

ผลกระทบของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์ไหลระยะสั้น



นางสาว พิรดา บุญเปลื้อง

สถาบันวิทยบริการ

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2550

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

IMPACT OF PHOTOVOLTAIC GENERATION ON SHORT-TERM LOAD FORECASTING

Miss Pirada Boonpluang



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Master of Engineering Program in Electrical Engineering
Department of Electrical Engineering
Faculty of Engineering
Chulalongkorn University
Academic year 2007
Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ผลกระทบของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้น
โดย	นางสาวพิรดา บุญเปลื้อง
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
อาจารย์ที่ปรึกษา	อาจารย์ ดร.แนบบุญ หุนเจริญ

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัยรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาโทบัณฑิต



..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์
(รองศาสตราจารย์ ดร. บุญสม เลิศนิริฎวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์


..... ประธานกรรมการ
(ศาสตราจารย์ ดร. บัณฑิต เอื้ออาภรณ์)


..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์
(อาจารย์ ดร. แนบบุญ หุนเจริญ)


..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย
(อาจารย์ ดร. เอกรินทร์ วาสนาสง)


..... กรรมการ
(อาจารย์ ดร. กุลยศ อุดมวงศ์เสรี)

พริดา บุญเปลื้อง: ผลกระทบของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้น (IMPACT OF PHOTOVOLTAIC GENERATION ON SHORT-TERM LOAD FORECASTING) อ. ที่ปรึกษา: อ.ดร.แนบบุญ หุนเจริญ, 120 หน้า.

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จัดทำขึ้นเพื่อนำเสนอการศึกษาผลกระทบที่เกิดขึ้นกับความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เพิ่มสูงขึ้นในระบบจำหน่ายที่ระดับกำลังการผลิตต่างๆ กัน โดยสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่เหมาะสมสำหรับพื้นที่ศึกษาด้วยเครือข่ายประสาทเทียม และสร้างแบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ด้วยวิธีเชิงวิเคราะห์ จากนั้น ทำการศึกษาผลกระทบของกำลังไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดด้วยการเพิ่มกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์เข้าไปที่ระดับร้อยละ 0, 5, 10, 15 และ 20 ตามลำดับ เมื่อเทียบกับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของสถานีไฟฟ้า กำหนดให้เซลล์แสงอาทิตย์มีค่าประสิทธิภาพในการแปลงพลังงานไม่คงที่ มีค่าแปรเปลี่ยนอยู่ในช่วงร้อยละ 0 ถึง 8 จากผลการทดสอบโดยใช้โหลดของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ระหว่างปีพ.ศ. 2547 ถึง 2548 พบว่า ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายเพิ่มมากขึ้น และค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์จะสูงกว่าร้อยละ 3.5 ซึ่งถือเป็นค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ที่ยอมรับได้ในที่นี้ เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายเกินกว่าร้อยละ 15

ในตอนท้ายของวิทยานิพนธ์ได้นำเสนอการปรับปรุงแบบจำลองให้มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดในพื้นที่ที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จำนวนมากเชื่อมต่ออยู่ โดยการใช้ความเข้มแสงซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดปริมาณกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้โดยเซลล์แสงอาทิตย์ เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าเพิ่มเติมให้กับแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น จากผลการทดสอบพบว่า แบบจำลองที่ปรับปรุงแล้วนี้ส่งผลให้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ลดลง โดยค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์มีแนวโน้มที่จะมีค่ามากกว่าร้อยละ 3.5 เมื่อกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายมีค่าตั้งแต่ร้อยละ 20 ขึ้นไป

ภาควิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่อนิสิต *พริดา บุญเปลื้อง*
 สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า ลายมือชื่ออาจารย์ที่ปรึกษา *แนบบุญ หุนเจริญ*
 ปีการศึกษา 2550

497 04800 21 : MAJOR ELECTRICAL ENGINEERING

KEY WORD: SHORT-TERM LOAD FORECASTING, PHOTOVOLTAIC GENERATION,
ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

PIRADA BOONPLUANG : IMPACT OF PHOTOVOLTAIC GENERATION ON
SHORT-TERM LOAD FORECASTING. THESIS ADVISOR: NAEBBOON
HOONCHAREON, Ph.D., 120 pp.

This thesis presents the study of impact of photovoltaic (PV) generation on accuracy of the short-term load forecasting (STLF) when having photovoltaic connected to a distribution system at various penetration levels, using STLF model developed through Artificial neural network, and PV generation model developed through analytical approaches. Then the accuracy impacts of PV generation have been conducted at the penetration levels of 0%, 5% 10%, 15%, and 20%, with respect to peak demand of distribution, respectively. Assume that energy conversion efficiency of the PV modeled varies in the range of 0 to 8%. From the test results employing loads at Ayuthaya1 substation during 2004-2005, it has found that the higher PV penetration, the higher Mean Average Percentage Error (MAPE). Additionally, the MAPE is higher than 3.5% which it is considered an acceptable threshold here when there are more than 15% PV penetration.

In the last section, it proposes an enhanced methodology of STLF suitable for a distribution system that contains significant amount of PV output power. Solar radiation is chosen as an additional input to the STLF model. From the study results, the accuracy of the enhanced STLF model is better than the conventional one where the MAPE tends to be greater than 3.5% when there is 20% PV penetration and above.

Department.....Electrical Engineering Student's signature*Wan Yan*.....
Field of studyElectrical Engineering, Advisor's signature.....*Naebboon Hoonchareon*.....
Academic year2007.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะไม่สำเร็จลุล่วงไปได้ หากขาดความช่วยเหลือและอนุเคราะห์อย่างดียิ่งของ อาจารย์ ดร. แนนบุญ หุนเจริญ อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ซึ่งได้ให้คำแนะนำและข้อคิดเห็นต่างๆ ที่เป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการทำวิทยานิพนธ์ด้วยดีตลอดมา

ขอขอบพระคุณคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ทุกท่านซึ่งมีส่วนสำคัญในงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้แก่ รองศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต เอื้ออาภรณ์ อาจารย์ ดร. กุลยศ อุดมวงศ์เสวี และ อาจารย์ ดร. เอกรินทร์ วาสนาส่ง ที่เสียเวลาอันมีค่าในการตรวจสอบแก้ไข รวมทั้งให้คำแนะนำที่มีประโยชน์ จนทำให้วิทยานิพนธ์สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยที่เอื้อเฟื้อข้อมูลความต้องการไฟฟ้า และกรมอุตุนิยมวิทยาที่เอื้อเฟื้อข้อมูลสภาพภูมิอากาศที่เป็นประโยชน์ในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบคุณห้องปฏิบัติการวิจัยระบบไฟฟ้ากำลัง ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย สำหรับสถานที่ และอุปกรณ์ต่างๆ ที่จำเป็นต่อการศึกษาค้นคว้า อีกทั้งเพื่อนๆ พี่ๆ น้องทุกคน ที่ให้คำปรึกษา และคอยช่วยเหลือ

ขอขอบคุณ นาย ธนาวุฒิ สำหรับกำลังใจ และแรงผลักดันให้ทำงานสำเร็จ และสุดท้ายนี้ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และครอบครัว ที่ให้โอกาสทางการศึกษา อบรมเลี้ยงดู และคอยให้กำลังใจเสมอมา

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญภาพ.....	ญ
สารบัญตาราง.....	ฎ
บทที่	
1 บทนำ.....	1
1.1 หลักการและเหตุผล.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์.....	2
1.3 ขอบเขตของของวิทยานิพนธ์.....	2
1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน.....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์.....	3
2 การประยุกต์เครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ไหลตระยะสั้น.....	5
2.1 ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับเครือข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1.1 ความหมายของเครือข่ายประสาทเทียม.....	5
2.1.2 แบบจำลองพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียม.....	7
2.1.3 กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม.....	12
2.1.4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	14
2.1.5 ข้อดีและข้อเสียของเครือข่ายประสาทเทียม.....	20
2.2 การพยากรณ์ไหลต.....	20
2.2.1 ชนิดของการพยากรณ์ไหลต.....	21
2.2.2 วิธีการพยากรณ์ไหลต.....	22
2.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ไหลต.....	25
2.3.1 การเปรียบเทียบอัตราส่วน.....	27
2.3.2 การทำให้เป็นแบบทั่วไป.....	28

บทที่		หน้า
2.4	การสำรวจงานวิจัยการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม.....	30
3	การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	32
3.1	ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับเซลล์แสงอาทิตย์.....	32
3.1.1	ชนิดของเซลล์แสงอาทิตย์.....	33
3.1.2	การเชื่อมต่อเซลล์แสงอาทิตย์กับระบบจำหน่าย.....	35
3.2	ปัจจัยที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์.....	37
3.3	สถานภาพระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย.....	38
3.4	การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	40
4	แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น.....	44
4.1	การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม.....	44
4.2	การทดสอบสมรรถนะการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่มีโครงสร้างแตกต่างกัน.....	46
4.3	สรุปแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ใช้ในการศึกษา.....	50
5	การศึกษาผลกระทบของกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายที่มีเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่.....	51
5.1	แบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	51
5.2	การเชื่อมต่อกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เข้ากับระบบจำหน่าย.....	52
5.3	วิธีการทดสอบ.....	54
5.3.1	กรณีศึกษา.....	55
5.3.2	วิธีการทดสอบ.....	55
5.4	ผลการทดสอบ.....	57
5.5	วิเคราะห์ผลและสรุป.....	60
6	การปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น สำหรับระบบจำหน่ายที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	61
6.1	แนวทางการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น.....	61
6.2	การทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นสำหรับระบบจำหน่ายที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่.....	62
6.3	การทดสอบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ปรับปรุงแล้ว.....	65

บทที่	หน้า
6.4 ผลการทดสอบ.....	65
6.5 การเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์ไหลระยะสั้นระหว่าง แบบปกติและแบบที่ทำการปรับปรุง.....	68
6.6 วิเคราะห์ผลสรุป.....	75
7 บทสรุป.....	76
7.1 บทสรุป.....	76
7.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานในอนาคต.....	77
รายการอ้างอิง.....	79
ภาคผนวก.....	83
ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....	120



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

สารบัญภาพ

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 2.1 การทำงานของปมประสาทของมนุษย์.....	6
รูปที่ 2.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครือข่ายประสาทเทียม.....	7
รูปที่ 2.3 ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าสุทธิตกับข้อมูลขาออก.....	10
รูปที่ 2.4 ตัวอย่างของเครือข่ายประสาทเทียม.....	11
รูปที่ 2.5 กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะ.....	13
รูปที่ 2.6 กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ.....	13
รูปที่ 2.7 กระบวนการเรียนรู้แบบเสริมระบบ.....	14
รูปที่ 2.8 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	15
รูปที่ 2.9 ขั้นตอนการฝึกเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	27
รูปที่ 2.10 กระบวนการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม.....	29
รูปที่ 3.1 การผลิตไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์.....	33
รูปที่ 3.2 เซลล์แสงอาทิตย์ที่ทำจากสารกึ่งตัวนำประเภทซิลิคอน.....	34
รูปที่ 3.3 เซลล์แสงอาทิตย์ที่ทำจาก คอปเปอร์ อินเดียม เซเลไนด์.....	34
รูปที่ 3.4 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระ.....	36
รูปที่ 3.5 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบต่อกับระบบจำหน่าย.....	36
รูปที่ 3.6 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบผสมผสาน.....	37
รูปที่ 3.7 สัดส่วนการใช้เซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย พ.ศ. 2549.....	39
รูปที่ 3.8 สถานะการติดตั้งเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทยในอดีตจนถึงปี พ.ศ. 2548.....	40
รูปที่ 3.9 ประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสง.....	41
รูปที่ 3.10 การประมาณค่าของประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสง.....	42
รูปที่ 4.1 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลด.....	45
รูปที่ 4.2 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 9 มกราคม – 15 มกราคม พ.ศ. 2549.....	48
รูปที่ 4.3 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 23 มกราคม – 29 มกราคม พ.ศ. 2549.....	48
รูปที่ 4.4 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดกรณีฐาน.....	50
รูปที่ 5.1 ประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสง.....	50

ภาพประกอบ	หน้า
รูปที่ 5.2 ความสัมพันธ์ระหว่างค่าโหลดของระบบจำหน่ายและกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	52
รูปที่ 5.3 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์.....	53
รูปที่ 5.4 การทดสอบสมรรถนะแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น.....	56
รูปที่ 5.5 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 9 มกราคม – 15 มกราคม พ.ศ. 2549.....	57
รูปที่ 5.6 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 23 มกราคม – 29 มกราคม พ.ศ. 2549.....	57
รูปที่ 6.1 การทดสอบสมรรถนะแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น.....	62
รูปที่ 6.2 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ปรับปรุงแล้ว.....	64
รูปที่ 6.3 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 9 มกราคม – 15 มกราคม พ.ศ. 2549.....	65
รูปที่ 6.4 การเปรียบเทียบระหว่างค่าโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง ระหว่างวันที่ 23 มกราคม – 29 มกราคม พ.ศ. 2549.....	65
รูปที่ 6.5 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่.....	67
รูปที่ 6.6 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่างแบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุงระหว่างเดือนมกราคม ถึง เดือนเมษายน พ.ศ. 2549.....	73
รูปที่ 6.7 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุงระหว่างเดือนพฤษภาคม ถึง เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2549.....	73
รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุงระหว่างเดือนกันยายน ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2549.....	74

สารบัญตาราง

ตาราง	หน้า
ตารางที่ 3.1 ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ประเภทต่างๆ.....	35
ตารางที่ 4.1 ช่วงเวลาในการทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์.....	47
ตารางที่ 4.2 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของ สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1.....	49
ตารางที่ 5.1 ช่วงเวลาการทดสอบการพยากรณ์ค่าโหลดระยะสั้น.....	55
ตารางที่ 5.2 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของ สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1.....	58
ตารางที่ 6.1 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของ สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 เมื่อไม่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ใน ระบบจำหน่าย.....	63
ตารางที่ 6.2 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของ สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ของแบบจำลองการพยากรณ์ที่ปรับปรุงแล้ว.....	66
ตารางที่ 6.3 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและ แบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อไม่มีการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบ จำหน่าย.....	68
ตารางที่ 6.4 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและ แบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 5 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย.....	69
ตารางที่ 6.5 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและ แบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 10 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย.....	70
ตารางที่ 6.6 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและ แบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 15 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย.....	71
ตารางที่ 6.7 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและ แบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 20 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย.....	72

บทที่ 1

บทนำ

1.1 หลักการและเหตุผล

ไฟฟ้าเป็นปัจจัยสำคัญในการตอบสนองความต้องการพื้นฐานของมนุษย์ ทั้งในชีวิตประจำวัน และทางด้านอุตสาหกรรม จากการเพิ่มสูงขึ้นของประชากรและการขยายตัวทางเศรษฐกิจ ความต้องการไฟฟ้าจึงเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว

การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์กำลังได้รับความสนใจอย่างมาก เนื่องจากพลังงานจากแสงอาทิตย์เป็นพลังงานที่สะอาด มีอย่างไม่จำกัด และยังไม่ต้องเสียค่าใช้จ่ายในเรื่องของเชื้อเพลิง อีกทั้งการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ไม่ปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ไซเดียมไดออกไซด์ และ ไนโตรเจนไดออกไซด์ที่เกิดจากการเผาไหม้เชื้อเพลิง ซึ่งส่งผลกระทบต่อภาวะโลกร้อนอีกด้วย ดังนั้นการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จึงเป็นเทคโนโลยีโดยทั่วไปที่ได้รับการยอมรับอย่างแพร่หลายเพื่อช่วยลดปัญหาที่เกิดขึ้นจากการผลิตไฟฟ้าจากเทคโนโลยีที่ก่อให้เกิดอันตรายต่อสิ่งแวดล้อม

แนวโน้มการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ทั่วโลกต่อปีเพิ่มสูงขึ้นอย่างเห็นได้ชัด ตัวอย่างเช่น ปริมาณการประยุกต์ใช้เซลล์แสงอาทิตย์ในการผลิตไฟฟ้าตามรายงานของ International Energy Agency (IEA) [16] แสดงแนวโน้มการเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็วของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ โดยมีกำลังการผลิตติดตั้งรวม 136 เมกะวัตต์ในปี ค.ศ. 1993 และเพิ่มขึ้นเป็น 520 เมกะวัตต์ ในปี ค.ศ. 2000 และ 5,695 เมกะวัตต์ในปี ค.ศ. 2006 ตามลำดับ

จากธรรมชาติของการผลิตไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์ ทำให้กำลังการผลิตที่ได้มีความไม่แน่นอนและไม่สม่ำเสมอ ปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณไฟฟ้าที่ผลิตได้ คือ ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ ความเข้มแสง และอุณหภูมิของแผงเซลล์ [7] จากความไม่แน่นอนดังกล่าว เมื่อระดับการผลิตไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์ เพิ่มมากขึ้นอย่างต่อเนื่อง และระบบผลิตไฟฟ้าพื้นฐานจําพุดิกรรรมการใช้ไฟฟ้าในอดีตของระบบที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อกัน ซึ่งการใช้ไฟฟ้าดังกล่าวนั้นไม่ใช้ค่าความต้องการไฟฟ้าที่แท้จริงของผู้บริโภค ดังนั้น ระบบไฟฟ้าพื้นฐานจึงผลิตไฟฟ้าตามค่าที่พยากรณ์ได้ เมื่อเกิดเหตุการณ์ผิดปกติเช่น เกิดพายุขึ้นในฤดูร้อนซึ่งระบบผลิตไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์ จากสถิติในอดีตควรจะผลิตได้มากในช่วงดังกล่าว แต่ไม่สามารถผลิตไฟฟ้าได้ หรือได้กำลังการผลิตน้อยกว่าที่ควรจะเป็น ทำให้ระบบจำหน่ายไฟฟ้าต้องแบกรับภาระการจ่ายความต้องการไฟฟ้าที่ไม่ได้คาดการณ์ไว้ล่วงหน้า ซึ่งอาจทำให้ความเชื่อถือได้ของระบบลดลง การ

ที่กำลังไฟฟ้าจากระบบจำหน่ายไฟฟ้าไม่เพียงพอต่อความต้องการและการวางแผนจัดการเชื้อเพลิงในการผลิตที่ผิดพลาดไปทำให้เกิดความเสียหายที่มีมูลค่าสูงได้

1.2 วัตถุประสงค์ของวิทยานิพนธ์

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ มีจุดประสงค์เพื่อ

- 1 ศึกษาถึงผลกระทบต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่าย ที่ปริมาณกำลังการผลิตแปรค่าไป
- 2 กำหนดแนวทางปรับปรุงวิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้น ให้ยังคงมีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ ในกรณีที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จ่ายเข้าสู่ระบบจำหน่ายเพิ่มสูงขึ้นจนถึงระดับที่วิธีการพยากรณ์ทั่วไปอาจให้ผลผิดพลาดสูงได้

1.3 ขอบเขตของวิทยานิพนธ์

ขอบเขตของการทำวิทยานิพนธ์ มีดังต่อไปนี้

- 1 กำหนดวิธีการมาตรฐานในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เทคนิคเครือข่ายประสาทเทียม ที่ใช้งานแพร่หลายในปัจจุบัน
- 2 ศึกษาผลกระทบต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่ายที่กำลังการผลิตระดับต่างๆ
- 3 วิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลด
- 4 ปรับปรุงวิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้นให้มีความแม่นยำสูงยิ่งขึ้น ในกรณีที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่าย

1.4 ขั้นตอนการดำเนินงาน

ขั้นตอนการศึกษาและดำเนินการทำวิทยานิพนธ์ มีดังต่อไปนี้

- 1 ศึกษาวิธีการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม
- 2 ศึกษา กำลังการผลิตและปัจจัยในการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์
- 3 สร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นสำหรับกรณีฐาน
- 4 ทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เพื่อใช้เป็นกรณีฐานในการศึกษาผลกระทบของกำลังผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์
- 5 ทดสอบความแม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายที่ระดับการผลิตต่างๆ

- 6 วิเคราะห์ผลกระทบของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น
- 7 เสนอแนวคิดในการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นให้มีความแม่นยำมากขึ้น หากมีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่ายในระดับที่มีนัยสำคัญ

1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

เมื่อจัดทำวิทยานิพนธ์แล้วเสร็จ ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับมีดังต่อไปนี้

- 1 แนวโน้มของผลกระทบต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นกรณีที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่ายที่ระดับกำลังการผลิตแปรค่าไป
- 2 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมสำหรับระบบจำหน่ายที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ ที่จะทำให้ผลการพยากรณ์ยังคงมีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้

1.6 เนื้อหาของวิทยานิพนธ์

บทที่ 2 นำเสนอเกี่ยวกับทฤษฎีพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียม อีกทั้งยังชี้ให้เห็นข้อดีและข้อเสียของเครือข่ายประสาทเทียม เนื่องจากเป็นวิธีการคำนวณหลักที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จากนั้นจะกล่าวถึงการพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยเฉพาะวิธีการพยากรณ์โดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

บทที่ 3 จะนำเสนอเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าโดยเซลล์แสงอาทิตย์ การเชื่อมต่อกำลังไฟฟ้าที่ได้เข้ากับระบบจำหน่าย และได้แสดงแบบจำลองการกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์โดยใช้สมการทางคณิตศาสตร์

บทที่ 4 นำเสนอการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น โดยใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม และในตอนท้ายของบทที่ 4 ได้นำเสนอการเลือกโครงสร้างของแบบจำลองที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของพื้นที่ทดสอบเพื่อใช้เป็นแบบจำลองการพยากรณ์โหลดฐานอีกด้วย

บทที่ 5 จะนำเสนอผลการทดสอบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่พัฒนาขึ้นสำหรับระบบจำหน่ายที่มีเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ และแสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างกรณีศึกษาต่างๆ

บทที่ 6 นำเสนอการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โหลดสำหรับระบบจำหน่ายที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ และแสดงผลการทดสอบสมรรถนะของแบบจำลอง และวิเคราะห์ไว้ในตอนท้ายของบท และทำการสรุปผลการวิจัยและแนวทางการนำผลที่ได้จากการศึกษาไปพัฒนาต่อไปได้นำเสนอไว้ในบทที่ 7



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 2

การประยุกต์เครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์ โรคระยะสั้น

บทนี้เป็นการนำเสนอการพัฒนาการพยากรณ์โรคระยะสั้นด้วยเครือข่ายประสาทเทียม เริ่มต้นด้วยการนำเสนอหลักการเบื้องต้นของเครือข่ายประสาทเทียม จากนั้นจะนำเสนอการพยากรณ์โรคชนิดต่างๆ โดยเน้นหนักที่การพยากรณ์โรคระยะสั้นและวิธีการพยากรณ์ที่เป็นที่นิยมใช้ในหมู่นักวิจัย เนื่องจากมีความเหมาะสมและมีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้โดยทั่วไป

2.1 ทฤษฎีพื้นฐานเกี่ยวกับเครือข่ายประสาทเทียม

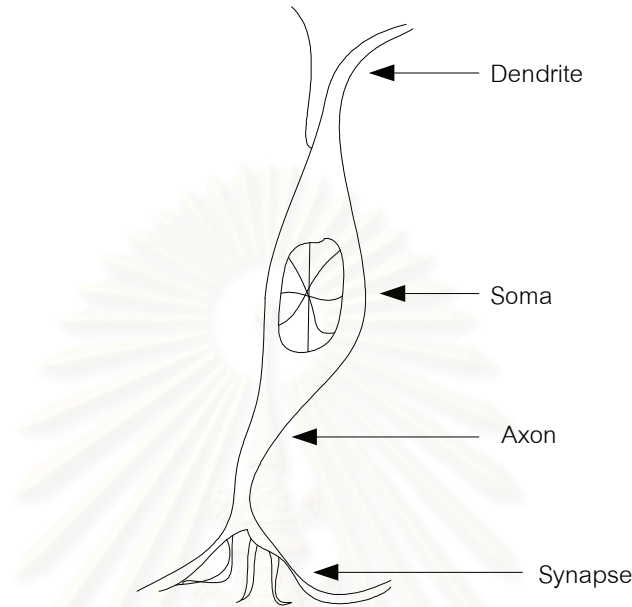
2.1.1 ความหมายของเครือข่ายประสาทเทียม

เครือข่ายประสาทเทียม หรือ Artificial Neural Network (ANN) คือ เครือข่ายที่เลียนแบบการทำงานของเซลล์ประสาทของสิ่งมีชีวิต มีความคงทนต่อความผิดพลาดและมีความสามารถในการจัดการความไม่แน่นอน และการรบกวนจากภายนอกได้ ซึ่งประกอบด้วย หน่วยจัดการ (Processing element) ที่เรียกว่านิวรอน โดยแต่ละนิวรอนจะถูกเชื่อมต่อกับ Connection link ซึ่งประกอบด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่เป็นตัวแสดงถึงความรู้ที่จะนำไปใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ ต่อไป

เครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองการทำงานของระบบประสาทส่วนกลางที่มีโครงสร้างเป็นลักษณะของเครือข่ายที่เชื่อมโยงกันระหว่างหน่วยจัดการ ซึ่งสามารถที่จะรับรู้ข้อมูล และสามารถปรับตัวเข้ากับสถานการณ์หรือสิ่งแวดล้อมที่เผชิญอยู่ อีกทั้งยังเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการประยุกต์ใช้งานต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณและการจดจำ เช่นการบีบอัดข้อมูล, การกรองสัญญาณ, การทำนายเหตุการณ์ เป็นต้น แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในทางคณิตศาสตร์อาจมองได้ในรูปแบบของตัวคำนวณประมาณค่า เนื่องจากลักษณะการทำงานที่สามารถกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างรูปแบบของชุดข้อมูลขาเข้า และชุดข้อมูลขาออกที่สามารถแก้ปัญหาที่ยากและซับซ้อนได้ จากความสามารถดังกล่าว เครือข่ายประสาทเทียมจึงถูกยอมรับในปัจจุบัน และนำมาใช้อย่างแพร่หลายในการจำลองพฤติกรรมที่มีความซับซ้อน และเปลี่ยนแปลงตามเวลา นอกจากนี้ยังใช้ได้ดีกับพฤติกรรมที่เปลี่ยนแปลงอย่างกะทันหัน เช่นเกิดการเปลี่ยนแปลงค่าโรคอย่างเฉียบพลัน เป็นต้น

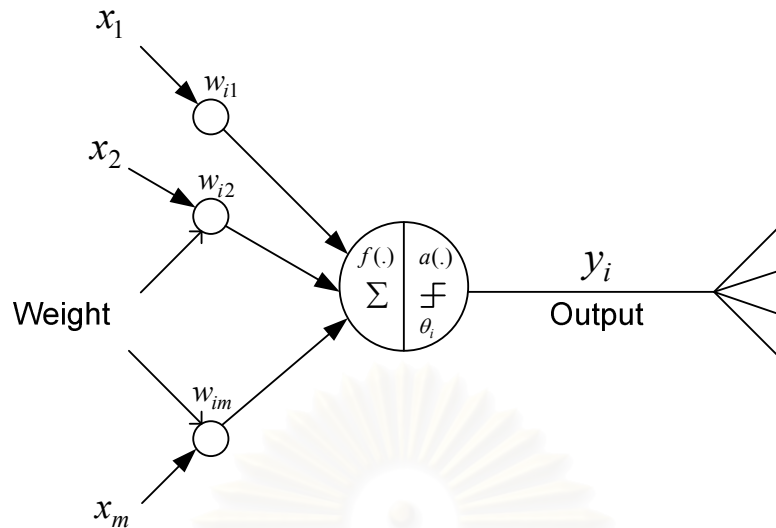
กระบวนการทำงานของเครือข่ายประสาทเทียมคล้ายกับสมองของมนุษย์โดยแสดงออกด้วยความสามารถในการเรียนรู้ ความทรงจำ และสามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อนได้

โดยอาศัยรูปแบบการฝึกฝน เครือข่ายประสาทเทียมถูกสร้างขึ้นมาจากแบบจำลองทางชีวภาพของ นิวรอลในสมองของมนุษย์ ดังนั้น หน่วยจัดการภายในเครือข่ายประสาทเทียมอาจถูกเรียกชื่อว่า “ปมประสาทเทียม” สมองมนุษย์ประกอบด้วยปมประสาททั้งสิ้น 10^{11} ปม



รูปที่ 2.1 แผนผังแสดงการทำงานของปมประสาทของมนุษย์

จากรูปที่ 2.1 จะเห็นว่า ปมประสาทมีส่วนประกอบสำคัญ 3 ส่วนคือ ตัวเซลล์ (Cell body) ซึ่งเป็นที่อยู่ของนิวเคลียส เดนไดรต์ (Dendrite) และแอกซอน (Axon) เดนไดรต์เป็นเครือข่ายคล้ายต้นไม้ที่มีเส้นใยประสาทเชื่อมโยงอยู่กับตัวเซลล์ ซึ่งแต่ละเส้นใยจะไปรวมกันเป็นกระจุกอยู่ส่วนเล็กๆ คล้ายกระจับปี่ เรียกว่า ไฮแนปส์ (Synapse) ส่วนแอกซอนนั้นมีลักษณะยาวเป็นเส้นเดียวจากตัวเซลล์ ทำหน้าที่ส่งสัญญาณอิมพัลส์ออกจากปมประสาท เดนไดรต์จะรับสัญญาณอิมพัลส์เมื่อมาถึงไฮแนปส์ การส่งผ่านสัญญาณนี้เกี่ยวข้องกับกระบวนการทางเคมีที่ซับซ้อน ซึ่งในกระบวนการดังกล่าว สัญญาณอิมพัลส์จะถูกส่งผ่านมาจากปลายด้านส่งของรอยต่อ ทำให้เกิดการเพิ่มขึ้นหรือลดลงของศักย์ไฟฟ้าภายในตัวเซลล์ที่รับสัญญาณ ซึ่งเซลล์รับสัญญาณนี้จะทำงานหากมีค่าศักย์ไฟฟ้าสูงเกินกว่าศักย์ไฟฟ้าเริ่มต้น สัญญาณอิมพัลส์จะถูกส่งออกไปผ่านทางแอกซอนสู่ออกรอยต่อไฮแนปส์เพื่อไปยังปมประสาทอื่นๆ ต่อไป



รูปที่ 2.2 แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของเครือข่ายประสาทเทียม

จากรูปที่ 2.2 แสดงให้เห็นถึงแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ของปมประสาทที่นำเสนอโดย McCulloch และ Pitts โดยทั่วไปจึงเรียกแบบจำลองนี้ว่า ปมประสาทแบบ M-P ในแบบจำลองนี้ หน่วยจัดการข้อมูลที i จะคำนวณผลรวมของสัญญาณเข้าและออก ดังสมการที่ (2.1) โดยที่ $y_i = 1$ หมายความว่า "สั่งให้ทำงาน" และ $y_i = 0$ หมายความว่า "สั่งไม่ให้ทำงาน" ขึ้นอยู่กับผลรวมของสัญญาณขาเข้าที่ถูกถ่วงน้ำหนักแล้วว่ามีค่ามากกว่าหรือน้อยกว่า θ_i

$$y_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^m w_{ij}x_j(t) - \theta_i\right) \quad (2.1)$$

เมื่อ

- $y_i(t+1)$ คือ ค่าของข้อมูลขาออก ณ เวลา $t+1$
- $x_j(t)$ คือ ค่าของข้อมูลขาเข้า ณ เวลา t
- w_{ij} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก
- θ_i คือ ค่าคงที่ไบแอส
- $f(a)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น
- m คือ จำนวนตัวแปรของข้อมูลขาเข้าทั้งหมด

ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักหรือ Weight (w_{ij}) เปรียบเสมือนความแข็งแรงที่เชื่อมต่อระหว่างปมประสาทต้นทาง j และปมประสาทปลายทาง i ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็นบวกจะสอดคล้องกับไซแนปส์แบบกระตุ้นให้เซลล์ทำงาน ในขณะที่ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่มีค่าเป็นลบจะสอดคล้องกับ

ไซแนปส์แบบยับยั้งไม่ให้เซลล์ทำงาน แต่ถ้าหากค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักมีค่าเท่ากับศูนย์จะหมายถึงไม่มีการเชื่อมต่อระหว่างปมประสาททั้งสองปม

2.1.2 แบบจำลองพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียม [26]

แบบจำลองพื้นฐานของเครือข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วย 2 ส่วนสำคัญดังต่อไปนี้

ก) หน่วยประมวลผลของเครือข่ายประสาทเทียม (Processing unit)

ข) โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม (Network architecture)

2.1.2.1 หน่วยประมวลผลของเครือข่ายประสาทเทียม

การทำงานของปมประสาทในสมการที่ (2.1) สามารถขยายแนวคิดไปสู่แบบจำลองทั่วไปของหน่วยประมวลผลได้ และจากรูปที่ 2.2 จะเห็นว่ากระบวนการจัดการข้อมูลของหน่วยประมวลผลซึ่งคือ นิวรอน ประกอบด้วยส่วนสำคัญ 2 ส่วนคือ ฟังก์ชันส่วนขาเข้า ที่เป็นการกำหนดวิธีการรวมกันของข้อมูลขาเข้าที่รับมาจากนิวรอนตัวอื่น และฟังก์ชันส่วนขาออก ที่เป็นการกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลขาเข้ากับข้อมูลขาออก

ฟังก์ชันส่วนขาเข้าที่นิยมใช้คือ ฟังก์ชันเชิงเส้น และฟังก์ชันกำลังสอง ดังสมการที่ (2.2) และ (2.3) ตามลำดับ

- ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function)

$$net_i = \sum_{i=1}^n v_{ij}x_i - \theta_j \quad (2.2)$$

- ฟังก์ชันกำลังสอง (Quadratic function)

$$net_i = \sum_{i=1}^n v_{ij}(x_i)^2 - \theta_i \quad (2.3)$$

เมื่อ

net_i คือ ข้อมูลขาเข้าสู่สุทธิ

x_i คือ ข้อมูลขาเข้านิวรอนที่ i

v_{ij} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอน i ในชั้นข้อมูลขาเข้า และนิวรอน j ในชั้นซ่อน

θ_i คือ ค่าคงที่ไบแอส

ขั้นตอนลำดับต่อมาของนิเวศคือ การสร้างสัญญาณขาออกโดยนำค่าการกระตุ้นที่เป็นฟังก์ชันของสัญญาณขาเข้าของเครือข่ายมาเป็นสัญญาณผ่านเข้าไปยังฟังก์ชันกระตุ้น หรือฟังก์ชันถ่ายโอน $f(net_i)$ ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้คือ

- ฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear function)

$$f(net_i) = \begin{cases} 1 & ; net_i > 1 \\ net_i & ; 0 \leq net_i \leq 1 \\ 0 & ; net_i < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

- ฟังก์ชันขั้นบันได (Step function)

$$f(net_i) = \begin{cases} 1 & ; net_i \geq 0 \\ 0 & ; net_i < 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

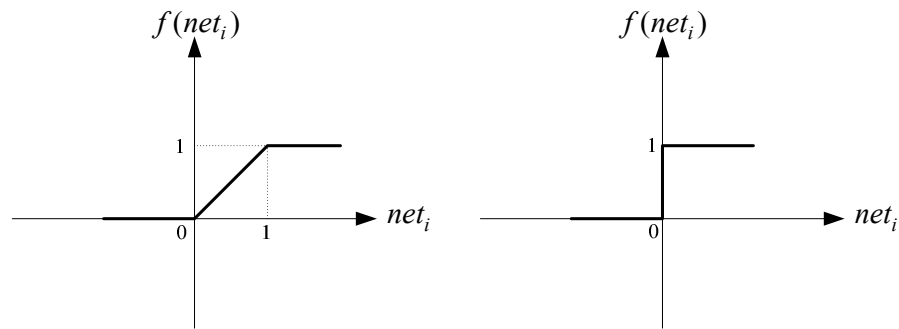
- ฟังก์ชันไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ (Hyperbolic-Tangent function)

$$f(net_i) = \frac{e^{net_i} - e^{-net_i}}{e^{net_i} + e^{-net_i}} \quad (2.6)$$

- ฟังก์ชันลอการิทึม (Logarithm function)

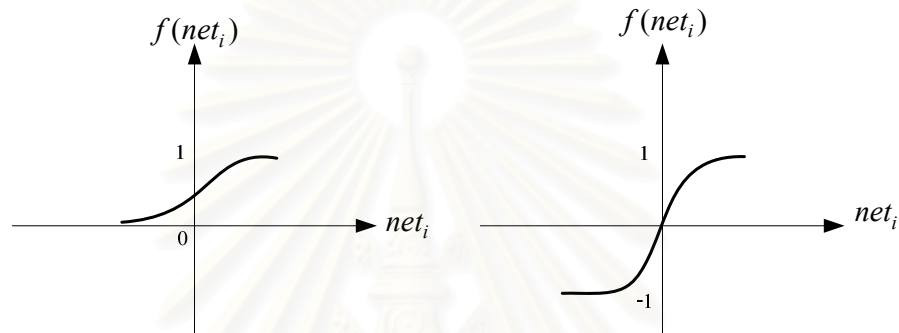
$$f(net_i) = \frac{1}{1 + e^{-net_i}} \quad (2.7)$$

จากสมการที่ (2.4) – (2.7) สามารถเขียนรูปภาพความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าสุทธิกับข้อมูลขาออกได้ดังรูปที่ 2.3



(a) Linear function

(b) Step function



(c) Hyperbolic-tangent function

(d) Logarithm function

รูปที่ 2.3 ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลขาเข้าสู่ออกกับข้อมูลขาออก

2.1.2.2 โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม

โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม คือ ลักษณะของชั้นแต่ละชั้นของเครือข่าย และรูปแบบการเชื่อมโยงกันของนิวรอนภายในเครือข่ายประสาทเทียม โดยค่าคงที่ที่เชื่อมระหว่างนิวรอนในแต่ละชั้นเข้าด้วยกัน เรียกค่าคงที่นี้ว่า ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ซึ่งจะเกิดขึ้นก็ต่อเมื่อมีการเชื่อมโยงกันของนิวรอน โครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมมีด้วยกันหลายชนิด อาทิเช่น

1. เครือข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า

เครือข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้า หรือ Feed-forward neural network มีทั้งแบบชั้นเดียวที่ชั้นข้อมูลขาเข้าต่อกับชั้นข้อมูลขาออกโดยตรง และแบบหลายชั้นที่มีชั้นซ่อนคั่นระหว่างชั้นข้อมูลขาเข้าและชั้นข้อมูลขาออก ดังรูปที่ 2.4(a) และ 2.4(b) ตามลำดับ เครือข่ายประสาทเทียมใช้นิวรอนในชั้นซ่อนสร้างรูปแบบของข้อมูล ซึ่งการเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่เหมาะสมจะส่งผลให้เครือข่ายสามารถประมาณผลตอบของปัญหาได้ทุกฟังก์ชันแม้ว่าจะใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบไปข้างหน้าอย่างง่ายก็ตาม

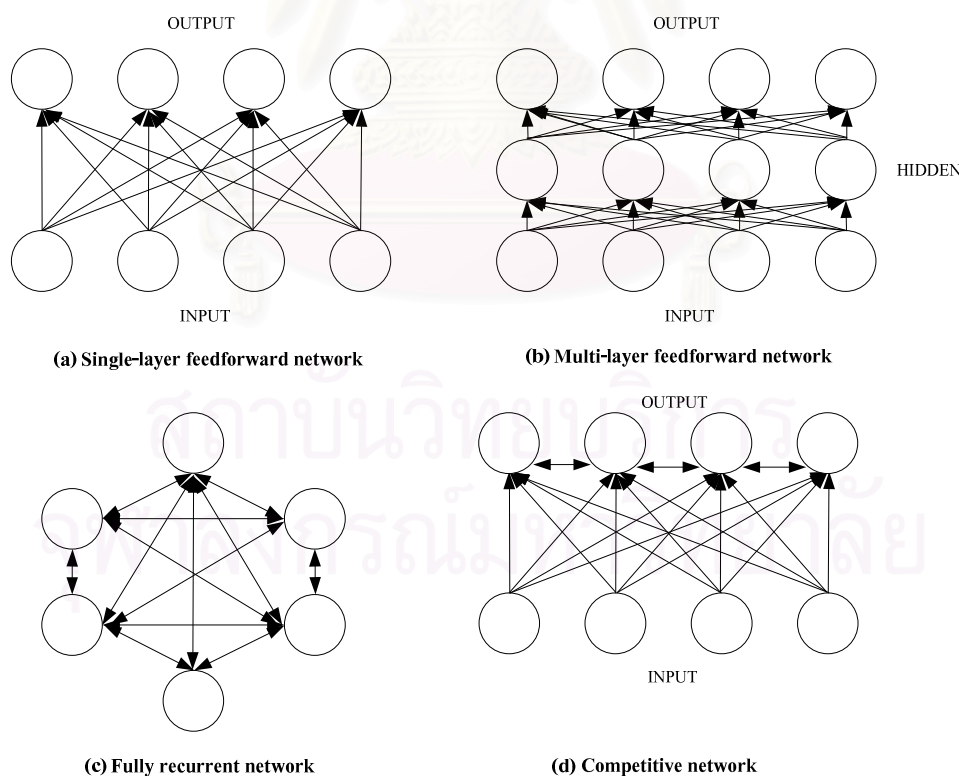
ด้วยเหตุนี้ เครือข่ายประสาทเทียม จึงเป็นที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาหลายๆ ด้าน ข้อดีของเครือข่ายประสาทเทียมไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multi layer feed-forward neural network) คือสามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนกว่าเครือข่ายประสาทเทียมไปข้างหน้าแบบชั้นเดียว (Single layer feed-forward neural network) ได้

2. เครือข่าย Fully recurrent

เครือข่าย Fully recurrent อาจเรียกได้ว่าเป็นเครือข่ายที่มีโครงสร้างซับซ้อนน้อยที่สุด โดยนิเวศทุกตัวจะทำหน้าที่เป็นทั้งนิเวศในชั้นข้อมูลขาเข้าและชั้นข้อมูลขาออก นิเวศแต่ละตัวจะเชื่อมต่อกันกับนิเวศตัวอื่นๆ ดังรูปที่ 2.4(c) ในเครือข่าย Fully recurrent เหมาะสำหรับเครือข่ายที่ต้องการการทำงานที่เป็นแบบลำดับขั้น

3. เครือข่าย Competitive

เครือข่าย Competitive คล้ายกับเครือข่ายประสาทเทียมไปข้างหน้าแบบชั้นเดียว ยกเว้นจะมีการเชื่อมถึงกันระหว่างนิเวศภายในชั้นข้อมูลขาออก ดังรูปที่ 2.4(d) เครือข่ายประเภทนี้มักใช้ในการอธิบาย Topological map ของประสาทการรับรู้ของสิ่งมีชีวิต เช่น การมองเห็น การได้ยิน การสัมผัส และการดมกลิ่น



รูปที่ 2.4 ตัวอย่างโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียม

2.1.3 กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม

องค์ประกอบสำคัญอีกประการหนึ่งซึ่งเป็นตัวกำหนดค่าพารามิเตอร์ภายในเครือข่ายประสาทเทียมคือ กระบวนการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงภายในเครือข่าย กระบวนการเรียนรู้และฝึกเครือข่ายรวมเรียกว่ากระบวนการเรียนรู้ โดยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมต่อกันระหว่างชั้นของเครือข่ายจะถูกปรับเปลี่ยนเพื่อให้ได้ข้อมูลขาออกตรงตามเป้าหมายที่กำหนด เรียกกระบวนการนี้ว่า *การฝึกระบบ* และกระบวนการที่ใช้ฝึกระบบภายในเรียกว่า *กระบวนการเรียนรู้*

เพื่อให้เกิดความเข้าใจโดยง่าย เราจะกำหนดให้ เครือข่ายประสาทเทียมมีนิวรอนทั้งหมด n โหนด และในแต่ละโหนดมีค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักอยู่ m ค่า นิยามให้เมตริกซ์ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก มีค่าเท่ากับ

$$w = \begin{bmatrix} w_1^T \\ w_2^T \\ \vdots \\ w_n^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} & \cdots & w_{nm} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

เมื่อ

$w_i = [w_{i1} \ w_{i2} \ \cdots \ w_{im}]^T$ = เมตริกซ์ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักของนิวรอนโหนดที่ i

w_{ij} = ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักระหว่างนิวรอน i ไปนิวรอน j

$i = 1, 2, \dots, n$

$j = 1, 2, \dots, m$

เมตริกซ์ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักประกอบด้วยองค์ประกอบที่ปรับค่าได้ของเครือข่ายประสาทเทียม ค่าภายในเมตริกซ์ w สามารถหาได้จากกระบวนการเรียนรู้เพื่อให้ได้สมรรถนะของเครือข่ายตามที่ต้องการ กระบวนการเรียนรู้แบ่งออกได้ 3 ประเภทคือ

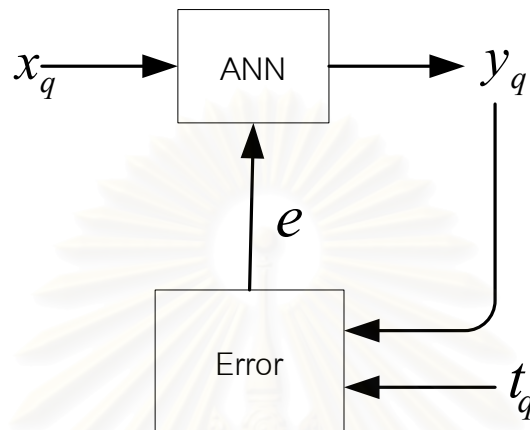
1. กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะ (Supervised learning)

การเรียนรู้แบบชี้แนะเป็นกระบวนการเรียนรู้ที่มีการเปรียบเทียบระหว่างข้อมูลขาออกและข้อมูลเป้าหมาย การฝึกเครือข่ายจะดำเนินการต่อไปจนกระทั่งเครือข่ายสามารถให้ผลตอบที่มีค่าใกล้เคียงกับข้อมูลเป้าหมาย และปรับเปลี่ยนค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักเพื่อให้การคำนวณในรอบถัดไปมีค่าของข้อมูลขาออกใกล้เคียงกับค่าจริงมากยิ่งขึ้น โดยชุดตัวอย่างที่ใช้ในกระบวนการเรียนรู้คือ

$$p = \{x_1, t_1\}, \{x_2, t_2\}, \dots, \{x_q, t_q\} \quad (2.9)$$

เมื่อ

x_1, \dots, x_q คือ ข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย
 t_1, \dots, t_q คือ ข้อมูลเป้าหมายของเครือข่าย
 q คือ ชุดข้อมูลขาเข้า โดยที่ $q = 1, 2, \dots, Q$

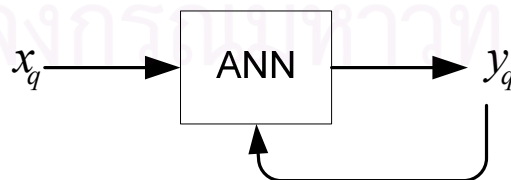


รูปที่ 2.5 กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะ

จากรูปที่ 2.5 ความแตกต่างระหว่างสัญญาณข้อมูลขาออกของเครือข่าย y_q และข้อมูลเป้าหมาย t_q จะถูกป้อนกลับไปเพื่อใช้ในการปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักให้ได้สัญญาณข้อมูลขาออกใกล้เคียงกับข้อมูลเป้าหมายมากยิ่งขึ้น

2. กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ (Unsupervised learning)

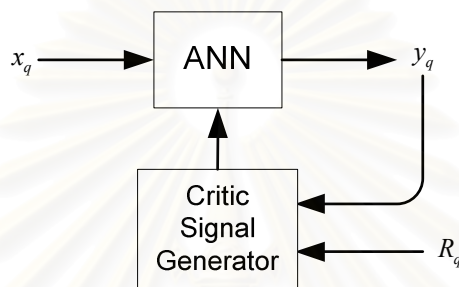
ในเครือข่ายประสาทเทียมที่ทราบเฉพาะข้อมูลขาเข้าเท่านั้น ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักจะถูกปรับผ่านกระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ ข้อมูลเป้าหมายจะไม่ถูกนำมาใช้เพื่อเปรียบเทียบ แต่จะมีกระบวนการเรียนรู้ความผิดพลาดจากการคำนวณ เครือข่ายจะสามารถหาโครงสร้างที่เหมาะสมของรูปแบบข้อมูลขาเข้าโดยการปรับตัวเข้าสู่การกระจายตัวเชิงสถิติของข้อมูลขาเข้า ดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 กระบวนการเรียนรู้แบบไม่ชี้แนะ

3. กระบวนการเรียนรู้แบบเสริมระบบ (Reinforcement)

กระบวนการเรียนรู้แบบเสริมระบบมีรูปแบบกระบวนการเรียนรู้ที่คล้ายคลึงกับการเรียนรู้แบบชี้แนะ เนื่องจากเครือข่ายยังคงรับการป้อนกลับค่าจากภายนอก แต่ค่าที่ป้อนกลับนั้นเป็นเพียงแค่การประเมินผล ไม่ใช่การบอกค่าที่ถูกต้องโดยตรง กล่าวคือ ค่าจากภายนอกนี้จะบอกได้แต่เพียงว่าสัญญาณขาออกที่ได้ออกมานั้นมีแนวโน้มเป็นอย่างไร ไม่ได้บอกว่าค่าที่ถูกต้องว่าเป็นอย่างไร สัญญาณเสริมระบบที่ถูกป้อนให้กับเครือข่ายจะไปช่วยในการปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักให้เหมาะสมเพื่อให้ได้สัญญาณขาออกมีค่าใกล้เคียงกับความเป็นจริง



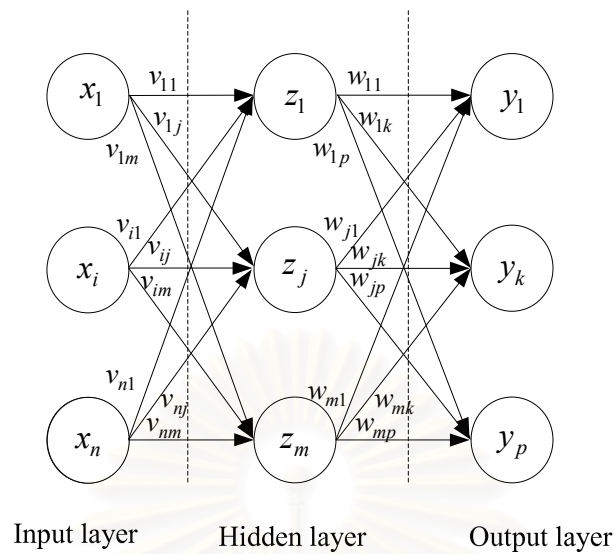
รูปที่ 2.7 กระบวนการเรียนรู้แบบเสริมระบบ

จากรูปที่ 2.7 สัญญาณข้อมูลขาเข้า x_q เมื่อผ่านการคำนวณโดยเครือข่ายประสาทเทียมแล้ว ทำให้ได้สัญญาณข้อมูลขาออก y_q จากนั้นสัญญาณเสริมระบบ R_q จากภายนอกจะถูกป้อนให้กับ เครือข่ายเพื่อกำหนดแนวทางในการปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักภายในเครือข่ายประสาทเทียมให้สามารถคำนวณสัญญาณข้อมูลขาออกให้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น

2.1.4 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perceptron: MLP) เป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบไปข้างหน้า เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายในการสร้างแบบจำลองเพื่อแก้ไขปัญหาที่ซับซ้อนต่างๆ ลักษณะโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเกิดจากการเรียงตัวกันของนิวรอนเป็นชั้น นิวรอนในชั้นใดๆ จะเชื่อมต่อกับนิวรอนในชั้นที่ติดกันทุกตัว แต่จะไม่มี การเชื่อมต่อกันระหว่างนิวรอนในชั้นเดียวกัน และนิวรอนในชั้นที่ไม่ติดกัน

เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นใช้กระบวนการเรียนรู้แบบชี้แนะสำหรับการฝึกเครือข่าย เพื่อปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ซึ่งกระบวนการเรียนรู้ที่นิยมใช้คือ กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back-Propagation: BP) มีโครงสร้างดังแสดงในรูปที่ 2.8



รูปที่ 2.8 เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

$$E^q = \frac{1}{2} \sum_k [t_k - y_k]^2 \quad (2.10)$$

เมื่อ

E^q คือ ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลขาออกของเครือข่ายและข้อมูลจริงชุดที่ q

y_k คือ ข้อมูลขาออกของเครือข่ายชุดที่ k

t_k คือ ข้อมูลจริงชุดที่ k

กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ สามารถใช้กับเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ข้อมูลขาเข้าจะถูกส่งผ่านเข้ามาในเครือข่ายผ่านนิรวลในชั้นข้อมูลขาเข้า และส่งต่อไปยังชั้นต่อไปตามลำดับ จนกระทั่งได้สัญญาณออกมาทางชั้นข้อมูลขาออก ข้อมูลขาออกที่ได้จากเครือข่ายจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลจริง เพื่อหาค่าต่ำสุดของความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลทั้งสองชุดนี้ด้วยวิธีการ Gradient descent จากสมการที่ (2.10) โดยการปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิรวลในทิศทางย้อนกลับ โดยพิจารณาดังต่อไปนี้

จากรูปที่ 2.8 กำหนดให้

$$Z_j = \sum_i v_{ij} x_i \quad (2.11)$$

$$Y_k = \sum_j w_{jk} z_j \quad (2.12)$$

เมื่อ

- Z_j คือ ข้อมูลขาเข้าสุทธิสำหรับนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน
- Y_k คือ ข้อมูลขาเข้าสุทธิสำหรับนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก
- n, m, p คือ จำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลขาออกตามลำดับ
- v_{ij} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนที่ i ในชั้นข้อมูลขาเข้าและนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน
- w_{jk} คือ ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงระหว่างนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อนและนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก
- x_i คือ ข้อมูลขาเข้านิวรอนที่ i เมื่อ $i = 1, 2, \dots, n$
- z_j คือ ผลจากการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน เมื่อ $j = 1, 2, \dots, m$
- y_k คือ ผลจากการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก เมื่อ $k = 1, 2, \dots, p$

ดังนั้น ผลจากการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ j ในชั้นซ่อน และผลจากการคำนวณจากข้อมูลขาออกของนิวรอนที่ k ในชั้นข้อมูลขาออก แสดงได้ดังสมการ

$$z_j = f(Z_j) \quad (2.13)$$

$$y_k = f(Y_k) \quad (2.14)$$

เมื่อ

$f(x)$ คือ ฟังก์ชันกระตุ้น

การพัฒนากระบวนการเรียนรู้สำหรับเครือข่าย ทำได้โดยการลดความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลขาออกของเครือข่ายกับข้อมูลจริงด้วยการปรับปรุงค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยดังสมการที่ (2.15) มีค่าต่ำสุด

$$E = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q E^q \quad (2.15)$$

เมื่อ

- E คือ ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย
- E^q คือ ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลขาออกและข้อมูลจริงของข้อมูลขาเข้าชุดที่ q
- Q คือ จำนวนรูปแบบของชุดข้อมูลขาเข้าทั้งหมด

จากสมการที่ (2.15) จะเห็นได้ว่าเมื่อค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลแต่ละชุดลดลง ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยจะลดลง ดังนั้นจึงมีการปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักตามกฎของเดลตาให้ลดลงเป็นสัดส่วนกับค่าลบของค่าอนุพันธ์ของค่าความคลาดเคลื่อน $\frac{\partial E^q}{\partial w_{jk}}$ และ $\frac{\partial E^q}{\partial v_{ij}}$ ดังสมการต่อไปนี้

$$\Delta w_{jk} = -\alpha \frac{\partial E^q}{\partial w_{jk}} \quad (2.16)$$

เมื่อ

Δw_{jk} คือ ค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก

α คือ ค่าคงที่สำหรับการเรียนรู้

และ

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} &= \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left(\frac{1}{2} \sum_k [t_k - y_k]^2 \right) \\ &= \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left(\frac{1}{2} [t_k - f(Y_k)]^2 \right) \\ &= -[t_k - y_k] \frac{\partial}{\partial w_{jk}} f(Y_k) \\ &= -[t_k - y_k] f'(Y_k) \frac{\partial}{\partial w_{jk}} (Y_k) \\ &= -[t_k - y_k] f'(Y_k) \frac{\partial}{\partial w_{jk}} \left(\sum_j w_{jk} z_j \right) \\ &= -[t_k - z_k] f'(Z_k) y_j \end{aligned} \quad (2.17)$$

ดังนั้นค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนและชั้นข้อมูลขาออกจากสมการที่ (2.16) สามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

$$\Delta w_{jk} = \alpha [t_k - y_k] f'(Y_k) z_j \quad (2.18)$$

กำหนดให้

$$\delta_k = [t_k - y_k] f'(Y_k) \quad (2.19)$$

ดังนั้น จากสมการที่ (2.18) สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.20)$$

เช่นเดียวกัน ค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นข้อมูลขาออกและชั้นซ่อน คือ

$$\Delta v_{ij} = -\alpha \frac{\partial E^q}{\partial v_{ij}} \quad (2.21)$$

เมื่อ

Δv_{ij} คือ ค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก

α คือ ค่าคงที่สำหรับการเรียนรู้

และ

$$\begin{aligned} \frac{\partial E^q}{\partial v_{ij}} &= \frac{\partial}{\partial v_{ij}} \left(\frac{1}{2} \sum_k [t_k - y_k]^2 \right) \\ &= \frac{1}{2} \sum_k \left[\frac{\partial}{\partial v_{ij}} \left(\sum_k [t_k - y_k]^2 \right) \right] f'(Z_j) \frac{\partial (\sum_i v_{ij} x_i)}{\partial v_{ij}} \\ &= \left(- \sum_k [t_k - y_k] f'(Y_k) w_{jk} \right) f'(Z_j) x_i \end{aligned} \quad (2.22)$$

ดังนั้น ค่าปรับแก้ของค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักในสมการที่ (2.21) สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\begin{aligned}
\Delta v_{ij} &= \alpha x_i \left(\sum_k^m [t_k - y_k] f'(Y_k) w_{jk} \right) \\
&= \alpha x_i f'(Z_j) \sum_k^m \delta_k w_{jk} \\
&= \alpha \delta_j x_i
\end{aligned} \tag{2.23}$$

โดยที่

$$\delta_j = f'(Z_j) \sum_k^m \delta_k w_{jk} \tag{2.24}$$

กล่าวได้ว่ากระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับ เริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักทุกตัว จากนั้นเครือข่ายจะคำนวณข้อมูลขาออก (y_k) และเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงของชุดเดียวกัน (t_k) แล้วทำการหาค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองจากสมการ (2.10) ค่าความคลาดเคลื่อนเหล่านี้ จะถูกส่งกลับมาเพื่อปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักต่อไปเพื่อหาค่าต่ำสุดของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง ดังนั้นจะสามารถหาค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักค่าใหม่ได้ดังสมการต่อไปนี้

$$w_{jk}^{new} = w_{jk}^{old} + \Delta w_{jk} = w_{jk}^{old} + \alpha \delta_k z_j \tag{2.25}$$

$$v_{ij}^{new} = v_{ij}^{old} + \Delta v_{ij} = v_{ij}^{old} + \alpha \delta_j x_i \tag{2.26}$$

ดัชนีชี้วัดความถูกต้องของเครือข่ายหลังจากผ่านการฝึกแล้ว สามารถหาได้จากร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Squared Error) ดังนี้

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - t_i) \tag{2.27}$$

เมื่อ

- t_i คือ ข้อมูลจริง
- y_i คือ ข้อมูลขาออกของเครือข่าย
- N คือ จำนวนชุดข้อมูลทั้งหมด

2.1.5 ข้อดีและข้อเสียของเครือข่ายประสาทเทียม

การจัดการกับปัญหาที่ซับซ้อนโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียมมีข้อดีและข้อเสียดังต่อไปนี้

ข้อดีของเครือข่ายประสาทเทียม

1. เครือข่ายประสาทเทียมมีลักษณะปรับตัวได้ (Adaptation) คือ สามารถรับข้อมูลและเรียนรู้ผลตอบแทนของระบบจากข้อมูลดังกล่าว ดังนั้น เครือข่ายประสาทเทียมจะมีหน้าที่ในการหาความสัมพันธ์ของข้อมูลในระบบ ทำให้ประหยัดเวลาในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ของระบบ
2. เครือข่ายประสาทเทียมสามารถทำให้มีลักษณะทั่วไป (Generalization) สามารถใช้กับข้อมูลที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายได้ ก่อให้เกิดประโยชน์ในการใช้งาน
3. เครือข่ายประสาทเทียมเป็นระบบไม่เชิงเส้น (Non-linear) กล่าวคือ เครือข่ายประสาทเทียมสามารถจัดความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรขาเข้าของเครือข่ายได้
4. เครือข่ายประสาทเทียมมีอิสระในการประมวลผล ทำให้เกิดการประมวลผลตอบของเครือข่ายได้จำนวนมากในเวลาเดียวกัน

ข้อเสียของเครือข่ายประสาทเทียม

1. ยากต่อการรู้ถึงความสัมพันธ์ที่แท้จริงของตัวแปรขาเข้าภายในเครือข่าย
2. ไม่มีวิธีที่ชัดเจนในการหาคำตอบที่ดีที่สุดของเครือข่าย ขึ้นอยู่กับว่าต้องการความแม่นยำของข้อมูลขาออกมากเพียงใด
3. ใช้เวลานานในการฝึกเครือข่ายเพื่อให้ได้พารามิเตอร์ที่เหมาะสม

2.2 การพยากรณ์โหลด

หลักการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นในการพยากรณ์โหลด อาศัยสมมุติฐานว่าโหลดในอนาคตนั้นขึ้นอยู่กับลักษณะการใช้ไฟฟ้าในอดีตและตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อลักษณะการใช้ไฟฟ้า เครือข่ายประสาทเทียมจะทำหน้าที่หาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ คือโหลดในอดีต และตัวแปรที่ส่งผลกระทบต่อค่าการใช้ไฟฟ้า โดยทั่วไปแล้วตัวแปรขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมมักจะประกอบด้วย ค่าโหลดในอดีต ส่วนตัวแปรขาออกจะเป็นค่าโหลดที่เราต้องการพยากรณ์ เช่นค่าโหลดรายชั่วโมงของหนึ่งวันข้างหน้า เป็นที่ทราบกันโดยทั่วไปว่า ลักษณะโครงสร้างของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนั้น เป็นแบบจำลองการแก้ปัญหาที่มีความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลแบบไม่เชิงเส้น ดังนั้นการกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายให้เหมาะสมกับปัญหารูปแบบต่างๆ จะประกอบด้วย

- การกำหนดตัวแปรขาเข้าที่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลขาออก
- การกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายให้เหมาะสมกับรูปแบบของปัญหา

เมื่อกำหนดโครงสร้างของเครือข่ายได้แล้ว ข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายจะถูกนำมาฝึกเครือข่ายเพื่อให้ได้ค่าตัวแปรอิสระที่เชื่อมโยงความสัมพันธ์ของข้อมูล ทั้งนี้ยังต้องมีการเลือกกระบวนการเรียนรู้ที่เหมาะสมเพื่อให้ความผิดพลาดที่เกิดจากการฝึกเครือข่ายเข้าสู่ค่าต่ำสุดอย่างรวดเร็ว เมื่อได้เครือข่ายที่ผ่านการฝึกแล้ว ต้องมีการทดสอบว่าเครือข่ายสามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปหรือไม่ ดังที่จะกล่าวต่อไป

2.2.1 ชนิดของการพยากรณ์โหลด

การพยากรณ์โหลดมีความสำคัญต่อการดำเนินการและการวางแผนขององค์กรผลิตไฟฟ้า การพยากรณ์โหลดที่มีความแม่นยำนั้นจะช่วยผู้ดำเนินการตัดสินใจในแง่ของการซื้อขายไฟฟ้า การผลิตไฟฟ้า การปลด-สับโหลด และการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานของระบบผลิตไฟฟ้า

การพยากรณ์โหลดสามารถจำแนกออกได้เป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ ตามช่วงเวลาที่ยพยากรณ์คือ

1. **การพยากรณ์โหลดระยะสั้น** (Short Term Load Forecasting: STLF) เป็นการพยากรณ์โหลดของผู้ใช้ไฟฟ้าง่วงหน้า 24 ชั่วโมง แต่การพยากรณ์โหลดระยะสั้นนี้อาจพยากรณ์ล่วงหน้าได้ถึงหนึ่งสัปดาห์ ขึ้นอยู่กับข้อมูลโหลดในอดีตที่มี การพยากรณ์โหลดระยะสั้นมีความสำคัญต่อการจัดสรรกำลังการผลิตและวางแผนการซ่อมบำรุงเครื่องกำเนิดไฟฟ้า
2. **การพยากรณ์โหลดระยะกลาง** (Medium Term Load Forecasting: MTLF) เป็นการพยากรณ์โหลดล่วงหน้าหนึ่งสัปดาห์ถึงหนึ่งปี เนื่องจากการทำสัญญาซื้อขายไฟฟ้าโดยมากจะทำทุก 1 ปี ดังนั้น การพยากรณ์โหลด 1 ปี ล่วงหน้าจะช่วยให้สามารถวิเคราะห์ปริมาณพลังงานที่เหมาะสมในการซื้อ-ขายไฟฟ้าได้
3. **การพยากรณ์โหลดระยะยาว** (Long Term Load Forecasting: LTLF) เป็นการพยากรณ์โหลดล่วงหน้าในช่วงเวลาที่มากกว่าหนึ่งปี เพื่อประโยชน์ในการจัดหาไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการ เนื่องจากการก่อสร้างระบบผลิตไฟฟ้า ระบบจำหน่ายไฟฟ้า ต้องใช้เวลาหลายปี ดังนั้นการพยากรณ์โหลดระยะยาวจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการนำไปใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังการผลิตไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบจำหน่าย ให้เพียงพอต่อโหลดที่คาดว่าจะเกิดขึ้นต่อไปในอนาคต

จากลักษณะความสำคัญของการพยากรณ์โหลดแต่ละประเภท เห็นได้ว่ามีความสำคัญแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับจุดประสงค์ของการพยากรณ์โหลด หากต้องการนำผลการพยากรณ์ไปใช้ประโยชน์เพื่อการวางแผนการก่อสร้างหรือขยายโรงผลิตไฟฟ้า จะต้องใช้ค่าการพยากรณ์โหลดระยะยาว และหากต้องการนำผลการพยากรณ์โหลดไปใช้เพื่อวิเคราะห์ การซื้อ-ขายไฟฟ้า

หรือการการวางแผนในช่วงเวลาที่ไม่เกินหนึ่งปี ควรใช้ผลการพยากรณ์ไหลดระยะกลาง แต่ถ้าหากต้องการค่าการพยากรณ์ไฟฟ้าเพื่อวางแผนการผลิต การซ่อมบำรุง หรือวิเคราะห์ค่าไหลดในช่วงเวลาสั้นๆ การพยากรณ์ไหลดระยะสั้นจะถูกนำมาใช้ เช่นเดียวกับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการพยากรณ์ไหลดใน 1 วันข้างหน้า เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ผลกระทบที่อาจจะเกิดขึ้นต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ไหลดที่ใช้ในการวางแผนระยะสั้น ในระบบจำหน่ายที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อกันอยู่ในระดับที่สามารถเห็นได้ชัดเจน

2.2.2 วิธีการพยากรณ์ไหลด

วิธีการที่ใช้ในการพยากรณ์ไหลดแบ่งออกเป็นหลายประเภท ขึ้นอยู่กับเกณฑ์หรือโครงสร้างในการคำนวณ ประกอบด้วยแบบจำลองเชิงเส้นและแบบจำลองไม่เชิงเส้น ตัวอย่างของแบบจำลองเชิงเส้นอาทิเช่น แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเดิน (Auto regressive moving average model) และ แบบจำลองแบบถดถอย (Regression model) ส่วนแบบจำลองไม่เชิงเส้น เช่นแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network) เป็นต้น

2.2.2.1 แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเดิน (Auto Regressive Moving Average)

แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเดิน หรือ Auto Regressive Moving Average: ARMA [6,7] มีแนวคิดพื้นฐานคือ การเปลี่ยนอนุกรมเวลาของข้อมูลไหลดให้อยู่ในรูปของอนุกรมเวลาคงที่ที่ไม่ขึ้นอยู่กัเวลา ด้วยการเปรียบเทียบกับค่าอนุกรมเวลาคงที่อีกค่าหนึ่ง และสามารถแทนผลต่างของอนุกรมเวลาคงที่ทั้งสองค่านี้ในรูปของสัญญาณสุ่ม (white noise) ได้ โดยมีสมมติฐานเบื้องต้นในการคำนวณว่าตัวแปรภายในอนุกรมเวลานั้นต้องไม่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดช่วงเวลาการคำนวณ และให้ความผิดพลาดที่เกิดขึ้นเป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากส่วนประกอบของสัญญาณสุ่ม สมการพื้นฐานที่ใช้สร้างแบบจำลอง ARMA สามารถแสดงได้ดังสมการต่อไปนี้ [4]

$$\phi(B)\nabla^d z(t) = \theta(B)a(t) \quad (2.28)$$

โดยที่

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

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

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

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

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

ϕ_i, θ_i คือ ตัวแปรคงที่

$\nabla = 1 - B$ คือ ตัวดำเนินการผลต่างย้อนกลับ

แบบจำลองดังสมการที่ (2.28) ยังไม่เหมาะสมต่อการนำมาใช้สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ไฟฟ้า เนื่องจากลักษณะการใช้ไฟฟ้าจะเปลี่ยนแปลงไปตามช่วงฤดูกาล ทำให้อุณหภูมิของค่าโหลดมีแนวโน้มเป็นแบบวัฏจักร ดังนั้นจึงมีการพัฒนาแบบจำลองที่คำนึงถึงผลของฤดูกาล แบบจำลองดังกล่าวนี้คือ แบบจำลอง Seasonal Integrated Autoregressive Moving Average (SARIMA) ซึ่งมีรูปแบบดังสมการ

$$\phi(B)\phi_s(B^s)\nabla^d\nabla_s^D z(t) = \theta(B)\theta_s(B^s)a(t) \quad (2.29)$$

โดยที่

$$\nabla_s^D = (1 - B^s)^D \quad \text{และ } s \text{ คือ ความแตกต่างระหว่างช่วงฤดูกาล}$$

แต่เนื่องจากโหลดสามารถปรับเปลี่ยนไปได้ตามช่วงเวลา และผลกระทบภายนอกเช่น อุณหภูมิ ดังนั้น การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดจึงควรคำนึงถึงผลกระทบที่เกิดขึ้นภายนอกด้วย ดังนั้นแบบจำลอง ARIMA จึงถูกพัฒนาเป็น ARIMAX ดังสมการที่ (2.30)

$$\phi(B)\nabla^d z(t) = w(B)x(t-b) + \theta(B)a(t) \quad (2.30)$$

โดยที่

$x(t)$ คือ ค่าตัวแปรผลกระทบภายนอกระบบ ณ เวลา t

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

แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบสุ่มเฟ้นมีข้อดีคือ มีความแม่นยำในการพยากรณ์ และมีโครงสร้างไม่ซับซ้อน สามารถเข้าใจได้ง่ายแต่มีข้อเสียคือไม่สามารถปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ เนื่องจากแบบจำลองนี้ได้มีสมมุติฐานเบื้องต้นว่าไม่สามารถเปลี่ยนแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาตลอดช่วงระยะเวลาการพยากรณ์ ดังนั้นแบบจำลองจึงไม่สามารถปรับตัวตามพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วได้ และยังไม่สามารถรองรับความผิดปกติของค่าโหลดที่เกิดขึ้นเนื่องจากพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าได้ ส่งผลให้การพยากรณ์โหลดในอนาคตผิดพลาดได้อย่างมาก

2.2.2.2 แบบจำลองแบบถดถอย (Regression model) [13,22]

แบบจำลองการพยากรณ์แบบถดถอย หรือ Regression model เป็นแบบจำลองแบบเชิงเส้น นิยามว่า ค่าโหลด ณ ช่วงเวลาใดๆ จะประกอบด้วยส่วนสำคัญ 3 ส่วน คือ

- 1) ค่าโหลดมาตรฐาน
 - 2) ค่าตัวแปรผลกระทบ คือตัวแปรที่มีผลต่อค่าโหลด โดยมีความสัมพันธ์กับแบบเชิงเส้น
 - 3) สัญญาณรบกวน คือ ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์
- แบบจำลองการพยากรณ์แบบถดถอย มีลักษณะดังสมการต่อไปนี้

$$z(t) = b(t) + \sum_{i=1}^n a_i y_i(t) + e(t) \quad (2.31)$$

เมื่อ

- $z(t)$ คือ ค่าโหลด ณ เวลาใดๆ
- $b(t)$ คือ ค่าโหลดมาตรฐาน
- $y(t)$ คือ ตัวแปรผลกระทบ
- $e(t)$ คือ สัญญาณรบกวนของระบบ
- a_i คือ ค่าคงที่ยืดหยุ่น

ในการพยากรณ์โหลดแบบถดถอยนั้น ลักษณะการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์จะแบ่งตามกลุ่มของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละประเภท โดยในแบบจำลองจะแบ่งค่าโหลดออกเป็น 2 ชุด คือ ค่าโหลดมาตรฐาน คือ ค่าโหลดในขณะที่มีอุณหภูมิเท่ากับอุณหภูมิเฉลี่ยตลอดช่วงเวลากการพยากรณ์ และ ค่าโหลดที่เกิดขึ้นเนื่องจากตัวแปรผลกระทบ ข้อดีของแบบจำลองแบบถดถอยคือ เป็นสมการที่สามารถเข้าใจได้ง่าย ไม่ซับซ้อน แต่แบบจำลองนี้มีข้อเสียคือ ไม่สามารถเปลี่ยนแปลงตามลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่มีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ทำให้ผลการพยากรณ์ผิดพลาดไป

จากวิธีการพยากรณ์ข้างต้นนี้ จัดอยู่ในประเภทแบบจำลองแบบเชิงเส้นที่นิยมนำมาประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เพราะเป็นแบบจำลองที่ไม่ซับซ้อน แต่แบบจำลองเชิงเส้นนี้มีข้อเสียคือ ไม่สามารถปรับเปลี่ยนตามลักษณะการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วของโหลดได้ ทำให้เกิดค่าความผิดพลาดสูงเมื่อค่าโหลดเปลี่ยนแปลงไป และจะเกิดความผิดพลาดในการพยากรณ์มากหากเกิดความผิดปกติกับข้อมูลในการสร้างแบบจำลอง ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเลือกใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่เป็นแบบจำลองแบบไม่เชิงเส้นในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เนื่องจากแบบจำลองแบบไม่เชิงเส้นมีข้อดีคือ สามารถ

ปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงของโหลดได้อย่างรวดเร็ว และมีความยืดหยุ่นในการสร้างแบบจำลองมากกว่า ทำให้สามารถรองรับความผิดปกติของข้อมูลได้

2.3 แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลด

เครือข่ายประสาทเทียมเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ประกอบด้วยนิวรอลจำนวนมากเรียงต่อกันเป็นชั้น มีลักษณะการทำงานที่ขนานกันไประหว่างชั้น ซึ่งนิวรอลแต่ละตัวจะเชื่อมต่อกันด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก ที่สามารถเปลี่ยนแปลงผ่านกระบวนการเรียนรู้ของเครือข่าย ดังนั้นเครือข่ายประสาทเทียมจึงเป็นแบบจำลองที่มีความยืดหยุ่น สามารถปรับเปลี่ยนค่าของตัวแปรภายในเครือข่ายได้โดยสะสมค่าทางสถิติผ่านกระบวนการเรียนรู้

จากการศึกษางานวิจัยส่วนมากพบว่า ได้มีการนำเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นมาใช้ในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นเป็นเครือข่ายที่มีกระบวนการเรียนรู้แบบไปข้างหน้า และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่กลับในการฝึกเครือข่าย โดยปรับค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักเพื่อให้ได้ผลการพยากรณ์โหลดที่มีความแม่นยำ

จากรูปที่ 2.8 แบบจำลองของเครือข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น ประกอบด้วยชั้นข้อมูลทั้งหมด 3 ชั้น คือ ชั้นข้อมูลขาเข้า ชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลขาออก ในข้อมูลในชั้นข้อมูลขาเข้า หมายถึงชุดตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับผลตอบที่ต้องการจากเครือข่าย ยกตัวอย่างเช่น ในกรณีที่ใช้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลด ชุดตัวแปรขาเข้านี้ก็คือ ตัวแปรที่มีผลกระทบต่อค่าโหลดในพื้นที่ที่สนใจนั่นเอง ส่วนข้อมูลในชั้นข้อมูลขาออก จะหมายความถึงผลลัพธ์จากเครือข่ายที่เราต้องการ เช่น ต้องการพยากรณ์โหลดสูงสุดของหนึ่งวันข้างหน้า ในชั้นข้อมูลขาออกนี้จะประกอบด้วยนิวรอลเพียง 1 โหนด ซึ่งค่าของนิวรอลโหนดนี้คือค่าโหลดสูงสุด แต่ถ้าหากต้องการพยากรณ์โหลดรายชั่วโมงของหนึ่งวันข้างหน้า ในชั้นข้อมูลขาออกนี้จะประกอบด้วยนิวรอลทั้งสิ้น 24 โหนด เป็นต้น ทั้งนี้จำนวนชั้นของนิวรอลในชั้นซ่อนนี้สามารถเพิ่มหรือลดจำนวนได้ตามความเหมาะสมและความซับซ้อนของข้อมูล นิวรอลในชั้นข้อมูลขาเข้าจะประมวลผลสัญญาณที่รับเข้ามา และส่งต่อไปยังนิวรอลในชั้นซ่อน และชั้นข้อมูลขาออกตามลำดับ

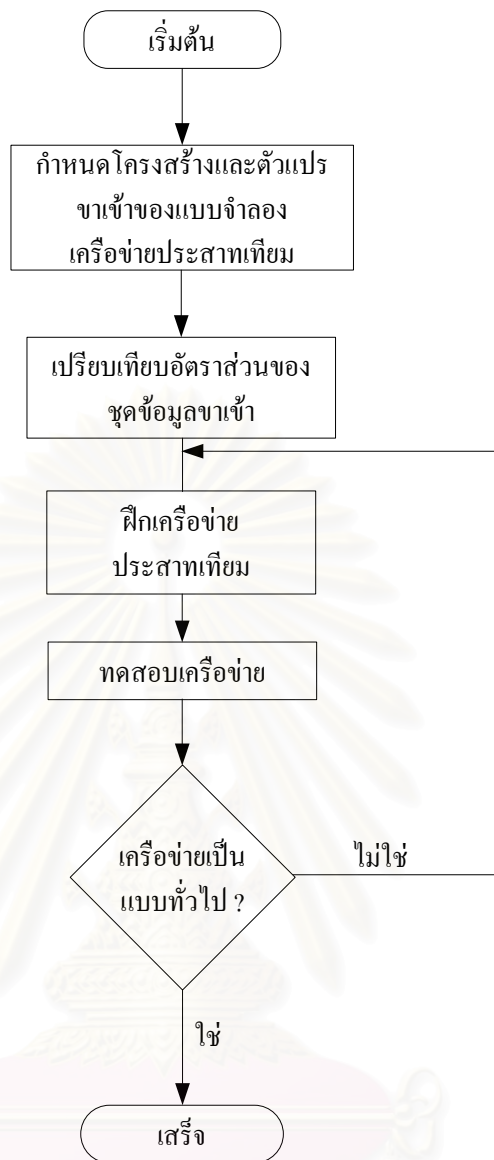
โดยทั่วไป ชุดข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นประกอบด้วย ข้อมูลทางสถิติของโหลด ค่าอุณหภูมิของวันในอดีตและปัจจุบัน และข้อมูลแสดงประเภทวัน ซึ่งการกำหนดชนิดของตัวแปรที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้า จะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรข้อมูลขาเข้าและข้อมูลขาออก ในกรณีที่ต้องการพยากรณ์โหลดของ 1 วันข้างหน้า ข้อมูลที่ใช้เป็นตัวแปรข้อมูลขาเข้าต้องแสดงถึงความสัมพันธ์กับโหลดของ 1 วันข้างหน้า เช่น อุณหภูมิ ลักษณะการใช้ไฟฟ้าในวันประเภทเดียวกัน แต่ถ้าหากต้องการพยากรณ์โหลดของอีก 1 ชั่วโมงข้างหน้า อุณหภูมิ ณ

ขณะนั้นจะไม่มีผลต่อเครือข่ายมากนัก เนื่องจากภายใน 1 ชั่วโมง คุณหมุมิจะมีค่าไม่แตกต่างกันอย่างชัดเจน ตัวแปรขาเข้าที่ใช้ จึงไม่จำเป็นประกอบด้วยคุณหมุมิ

ขั้นตอนของการสร้างเครือข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์โหลด คือ เริ่มต้นด้วยการกำหนดโครงสร้างและชนิดตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายให้มีความสัมพันธ์กับข้อมูลขาออกที่ต้องการ จากนั้นทำการเปรียบเทียบอัตราส่วน (Normalization) ค่าของข้อมูลขาเข้าให้อยู่ในช่วงเดียวกัน และทำการป้อนข้อมูลขาเข้าเหล่านี้เข้าไปเพื่อฝึกเครือข่ายจนได้ค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากการคำนวณของเครือข่ายมีค่าต่ำที่สุด แต่เครือข่ายที่ได้นี้อาจไม่สามารถนำไปใช้งานได้จริงเสมอไป ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการทำให้เครือข่ายเป็นแบบทั่วไป (Generalization) ก่อน เพื่อเป็นการตรวจสอบอีกครั้งว่าเครือข่ายสามารถใช้ได้กับชุดข้อมูลอื่นนอกจากชุดข้อมูลฝึกระบบได้ ขั้นตอนการฝึกเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 2.9



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 2.9 ขั้นตอนการฝึกเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

2.3.1 การเปรียบเทียบอัตราส่วน (Normalization) [32]

ชุดข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายที่ใช้ในการพยากรณ์โหนดระยะสั้นเช่นค่าโหนด จะมีช่วงของข้อมูลที่แตกต่างกันมาก ค่าเหล่านี้จึงจำเป็นต้องทำให้อยู่ในช่วงเดียวกันคือ อยู่ในช่วง -1 ถึง 1 หรือที่เรียกว่า การเปรียบเทียบอัตราส่วน โดยสมการที่ (2.32)

$$pn = \frac{2(p - p_{\min})}{(p_{\max} - p_{\min})} - 1 \quad (2.32)$$

โดยที่

- p คือ ข้อมูลจริง
- pn คือ ข้อมูลที่ถูกเปรียบเทียบอัตราส่วนให้อยู่ในช่วง -1 ถึง 1
- p_{\min} คือ ค่าต่ำสุดของชุดข้อมูล
- p_{\max} คือ ค่าสูงสุดของชุดข้อมูล

2.3.2 การทำให้เป็นแบบทั่วไป (Generalization) [32]

เมื่อเครือข่ายได้รับการฝึกระบบจนได้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยต่ำสุด และได้ค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักแล้ว ปัจจัยสำคัญในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์คือการทำให้เป็นแบบทั่วไปคือสามารถใช้แบบจำลองพยากรณ์ได้อย่างถูกต้องถึงแม้ว่าชุดข้อมูลขาเข้าไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกระบบก็ตาม ปัญหาที่มักพบในการทำให้เป็นแบบทั่วไปคือ

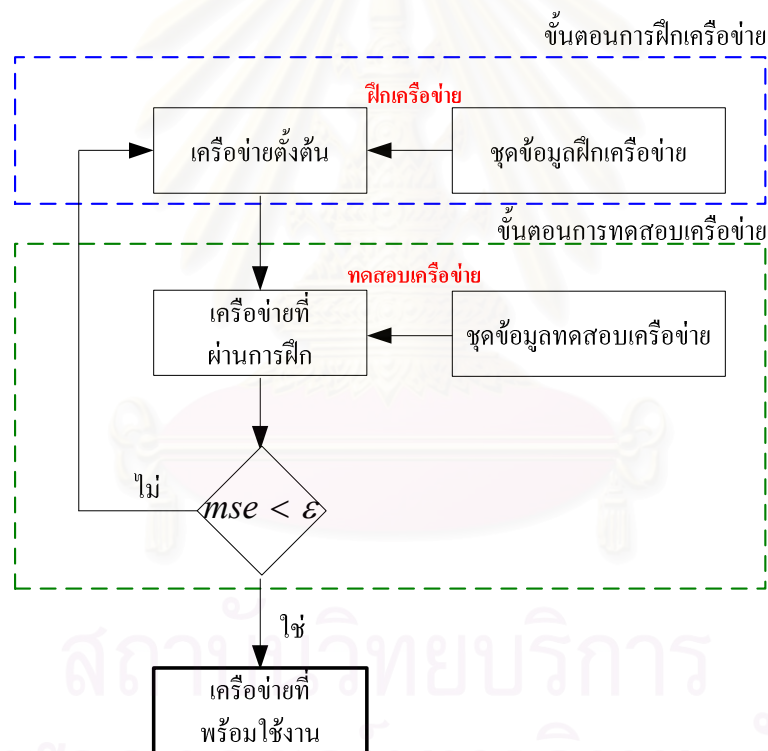
1. การเกิด underfitting คือ เครือข่ายไม่สามารถแก้ปัญหาที่มีความซับซ้อนของข้อมูลมากๆ ได้ เนื่องจากไม่สามารถแก้ไขความซับซ้อนของเครือข่าย วิธีการที่ดีที่สุดในการลดการเกิด underfitting คือ การเลือกให้ชุดข้อมูลที่ไม่มีสัญญาณรบกวนปนอยู่หรือมีการกำจัดข้อมูลที่ผิดปกติออกไป และมีจำนวนชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายที่มากเพียงพอ
2. การเกิด overfitting คือ เครือข่ายซับซ้อนเกินไปจนทำให้ใช้สัญญาณรบกวนในการหาความสัมพันธ์ระหว่างพารามิเตอร์แทนการใช้สัญญาณที่กำหนดเท่านั้น ซึ่งทำให้เกิดการจดจำข้อมูลด้วยค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักที่ผิดพลาดไปจากที่ค่าควรจะเป็น ส่งผลให้ได้การพยากรณ์ที่ผิดพลาดไปความเป็นจริง การทำให้โอกาสการเกิด overfitting น้อยลงสามารถทำได้โดยเพิ่มจำนวนชุดฝึกเครือข่ายเพื่อให้ระบบมีชุดตัวอย่างความสัมพันธ์ของข้อมูลเพื่อฝึกระบบมากขึ้น โอกาสการเกิด overfitting จึงลดลง

ปัจจัยสำคัญหนึ่งซึ่งส่งผลให้เกิดปัญหาในการทำให้เป็นแบบทั่วไป คือ การกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ไม่เหมาะสม หากจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยเกินไป ความผิดพลาดที่ได้จากการฝึกเครือข่ายและการทำให้เป็นแบบทั่วไปจะมีค่ามากเนื่องจากเครือข่ายมีความซับซ้อนน้อยเกินไป จึงไม่สามารถแก้ปัญหาที่ซับซ้อนได้ หรือเกิดเหตุการณ์ underfitting และถ้าหากกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากเกินไปแล้ว ความผิดพลาดที่ได้จากการฝึกเครือข่ายจะมีค่าน้อย แต่ความผิดพลาดจากการทำให้เป็นแบบทั่วไปจะมากเนื่องจากเครือข่ายซับซ้อนกว่าปัญหา หรือการเกิด overfitting นั่นเอง ดังนั้น การกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนจึงต้องคำนึงถึง

- จำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลขาเข้าและชั้นข้อมูลขาออก
- จำนวนชุดข้อมูลฝึกเครือข่าย
- จำนวนสัญญาณรบกวนของข้อมูลจริง

- โครงสร้างและความซับซ้อนของเครือข่าย
- ชนิดของฟังก์ชันกระตุ้นของชั้นซ่อน
- อัลกอริทึมที่ใช้ในการฝึกระบบ

การทำให้แบบจำลองสามารถคำนวณได้อย่างแม่นยำนั้น จำเป็นต้องมีการทดสอบแบบจำลอง เริ่มต้นด้วยการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายและชุดข้อมูลทดสอบเครือข่ายชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายจะใช้ในการฝึกแบบจำลองเครือข่ายที่ออกแบบขึ้นเพื่อหาพารามิเตอร์ของเครือข่าย จากนั้นจะให้ชุดข้อมูลทดสอบเครือข่ายเพื่อทดสอบว่าผลการคำนวณที่ได้จากแบบจำลองถูกต้องหรือไม่ หากผลที่ได้มีความถูกต้องตามความเป็นจริง นั้นหมายความว่าแบบจำลองนี้สามารถนำไปใช้กับกรณีทั่วไปได้ แต่ถ้าหากผลที่ได้ไม่ถูกต้องให้ทำการฝึกเครือข่ายด้วยชุดข้อมูลเดิมอีกครั้ง และทดสอบจนกว่าแบบจำลองจะสามารถใช้ได้กับกรณีทั่วไปดังรูปที่ 2.10



รูปที่ 2.10 กระบวนการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม

2.4 การสำรวจงานวิจัยการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

งานวิจัยที่ใช้เครือข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์โหลดส่วนมากจะใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบชี้แนะ และมีลักษณะการถ่ายโอนข้อมูลแบบไปข้างหน้า (Feed-forward network) ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงตัวอย่างการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมเพื่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของนักวิจัยต่างๆ ในอดีต ที่ได้กำหนดโครงสร้างของเครือข่ายแตกต่างกันออกไปตามความเหมาะสม ดังต่อไปนี้

งานวิจัยของ Xu L. et. al. (1999) [33] ศึกษาการพยากรณ์โหลดรายชั่วโมงด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้น โดยแบบจำลองการพยากรณ์ประกอบด้วย นิวรอลในชั้นข้อมูลขาเข้า 72 โหนด ชั้นซ่อน 12 โหนด และชั้นข้อมูลขาออก 24 โหนด ตัวแปรข้อมูลขาเข้าทั้ง 72 โหนด ประกอบด้วย โหลดและอุณหภูมิรายชั่วโมงของวันก่อนหน้าวันที่พิจารณา และค่าโดยประมาณของอุณหภูมิของวันที่พิจารณา นิวรอลทั้ง 24 โหนดของชั้นข้อมูลขาออกคือผลการพยากรณ์โหลดของวันที่พิจารณา จากการทดสอบแบบจำลองพบความผิดพลาดของการพยากรณ์อยู่บ้าง ตัวแปรเจาะจงที่ใช้แทนประเภทของวันจึงถูกนำมาเพิ่มเข้าไปในตัวแปรชุดข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย ด้วยการทดสอบจากระบบทดสอบที่ใช้ข้อมูลโหลดรายชั่วโมงของสถานีไฟฟ้า Macao ระหว่างปี ค.ศ. 1995 ถึง ค.ศ. 1996 พบว่า เมื่อเพิ่มตัวแปรเจาะจงเข้าไปในตัวแปรชุดข้อมูลขาเข้าแล้ว ค่าความผิดพลาดที่ได้จากการพยากรณ์มีค่าลดลง

งานวิจัยของ Peng T.M. et. al. (1992) [25] เป็นการศึกษาหาโหลดเฉลี่ยประจำวัน และนำเสนอวิธีการเลือกชุดข้อมูลฝึกอบรมที่เหมาะสมสำหรับเครือข่ายประสาทเทียม โดยการวัดระยะห่างที่น้อยที่สุดเพื่อใช้ในการกำหนดรูปแบบของโหลดและอุณหภูมิที่ใช้ในการประมาณค่าคงที่ถ่วงน้ำหนัก วิธีการนี้มีข้อดีคือ สามารถแก้ไขปัญหาค่าการพยากรณ์โหลดในวันหยุดและเมื่อสภาพภูมิอากาศเปลี่ยนแปลงไป โครงสร้างแบบจำลองจะเป็นการดัดแปลงเครือข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นโดยต่างจากเครือข่ายประสาทเทียมแบบทั่วไปตรงที่ เพิ่มการเชื่อมต่อระหว่างสัญญาณข้อมูลขาเข้ากับชั้นข้อมูลขาออกโดยตรง โดยมีการรวมกันแบบเชิงเส้น จำนวนตัวแปรข้อมูลขาเข้ามีด้วยกันทั้งหมด 5 ชุด คือ ค่าพยากรณ์อุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดของวันที่พิจารณา ค่าอุณหภูมิสูงสุดและต่ำสุดของวันก่อนหน้า และโหลดเฉลี่ยของวันก่อนหน้า จากผลการทดสอบพบว่า เมื่อทดสอบด้วยข้อมูลโหลดเป็นเวลา 2 ปี การพยากรณ์โหลดด้วยวิธีการที่นำเสนอมีความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดมากกว่าวิธีการอื่นๆ

งานวิจัยของ Hsu Y.Y. et. al. (1991) [15] แบบจำลองการพยากรณ์โหลดสูงสุดและต่ำสุดของงานวิจัยนี้จะแบ่งนิวรอลออกเป็น 4 ชั้นคือชั้นข้อมูลขาเข้า ชั้นข้อมูลขาออก และชั้นซ่อน 2 ชั้น ตัวแปรข้อมูลขาเข้าประกอบด้วยโหลดและอุณหภูมิในอดีต เมื่อได้ค่าการพยากรณ์โหลดสูงสุดและต่ำสุดแล้ว จะนำค่าโหลดรายชั่วโมงของวันก่อนหน้าวันที่พิจารณา มาเฉลี่ยหา

ความสัมพันธ์กับโหนดสูงสุดและต่ำสุดที่ได้จากแบบจำลอง ผลสุดท้ายของงานวิจัยนี้คือการหาค่าโหนดรายชั่วโมงของวันที่พิจารณานั้นเอง

งานวิจัยของ Asar A.U. et. al. (1994) [5] เป็นการศึกษาการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหนดสูงสุดด้วยลักษณะโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันไป และมีการหาค่าของข้อมูลให้อยู่ในรูปอัตราส่วนเปรียบเทียบ จากผลการทดสอบการเปลี่ยนชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าพบว่า ชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่ให้ผลการพยากรณ์ที่ดีที่สุดคือชุดข้อมูลที่ประกอบด้วยโหนดในอดีตเพียงอย่างเดียว การใช้คุณทฤษฎีในอดีตเป็นหนึ่งในชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าไม่ได้เพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์โหนดระยะสั้น

งานวิจัยของเมธี (2546) [4] ศึกษาการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหนดสูงสุด ต่ำสุด และเฉลี่ยของวันที่พิจารณา การกำหนดชุดตัวแปรขาเข้าจะกำหนดให้มีความสัมพันธ์กับผลการพยากรณ์ที่ต้องการ นักวิจัยทำการทดสอบพยากรณ์ดูความแม่นยำที่ได้จากแบบจำลอง เมื่อกำหนดให้ตัวแปรในชุดข้อมูลขาเข้าและจำนวนนิรขลในชั้นซ่อนแตกต่างกันออกไป จากการทดสอบพบว่าเครือข่ายที่ตัวแปรชุดข้อมูลโดยทุกเครือข่ายจะประกอบด้วยโหนดและคุณทฤษฎีในอดีต และตัวแปรเจาะจงแสดงประเภทของวัน ตัวแปรที่แตกต่างกันไปในแต่ละเครือข่ายคือค่าโหนดและคุณทฤษฎีในอดีต เช่นหากต้องการพยากรณ์โหนดสูงสุด ตัวแปรขาเข้าที่ใช้คือโหนดและคุณทฤษฎีสูงสุดในอดีตนั่นเอง การทดสอบทำโดยปรับเปลี่ยนชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าโดยการเพิ่มหรือลดจำนวนตัวแปร ประกอบด้วยโหนดและคุณทฤษฎีในอดีต และตัวแปรเจาะจงแสดงประเภทของวัน ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำที่สุด ในตอนท้ายของงานวิจัย ได้กล่าวถึงการพยากรณ์โหนดของชั่วโมงถัดไป โดยใช้ข้อมูลขาเข้าเป็นโหนดในอดีตและตัวแปรเจาะจงแสดงประเภทวันเท่านั้น จากการทดสอบดังกล่าวพบว่า ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์จะมีค่าน้อยในช่วงแรกๆ และจะมากขึ้นลู่เข้าสู่ค่าคงที่ค่าหนึ่งเมื่อช่วงเวลาของการพยากรณ์มากขึ้น

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

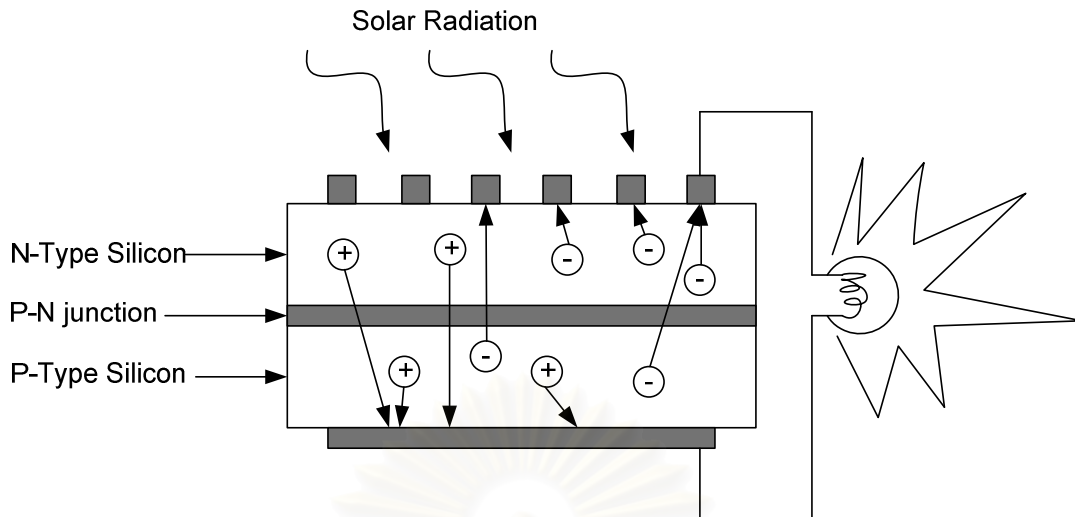
บทที่ 3

การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

การนำพลังงานแสงอาทิตย์มาใช้ประโยชน์นั้นยังมีข้อจำกัด จากช่วงเวลาที่แสงอาทิตย์มีเฉพาะเวลากลางวัน และมีความเข้มแสงไม่แน่นอน ขึ้นอยู่กับสภาพภูมิอากาศและฤดูกาลที่เปลี่ยนไป ปัจจุบันนี้การใช้เซลล์แสงอาทิตย์ทั่วโลกเพิ่มสูงขึ้น เนื่องมาจากพลังงานจากแสงอาทิตย์เป็นพลังงานที่สะอาด มีอย่างไม่จำกัด และยังไม่ต้องเสียค่าใช้จ่ายในเรื่องของเชื้อเพลิง อีกทั้งการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ไม่ปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ ไฮโดรเจนไดออกไซด์ และไนโตรเจนไดออกไซด์ที่เกิดจากการเผาไหม้เชื้อเพลิง ซึ่งเป็นอันตรายต่อภาวะโลกร้อนอีกด้วย การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จึงเป็นเทคโนโลยีที่ได้รับการยอมรับว่าเป็นเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าที่เข้ามาเสริมเพื่อช่วยลดปัญหาที่เกิดขึ้นจากการผลิตไฟฟ้าจากเทคโนโลยีที่อันตรายต่อสิ่งแวดล้อม อย่างไรก็ตาม การนำพลังงานแสงอาทิตย์มาใช้ประโยชน์ยังมีข้อจำกัดเช่น ราคาต้นทุนในการติดตั้งเริ่มแรกยังมีราคาสูง และกำลังไฟฟ้าที่ได้มีความไม่แน่นอน ขึ้นอยู่กับความเข้มแสงที่ตกกระทบแผงเซลล์ ซึ่งในบทนี้จะกล่าวถึงความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับเซลล์แสงอาทิตย์ และปัจจัยที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้

3.1 ความรู้พื้นฐานเกี่ยวกับเซลล์แสงอาทิตย์

เซลล์แสงอาทิตย์ (Photovoltaic: PV) เป็นสิ่งประดิษฐ์ที่สร้างขึ้นเพื่อเป็นอุปกรณ์สำหรับเปลี่ยนพลังงานแสงให้เป็นพลังงานไฟฟ้า โดยการนำสารกึ่งตัวนำ เช่น ซิลิคอน ซึ่งมีราคาถูกและมีมากที่สุดบนพื้นโลก มาผ่านกระบวนการทางวิทยาศาสตร์ทำให้เกิด P-N junction บางบริสุทธิ์ เมื่อแสงอาทิตย์ตกกระทบเซลล์แสงอาทิตย์ ก็จะถ่ายพลังงานให้อะตอมของสารกึ่งตัวนำทำให้เกิดอิเล็กตรอนอิสระและโฮตอน เมื่อมีการเชื่อมกับวงจรภายนอกจะเกิดการไหลของอิเล็กตรอนอิสระและโฮตอน ที่ให้พลังงานไฟฟ้ากระแสตรงกับวงจรภายนอกได้ดังรูปที่ 3.1 และจะให้พลังงานไฟฟ้าอย่างต่อเนื่อง ตราบเท่าที่ยังมีแสงอาทิตย์ตกกระทบเซลล์ ซึ่งสามารถนำไปใช้ประโยชน์ได้ทันที หรือนำไปกักเก็บไว้ในแบตเตอรี่ เพื่อใช้งานภายหลัง



รูปที่ 3.1 การผลิตไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ [1]

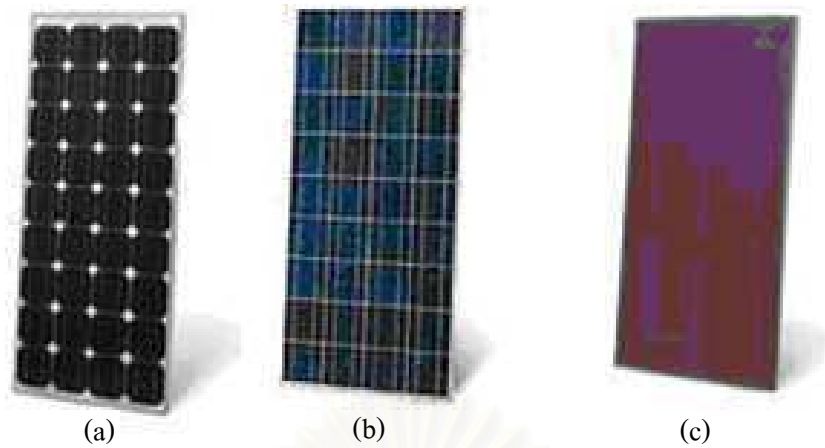
3.1.1 ชนิดของเซลล์แสงอาทิตย์

เซลล์แสงอาทิตย์ถูกคิดค้นขึ้นมาในช่วงปี ค.ศ. 1950 ที่ประเทศสหรัฐอเมริกาโดยมีจุดประสงค์หลักเพื่อใช้ในโครงการอวกาศ ต่อมาจึงได้เริ่มนำเซลล์แสงอาทิตย์มาใช้กันอย่างกว้างขวาง แต่เนื่องจากยังมีราคาสูงอยู่ เซลล์แสงอาทิตย์จึงจำกัดการใช้ในพื้นที่ห่างไกล และงานทางด้านโทรคมนาคมเท่านั้น ต่อมาได้มีการส่งเสริมการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ส่งผลให้ราคาของเซลล์แสงอาทิตย์ลดต่ำลง แต่ก็ยังนับว่าสูงเมื่อเทียบกับเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าชนิดอื่น นอกจากนี้ ซิลิคอนซึ่งเป็นวัตถุดิบที่ใช้ในการผลิตเซลล์แสงอาทิตย์นั้น เป็นวัตถุดิบที่สำคัญต่ออุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ ซิลิคอนจึงเป็นที่ต้องการของตลาดทำให้ราคาของเซลล์แสงอาทิตย์ที่ผลิตจากซิลิคอนมีราคาที่สูงอยู่

อย่างไรก็ตาม ด้วยเทคโนโลยีที่พัฒนาขึ้นทำให้การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ไม่ได้จำกัดอยู่ที่สารกึ่งตัวนำซิลิคอนเท่านั้น นักวิทยาศาสตร์ได้พัฒนาเซลล์แสงอาทิตย์จากสารประเภทอื่นซึ่งยังมีประสิทธิภาพต่ำกว่าสารกึ่งตัวนำประเภทซิลิคอน

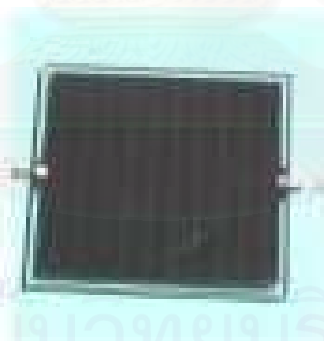
เนื่องจากวัสดุที่ใช้ในการผลิตแผงเซลล์นั้นเป็นที่ต้องการในอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ จึงได้มีการพัฒนาเซลล์แสงอาทิตย์จากสารชนิดต่างๆ ซึ่งประสิทธิภาพในการผลิตไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์จะแตกต่างกันไปตามชนิดของเซลล์แสงอาทิตย์ ดังต่อไปนี้

1. **เซลล์แสงอาทิตย์ที่ทำจากสารกึ่งตัวนำประเภทซิลิคอน** ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 แบบ คือแบบเป็นรูปผลึก (Crystal) ได้แก่ชนิดผลึกเดี่ยว (Single crystalline silicon solar cell) และชนิดผลึกรวม (Polycrystalline silicon solar cell) และแบบไม่เป็นรูปผลึก (Amorphous) ได้แก่ชนิดฟิล์มบางอะมอร์ฟัสซิลิคอน (Amorphous silicon solar cell) ดังรูปที่ 3.2



รูปที่ 3.2 เซลล์แสงอาทิตย์ที่ทำจากสารกึ่งตัวนำประเภทซิลิคอน (a) ชนิดผลึกเดี่ยว (b) ชนิดผลึกรวม (c) ชนิดฟิล์มบางอะมอร์ฟัสซิลิคอน [18]

2. เซลล์แสงอาทิตย์ที่ไม่ได้ทำจากสารกึ่งตัวนำประเภทซิลิคอน เช่น แกลเลียม อาร์เซไนด์ (GaAs) คอปเปอร์ อินเดียม เซเลไนด์ (CIS) และคอปเปอร์ อินเดียม ไดเซเลไนด์ (CuInSe₂) เป็นต้น ซึ่งจะเป็นเซลล์แสงอาทิตย์ที่มีประสิทธิภาพสูงถึง 25% ขึ้นไป แต่มีราคาสูงมาก จึงไม่นิยมนำมาใช้บนพื้นโลก จึงใช้สำหรับงานดาวเทียมและระบบรวมแสงเป็นส่วนใหญ่ (ปัจจุบันมีใช้เพียง 7% ของปริมาณที่มีใช้ทั้งหมด) ดังแสดงในรูปที่ 3.3



รูปที่ 3.3 เซลล์แสงอาทิตย์ที่ทำจาก คอปเปอร์ อินเดียม ไดเซเลไนด์

สำหรับประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ชนิดต่างๆ นั้นแสดงได้ดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ประเภทต่างๆ [18]

ประเภทของ PV	ประสิทธิภาพของเซลล์
ซิลิคอนชนิดผลึกเดี่ยว	15-24%
ซิลิคอนชนิดผลึกรวม	10-17%
ซิลิคอนชนิดฟิล์มบางอะมอร์ฟัส	8-13%
สารประกอบอื่น	
GaAs,	18-30%
CSI	7.5-9.5%
CuInSe ₂	10-15%

เทคโนโลยีเซลล์แสงอาทิตย์ได้มีการพัฒนาอย่างต่อเนื่องจนมีความน่าเชื่อถือ โดยใช้สารกึ่งตัวนำประเภทผลึกซิลิคอน ที่มีความบริสุทธิ์สูง และมีประสิทธิภาพในการเปลี่ยนพลังงานแสงอาทิตย์เป็นพลังงานไฟฟ้าประมาณ 10-24% ดังแสดงในตารางที่ 3.1 แต่เนื่องจากผลึกซิลิคอนเป็นวัตถุดิบสำคัญในอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์ ทำให้มีมูลค่าเพิ่มสูงกว่าการนำซิลิคอนมาผลิตเป็นเซลล์แสงอาทิตย์

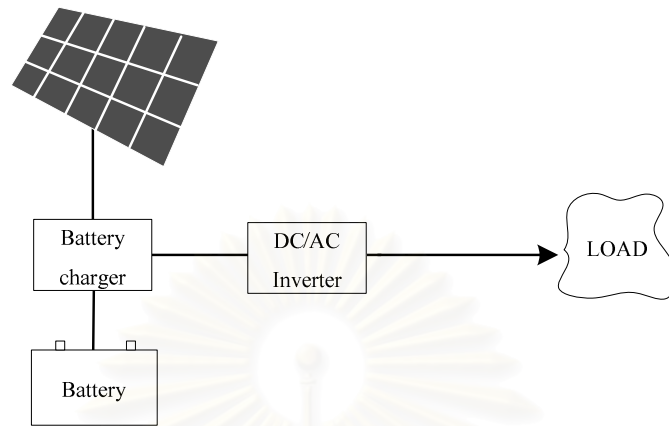
อย่างไรก็ตามการพัฒนาเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อลดต้นทุนการผลิตยังดำเนินต่อไป โดยการนำซิลิคอนชนิดฟิล์มบาง (Amorphous Silicon) เคลือบลงบนแผ่นกระจกหรือแผ่น Stainless steel ทำให้ช่วยลดต้นทุนการผลิตได้มาก แต่เซลล์แสงอาทิตย์ประเภทนี้มีประสิทธิภาพในการแปลงพลังงานต่ำ และมีอายุการใช้งานสั้น ดังนั้นจึงมีการพัฒนาสารประกอบอื่นๆ เช่น CIS (Copper Indium Selenide) และ CdTe (Cadmium Telluride) เพื่อผลิตเซลล์แสงอาทิตย์แบบฟิล์มบางขึ้น ซึ่งคาดว่าจะมีประสิทธิภาพสูงและอายุการใช้งานดีกว่าแบบฟิล์มบางซิลิคอน ดังนั้นแนวโน้มการใช้เซลล์แสงอาทิตย์ในอนาคตจะมุ่งเน้นไปทางฟิล์มบางมากขึ้น เนื่องจากมีต้นทุนวัสดุที่ถูกกว่า และไม่ต้องแย่งตลาดกับอุตสาหกรรมอิเล็กทรอนิกส์อื่นๆ [1]

3.1.2 การเชื่อมต่อเซลล์แสงอาทิตย์กับระบบจำหน่าย [3]

โดยทั่วไป การใช้งานเซลล์แสงอาทิตย์แบ่งเป็น 3 ประเภทหลักๆ ดังนี้

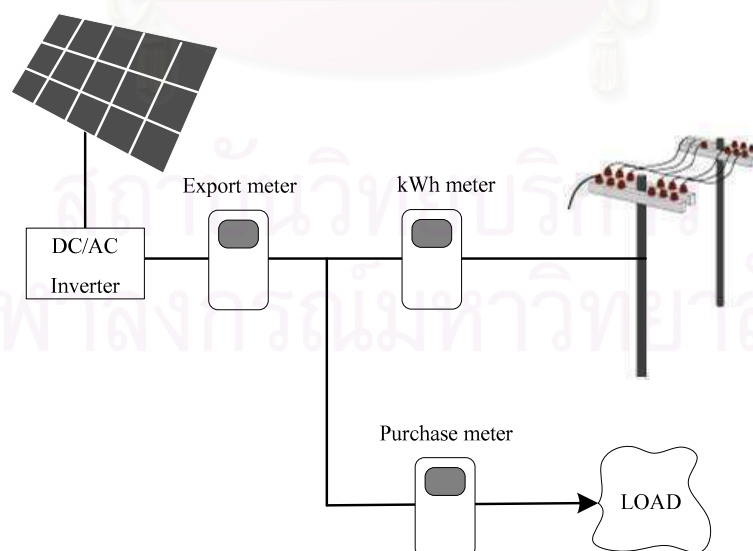
1. **ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระ (PV Stand alone system)** เป็นระบบที่ไม่ได้เชื่อมต่อกับระบบจำหน่าย หรือเรียกได้ว่าเป็นระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้จ่ายไฟฟ้าในพื้นที่ชนบทที่ไฟฟ้ายังเข้าไม่ถึง แบ่งการทำงานออกเป็น 2 ช่วง คือ ในช่วงเวลากลางวัน ระบบสามารถผลิตไฟฟ้าจ่ายให้แก่ความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่และประจุกักเก็บไฟฟ้าส่วนเกินไว้ในแบตเตอรี่พร้อมกันได้ ส่วนในช่วงเวลากลางคืนเซลล์แสงอาทิตย์ไม่สามารถผลิต

ไฟฟ้าได้ แบตเตอรี่จะทำการจ่ายไฟฟ้าให้แก่ความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่แทน ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระแสดงได้ดังรูปที่ 3.4



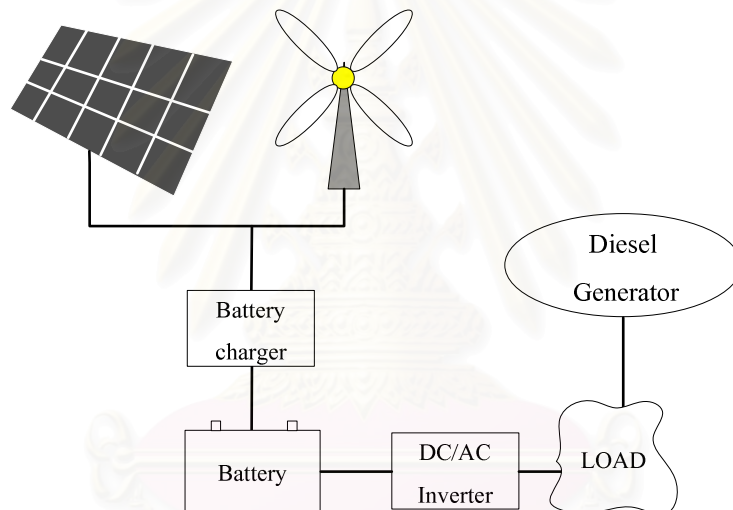
รูปที่ 3.4 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบอิสระ

2. ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบต่อกับระบบจำหน่าย (PV Grid connected system) เป็นระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ต่อเข้ากับระบบจำหน่ายโดยตรง แบ่งการทำงานออกเป็น 2 ช่วง คือช่วงเวลากลางวัน เซลล์แสงอาทิตย์จะสามารถผลิตไฟฟ้าให้แก่ความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่ได้ และไฟฟ้าส่วนเกินจะถูกจ่ายให้กับระบบจำหน่ายไฟฟ้า ส่วนช่วงเวลากลางคืนเซลล์แสงอาทิตย์จะไม่สามารถผลิตไฟฟ้าได้ กระแสไฟฟ้าจากระบบจำหน่ายจะจ่ายให้แก่พื้นที่โดยตรง ดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบต่อกับระบบจำหน่าย

3. ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบผสมผสาน (PV Hybrid system) เป็นระบบผลิตไฟฟ้าที่ถูกรออกแบบสำหรับทำงานร่วมกับอุปกรณ์ผลิตไฟฟ้าอื่นๆ เช่น ระบบเซลล์แสงอาทิตย์กับกังหันลม และเครื่องยนต์ดีเซล ระบบเซลล์แสงอาทิตย์กับพลังงานลม และไฟฟ้าพลังน้ำ เป็นต้น โดยรูปแบบระบบจะขึ้นอยู่กับกรอกแบบตามวัตถุประสงค์โครงการเป็นกรณีเฉพาะ แบ่งการทำงานเป็น 2 ช่วง คือ ในช่วงเวลากลางวัน เซลล์แสงอาทิตย์สามารถผลิตไฟฟ้าจ่ายให้กับความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่ได้ โดยทำงานร่วมกับกังหันลม พร้อมทั้งประจุไฟฟ้าส่วนเกินไว้ในแบตเตอรี่ ในกรณีที่ไม่สามารถผลิตไฟฟ้าได้ เช่น ในเวลากลางคืน หรือในเวลาที่ไม่มีลม แบตเตอรี่จะจ่ายไฟให้กับความต้องการไฟฟ้าในพื้นที่ แต่ในกรณีที่แบตเตอรี่จ่ายไฟเกินพิกัดแล้ว ระบบจะหยุดทำงานและเครื่องยนต์ดีเซลจะทำงานอัตโนมัติเพื่อสำรองพลังงาน และระบบจะกลับมาทำงานปกติอีกครั้งเมื่อเซลล์แสงอาทิตย์หรือกังหันลมสามารถผลิตไฟฟ้าได้ ดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แบบผสมผสาน

3.2 ปัจจัยที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์

การติดตั้งเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อผลิตไฟฟ้านั้น จำเป็นต้องพิจารณาถึงกำลังไฟฟ้าที่จะผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ มีปัจจัยที่สำคัญในการพัฒนาแตกต่างกันไปในแต่ละพื้นที่การติดตั้ง เพื่อให้เกิดความคุ้มค่าที่สุดต่อการลงทุนติดตั้ง การทราบถึงความสามารถในการแปลงพลังงานแสงเป็นกำลังไฟฟ้าทำให้สามารถออกแบบระบบและคำนวณจำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ได้อย่างไรก็ดี ในแต่ละพื้นที่ที่มีความแตกต่างกัน จำเป็นต้องพิจารณาปัจจัยสำคัญดังต่อไปนี้ เพื่อให้ได้กำลังการผลิตไฟฟ้าที่ต้องการและการออกแบบที่เหมาะสม

1. **ความเข้มแสง (Solar radiation)** มีหน่วยเป็นวัตต์ต่อตารางเมตร ความเข้มแสงจะมีสัดส่วนโดยตรงกับกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ หมายความว่า เมื่อมีความเข้มแสงมาก กำลังไฟฟ้าที่ได้

จากเซลล์แสงอาทิตย์ก็จะสูงขึ้น ในขณะที่ความเข้มแสงที่ไม่มีผลต่อแรงดันไฟฟ้ามากนัก โดยมาตรฐานความเข้มแสงที่ในสภาวะอากาศปลอดโปร่งที่ระดับน้ำทะเล ปราศจากเมฆหมอกโดยวัดที่ระดับน้ำทะเลในสภาพที่แสงอาทิตย์ตั้งฉากกับพื้นโลกมีค่าเท่ากับ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร ซึ่งมีค่าเท่ากับ AM 1.5 (Air Mass 1.5) กรณีของแผงเซลล์แสงอาทิตย์นั้นจะใช้ค่า AM 1.5 เป็นมาตรฐานในการวัดประสิทธิภาพของแผง

2. อุณหภูมิ มีหน่วยเป็นองศาเซลเซียส อุณหภูมิจะมีผลต่อแรงดันไฟฟ้า หมายความว่าแรงดันไฟฟ้าจะลดลง 0.5% เมื่ออุณหภูมิเพิ่มขึ้นโดยเฉลี่ย 1 องศาเซลเซียส ในขณะที่ไม่มีผลต่อกระแส มาตรฐานที่ใช้กำหนดประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ คือที่ 25 องศาเซลเซียส เช่นถ้าคุณสมบัติของเซลล์แสงอาทิตย์ กำหนดไว้ว่ามีแรงดันเปิดวงจร (V_{oc}) เท่ากับ 21 โวลต์ ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส จะหมายความว่าแรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ ขณะยังไม่ต่อกับความต้องการไฟฟ้ามีค่า 21 โวลต์ ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส ถ้าอุณหภูมิเท่ากับ 30 องศาเซลเซียส แรงดันไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ จะมีค่าลดลงเป็น 2.5% ($0.5\% \times 5$) นั่นเอง

3. ประสิทธิภาพของแผงเซลล์ คือความสามารถในการแปลงพลังงานแสงเป็นพลังงานไฟฟ้าของเซลล์แสงอาทิตย์ต่อหนึ่งหน่วยความเข้มแสง ซึ่งก็คือกำลังไฟฟ้าที่ได้จากเซลล์แสงอาทิตย์เมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบแผงเซลล์ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร

นอกจากคุณสมบัติดังกล่าวข้างต้น การกำหนดชนิดและจำนวนเซลล์แสงอาทิตย์ให้เหมาะสมกับความต้องการนั้นจะต้องคำนึงถึงคุณสมบัติเฉพาะของแต่ละแผงเซลล์ เช่น แผงเซลล์แสงอาทิตย์ชนิดหนึ่งระบุไว้ว่าให้กำลังไฟฟ้าสูงสุด 80 วัตต์ ที่ความเข้มแสง 1,200 วัตต์ต่อตารางเมตร ณ อุณหภูมิ 20 องศาเซลเซียส ในขณะที่อีกชนิดหนึ่งระบุไว้ว่า ให้กำลังไฟฟ้าสูงสุดได้ 75 วัตต์ ที่ความเข้มแสง 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร และอุณหภูมิมาตรฐาน 25 องศาเซลเซียส แล้ว จะพบว่าแผงที่ระบุไว้ให้กำลังไฟฟ้า 80 W จะให้กำลังไฟฟ้าต่ำกว่า

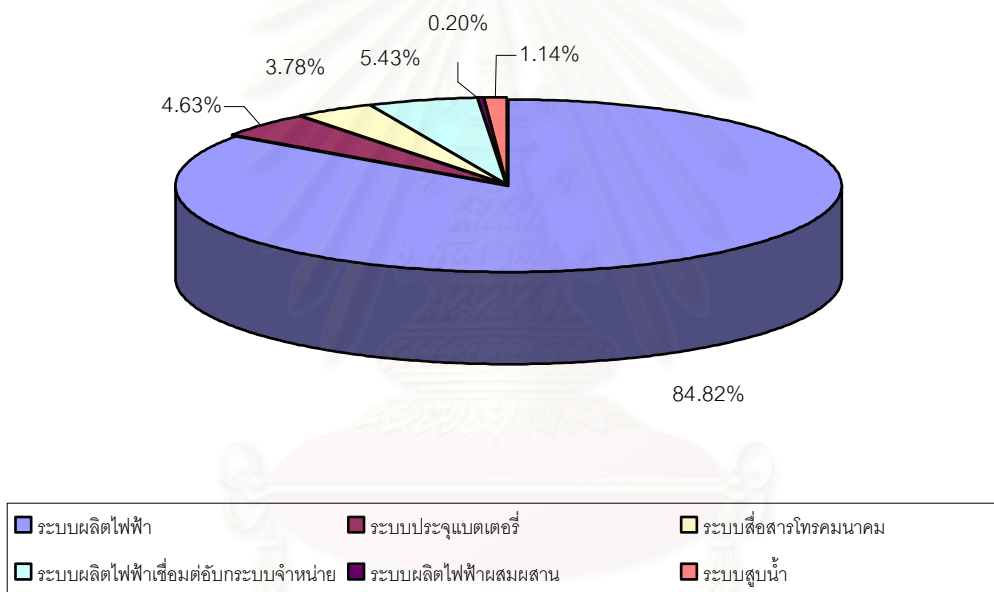
3.3 สถานภาพระบบเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย

จากข้อมูลของการติดตั้งเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย พ.ศ. 2549 โดยกระทรวงพลังงานพบว่า มีการติดตั้งการใช้งานระบบผลิตไฟฟ้าด้วยเซลล์แสงอาทิตย์ประมาณ 30.23 เมกะวัตต์ ซึ่งส่วนใหญ่จะเป็นการใช้ในพื้นที่ที่ไฟฟ้าเข้าไม่ถึง โดยระบบที่นำการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ไปใช้มากที่สุดคือ ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ รองลงมาคือระบบผลิตไฟฟ้าที่เชื่อมต่อกับระบบจำหน่าย ระบบประจุแบตเตอรี่ด้วยแสงอาทิตย์ ระบบสื่อสารโทรคมนาคม ระบบสูบน้ำและระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน ตามลำดับ ซึ่งหน่วยงานรัฐที่นำไปใช้สำหรับสาธารณประโยชน์

ระบบผลิตไฟฟ้า	25,643.601 กิโลวัตต์ คิดเป็น 84.82%
ระบบประจุแบตเตอรี่	1,400.954 กิโลวัตต์ คิดเป็น 4.63%
ระบบสื่อสารโทรคมนาคม	1,142.022 กิโลวัตต์ คิดเป็น 3.78%
ระบบผลิตไฟฟ้าเชื่อมต่อกับระบบจำหน่าย	1,642.414 กิโลวัตต์ คิดเป็น 5.43%
ระบบผลิตไฟฟ้าผสมผสาน	59.000 กิโลวัตต์ คิดเป็น 0.20%
ระบบสูบน้ำ	344.071 กิโลวัตต์ คิดเป็น 1.14%

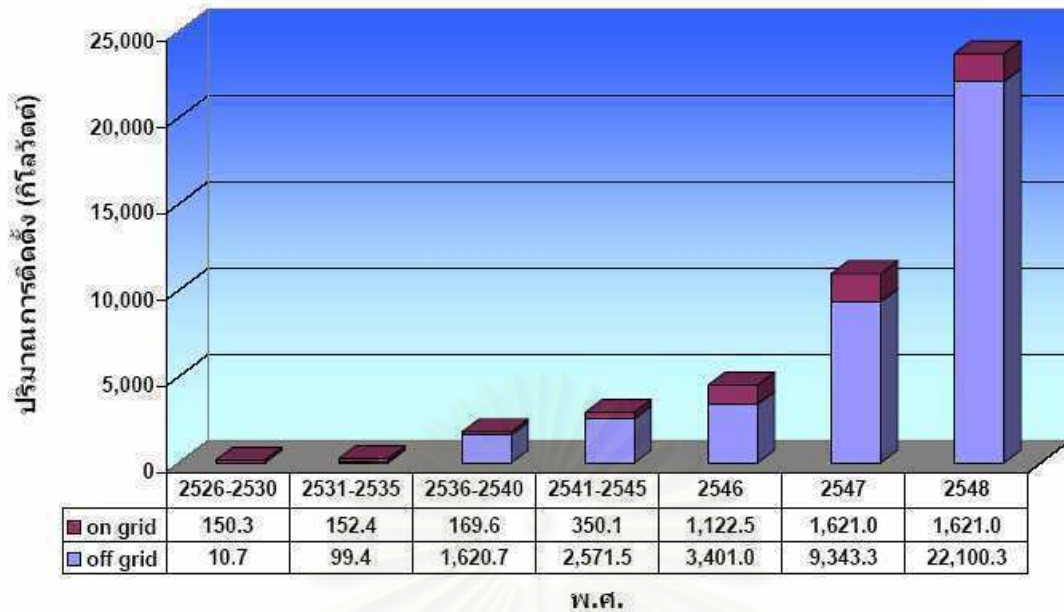
จากลักษณะดังกล่าว สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 3.7

การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ใช้ในกิจกรรมต่างๆ ของประเทศไทย



รูปที่ 3.7 สัดส่วนการใช้เซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทย พ.ศ. 2549 [3]

จากข้อมูลข้างต้น สามารถสรุปสถานการณ์การติดตั้งเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทยในอดีตจนถึงปี พ.ศ. 2548 ได้ดังรูป ที่ 3.8



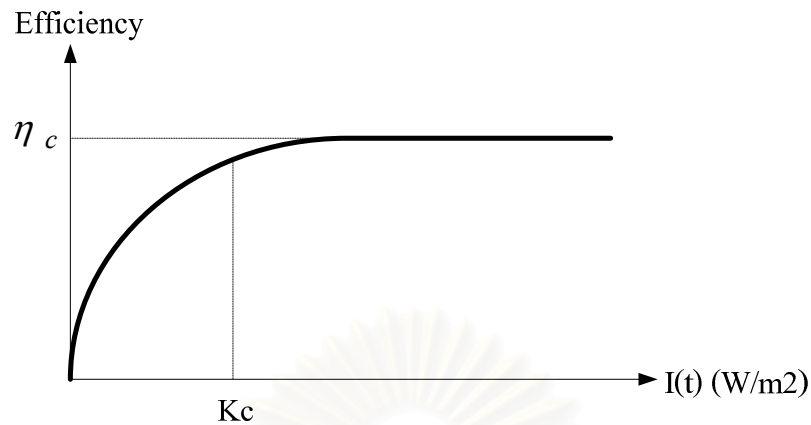
รูปที่ 3.8 สถานะการติดตั้งเซลล์แสงอาทิตย์ในประเทศไทยในอดีตจนถึงปี พ.ศ. 2548 [3]

3.4 การผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

ปัจจัยสำคัญที่กำหนดกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ คือประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ ความเข้มแสง และอุณหภูมิของแผงเซลล์ [8] โดยที่นิยามให้ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์คือ กำลังไฟฟ้าที่ได้ต่อหนึ่งหน่วยความเข้มแสง ซึ่งก็คือกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบเมื่อมีแสงอาทิตย์ตกกระทบแผงเซลล์ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร นั่นเอง เมื่อพิจารณาปัจจัยทั้ง 3 ประการนี้ สิ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพของระบบคือความเข้มแสงและอุณหภูมิของแผงเซลล์ ดังนั้นหากทราบความเข้มแสงและอุณหภูมิของแผงเซลล์แล้ว ทำให้สามารถคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ได้

จากการตรวจวัดประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ [28] ระหว่างเดือนสิงหาคม ค.ศ. 2005 ถึง เดือนมีนาคม ค.ศ.2006 ประเทศเกาหลี โดยทดสอบกับระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่มีกำลังผลิตขนาด 29.66 เมกะวัตต์ และ 29.45 เมกะวัตต์ โดยมีประสิทธิภาพการแปลงพลังงานแสงเป็นพลังงานไฟฟ้าอยู่ที่ร้อยละ 10.8 ถึงร้อยละ 10.9 จากผลการตรวจวัดประสิทธิภาพของระบบเมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบที่ค่าต่างๆ กับพบว่า เมื่อความเข้มแสงมีค่ามากกว่า 200 วัตต์ต่อตารางเมตรแล้วประสิทธิภาพของระบบจะมีค่าเกือบคงที่ แต่เมื่อความเข้มแสงมีค่าน้อยกว่า 200 วัตต์ต่อตารางเมตร ประสิทธิภาพจะลดลงอย่างรวดเร็ว เนื่องจากยากต่อการตรวจวัด Maximum power point (MPP)

เนื่องจากประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าไม่คงที่ ประสิทธิภาพของระบบจะเพิ่มขึ้น เมื่อความเข้มเพิ่มสูงขึ้น โดยทั่วไปแล้วประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสงสามารถแสดงได้ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 ประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสง [8]

ในช่วงแรกการเพิ่มขึ้นของความเข้มแสงจะทำให้ประสิทธิภาพของระบบเพิ่มสูงขึ้น จนถึงจุดจุดหนึ่งที่เรียกว่า Radiation point หรือ K_c ประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จะเพิ่มขึ้นเพียงเล็กน้อยเข้าสู่ค่าประสิทธิภาพสูงสุดของระบบหรือ η_c ประสิทธิภาพของระบบในแต่ละช่วงเวลาสามารถหาได้ดังสมการ

$$Eff_{PV}(t) = \frac{\eta_c}{K_c} I(t) \quad 0 < I(t) < K_c \quad (3.1)$$

$$Eff_{PV}(t) = \eta_c \quad I(t) \geq K_c \quad (3.2)$$

โดยที่

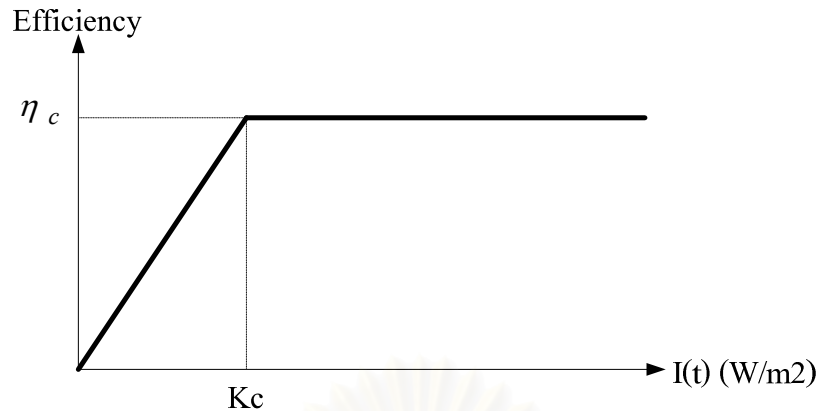
$Eff_{PV}(t)$ คือ ประสิทธิภาพของระบบที่เวลา t

η_c คือ ประสิทธิภาพสูงสุดของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

K_c คือ Radiation point

$I(t)$ คือ ความเข้มแสง ณ เวลา t

เพื่อลดความซับซ้อนในการคำนวณ จึงได้ใช้การประมาณค่าประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 การประมาณค่าของประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์
ต่อความเข้มแสง [8]

จากสมการที่ (3.1) และ (3.2) สามารถเขียนสมการในรูปของกำลังไฟฟ้าได้ดังต่อไปนี้

$$P_{PV}(h; n_j) = \frac{\eta_c}{K_c} N_s I(h; n_j) \quad 0 < I(t) < K_c \quad (3.3)$$

$$P_{PV}(h; n_j) = \eta_c N_s I(h; n_j) \quad I(t) \geq K_c \quad (3.4)$$

โดยที่

$P_{PV}(t)$	คือ กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ ณ ชั่วโมงที่ h วันที่ n_j มีหน่วยเป็น วัตต์
$I(h; n_j)$	คือ ความเข้มแสงที่ตกกระทบแผงเซลล์เมื่อชั่วโมงที่ h ของวันที่ n_j มี หน่วยเป็นวัตต์ต่อตารางเมตร
N_s	คือ จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่เชื่อมต่อกับระบบ
η_c	คือ ประสิทธิภาพสูงสุดของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ได้อำอิงระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จากงานวิจัยของ Cha S.T. et.al [8] กำหนดให้ $K_c = 200$ W/m² และ $\eta_c = 8\%$ จากค่าของพารามิเตอร์ที่กำหนด หมายความว่า ประสิทธิภาพของระบบจะเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็วเมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบแผงเซลล์มากขึ้น แต่เมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบถึง 200 วัตต์ต่อตารางเมตรขึ้นไปแล้วนั้น ประสิทธิภาพของระบบจะมีค่าคงที่ที่ 8% หรือสามารถกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่าระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์นี้สามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้สูงสุด 80 วัตต์ต่อแผงเซลล์แสงอาทิตย์หนึ่งชุด เมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียสเป็นต้น

ร้อยละของการแพร่กระจาย (Penetration) ของกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย ในที่นี้ นิยามให้เป็น อัตราส่วนกำลังไฟฟ้ารวมที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ เทียบกับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในอดีตของระบบจำหน่ายนั้น ดังสมการที่ (3.5)

$$\%Penetration = \frac{P_{PV,total}}{P_{L,peak}} \times 100 \quad (3.5)$$

โดยที่

%Penetration คือ ร้อยละการแพร่กระจายของกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย

$P_{PV,total}$ คือ กำลังไฟฟ้ารวมที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

$P_{L,peak}$ คือ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในอดีตของระบบจำหน่าย

จากนิยามของตัวแปรต่างๆ ที่ใช้ในระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ดังกล่าวข้างต้น ตัวแปรเหล่านี้จะถูกนำมาใช้ในการคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อใช้วิเคราะห์ผลกระทบต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นดังที่จะกล่าวต่อไป

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทที่ 4

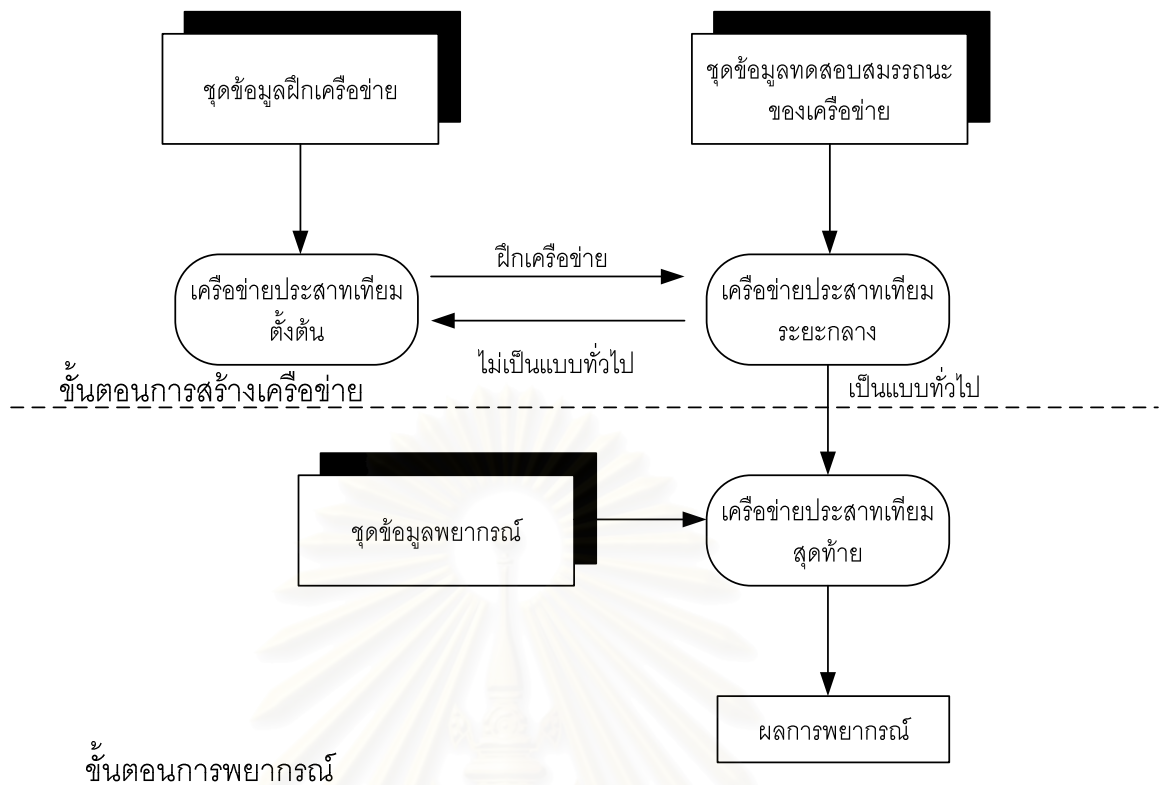
แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น

ในบทนี้เป็นการนำเสนอการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของหนึ่งวันข้างหน้าด้วยใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยกำหนดให้มีชุดข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองที่แตกต่างกัน เพื่อเป็นการทดสอบหาโครงสร้างของชุดข้อมูลที่ให้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดมากที่สุด แบบจำลองที่ได้จากบทนี้จะถูกนำไปใช้เป็นแบบจำลองการพยากรณ์โหลดฐานสำหรับเป็นข้อมูลฐานในการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โหลดของระบบจำหน่ายที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อกันอยู่ทุกระดับต่างๆ ดังที่จะนำเสนอในบทต่อไป

4.1 การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้เครือข่ายประสาทเทียม

การประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นนี้มีจุดประสงค์เพื่อทำการหาความสัมพันธ์ระหว่างค่าโหลดและตัวแปรข้อมูลขาเข้าอื่นๆ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องมีการใช้ข้อมูลจริงในอดีตในการสร้างและทดสอบแบบจำลอง ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้ค่าโหลดและอุณหภูมิเป็นระยะเวลาทั้งหมด 3 ปีในการฝึกและทดสอบแบบจำลอง โดยแบ่งข้อมูลทั้งหมดออกเป็น 2 ชุด คือชุดข้อมูลฝึกเครือข่าย ซึ่งอาศัยข้อมูลทั้งหมด 2 ปี และชุดข้อมูลทดสอบสมรรถนะของเครือข่าย ซึ่งอาศัยข้อมูลทั้งหมด 1 ปี โดยในขั้นตอนแรกจะทำการฝึกเครือข่ายด้วยชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเพื่อหาค่าคงที่ถ่วงน้ำหนักด้วยกระบวนการเรียนรู้ จากนั้นจะนำเครือข่ายที่ผ่านการฝึกไปทดสอบกับชุดทดสอบสมรรถนะเครือข่ายเพื่อทดสอบว่าเครือข่ายนี้สามารถใช้ได้กับกรณีอื่นๆ ที่ไม่ได้อยู่ในชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายได้หรือไม่ เรียกกระบวนการนี้ว่า “การทำให้เป็นแบบทั่วไป” ถ้าแบบจำลองนี้ไม่สามารถใช้ได้กับชุดข้อมูลทดสอบแล้ว จะต้องทำการฝึกเครือข่ายด้วยชุดข้อมูลฝึกเครือข่ายเดิมอีกครั้ง จนเครือข่ายนี้สามารถใช้ได้กับชุดข้อมูลทดสอบสมรรถนะดังกล่าวดังรูปที่ 4.1

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 4.1 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลด

ในการกำหนดชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าของเครื่องข่ายการพยากรณ์โหลดระยะสั้น มักจะคำนึงถึงค่าโหลดและอุณหภูมิในอดีต และตัวแปรเจาะจงแทนประเภทวันตามลักษณะการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกันทั้งหมด 7 ประเภท คือ วันจันทร์-วันอาทิตย์ ส่วนวันหยุดจะกำหนดให้เหมือนกับวันอาทิตย์ ตัวแปรเจาะจงประกอบด้วยเลขไบนารี 7 หลัก แต่ละหลักจะมีค่าเป็น 1 ก็ต่อเมื่อตรงกับประเภทวันนั้นๆ ดังต่อไปนี้

- วันจันทร์: 1 0 0 0 0 0 0
- วันอังคาร: 0 1 0 0 0 0 0
- วันพุธ: 0 0 1 0 0 0 0
- วันพฤหัสบดี: 0 0 0 1 0 0 0
- วันศุกร์: 0 0 0 0 1 0 0
- วันเสาร์: 0 0 0 0 0 1 0
- วันอาทิตย์และวันหยุด: 0 0 0 0 0 0 1

การเชื่อมต่อกันระหว่างนิเวศของเครือข่ายประสาทเทียมจะใช้ฟังก์ชันลอการิทึม (Logarithm function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้น โดยต้องมีการเปรียบเทียบอัตราส่วนให้มีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ด้วยการเปรียบเทียบแบบเชิงเส้น ดังที่ได้นำเสนอไปแล้วในบทที่ 2

สำหรับในบทนี้จะเสนอโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่แตกต่างกันไปจำนวน 4 ชุด โดยกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรต่างๆ คือ

- $L(i-1)$ คือ โหลดของวันก่อนหน้าวันที่ i
- $T(i-1)$ คือ อุณหภูมิของวันก่อนหน้าวันที่ i
- $T(i)$ คือ อุณหภูมิของวันที่ i
- $D(i)$ ตัวแปรเจาะจงแทนประเภทวันของวันที่ i

ซึ่งโครงสร้างทั้ง 4 ชุด มีดังต่อไปนี้

ชุดที่ 1: $L(i-1)$

ชุดที่ 2: $L(i-1), D(i)$

ชุดที่ 3: $L(i-1), T(i-1), T(i)$

ชุดที่ 4: $L(i-1), T(i-1), T(i), D(i)$

4.2 การทดสอบสมรรถนะการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่มีโครงสร้างแตกต่างกัน

ในการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นนี้ จะใช้ข้อมูลจริงของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา โดยมีดัชนีชี้วัดความแม่นยำในการพยากรณ์คือค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ดังสมการต่อไปนี้

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_{actual}(h; n_j) - L_{predict}(h; n_j)|}{L_{actual}(h; n_j)} \times 100 \quad (4.1)$$

โดยที่

$L_{predict}(h; n_j)$ คือ โหลดที่ได้จากการพยากรณ์ มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์

$L_{actual}(h; n_j)$ คือ โหลดที่เกิดขึ้นจริง มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์

N คือ จำนวนของชุดข้อมูลที่พยากรณ์

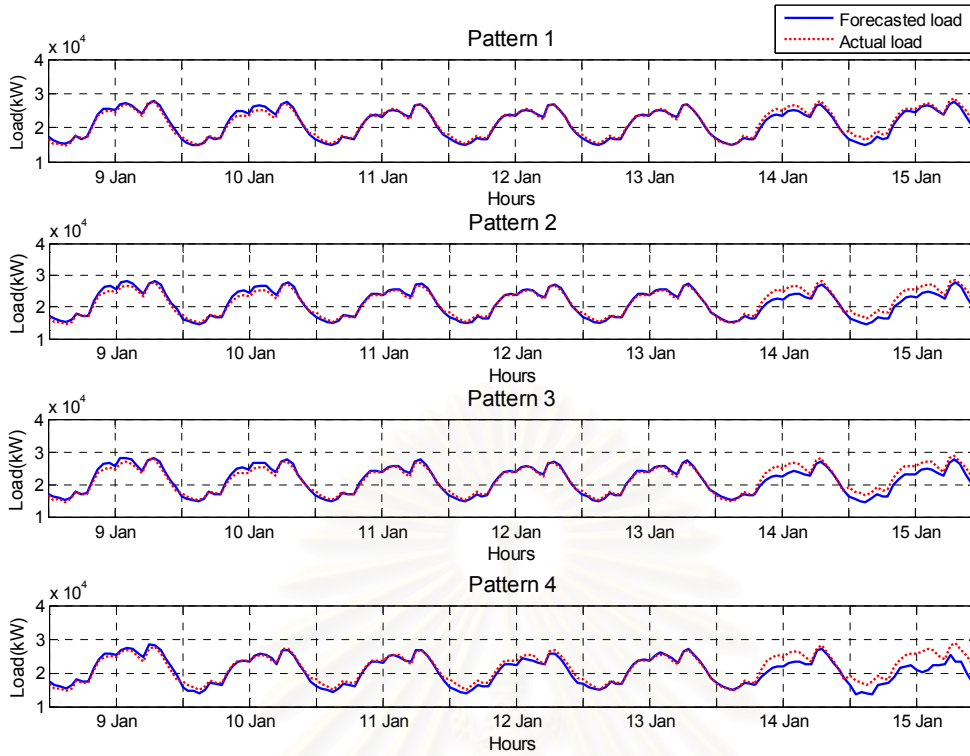
เมื่อทำการกำหนดชุดโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่จะใช้ในการทดสอบแล้ว จะทำการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โดยการฝึกเครือข่าย และทดสอบความแม่นยำของการ

พยากรณ์ของแบบจำลองดังกล่าว โดยกำหนดให้จำนวนนิรโรคในชั้นชอนมีค่าเท่ากับ 10 นิรโรค เท่ากันทุกเครือข่าย และแบ่งช่วงเวลาในการทดสอบออกเป็น 24 ช่วง ดังต่อไปนี้

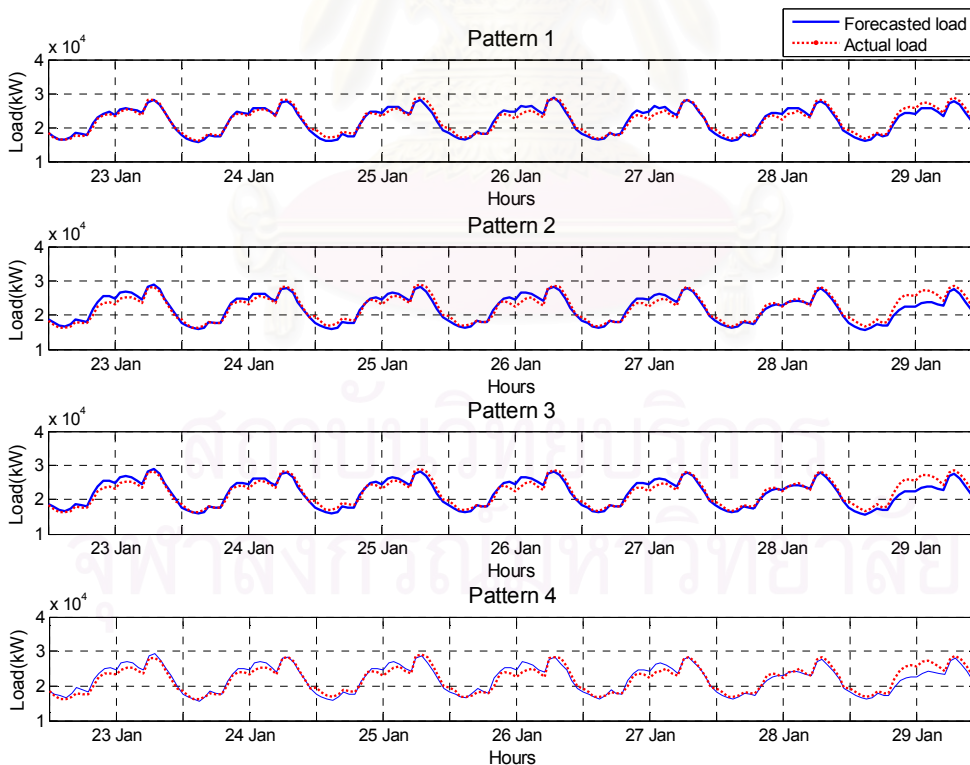
ตารางที่ 4.1 ช่วงเวลาในการทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์

ลำดับที่	ช่วงเวลา
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549

จากการพยากรณ์ไหลระหว่างช่วงเวลาดังตารางที่ 4.1 สามารถเปรียบเทียบผลการพยากรณ์และไหลจริง ดังรูปที่ 4.2 และรูปที่ 4.3



รูปที่ 4.2 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549



รูปที่ 4.3 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549

ผลการเปรียบเทียบโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง แสดงรายละเอียดในภาคผนวก ก ค่าร้อยละความผิดพลาดในการพยากรณ์ของแต่ละช่วงเวลาสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 4.2

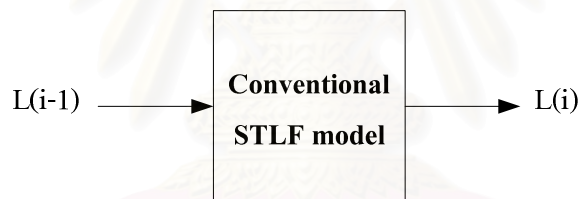
ตารางที่ 4.2 ค่า MAPE ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์			
		ชุดที่ 1	ชุดที่ 2	ชุดที่ 3	ชุดที่ 4
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	2.90	4.08	4.78	6.29
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.40	4.32	3.31	4.34
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.03	4.00	3.42	4.06
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	2.48	3.07	2.43	2.78
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.59	3.02	4.24	4.41
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.96	2.89	3.20	2.92
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.04	4.62	3.06	3.98
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	2.51	2.78	2.79	2.96
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.23	3.68	3.54	3.69
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.15	3.72	3.30	3.85
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	2.93	2.95	3.37	3.21
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.25	3.55	3.75	4.11
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.29	3.89	3.58	3.84
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	2.92	3.11	3.94	3.93
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.39	2.82	3.83	3.14
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	2.92	2.38	2.96	2.68
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	2.74	3.14	3.75	4.51
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	3.20	3.41	3.32	4.10
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.09	2.90	3.80	4.98
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.25	3.26	3.58	3.52
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.92	3.56	3.27	4.07
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.97	3.30	2.93	4.33
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.22	4.27	3.47	4.85
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	2.91	3.49	3.89	4.26
เฉลี่ย		3.01	3.43	3.48	3.95

จากผลการทดสอบ จะเห็นได้ว่าชุดของตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่ทำให้ได้ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์มีค่าต่ำสุดคือชุดที่ 1 นั้นหมายความว่าโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมสำหรับแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ประกอบด้วยโหลดในอดีตเพียงอย่างเดียว

4.3 สรุปแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ใช้ในการศึกษา

จากผลการทดสอบพบว่า ค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของหนึ่งวันข้างหน้าของแต่ละโครงสร้างมีค่าแตกต่างกันไป โดยในโครงสร้างที่ตัวแปรข้อมูลขาเข้าประกอบด้วยค่าโหลดในอดีตเพียงอย่างเดียวจะให้ความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุดคือมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 3.01 ในขณะที่โครงสร้างของข้อมูลขาเข้าชุดอื่นๆ จะให้ค่าความผิดพลาดเท่ากับร้อยละ 3.43, 3.48 และ 3.95 ตามลำดับดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงเลือกใช้แบบจำลองโครงสร้างที่ 1 เป็นแบบจำลองการพยากรณ์โหลดกรณีฐานหรือ แบบจำลองการพยากรณ์ปกติ สามารถสรุปแบบจำลองได้ดังรูปที่ 4.4



รูปที่ 4.4 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดกรณีฐาน

บทที่ 5

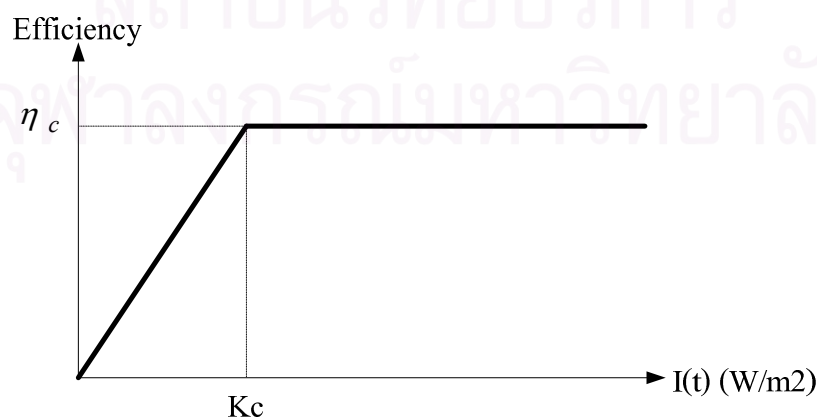
การศึกษาผลกระทบของกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายที่มีเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่

ในบทนี้นำเสนอการศึกษาผลกระทบของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยการเพิ่มระดับกำลังการผลิตของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ระดับต่างๆ เข้าไปในค่าโหลด จากนั้นทำการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของหนึ่งวันข้างหน้าโดยใช้แบบจำลองที่ได้จากบทที่ 4 และวิเคราะห์ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่เกิดขึ้น โดยช่วงแรกของบทที่ 5 นี้จะนำเสนอถึงแบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่จ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับระบบทดสอบ รวมถึงการเชื่อมต่อระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เข้ากับระบบจำหน่ายไฟฟ้า

5.1 แบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

จากที่ได้นำเสนอเรื่องการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในบทที่ 3 ปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้คือ ความเข้มแสงอาทิตย์ ประสิทธิภาพของเซลล์แสงอาทิตย์ และอุณหภูมิของแผงเซลล์ แบบจำลองการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้ละเลยผลของอุณหภูมิของแผงเซลล์ ดังนั้น ปัจจัยที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ที่พิจารณาคือ ความเข้มแสงอาทิตย์ และ ประสิทธิภาพของแผงเซลล์

เนื่องจากประสิทธิภาพของแผงเซลล์มีค่าไม่คงที่ ขึ้นอยู่กับความเข้มแสงที่ตกกระทบ ดังรูปที่ 5.1 ดังนั้นกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าดังสมการที่ (5.1) – (5.2)



รูปที่ 5.1 ประสิทธิภาพของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อความเข้มแสง [8]

$$P_{PV}(h; n_j) = \frac{\eta_c}{K_c} N_s I(h; n_j) \quad 0 < I(t) < K_c \quad (5.1)$$

$$P_{PV}(h; n_j) = \eta_c N_s I(h; n_j) \quad I(t) > K_c \quad (5.2)$$

โดยที่

$P_{PV}(t)$	คือ กำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ ณ ชั่วโมงที่ h วันที่ n_j มีหน่วยเป็น วัตต์
$I(h; n_j)$	คือ ความเข้มแสงที่ตกกระทบแผงเซลล์เมื่อชั่วโมงที่ h ของวันที่ n_j มีหน่วยเป็นวัตต์ต่อตารางเมตร
N_s	คือ จำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่เชื่อมต่อกับระบบ
η_c	คือ ประสิทธิภาพสูงสุดของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

5.2 การเชื่อมต่อกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์กับระบบจำหน่าย

ในการทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองนี้ สมมติให้ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับระบบจำหน่าย โหลดที่ระบบจำหน่ายตรวจวัดได้คือ โหลดส่วนเกินของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ดังนั้น โหลดที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นสามารถหาได้จากสมการดังต่อไปนี้

$$L_{input}(h; n_j - 1) = L_{actual}(h; n_j - 1) - P_{PV}(h; n_j - 1) \quad (5.3)$$

เมื่อ

$L_{input}(h; n_j - 1)$	คือ โหลดก่อนวันที่ต้องการพยากรณ์ 1 วัน ที่ระบบจำหน่ายตรวจวัดได้ ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์
$L_{actual}(h; n_j)$	คือ โหลดจริง มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์
$P_{PV}(h; n_j)$	คือ กำลังไฟฟ้ารวมที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์
h	คือ ชั่วโมงพิจารณา
n_j	คือ วันที่ต้องการพยากรณ์

จากสมการที่ (5.3) โหลดก่อนวันที่ต้องการพยากรณ์ 1 วัน เมื่อนำไปหักลบกับกำลังไฟฟ้าที่คาดว่าจะผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ของวันเดียวกันนั้น ถูกนิยามให้เป็นโหลดส่วนเกินที่ระบบ

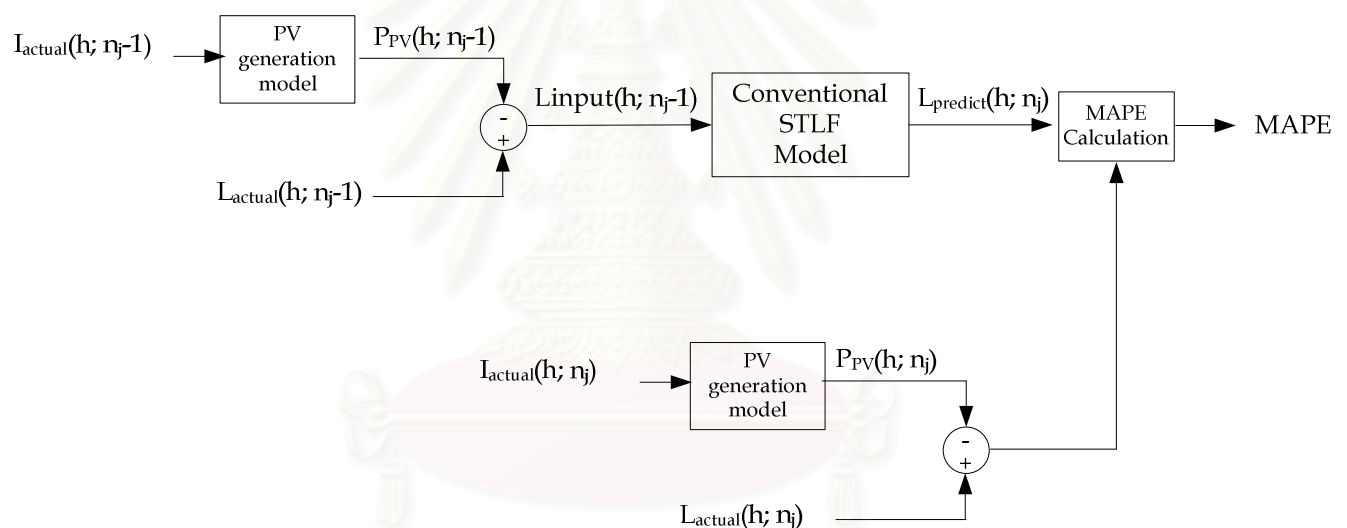
ผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ไม่อาจตอบสนองความต้องการได้ และจะเห็นได้ว่าโหลดส่วนนี้เปรียบได้กับโหลดที่ระบบจำหน่ายมองเห็น และใช้ในการวิเคราะห์เพื่อวางแผนการผลิต และโหลดที่กำหนดให้เป็นโหลดจริงเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์ คือสมการที่ (5.4)

$$L_{actual,PV}(h;n_j) = L_{actual}(h;n_j) - P_{PV}(h;n_j) \quad (5.4)$$

เมื่อ

$L_{actual,PV}(h;n_j)$ คือ โหลดที่ใช้เป็นข้อมูลเป้าหมายของเครือข่ายเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากแสงอาทิตย์ต่อเข้ากับระบบจำหน่าย มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์

จากนิยามดังกล่าวนี้ สามารถอธิบายได้ด้วยแผนภาพที่ 5.2



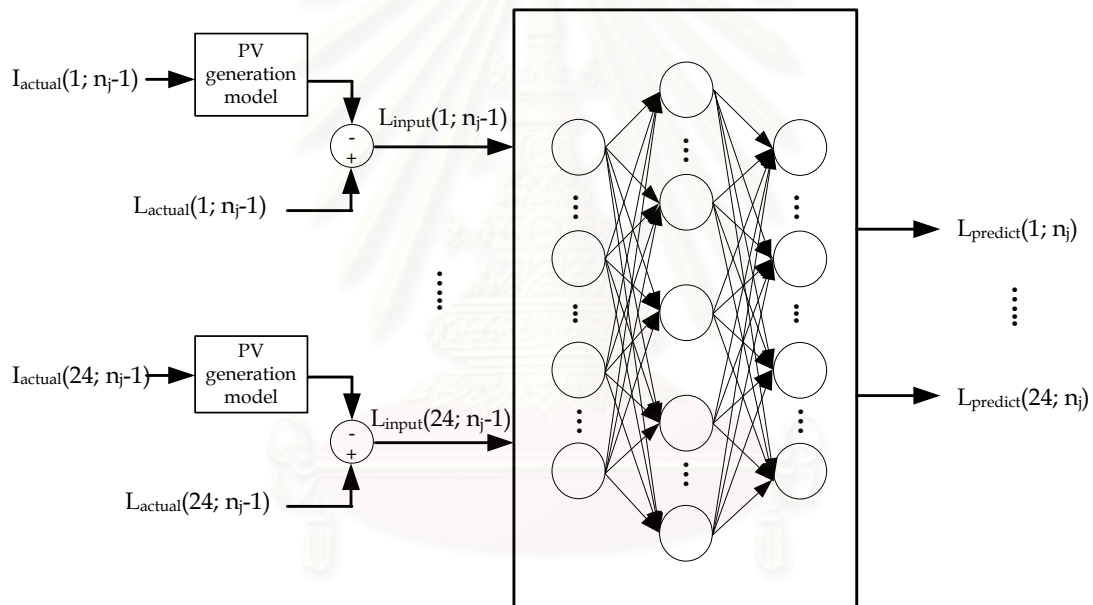
รูปที่ 5.2 ความสัมพันธ์ระหว่างโหลดของระบบจำหน่าย และกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

ในการทดสอบเบื้องต้นนี้ เพื่อลดความยุ่งยากของปัญหา จึงจำกัดให้ความเชื่อถือได้ของเซลล์แสงอาทิตย์เกิดจากความไม่แน่นอนทางธรรมชาติของแสงอาทิตย์อันได้แก่ความเข้มแสงเท่านั้น และละเลยความเชื่อถือได้ของเซลล์แสงอาทิตย์ที่เกิดจากความเสียหายของอุปกรณ์ในระบบ

5.3 วิธีการทดสอบ

ในการศึกษาเบื้องต้นนี้ ใช้ข้อมูลโหลดที่สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 และอุณหภูมิของจังหวัดพระนครศรีอยุธยา [11, 30] ระหว่างปี พ.ศ. 2547-2549 โดยฝึกระบบโดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2547-2548 และใช้ข้อมูลในปี พ.ศ. 2549 ในการทดสอบความแม่นยำของระบบอีกทั้งได้ใช้คุณสมบัติเฉพาะทางเทคนิคของเซลล์แสงอาทิตย์ โดยอ้างอิงระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จากงานวิจัยของ Cha S. T. et.al [8] ที่กำหนดให้ $K_c = 200W/m^2$ และ $\eta_c = 0.08$ สามารถผลิตกำลังไฟฟ้าได้สูงสุด 80 วัตต์ เมื่อมีความเข้มแสงตกกระทบ 1,000 วัตต์ต่อตารางเมตร ที่อุณหภูมิ 25 องศาเซลเซียส

แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 5.3



รูปที่ 5.3 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่การกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายมีค่าร้อยละ 0, 5, 10, 15 และ 20 ของโหลดสูงสุด โดยนิยามให้กำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เป็นอัตราส่วนกำลังไฟฟ้าที่คิดรวมที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ เทียบกับโหลดสูงสุดในอดีตของระบบจำหน่ายนั้น จากร้อยละการของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ดังกล่าวสามารถหาจำนวนแผงเซลล์แสงอาทิตย์ที่เชื่อมต่อกับระบบจำหน่ายได้ดังสมการที่ (5.5)

$$N_s = \frac{\%Penetration \times P_{L,peak}}{P_{PV,max}} \quad (5.5)$$

โดยที่

$\%Penetration$	คือ ร้อยละของกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย
$P_{L,peak}$	คือ โหลดสูงสุดในอดีตของระบบจำหน่าย
$P_{PV,max}$	คือ กำลังไฟฟ้าสูงสุดที่เซลล์แสงอาทิตย์สามารถผลิตได้ต่อหนึ่งแผง

5.3.1 กรณีศึกษา

การทดสอบเบื้องต้นเพื่อศึกษาผลกระทบของความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นแบ่งกรณีศึกษาออกเป็น 5 กรณีได้แก่

- 1.) กรณีที่ 1: ไม่มีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายไฟฟ้า
- 2.) กรณีที่ 2: มีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 5 ของโหลดสูงสุดในอดีตในระบบจำหน่ายไฟฟ้า
- 3.) กรณีที่ 3: มีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 10 ของโหลดสูงสุดในอดีตในระบบจำหน่ายไฟฟ้า
- 4.) กรณีที่ 4: มีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 15 ของโหลดสูงสุดในอดีตในระบบจำหน่ายไฟฟ้า
- 5.) กรณีที่ 5: มีกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 20 ของโหลดสูงสุดในอดีตในระบบจำหน่ายไฟฟ้า

5.3.2 วิธีการทดสอบ

การทดสอบความแม่นยำกรณีการสร้างแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียม มีขั้นตอนการทดสอบมีดังต่อไปนี้

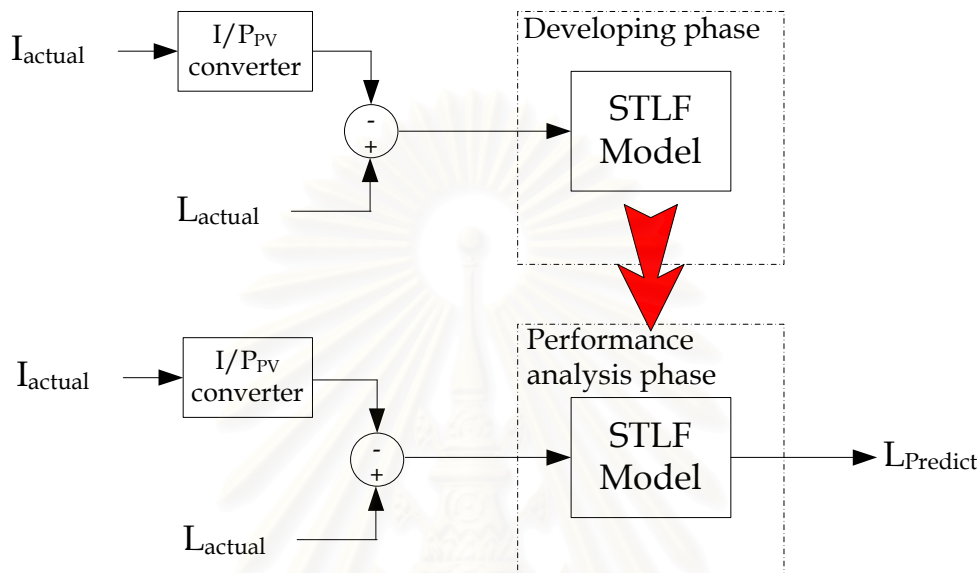
1. สร้างแบบจำลองกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ตามวิธีการที่กำหนดในบทที่ 3
2. นำกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ได้จากบทที่ 4 โดยโหลดในอดีตที่ใช้เป็นข้อมูลขาเข้าในการพยากรณ์โหลดสามารถคำนวณได้ดังรูปที่ 5.2 จากนั้นทดสอบความแม่นยำในการพยากรณ์เมื่อกำหนดให้กำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าเป็นร้อยละ 0, 5, 10, 15 และ 20 ของโหลดสูงสุดในระบบจำหน่ายไฟฟ้า

ตารางที่ 5.1 ช่วงเวลาการทดสอบการพยากรณ์ค่าไหลระยะสั้น

ลำดับที่	ช่วงเวลา
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549

เมื่อสร้างแบบจำลองในกรณีฐานแล้ว เราจะทำการพยากรณ์ไหลที่ถูกพัฒนาขึ้น ดังรูปที่ 5.4 จากรูปจะเห็นว่าความเข้มแสงในอดีตจะถูกแปลงเป็นค่ากำลังไฟฟ้าโดยใช้สมการดังที่กล่าวไว้ในบทที่ 3 ในที่นี้กำหนดให้กระบวนการแปลงความเข้มแสงเป็น

กำลังไฟฟ้าเรียกว่า I/P_{PV} converter โดยขนาดของเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายจะเปลี่ยนแปลงไปตามร้อยละของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ต้องการทดสอบ กำลังไฟฟ้าที่ได้นี้จะถูกนำมาหักลบกับโหลดจริงในอดีต และถูกนำไปใช้เป็นข้อมูลขาเข้าในการพยากรณ์

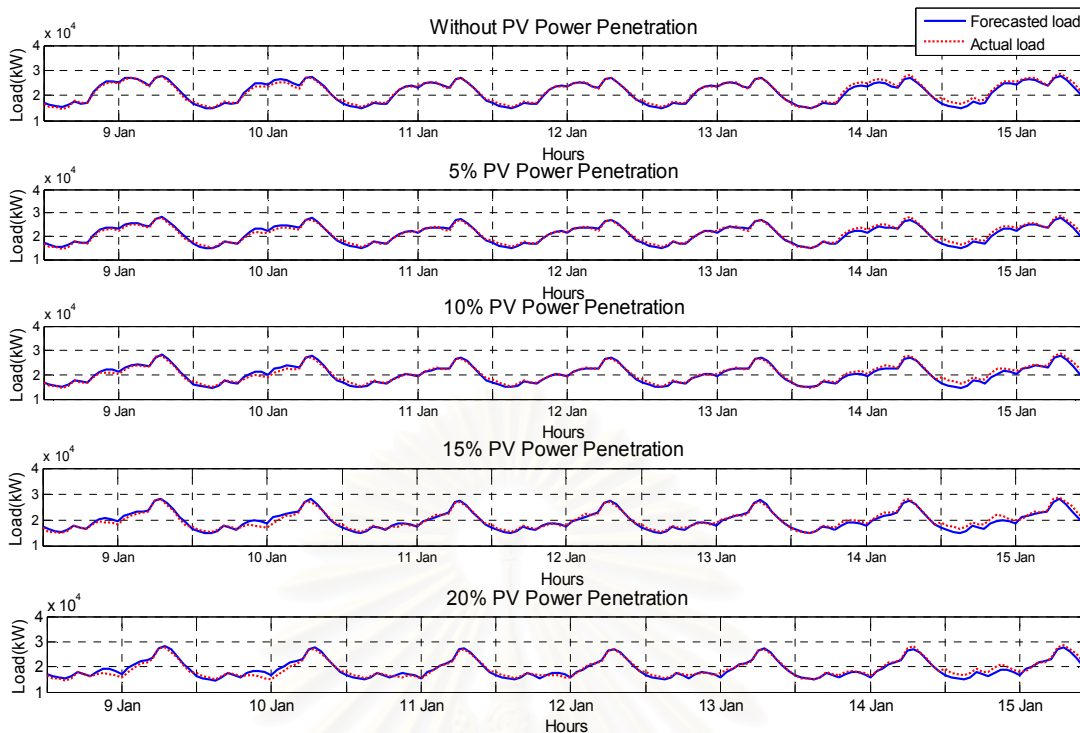


รูปที่ 5.4 การทดสอบสมรรถนะแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น

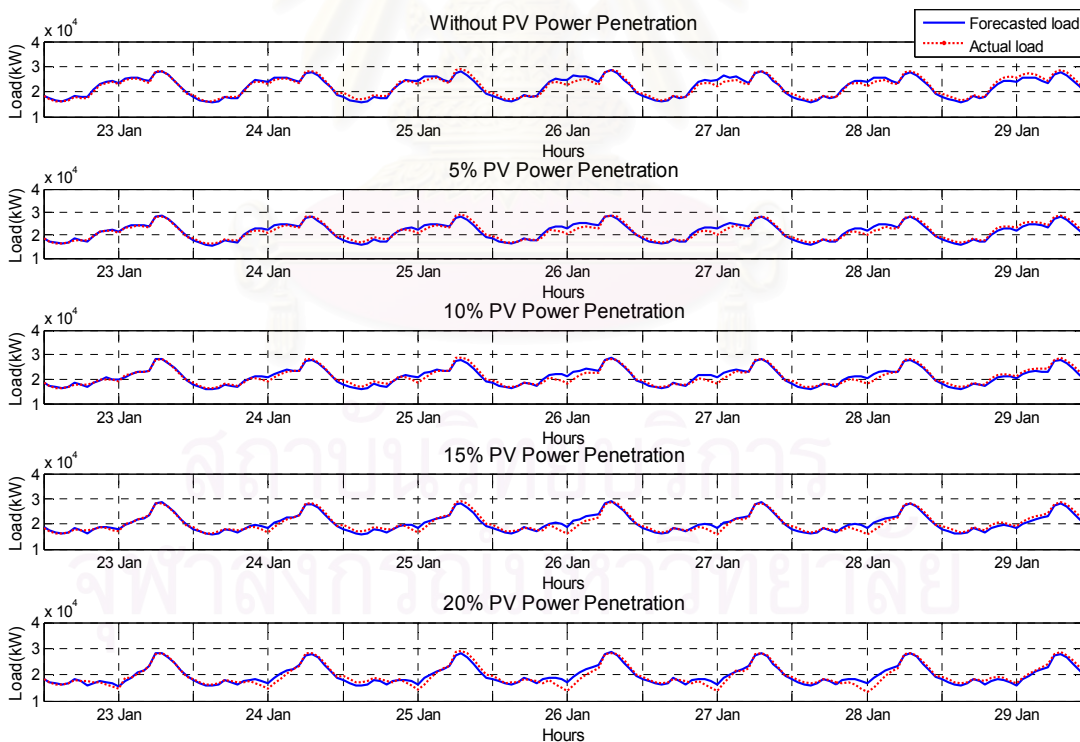
5.4 ผลการทดสอบ

จากขั้นตอนการทดสอบดังกล่าวข้างต้น สามารถแสดงผลการพยากรณ์ในกรณีศึกษาที่ 1 ถึงกรณีศึกษาที่ 5 เปรียบเทียบกับกรณีที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ระดับต่างๆ ได้ดังรูปที่ 5.5-5.6

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



รูปที่ 5.5 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549



รูปที่ 5.6 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549

ผลการเปรียบเทียบโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง แสดงรายละเอียดในภาคผนวก ข ค่าร้อยละความผิดพลาดในการพยากรณ์ของแต่ละช่วงเวลาสามารถสรุปได้ดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์				
		PV 0%	PV 5%	PV 10%	PV 15%	PV 20%
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	2.90	2.83	3.09	3.40	3.76
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.40	3.83	3.94	4.24	5.04
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.03	3.07	3.49	3.95	4.61
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	2.48	2.91	3.61	4.29	5.09
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.59	2.47	2.63	2.83	3.57
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.96	2.95	3.26	3.51	4.47
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.04	3.51	3.80	4.68	5.72
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	2.51	2.96	3.30	3.93	4.82
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.23	3.22	3.65	4.30	5.24
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.15	3.54	3.89	4.58	5.37
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	2.93	2.81	3.16	3.71	4.34
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.25	3.36	3.86	4.17	4.95
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.29	3.44	3.82	4.3	4.97
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	2.92	3.15	3.78	4.52	5.04
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.39	3.51	3.87	4.16	4.55
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	2.92	2.7	3.2	3.78	4.52
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	2.74	2.72	3.55	4.63	5.83
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	3.2	3.13	3.44	4.08	5.09
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.09	3.41	3.92	4.82	5.81
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.25	3.16	3.52	4.15	4.9
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.92	2.73	2.72	2.99	3.52
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.97	3.47	4.11	4.96	6.12
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.22	3.47	3.71	4.63	5.64

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์				
		PV 0%	PV 5%	PV 10%	PV 15%	PV 20%
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	2.91	2.59	2.76	3.14	3.69
เฉลี่ย		3.01	3.12	3.50	4.07	4.86

5.5 วิเคราะห์ผลและสรุป

จากการศึกษาผลกระทบของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดหนึ่งวันข้างหน้าของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ของปี พ.ศ. 2549 พบว่า เมื่อเพิ่มระดับกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายที่ระดับร้อยละ 0, 5, 10, 15 และ 20 ของโหลดสูงสุดในระบบจำหน่ายในปี พ.ศ. 2547 ถึง พ.ศ. 2548 พบว่าแนวโน้มค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดจะเพิ่มสูงขึ้น และมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์มากกว่าร้อยละ 3.5 เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ร้อยละ 15 ของโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย

บทที่ 6

การปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น สำหรับระบบจำหน่ายที่มี กำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์

จากการนำเสนอแบบจำลองการพยากรณ์โหลดตลอดทั้งวันด้วยการพยากรณ์เพียงครั้งเดียวในบทที่ 4 และบทที่ 5 ด้วยแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่ไม่ได้คำนึงถึงผลของกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ต่อเชื่อมกับระบบจำหน่าย จะพบว่าเมื่อมีระดับกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มากกว่า 15% ของโหลดสูงสุดของระบบจำหน่ายระหว่างปร พ.ศ. 2547 ถึง พ.ศ. 2548 ความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดลดต่ำกว่าค่าที่ยอมรับได้โดยทั่วไป ที่มีค่าเท่ากับร้อยละ 3.5 ดังนั้น ในหัวข้อนี้จะใช้แนวคิดที่ว่า ความเข้มแสงเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้โดยเซลล์แสงอาทิตย์เพื่อปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดด้วยเครือข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น โดยการเปลี่ยนแปลงโครงสร้างข้อมูลขาเข้าของเครือข่าย เนื้อหาหลักของบทที่ 6 นี้ จะกล่าวถึงการปรับปรุงโครงสร้างของข้อมูลขาเข้า โดยการทดสอบด้วยการเพิ่มตัวแปรความเข้มแสงในช่วงเวลาต่างๆ ที่สอดคล้องกันกับโหลดในช่วงเวลาทดสอบ เป็นข้อมูลขาเข้า

6.1 แนวทางการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น

ในการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ในกรณีที่ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์จำนวนมากเชื่อมต่ออยู่ ได้มีการเสนอโครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกันออกไปจำนวน 4 ชุด เพื่อทดสอบว่าการปรับปรุงชุดข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมแบบใดที่เหมาะสมกับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่เป็นจำนวนมาก เพื่อให้ง่ายในการระบุโครงสร้างของตัวแปรข้อมูลขาเข้า จะกำหนดสัญลักษณ์แทนตัวแปรต่างๆ ดังต่อไปนี้

- $L(i-1)$ คือ โหลดของวันก่อนหน้าวันที่ i
- $I(i-1)$ คือ ความเข้มแสงของวันก่อนหน้าวันที่ i
- $I(i-365)$ คือ ความเข้มแสงของ 365 วันก่อนหน้าวันที่ i หรือ ความเข้มแสงของวันที่ i ในปีก่อนหน้า
- $I(i-366)$ คือ ความเข้มแสงของ 366 วันก่อนหน้าวันที่ i หรือ ความเข้มแสงของวันที่ $i-1$ ในปีก่อนหน้า

จากโครงสร้างการพยากรณ์โหลดในบทที่ 4 และ บทที่ 5 ข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ประกอบด้วยโหลดของวันก่อนหน้า

เป้าหมาย และเพื่อพิจารณาชุดตัวแปรข้อมูลขาเข้าที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์โหลดของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ในกรณีที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ เนื่องจากดังที่กล่าวแล้วว่าความเข้มแสงเป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดกำลังไฟฟ้าที่เซลล์แสงอาทิตย์ผลิตได้ ดังนั้นโครงสร้างของข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมที่จะนำเสนอในบทนี้จึงได้นำความเข้มแสงอาทิตย์ในช่วงเวลาต่างๆ มาเป็นตัวแปรสำคัญในการหาความสัมพันธ์ของพารามิเตอร์ภายในแบบจำลอง โครงสร้างของชุดข้อมูลขาเข้าทั้ง 4 ชุดมีดังต่อไปนี้

ชุดที่ 1: $L(i-1), I(i-1)$

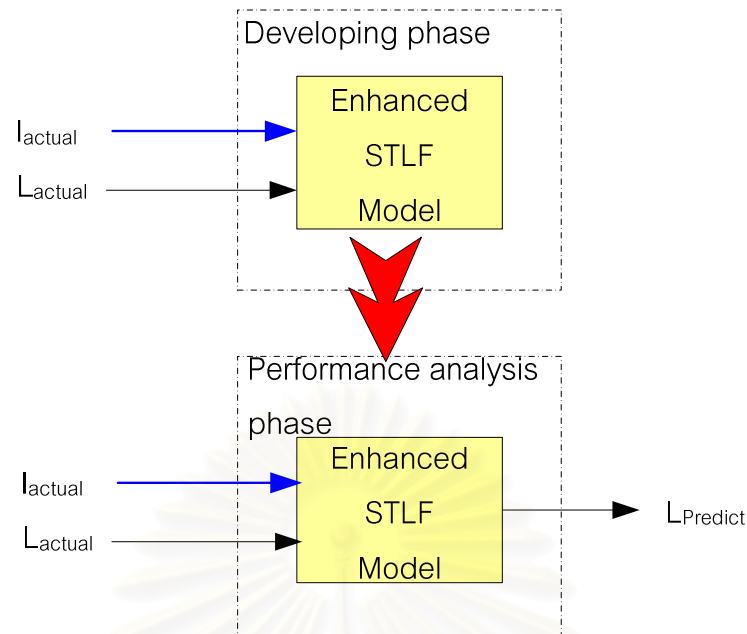
ชุดที่ 2: $L(i-1), I(i-365)$

ชุดที่ 3: $L(i-1), I(i-1), I(i-365)$

ชุดที่ 4: $L(i-1), I(i-1), I(i-366), I(i-365)$

6.2 การทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น สำหรับระบบจำหน่ายที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่

เมื่อกำหนดโครงสร้างของแบบจำลองแล้ว เราจะทำการพยากรณ์โหลดและคำนวณความแม่นยำของการพยากรณ์โดยมีกระบวนการคือ การนำความเข้มแสงและโหลดในอดีตเป็นข้อมูลขาเข้าของแบบจำลอง เพื่อฝึกเครือข่ายประสาทเทียมผ่านกระบวนการเรียนรู้เพื่อหาพารามิเตอร์ภายในของเครือข่ายที่ทำให้ค่าความผิดพลาดระหว่างข้อมูลเป้าหมายและผลตอบของเครือข่ายมีค่าต่ำสุด จากนั้น จึงนำไปพยากรณ์โหลดในช่วงเวลาที่ต้องการได้ต่อไป ดังแสดงในรูปที่ 6.1



รูปที่ 6.1 การทดสอบสมรรถนะแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้น

ในการทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์นี้จะใช้ดัชนีชี้วัดความแม่นยำเช่นเดียวกับบทที่ผ่านมา จากโครงสร้างของเครือข่ายประสาทเทียมที่กำหนด เมื่อทดสอบความแม่นยำของการพยากรณ์ของแบบจำลองโดยทำการปรับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนให้เหมาะสมสำหรับโครงสร้างแต่ละชุด และแบ่งช่วงเวลาในการทดสอบเป็น 24 ช่วง ดังตารางที่ 5.1

จากการพยากรณ์โหลดระหว่างช่วงเวลาในตารางที่ 5.1 ปรากฏว่าได้ผลการเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ของโครงสร้างของข้อมูลขาเข้าดังตารางที่ 6.1

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

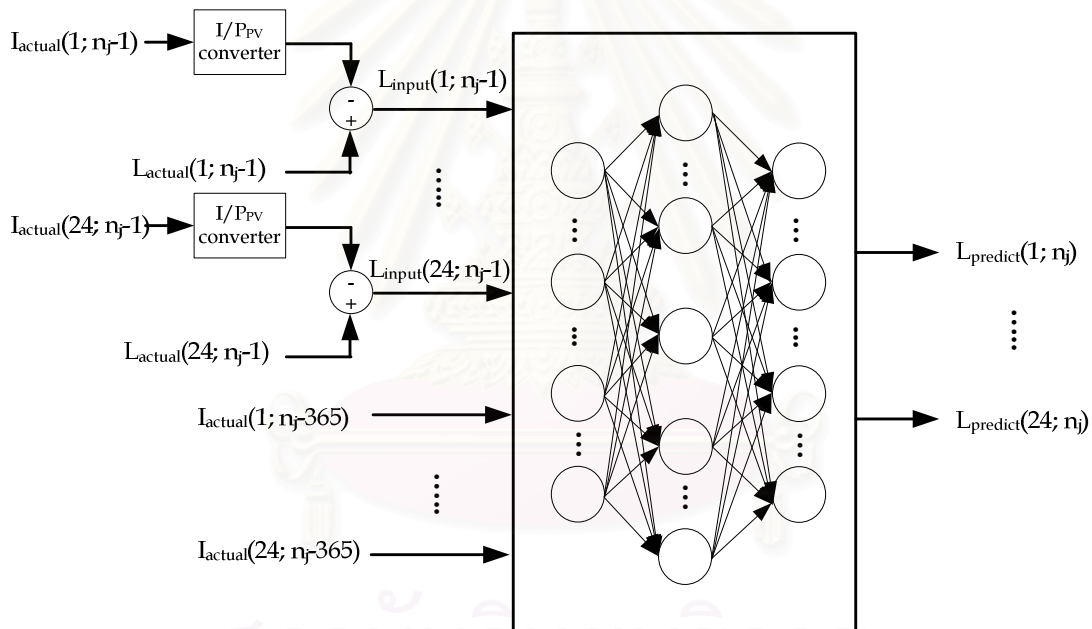
ตารางที่ 6.1 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานี
ไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 เมื่อไม่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์			
		ชุดที่ 1	ชุดที่ 2	ชุดที่ 3	ชุดที่ 4
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	5.00	2.95	3.59	3.50
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.83	3.26	3.40	3.82
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	5.13	2.86	2.86	2.98
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	4.40	3.19	3.03	2.83
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	4.03	2.50	2.56	3.35
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	4.12	2.89	3.20	2.88
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	4.39	3.11	4.11	4.04
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	3.88	2.80	2.67	3.22
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.90	3.35	3.74	4.00
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	5.11	3.00	3.49	4.05
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	4.95	2.89	3.60	3.12
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	4.32	3.17	3.78	3.19
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	4.45	3.30	4.20	4.17
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.73	3.16	3.74	3.57
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	4.70	2.69	3.19	3.89
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.63	3.04	3.47	3.12
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	3.63	3.13	3.91	4.20
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	4.03	2.77	2.99	3.37
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	4.40	3.18	3.56	3.46
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	4.08	2.76	2.49	2.96
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	4.19	3.43	3.36	2.65
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	5.43	3.13	2.98	2.97
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	4.15	3.28	3.49	4.56
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	4.69	3.24	3.18	3.54
เฉลี่ย		4.34	3.05	3.36	3.48

จากตารางที่ 6.1 จะเห็นว่าเมื่อพิจารณากรณีที่ระบบจำหน่ายไม่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์อาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ โครงสร้างข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในการพยากรณ์ต่ำสุดคือโครงสร้างชุดที่ 2 คือมีค่าเท่ากับร้อยละ 3.05

6.3 การทดสอบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ปรับปรุงแล้ว

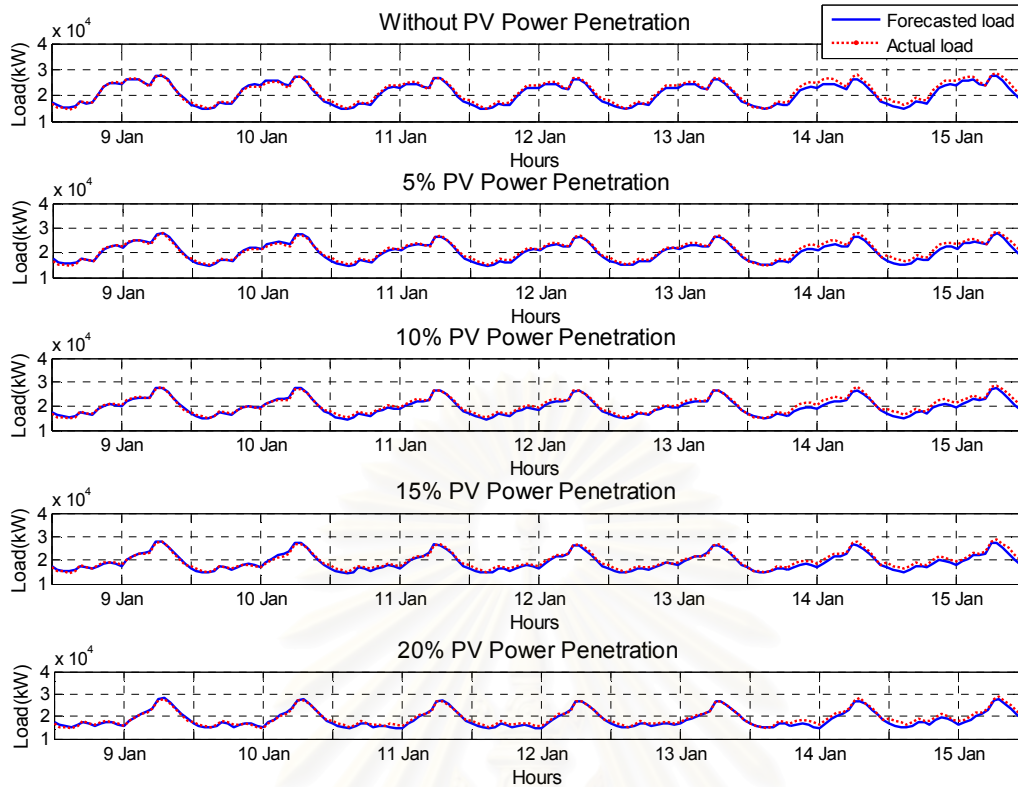
จากผลการทดสอบการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นในหัวข้อที่ผ่านมา จะเห็นได้ว่าค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของแบบจำลองโดยใช้โครงสร้างข้อมูลขาเข้าทั้ง 4 ชุดปรากฏว่า โครงสร้างข้อมูลขาเข้าชุดที่ 2 ให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยในการพยากรณ์โหลดที่ระดับกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่างๆ ดังนั้นในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สามารถสรุปโครงสร้างการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดดังรูปที่ 6.2



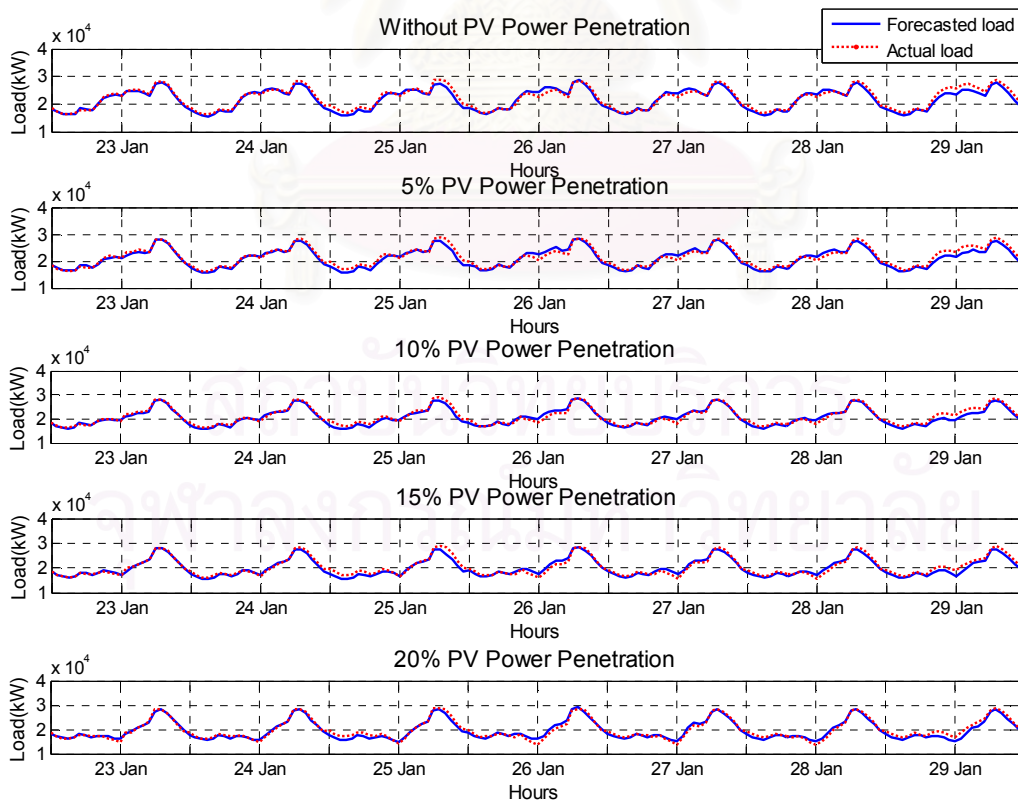
รูปที่ 6.2 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่ปรับปรุงแล้ว

6.4 ผลการทดสอบ

จากขั้นตอนการทดสอบดังกล่าวข้างต้น สามารถแสดงผลการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ในกรณีที่มึระดับกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์แปรค่าไปตั้งแต่ร้อยละ 0, 5, 10, 15 และ 20 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบ ผลการเปรียบเทียบโหลดจริงและผลจากการพยากรณ์เมื่อมีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อกับระบบจำหน่ายระหว่างช่วงเวลาทดสอบทั้งสิ้น 24 ช่วง ดังตารางที่ 5.1 จะได้ผลดังแสดงในรูปที่ 6.3 ถึง รูปที่ 6.4



รูปที่ 6.3 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549



รูปที่ 6.4 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549

ผลการเปรียบเทียบโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง แสดงรายละเอียดในภาคผนวก ค จากผลการทดลอง สามารถสรุปค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของแบบจำลองที่นำเสนอได้ดังตารางที่ 6.2

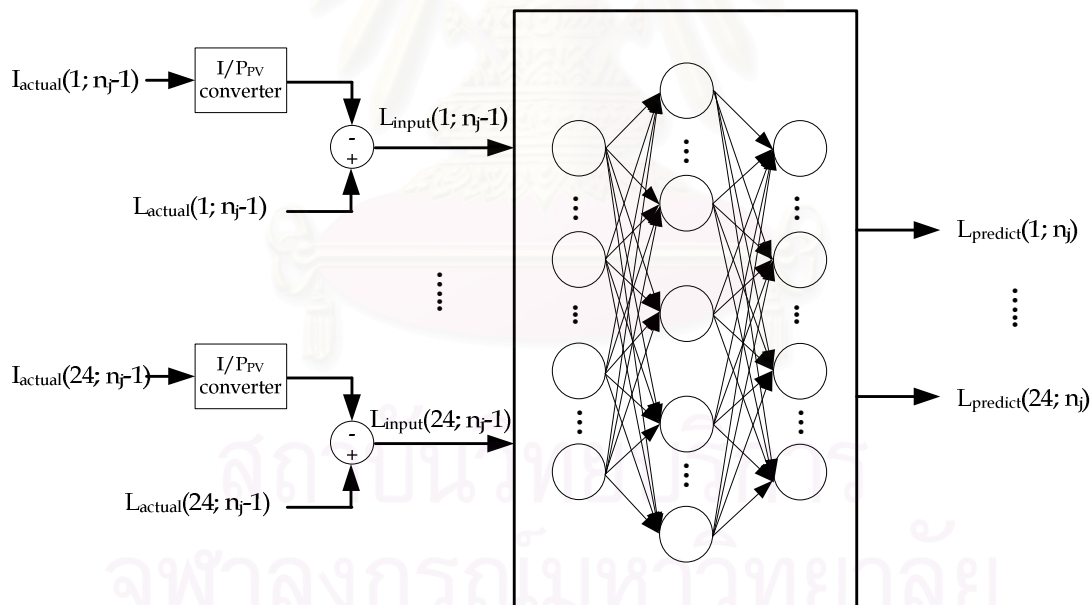
ตารางที่ 6.2 ค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ของการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ของแบบจำลองการพยากรณ์ที่ปรับปรุงแล้ว

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์				
		PV 0%	PV 5%	PV 10 %	PV 15%	PV 20%
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	2.95	3.14	3.36	3.54	3.92
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.26	3.23	3.48	3.60	3.85
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	2.86	3.21	3.30	3.31	3.69
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.19	3.12	3.42	3.54	3.84
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.50	2.85	3.09	3.14	3.77
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.89	3.27	3.58	3.77	3.86
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.11	3.10	3.27	3.71	4.10
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	2.80	3.03	3.01	3.41	3.90
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.35	3.10	3.47	3.63	4.33
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.00	3.21	3.56	4.02	4.04
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	2.89	3.09	3.15	3.64	4.09
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.17	3.35	3.51	3.91	3.98
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.30	3.07	3.48	3.94	4.19
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.16	3.45	3.38	3.69	4.01
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	2.69	3.49	3.51	3.73	4.16
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.04	3.29	3.05	3.58	4.04
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	3.13	3.32	3.40	3.65	4.09
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	2.77	3.00	3.24	3.68	3.85
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.18	3.31	3.38	3.76	4.39
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	2.76	2.74	3.35	3.63	3.85
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	3.43	3.39	3.17	3.47	3.80
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	3.13	3.17	3.51	4.39	4.62
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.28	3.48	3.59	3.93	3.94

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	ร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์				
		PV 0%	PV 5%	PV 10 %	PV 15%	PV 20%
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.24	3.46	3.33	3.09	3.18
เฉลี่ย		3.05	3.20	3.36	3.66	3.98

6.5 การเปรียบเทียบสมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นระหว่างแบบปกติและแบบที่ทำการปรับปรุง

จากการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นให้เหมาะสมกับระบบจำหน่ายที่ระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่เป็นจำนวนมากนั้น เมื่อนำมาเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดโดยใช้แบบจำลองกรณีฐานที่ไม่ได้คำนึงถึงผลของการเพิ่มขึ้นของระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย ที่มีโครงสร้างของแบบจำลองดังรูปที่ 6.5 โดยกำหนดให้เรียกแทนด้วยแบบจำลองการพยากรณ์โหลดปกติ และแบบจำลองการพยากรณ์ที่ปรับปรุงโครงสร้างข้อมูลขาเข้าดังรูปที่ 6.2 หรือกำหนดให้เรียกว่าแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่ปรับปรุงผลการเปรียบเทียบสามารถแสดงได้ดังตารางที่ 6.3



รูปที่ 6.5 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่

ตารางที่ 6.3 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อไม่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	MAPE	
		แบบจำลองปกติ	แบบจำลองที่ปรับปรุง
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	2.90	2.95
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.40	3.26
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.03	2.86
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	2.48	3.19
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.59	2.50
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.96	2.89
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.04	3.11
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	2.51	2.80
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.23	3.35
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.15	3.00
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	2.93	2.89
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.25	3.17
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.29	3.30
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	2.92	3.16
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.39	2.69
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	2.92	3.04
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	2.74	3.13
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	3.20	2.77
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.09	3.18
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.25	2.76
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.92	3.43
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.97	3.13
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.22	3.28
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	2.91	3.24

ตารางที่ 6.4 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 5 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	MAPE	
		แบบจำลองปกติ	แบบจำลองที่ปรับปรุง
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	2.83	3.14
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.83	3.23
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.07	3.21
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	2.91	3.12
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.47	2.85
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.95	3.27
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.51	3.10
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	2.96	3.03
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.22	3.10
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.54	3.21
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	2.81	3.09
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.36	3.35
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.44	3.07
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.15	3.45
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.51	3.49
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	2.70	3.29
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	2.72	3.32
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	3.13	3.00
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.41	3.31
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.16	2.74
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.73	3.39
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	3.47	3.17
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.47	3.48
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	2.59	3.46

ตารางที่ 6.5 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 10 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	MAPE	
		แบบจำลองปกติ	แบบจำลองที่ปรับปรุง
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	3.09	3.36
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	3.94	3.48
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.49	3.30
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.61	3.42
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.63	3.09
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	3.26	3.58
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	3.80	3.27
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	3.30	3.01
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.65	3.47
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	3.89	3.56
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.16	3.15
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.86	3.51
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.82	3.48
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	3.78	3.38
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.87	3.51
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.20	3.05
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	3.55	3.40
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	3.44	3.24
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.92	3.38
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	3.52	3.35
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.72	3.17
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	4.11	3.51
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.71	3.59
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	2.76	3.33

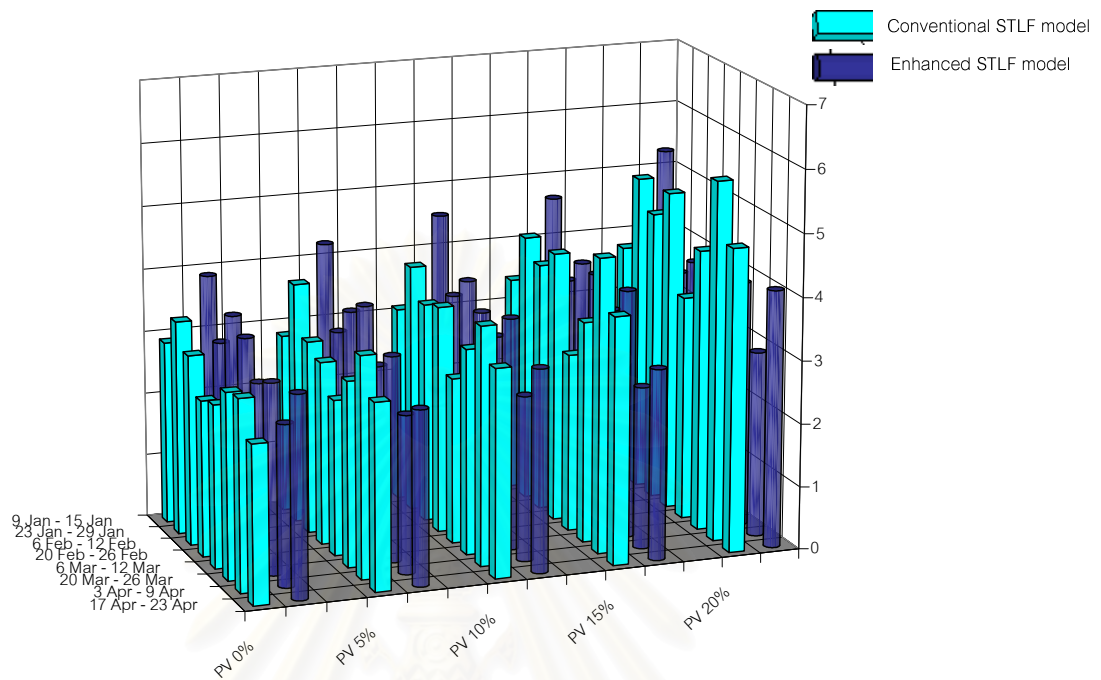
ตารางที่ 6.6 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 15 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	MAPE	
		แบบจำลองปกติ	แบบจำลองที่ปรับปรุง
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	3.40	3.54
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	4.24	3.60
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	3.95	3.31
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	4.29	3.54
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	2.83	3.14
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	3.51	3.77
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	4.68	3.71
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	3.93	3.41
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	4.30	3.63
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	4.58	4.02
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	3.71	3.64
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	4.17	3.91
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	4.30	3.94
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	4.52	3.69
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	4.16	3.73
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	3.78	3.58
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	4.63	3.65
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	4.08	3.68
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	4.82	3.76
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	4.15	3.63
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	2.99	3.47
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	4.96	4.39
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	4.63	3.93
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.14	3.09

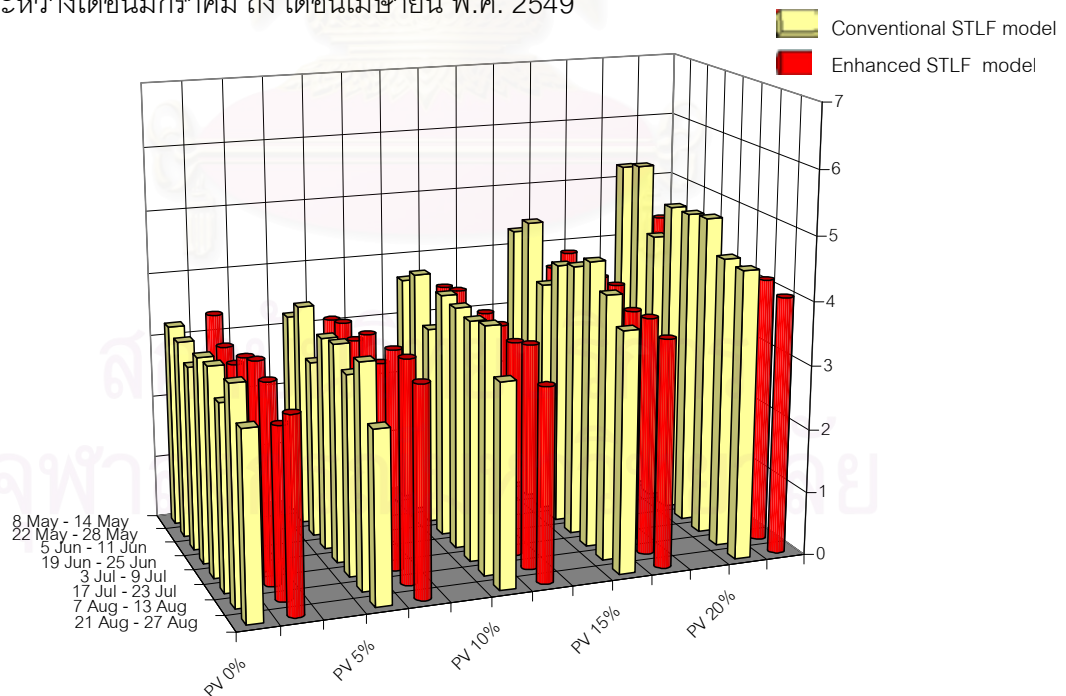
ตารางที่ 6.7 เปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ระหว่าง แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง เมื่อมีระดับกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์ร้อยละ 20 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในระบบจำหน่าย

ลำดับที่	ช่วงเวลาในการพยากรณ์	MAPE	
		แบบจำลองปกติ	แบบจำลองที่ปรับปรุง
ช่วงที่ 1	9 มกราคม - 15 มกราคม พ.ศ. 2549	3.76	3.92
ช่วงที่ 2	23 มกราคม - 29 มกราคม พ.ศ. 2549	5.04	3.85
ช่วงที่ 3	6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	4.61	3.69
ช่วงที่ 4	20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549	5.09	3.84
ช่วงที่ 5	6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549	3.57	3.77
ช่วงที่ 6	20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549	4.47	3.86
ช่วงที่ 7	3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549	5.72	4.10
ช่วงที่ 8	17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549	4.82	3.90
ช่วงที่ 9	8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	5.24	4.33
ช่วงที่ 10	22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549	5.37	4.04
ช่วงที่ 11	5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549	4.34	4.09
ช่วงที่ 12	19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549	4.95	3.98
ช่วงที่ 13	3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	4.97	4.19
ช่วงที่ 14	17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549	5.04	4.01
ช่วงที่ 15	7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549	4.55	4.16
ช่วงที่ 16	21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549	4.52	4.04
ช่วงที่ 17	4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549	5.83	4.09
ช่วงที่ 18	18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549	5.09	3.85
ช่วงที่ 19	2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549	5.81	4.39
ช่วงที่ 20	16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549	4.90	3.85
ช่วงที่ 21	6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	3.52	3.80
ช่วงที่ 22	20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549	6.12	4.62
ช่วงที่ 23	4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549	5.64	3.94
ช่วงที่ 24	18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549	3.69	3.18

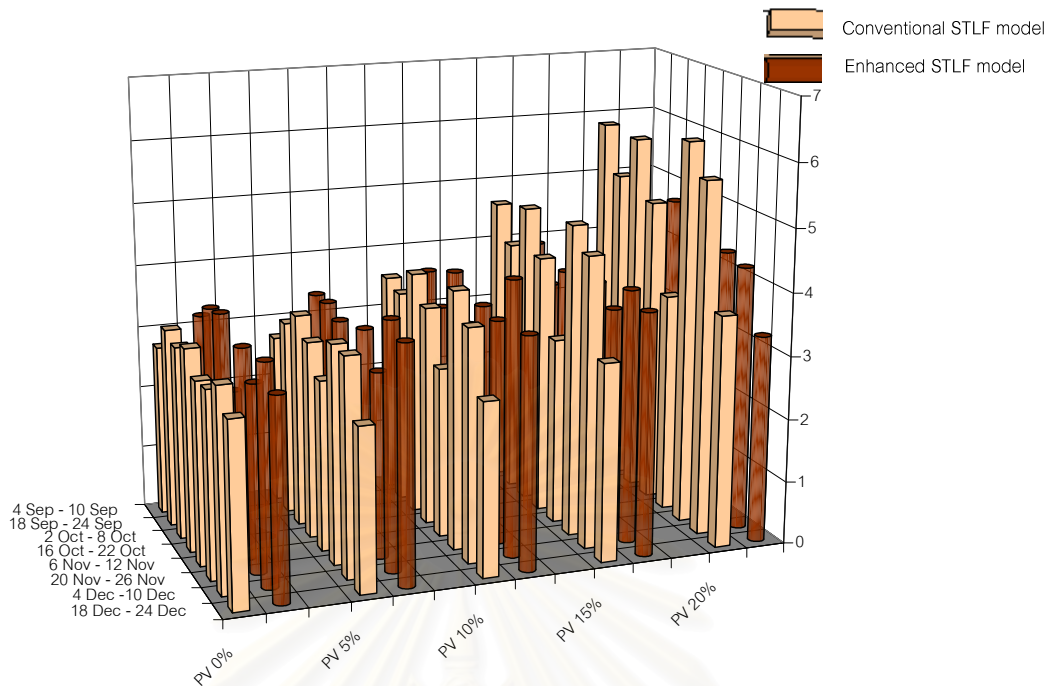
จากค่าการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นในตารางที่ 6.8 ถึงตารางที่ 6.12 สามารถสรุปได้ดังรูปที่ 6.6 ถึงรูปที่ 6.8



รูปที่ 6.6 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง ระหว่างเดือนมกราคม ถึง เดือนเมษายน พ.ศ. 2549



รูปที่ 6.7 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง ระหว่างเดือนพฤษภาคม ถึง เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2549



รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติและแบบจำลองที่ปรับปรุง ระหว่างเดือนกันยายน ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2549

6.6 วิเคราะห์ผลและสรุป

จากผลการศึกษาพบว่า เมื่อทำการปรับปรุงโครงสร้างข้อมูลขาเข้าของเครือข่ายประสาทยืดหยุ่นแล้วความแม่นยำในการพยากรณ์มีค่ามากขึ้น โดยที่ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดระยะสั้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ร้อยละ 5 และร้อยละ 10 นั้น ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์มีค่าใกล้เคียงกับเมื่อไม่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบ แต่เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ร้อยละ 15 และ ร้อยละ 20 นั้นจะพบว่าค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์มีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มากขึ้น และค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์จะมากกว่าร้อยละ 3.5 เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่ร้อยละ 20 ของโหลดสูงสุด

เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติ (ผลจากบทที่ 5) แบบจำลองที่ปรับปรุง (ผลจากบทที่ 6) พบว่าค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ปรับปรุง โดยรวมมีค่าน้อยกว่า ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์แบบจำลองปกติ

บทที่ 7

บทสรุป

7.1 บทสรุป

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการศึกษาผลกระทบของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ที่เกิดขึ้นต่อความแม่นยำในการพยากรณ์โหลดระยะสั้น สำหรับระบบจำหน่ายที่มีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อยู่ที่ระดับร้อยละ 5 ถึงร้อยละ 20 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุดในอดีตของระบบจำหน่ายที่ศึกษา โดยใช้ข้อมูลโหลดของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ระหว่างปี พ.ศ. 2547 ถึง พ.ศ. 2549

แบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นถูกพัฒนาโดยการประยุกต์ใช้เครือข่ายประสาทเทียม ด้วยการทดสอบสมรรถนะการพยากรณ์โหลดของโครงสร้างข้อมูลขาเข้าของแบบจำลองที่แตกต่างกัน เพื่อให้ได้แบบจำลองเครือข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมกับพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้าของสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1

ในการวิเคราะห์สมรรถนะของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่นำเสนออาศัยการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลผ่านกระบวนการเรียนรู้ของเครือข่ายประสาทเทียม โดยผู้วิจัยได้นำเสนอโครงสร้างของแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์โหลดระยะสั้น เพื่อหาแบบจำลองฐานที่จะนำมาใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง กรณีนำไปใช้กับระบบจำหน่ายที่มีระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่อยู่ ของสถานีไฟฟ้าย่อยจังหวัดอยุธยา 1 และจากการศึกษาการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าจากผลงานวิจัยในอดีตพบว่า ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ในการพยากรณ์โหลดที่ยอมรับได้ควรมีค่าไม่เกิน ร้อยละ 3.5

จากผลการศึกษา สามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. จากผลทดสอบการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นกรณีฐานในบทที่ 4 สรุปได้ว่า โครงสร้างของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดระยะสั้นที่เหมาะสมสำหรับสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ควรใช้โหลดก่อนหน้าวันที่ต้องการพยากรณ์ของพื้นที่ทดสอบเป็นสัญญาณป้อนเข้าเพียงอย่างเดียว จึงจะทำให้ได้ค่าความแม่นยำในการพยากรณ์ดีที่สุดอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ โดยที่มีค่าร้อยละความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์เฉลี่ยเท่ากับร้อยละ 3.01
2. จากผลการทดสอบค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์โหลดเมื่อเพิ่มกำลังการผลิตของเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายบริเวณสถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 ที่ได้นำเสนอไว้ในบทที่ 5 สรุปได้ว่า ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์เพิ่มสูงขึ้น เมื่อมีกำลังไฟฟ้าที่

ผลิตได้จากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายมากขึ้น และค่าความผิดพลาดมีแนวโน้มที่จะมีค่าเกินกว่าร้อยละ 3.5 เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ที่ปริมาณมากกว่าร้อยละ 15 ของโหลดสูงสุดเมื่อใช้ข้อมูลทดสอบจากในอดีตช่วงระหว่างปี พ.ศ. 2547 ถึง พ.ศ. 2548

- เมื่อทำการปรับปรุงแบบจำลองการพยากรณ์โหลดให้เหมาะสมกับระบบจำหน่ายที่มีกำลังการผลิตจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ในระดับที่มีนัยสำคัญ โดยการเพิ่มตัวแปรข้อมูลขาเข้าให้กับแบบจำลองการพยากรณ์โหลด พบว่าที่สถานีไฟฟ้าย่อยอยุธยา 1 เมื่อทำการเพิ่มตัวแปรความเข้มแสงของวันเดียวกันของปีก่อนหน้าวันที่พยากรณ์ (i-365) เข้าไปในชุดตัวแปรขาเข้าจะทำให้ได้ค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ต่ำกว่าการเพิ่มตัวแปรความเข้มแสงในช่วงเวลาอื่นๆ โดยแนวโน้มของค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ยังคงเพิ่มสูงขึ้นเมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ในระบบจำหน่ายเพิ่มขึ้น แต่ลักษณะของการเพิ่มขึ้นนั้นจะเพิ่มขึ้นกว่าในกรณีที่ใช้โหลดในอดีตเพียงอย่างเดียวเป็นข้อมูลป้อนเข้าให้กับแบบจำลองการพยากรณ์โหลด และค่าความผิดพลาดมีแนวโน้มที่จะมีค่าเกินกว่าร้อยละ 3.5 เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ที่มากกว่าร้อยละ 20 ของโหลดสูงสุด เมื่อใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2547 – พ.ศ. 2548

7.2 ข้อเสนอแนะสำหรับงานในอนาคต

สำหรับสิ่งที่ควรพิจารณาสำหรับผู้สนใจศึกษาเกี่ยวกับผลกระทบของการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ต่อการพยากรณ์โหลดระยะสั้น มีดังต่อไปนี้

- ในการนำแบบจำลองไปใช้งานจริง ผู้ใช้งานควรพัฒนาใช้โปรแกรมที่มีการประมวลผลที่รวดเร็วกว่าโปรแกรม Matlab/Simulink
- เนื่องจากค่าความผิดพลาดที่ได้จากแบบจำลองที่ปรับปรุงให้เหมาะสมสำหรับระบบจำหน่ายที่มีเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ยังคงมีความแม่นยำในระดับที่ไม่แตกต่างจากแบบจำลองปกติมากนัก ในการนำไปใช้งานจึงควรพิจารณาถึงมูลค่าและเวลาที่ใช้ในการปรับปรุง หรือเปลี่ยนแปลงแบบจำลองในการพยากรณ์โหลดในกรณีที่ระดับกำลังการผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์มีค่าไม่เกินร้อยละ 20 เมื่อเทียบกับโหลดสูงสุด
- ค่าความเข้มแสงเป็นปัจจัยสำคัญที่กำหนดกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์ ดังนั้น หากมีการพยากรณ์ความเข้มแสงที่มีประสิทธิภาพสูง

และนำมาใช้ประกอบในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โรค น่าจะทำให้ความ
แม่นยำของแบบจำลองการพยากรณ์โรคเพิ่มสูงขึ้น



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

รายการอ้างอิง

1. ชาย ชีวะเกตุ และ ชนนันท์ บัวเขียว. การผลิตไฟฟ้าโดยเซลล์แสงอาทิตย์. สำนักงานคณะกรรมการนโยบายพลังงานแห่งชาติ. วารสารนโยบายพลังงาน ฉบับที่ 49 (กรกฎาคม-กันยายน 2543)
2. พัฒนาพลังงานทดแทน, กอง เทคโนโลยีพลังงานแสงอาทิตย์. [สื่ออิเล็กทรอนิกส์]. ฝ่ายพัฒนาและแผนงานโรงไฟฟ้า การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย: แหล่งที่มา www.egat.co.th [11 มกราคม 2550]
3. พัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, กรม. พลังงานแสงอาทิตย์ [สื่ออิเล็กทรอนิกส์]. กระทรวงพลังงาน: แหล่งที่มา: www.dede.go.th [26 พฤศจิกายน 2550]
4. เมธี ทระกุลพันธ์. การพยากรณ์โหลดระยะสั้น ณ สถานีไฟฟ้าย่อย. วิทยานิพนธ์ปริญญา มหาบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. 2546.
5. Asar, A.U. and McDonald, J.R. A specification of neural network application in the load forecasting problem. IEEE Transactions on control systems technology 2 (June 1994): 135-141.
6. Box and Jenkins. Time series analysis: Forecasting and control. Holden-Day, Sanfransisco.
7. Bruce, L. and Richard, T. Time series and forecasting: an applied approach. Duxbury Press, 1979.
8. Cha, S.T., Jean, D.H., Bae, I.S., Lee, I.R., and Kim, J.O. Reliability evaluation of distribution system connected photovoltaic generation considering weather effects. 8th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, pp. 451-456. Ames Iowa, 2004.
9. Cho, M.Y., Hwang, J.C. and Chenm C.S. Customer short term load forecasting by using ARIMA transfer function model. IEEE Proceeding of EMPD, pp. 317-322, 1995.
10. Chow, T.W.S. Neural network based short-term load forecasting using weather compensation. IEEE Transactions on Power Systems 11 (November 1996): 1736-1742.

11. Electricity Generating Authority of Thailand. Historical load data of Ayuthaya sub-station 1. 2004-2006
12. Ertekin , C. and Yaldiz, O. Comparison of some existing models for estimating global solar radiation for Antalya (Turkey). Energy Conversion & Management, 2000.
13. Haida, T. and Muto S. Regression based peak load forecasting using a transformation technique. IEEE Transaction on Power Systems 9 (November 1994): 1788-1794.
14. Hsu, Y.Y. and Yang, C.C. Design of artificial neural networks for STLF Part1 Self organizing feature maps for day type identification. IEE Proceedings C on Generation, Transmission and Distribution, pp. 407-413, 1991.
15. Hsu, Y.Y. and Yang, C.C. Design of artificial neural networks for short-term load forecasting. II. Multilayer feedforward networks for peak load and valley load forecasting. IEE Proceedings C on Generation, Transmission and Distribution, pp. 414-418., 1991.
16. International energy agent . Survey report of selected IEA countries between 1992 and 2006. Trends in photovoltaic applications T1-16:2007: pp. 4-5
17. Kaplanus, S. and Kaplani, E. A Model to predict expected mean and stochastic global solar radiation $I(h;\eta)$ values. Renewable Energy, 2007.
18. LEONICS. Renewable Energy Product[Online]. Available from: http://www.leonics.co.th/html/th/aboutpower/solar_knowledge.php[10 June 2007]
19. Luis, F. and Osama, A. Forecasting peak loads with neural networks. IEEE Proceedings, pp. 351-353, 2004.
20. Mandal , J.K. and Sinha, A.K. Artificial neural network based hourly load forecasting for decentralizes load management. Proceeding of EMPD, 1995 International Conference on Energy Management and Power Delivery, pp. 61-66, 1995.
21. Mellit, A., Benghaneim, M. and Bendekhis, M. Artificial neural network model for prediction solar radiation data: Application for sizing stand-alone photovoltaic power system. IEEE Power Engineering Society General Meeting, pp. 40-44, 2005.

22. Mori, H. and Kosemura, N. Optimal regression tree based rule discovery for short-term load forecasting. IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, pp. 421-426, 2001.
23. Murto, P. Neural network model for short-term load forecasting. Thesis Department of Engineering Physics and Mathematics Helsinki University of Technology. 1998.
24. Nima A. Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capacity. IEEE Transactions on Power System 16 (August 2001): 497-505.
25. Peng, T.M., Hubble, N.F. and Karady, G.G. Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting. IEEE Transactions on Power systems 1 (February 1992): 250-257.
26. Sivanandam, S.N., Sumathi, S., and Deepa, S.N. Introduction to neural networks using Matlab 6.0. Tata McGraw-Hill, 2006.
27. SOLARTRON PUBLIC CO., LTD. Solar Modules [Online]. Available from: <http://www.solartron.co.th/Newer/product.aspx>. [2007, March 20]
28. So, J. H., Jung, Y. S., Yu, B. G., Hwang, H. M., and Yu, G. J. Performance results and analysis of large scale PV system. Photovoltaic Energy Conversion, conference record of the 2006 IEEE 4th World Conference, pp. 2375 – 2378, 2006
29. Thai Meteorological Department. Historical temperature of Ayuthaya province. 2004-2006
30. Thai Meteorological Department. Solar radiation of Bangkok. 2004-2006
31. University of Southern California. Solar Concepts [Online]. Available from: http://www.usc.edu/dept/architecture/mbs/tools/vrsolar/Help/solar_concepts.html. [24 Aug 207]
32. Warren, S. Neural Network FAQ [Online]. Available from: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ3.html> [1 March 2007]

33. Xu, L. and Chen, W. J. Artificial neural network short-term electrical load forecasting Techniques. Proceedings of the IEEE Region 10 Conference, pp. 1458-1461, 1999.



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

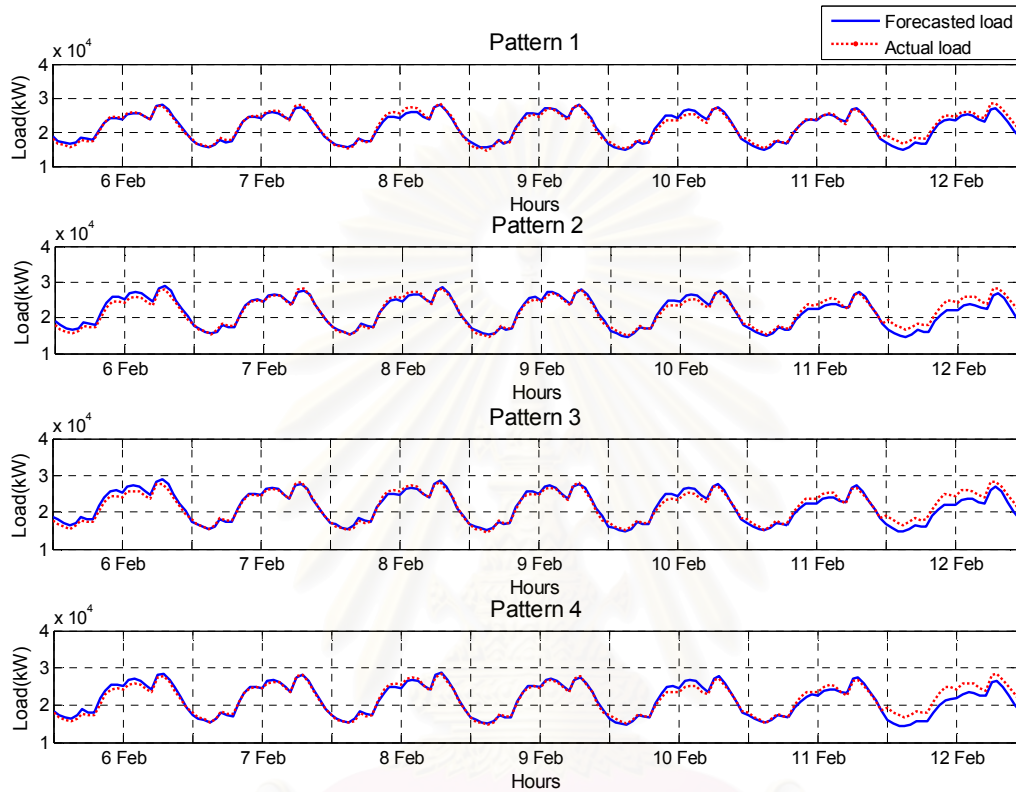
ภาคผนวก



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

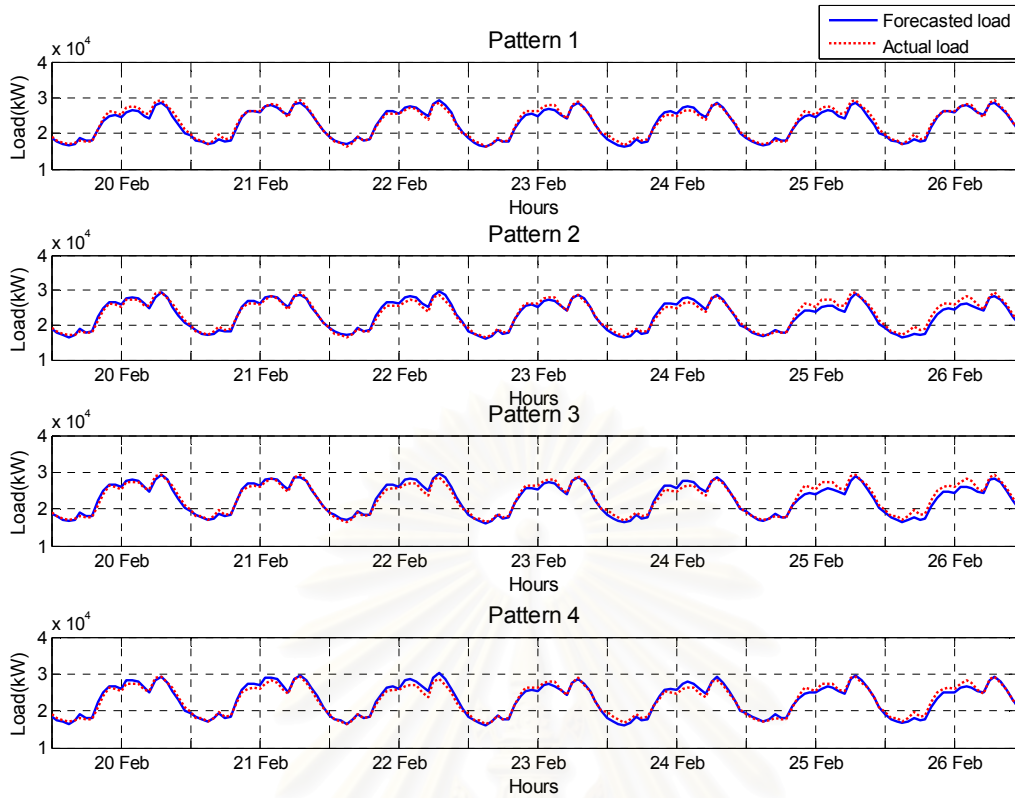
ภาคผนวก ก.

การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โหลดของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดกรณีฐานเมื่อกำหนดให้มีโครงสร้างข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกัน

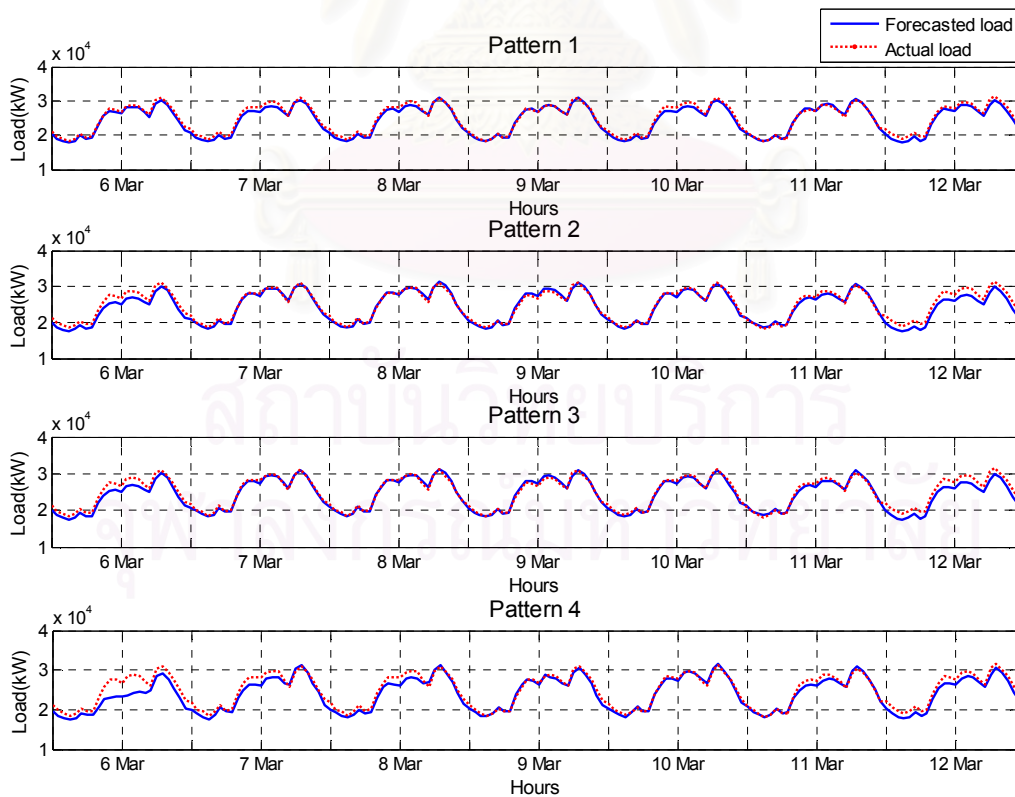


รูปที่ ก.1 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549

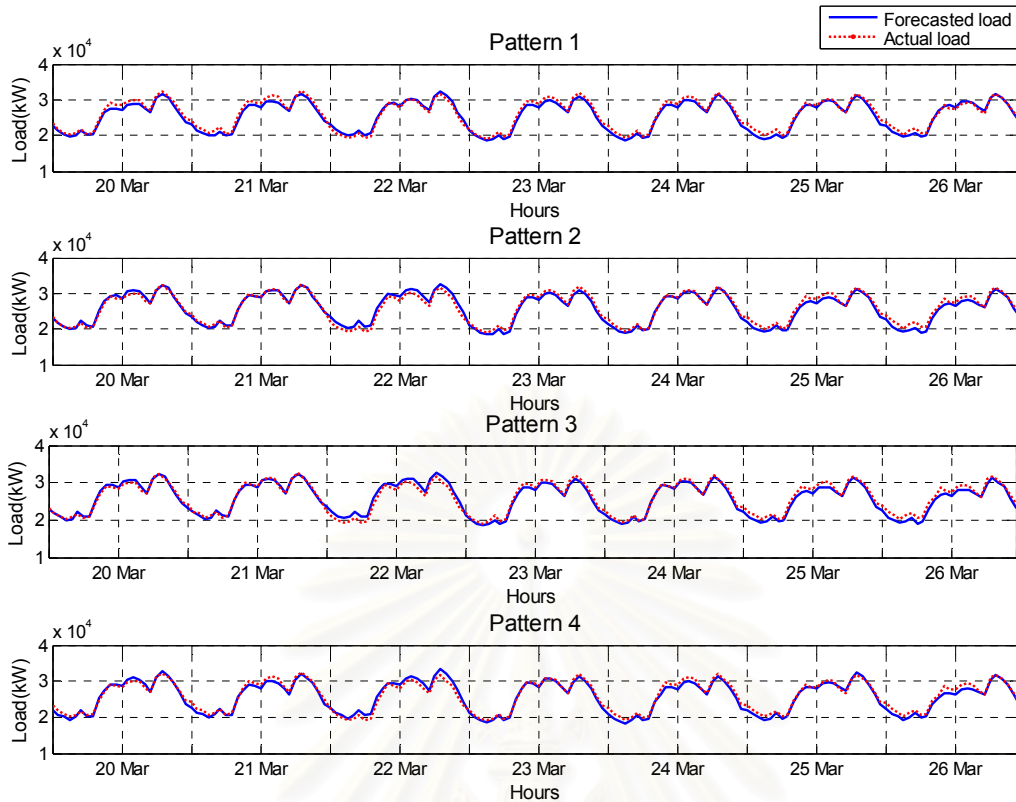
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



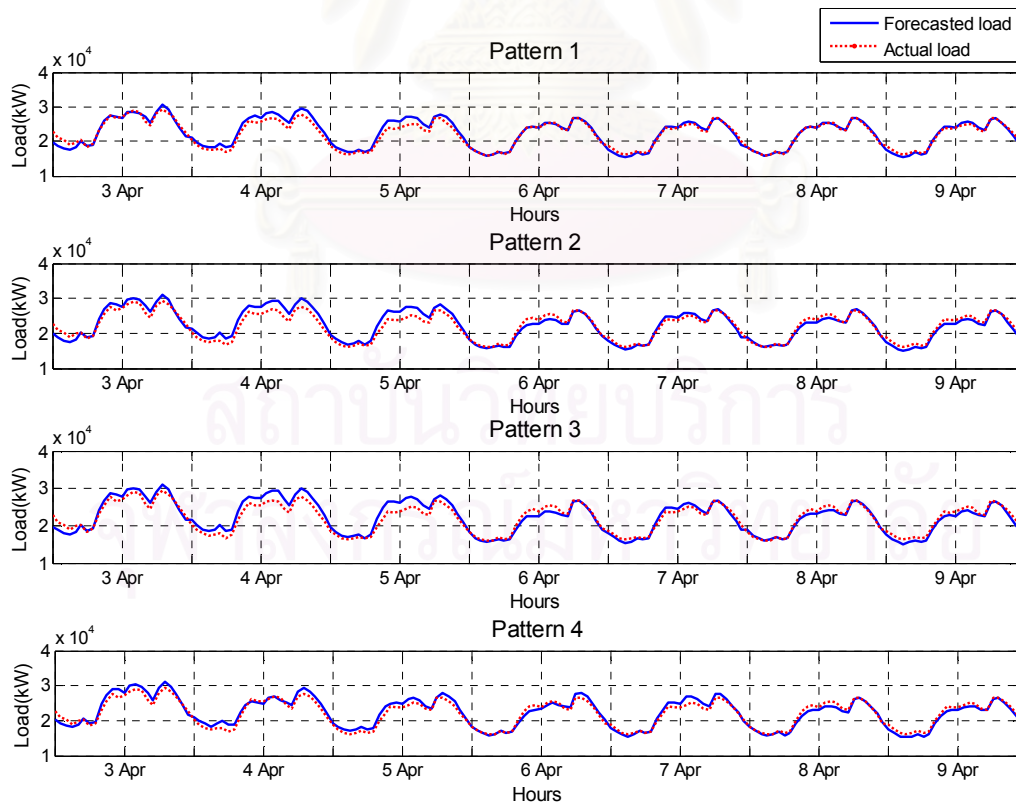
รูปที่ ก.2 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549



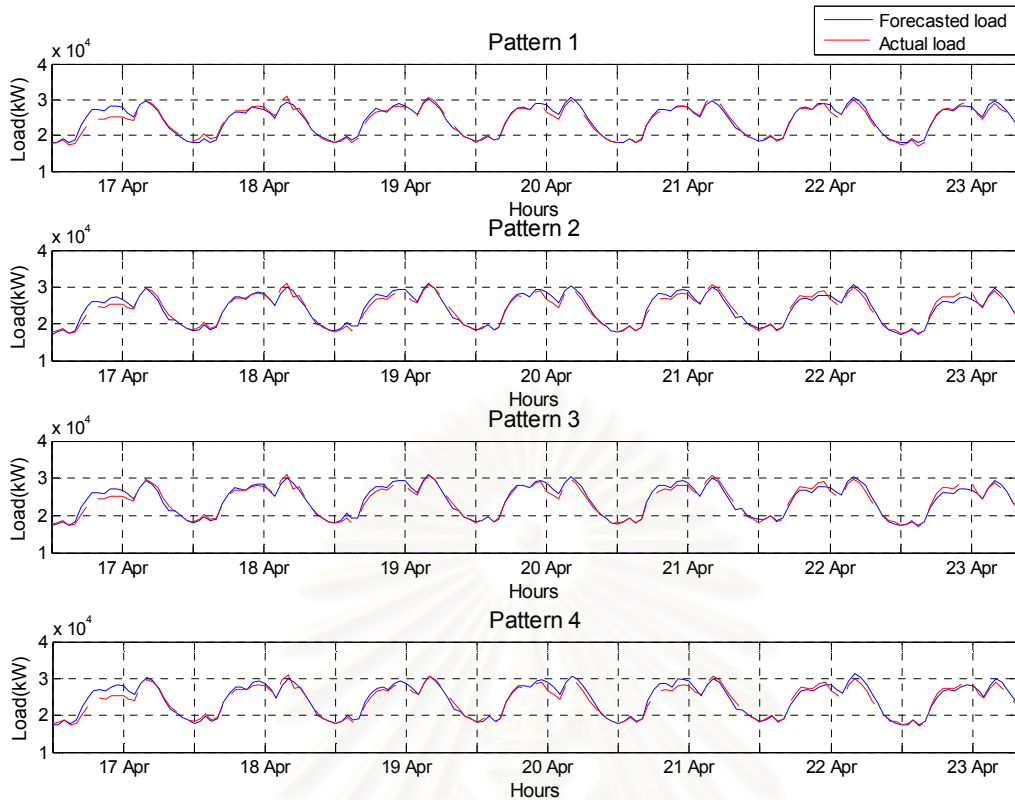
รูปที่ ก.3 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549



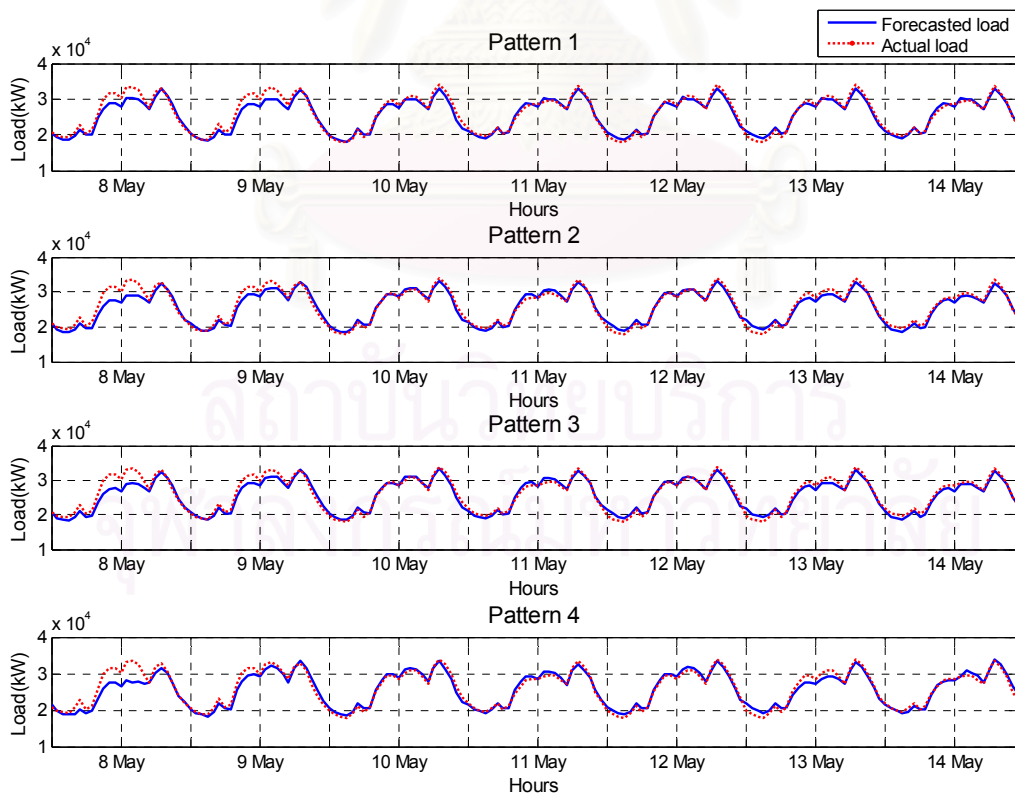
รูปที่ ก.4 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549



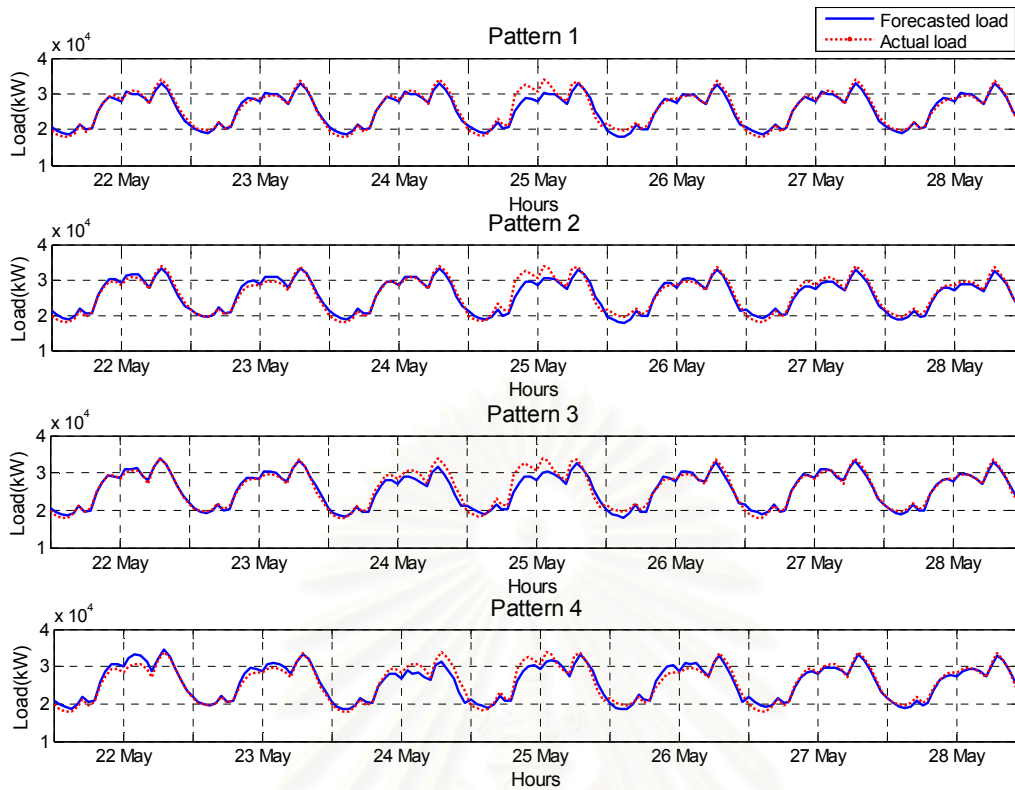
รูปที่ ก.5 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549



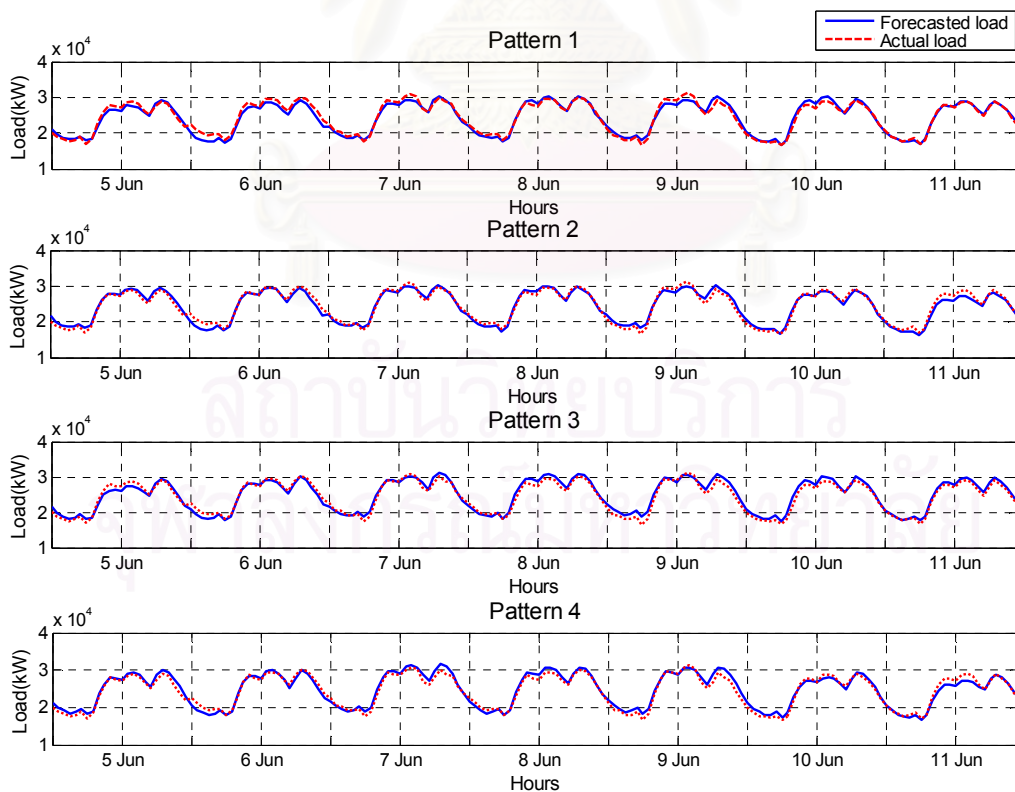
รูปที่ ก.6 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549



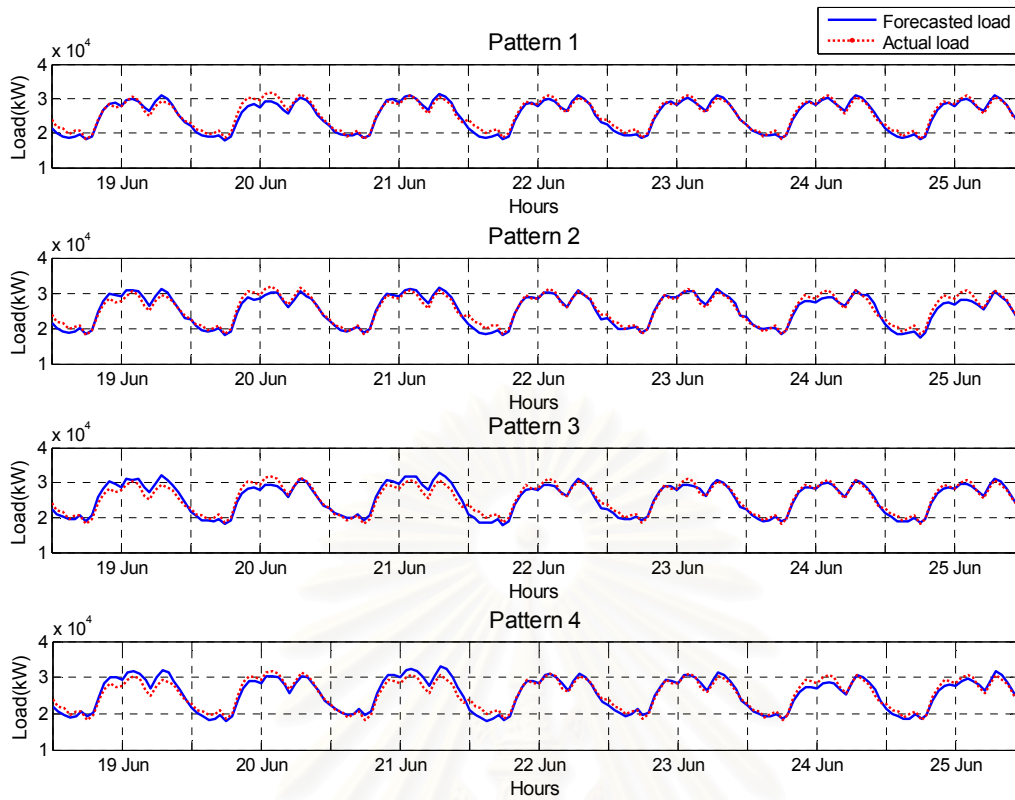
รูปที่ ก.7 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



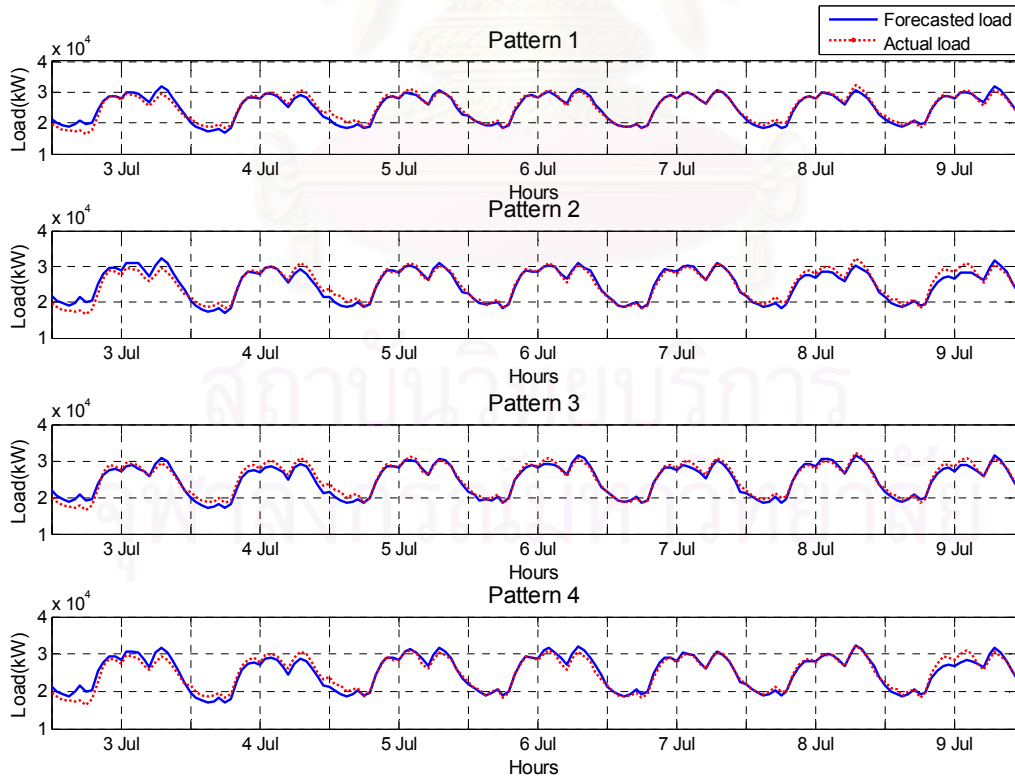
รูปที่ ก.8 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



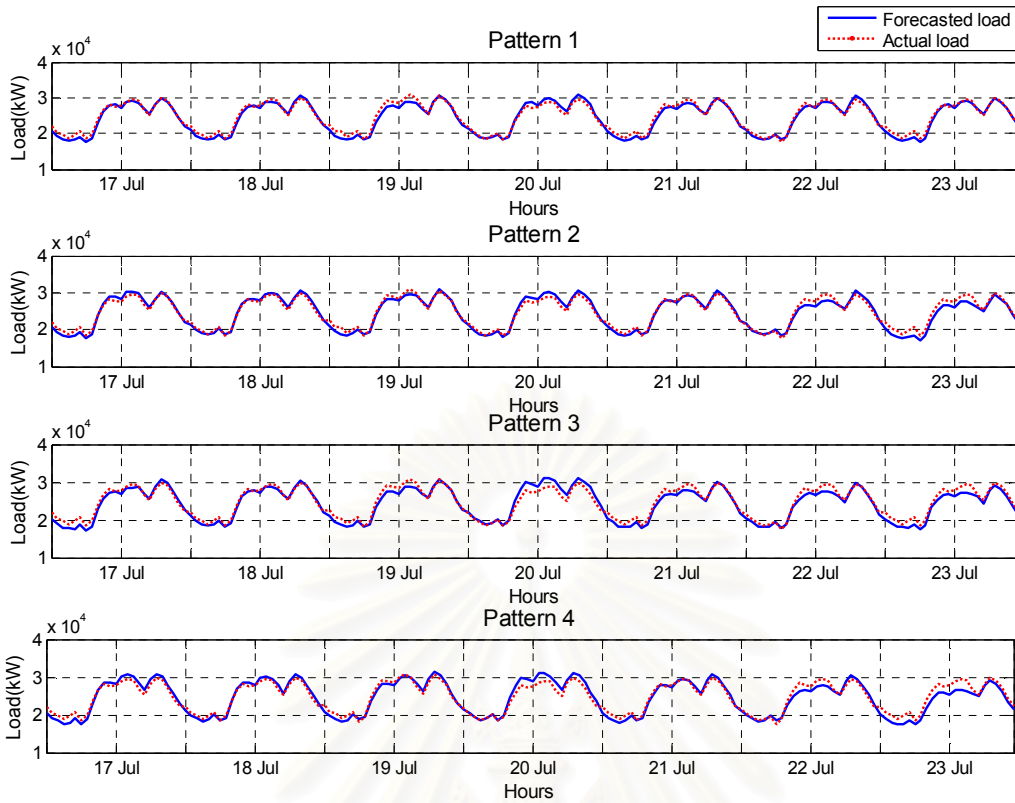
รูปที่ ก.9 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549



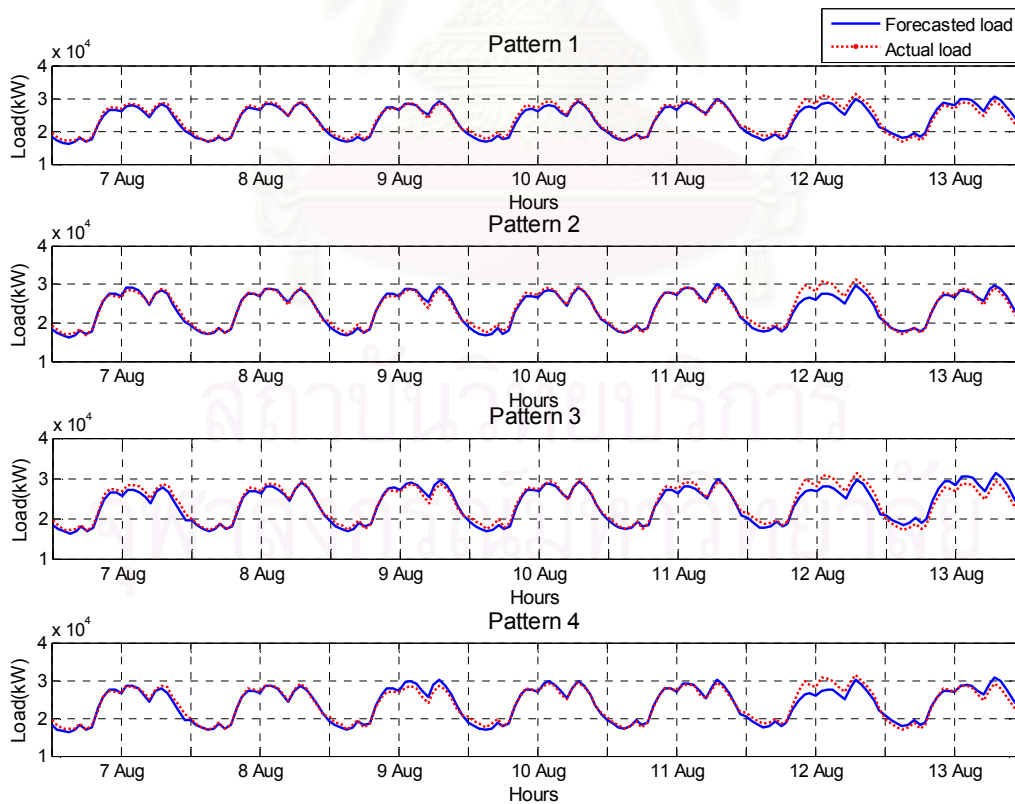
รูปที่ ก.10 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549



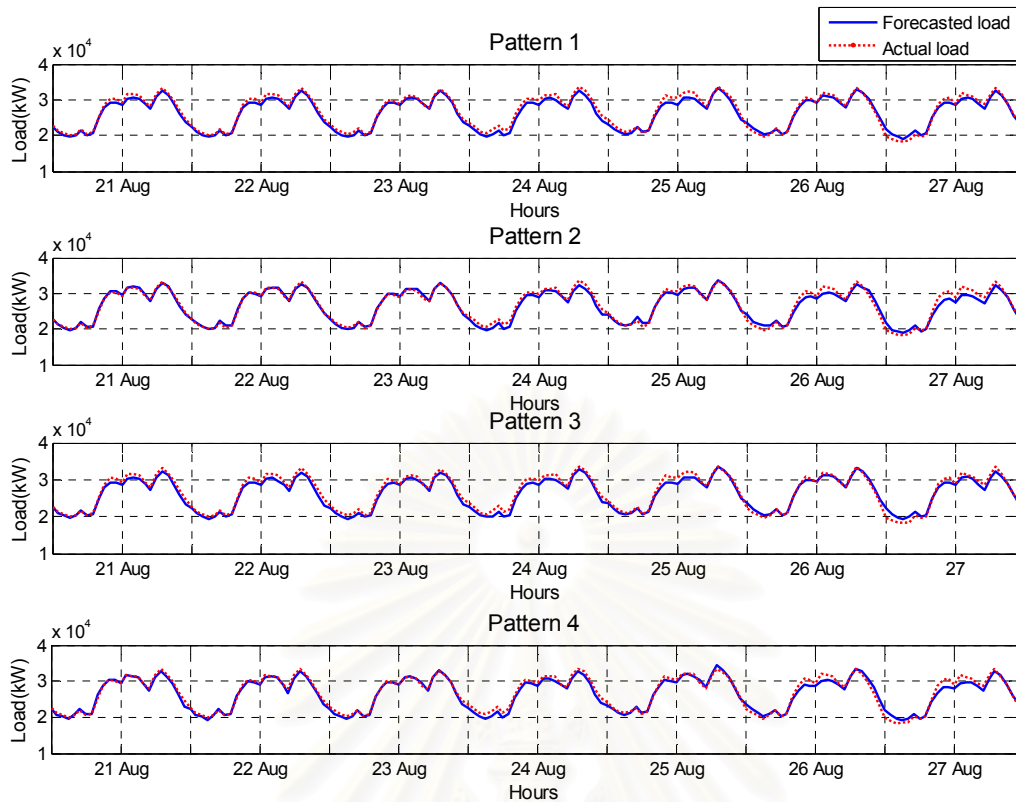
รูปที่ ก.11 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



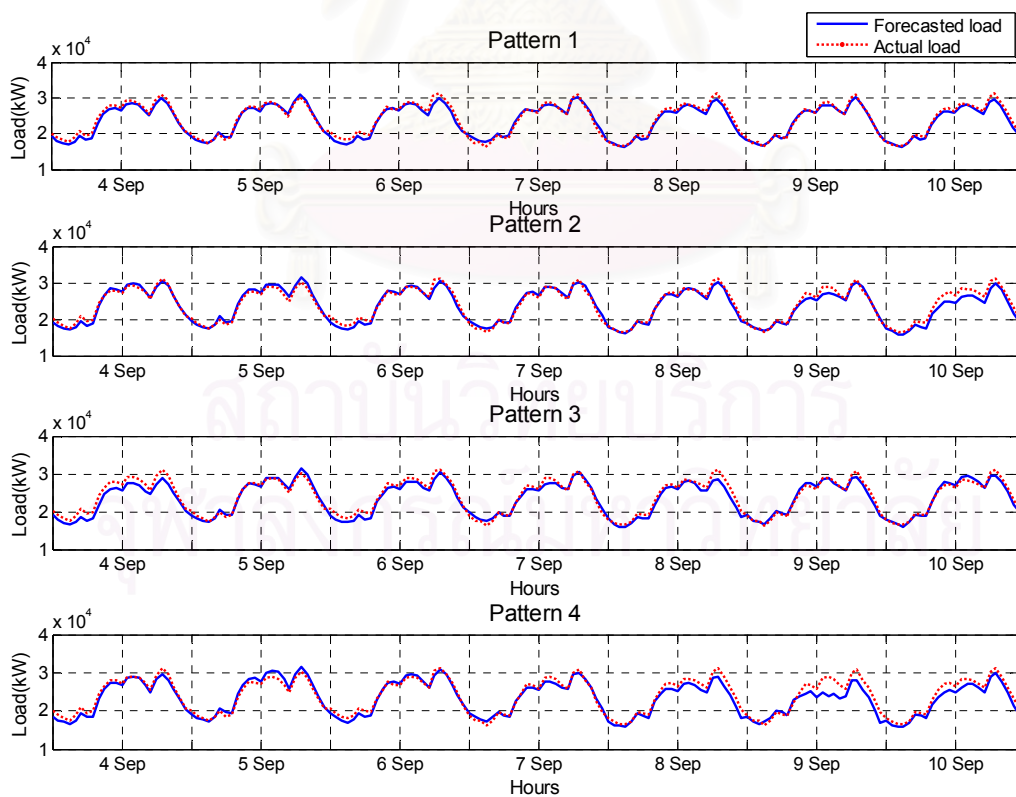
รูปที่ ก.12 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



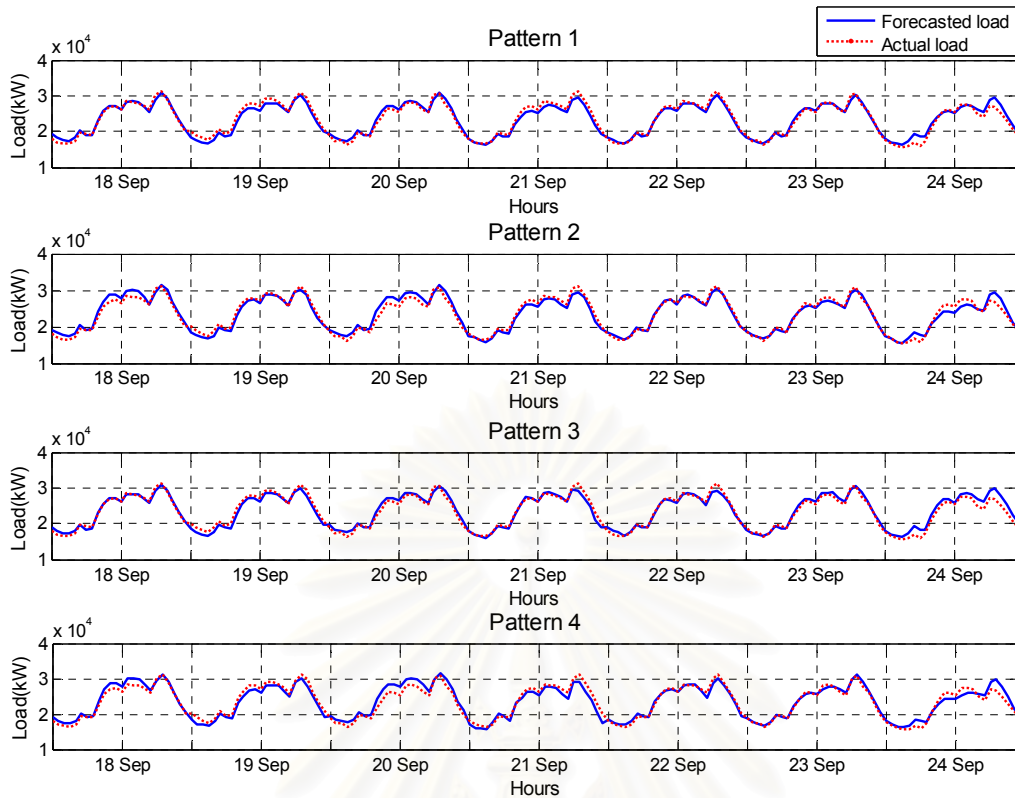
รูปที่ ก.13 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549



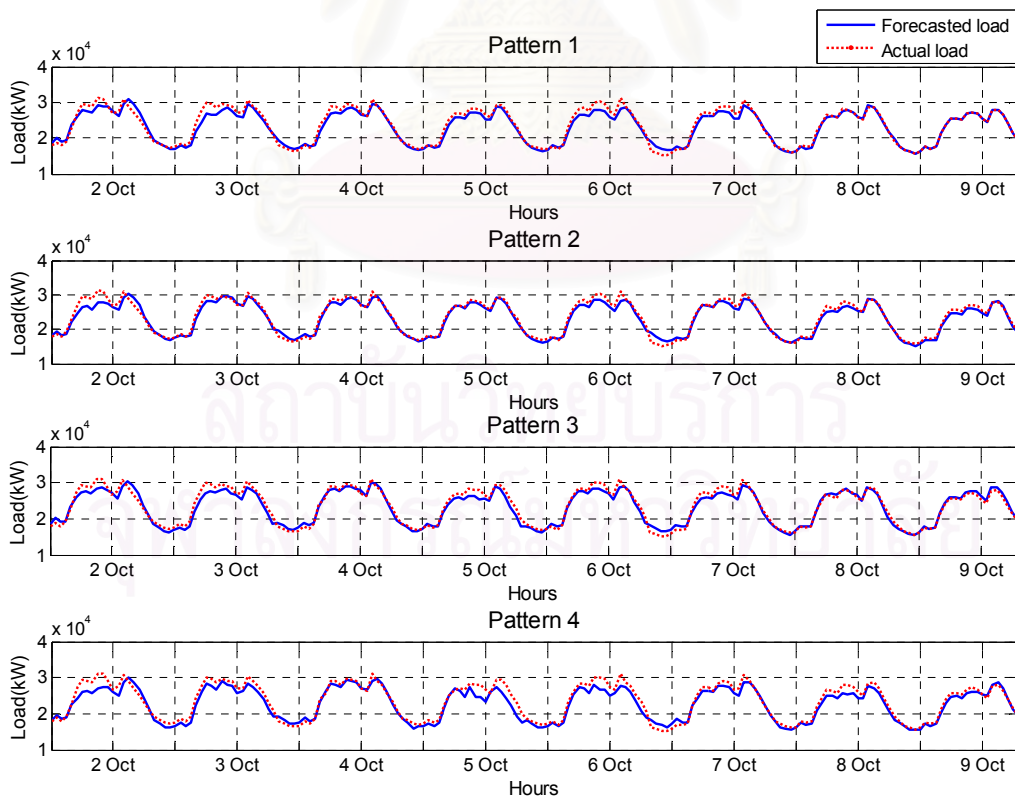
รูปที่ ก.14 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549



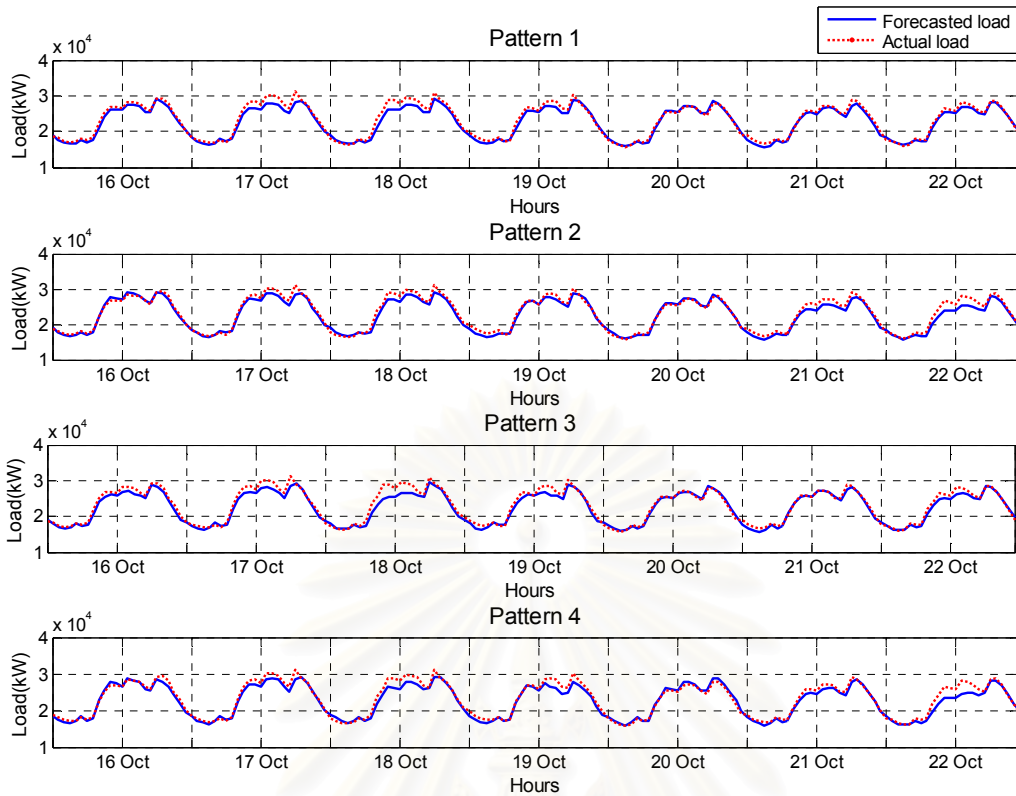
รูปที่ ก.15 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549



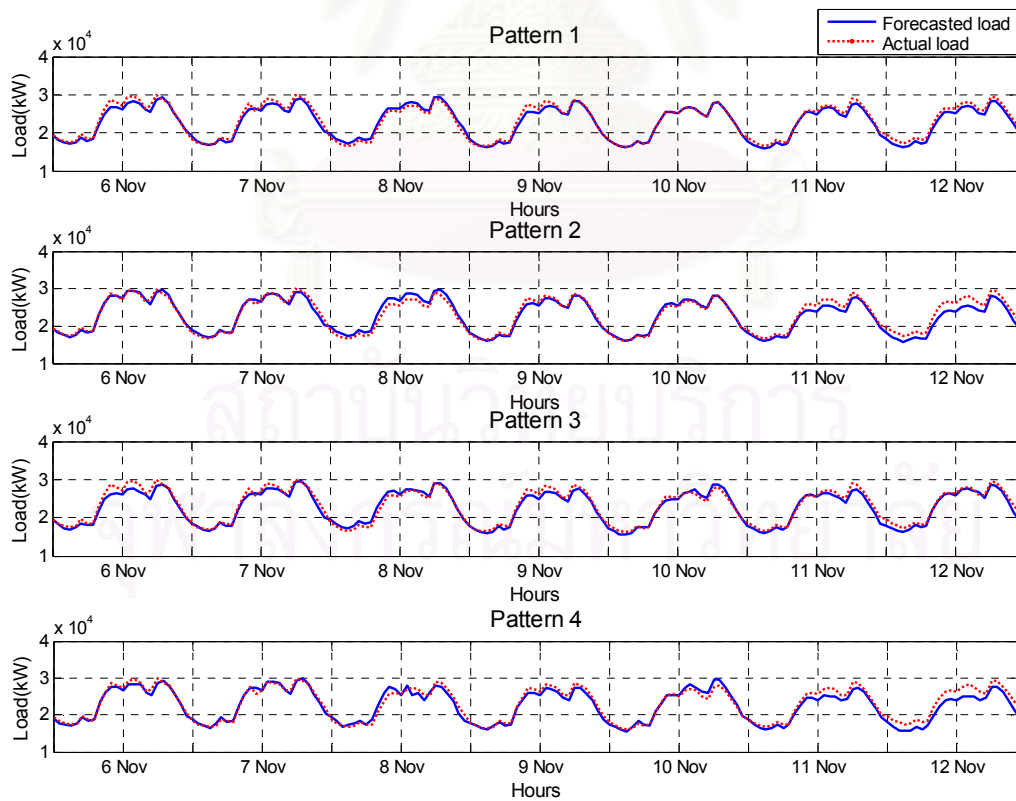
รูปที่ ก.16 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549



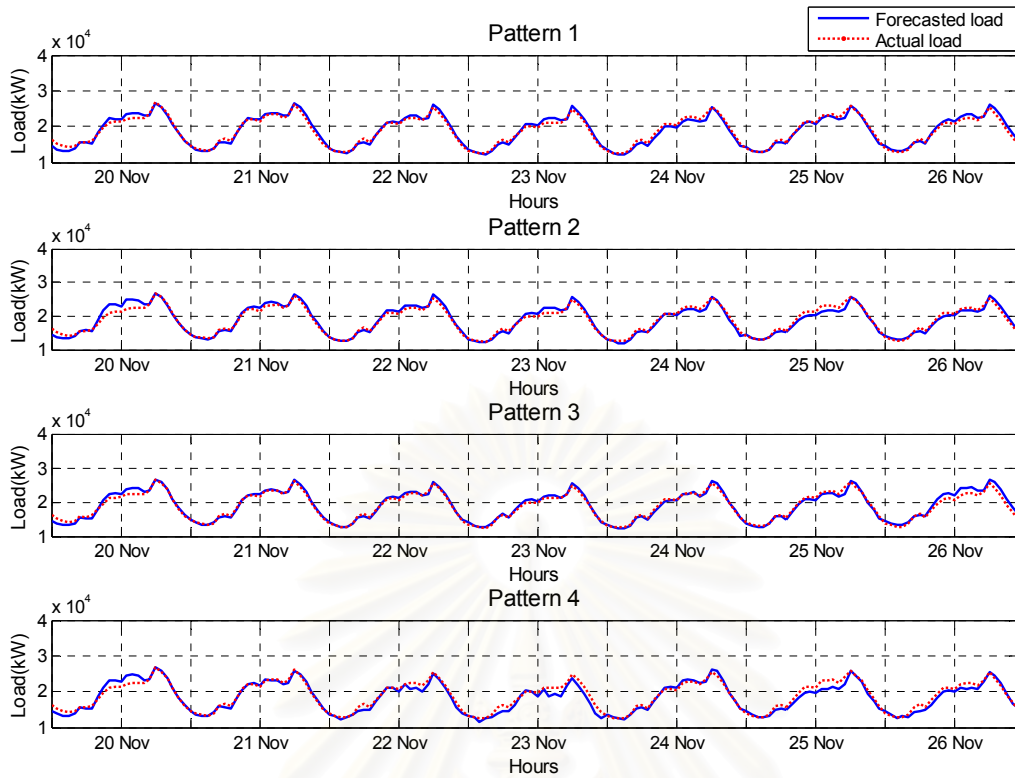
รูปที่ ก.17 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549



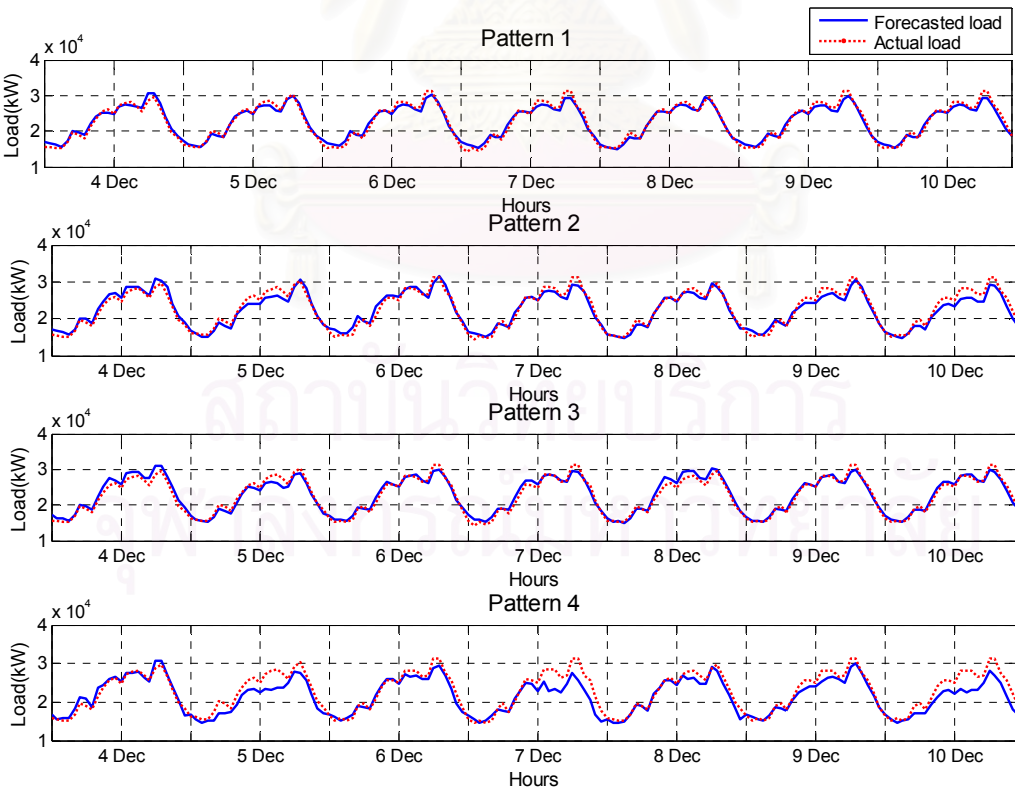
รูปที่ ก.18 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549



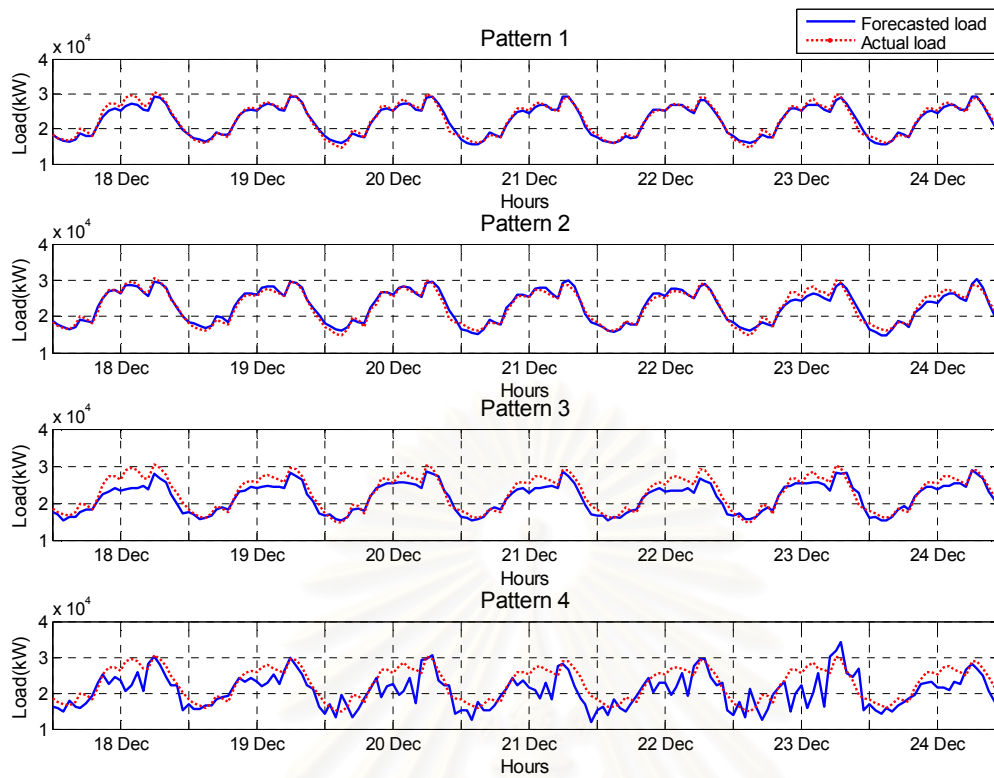
รูปที่ ก.19 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



รูปที่ ก.20 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



รูปที่ ก.21 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549

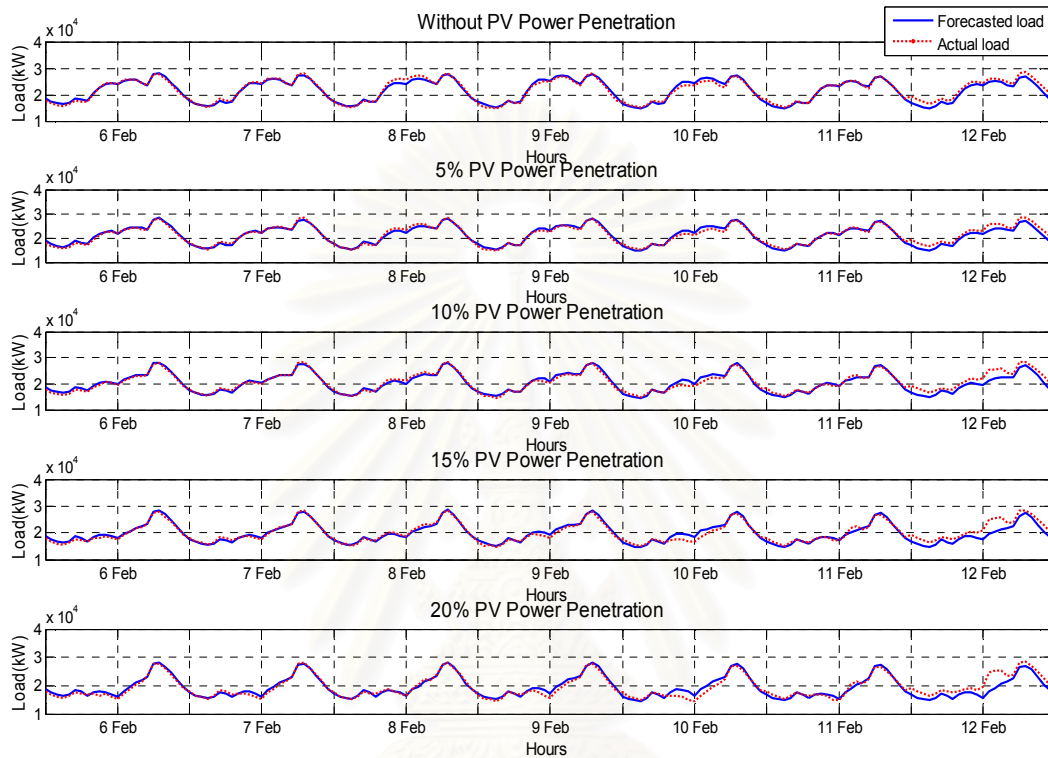


รูปที่ ก.22 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549

สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

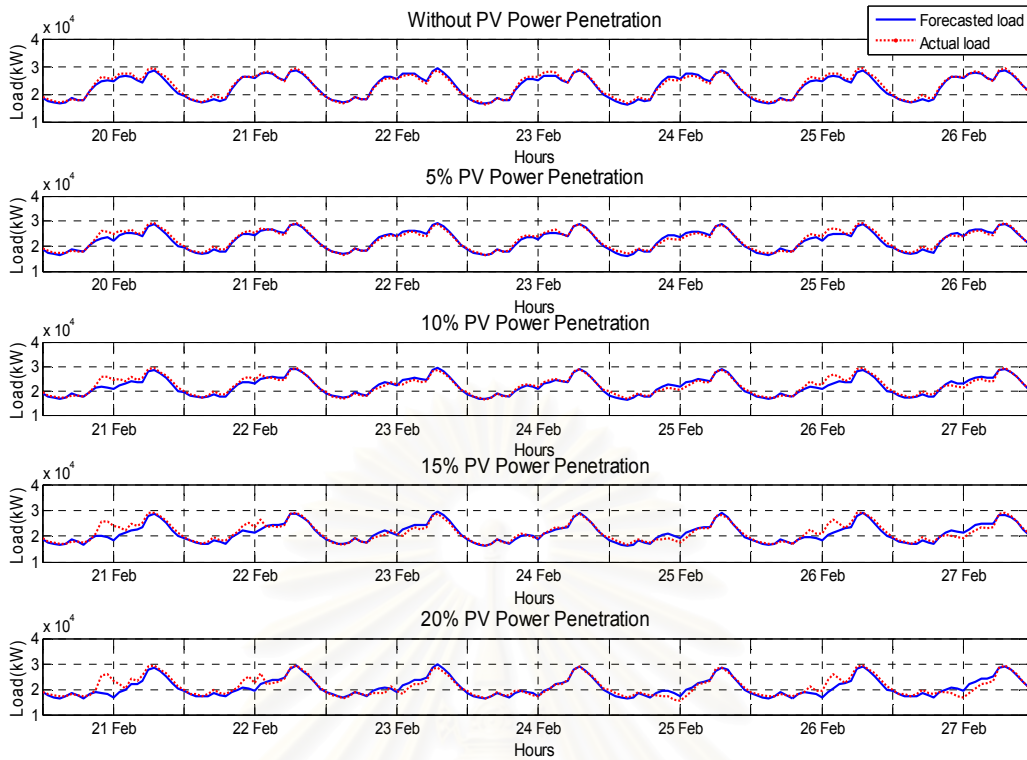
ภาคผนวก ข.

การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริง เมื่อมีกำลังไฟฟ้าจากเซลล์แสงอาทิตย์เชื่อมต่ออยู่ที่ระดับต่างๆ

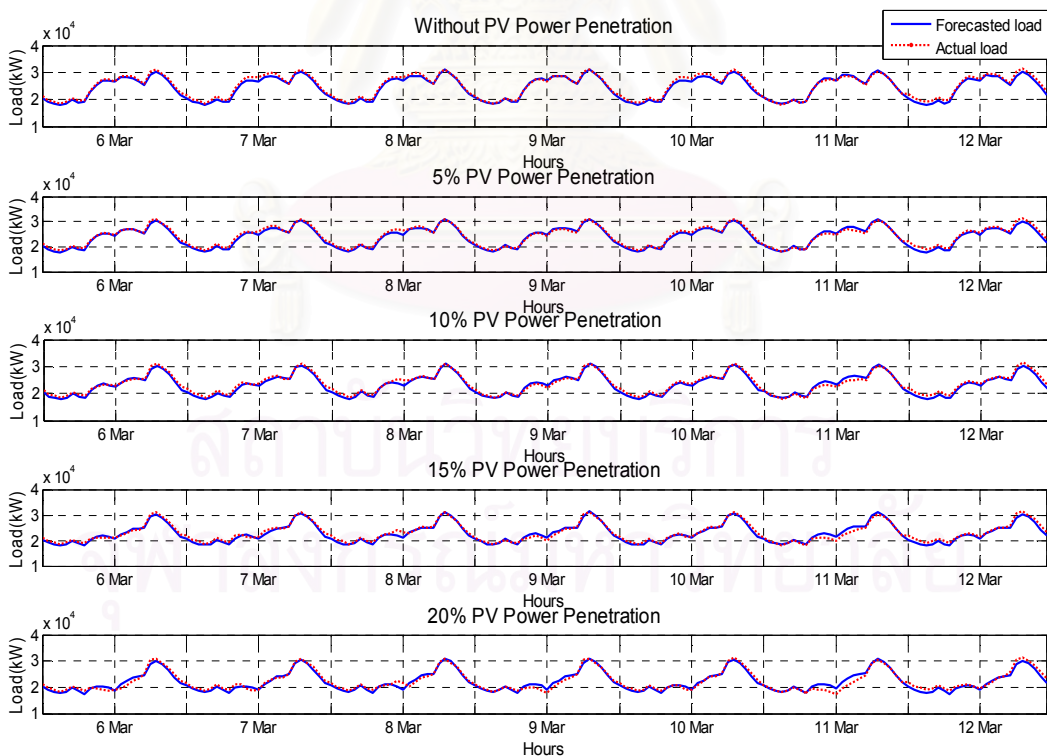


รูปที่ ข.1 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากการพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549

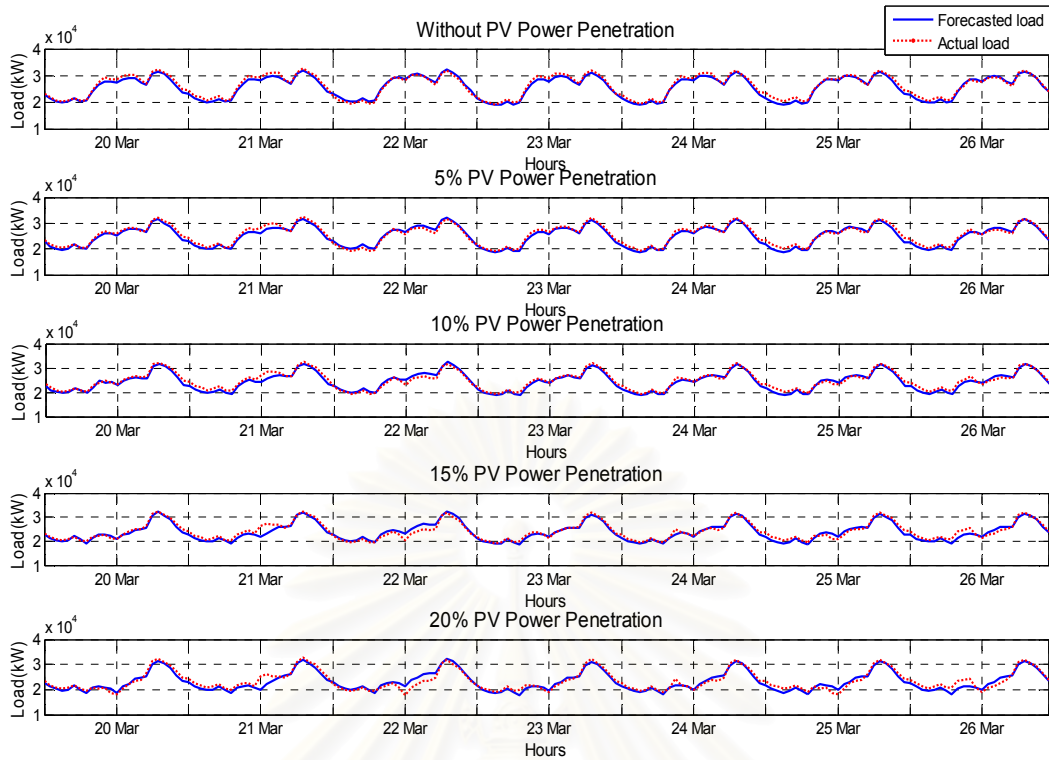
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



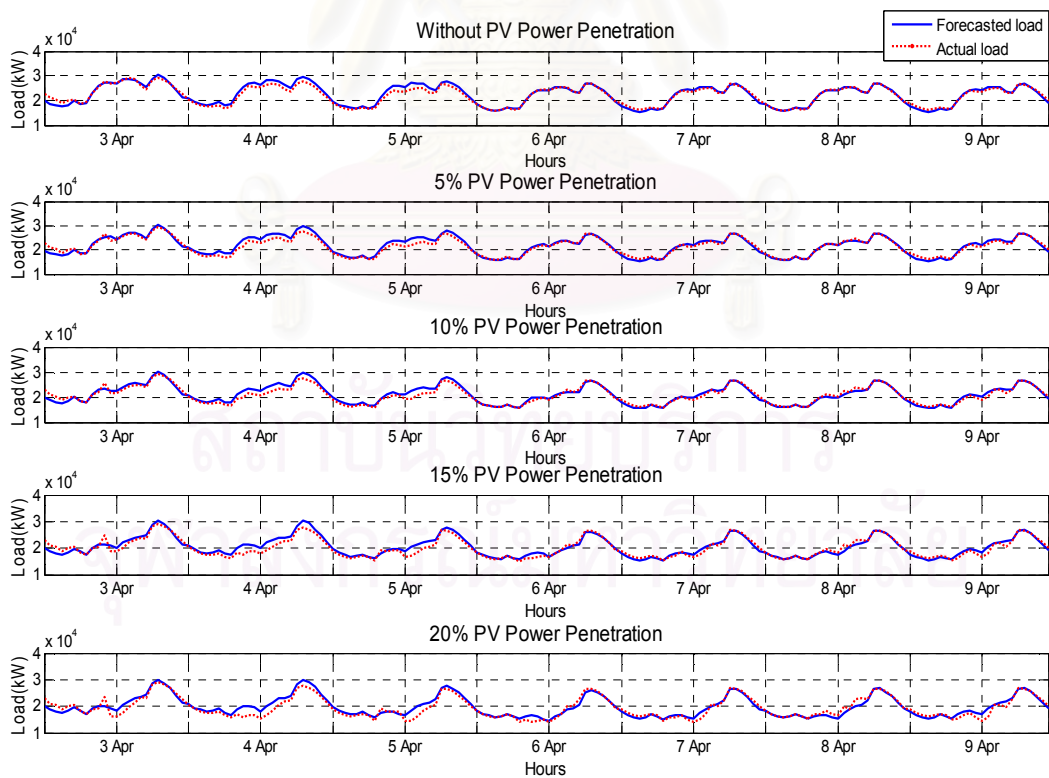
รูปที่ ข.2 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549



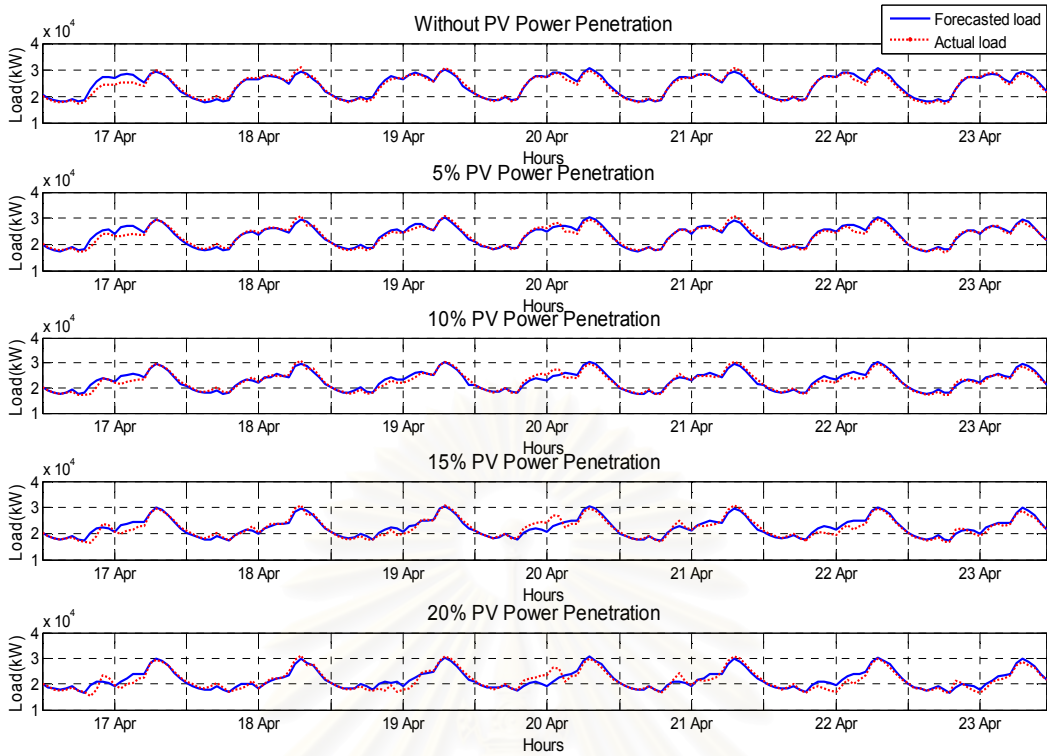
รูปที่ ข.3 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549



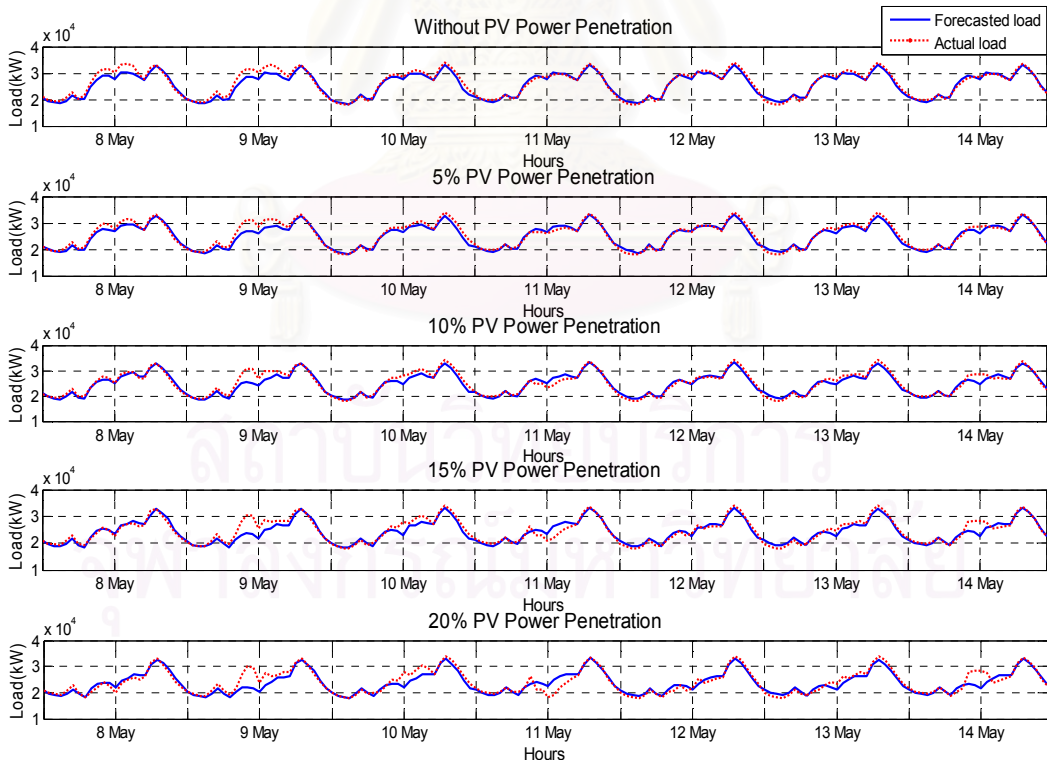
รูปที่ ข.4 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549



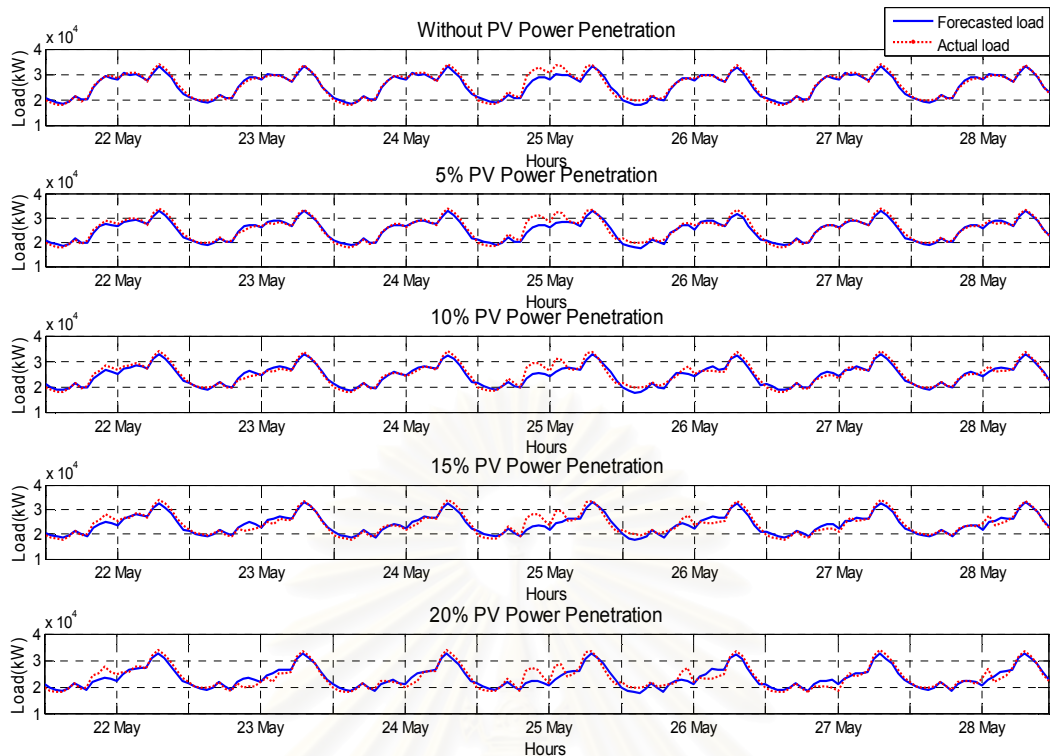
รูปที่ ข.5 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549



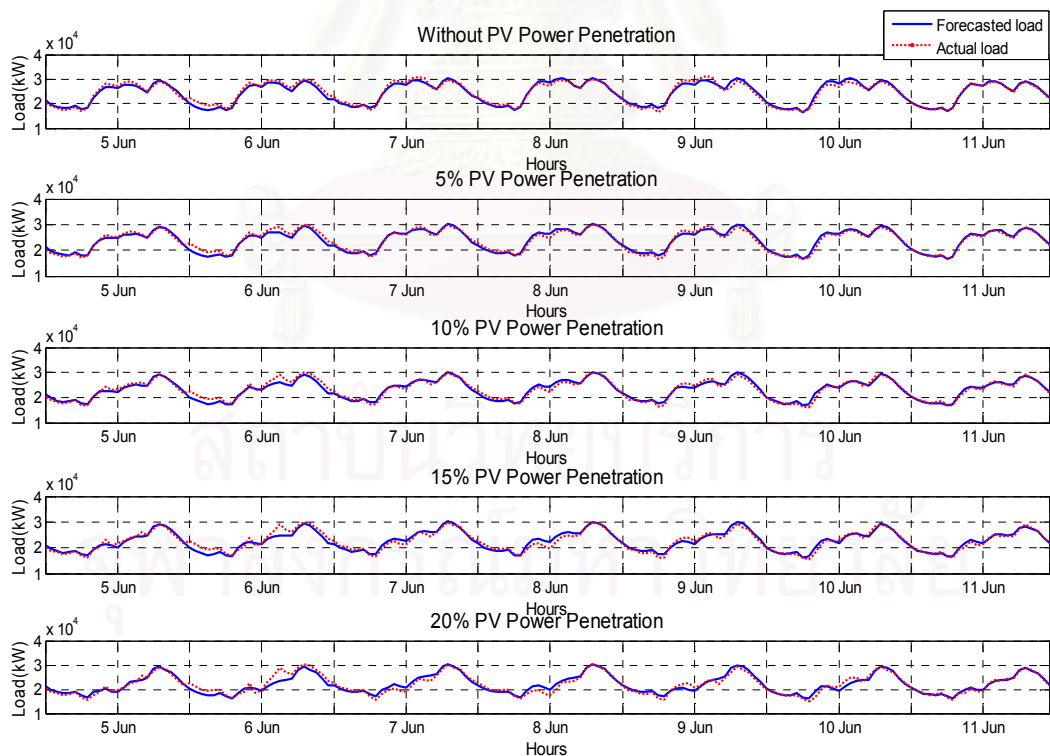
รูปที่ ข.6 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549



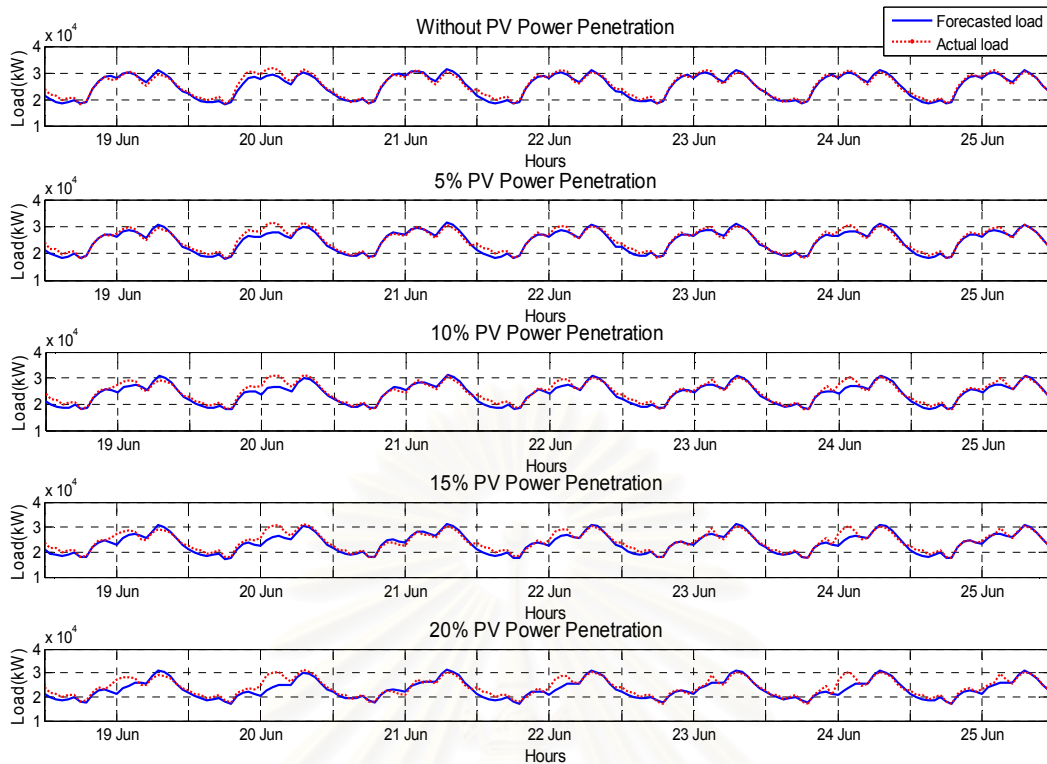
รูปที่ ข.7 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



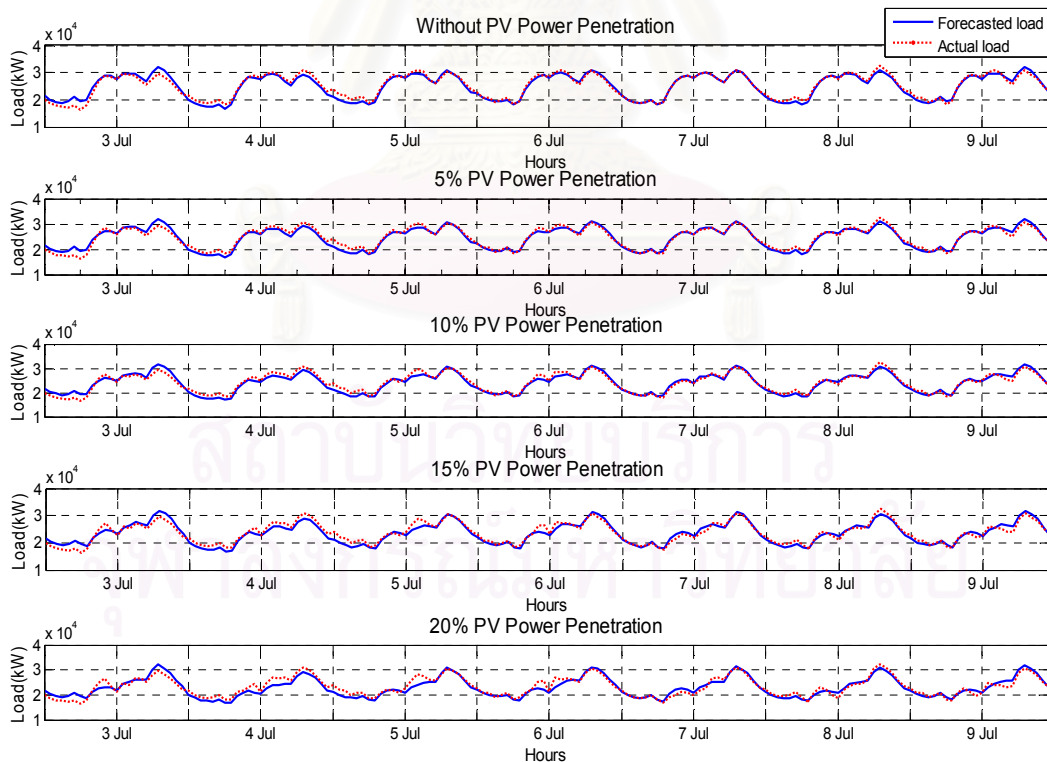
รูปที่ 1.8 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



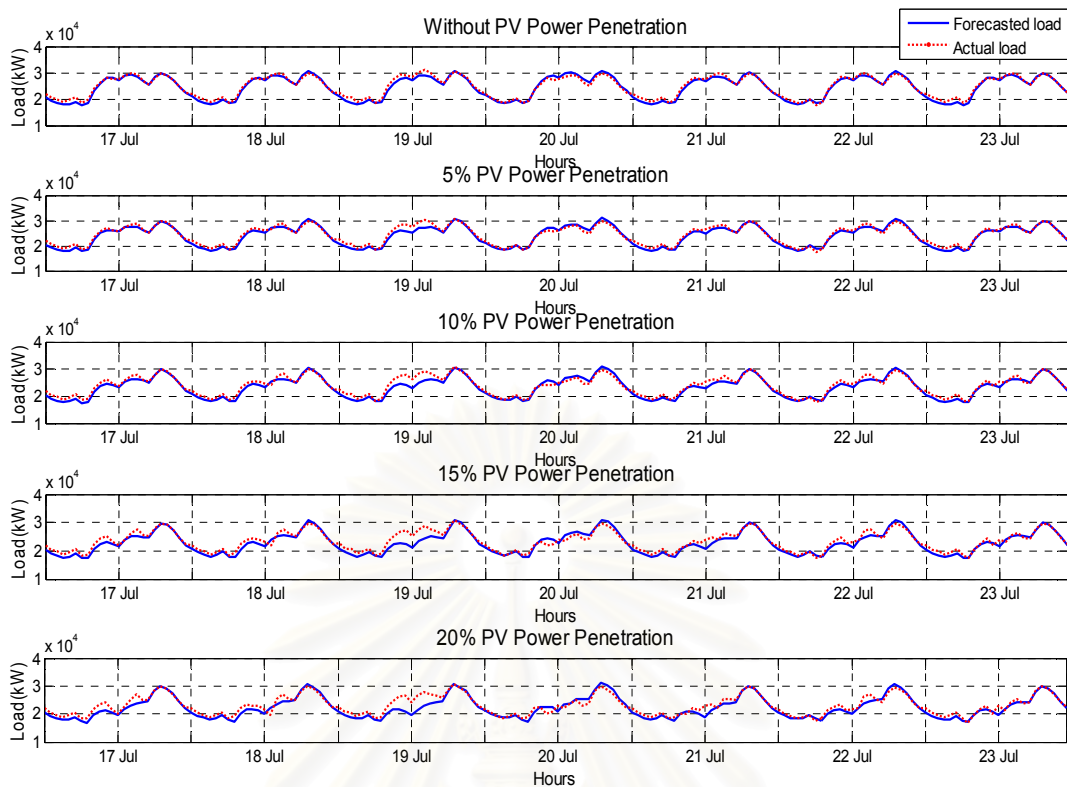
รูปที่ 1.9 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549



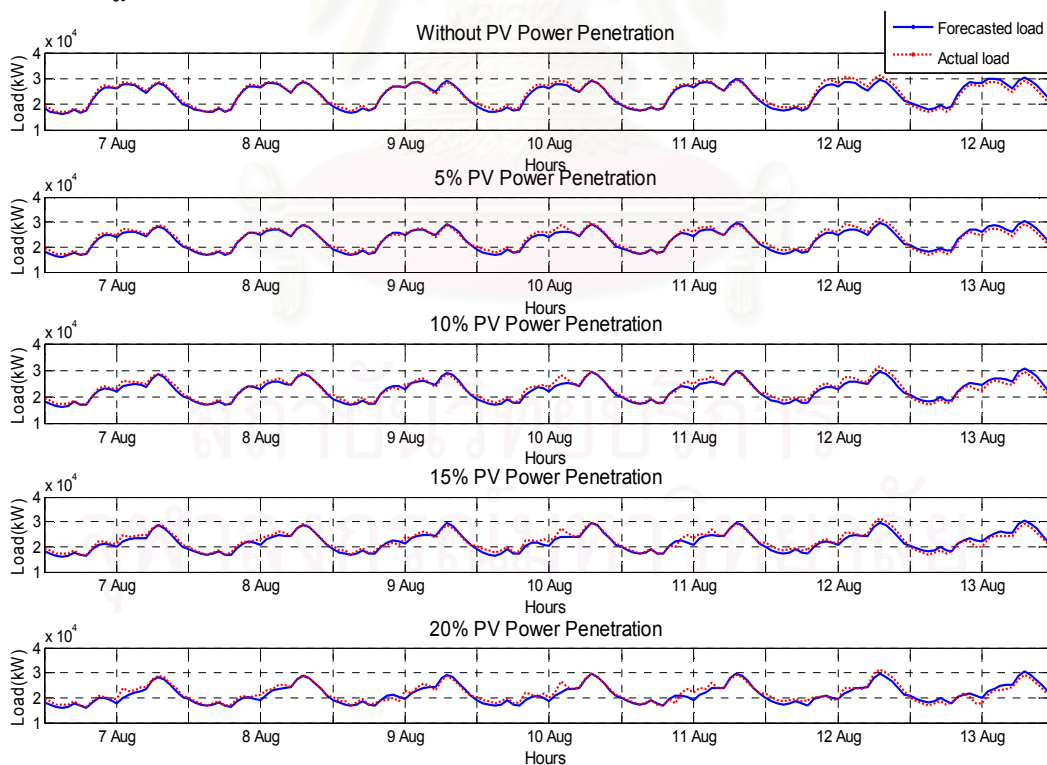
รูปที่ ข.10 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549



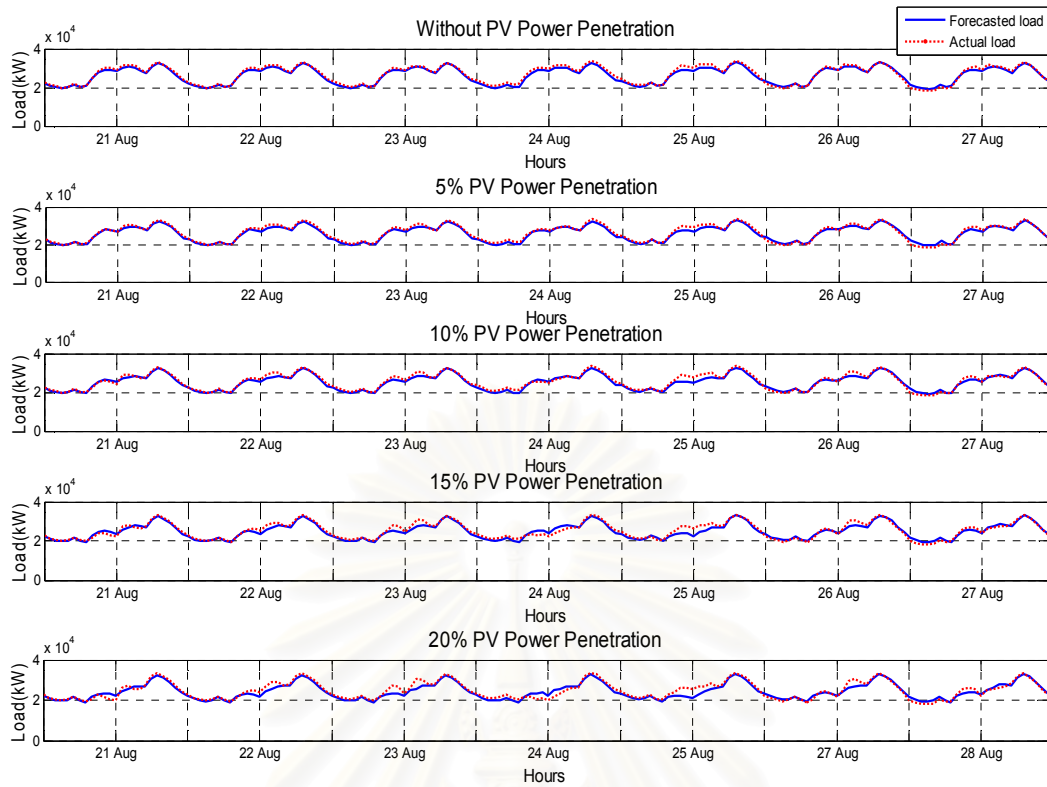
รูปที่ ข.11 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



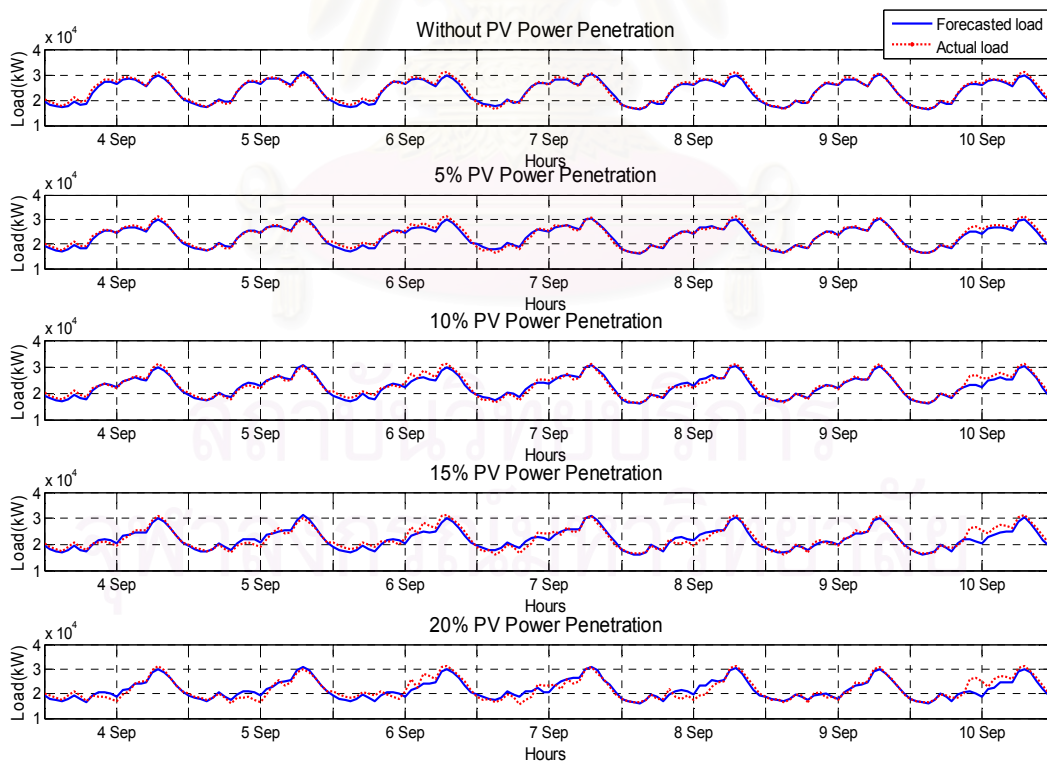
รูปที่ ข.12 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



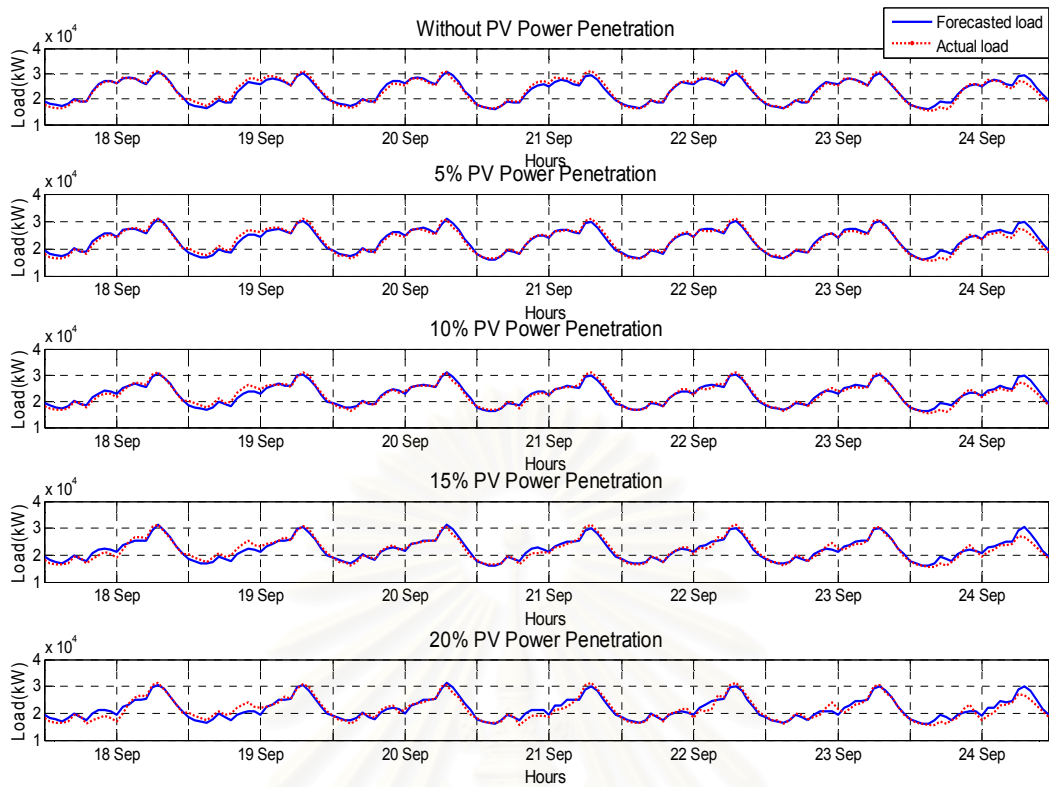
รูปที่ ข.13 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549



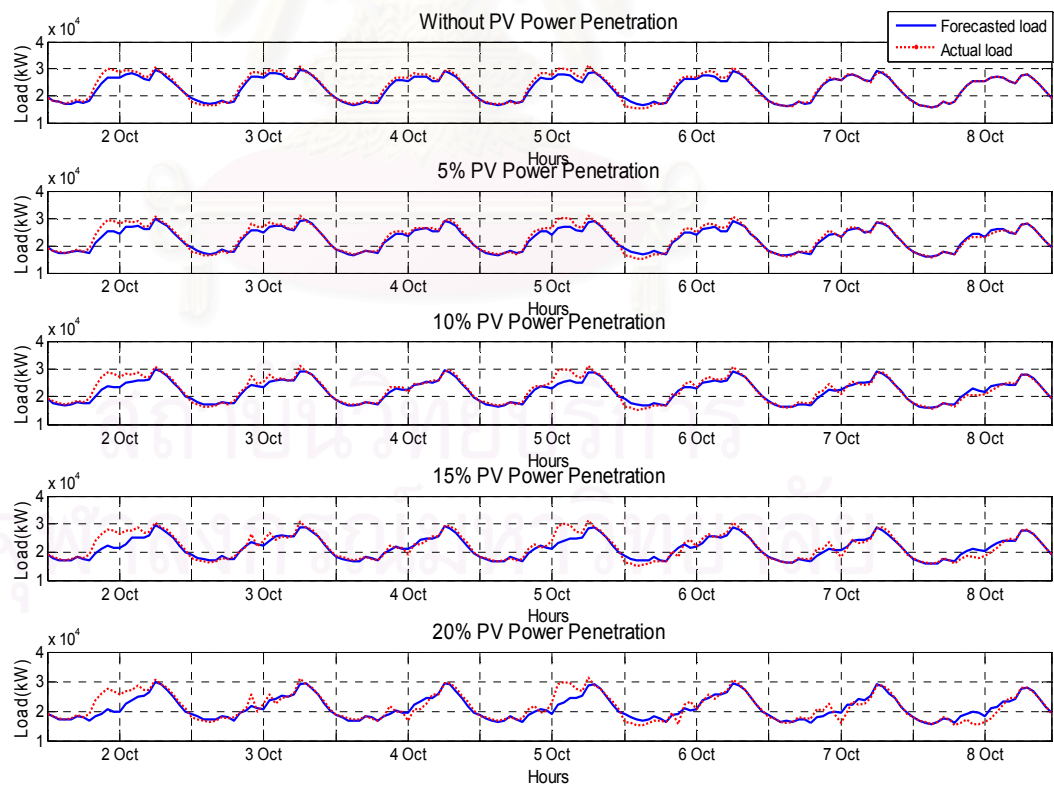
รูปที่ ข.14 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549



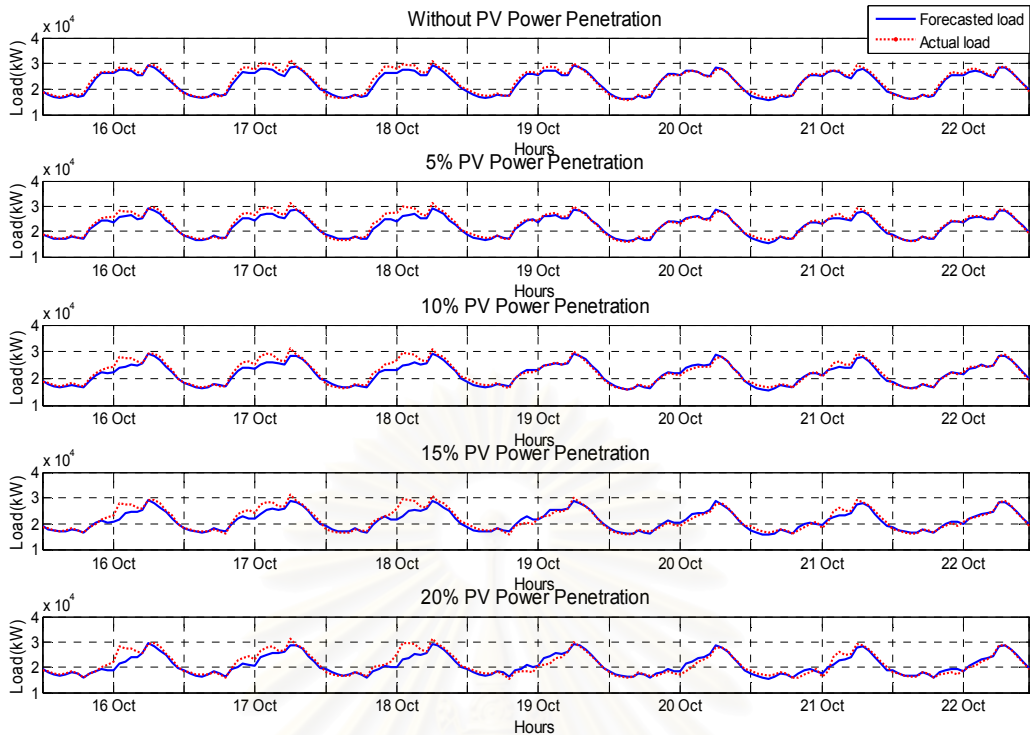
รูปที่ ข.15 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549



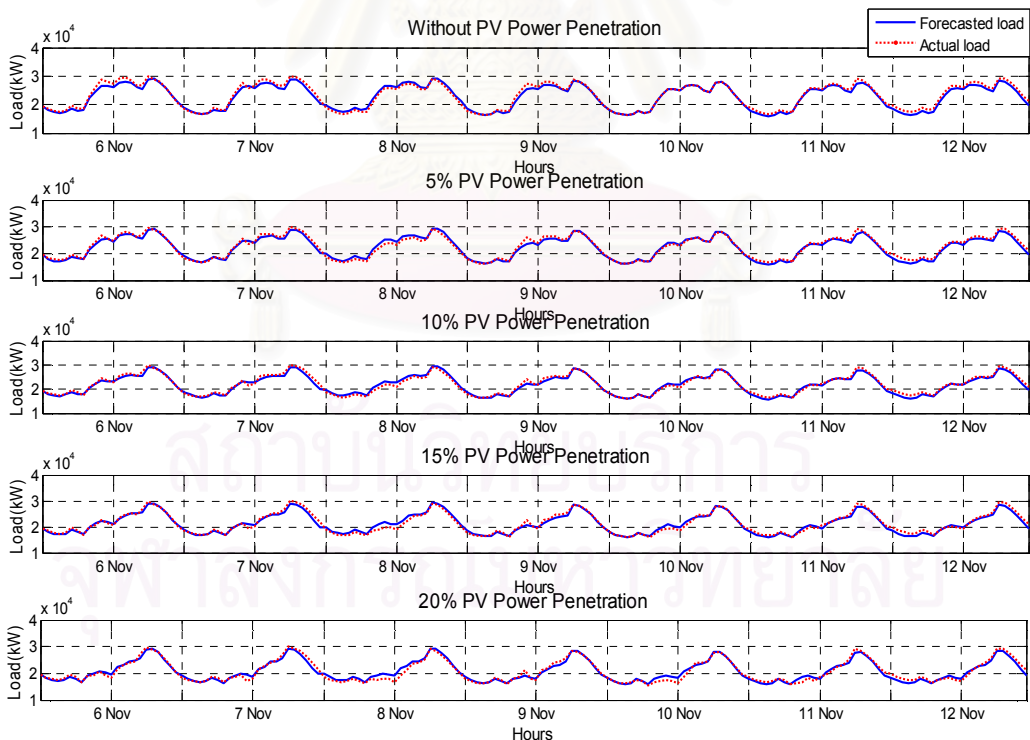
รูปที่ ข.16 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549



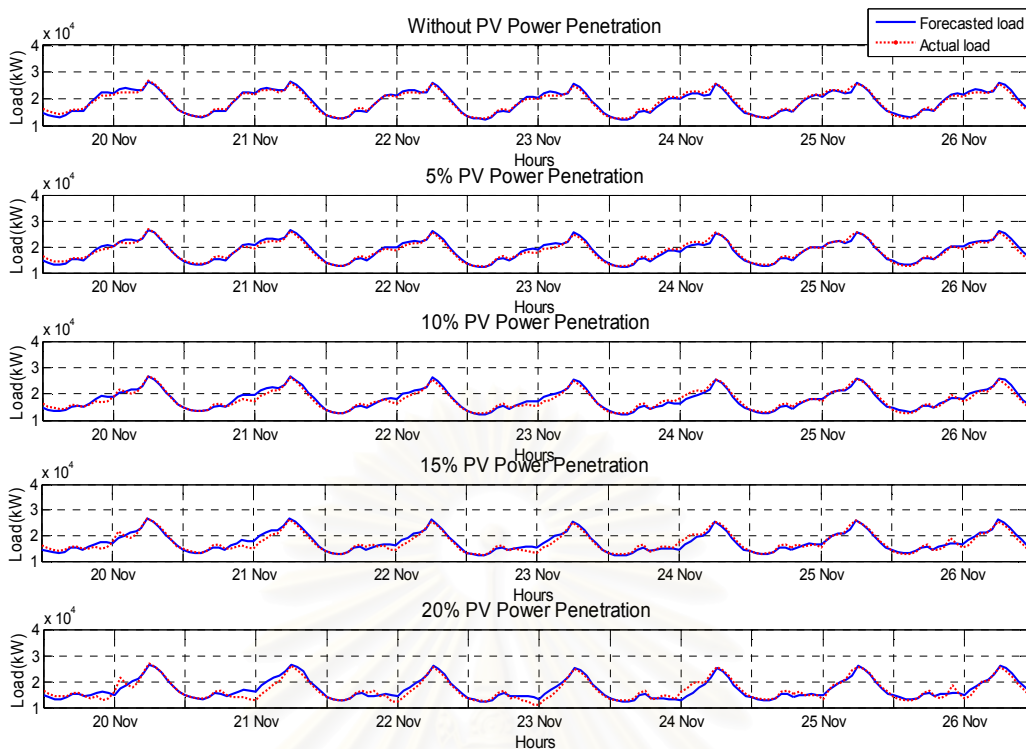
รูปที่ ข.17 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549



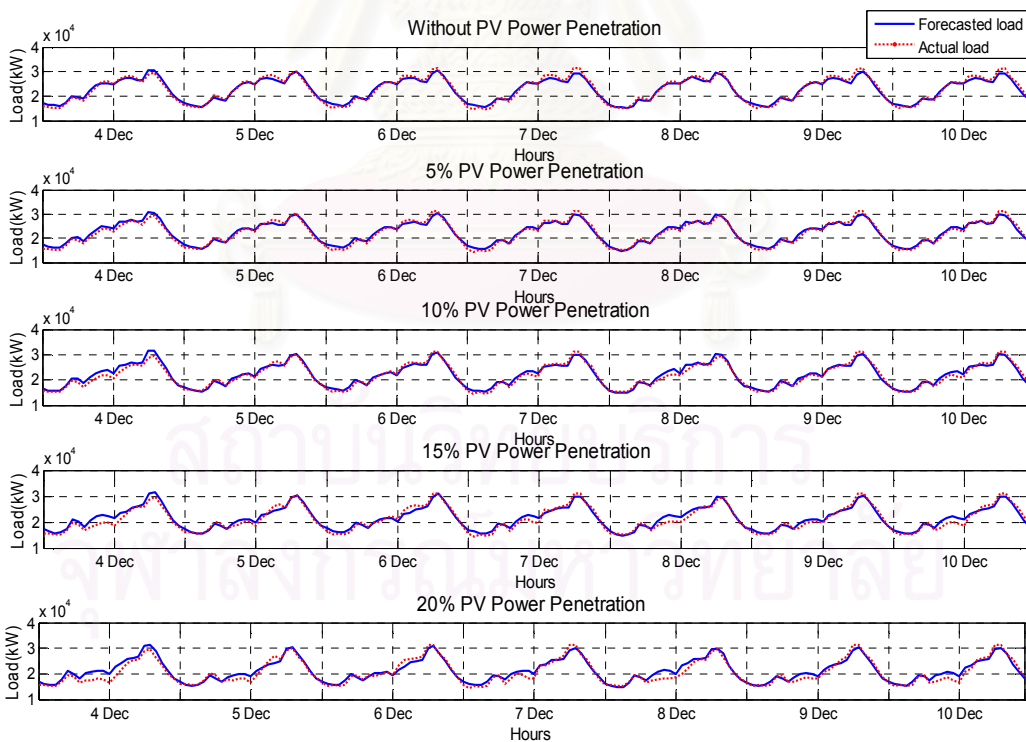
รูปที่ ๑.๑๘ การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549



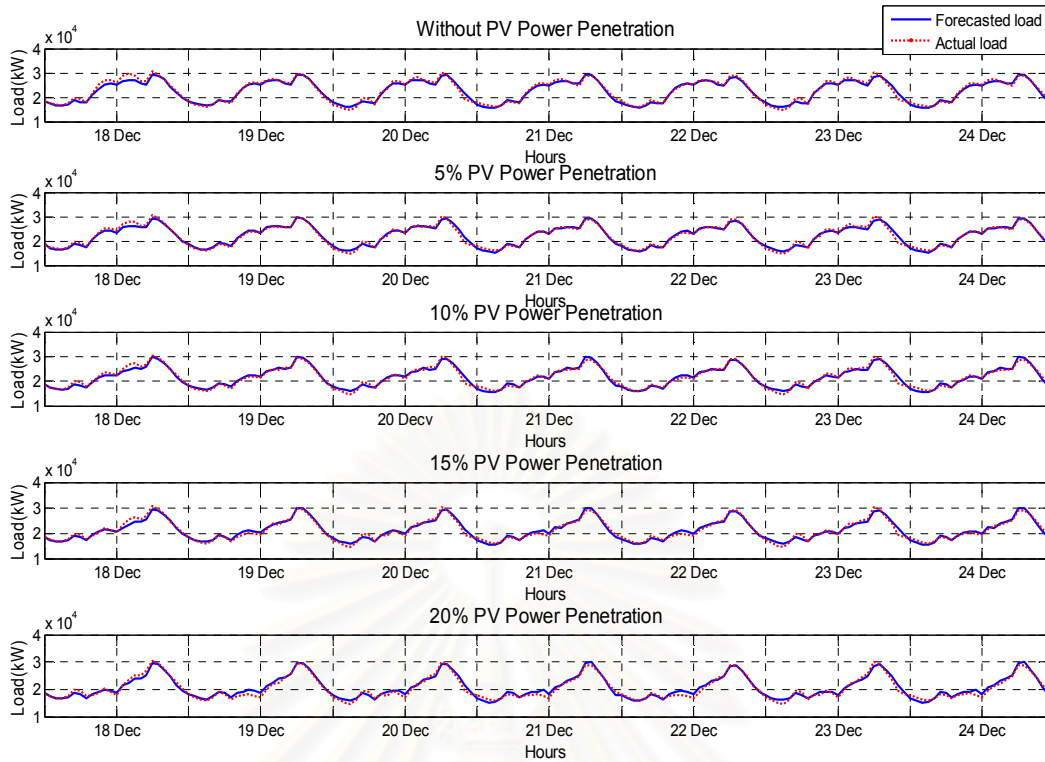
รูปที่ ๑.๑๙ การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



รูปที่ ข.20 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



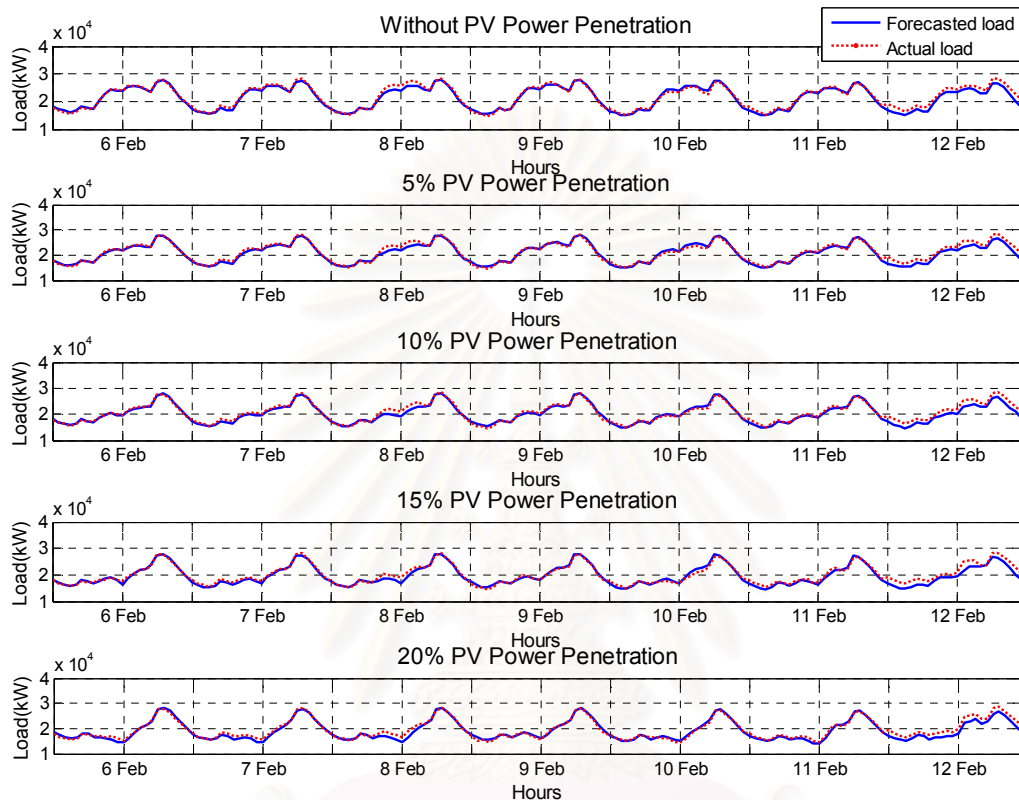
รูปที่ ข.21 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549



รูปที่ ข.22 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549

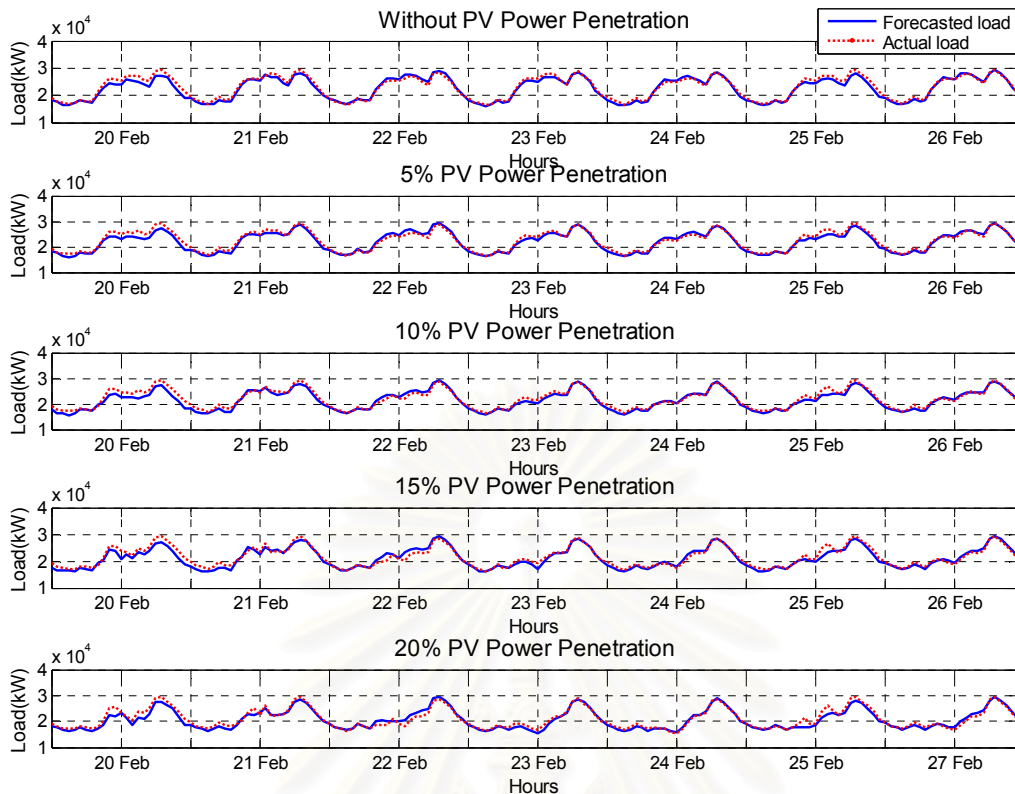
ภาคผนวก ค.

การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โหลดของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดที่ปรับปรุงแล้ว
เมื่อกำหนดให้มีโครงสร้างข้อมูลขาเข้าที่แตกต่างกัน

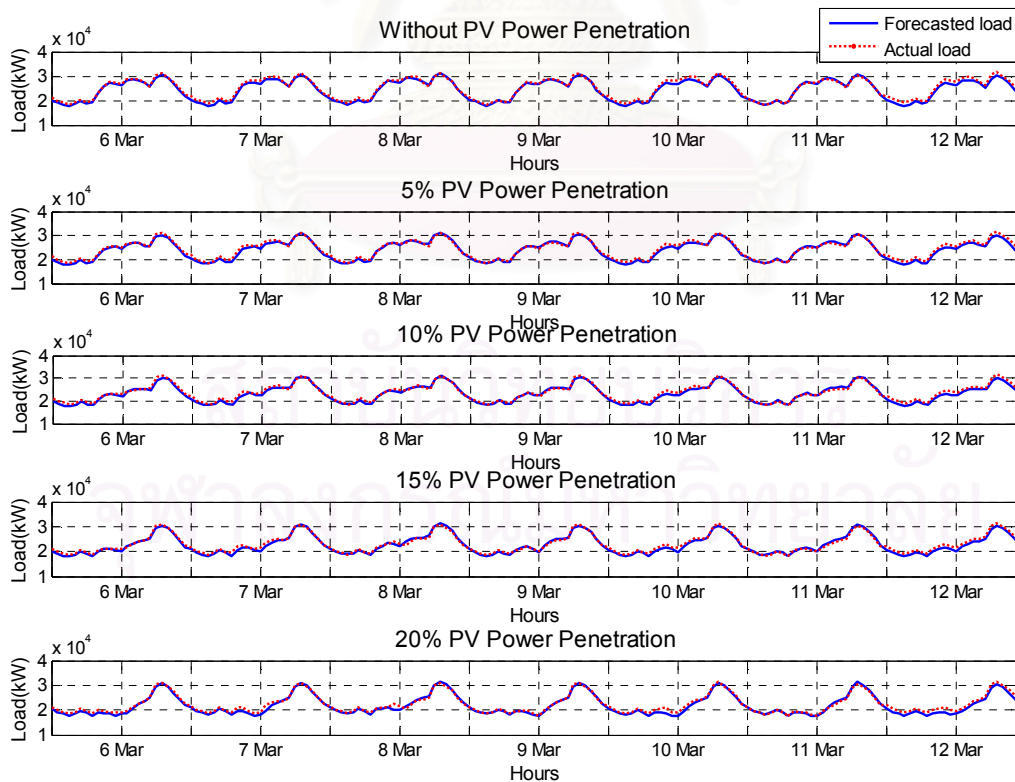


รูปที่ ค.1 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 กุมภาพันธ์ - 12 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549

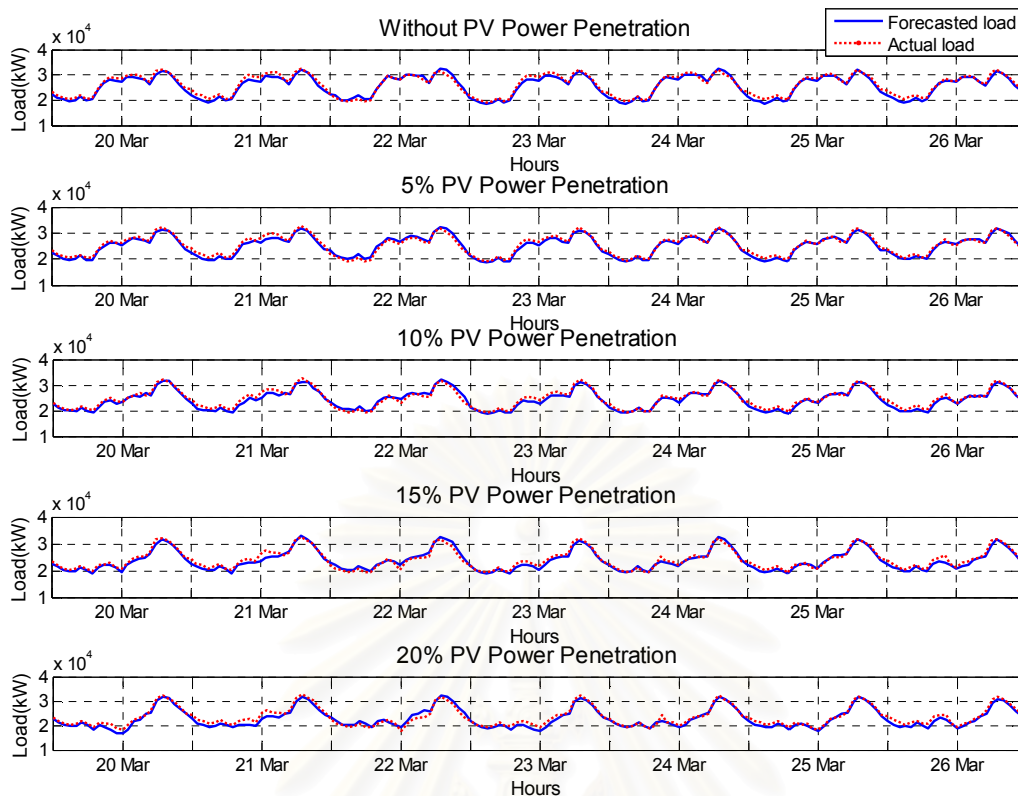
สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย



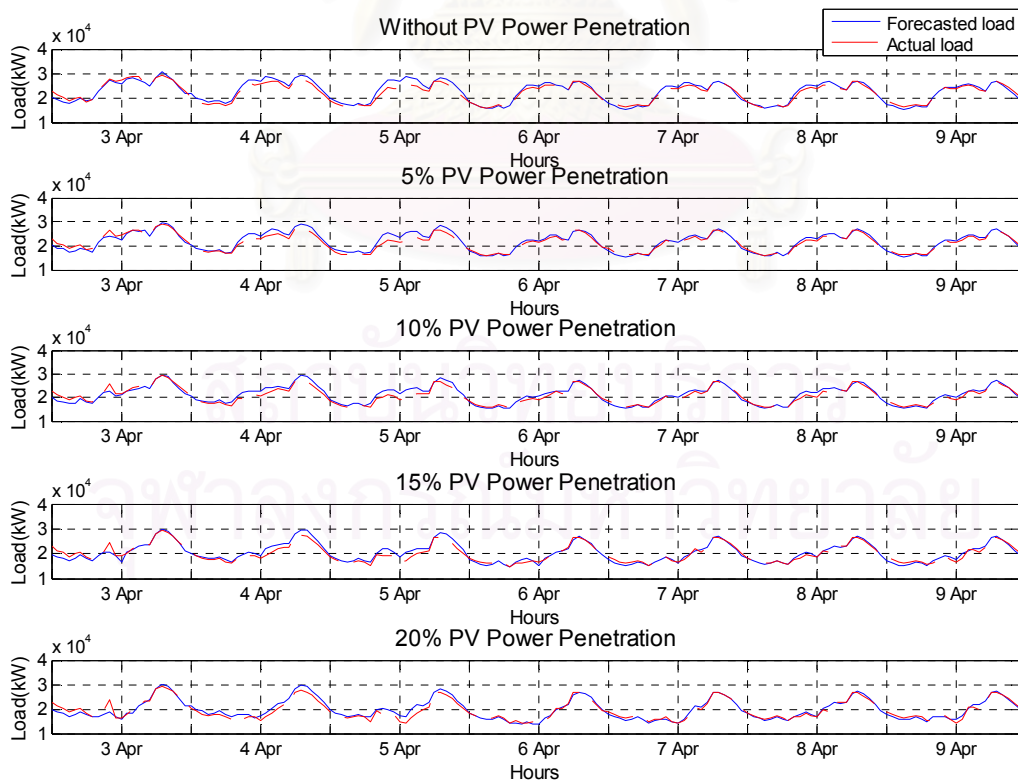
รูปที่ ค.2 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 กุมภาพันธ์ - 26 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2549



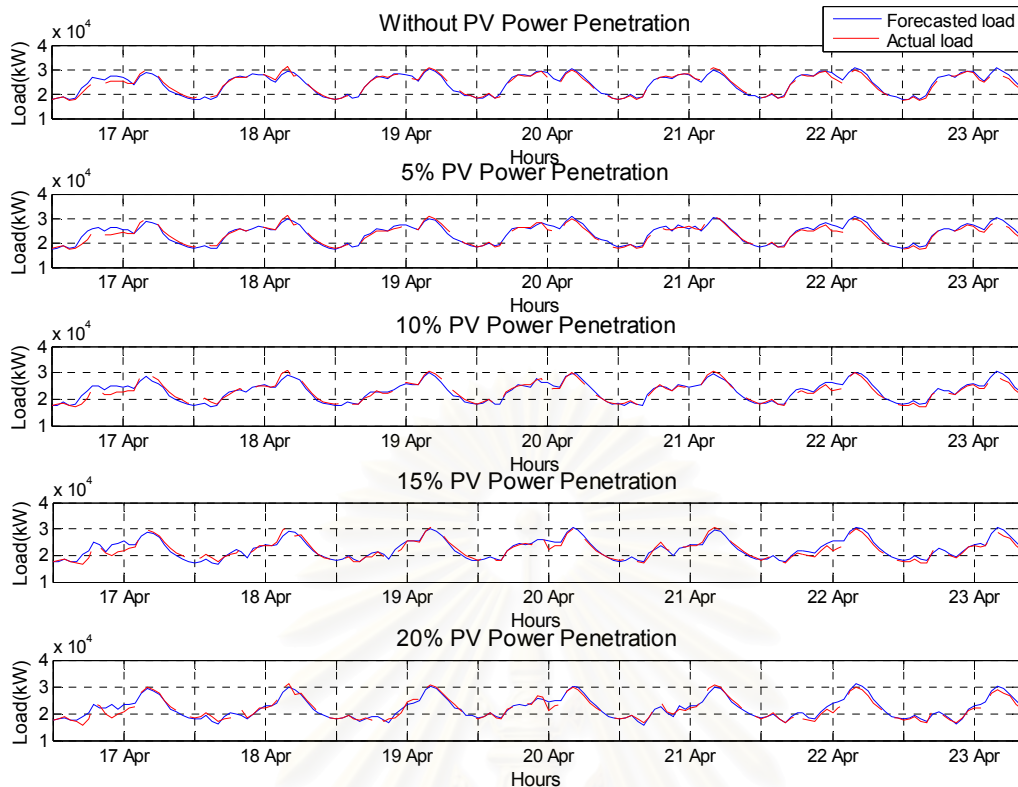
รูปที่ ค.3 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 มีนาคม - 12 มีนาคม พ.ศ. 2549



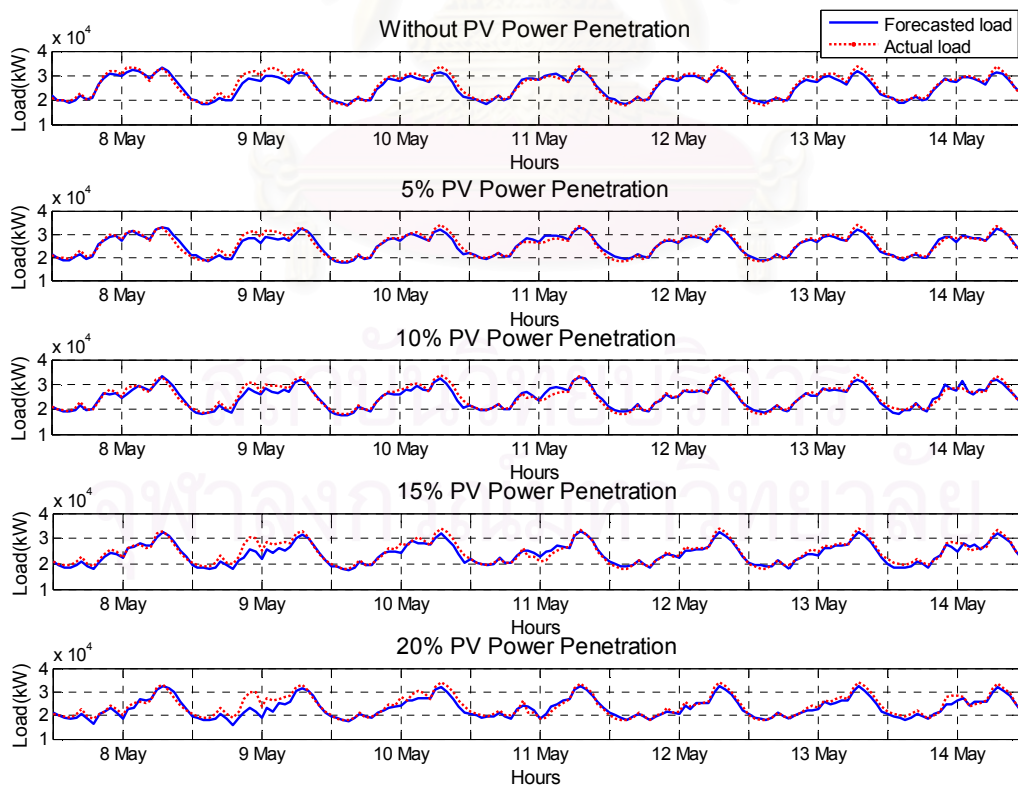
รูปที่ ค.4 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 มีนาคม - 26 มีนาคม พ.ศ. 2549



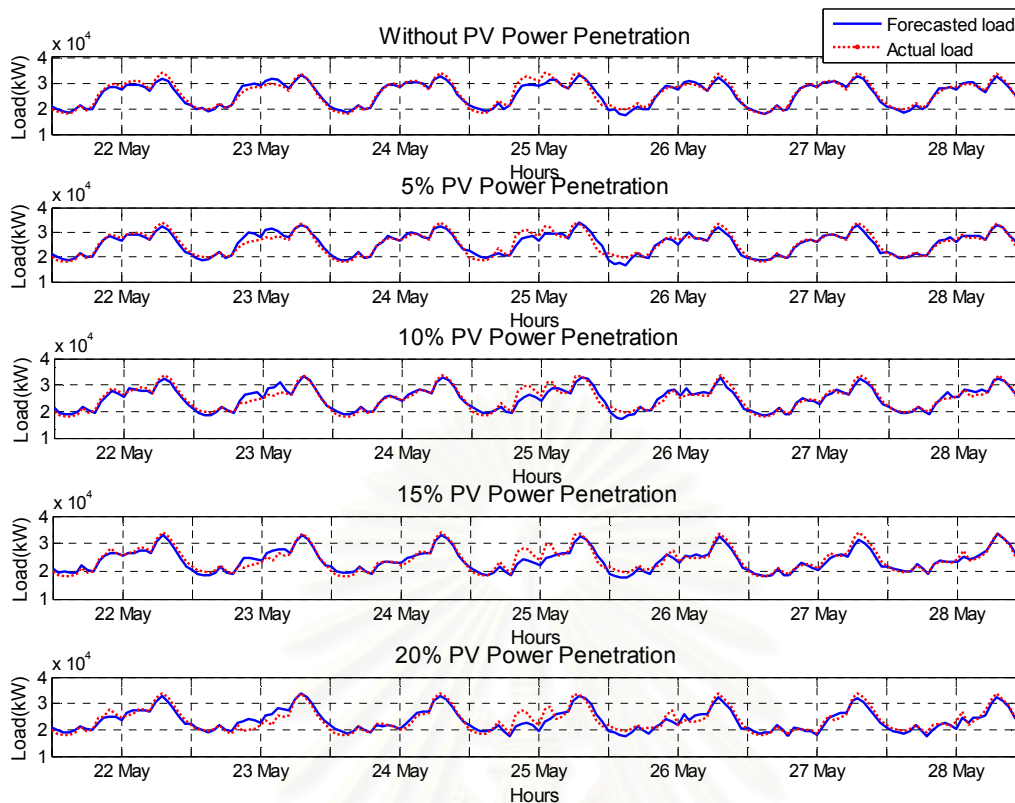
รูปที่ ค.5 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 เมษายน - 9 เมษายน พ.ศ. 2549



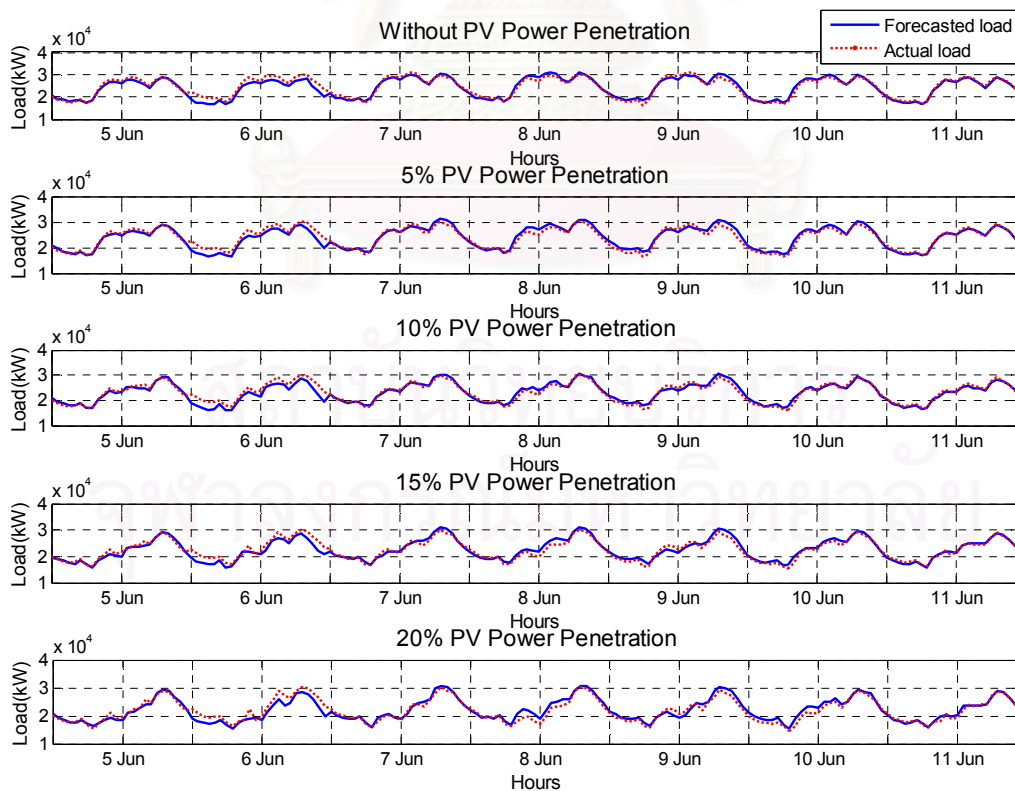
รูปที่ ค.6 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 เมษายน - 23 เมษายน พ.ศ. 2549



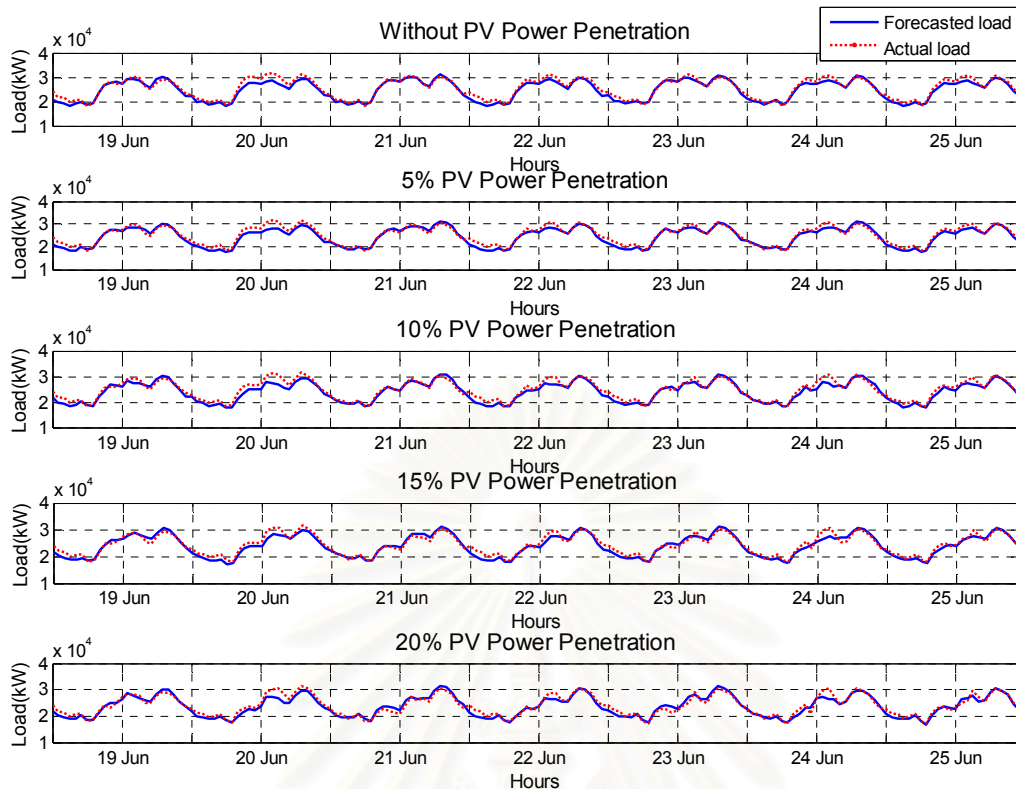
รูปที่ ค.7 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 8 พฤษภาคม - 14 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



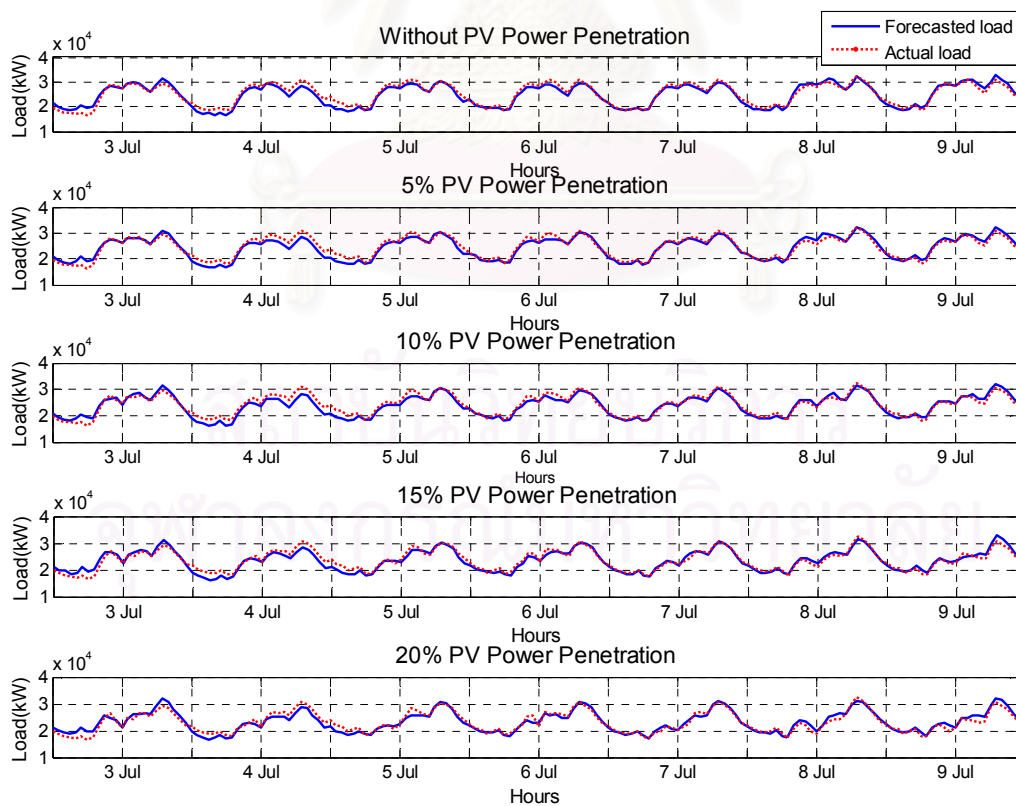
รูปที่ ค.8 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 22 พฤษภาคม - 28 พฤษภาคม พ.ศ. 2549



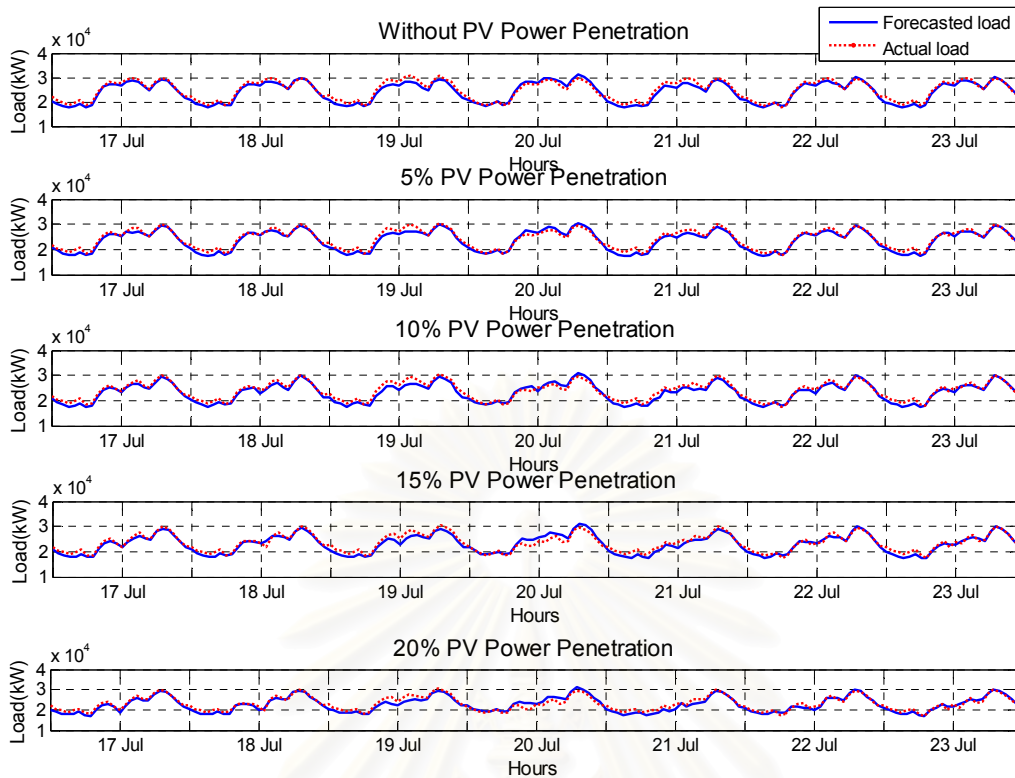
รูปที่ ค.9 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 5 มิถุนายน - 11 มิถุนายน พ.ศ. 2549



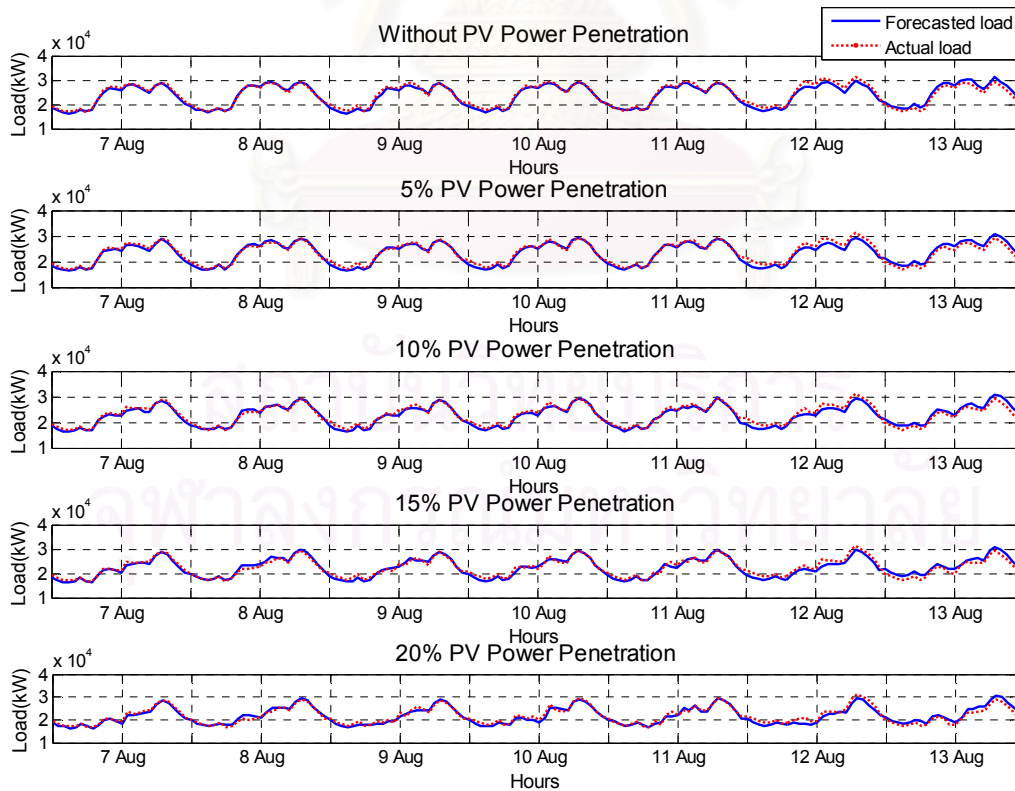
รูปที่ ค.10 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 19 มิถุนายน - 25 มิถุนายน พ.ศ. 2549



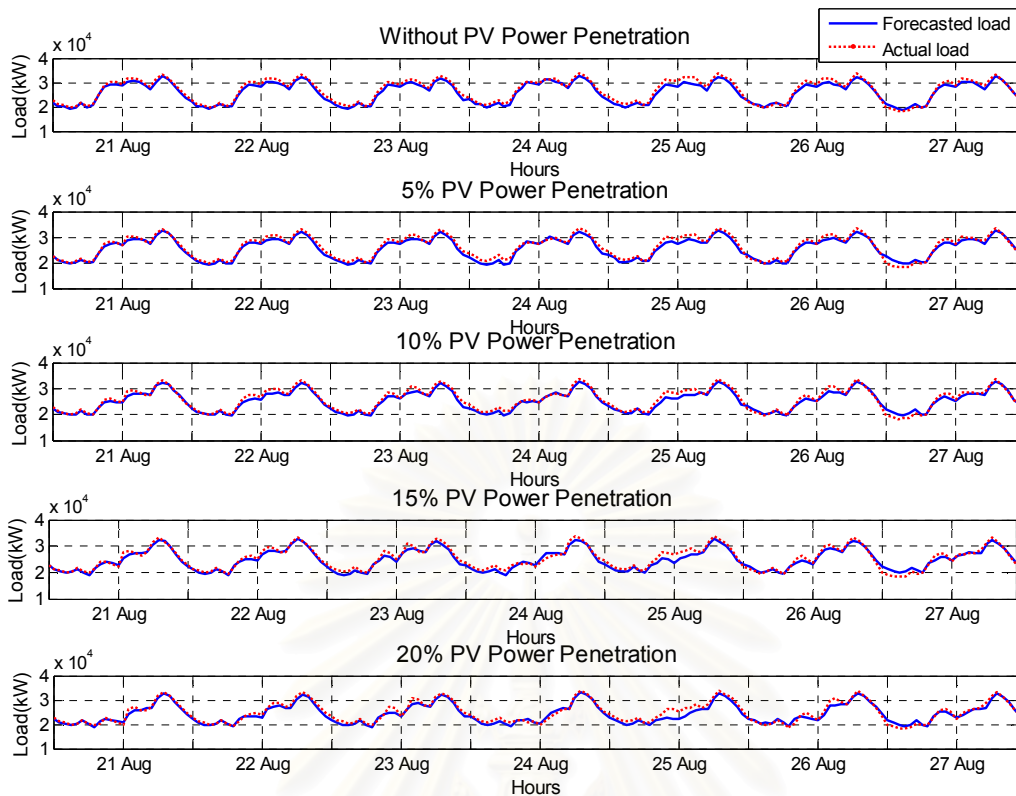
รูปที่ ค.11 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 3 กรกฎาคม - 9 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



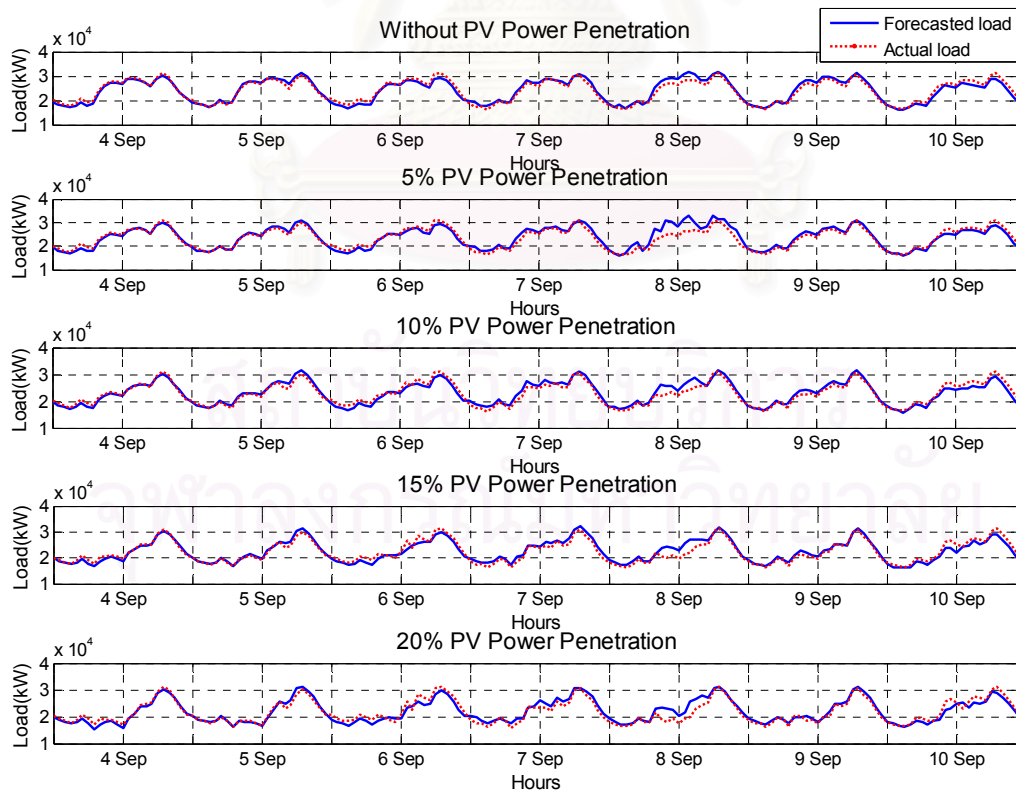
รูปที่ ค.12 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 17 กรกฎาคม - 23 กรกฎาคม พ.ศ. 2549



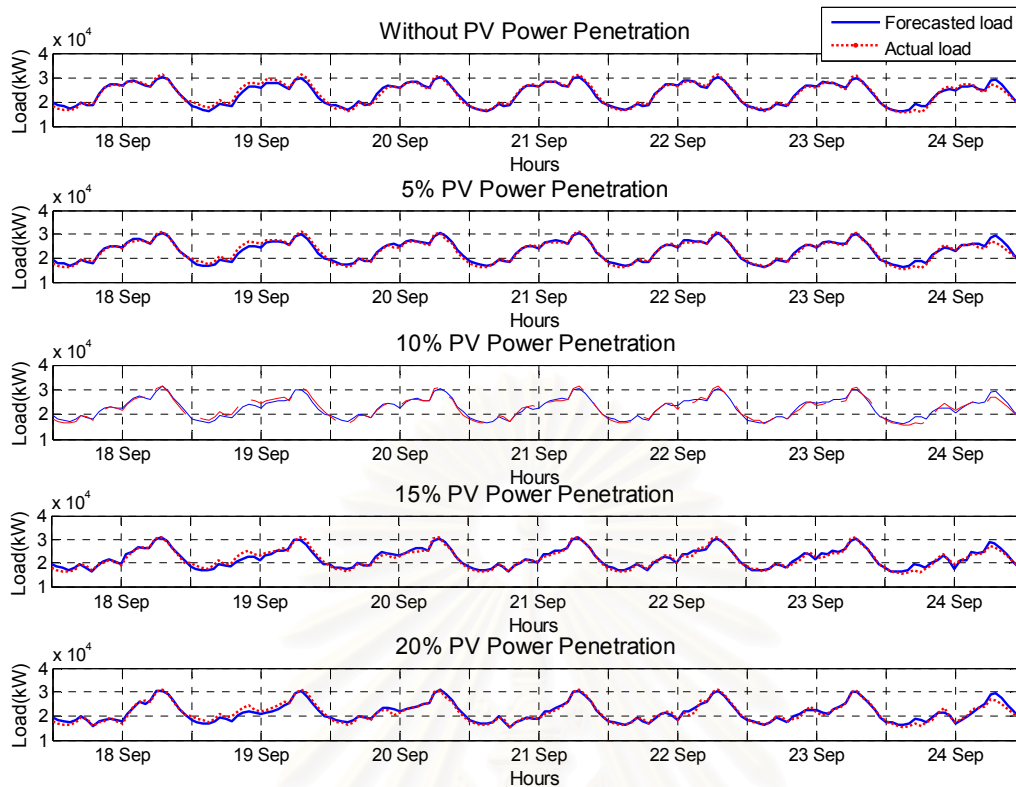
รูปที่ ค.13 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 7 สิงหาคม - 13 สิงหาคม พ.ศ. 2549



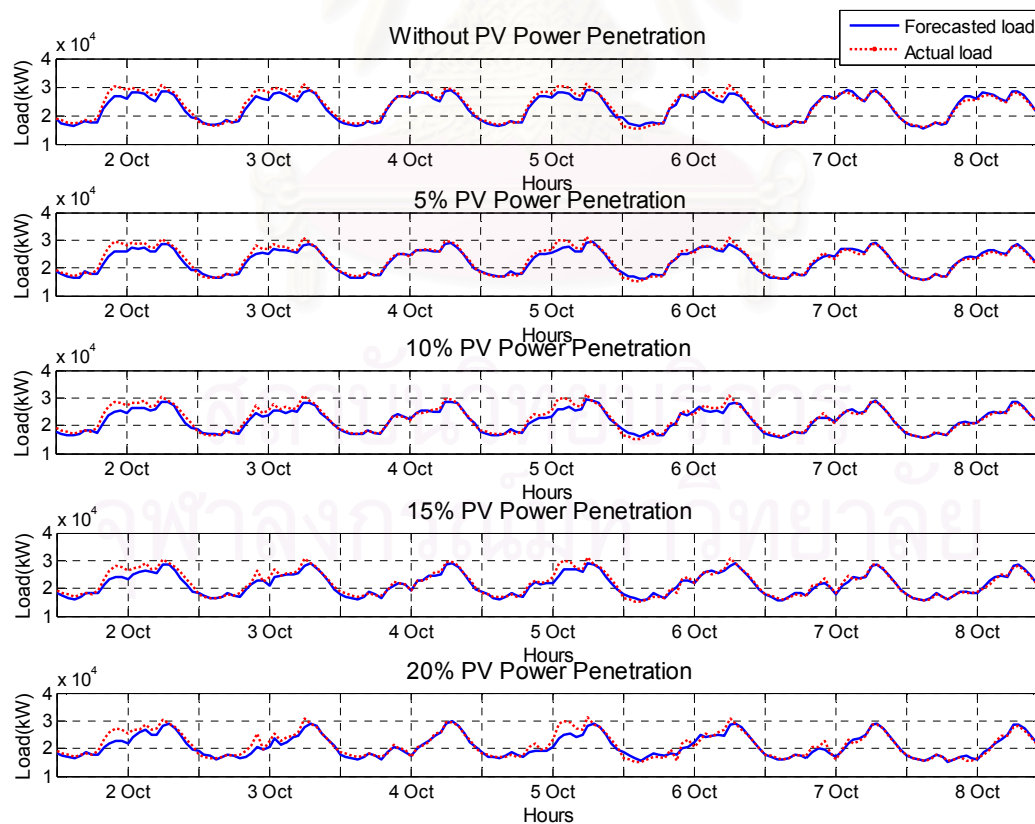
รูปที่ ค.14 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 21 สิงหาคม - 27 สิงหาคม พ.ศ. 2549



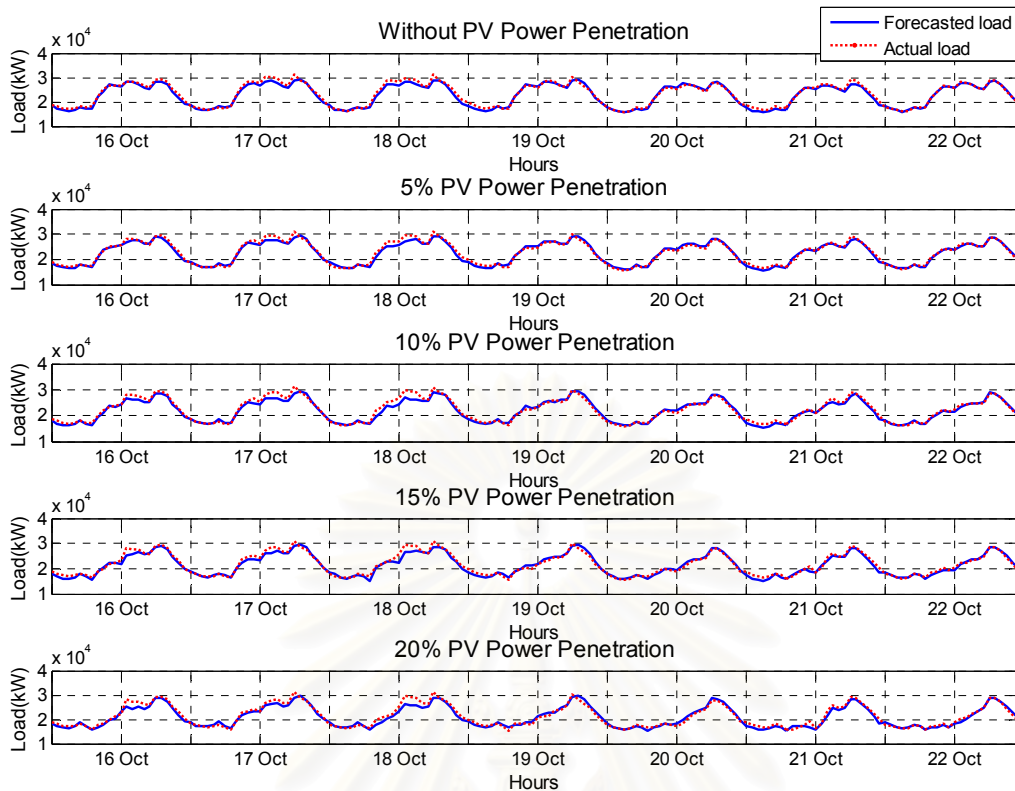
รูปที่ ค.15 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 กันยายน - 10 กันยายน พ.ศ. 2549



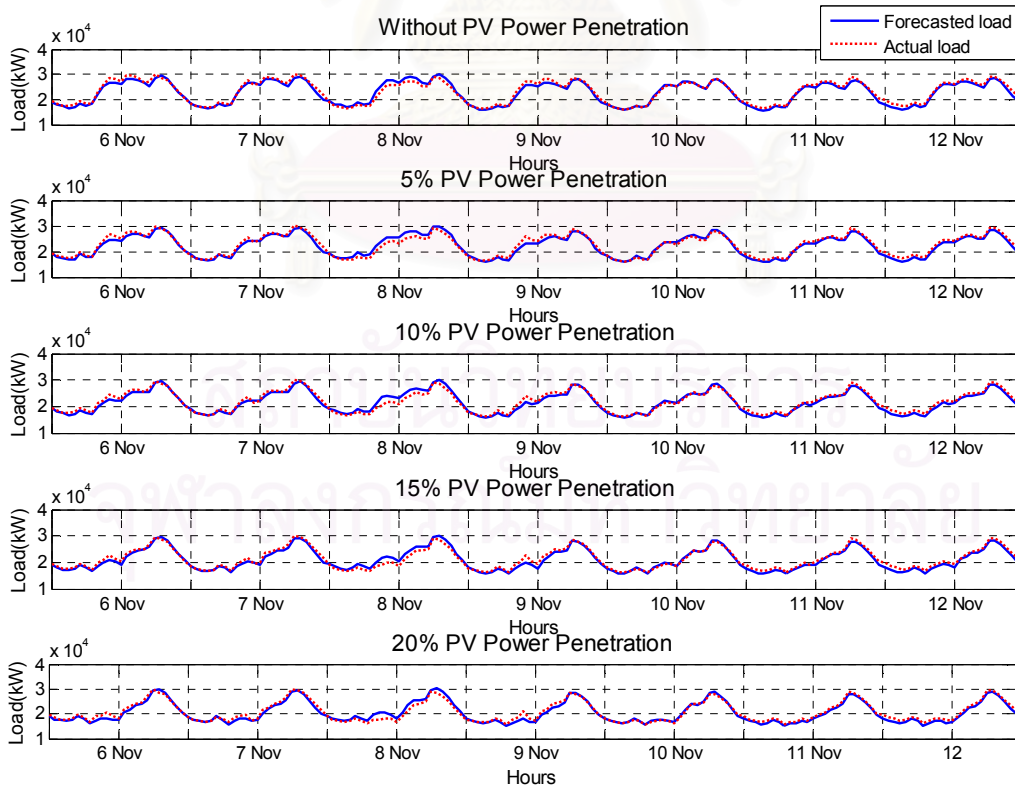
รูปที่ ค.16 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 กันยายน - 24 กันยายน พ.ศ. 2549



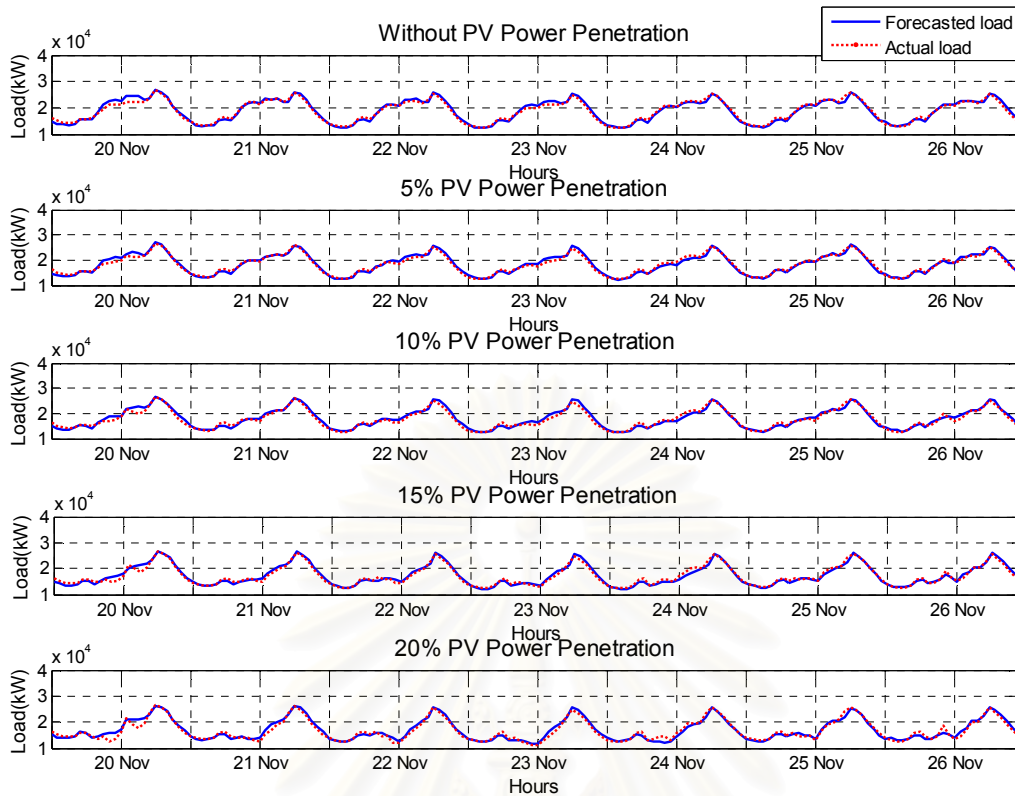
รูปที่ ค.17 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 2 ตุลาคม - 8 ตุลาคม พ.ศ. 2549



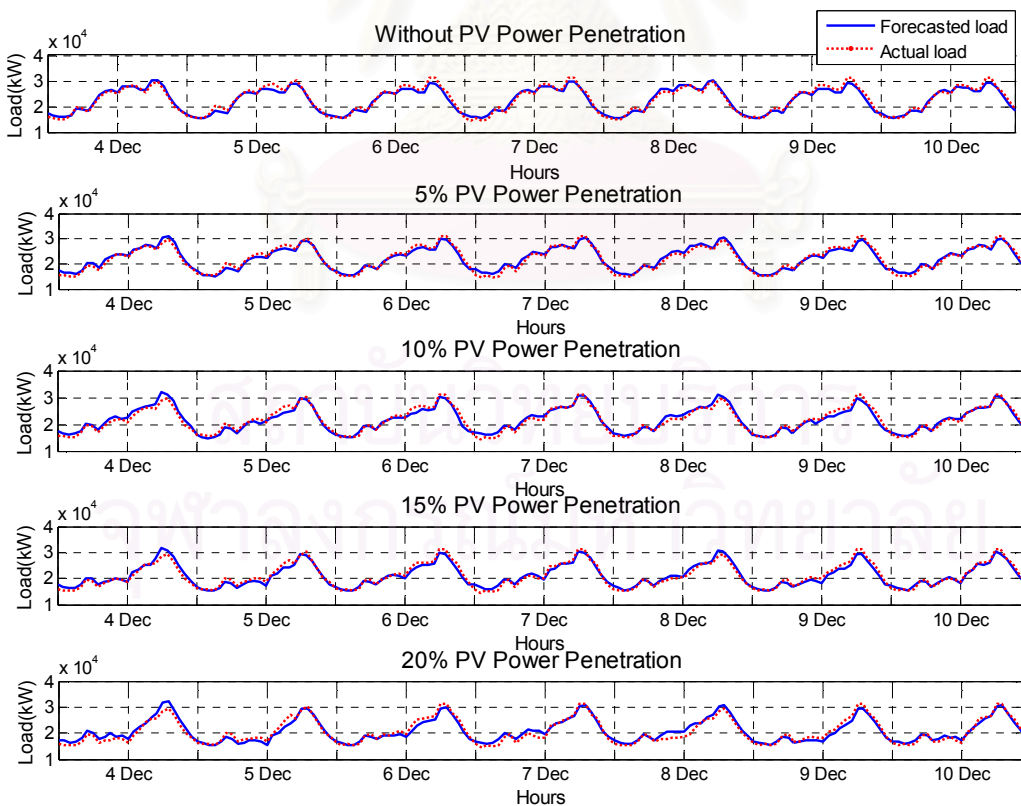
รูปที่ ค.18 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 16 ตุลาคม - 22 ตุลาคม พ.ศ. 2549



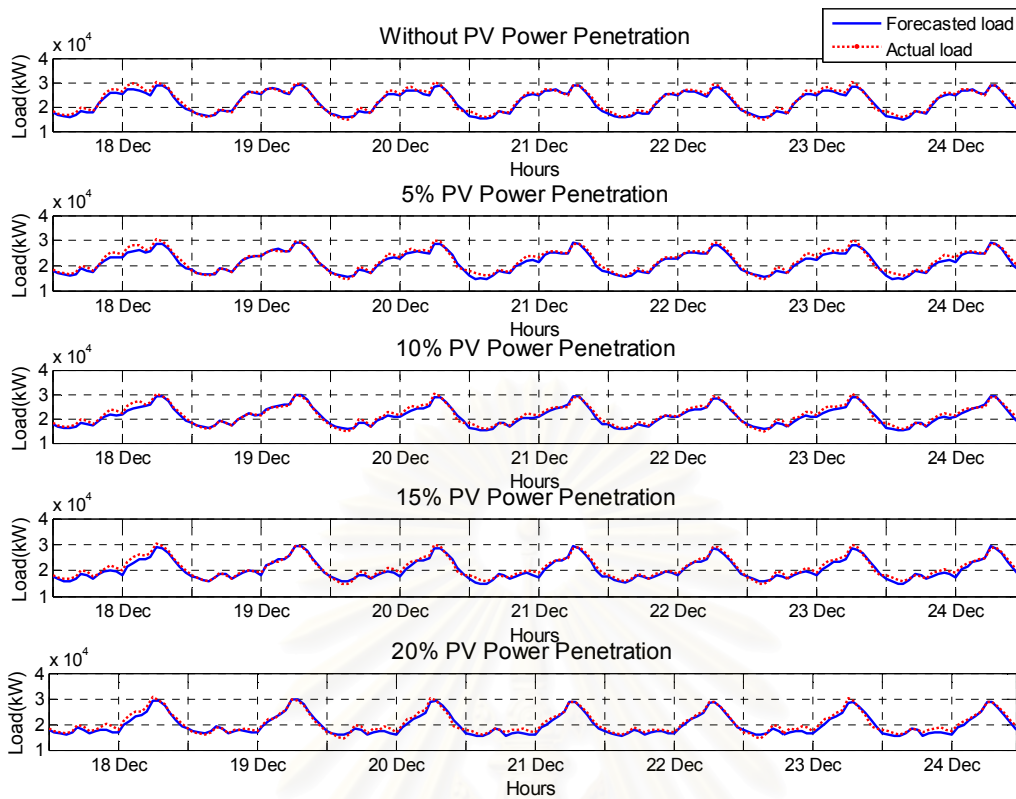
รูปที่ ค.19 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 6 พฤศจิกายน - 12 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



รูปที่ ค.20 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 20 พฤศจิกายน - 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2549



รูปที่ ค.21 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 4 ธันวาคม - 10 ธันวาคม พ.ศ. 2549



รูปที่ ค.22 การเปรียบเทียบระหว่างโหลดที่ได้จากพยากรณ์และโหลดจริงระหว่างวันที่ 18 ธันวาคม - 24 ธันวาคม พ.ศ. 2549

ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นางสาว พิรดา บุญเปลื้อง เกิดวันที่ 26 พฤศจิกายน พ.ศ. 2524 ที่จังหวัดขอนแก่น สำเร็จการศึกษาปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า จากจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2546 และเข้าศึกษาต่อในหลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ที่จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ในปีการศึกษา 2549



สถาบันวิทยบริการ
จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย