่ละวงจรเพื่อเป็นข้ออ้างอิงสมมติฐานว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ไหลได้ทุกประเภทของผู้ใช้ไฟ

เอกสารอ้างอิง

- [1] www.ams.sunysb.edu/~fcinberg/public/lf.pdf
- [2] G.E. Box and G.M. Jenkins. "Time Series Analysis – Forecasting and Control". Holden-Day San Francisco, CA. 1976.
- [3] W.R. Christiaanse. "Short-term load forecasting using exponential smoothing". **IEEE Trans. Power Appar. Syst.** PAS-90. (1971) : 900-910.
- [4] E.P. Thompson. "Weather sensitive demand and energy analysis on a large geographically diverse power system: application to short-term hourly electric demand forecasting." **IEEE Trans. Power Appar. Syst.** PAS-95 (1976) : 384-393.
- [5] วีระศักดิ์ อังคปกรณ และ วุฒิชัย วิทยาอนุมาส. "การทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม." *ปริญญานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.* 2544.
- [6] สารานุกรมไทยสำหรับเยาวชน เล่มที่ 25. โดยพระราชประสงค์ในพระบาทสมเด็จพระเจ้าอยู่หัว ฉบับอิเล็กทรอนิกส์. 2545: หน้า 147-172.
- [7] S. Jiriwibhakorn. "Transient stability Assessment of Power Systems Using Neural Networks". Ph.D. Thesis 2001, Dept. of Electrical and Electronic Engineering, Imperial College, University of London.
- [8] Kevin warwick, Raj Aggarwal and Arthur Ekwue, "Artificial Intelligence Technices." **IEE Power Engineering Series 22.** London, Institution of Electrical Engineers. 1997.
- [9] M.V. Deshpande, "Element of Electrical Power Station Design." **Wheeler Publishing.** 1986.
- [10] Costa M., Pasero E., Piglione F. and Radasanu D. "Short term load forecasting using a synchronously operated recurrent neural network". **Neural Networks, 1999. IJCNN apos;99. International Joint Conference.** Volume 5, 1999 : 3478 – 3482.
- [11] Drezga, I. and Rahman, S. "Short-term load forecasting with local ANN predictors". **IEEE Trans. Power Appar. Syst.** Vol 14 , Issue 3, Aug 1999 : 844-850.
- [12] Hong Chen, Canizares C.A. and Singh A. "ANN-based short-term load forecasting in electricity markets". *Power Engineering Society Winter Meeting.,* Vol 2, 2001 : 411 – 415.

- [13] วันชัย จันไกลผล และ วิจิต เครือสุข. 2544. “การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางของระบบจำหน่ายโดยใช้เครือข่ายประสาท. ” หน้า 229-233. ใน การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 24. กรุงเทพฯ: สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [14] Tomonobu Senjyu. “One-hour-ahead load forecasting using neural network”. **IEEE Trans. Power Appar. Syst.** Vol 17 . Feb 2002 : 113-118.
- [15] Jie Bao. “Short- term Load Forecasting based on Neural network and Moving Average. ” Project progress and documents. 2002.
- [16] อรณิษฐ์ พันธุ์ประสิทธิ์เวช และ วรณช เกิดสินธุ์ชัย. 2547. “การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม. ” หน้า 39-40. ใน การประชุมวิชาการวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 30. กรุงเทพฯ: ศูนย์แสดงสินค้าและการประชุมอิมแพ็ค เมืองทองธานี.
- [17] Kyung B. S., Young S. B., Dug H. H. and Jang G. “Short-term load forecasting for holidays using fuzzy linear regression method”. **IEEE Trans. Power Appar. Syst.** Vol 20, Issue 1, Feb 2005 : 96-101.
- [18] โครงการความร่วมมือทางวิชาการระหว่าง การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคและมหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์. “ศึกษาปัญหาที่มีเพื่อการปรับปรุงการพยากรณ์ทั้งแบบ Macro & Micro โครงการที่ 2 สาขาการวางแผนระบบไฟฟ้ากำลัง. ” 2544.
- [19] ศูนย์บริการวิชาการสถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์. “รายงานการศึกษาการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะยาวของประเทศ. ” 2549.
- [20] กัลยา วานิชย์บัญชา. “การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล. ” สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2546.
- [21] H. Demuth and M. Beale. “Neural Network Toolbox User’ s Guide.” The Math Works, Inc.. March 2001.
- [22] กองฝึกอบรม การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค. “เอกสารประกอบการอบรม หลักสูตร วิศวกร โครงการ SCADA. ” 2546.

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

Source Code ที่ใช้ในการศึกษา

Neurals Networks โดยโปรแกรม MatLab

```

clear all

start = clock;

% Connect to a database.

connA=database('DatabaseNeurals','');

% Open cursor and execute a SQL statement.

cursorA=exec(connA,'select * from Electron order by Recno');

% Import three rows of data.

cursorA=fetch(cursorA, 30);

inpu=cursorA.data;

endloop_Data = 31; % Number of data
numberday = 30;
z =size(inpu);
x=z(1,1);
for j_loop = 1 : endloop_Data,
    for i_loop = 1 : x,
        inmatrix(i_loop,j_loop)=inpu{i_loop,j_loop};
    end
end

%zero mean and variance to 1 and is valid only for single dimension
for e_loop = 1 : endloop_Data,
    mean1(1,e_loop) = sum(inmatrix(:,e_loop))/length(inmatrix(:,e_loop));
end

```

```

for j_loop = 1 : endloop_Data,
    for i_loop = 1 : x,
        mn1(i_loop,j_loop) = inmatrix(i_loop,j_loop) - mean1(1,j_loop);
    end
end

for x_loop = 1 : endloop_Data,
    var(1,x_loop)=sqrt((sum(mn1(:,x_loop).^2))/length(inmatrix(:,x_loop)));
end

for j_loop = 1 : endloop_Data,
    for i_loop = 1 : x,
        zmv(i_loop,j_loop) = mn1(i_loop,j_loop) / var(1,j_loop);
    end
end

mx = max(zmv);
mn = min(zmv);

for j_loop = 1 : endloop_Data,
    awin(j_loop) = ( ( 0.9 - (-0.9) ) / ( mx(j_loop) - mn(j_loop) ) );
    bwin(j_loop) = 0.9 - ( awin(j_loop) * mx(j_loop) );
    awout(j_loop) = ( 0.9 - 0.1 ) / ( mx(j_loop) - mn(j_loop) );
    bwout(j_loop) = 0.9 - ( awout(j_loop) * mx(j_loop) );
end

for j_loop = 1 : endloop_Data,
    for i_loop = 1 : x,
        datainputbound(i_loop,j_loop) = ( zmv(i_loop,j_loop) * awin(j_loop) ) + bwin(j_loop);
        dataoutputbound(i_loop,j_loop) = ( zmv(i_loop,j_loop) * awout(j_loop) ) + bwout(j_loop);
    end
end

```

```

for m_loop = 1 : numberday,
    for n_loop = 1 : 24,
        datademandbound(m_loop,n_loop) = datainputbound(m_loop,n_loop+1);
    end
end

```

```

for o_loop = 1 : numberday-2,
    datatempbound(o_loop,1) = datainputbound(o_loop,26);
    datatempbound(o_loop,2) = datainputbound(o_loop,27);
    datatempbound(o_loop,3) = datainputbound(o_loop+1,26);
    datatempbound(o_loop,4) = datainputbound(o_loop+1,27);
    datatempbound(o_loop,5) = datainputbound(o_loop+2,26);
    datatempbound(o_loop,6) = datainputbound(o_loop+2,27);
end

```

```

for m_loop = 1 : numberday,
    daycodebound(m_loop,1) = datainputbound(m_loop,28);
    daycodebound(m_loop,2) = datainputbound(m_loop,29);
    daycodebound(m_loop,3) = datainputbound(m_loop,30);
end

```

```

for x_loop = 1 : numberday-2,%x=1 (forecast day 3)
    for y_loop = 1 : 24,
        inputbound(x_loop,y_loop)=datademandbound(x_loop,y_loop);
    end

```

```

for a_loop = 25 : 48,
    inputbound(x_loop,a_loop)=datademandbound(x_loop+1,a_loop-24);
end

```

```

for b_loop = 49 : 54,
    inputbound(x_loop,b_loop)=datatempbound(x_loop,b_loop-48);

```

```

end

for c_loop = 55 : 57;
    inputbound(x_loop,c_loop)=daycodebound(x_loop+2,c_loop-54);
end
    inputbound(x_loop,58)=datainputbound(x_loop+2,31);
end

for j_loop = 1 : 58;
    for i_loop = 1 :18;
        input(i_loop,j_loop) = inputbound(i_loop,j_loop);
    end
end
    inputboundtrain = input';

for m_loop = 1 : 18,
    for n_loop = 1 : 24,
        outputtrainbound(m_loop,n_loop) = dataoutputbound(m_loop+2,n_loop+1);
    end
end
    outputboundtrain = outputtrainbound';

for m_loop = 1 : 58,
    for n_loop = 19 : 28,
        inputboundtest(n_loop-18,m_loop) = inputbound(n_loop,m_loop);
    end
end
    inputtestbound = inputboundtest';

for m_loop = 21 : 30,
    for n_loop = 1 : 24,
        outputtestbound(m_loop-20,n_loop) = dataoutputbound(m_loop,n_loop+1);
    end
end

```



```

-0.9 0.9
-0.9 0.9],[u,w,24],{'logsig','purelin','logsig'},'trainlm');

net.trainParam.show=1;
net.trainParam.epochs=50;
net.trainParam.max_fail=7;
for q = 1: 1
    net.layers{1}.initFcn = 'initwb';
    net.inputWeights{1,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{1}.initFcn = 'rands';
    net.layers{2}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{2,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{2}.initFcn = 'rands';
    net.layers{3}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{3,2}.initFcn = 'rands';
    net.biases{3}.initFcn = 'rands';
    net = init(net);
    [net,tr] = train(net,ptr,ttr,[ ],[ ],v);
    outputtrain = sim(net,inputboundtrain);

    for i_loop = 1 : 24 ,
        for j_loop = 1 : 18,
            R(q,1) = sqrt(sum((outputtrain(i_loop,j_loop)-
outputboundtrain(i_loop,j_loop)).^2)/length(outputtrain(i_loop,j_loop))));
        end
    end
    if q == 1
        q11 = 1;
        w1 = outputtrain;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        z1 = R(q,1)
    end
end

```

```

else
    if R(q,1) < min(R(q-1,1))
        q11 = q;
        w1 = outputtrain;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        z1 = R(q,1)
    end
end
q
w
end
w11 = w1;
for i_loop = 1 : 24 ,
    for j_loop = 1 : 18,
        Rl(1) = sqrt(sum((wl(i_loop,j_loop) -
outputboundtrain(i_loop,j_loop)).^2)/length(wl(i_loop,j_loop)));
    end
end
%if w == 1
    %w_best = 1;
    %x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;%x3_best = x3 ;
    %y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;%y3_best = y3 ;
    %z1_best = z1
%else
    %if R(w) < min(R(w-1))
        %w_best = w ;
        %x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;%x3_best = x3 ;
        %y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;%y3_best = y3 ;
        %z1_best = z1
    %end
%end

```



```

    outputneuraltest = sim(net,inputtestbound);
%unbound(train)
for i_loop = 1 : 24,
    for j_loop = 1 : 18,
        L(i_loop,j_loop) = [outputneuraltrain(i_loop,j_loop)/awout(i_loop+1) -
bwout(i_loop+1)/awout(i_loop+1)];
        S(i_loop,j_loop) = [L(i_loop,j_loop)*var(i_loop+1) + mean1(i_loop+1)];
    end
end

for j_loop = 1 : 24,
    for i_loop = 1 : 18,
        outputfromdata(i_loop,j_loop) = inmatrix(i_loop+2,j_loop+1);
    end
end

    outputrealtrain = outputfromdata';
for i_loop = 1 : 24,
    for j_loop = 1 : 18 ,
        errtrain(i_loop,j_loop) = 100 * abs( outputrealtrain(i_loop,j_loop) - S(i_loop,j_loop))/
outputrealtrain(i_loop,j_loop);
    end
end
%unbound(test)
for i_loop = 1 : 24,
    for j_loop = 1 : 10,
        L(i_loop,j_loop) = [outputneuraltest(i_loop,j_loop)/awout(i_loop+1) -
bwout(i_loop+1)/awout(i_loop+1)];
        SS(i_loop,j_loop) = [L(i_loop,j_loop)*var(i_loop+1) + mean1(i_loop+1)];
    end
end
    for m_loop = 1 : 10,

```

```

for n_loop = 1 : 24,
    outputtest(m_loop,n_loop)=inmatrix(m_loop+20,n_loop+1);
end
end
outputrealtest =outputtest';

for i_loop = 1 : 24 .
    for j_loop = 1 : 10,
        errtest(i_loop,j_loop) = 100 * abs( outputrealtest(i_loop,j_loop) - SS(i_loop,j_loop))/
outputrealtest(i_loop,j_loop);
    end
end

%M = [outputboundtrain ; S];
%C = [outputboundtrain - S];
% H = sum(C.^2);
% N = [outputtestbound ; SS];
%D = [outputtestbound - SS];
%E = abs(D);
%F = outputboundtrain;
%for a=1:length (E)
    % G(a) = 100*[E(1,a)/F(1,a)];
%end

diff = [outputrealtest-SS]
SSstest = [SS(:,1)', SS(:,2)', SS(:,3)',SS(:,4)', SS(:,5)', SS(:,6)',SS(:,7)', SS(:,8)', SS(:,9)',
SS(:,10)']
outputrealtestall =
[outputrealtest(:,1)',outputrealtest(:,2)',outputrealtest(:,3)',outputrealtest(:,4)',outputrealtest(:,5)',ou
tputrealtest(:,6)',outputrealtest(:,7)',outputrealtest(:,8)',outputrealtest(:,9)',outputrealtest(:,10)']
for i = 1 : length(outputrealtestall)

    percentdiff(i)=100 * abs( outputrealtestall(i) - SSstest(i))/ outputrealtestall(i);
end

```

```

min1 = min(percentdiff)
max1 = max(percentdiff)
mean1 = mean(percentdiff)
%node1 = w_best+1
%node2 = w_best
x1_best = x1
x2_best = x2
x3_best = x3
y1_best = y1
y2_best = y2
y3_best = y3
RootMeanSquareError = z1
plot(percentdiff)
%SumSquareError = H
%plot(inputboundtrain(:,1),inputboundtrain(:,2),'+',inputtest(:,1),inputtest(:,2),'x')
%save project_time.txt Timetaken -ascii
%save project_node1.txt node1 -ascii
%save project_node2.txt node2 -ascii
%save project_w1.txt x1_best -ascii
%save project_w2.txt x2_best -ascii
%save project_w3.txt x3_best -ascii
%save project_b1.txt y1_best -ascii
%save project_b2.txt y2_best -ascii
%save project_b3.txt y3_best -ascii
%save project_MSW.txt SumSquareError -ascii
%save project_RMS.txt RootMeanSquareError -ascii
%save project_min.txt min1 -ascii
%save project_mean.txt mean1 -ascii
%save project_max.txt max1 -ascii

colnames={'E01','E02','E03','E04','E05','E06','E07','E08','E09','E10'};
for ii = 1 : 24,

```

```
for jj = 1 : 10,  
    c{ii,jj} = SS(ii,jj);  
end  
  
switch ii  
case 1  
    whereClause = 'where RecNo = 1';  
case 2  
    whereClause = 'where RecNo = 2';  
case 3  
    whereClause = 'where RecNo = 3';  
case 4  
    whereClause = 'where RecNo = 4';  
case 5  
    whereClause = 'where RecNo = 5';  
case 6  
    whereClause = 'where RecNo = 6';  
case 7  
    whereClause = 'where RecNo = 7';  
case 8  
    whereClause = 'where RecNo = 8';  
case 9  
    whereClause = 'where RecNo = 9';  
case 10  
    whereClause = 'where RecNo = 10';  
case 11  
    whereClause = 'where RecNo = 11';  
case 12  
    whereClause = 'where RecNo = 12';  
case 13  
    whereClause = 'where RecNo = 13';  
case 14
```

```
        whereClause = 'where RecNo = 14';
case 15
        whereClause = 'where RecNo = 15';
case 16
        whereClause = 'where RecNo = 16';
case 17
        whereClause = 'where RecNo = 17';
case 18
        whereClause = 'where RecNo = 18';
case 19
        whereClause = 'where RecNo = 19';
case 20
        whereClause = 'where RecNo = 20';
case 21
        whereClause = 'where RecNo = 21';
case 22
        whereClause = 'where RecNo = 22';
case 23
        whereClause = 'where RecNo = 23';
case 24
        whereClause = 'where RecNo = 24';
end

update(connA,'Result1',colnames,c,whereClause)
end

%save Time(8,2,24 tan,tan,pure).txt Timetaken -ascii
save weight(1)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt x1 -ascii
save weight(2)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt x2 -ascii
save weight(3)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt x3 -ascii
save bias(1)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt y1 -ascii
save bias(2)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt y2 -ascii
save bias(3)(new)(30,24,24 log,pure,log).txt y3 -ascii
```

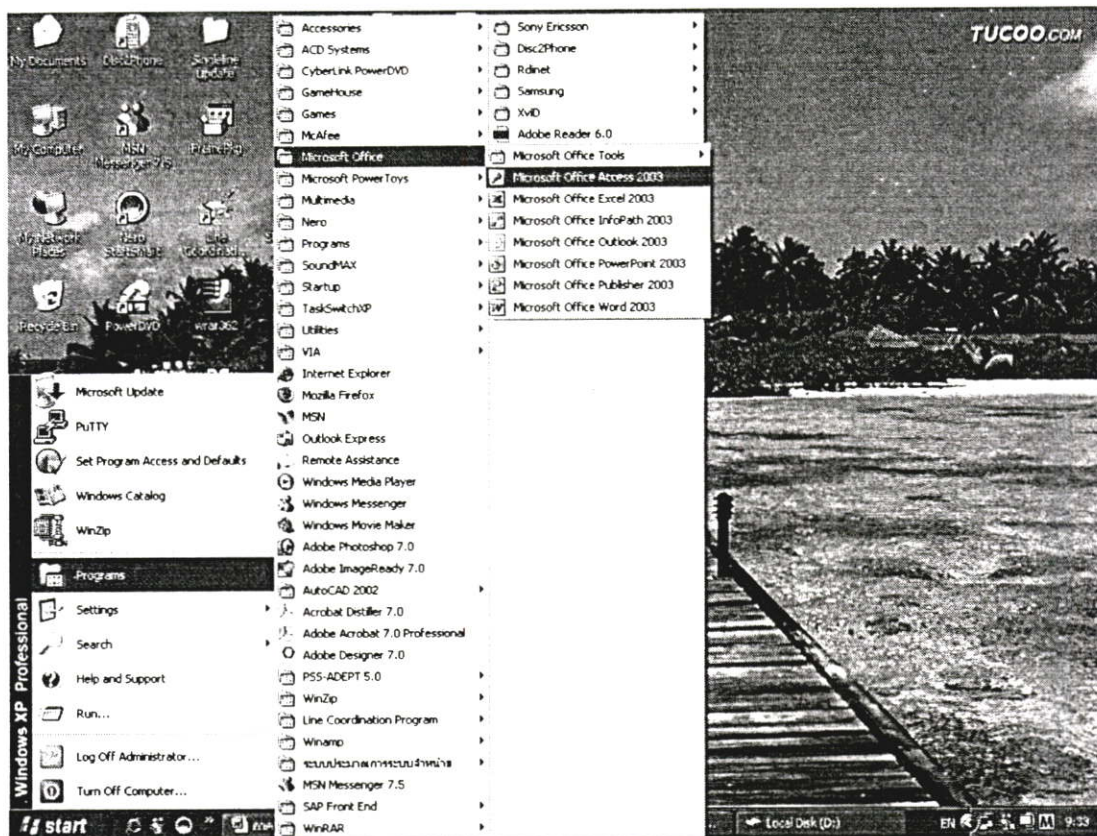
```
%save errmaxtest(8,2,24 tan,tan,pure).txt errormaxtest -ascii  
end
```

ภาคผนวก ข

การสร้างฐานข้อมูลด้วยโปรแกรม Microsoft Access 2003

การสร้างฐานข้อมูลใน Microsoft Access

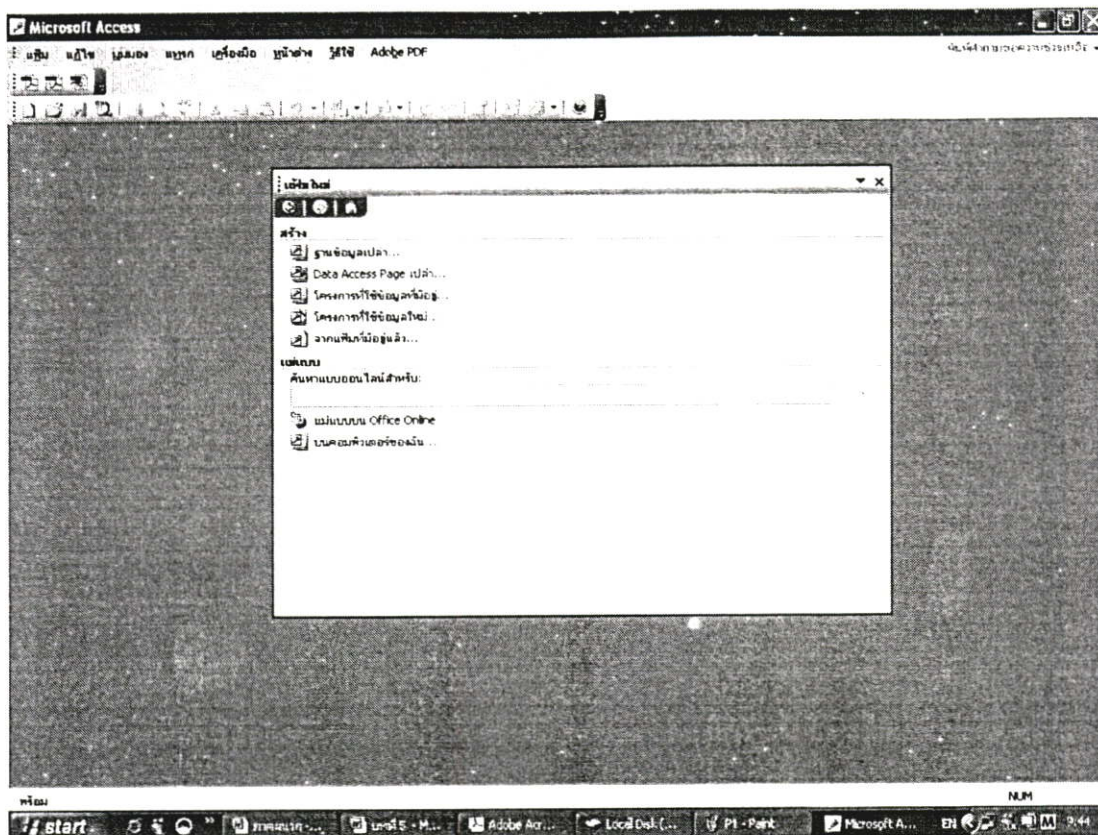
การสร้างฐานข้อมูลใน Microsoft Access ที่ใช้ในการทดลองสามารถทำตามขั้นตอนได้ดังนี้
เรียกโปรแกรม Microsoft Access 2003 จากเมนู Program โดยคลิกที่ปุ่ม Start ดังรูปผนวก ข-1



รูปผนวก ข-1 แสดงการเรียกโปรแกรม Microsoft Access

เมื่อเปิดโปรแกรม Microsoft Access 2003 ขึ้นมา จะมีกรอบข้อความคำสั่ง ให้เลือกใช้งาน คือ ฐานข้อมูลเปล่า, Data Access Page เปล่า, โครงการที่ใช้ข้อมูลที่มีอยู่, โครงการที่ใช้ข้อมูลใหม่, จากเพิ่มที่มีอยู่แล้ว

แม้ว่าการสร้างฐานข้อมูล ด้วยคำสั่ง ตัวช่วยสร้างฐานข้อมูล นั้น จะสามารถทำได้ง่ายๆ แต่ก็มักพบว่า ข้อมูลหลายอย่างที่ Access เตรียมไว้ให้เราเลือกนั้น มีลักษณะไม่ตรงกับความต้องการใช้งานจริง โดยเฉพาะเมื่อต้องการกำหนดรายละเอียดของข้อมูล ดังนั้นเราจึงเลือกใช้คำสั่ง ฐานข้อมูลเปล่า แล้วคลิกปุ่ม ตกลง เพื่อสร้างฐานข้อมูลใหม่ ดังรูปผนวก ข-2

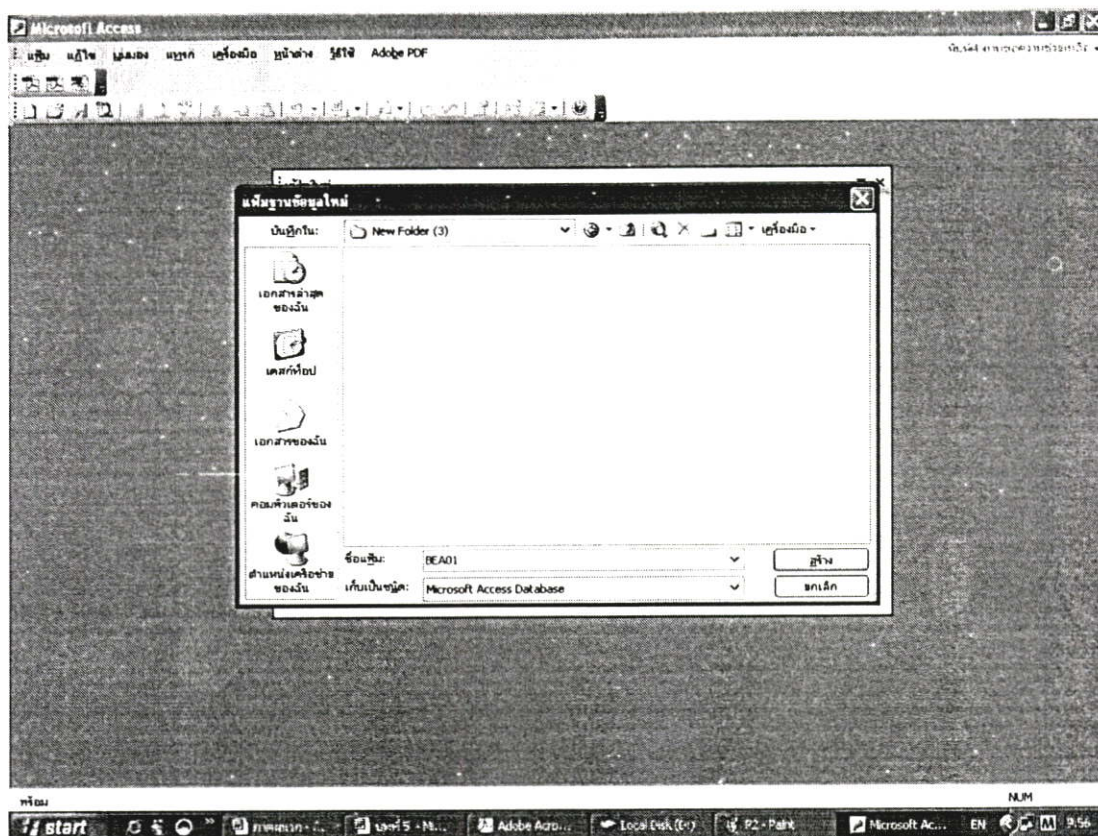


รูปผนวก ข- 2 แสดงการสร้างฐานข้อมูลใหม่

จากนั้นจะเริ่มเข้าสู่ขั้นตอนการสร้างฐานข้อมูล โดยจะมีกรอบแสดงข้อความและขอให้ตั้งชื่อฐานข้อมูลที่จะสร้างขึ้นดังรูปผนวก ข-3 ทำการใส่ชื่อไฟล์ของฐานข้อมูล ในการศึกษานี้ใช้ชื่อไฟล์ว่า BEA01 จากนั้นกดปุ่ม สร้าง

เมื่อดังชื่อไฟล์ฐานข้อมูลแล้วจะเข้าสู่เมนูหลักของ Microsoft Access ดังรูปผนวก ข-4 จะแสดงกรอบหน้าต่างของ ฐานข้อมูล ที่มีชื่อว่า BEA01 ซึ่งในกรอบหน้าต่างนี้ มีองค์ประกอบของฐานข้อมูลแสดงอยู่ 6 อย่าง คือ

1. ตาราง (Table) เป็นที่เก็บของข้อมูลต่างๆ ในฐานข้อมูล
2. แบบสอบถาม (Queries) เป็นตัวที่ใช้กำหนดเงื่อนไข เพื่อเลือกเอาเฉพาะข้อมูลที่ต้องการใช้จริงๆ ในแต่ละงาน
3. ฟอर्म (Form) เป็นตัวที่ใช้กำหนดรูปแบบ ในการแสดงผลลัพธ์บนจอภาพ
4. รายงาน (Report) เป็นตัวที่ใช้กำหนดรูปแบบ ในการแสดงผลลัพธ์ที่จะพิมพ์ออกทางกระดาษ
5. มาโคร (Macro) ใช้สำหรับสร้างคำสั่งพิเศษ ที่มีการทำงานซับซ้อนมากขึ้น
6. โมดูล (Module) ใช้สำหรับการสร้างโปรแกรม เพื่อให้ Access ทำงานหลายๆคำสั่งต่อเนื่องกัน โดยอัตโนมัติ



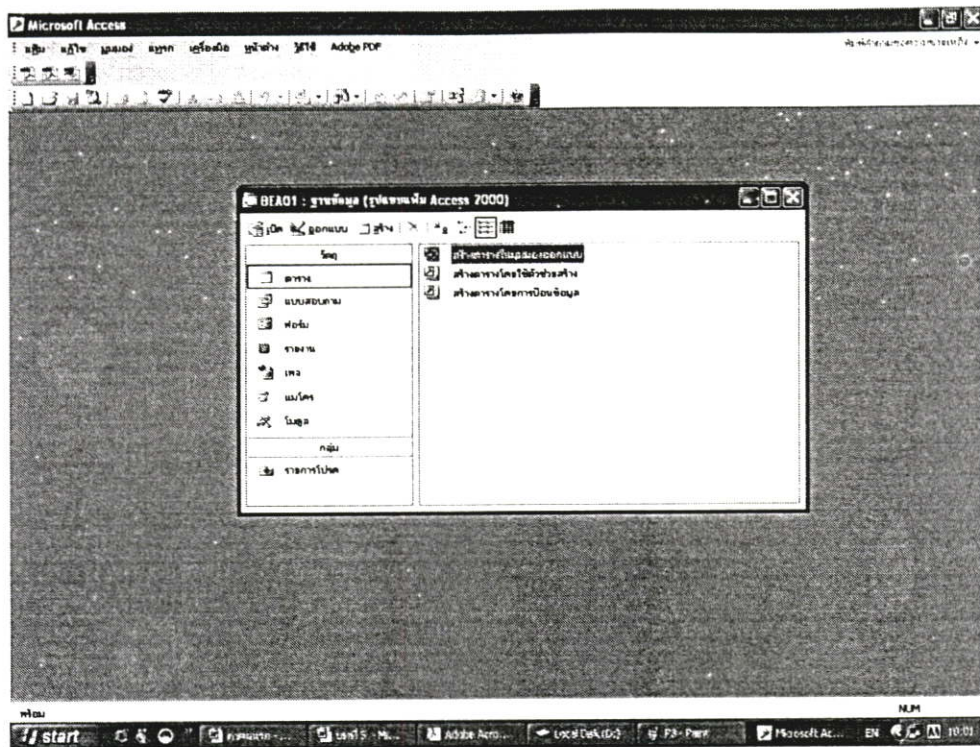
รูปผนวก ข-3 แสดงการตั้งชื่อไฟล์ฐานข้อมูล

ในการทดลองนี้ เราต้องการสร้าง ตาราง (Table) เพื่อเป็นที่เก็บของข้อมูล ดังนั้น คลิกเลือกกรอบหน้าต่างที่มีคำว่า ตาราง แล้วคลิกปุ่ม สร้างใหม่ เพื่อทำการสร้างตารางใหม่

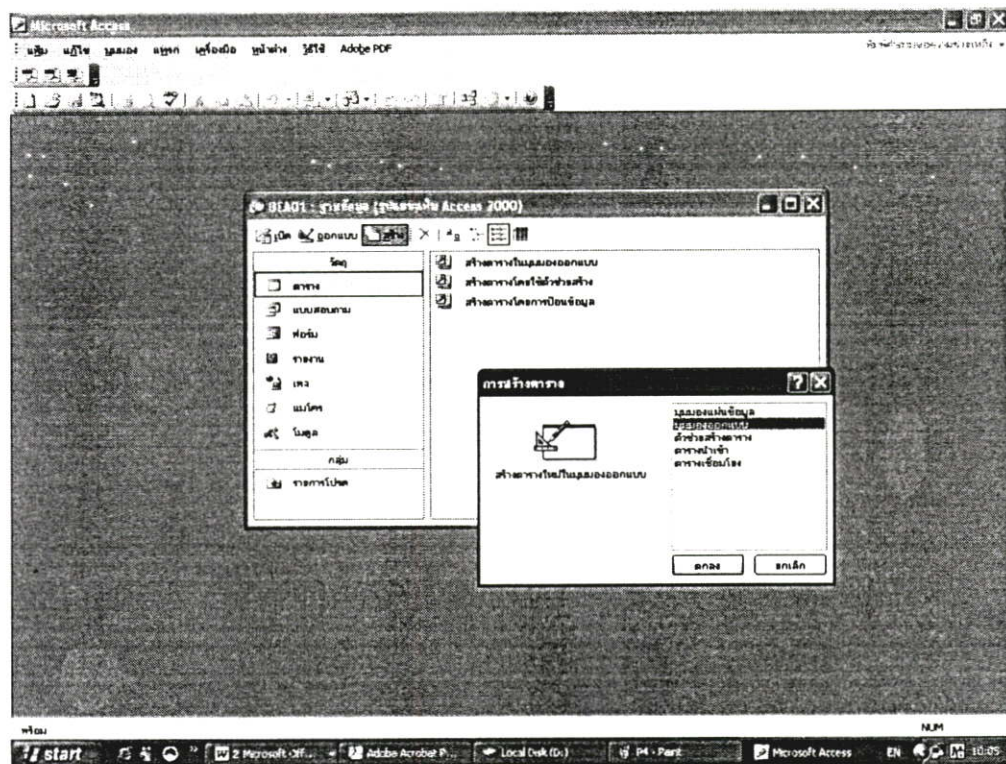
หลังจากกดปุ่ม สร้างใหม่ จอภาพก็จะแสดงกรอบหน้าต่างชื่อ ตารางใหม่ ดังรูปผนวก ข-5 จะเห็นว่า มีคำสั่งให้เราเลือกว่า ต้องการสร้างฐานข้อมูลด้วยวิธีใด ได้แก่

| | |
|----------------|---|
| Datasheet View | หมายถึง สร้างโดยใช้ตารางข้อมูล |
| Design View | หมายถึง สร้างโดยใช้ตารางระบุนรายละเอียดของข้อมูลที่ต้องการจัดเก็บ |
| Table Wizard | หมายถึง สร้างโดยให้ Access คอยเป็นผู้ช่วย |
| Import Table | หมายถึง สร้างโดยวิธีอ่านข้อมูลหรือคัดลอกข้อมูลจาก Table อื่นมาใช้ |
| Link Table | หมายถึง สร้างโดยวิธีการเชื่อมโยงไปหาข้อมูลใน Table อื่น |

ในการทดลองนี้เลือกการสร้างฐานข้อมูลโดยวิธี **Design View** จากนั้นกดปุ่ม ตกลง



รูปผนวก ข-4 แสดงหน้าจอหลักของ Microsoft Access



รูปผนวก ข-5 แสดงการเลือกรูปแบบของตาราง

หลังจากเลือกวิธีการสร้างฐานข้อมูล ที่หน้าจอก็จะแสดงตารางเพื่อให้กรอกรายละเอียดของข้อมูลที่ต้องการจัดเก็บ ดังรูปผนวก ข-6 จะมีช่องว่างให้เราป้อนรายละเอียด 3 ช่อง คือ

ชื่อเขตข้อมูล (Field Name) เป็นช่องที่ใช้ป้อนฟิลด์ (Field) ข้อมูล

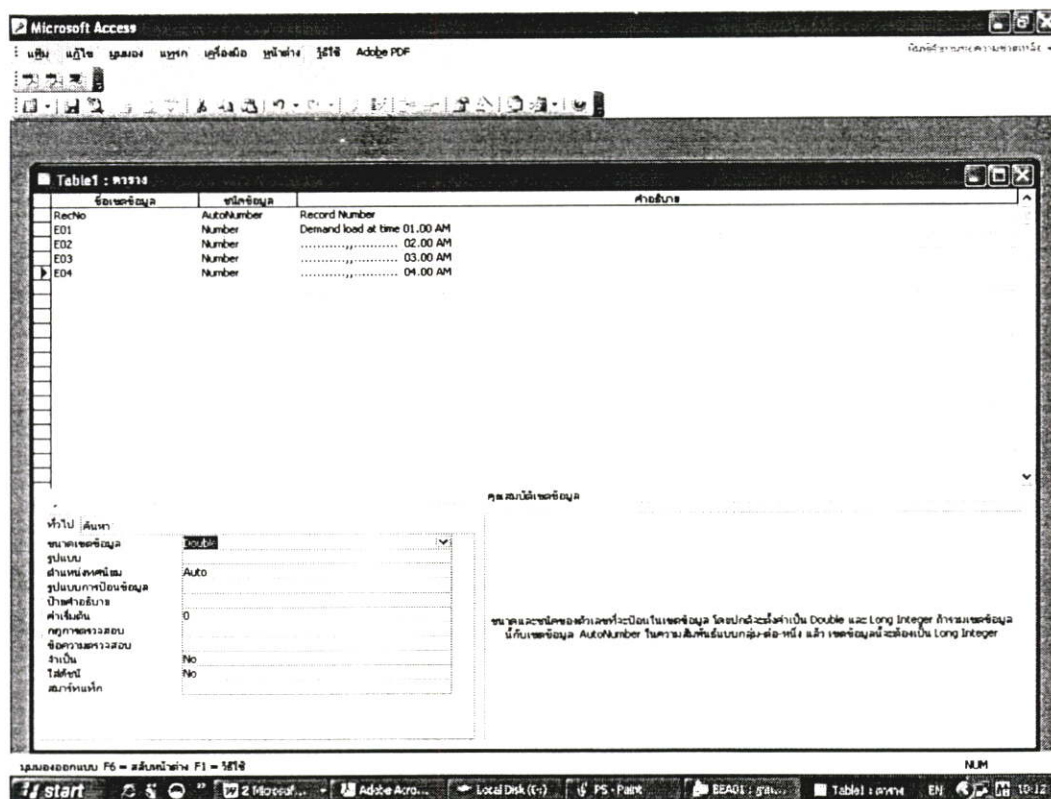
ชนิดข้อมูล (Data type) เป็นช่องที่ใช้กำหนดว่าฟิลด์ (Field) นั้น มีลักษณะเป็นข้อมูลแบบใด (เป็นตัวเลขหรือข้อความ, ยาวจำนวนกี่หลัก ฯลฯ)

คำอธิบาย (Description) เป็นช่องที่ใช้บันทึกคำอธิบายเกี่ยวกับรายละเอียดของข้อมูลในฟิลด์นั้น จากการทดลองทำการกรอกรายละเอียดของข้อมูลในตาราง Electron ดังต่อไปนี้

ชื่อเขตข้อมูล มีทั้งหมด 31 ชื่อ โดยกำหนดในแถวที่ 1 ให้เป็นชื่อ RecNo และตั้งแต่แถวที่ 2 ถึงแถวที่ 31 กำหนดให้เป็นชื่อ E01 ถึง E30 ตามลำดับ

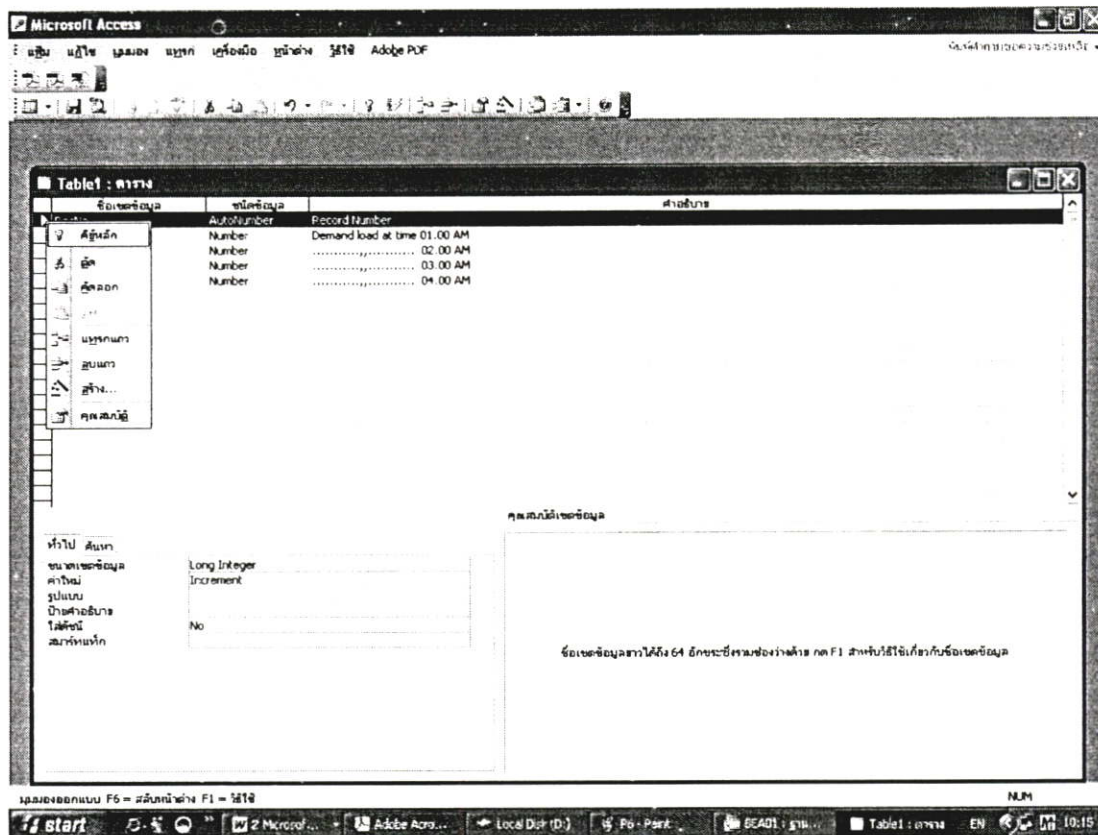
ชนิดข้อมูล กำหนดให้ RecNo เป็น AutoNumber และ E01 ถึง E30 เป็น Number

คำอธิบาย กำหนดให้ RecNo เป็นวันที่ทำการบันทึกค่าใช้พลังงานไฟฟ้าตั้งแต่ 1 – 30 มิถุนายน 2549, E01 ถึง E24 บันทึกค่าการใช้ไฟฟ้าเป็นรายชั่วโมงในแต่ละวัน, E25 และ E26 บันทึกข้อมูลอุณหภูมิต่ำสุดและสูงสุดของแต่ละวันตามลำดับ, E27 ถึง E29 เก็บค่า Day code ของวันในรอบสัปดาห์ และ E30 เก็บค่า Holiday ของวันที่เป็นวันหยุด แสดงการกรอกรายละเอียดได้ดังรูปผนวก ข-6



รูปผนวก ข-6 แสดงการกำหนดรายละเอียดของฟิลด์ข้อมูล

หลังจากที่ได้กำหนดรายละเอียดของฟิลด์ต่างๆ เป็นที่เรียบร้อยแล้ว จะต้องทำการเซ็ทคีย์หลัก โดยในตารางนี้จะเซ็ทให้ฟิลด์ RecNo เป็นคีย์หลัก โดยลากเมาส์ไปอยู่เหนือคำว่า RecNo แล้วกดปุ่ม ขวาบนเมาส์ ลากเมาส์ไปอยู่เหนือคำว่า คีย์หลักแล้วกดปุ่มซ้ายบนเมาส์ ดังรูปผนวก ข-7



รูปผนวก ข-7 แสดงการเซ็ทค่าคีย์หลักของตารางข้อมูล Electron

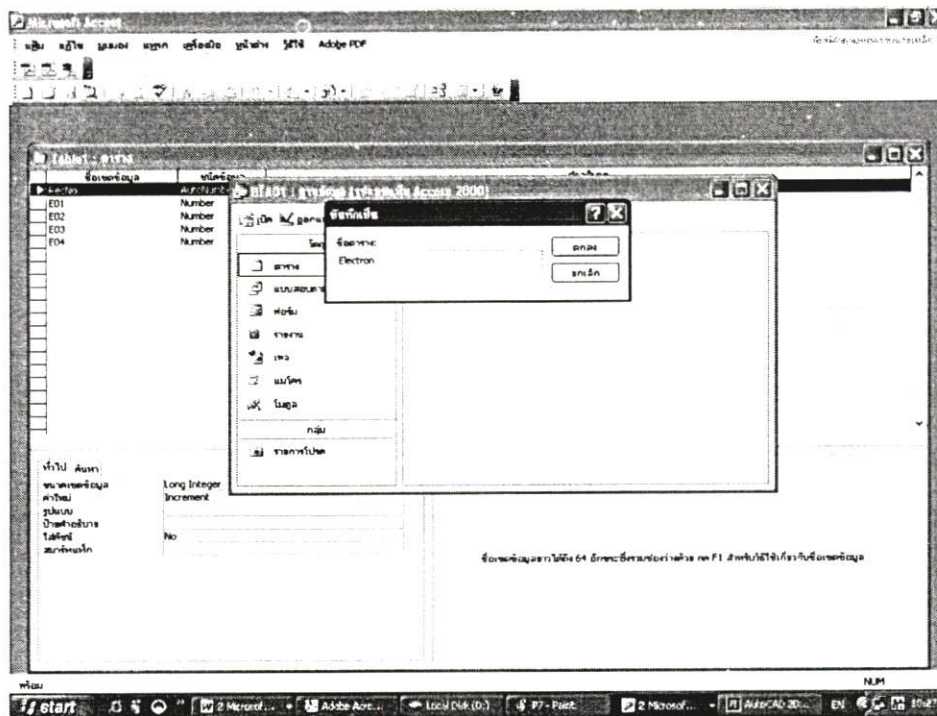
เมื่อทำการปิดหน้าต่างของตารางข้อมูลแล้วจะขึ้นหน้าต่างให้ใส่ชื่อของตาราง ในการทดลองนี้ ใส่ชื่อว่า Electron เพื่อให้ตรงกับ Source Code ของโปรแกรม Matlab

ทำตารางข้อมูลเพิ่มอีก 1 ตาราง เพื่อทำการเก็บผลจากการพยากรณ์โหลด โดยให้ชื่อตารางข้อมูลว่า Result เพื่อให้ตรงกับ Source Code ของโปรแกรม Matlab โดยเก็บตารางข้อมูลนี้ให้อยู่ในชื่อไฟล์ฐานข้อมูลเดียวกันกับตารางข้อมูลที่ชื่อ Electron (BEA01.mdb) โดยวิธีการสร้างตารางทำเช่นเดียวกันกับที่ได้กล่าวมาตอนต้น โดยรายละเอียดของข้อมูลมีดังนี้

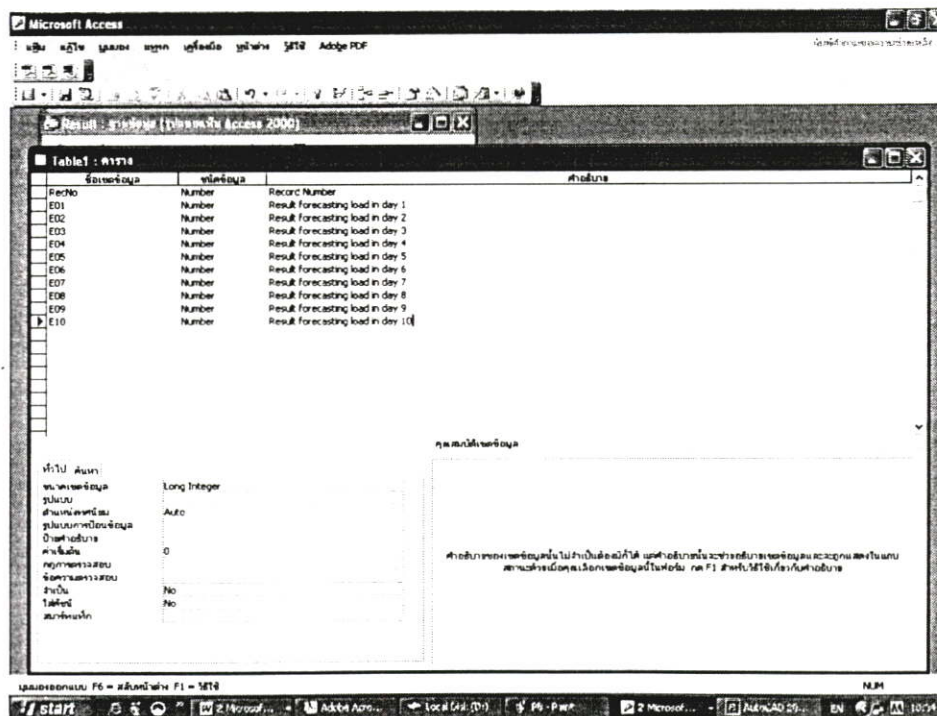
ชื่อเขตข้อมูล มีทั้งหมด 11 ชื่อ โดยกำหนดในแถวที่ 1 ให้เป็นชื่อ RecNo และตั้งแต่แถวที่ 2 ถึงแถวที่ 11 กำหนดให้เป็นชื่อ E01 ถึง E10 ตามลำดับ

ชนิดข้อมูล กำหนดให้ RecNo เป็น AutoNumber และ E01 ถึง E10 เป็น Number

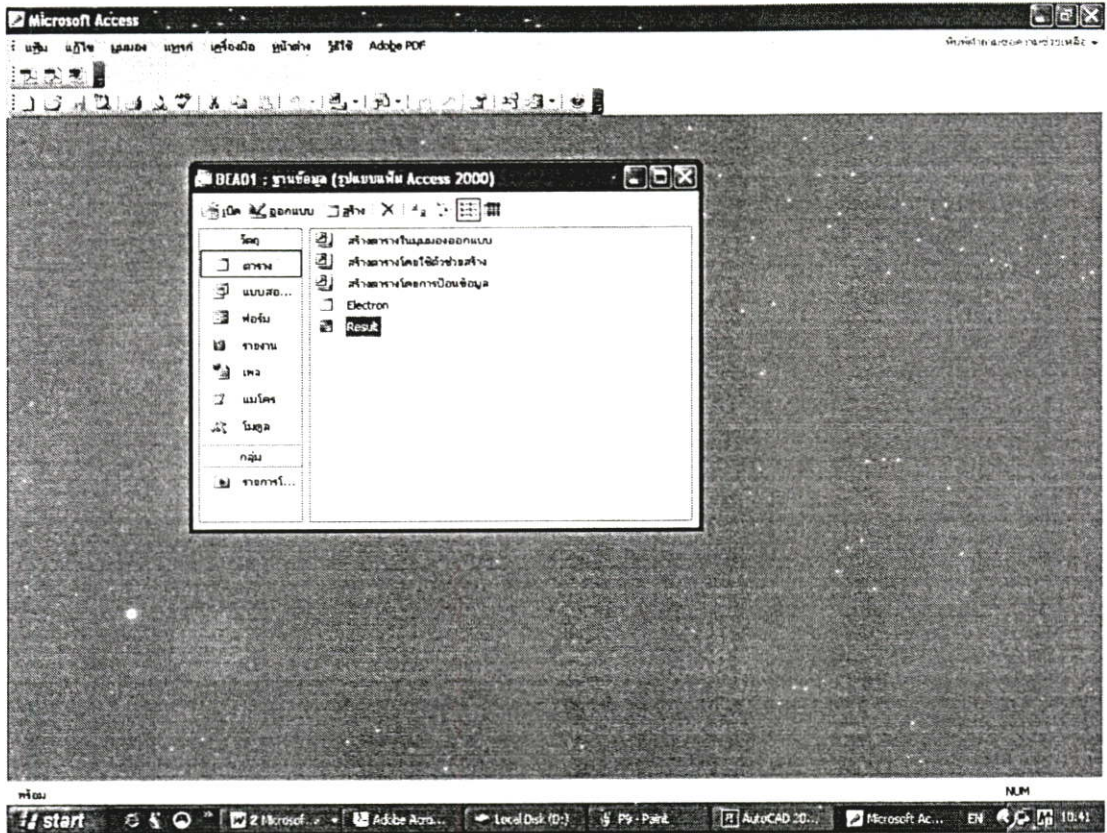
คำอธิบาย กำหนดให้ RecNo เป็นผลการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมตั้งแต่ 21 – 30 มิถุนายน 2549 และให้ E01 ถึง E10 เก็บค่าเอาต์พุตที่ได้จากการพยากรณ์โหลดของโครงข่ายประสาทเทียม แสดงผังรูปแผนก ข-9



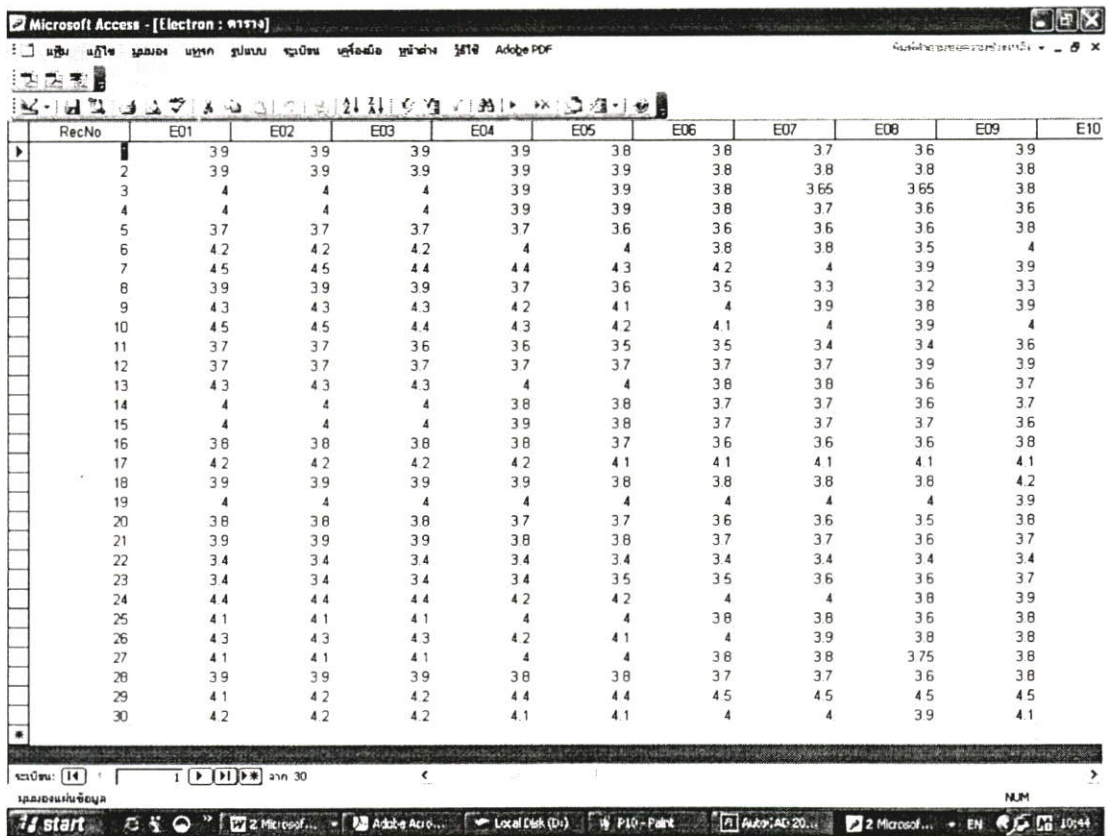
รูปผนวก ข-8 แสดงการใส่ชื่อตารางข้อมูล Electron



รูปผนวก ข-9 แสดงรายละเอียดข้อมูลของตาราง Result สำหรับเก็บผลการพยากรณ์โหลด



รูปผนวก ข-10 แสดงไฟล์ฐานข้อมูลชื่อBEA01.mdb ซึ่งประกอบด้วยตารางข้อมูล 2 ชุด



รูปผนวก ข-11 แสดงการเก็บข้อมูลโหนดทั้งหมดในตาราง Electron เพื่อใช้ในการพยากรณ์โหนด

Microsoft Access - [Result1 : ตาราง]

เมนู บันทึก แก้ไข ลบออก ฟิลเตอร์ ฐานข้อมูล เครื่องมือ หน้าที่อื่น ๆ MSN Adobe PDF

บันทึกข้อมูลลงในฐานข้อมูล

| Recno | E01 | E02 | E03 | E04 | E05 | E06 | E07 | E08 | E09 | E10 |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 1 | 4 | 4 | 3 | 2 | 2 | 3 | 5 | 6 | 6 | 6 |
| 2 | 2 | 3 | 4 | 2 | 2 | 2 | 5 | 5 | 4 | 4 |
| 3 | 3 | 3 | 4 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 4 | 3 | 5 | 2 | 2 | 2 | 2 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 5 | 1 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 6 | 4 | 4 | 5 | 2 | 2 | 2 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 7 | 3 | 3 | 4 | 2 | 2 | 2 | 5 | 5 | 5 | 5 |
| 8 | 6 | 6 | 6 | 2 | 2 | 3 | 7 | 6 | 6 | 6 |
| 9 | 5 | 6 | 3 | 2 | 2 | 3 | 7 | 6 | 7 | 7 |
| 10 | 4 | 2 | 3 | 2 | 2 | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 |
| 11 | 6 | 5 | 6 | 2 | 2 | 3 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 12 | 6 | 5 | 4 | 2 | 2 | 3 | 7 | 6 | 6 | 6 |
| 13 | 5 | 3 | 5 | -5 | -5 | -5 | -5 | -5 | -5 | -5 |
| 14 | 4 | 4 | 5 | 2 | 2 | 3 | 7 | 8 | 8 | 8 |
| 15 | 6 | 7 | 6 | 3 | 2 | 4 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 16 | 4 | 3 | 7 | 2 | 3 | 4 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 17 | 5 | 6 | 4 | 1 | 2 | 3 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 18 | 3 | 3 | 3 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 19 | 4 | 3 | 3 | 2 | 3 | 3 | 7 | 4 | 3 | 3 |
| 20 | 3 | 5 | 4 | 2 | 3 | 3 | 7 | 6 | 6 | 6 |
| 21 | 3 | 3 | 3 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 | 7 |
| 22 | 3 | 3 | 4 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 | 6 |
| 23 | 4 | 3 | 5 | 2 | 3 | 3 | 6 | 2 | 0 | 0 |
| 24 | 4 | 5 | 4 | 2 | 3 | 3 | 5 | 5 | 4 | 4 |
| * | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

แสดง: 14 จาก 24

Record Number

start | Adobe Acrobat | P12 - Part | Project2 : ฐาน... | Result1 : ตาราง | AutoCAD 20... | EN | 16:20

รูปผนวก ข-12 แสดงการเก็บข้อมูลจากผลการพยากรณ์โหลดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

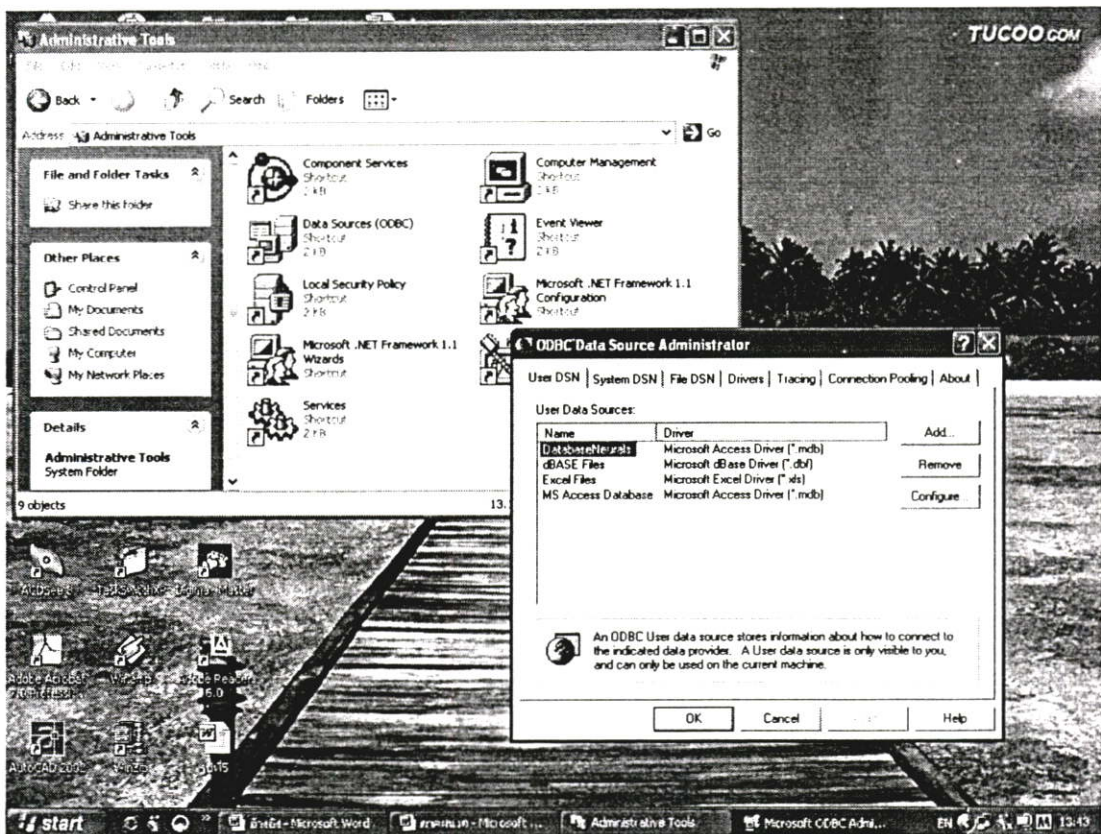
ภาคผนวก ก

การติดต่อกับฐานข้อมูล

การติดต่อฐานข้อมูล Open Database Connectivity (ODBC)

เมื่อเราสร้างฐานข้อมูลขึ้นโดยใช้โปรแกรม Microsoft Access หลังจากนั้นหากต้องการเรียกใช้งานฐานข้อมูลดังกล่าว เราก็สามารถใช้โปรแกรม Microsoft Access เรียกใช้งานได้เลย แต่ถ้าต้องการใช้โปรแกรมแอปพลิเคชันอื่นที่ไม่ใช่ Microsoft Access อาทิเช่น Delphi หรือ ASP มาเรียกใช้งานฐานข้อมูลที่สร้างจาก Microsoft Access โปรแกรมแอปพลิเคชันดังกล่าว ก็ต้องมีคุณสมบัติและความสามารถในการติดต่อกับฐานข้อมูลชนิดที่สร้างมาจากโปรแกรม Microsoft Access ซึ่งหมายถึงต้องอ่านฐานข้อมูลที่สร้างและเก็บเป็นไฟล์ข้อมูลที่มีส่วนขยายเป็น .MDB ได้นั่นเอง

เพื่อเป็นการแก้ปัญหาในการเรียกใช้งานฐานข้อมูลที่สร้างมาจากโปรแกรมแอปพลิเคชันต่างโปรแกรม เราจะอาศัยโปรแกรมที่ใช้เทคนิค ODBC หรือ Open Database Connectivity ซึ่งโปรแกรมดังกล่าวจะช่วยให้โปรแกรมแอปพลิเคชันที่แตกต่างกัน สามารถใช้งานข้อมูลร่วมกันได้ โดยโปรแกรมที่ทำหน้าที่เป็น ODBC จะถูกเรียกว่า ODBC driver ซึ่งหากต้องการติดต่อกับฐานข้อมูลชนิดใด ก็มักจะตั้งชื่อให้ตรงกับชื่อชนิดของฐานข้อมูลนั้น

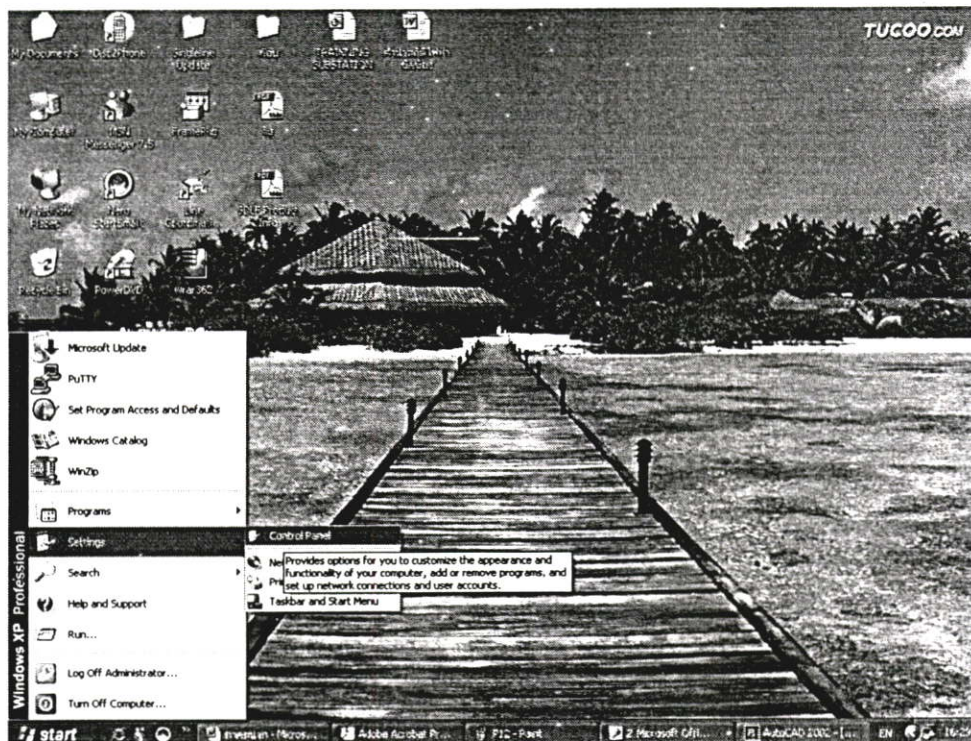


รูปผนวก ค-1 แสดงการเรียกใช้งานฐานข้อมูลที่สร้างจาก Microsoft Access Driver (*.MDB) ได้โดยการเรียกใช้ผ่านทาง ODBC driver

การติดตั้ง ODBC

การติดตั้ง ODBC จะทำที่ Control Panel ซึ่งมีขั้นตอนในการติดตั้งดังนี้

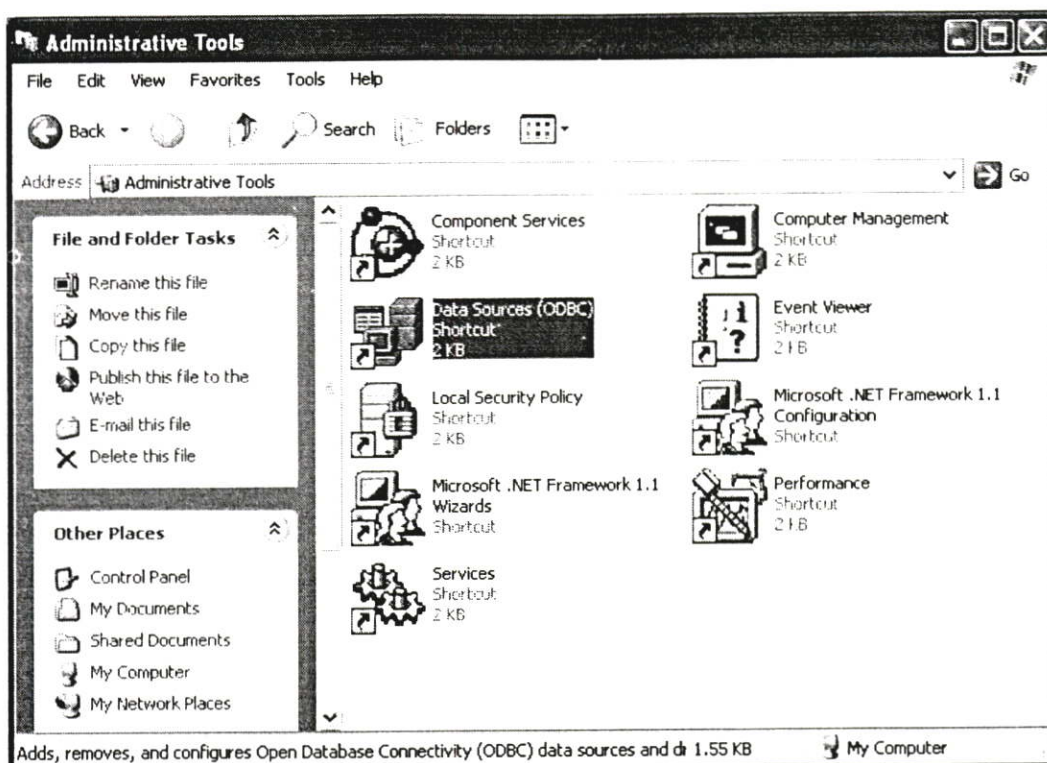
1. เลือก Control Panel ที่ Setting ของเมนู Start ที่ Taskbar ดังรูปผนวก ก-2



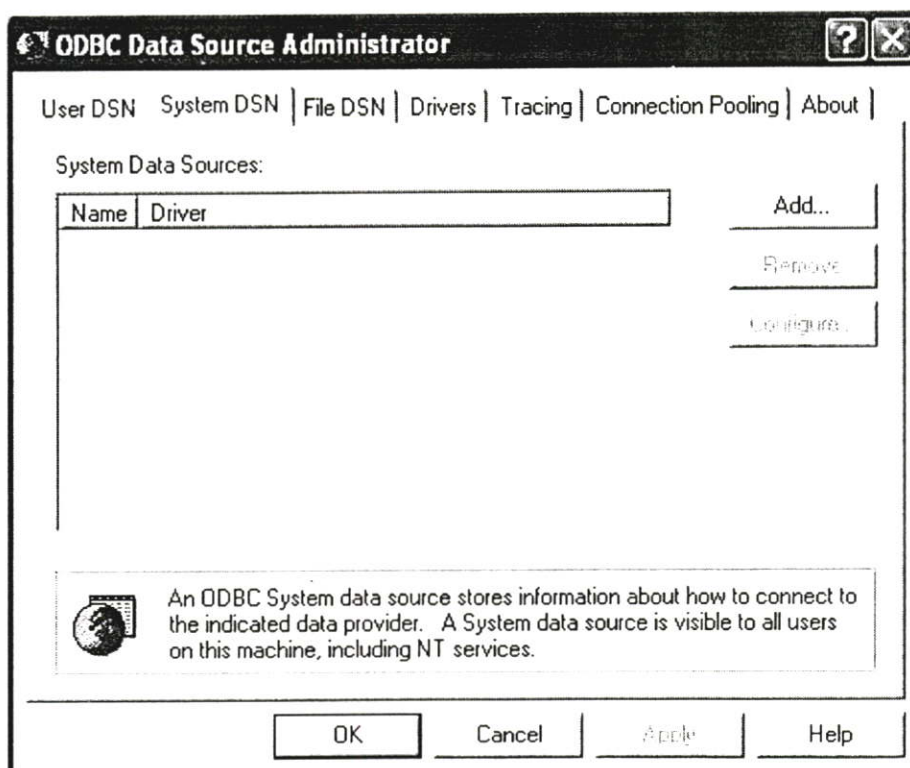
รูปผนวก ก-2 แสดงการเรียก Control Panel จาก taskbar

2. แสดงไฟล์ต่างๆ ในไดเรกทอรี Control Panel เลือกไอคอน ODBC อยู่ในไอคอน Administrative Tools ดังรูปผนวก ก-3

หลังจากเลือกไอคอนของ ODBC แล้วจะแสดงองค์ประกอบของ ODBC เลือกแท็บ System DSN เพื่อทำการติดตั้ง System Data Source ของฐานข้อมูล แล้วคลิกปุ่ม Add... เพื่อทำการเพิ่ม System Data Source ดังรูปผนวก ก-4

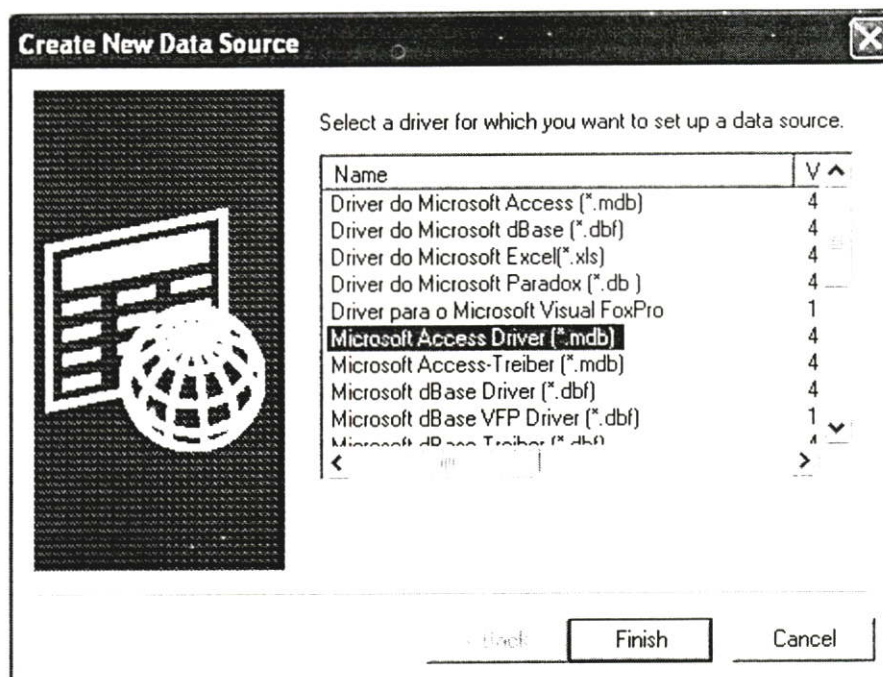


รูปผนวก ก-3 แสดงวิธีการเข้าสู่การติดตั้ง ODBC



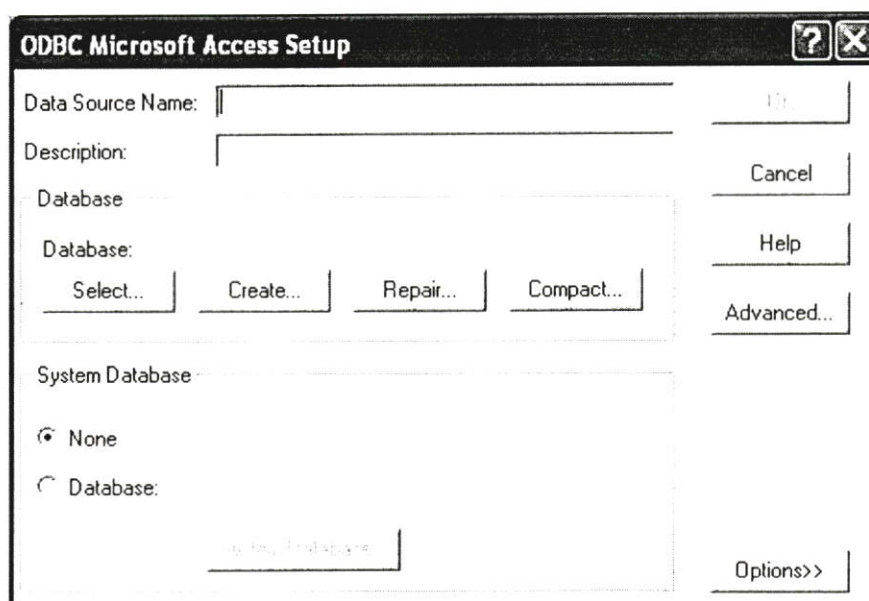
รูปผนวก ก-4 แสดงการติดตั้ง System Data Source ของฐานข้อมูล

เลือกไดรฟ์เวอร์ของฐานข้อมูลที่ใช้ ในโปรแกรมนี้ใช้ Microsoft Access Driver แล้วคลิกปุ่ม
Finish ดังรูปผนวก ก-5



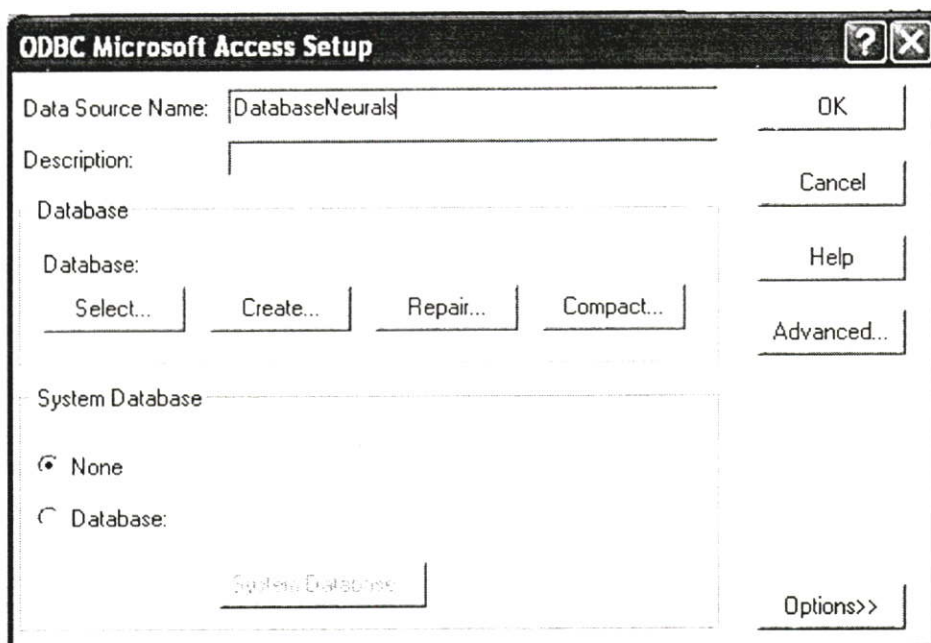
รูปผนวก ก-5 แสดงการเลือกไดรฟ์เวอร์ของฐานข้อมูล

หลังจากคลิกปุ่ม **Finish** แล้วจะปรากฏฟอร์มเพื่อให้ติดตั้ง ODBC สำหรับ ACCESS ดังรูปผนวก ก-6



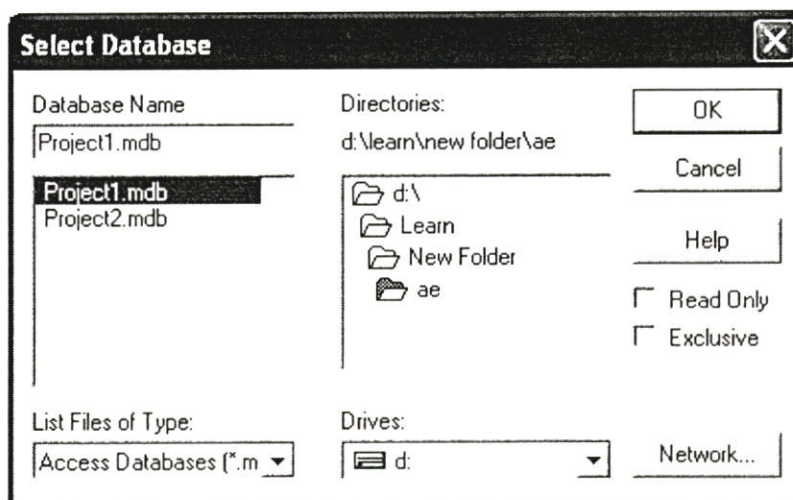
รูปผนวก ก-6 แสดงการติดตั้ง ODBC สำหรับ Microsoft Access

ทำการใส่ข้อมูล Data Source Name โดยชื่อที่ใช้ในการติดต่อฐานข้อมูลให้ชื่อว่า DatabaseNeurals เพื่อให้ตรงกับ Source Code ของโปรแกรม Matlab ดังรูปผนวก ก-7



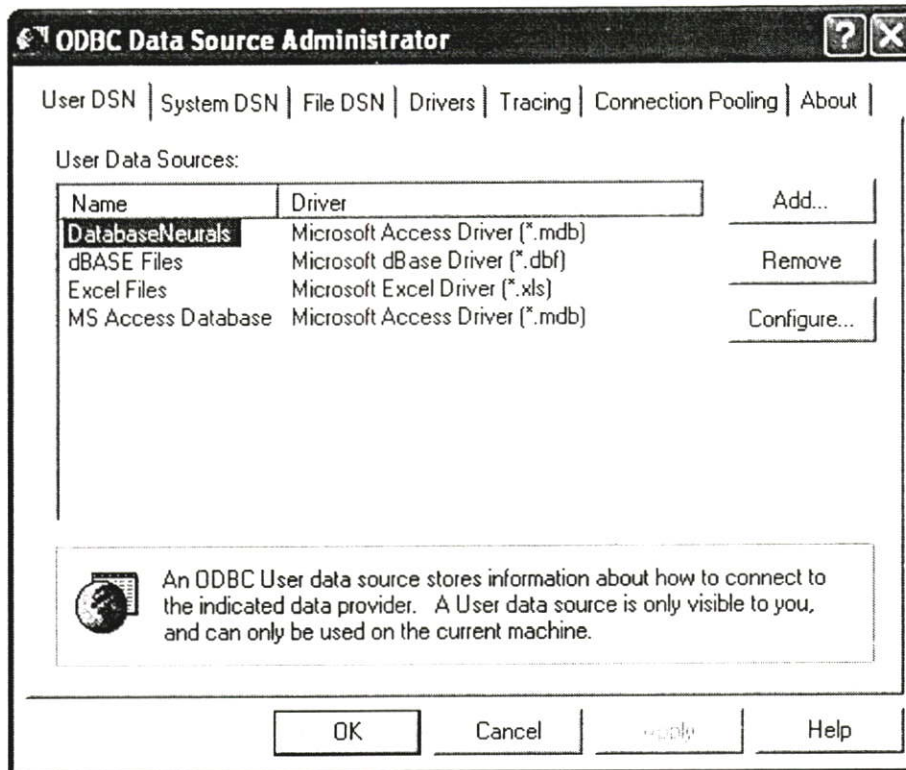
รูปผนวก ก-7 แสดงการตั้งชื่อ DSN สำหรับติดต่อฐานข้อมูล Microsoft Access

หลังจากตั้งชื่อ DSN แล้ว กดปุ่ม Select แล้วเลือกไฟล์ฐานข้อมูลที่ต้องการติดต่อ ดังรูปผนวก ก-8 โดยเลือกชื่อไฟล์ฐานข้อมูล Project1.mdb จากการสร้างในบทที่ได้กล่าวในตอนต้น จากนั้นกดปุ่ม OK



รูปผนวก ก-8 แสดงวิธีการเลือกติดต่อฐานข้อมูล Microsoft Access ชื่อ Project1.mdb

หลังจากกดปุ่ม OK จะแสดงฟอร์มดังรูปผนวก ก-9 เพื่อแสดง Data Source Name และ ไดรฟ์เวอร์ที่ติดตั้ง ODBC สำหรับ Microsoft Access



รูปผนวก ก-9 แสดง DSN และ ไดรฟ์เวอร์ที่ติดตั้ง ODBC สำหรับ Microsoft Access

ภาคผนวก ง

ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 1 – 30 เมษายน 2547
วันที่ 16 กันยายน-15 ตุลาคม 2548
และวันที่ 1-30 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการพยากรณ์

ตารางผนวก ง-1 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 1 – 30 เมษายน 2547 ที่ใช้ในการ
พยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 2 สถานีฯ นครชัยศรี 2 จากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศ
อ. กำแพงแสน จ. นครปฐม

| Date | Air Temperature(oC) | | Date | Air Temperature(oC) | |
|------|---------------------|------|------|---------------------|------|
| | Max. | Min. | | Max. | Min. |
| 1 | 35.5 | 25.1 | 16 | 39.4 | 24.1 |
| 2 | 36.1 | 26.0 | 17 | 38.8 | 22.3 |
| 3 | 36.3 | 24.4 | 18 | 39.0 | 25.2 |
| 4 | 35.7 | 25.5 | 19 | 37.3 | 26.2 |
| 5 | 37.1 | 24.8 | 20 | 37.1 | 24.6 |
| 6 | 38.4 | 24.8 | 21 | 37.6 | 25.5 |
| 7 | 37.9 | 25.4 | 22 | 37.7 | 25.5 |
| 8 | 38.0 | 25.4 | 23 | 37.8 | 25.1 |
| 9 | 37.0 | 24.3 | 24 | 38.4 | 24.0 |
| 10 | 36.0 | 27.5 | 25 | 38.0 | 27.1 |
| 11 | 37.6 | 25.0 | 26 | 37.5 | 25.7 |
| 12 | 38.4 | 25.1 | 27 | 37.3 | 25.0 |
| 13 | 37.6 | 26.5 | 28 | 30.8 | 23.8 |
| 14 | 38.8 | 25.2 | 29 | 35.2 | 22.8 |
| 15 | 39.4 | 24.4 | 30 | 37.2 | 24.0 |

ตารางผนวก ง-2 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 16 กันยายน – 15 ตุลาคม 2548 ที่ใช้
ในการพยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีฯ พุทธมณฑล 2 จากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศ
อ. กำแพงแสน จ. นครปฐม

| Date | Air Temperature(oC) | | Date | Air Temperature(oC) | |
|------|---------------------|------|------|---------------------|------|
| | Max. | Min. | | Max. | Min. |
| 16 | 31.6 | 23.6 | 1 | 31.0 | 24.4 |
| 17 | 32.1 | 23.5 | 2 | 31.0 | 22.7 |
| 18 | 32.6 | 23.7 | 3 | 32.9 | 22.6 |
| 19 | 32.0 | 23.9 | 4 | 33 | 23.7 |
| 20 | 31.8 | 24.2 | 5 | 32.9 | 24.0 |
| 21 | 31.7 | 24.7 | 6 | 30.0 | 24.3 |
| 22 | 31.7 | 24.5 | 7 | 32.8 | 24.2 |
| 23 | 28.7 | 24.2 | 8 | 31.2 | 25.4 |
| 24 | 28.7 | 22.9 | 9 | 29.9 | 24.2 |
| 25 | 29.4 | 23.8 | 10 | 32.5 | 23.5 |
| 26 | 30.9 | 23.8 | 11 | 33.3 | 23.8 |
| 27 | 30.9 | 23.8 | 12 | 34.9 | 23.6 |
| 28 | 31.8 | 23.7 | 13 | 33.2 | 24.0 |
| 29 | 32.1 | 23.6 | 14 | 34.2 | 24.7 |
| 30 | 32.4 | 23.3 | 15 | 35.0 | 25.2 |

ตารางผนวก ง-3 ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด วันที่ 1-30 มิถุนายน 2549 ที่ใช้ในการ
พยากรณ์วงจรฟีดเดอร์ 1 สถานีฯ บางเลน จากสถานีตรวจวัดสภาพอากาศ อ. กำแพงแสน
จ. นครปฐม

| Date | Air Temperature(oC) | | Date | Air Temperature(oC) | |
|------|---------------------|------|------|---------------------|------|
| | Max. | Min. | | Max. | Min. |
| 1 | 34.1 | 24.7 | 16 | 34.9 | 26.4 |
| 2 | 34.9 | 25.7 | 17 | 33.8 | 25.9 |
| 3 | 35.5 | 25.5 | 18 | 34.6 | 25.8 |
| 4 | 35.4 | 25.9 | 19 | 34.7 | 25.7 |
| 5 | 35.2 | 26.2 | 20 | 34.2 | 24.1 |
| 6 | 35.3 | 25.2 | 21 | 34.3 | 24.2 |
| 7 | 35.6 | 25.4 | 22 | 34.4 | 25.2 |
| 8 | 35.8 | 25.8 | 23 | 35.1 | 25.9 |
| 9 | 34.5 | 26.0 | 24 | 35.3 | 25.2 |
| 10 | 33.2 | 25.0 | 25 | 34.4 | 25.8 |
| 11 | 35.0 | 25.7 | 26 | 34.3 | 24.7 |
| 12 | 35.2 | 26.4 | 27 | 34.7 | 25.1 |
| 13 | 35.0 | 25.3 | 28 | 34.4 | 25.7 |
| 14 | 35.5 | 23.2 | 29 | 34.1 | 24.8 |
| 15 | 34.1 | 25.2 | 30 | 34.7 | 25.0 |

ภาคผนวก จ

บทความที่ได้รับการตีพิมพ์

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม Short-term Load Forecast using Artificial Neural Networks

นฤมล ชิงเกียรติตระกูล* และ สมชาติ จิรวิภากร**

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายแรงดัน 22 เควี วงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 3 (ภาคกลาง) จังหวัดนครปฐม โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) ชนิดที่มีการแพร่ค่านับย้อนกลับ (Back-Propagation Learning Algorithm) ลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการพลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้ากับอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด มาร่วมวิเคราะห์ซึ่งผลการพยากรณ์เป็นที่ยอมรับได้ โดยผลการทดลองจะมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error : mape) ที่ดีสุดเท่ากับ 5.7525% และในการศึกษานี้จะใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (Multiple Coefficient of Determination : R²) ด้วยโปรแกรม SPSS มาทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่นำมาใช้ในการพยากรณ์

Abstract

This paper presents the short-term load forecasting for feeder number 1 outgoing of Banglane substation of Provincial Electricity Authority Area 3 (Central) Nakhonpathom using Artificial Neural Network (ANN) with back-propagation learning algorithm and supervised learning. The Artificial Neural Network can consider the effect of temperature (max-min) and relative humidity on load. The results compared with the actual energy demands show that the energy demands predicted have the best mean absolute percentage error of 5.7525%. The study uses the multiple coefficient of determination with SPSS

software program and tests the relation of variables in the forecasting.

1. บทนำ

ปัจจุบันได้มีการแยกประเภทของการพยากรณ์[1] โหลดอยู่ 3 ประเภทใหญ่ๆ ได้แก่ การพยากรณ์ระยะยาว (Long term load forecasting) ใช้ประโยชน์ด้านการวางแผนการขยายหน่วยการผลิตในอนาคต (Capacity Expansion Planning) การพยากรณ์ระยะกลาง (Medium term load forecasting) ใช้ประโยชน์ด้านวางแผนการบริหารเชื้อเพลิงการผลิต (Fuel Management) และการพยากรณ์ระยะสั้น (Short term load forecasting) ใช้ประโยชน์ด้านการวางแผนการทำงานของโรงจักร (Unit Commitment) หรือวางแผนการผลิตของโรงจักรไฟฟ้า (Scheduling and Operative Reserve) ดังนั้นการพยากรณ์โหลดที่น่าเชื่อถือจึงมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ เนื่องจากปัจจุบันความต้องการไฟฟ้าของประเทศมีแนวโน้มสูงขึ้น ไฟฟ้าซึ่งถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญในการขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจที่กำลังขยายตัวมากขึ้น การพยากรณ์โหลดจะให้อุปกรณ์ต่างๆ ได้นั้น ต้องมีการนำปัจจัยหลายอย่างที่มีผลกระทบต่อปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า เช่น สภาพเศรษฐกิจ จำนวนประชากร จำนวนเครื่องใช้ไฟฟ้า พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟ และสภาพอากาศ มาช่วยวิเคราะห์ นอกจากนี้การพยากรณ์โหลดยังมีวิธีการอีกหลายวิธี เช่น การใช้เทคนิคเชิงสถิติ ได้แก่ วิธีเอกโพเนนเชียลลู่ (Exponential Smoothing) [2] การถดถอยพหุคูณ (Multiple-regression) [3] และ การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) [4] ซึ่งเป็นเทคนิคเชิงปัญญาประดิษฐ์เพื่อเลียนแบบการ

* นักศึกษา ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

** รองศาสตราจารย์ ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

ทำงานของสมองมนุษย์เป็นอีกวิธีหนึ่งที่น่าสนใจในการพยากรณ์โหลด ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้ต่อเนื่องแบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้

ในบทความนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์โหลดโดยสร้างแบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network) ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบต้องมีผู้สอน (Supervised Learning) และใช้สภาพอากาศ อุณหภูมิมีสูงสุด-ต่ำสุดมาเป็นปัจจัยในการวิเคราะห์ [5] ซึ่งข้อมูลที่น่าสนใจในการพยากรณ์นี้ได้จากความต้องการพลังงานไฟฟ้า (MW) ในแต่ละวันเป็นรายชั่วโมงของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน

2. หลักการและทฤษฎี

2.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดที่มีการแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network) จะประกอบด้วยจำนวนปมประสาท (นิวรอน) ที่เรียงต่อกันเป็นชั้นๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input layer) ชั้นเอาต์พุต (Output layer) และชั้นซ่อน (Hidden layer) ซึ่งอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุต

จะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนชั้นถัดไป จนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต ดังรูปที่ 1

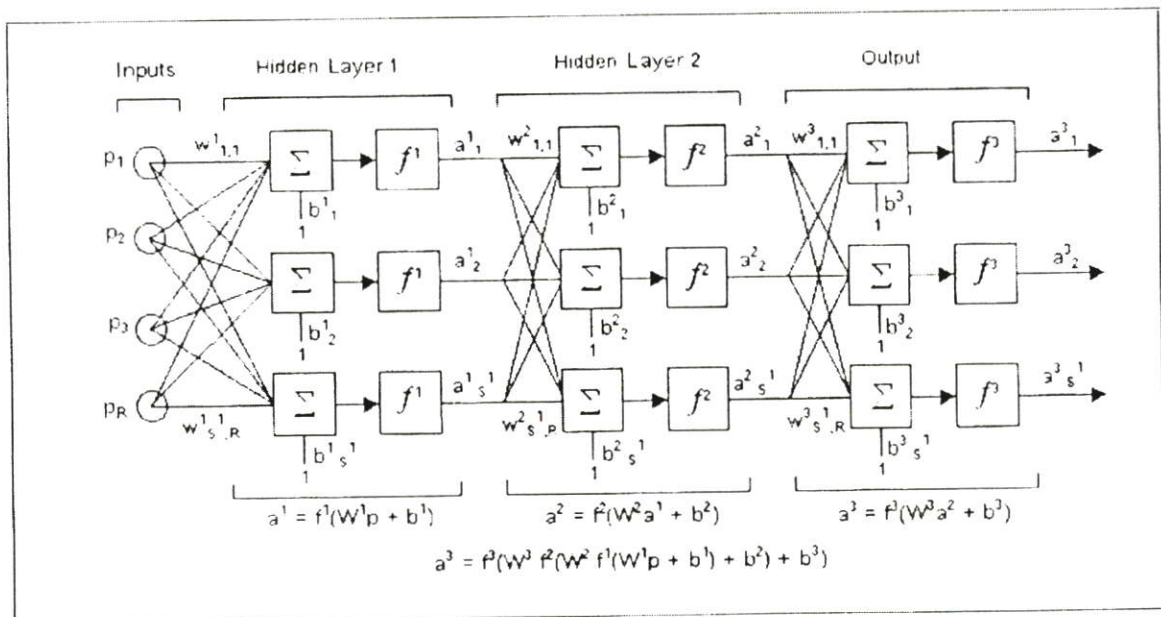
โดยในแต่ละชั้นจะมีการเชื่อมต่อระหว่าง นิวรอนด้วยตัวเชื่อมที่มีค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ซึ่งเรียกว่าค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าตัวทด (bias) นอกจากนี้ยังมีทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (transfer function) ช่วยในการคำนวณหาค่าที่เหมาะสม

รูปที่ 1 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน มี p_1, p_2, \dots, p_R เป็นอินพุตของโครงข่าย a^1 เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนที่ 1 และเป็นอินพุตของชั้นซ่อนที่ 2 a^2 เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนที่ 2 และเป็นอินพุตของชั้นข้อมูลด้านเอาต์พุต และ a^3 เป็นเอาต์พุตของโครงข่าย โดยมี f^1, f^2 และ f^3 เป็นทรานเฟอร์ฟังก์ชัน ซึ่งค่า a^1, a^2 และ a^3 สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$a^1 = f^1(W^1 * p + b^1) \tag{1}$$

$$a^2 = f^2(W^2 * a^1 + b^2) \tag{2}$$

$$a^3 = f^3(W^3 * a^2 + b^3) \tag{3}$$



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน

โดยที่

W^1 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ที่เชื่อมระหว่าง
ชั้นข้อมูลด้านอินพุตและชั้นซ่อนที่ 1

W^2 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ที่เชื่อมระหว่าง
ชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2

W^3 คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) ที่เชื่อมระหว่าง
ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นข้อมูลด้านเอาต์พุต

b^1 คือ ค่าไบแอส (bias) ในชั้นซ่อนที่ 1

b^2 คือ ค่าไบแอส (bias) ในชั้นซ่อนที่ 2

b^3 คือ ค่าไบแอส (bias) ในชั้นข้อมูลด้านเอาต์พุต

ในการศึกษานี้จะใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม Matlab [6] ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Levenberg-Maquardt algorithm (trainlm) โดยทดลองใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชัน linear transfer function, tan-sigmoid transfer function และ log- sigmoid transfer function จากสมการที่ 4-6 สลับกันใน f^1, f^2 และ f^3 เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อยที่สุด (mean absolute percentage error) หาได้จากสมการที่ 7 linear transfer function (purelin)

$$a(n) = n \quad (4)$$

tan-sigmoid transfer function (tansig)

$$a(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^{-n}} \quad (5)$$

log- sigmoid transfer function (logsig)

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (6)$$

mean absolute percentage error (mape)

$$mape = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_{ANN} - E_{real}}{E_{real}} \right| \quad (7)$$

โดยที่

E_{ANN} คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก โครงข่าย
ประสาทเทียม (MW)

E_{real} คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากข้อมูลของ
กฟภ. (MW)

N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

2.2 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ

ในการศึกษานี้ได้นำวิธีการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของตัวแปรเพื่อเลือกตัวแปรที่จะนำมาใช้ในการพยากรณ์โหลด โดยใช้สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (Multiple Coefficient of Determination : R^2) ด้วยโปรแกรม SPSS [7] ซึ่งจะแสดงอิทธิพลของตัวแปรอิสระ (X_1, X_2, \dots, X_k) ที่มีต่อตัวแปรตาม (Y) หรือกล่าวได้ว่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุเป็นสัดส่วนหรือเปอร์เซ็นต์ของความแปรผัน Y ที่มีสาเหตุเนื่องจากความแปรผันของ X_1, X_2, \dots และ X_k ตามดังสมการที่ 8

$$r^2 = R^2 = \frac{\text{ความแปรผันของ } Y \text{ เนื่องจากอิทธิพลของ } X_i}{\text{ความแปรผันทั้งหมด}} \quad (8)$$

โดยที่ $0 < R^2 < 1$

ซึ่งถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมาก

ในการหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุนั้นจะใช้การวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression) ซึ่งจะประกอบไปด้วยตัวแปรตาม 1 ตัว (Y) และตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป (X_1, X_2, \dots, X_k) สามารถเขียนเป็นสมการถดถอยได้ดังสมการที่ 9 แสดงความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรตามและตัวแปรอิสระได้ว่า

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + e \quad (9)$$

โดยที่

β_0 = ส่วนตัดแกน Y เมื่อกำหนดให้ $X_1 = X_2 = \dots = X_k = 0$

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k$ เป็นสัมประสิทธิ์ความถดถอยเชิงส่วน (Partial Regression Coefficient) โดยที่ β_i เป็นค่าที่แสดงถึงการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม Y เมื่อตัวแปรอิสระ X_i เปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย โดยที่ตัวแปรอิสระ X ตัวอื่นมีค่าคงที่

e = ความคลาดเคลื่อน

2.3 ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษานี้ ได้ใช้ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้า (MW) ในแต่ละวันเป็นรายชั่วโมงของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน ซึ่งมีผู้ใช้ไฟเป็นประเภทโรงงานอุตสาหกรรม

มีปริมาณโหลดสูงสุดประมาณ 5 MW ตั้งแต่วันที่ 1-30 มิถุนายน 2549 รวมทั้งหมด 30 วัน และใช้ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดในแต่ละวันของสถานีตรวจวัดสภาพอากาศกรมอุตุนิยมวิทยา อำเภอกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม ในการศึกษาจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนด้วยทรานเฟอร์ฟังก์ชัน (สมการที่ 4-6) ในชั้นซ่อนที่มีความชัน เท่ากับ 1.0 โดยเงื่อนไขจะเลือกค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส โดยการสุ่มเลือกและในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลอินพุตจะมี 58 อินพุต ดังแสดงในตารางที่ 1 ซึ่งรูปแบบตัวอย่างของข้อมูลอินพุตทั้ง 58 อินพุตแสดงได้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 1 แสดงอินพุตทั้งหมดที่ใช้ในการพยากรณ์

| ที่ | ข้อมูลการเรียนรู้ | จำนวน |
|-----|---|-------|
| 1 | โหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน | 24 |
| 2 | โหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน | 24 |
| 3 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน | 2 |
| 4 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน | 2 |
| 5 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันที่พยากรณ์ | 2 |
| 6 | การกำหนดวัน (Day code: DC) ในรอบสัปดาห์ เป็น binary code 3 บิต | 3 |
| 7 | การแสดงความวันหยุด (Holiday: HD) วันหยุดการทำงานเป็น 1 วันทำงานเป็น 0 | 1 |
| รวม | | 58 |

ตารางที่ 2 แสดงตัวอย่างข้อมูลอินพุต 58 อินพุต

| No | E01 | E24 | MinT | MaxT | DC1 | DC2 | DC3 | HD |
|----|-----|-----|------|------|-----|-----|-----|----|
| 1 | 3.9 | 3.9 | 24.7 | 34.1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 3.9 | 4 | 25.7 | 34.9 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 3 | 4 | 4 | 25.5 | 35.5 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 28 | 3.9 | 4.1 | 25.7 | 34.4 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| 29 | 4.1 | 4.2 | 24.8 | 34.1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| 30 | 4.2 | 4.9 | 25 | 34.7 | 1 | 0 | 1 | 0 |

จากตารางที่ 2 สามารถอธิบายข้อมูลอินพุตที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ทั้ง 58 อินพุตได้ดังนี้ เช่นในการพยากรณ์โหลดวันที่ 3 มิถุนายน ใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 2 วันจำนวน 24 อินพุต และใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน จำนวน 24 ชั่วโมง

นั่นคือข้อมูลของโหลดรายชั่วโมงในวันที่ 1 มิถุนายน และข้อมูลโหลดรายชั่วโมงของวันที่ 2 มิถุนายน ตามลำดับรวมเป็น 48 อินพุต และใช้ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน จำนวน 2 อินพุต ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน จำนวน 2 อินพุต ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันพยากรณ์ จำนวน 2 อินพุต นั่นคือข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันที่ 1, 2 และ 3 มิถุนายน ตามลำดับ รวม 6 อินพุต และใช้ข้อมูลการกำหนดวัน (Day Code: DC) ตามตารางที่ 3 อีก 3 อินพุต และใช้ข้อมูลการแสดงความวันหยุด (Holiday: HD) โดยให้วันทำงานเป็น 0 และวันหยุดเป็น 1 อีก 1 อินพุต รวมทั้งหมด 58 อินพุต

ตารางที่ 3 แสดงการกำหนดวัน (Day code: DC) ในรอบสัปดาห์ เป็น binary code 3 บิต

| Day | Mon | Tue | Wed | Thu | Fri | Sat | Sun |
|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| DC1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| DC2 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| DC3 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 |

ในการศึกษาจะใช้ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training Patterns) ทั้งหมด 20 วัน (ตั้งแต่วันที่ 1-20 มิถุนายน 2549) และใช้ข้อมูลชุดทดสอบ (Test Patterns) ทั้งหมด 10 วัน (ตั้งแต่วันที่ 21-30 มิถุนายน 2549) และใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 2 ชั้นซ่อน ซึ่งมีแนวโน้มที่จะสามารถแก้ไขปัญหาได้ดีกว่าโครงสร้างที่มีจำนวน 1 ชั้นซ่อน และใช้ระยะเวลาในการเรียนรู้ได้เร็วกว่าโครงสร้างที่มีจำนวน 3 ชั้นซ่อน โดยที่โครงสร้างประสาทเทียมจะมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 แตกต่างกันทั้งสิ้น 4 กรณี ดังแสดงในตารางที่ 4 โดยแต่ละกรณีจะฝึกสอนด้วยรูปแบบทรานเฟอร์ฟังก์ชันของแต่ละชั้นซ่อนที่แตกต่างกันทั้ง 4 กรณี

ตารางที่ 4 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษา

| ที่ | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 |
|-----|----------------------------|----------------------------|
| 1 | 8 | 3 |
| 2 | 15 | 8 |
| 3 | 30 | 24 |
| 4 | 32 | 28 |

3. ผลการทดลอง

หลังจากที่ได้ทำการทดลองหลายครั้งโดยการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนจากการลองผิดลองถูก (trial and error) และทำการฝึกสอนโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้น ผลการวิเคราะห์โครงข่ายประสาทเทียมเมื่อเปรียบเทียบการทดสอบการทำงานของโครงข่ายจากตารางที่ 5 รูปแบบโครงข่ายของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดของการทดสอบนี้คือโครงข่ายที่ให้ค่า mape มีค่าน้อยที่สุด คือโครงข่ายที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 จำนวน 8 และ 3 นิวรอนตามลำดับ ซึ่งมีค่า mape ของข้อมูลชุดเรียนรู้เท่ากับ 2.9394% ค่า mape ของข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 5.7525% และใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันในชั้นซ่อนแรกเป็น logsig ชั้นซ่อนที่สองเป็น logsig และชั้นเอาต์พุตเป็น logsig ซึ่งใช้เวลาการประมวลผล 0.167 นาที

ในการหาค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ ได้ใช้ตัวแปรอิสระทั้งหมด 58 ตัวแปร ได้แก่ อินพุตทั้ง 58 อินพุต และตัวแปรตามเป็นค่าเอาต์พุตความต้องการพลังงาน ไฟฟ้ารายชั่วโมงที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 10 วัน โดยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจจะใช้รูปแบบวิธีการเลือกตัวแปรแบบ Enter คือนำตัวแปรอิสระเข้าสมการทั้งหมด และได้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) อยู่ในช่วง 0.8-1 ซึ่งถือว่าตัวแปรที่เลือกนำมาใช้มีความสัมพันธ์กัน

4. อภิปรายผล

จากผลการพยากรณ์สามารถนำมาเปรียบเทียบกับความต้องการพลังงานไฟฟ้าจริงที่ได้จาก กฟภ. ได้ดังแสดงในรูปที่ 2 จะเห็นว่าช่วงของการทดสอบค่าความ

ต้องการพลังงานไฟฟ้าที่ได้จาก กฟภ. มีค่าสูงในช่วงท้ายๆ ซึ่งทำให้ค่าความผิดพลาดจากการพยากรณ์ในช่วงทดสอบมีค่าสูง เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ของโครงข่ายโครงข่ายประสาทเทียม พบว่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่มี จำนวนมากไม่ได้ทำให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ดีขึ้นอาจเป็นผลมาจากการสุ่มค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส นอกจากนี้สามารถจำแนกปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการพยากรณ์ในการทดลองได้ดังนี้

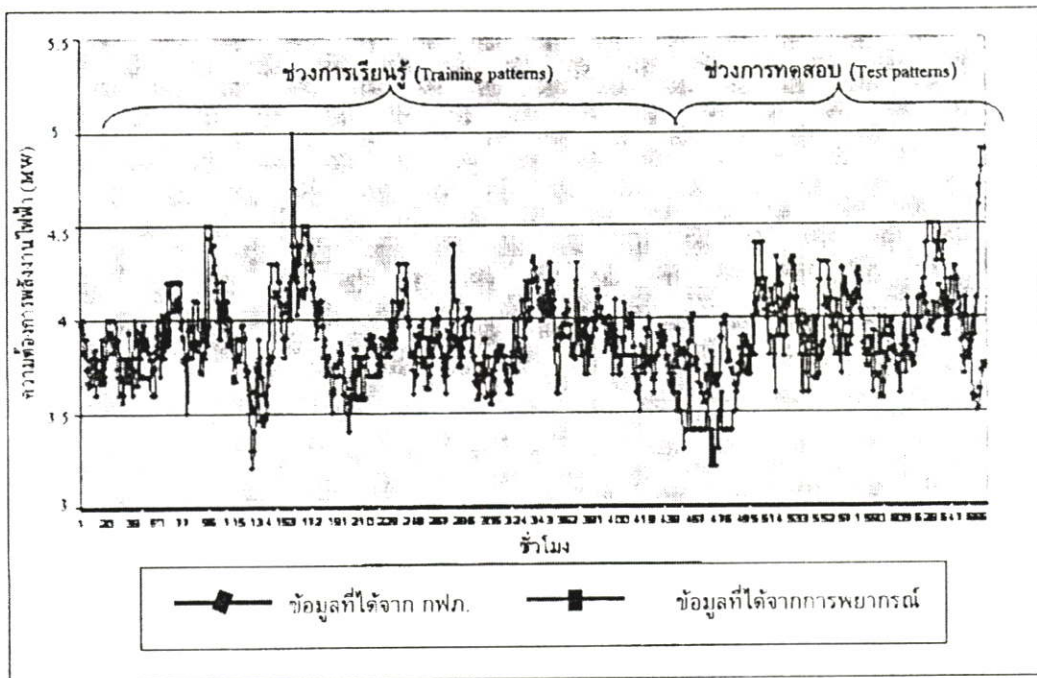
1. ลักษณะโหลด จากการทดลองพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะทำงานโดยอาศัยการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ดังนั้นหากมีการเปลี่ยนแปลงข้อมูลโหลด โครงข่ายประสาทเทียมก็จะมีแนวโน้มเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันกับที่เปลี่ยนแปลงข้อมูลไป ข้อมูลการใช้โหลดจึงเป็นเพียงสิ่งที่แสดงถึงระดับของการใช้พลังงานไฟฟ้าอ้างอิงที่สภาวะแวดล้อมนั้นๆ

2. เวลา ถือเป็นปัจจัยที่สำคัญอีกปัจจัยหนึ่ง เนื่องจากลักษณะการใช้พลังงานไฟฟ้าในแต่ละวันมีความแตกต่างกันออกไปตามช่วงเวลา ในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ที่มีรูปแบบของอินพุตที่แสดงถึงเวลาจะทำให้โครงข่ายสามารถเรียนรู้ถึงสภาพการใช้พลังงานไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3. อุณหภูมิ อุณหภูมิเป็นปัจจัยที่สำคัญอีกประการหนึ่งที่ส่งผลกระทบต่ออัตราการใช้กำลังไฟฟารูปแบบลักษณะของการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบจำหน่ายจะขึ้นกับสภาพอากาศ ขณะที่อัตราใช้พลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้นหรือลดลงจะขึ้นกับจำนวนของผู้ใช้ไฟฟ้าที่เชื่อมต่ออยู่กับระบบ

ตารางที่ 5 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โหลดที่ให้ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนและทรานเฟอร์ฟังก์ชันที่แตกต่างกัน 4 กรณี

| ที่ | จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 1 | จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 2 | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | | เวลาที่ใช้ ในการเรียนรู้ (นาที) | mape (%) จากการ เรียนรู้ | mape (%) จากการ ทดสอบ |
|-----|------------------------------------|------------------------------------|----------------------------------|--------------------|------------------|---------------------------------------|--------------------------------|-----------------------------|
| | | | ชั้นซ่อน แรก | ชั้นซ่อน ที่สอง | ชั้น เอาต์พุต | | | |
| 1 | 8 | 3 | logsig | logsig | logsig | 0.16745 | 2.9394 | 5.7525 |
| 2 | 15 | 8 | logsig | logsig | logsig | 0.8091 | 3.9371 | 5.803 |
| 3 | 30 | 24 | logsig | tansig | logsig | 8.7078 | 1.8077 | 7.3166 |
| 4 | 32 | 28 | logsig | purelin | logsig | 7.7737 | 1.20481 | 8.3979 |



รูปที่ 2 กราฟแสดงค่าเปรียบเทียบระหว่างโหลดจริงกับโหลดที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 30 วัน

5. สรุปและข้อเสนอแนะ

การนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเป็นอีกวิธีหนึ่งในการหาความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงของโหลดกับสภาพแวดล้อม โดยอาศัยคุณลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลที่มีความซับซ้อนซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์โหลดเพื่อให้มีความถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้นได้โดยเพิ่มข้อมูลค่าตัวแปรสภาพอากาศ เช่น ความชื้นสัมพัทธ์ ความร้อนสะสม หรือข้อมูลสถานะทางเศรษฐกิจ มาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาถึงข้อมูลในอดีตที่นำมาฝึกสอนซึ่งจะต้องมีข้อมูลมากพอ และมีความถูกต้อง อีกทั้งเพื่อเป็นการเปรียบเทียบการทดสอบกับข้อมูลที่ไม่มีปัจจัยของสภาพอากาศมาเกี่ยวข้อง ซึ่งเป็นแนวทางในการทำการวิจัยต่อไป

เอกสารอ้างอิง

1. รายงานการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า. คณะอนุกรรมการการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า. มกราคม 2547.
2. Christiaanse, W.R. "Short-term load forecasting using exponential smoothing." *IEEE Trans. Power Appar. Syst.* PAS-90 (1971): 900-910.
3. Thompson, R.P. "Weather sensitive demand and energy analysis on a large geographically diverse power system: application to short-term hourly electric demand forecasting." *IEEE Trans. Power Appar. Syst.* PAS-95 (1976): 384-393.
4. ชัยชาญ โภธิสาร สมชาติ จิรวิภากร และศุภีบรรจงจิตร. "การหาช่วงเวลาตัดกระแสวิกฤตในระบบไฟฟ้าขนาดใหญ่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม." *วิศวกรรมลาดกระบัง*, 19, 1 (มีนาคม 2545): 59-64.
5. วีระศักดิ์ อังคปรกรณ์ และวุฒิชัย วิทยาอนุมาส. "การทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม." *ปริญญาทิพนธ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง*, 2544.
6. Demuth, H. and Beale, M. *Neural Network Toolbox User's Guide*. The Math Works, Inc., March 2001.
7. กัลยา วานิชย์บัญชา *การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล*. กรุงเทพมหานคร : สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, 2546.

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่าย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

Short-term Load Forecasting for distribution system using Artificial Neural Networks

นฤมล ชิ่งเถียรตระกูล สมชาติ จิรวินิจกร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

บทคัดย่อ

การพยากรณ์โหลดระยะสั้นเป็นรายชั่วโมงมีความสำคัญต่อการวางแผนการถ่ายเทโหลดของศูนย์ควบคุมการจ่ายไฟ บทความนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN (ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ) Back – Propagation Learning Algorithm (ลักษณะการเรียนรู้แบบมีผู้สอน) Supervised Learning (ของระบบจำหน่ายวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2 ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ.นครปฐม และใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการพลังงานไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟกับอุณหภูมิสูงสุด – ต่ำสุด มาร่วมวิเคราะห์ เพื่อเลือกโครงสร้างการพยากรณ์ที่มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ที่มีค่าน้อยที่สุด ทั้งนี้ได้ทำการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่นำมาใช้ในการพยากรณ์โดยใช้การวิเคราะห์สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ) Multiple Coefficient of Determination : R^2 (ด้วยโปรแกรม SPSS

Abstract

Short-term Load Forecasting is important for switching planning of DDC (Distribution Dispatching Center). This paper presents the short-term load forecasting for outgoing feeder number 1 of Puttamonthon 2 substation of Provincial Electricity Authority (PEA) area 3 (Central) Nakhonpathom using Artificial Neural Network (ANN) with back-propagation learning algorithm and supervised learning. The Artificial Neural Network can consider the effect of temperature (max-min) and relative humidity on load. The results compared with the actual energy demands show that the energy demands predicted have the best mean absolute percentage error. The study uses the multiple coefficient of determination with SPSS software program and tests the relation of variables in the forecasting.

1. บทนำ

ปัจจุบันความต้องการไฟฟ้าของประเทศมีแนวโน้มสูงขึ้น ไฟฟ้าซึ่งถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานที่สำคัญในการ

ขับเคลื่อนทางเศรษฐกิจที่กำลังขยายตัวมากขึ้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่นำเชื่อถือจึงมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ

ดังนั้นไม่เพียงแต่การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะปานกลางและระยะยาวเท่านั้นที่มีความสำคัญ การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นก็มีความสำคัญในด้านการวางแผนการทำงานของโรงจักร (Unit Commitment (หรือวางแผนการผลิตของโรงจักรไฟฟ้า) Scheduling and Operative Reserve(อีกทั้งยังเป็นเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจด้านการพิจารณาการถ่ายเทโหลดให้กับผู้ปฏิบัติงานควบคุมการจ่ายไฟ) Operator(

ในบทความนี้ได้นำเสนอการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยสร้างแบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network([1] ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบต้องมีผู้สอน) Supervised Learning (และใช้สภาพอากาศ อุณหภูมิสูงสุด - ต่ำสุด มาเป็นปัจจัยในการวิเคราะห์[2] ซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ในการพยากรณ์นี้ได้จากความต้องการพลังงานไฟฟ้า) MW (ในแต่ละวันเป็นรายชั่วโมงของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2

2. หลักการและทฤษฎี

2.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม ออกแบบโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งโดยทั่วไปจะมีรูปแบบการจัดเซลล์ประสาทเป็นชั้นๆ) Layer (ประกอบไปด้วย ชั้นอินพุต) Input Layer(การทำงานของ Input Layer จะทำหน้าที่รับข้อมูลเข้าสู่

โครงข่าย ,ชั้นซ่อน)Hidden Layer(ทำหน้าที่ช่วยในการประมวลผลซึ่งในการทำงานของแต่ละชั้นซ่อนจะถูกกำหนดโดยการทำงานของชั้นอินพุต, ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าคั่วทค (bias) บนความสัมพันธ์ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นซ่อน ,ชั้นเอาต์พุต) Output Layer(ทำหน้าที่ผลิตผลตอบของโครงข่าย นอกจากนี้ยังมีทรานเฟอร์ฟังก์ชัน) transfer function (ช่วยในการคำนวณหาค่าที่เหมาะสม

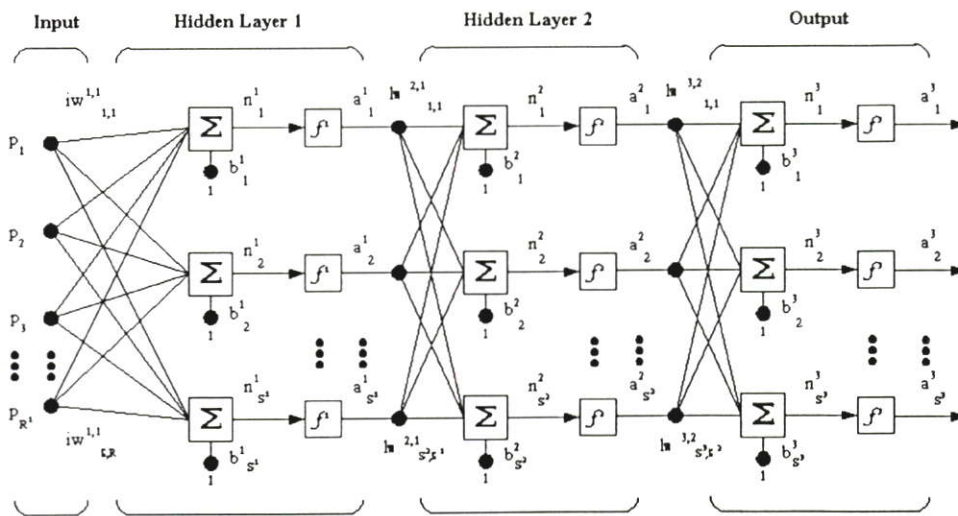
ทุกๆ นิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรก และทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนชั้นถัดไป จนในที่สุดทุกๆ นิวรอนในชั้นซ่อนชั้นสุดท้าย จะส่งสัญญาณไปยังทุกๆ นิวรอนในชั้นเอาต์พุต ดังรูปที่ 1

รูปที่ 1 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน มี P_1, P_2, \dots, P_R เป็นอินพุตของโครงข่าย, a^1 เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนที่ 1 และเป็นอินพุตของชั้นซ่อนที่ 2 a^2 เป็นเอาต์พุตของชั้นซ่อนที่ 2 และเป็นอินพุตของชั้นข้อมูลด้านเอาต์พุต และ a^3 เป็นเอาต์พุตของโครงข่าย โดยมี f^1, f^2 และ f^3 เป็นทรานเฟอร์ฟังก์ชัน ซึ่งค่า a^1, a^2 และ a^3 สามารถหาได้จากสมการต่อไปนี้

$$a^1 = f^1(IW_{1,1} * P + b^1) \tag{1}$$

$$a^2 = f^2(LW_{2,1} * a^1 + b^2) \tag{2}$$

$$a^3 = f^3(LW_{3,2} * a^2 + b^3) \tag{3}$$



รูปที่ 1 โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน

โดยที่ $IW_{1,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้น อินพุตและชั้นซ่อนที่ 1

$LW_{2,1}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้น ซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2

$LW_{3,2}$ คือ ค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้น ซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต

b^1 คือ ค่าไบแอสในชั้นซ่อนที่ 1

b^2 คือ ค่าไบแอสในชั้นซ่อนที่ 2

b^3 คือ ค่าไบแอสในชั้น

ในการศึกษานี้จะใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม Matlab[3] ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ด้วย Levenberg-Maquardt algorithm (trainlm) โดยทดลอง ใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชัน ในสมการ 4-6 สลับกันใน f^1, f^2 และ f^3 เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์น้อย ที่สุด) mean absolute percentage error (หาได้จาก สมการที่ 7

linear transfer function (purelin)

$$a(n) = n \quad (4)$$

tan-sigmoid transfer function

$$a(n) = \frac{1 - e^{-kn}}{1 + e^{-kn}} \quad (5)$$

log- sigmoid transfer function

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-kn}} \quad (6)$$

โดยที่ k คือ ค่าคงที่

mean absolute percentage error (mape)

$$mape = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{E_{ANN} - E_{real}}{E_{real}} \right| \quad (7)$$

โดยที่ E_{ANN} คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากโครงข่าย ประสาทเทียม (MW)

E_{real} คือ พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากข้อมูลของ กฟภ. (MW)

N คือ จำนวนข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ

2.2 การนอร์มัลไลเซชันของชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (Normalisation of Training Data)

เป็นวิธีการจัดระเบียบข้อมูล การนอร์มัลไลเซชัน ชุดข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม จะมี ประโยชน์ คือ ลดเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ และเพิ่มความ ถูกต้องของข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม การนอร์มัลไลเซชันของชุดข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจะทำ ก่อนกระบวนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งจะทำ ให้ค่าของข้อมูลอยู่บนพื้นฐานของ zero mean ($\mu = 0$) และ unity variance ($\sigma = 1$)

2.3 สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ

ในการศึกษานี้ได้นำวิธีการวิเคราะห์หา ความสัมพันธ์ของตัวแปรเพื่อเลือกตัวแปรที่จะนำมาใช้ในการ พยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้า โดยใช้ สัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (Multiple Coefficient of Determination : R^2)[4] ซึ่งจะแสดงอิทธิพลของตัวแปร อิสระที่มีต่อตัวแปรตามดังสมการที่ 8

$$R^2 = \frac{\text{ความแปรผันของ Y เนื่องจากอิทธิพลของ } x_1, x_2, \dots, x_k}{\text{ความแปรผันทั้งหมด}} \quad (8)$$

โดยที่ $0 < R^2 < 1$

ซึ่งถ้า R^2 มีค่าเข้าใกล้ 1 แสดงว่าตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กับตัวแปรตามมาก

จากการศึกษาแบ่งเป็น 24 กรณีได้ผลของค่า R^2 มีค่าเท่ากับ 0.8-1.0 เมื่อให้ความต้องการพลังงานของแต่ละ ชั่วโมงนั้นๆเป็นตัวแปรตาม (Dependent variable) และให้ อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด, Day Code, Holiday และความต้องการพลังงานของแต่ละชั่วโมงที่เหลือเป็นตัวอิสระ (Independent variable)

2.4 ความสัมพันธ์ของพลังงานไฟฟ้าและสภาพอากาศ

รูปลักษณะการใช้พลังงานไฟฟ้าของระบบ จำหน่ายขึ้นอยู่กับสภาพอากาศ ขณะที่อัตราการใช้พลังงาน ไฟฟ้าเพิ่มขึ้นหรือลดลงขึ้นกับจำนวนผู้ใช้ไฟฟ้าที่เชื่อมต่ออยู่กับระบบ งานวิจัยนี้ได้เลือกข้อมูลช่วงเดือนตุลาคม- พฤศจิกายน 2548 เนื่องจากช่วงระยะเวลาที่ โหลดไม่ค่อย เปลี่ยนแปลงมาก อีกทั้งไม่มีเหตุการณ์ไฟฟ้าขัดข้อง ซึ่งทำให้ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษามีความสมบูรณ์

3. ข้อมูลฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิจัยนี้จะมีข้อมูลอินพุตทั้งหมด 58 อินพุต ดังแสดงในตารางที่ 1 โดยใช้ข้อมูลโหลด (MW ในแต่ละวันตั้งแต่วันที่ 16 ตุลาคม - 14 พฤศจิกายน 2548 เป็นรายชั่วโมงของวงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าพุทธมณฑล 2 โดยจ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟหลายประเภท เช่น บ้านที่อยู่อาศัย, ธุรกิจ, โรงงานอุตสาหกรรม และใช้ข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดในแต่ละวันของสถานีตรวจวัดสภาพอากาศกรมอุตุนิยมวิทยาอำเภอกำแพงแสน จังหวัดนครปฐม

ตารางที่ 1 แสดงอินพุตทั้งหมดที่ใช้ในการพยากรณ์

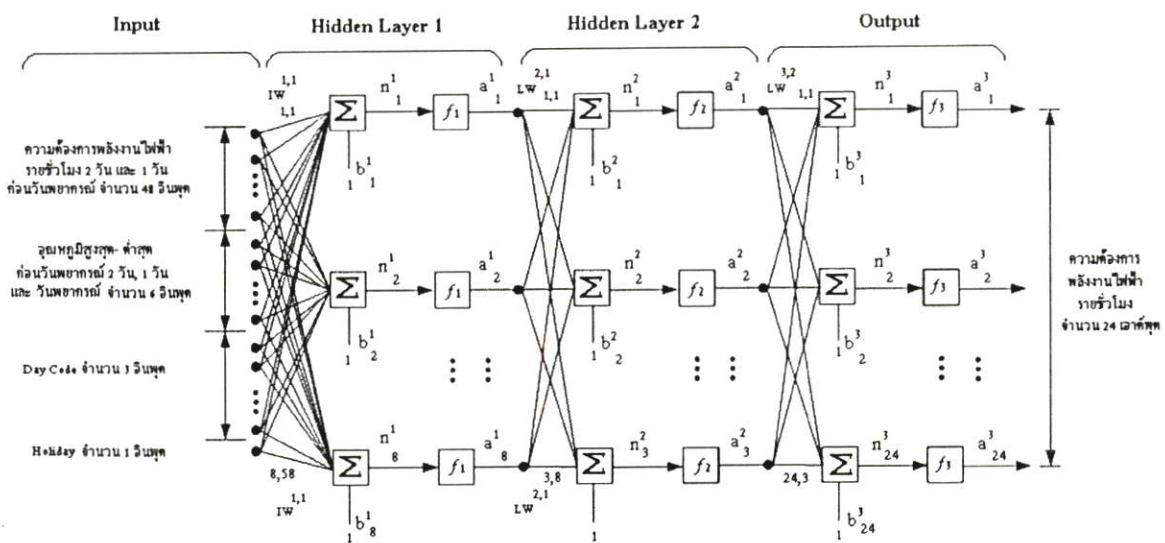
| ที่ | ข้อมูลการเรียนรู้ | จำนวน |
|-----|--|-------|
| 1 | โหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน | 24 |
| 2 | โหลดรายชั่วโมงก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน | 24 |
| 3 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 2 วัน | 2 |
| 4 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดก่อนวันพยากรณ์ 1 วัน | 2 |
| 5 | อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของวันที่พยากรณ์ | 2 |
| 6 | การกำหนดวัน (Day code: DC) ในรอบตัวปัดเข้า เป็น binary code 3 บิต | 3 |
| 7 | การแสดงค่าวันหยุด (Holiday: HD) วันหยุดการทำงานเป็น 1 วันทำงานเป็น 0 | 1 |
| รวม | | 58 |

ในการศึกษาจะเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนด้วย ทรานเฟอร์ฟังก์ชันในชั้นซ่อนที่มีความชัน เท่ากับ 1.0 โดยเงื่อนไขจะเลือกค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส โดยการสุ่มเลือก

ใช้ข้อมูลชุดฝึกสอน (Training Patterns) ทั้งหมด 20 วัน) ตั้งแต่วันที่ 16 ตุลาคม - 4 พฤศจิกายน 2548 (และใช้ข้อมูลชุดทดสอบ)Test Patterns (ทั้งหมด 10 วัน) ตั้งแต่วันที่ 5-14 พฤศจิกายน 2548 (และใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวน 2 ชั้นซ่อนดังแสดงในรูปที่ 2 โดยที่โครงสร้างประสาทเทียมจะมีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 แตกต่างกันทั้งสิ้น 4 กรณี ดังแสดงในตารางที่ 2 โดยแต่ละกรณีจะฝึกสอนด้วยรูปแบบทรานเฟอร์ฟังก์ชันของแต่ละชั้นซ่อนที่แตกต่างกันทั้ง 4 กรณี

ตารางที่ 2 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการศึกษา

| ที่ | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 | จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 |
|-----|----------------------------|----------------------------|
| 1 | 8 | 3 |
| 2 | 15 | 8 |
| 3 | 30 | 24 |
| 4 | 32 | 28 |



รูปที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์

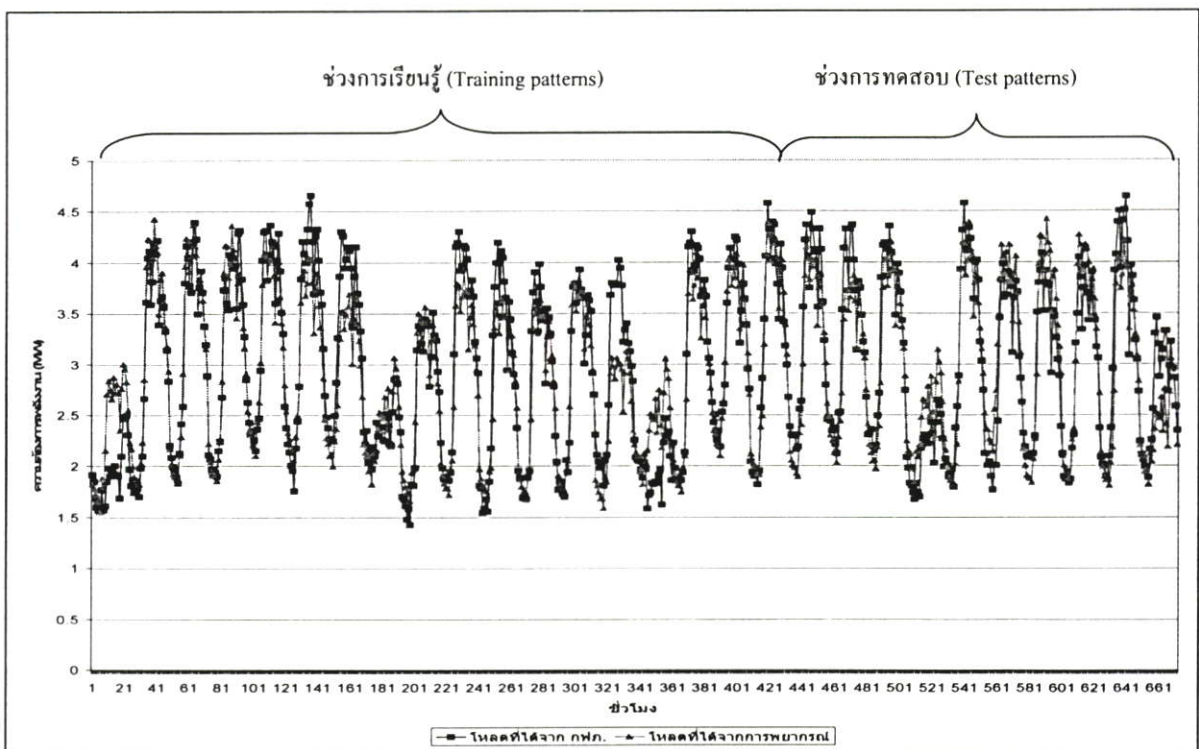
4. ผลการทดลอง

จากตารางที่ 3 รูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับการพยากรณ์ไหลคของการทดสอบนี้คือโครงสร้างที่ให้ค่า mape มีค่าน้อยที่สุด คือ โครงสร้างที่มีชั้นแรก 8 นิวรอน ชั้นตอนที่ 2 มี 3 นิวรอน และใช้ทรานเฟอร์ฟังก์ชันในชั้นก่อนแรกเป็น purelin ชั้น

ตอนที่สองเป็น tansig และชั้นเอาต์พุตเป็น logsig ซึ่งมีค่า mape ของข้อมูลชุดเรียนรู้เท่ากับ 8.488% ค่า mape ของข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 8.8114% และใช้เวลาการประมวลผล 0.193 นาที ผลการศึกษาจะได้ค่าจากวิธีการพยากรณ์ไหลคในแต่ละวันเป็นรายชั่วโมงซึ่งสามารถนำมาเปรียบเทียบกับไหลคจริงได้ดังแสดงในรูปที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ไหลคที่ให้ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นก่อนและทรานเฟอร์ฟังก์ชันที่แตกต่างกัน 4 กรณี

| ที่ | จำนวนนิวรอนในชั้นก่อนที่ 1 | จำนวนนิวรอนในชั้นก่อนที่ 2 | รูปแบบฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละชั้น | | | เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ (นาที) | mape(%) จากการเรียนรู้ | mape(%) จากการทดสอบ |
|-----|----------------------------|----------------------------|----------------------------------|---------------|--------------|--------------------------------|------------------------|---------------------|
| | | | ชั้นก่อนแรก | ชั้นตอนที่สอง | ชั้นเอาต์พุต | | | |
| 1 | 8 | 3 | purelin | tansig | logsig | 0.193 | 8.4880 | 8.8114 |
| 2 | 15 | 8 | logsig | logsig | logsig | 0.813 | 9.1940 | 12.8090 |
| 3 | 30 | 24 | logsig | logsig | logsig | 13.231 | 1.2891 | 11.6400 |
| 4 | 32 | 28 | logsig | tansig | logsig | 11.619 | 1.8555 | 13.0220 |



รูปที่ 3 กราฟแสดงค่าเปรียบเทียบระหว่างไหลคจริงกับไหลคที่ได้จากการพยากรณ์ทั้ง 30 วัน

5. บทสรุป

การนำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเป็นอีกวิธีหนึ่งในการหาความสัมพันธ์ของการเปลี่ยนแปลงของโหลดกับสภาพแวดล้อม โดยอาศัยคุณลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความสามารถในการประมวลผลข้อมูลที่มีความซับซ้อน ข้อดีของการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าโดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมอยู่ที่การเลือกประเภทและจำนวนของข้อมูลที่น่ามาใช้และสามารถจำลองสถานะหรือโครงสร้างความต้องการพลังงานไฟฟ้ากับผู้ใช้ไฟได้ทุกประเภทได้อย่างง่ายดาย ไม่ยุ่งยาก และสามารถนำเอาไปประยุกต์ใช้ได้กับวงจรการจ่ายไฟอื่นๆ เพื่อให้เกิดประโยชน์สูงสุด ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพื่อให้มีความถูกต้องแม่นยำมากยิ่งขึ้นได้จากการเปลี่ยนความชัน k (ของทรานเฟอร์ฟังก์ชัน และเพิ่มข้อมูลค่าตัวแปรสภาพอากาศ เช่น ความชื้นสัมพัทธ์ หรือ ความร้อนสะสม หรือข้อมูลสถานะทางเศรษฐกิจ มาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์ นอกจากนี้ยังต้องพิจารณาถึงข้อมูลในอดีตที่นำมาฝึกสอนซึ่งจะต้องมีค่ามากพอ และมีความถูกต้อง

6. เอกสารอ้างอิง

- [1] ชัชชาญ โทธิสาร ,สมชาติ จิรวินากร และ สุลี บรรจงจิตร, “การหาช่วงเวลาตัดกระแสวิกฤตในระบบไฟฟ้าขนาดใหญ่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม” ,วิศวกรรมลาดกระบัง ปีที่ ,19ฉบับที่ 1 มีนาคม ,2545หน้าที่ -59 64
- [2] วีระศักดิ์ อิงคปกรณ์ และวุฒิชัย วิทยาอนุมาส ,“การทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม” ,ปริชญานิพนธ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง , 2544
- [3] H. Demuth and M. Beale, Neural Network Toolbox User's Guide, The Math Works, Inc., March 2001
- [4] กัลยา วานิชย์บัญชา “การใช้ SPSS for Windows ในการวิเคราะห์ข้อมูล”, สำนักพิมพ์จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย, พ.ศ. 2546

ประวัติผู้เขียน

| | |
|------------------------------|--|
| ชื่อ-นามสกุล | นางสาวนฤมล ชิ่งเถียรตระกูล |
| วัน เดือน ปีเกิด | 19 มีนาคม 2522 ที่นครนายก |
| ที่อยู่ | ข/3 429/4 ถ. ชลประสิทธิ์ ต.นครนายก อ.เมือง จ. นครนายก 26000 |
| ประวัติการศึกษา | 2544 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ |
| ประสบการณ์ทำงานและผลงานวิจัย | |
| พ.ศ. 2545-2549 | ตำแหน่งวิศวกรระดับ 4 แผนกควบคุมการจ่ายไฟ กองแผนงานและปฏิบัติการ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม |
| พ.ศ. 2549-2550 | ตำแหน่งวิศวกรระดับ 4 แผนกควบคุมการจ่ายไฟ กองควบคุมและบำรุงรักษา การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม |
| ปัจจุบัน | ตำแหน่งวิศวกรระดับ 5 แผนกควบคุมการจ่ายไฟ กองควบคุมและบำรุงรักษา การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคเขต 3 ภาคกลาง จ. นครปฐม |
| บทความที่ได้รับการตีพิมพ์ | |
| พ.ศ. 2549 | การพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม วารสารวิชาการ พระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2 เมษายน-มิถุนายน 2549 |
| พ.ศ. 2549 | การพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม วิศวกรรมลาดกระบัง ปีที่ 23 ฉบับที่ 4 ธันวาคม 2549 |