

การหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค  
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

PEA FEEDER LOSSES CALCULATION BY USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS

มานะ ปฐมจารพงศ์  
MANA PATAMAKAJONPONG

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า  
บัณฑิตวิทยาลัย  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2693-9

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค  
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

PEA FEEDER LOSSES CALCULATION BY USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS



มานะ ปฐมาจรรยาพงศ์  
MANA PATAMAKAJONPONG

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน..... 63360  
วัน,เดือน,ปี..... 28 ส.ค. 2549

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

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2549

ISBN 974-15-2393-9

**PEA FEEDER LOSSES CALCULATION BY USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS**

**MANA PATAMAKAJONPONG**

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

**2006**

**ISBN 974-15-2393-9**

**COPYRIGHT 2006**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**



หัวข้อวิทยานิพนธ์	การหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
นักศึกษา	นายมานะ ปฐมาจรพงศ์
รหัสนักศึกษา	46060325
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2549
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	ผศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียด้านเทคนิค (Technical Losses) ที่เกิดขึ้นในสายป้อนของระบบจำหน่ายไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) มาทำการเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างค่า แรงดันไฟฟ้า ค่ากำลังไฟฟ้าจริง และค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้า กับผลลัพธ์คือค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียด้านเทคนิค โดยได้เลือกสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 และ สายป้อนที่ 4 และสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 มาทำการศึกษา โดยได้ทำการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression แล้วนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดสามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนระบบจำหน่ายได้มีประสิทธิภาพมากกว่าและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า ซึ่งการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการวิเคราะห์นั้นสามารถแก้ไขปัญหาในการใช้วิธีการที่มีขั้นตอนซับซ้อนและการคำนวณที่ใช้เวลานาน

<b>Thesis title</b>	PEA Feeder Losses Calculation by Using Artificial Neural Networks
<b>Student</b>	Mr.Mana Patamakajonpong
<b>Student ID.</b>	46060325
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Electrical engineering
<b>Year</b>	2006
<b>Thesis Advisor</b>	Assist.Prof.Dr.Somchat Jiriwibhakorn

### **ABSTRACT**

This thesis proposes the determination of technical losses in the distribution feeder system of Provincial Electricity Authority (PEA) of Thailand by using artificial neural networks (ANNs). Input features of ANNs compose of voltage, real power and power factor. Feeder 6 of Rayong 3 substation, feeders 4 and 8 of Chonburi 1 substation are studied. Two kinds of artificial neural networks applied for this study are back-propagation neural network (BP) and generalized regression neural network (GRNN). Results of two ANNs are compared to find out which one can determine the feeder losses more effectively with less training time. Artificial neural networks can solve the problems which are other complex procedures and time consuming calculations.

# กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สามารถสำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจากอาจารย์ผู้ควบคุม วิทยานิพนธ์คือ ผศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร ที่ได้ให้ความช่วยเหลือ คำชี้แนะ ช่วยแก้ไขปัญหา ตลอดจนให้ความรู้และคำปรึกษาที่ดีในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ซึ่งผู้ทำวิจัยต้องขอกราบขอบพระคุณ ท่านอาจารย์เป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ รศ.มณฑล ลีลาจินดาไกรฤกษ์ และ ผศ.ดร.ยุทธนา คิดใจเดียว กรรมการสอบ หัวข้อและโครงร่างวิทยานิพนธ์ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำตลอดจนข้อชี้แนะ จนในที่สุดทำให้วิทยานิพนธ์ ฉบับนี้สำเร็จลงได้

ขอบพระคุณ เพื่อนๆ และพี่ๆ จากกองอุปกรณ์ควบคุม กองวางแผนระบบไฟฟ้า กองแผนที่ระบบไฟฟ้า และกองฝึกอบรมของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคที่ได้ให้ความช่วยเหลือในการหาข้อมูล ต่าง ๆ ที่ได้นำมาใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ และคำแนะนำเกี่ยวกับการใช้งานโปรแกรม PSS/ADEPT

สุดท้ายนี้ผู้วิจัยขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา พี่ชายและน้องสาวของข้าพเจ้า ที่ได้เป็น กำลังใจและสนับสนุนข้าพเจ้าตลอดมา และขอขอบคุณ คุณมัทนียา เชี่ยวชาญ บุคคลที่สำคัญยิ่ง สำหรับข้าพเจ้า

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้บิดามารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และ ถวายทอดประสพการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

มานะ ปฐมาจรพงศ์

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	IX
สารบัญรูป.....	XIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายของปัญหาและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 สมมติฐานของการศึกษา.....	3
1.4 ขอบเขตของการศึกษา.....	4
1.5 ขั้นตอนการศึกษา.....	6
1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	8
บทที่ 2 กำลังไฟฟ้าสูญเสีย.....	9
2.1 บทนำ.....	9
2.2 เภทพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย.....	10
2.3 ประเภทของกำลังไฟฟ้าสูญเสีย.....	10
2.4 กำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคในระบบจำหน่าย.....	11
2.5 ปัจจัยที่ผลกระทบต่อกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน.....	12
2.5.1 การกระจายตัวของโหลดตามความยาวของสายป้อน.....	13
2.5.2 ตัวประกอบกำลังไฟฟ้า.....	13
2.5.3 ความไม่สมดุลระหว่างเฟสในสายป้อน.....	13
2.6 การประเมินค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย.....	13
2.6.1 การประเมินจากผลต่างของหน่วยไฟฟ้าที่ซื้อและขาย.....	14
2.6.2 การประเมินกำลังไฟฟ้าสูญเสียจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบ กำลังไฟฟ้าสูญเสีย และตัวประกอบกำลังไฟฟ้า.....	14

# สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.6.3 การประเมินจากการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow).....	15
2.6.3.1 ชนิดของบัส.....	16
2.6.3.2 สมการโหลดโพล်.....	17
2.6.3.3 ข้อมูลในการวิเคราะห์โหลดโพล်.....	19
2.6.4 กำลังไฟฟ้าสูญเสียในส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้า.....	20
<b>บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....</b>	<b>21</b>
3.1 บทนำ.....	21
3.2 แรงจูงใจจากระบบชีววิทยา (Biological Motivation).....	22
3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	24
3.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network).....	25
3.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network).....	25
3.4 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม.....	26
3.4.1 การเรียนรู้แบบ Supervised Learning.....	27
3.4.2 การเรียนรู้แบบ Unsupervised Learning.....	27
3.5 ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function).....	27
3.6 การเลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม.....	30
3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network.....	31
3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network.....	33
3.9 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมกับระบบไฟฟ้ากำลัง.....	35
<b>บทที่ 4 วิธีการทดลอง.....</b>	<b>37</b>
4.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ.....	37
4.1.1 การเลือกระบบทดสอบ.....	37
4.1.2 การเลือกข้อมูลอินพุท.....	40
4.1.3 การเตรียมข้อมูลเอาต์พุท.....	40

# สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.1.4 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล.....	40
4.1.4.1 ตรวจสอบค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย.....	41
4.1.4.2 ตรวจสอบปริมาณกำลังไฟฟ้าสูญเสียรวมเทียบกับพลังงานรวม ที่ป้อนให้กับสายป้อน.....	41
4.1.5 การแบ่งจำนวนชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ.....	42
4.2 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks.....	42
4.2.1 การสร้างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม.....	43
4.2.2 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	44
4.2.2.1 ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบอัส (bias).....	44
4.2.2.2 ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส.....	44
4.2.2.3 จำนวนรอบของการฝึกสอน.....	45
4.2.2.4 เงื่อนไขของการสิ้นสุดการฝึกสอน.....	45
4.2.3 การเปรียบเทียบผลเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสม.....	45
4.2.4 สรุปขั้นตอนการทดลอง.....	46
4.3 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network (GRNN).....	49
4.3.1 ผลจากการปรับขนาดความกว้างของฟังก์ชัน Radial Basis Functions.....	49
4.3.2 ผลจากการปรับ Spread.....	51
บทที่ 5 ผลการทดลอง.....	53
5.1 ผลการทดลองของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม แบบ Back Propagation Neural Networks (BP).....	53
5.1.1 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3.....	54
5.1.1.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด.....	54

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.1.1.2	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด.....	59
5.1.2	การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1.....	65
5.1.2.1	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด .....	65
5.1.2.2	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด .....	69
5.1.3	การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1.....	74
5.1.3.1	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	74
5.1.3.2	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	79
5.2	ผลการทดลองของการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN).....	85
5.2.1	การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	85
5.2.1.1	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด .....	85
5.2.1.2	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด.....	89
5.2.2	การฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression สำหรับ สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	93
5.2.2.1	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	93
5.2.2.2	การฝึกสอน โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	97

# สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.2.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1.....	101
5.2.3.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	101
5.2.3.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด.....	105
5.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง.....	109
บทที่ 6 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ.....	112
6.1 สรุปผลการวิจัย.....	112
6.2 สิ่งที่ควรได้รับการพัฒนาต่อไป.....	113
เอกสารอ้างอิง.....	115
ภาคผนวก.....	117
ภาคผนวก ก ข้อมูลของสายป้อน.....	118
ภาคผนวก ข ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ.....	128
ภาคผนวก ค โปรแกรม PSS/ADEPT.....	137
ภาคผนวก ง ข้อมูลของหม้อแปลงที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้า.....	141
ภาคผนวก จ ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....	144
ประวัติผู้เขียน.....	151

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 เกณฑ์และผลการประเมินพลังงานไฟฟ้าสูญเสียของ กฟภ. ....	10
2.2 พลังงานสูญเสียในส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้าของ กฟภ. ....	20
3.1 แสดงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน.....	22
3.2 ฟังก์ชันการถ่ายโอนใน โครงข่ายประสาทเทียม.....	28
3.3 แนวทางการเลือกโครงข่ายแต่ละประเภท.....	30
3.4 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิศวกรรม ไฟฟ้า.....	36
4.1 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยของระบบทดสอบ.....	41
4.2 กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนตัวอย่างทั้ง 3 จากกรณีโปรแกรม PSS/ADEPT.....	41
4.3 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเทียบกับกำลังไฟฟ้าที่ป้อนให้กับระบบ.....	42
4.4 กราฟและสมการ Radial Basis Function และสมการที่ใช้ในการหาค่าไบแอส.....	50
5.1 ผลการทดลองจากการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ จำนวน 20 ชุด .....	54
5.2 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้ จาก โปรแกรม PSS/ADEPT .....	58
5.3 ผลการทดลองจากการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ จำนวน 20 ชุด .....	60
5.4 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้ จาก โปรแกรม PSS/ADEPT .....	63
5.5 ผลการทดลองจากการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับ สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ จำนวน 18 ชุด.....	65
5.6 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้ จาก โปรแกรม PSS/ADEPT .....	68

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.7 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด .....	70
5.8 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	73
5.9 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด.....	75
5.10 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	78
5.11 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด .....	80
5.12 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	83
5.13 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 45 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด.....	86
5.14 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT.....	88
5.15 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 35 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด.....	90
5.16 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	92

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
5.17 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด.....	94
5.18 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	96
5.19 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด.....	98
5.20 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	100
5.21 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด .....	102
5.22 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	104
5.23 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด .....	106
5.24 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT .....	108
5.25 สรุปผลการทดลอง .....	110
5.26 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสมในการทดสอบ .....	111
6.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดี-ข้อเสีย ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย .....	113
ก.1 ข้อมูลของสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	118
ก.2 ข้อมูลของสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	121
ก.3 ข้อมูลของสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	125

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ข.1 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	128
ข.2 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	130
ข.3 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	131
ข.4 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1.....	133
ข.5 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	134
ข.6 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	136
ง.1 ค่ามาตรฐานกำลังสูญเสียในหม้อแปลง 3 เฟส ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค .....	141
ง.2 ค่ามาตรฐานกำลังสูญเสียในหม้อแปลง 1 เฟส ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค .....	142
ง.3 ค่า R และ X ในหม้อแปลง 3 เฟส ของ กฟภ. ....	142
ง.4 ค่า R และ X ในหม้อแปลง 1 เฟส ของ กฟภ. ....	143

# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	5
1.2 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	5
1.3 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	6
1.4 ผังแสดงขั้นตอนในการทำการศึกษาวิจัย .....	7
2.1 ระบบไฟฟ้ากำลังที่มีบัสทั้ง 3 ประเภทค่ออยู่ .....	17
3.1 โครงสร้างของนิเวรอน .....	23
3.2 โครงสร้างของนิเวรอนในโครงข่ายประสาทเทียม .....	24
3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว .....	25
3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน .....	26
3.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-Propagation Neural Networks ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น .....	31
3.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression .....	34
3.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี .....	34
4.1 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 .....	38
4.2 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	39
4.3 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 .....	39
4.4 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation ที่ใช้ในการทดสอบ .....	44
4.5 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 1 .....	47
4.6 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 2 .....	48
4.7 แผนภาพการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN .....	52
5.1 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 ใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT .....	59
5.2 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับ สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT .....	64

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.3 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	69
5.4 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	74
5.5 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	79
5.6 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	84
5.7 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	89
5.8 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	93
5.9 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	97
5.10 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	101
5.11 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT .....	105

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.12 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับ สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT.....	109
ก.1 แสดงหน้าจอ โปรแกรม PSS/ADEPT .....	138
ก.2 พังแสดงการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียโดยใช้โปรแกรม PSS/ADEPT .....	140
ง.1 แบบจำลองอย่างง่ายของหม้อแปลง .....	143

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) เป็นรัฐวิสาหกิจที่มีภารกิจหลักในการผลิต การจัดส่ง และจำหน่ายพลังงานไฟฟ้าให้แก่ประชาชน ภาคธุรกิจ และภาคอุตสาหกรรมต่างๆ ทั่วประเทศ ไทย ยกเว้น กรุงเทพฯ นนทบุรี และสมุทรปราการ โดยมีพื้นที่การให้บริการครอบคลุมพื้นที่ทั่วประเทศ ไทยประมาณ 510,000 ตารางกิโลเมตร คิดเป็นร้อยละ 99.1 เปอร์เซ็นต์ของพื้นที่ทั้งประเทศ

โดยระบบการจ่ายพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคไปสู่ผู้ใช้ไฟนั้นจะเริ่มต้น จากการรับพลังงานไฟฟ้ามาจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิต (กฟผ.) ที่ระดับแรงดัน 115 kV และ 69 kV หลังจากนั้นทำการแปลงแรงดันให้ลดลงเหลือ 22 kV หรือ 33 kV ที่สถานีไฟฟ้าย่อย (Substation) จากนั้นก็จะทำการส่งต่อพลังงานไฟฟ้าผ่านสายป้อน (Feeder) ไปยังพื้นที่ของผู้ใช้ไฟ และทำการจ่ายไฟที่ระดับแรงดัน 22 kV สำหรับผู้ใช้ไฟรายใหญ่ และแปลงแรงดันให้ลดลงโดยใช้หม้อแปลงจำหน่าย (Distribution Transformer) ให้มีแรงดันที่ 230/400 V หลังจากนั้นเดินสายไฟฟ้าแรงต่ำไปยังผู้ใช้ไฟรายย่อย

จากการจ่ายไฟในลักษณะเช่นนี้ทำให้เกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียขึ้นในระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้ โดยสามารถที่จะจำแนกกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบได้เป็น 2 ประเภท คือ

- 1) กำลังไฟฟ้าสูญเสียด้านเทคนิค (Technical losses)
- 2) กำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่ใช่ด้านเทคนิค (Non-technical losses)

โดยค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในระบบนี้ได้ถูกนำมาใช้เป็นค่าดัชนีที่สำคัญตัวหนึ่ง สำหรับประเมินประสิทธิภาพในการดำเนินงานในรอบปีของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เนื่องจากกำลังไฟฟ้าที่สูญเสียไปในแต่ละหน่วยนั้นจะหมายถึงรายได้ที่จะต้องสูญเสียไปด้วยเช่นกัน

แนวคิดที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคใช้ในการประเมินค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียในระบบจำหน่ายที่ใช้อยู่ในปัจจุบันนั้น จะได้มาจากการนำเอาหน่วยไฟฟ้าที่ซื้อจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตรวมกับหน่วยที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคสามารถผลิตได้เองมาหักลบกับจำนวนหน่วยที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคขายให้แก่ผู้ใช้ไฟ และหักเพิ่มเติมด้วยจำนวนหน่วยที่จ่ายให้แก่ไฟฟ้าสาธารณะซึ่งการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคไม่ได้คิดค่าไฟในส่วนนี้

และแต่ละปีงบประมาณกระทรวงการคลังโดยการเสนอของ TRIS (Thailand Rating and Information Service) ได้กำหนดค่าเป้าหมายในการดำเนินงานในหลายๆด้านเพื่อให้การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคปฏิบัติตาม ซึ่งค่าเป้าหมายหนึ่งที่ TRIS ได้กำหนดไว้คือหน่วยสูญเสียในระบบของการ

ไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยค่าดังกล่าวได้เริ่มมีการกำหนดครั้งแรกในปี พ.ศ.2544 ซึ่งตัวชี้วัดดังกล่าวนี้จะมีหลักการคำนวณดังนี้

$$\text{หน่วยสูญเสียในรอบปี (\%)} = \frac{(\text{หน่วยซื้อ} + \text{ผลิตเอง} - \text{หน่วยจำหน่าย} - \text{ไฟฟรี})}{(\text{หน่วยซื้อ} + \text{ผลิตเอง})} \times 100 \quad (1.1)$$

ค่าเกณฑ์ชี้วัดดังกล่าวจะได้อาจมาจากการพิจารณาจากผลการดำเนินงานในรอบปีที่ผ่านมาของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และได้มีการปรับปรุงให้มีค่าดียิ่งขึ้นสำหรับปีถัดไป ดังนั้นการวิเคราะห์กำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เหมาะสมในทางปฏิบัติจะมีความสำคัญเพิ่มมากขึ้น

ดังนั้นการที่จะสามารถรักษาเกณฑ์ชี้วัดดังกล่าวไม่ให้มีค่าเกินกว่าที่กำหนดไว้ในแต่ละปี การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจึงจำเป็นที่จะต้องมีการวางแผนในการปฏิบัติงานที่ดี และมีการกำหนดวิธีการจ่ายไฟฟ้าให้มีประสิทธิภาพเพิ่มมากยิ่งขึ้น โดยแนวทางการดำเนินการลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นนั้นจะมุ่งเน้นในการพยายามลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคซึ่งสามารถลดค่าได้แน่นอนกว่าการลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่ใช่ทางเทคนิค

โดยทั่วไปแล้วกำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคในระบบจำหน่ายนั้น จะมีสาเหตุส่วนใหญ่มาจาก 4 ส่วนสำคัญ คือ

1. กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน
2. กำลังไฟฟ้าสูญเสียในหม้อแปลง
3. กำลังไฟฟ้าสูญเสียในจุดต่ออุปกรณ์
4. กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนแรงต่ำ

สิ่งที่สำคัญสิ่งแรกในการวางแผนเพื่อลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย นั้น คือการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในระบบให้ได้เสียก่อน โดยการหาค่ากำลังไฟฟ้าที่คิดจะต้องสามารถระบุได้ว่าเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ส่วนไหนของระบบไฟฟ้าบ้าง และเกิดมากน้อยเพียงใด ซึ่งสำหรับระบบไฟฟ้ากำลังของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคส่วนใหญ่จะเป็นระบบจำหน่าย ดังนั้นกำลังไฟฟ้าสูญเสียส่วนใหญ่ก็จะเกิดที่สายป้อนของระบบจำหน่ายแรงสูง และในหม้อแปลงระบบจำหน่าย ดังนั้นการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจะต้องมุ่งเน้นเพื่อลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในสายป้อนกับหม้อแปลงระบบจำหน่ายก่อนเป็นอันดับแรก ซึ่งหลังจากที่สามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียมาได้ก็จะสามารถนำค่าดังกล่าวมาวิเคราะห์เพื่อหาต้นเหตุที่ทำให้เกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียได้ และยังสามารถนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียดังกล่าวมากำหนดเป็นค่าเป้าหมายในการปฏิบัติงานในอนาคตได้อีกด้วย โดยวิธีการคำนวณค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย นั้นจะมีแนวทางในการคำนวณได้หลายแบบ ซึ่งหากต้องการความแม่นยำของผลลัพธ์สูงก็จำเป็นต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก และต้องใช้เวลาในการคำนวณมากเช่นกัน

ในปัจจุบันวิศวกรผู้ทำหน้าที่คำนวณกำลังไฟฟ้าสูญเสียของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจะหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจากวิธีการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow Analysis) โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ (Load Flow Program) ซึ่งถึงแม้ว่าวิธีดังกล่าวจะได้ผลที่ค่อนข้างแม่นยำแต่ก็ต้องเสียเวลาค่อนข้างมากในการคำนวณ และจะต้องอาศัยความชำนาญในการทำอีกด้วย

จากปัญหาดังกล่าวนั้น จึงได้มีความพยายามในการนำวิธีการใหม่ๆ เพื่อมาประยุกต์ใช้ในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียอยู่เสมอ โดยวิธีการที่จะนำมาประยุกต์ใช้นั้นจะต้องมีความถูกต้องแม่นยำ สะดวก และต้องมีความรวดเร็วในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำทฤษฎีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANNs) มาประยุกต์ใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในสายป้อนของระบบจำหน่ายแรงสูงของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้สามารถใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียได้อย่างแม่นยำ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จะมีความคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียโดยใช้โปรแกรมโหลดโฟลว์ การใช้โครงข่ายประสาทเทียมนี้อาจทำให้สามารถลดเวลาในการดำเนินการได้เป็นอย่างมาก ทำให้เราสามารถเรียนรู้ถึงกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในทุกช่วงเวลาที่เราต้องการได้ ในขณะที่การหาค่าดังกล่าวโดยการใช้โปรแกรมโหลดโฟลว์จะต้องเสียเวลาค่อนข้างมากและใช้ความพยายามอย่างสูงในการดำเนินงาน อีกทั้งโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกสอนมาอย่างเหมาะสมจะสามารถนำมาใช้เพื่อพยากรณ์ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่จะเกิดขึ้นในอนาคตสำหรับสายป้อนได้ ทำให้การตั้งเป้าหมายเกี่ยวกับกำลังไฟฟ้าสูญเสียเป็นไปได้อย่างถูกต้องและใกล้เคียงกับความเป็นจริงที่สุด

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

งานวิจัยในครั้งนี้ได้ตั้งสมมติฐานให้กับระบบดังนี้

1. ให้สายป้อนที่ใช้ในงานวิจัยมีลักษณะเป็นระบบสามเฟสสมดุล
2. ให้หม้อแปลงระบบจำหน่ายทุกตัวมีลักษณะการใช้งานในอัตราส่วนของโหลดต่อขนาดของหม้อแปลงเท่ากันทุกตัว คือมีค่า Utilization Factor เท่ากัน
3. ให้คุณสมบัติของสายป้อนทุกเส้นและหม้อแปลงทุกตัวมีค่าเป็นไปตามค่ามาตรฐานที่ระบุในภาคผนวก ก
4. กำลังไฟฟ้าสูญเสียอื่นๆที่เกิดในระบบจำหน่ายนอกเหนือจากกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากสายป้อนและหม้อแปลงระบบจำหน่าย เช่นกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจุดเชื่อมต่อของอุปกรณ์กำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากฮาร์มอนิกส์ เป็นต้น ให้ถือว่ามีย่าน้อยมากจึงไม่นำมาคิด

5. ให้กำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในระบบเป็นกำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคเท่านั้น

#### 1.4 ขอบเขตของการศึกษา

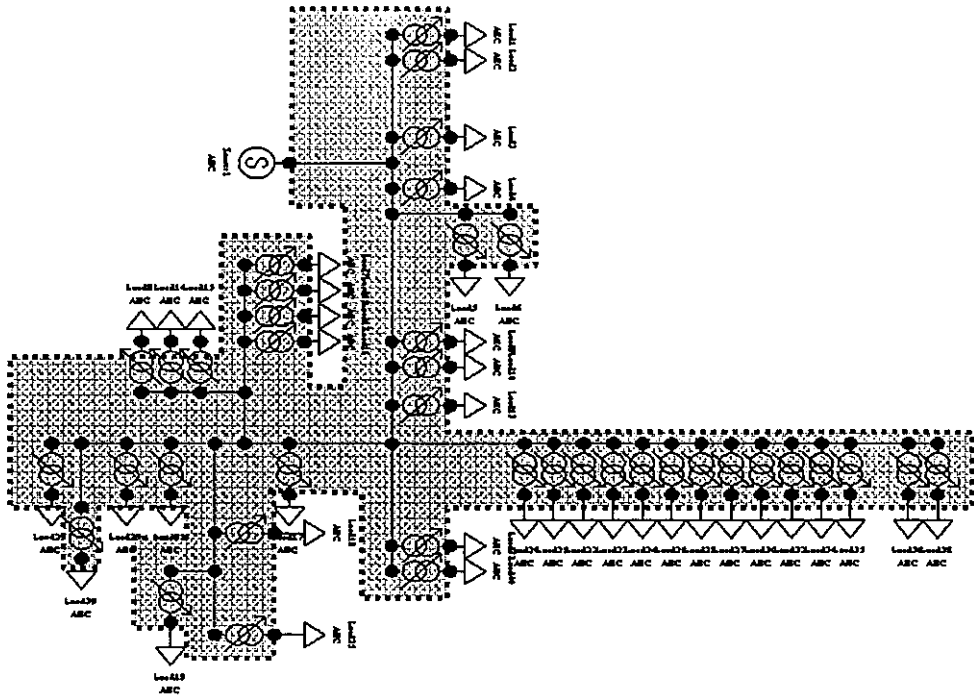
1. ทำการศึกษาการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียของสายป้อน (Feeder) และหม้อแปลงระบบจำหน่าย (Distribution Transformer) โดยถือว่าระบบดังกล่าวเป็นระบบสามเฟสสมดุล และหม้อแปลงระบบจำหน่ายแต่ละตัวมีค่า Utilization Factor (UF) ที่เท่ากันทุกตัว และถือว่าระบบมีการเปลี่ยนแปลง configuration ของระบบน้อยมากใน 1 ปี

2. ทำการศึกษาหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียของสายป้อนจำนวน 3 สายป้อน โดยสายป้อนทั้ง 3 มีลักษณะของผู้ใช้ไฟที่แตกต่างกัน คือสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟแบบอุตสาหกรรม สายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟชนบท และสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟเทศบาลตำบล

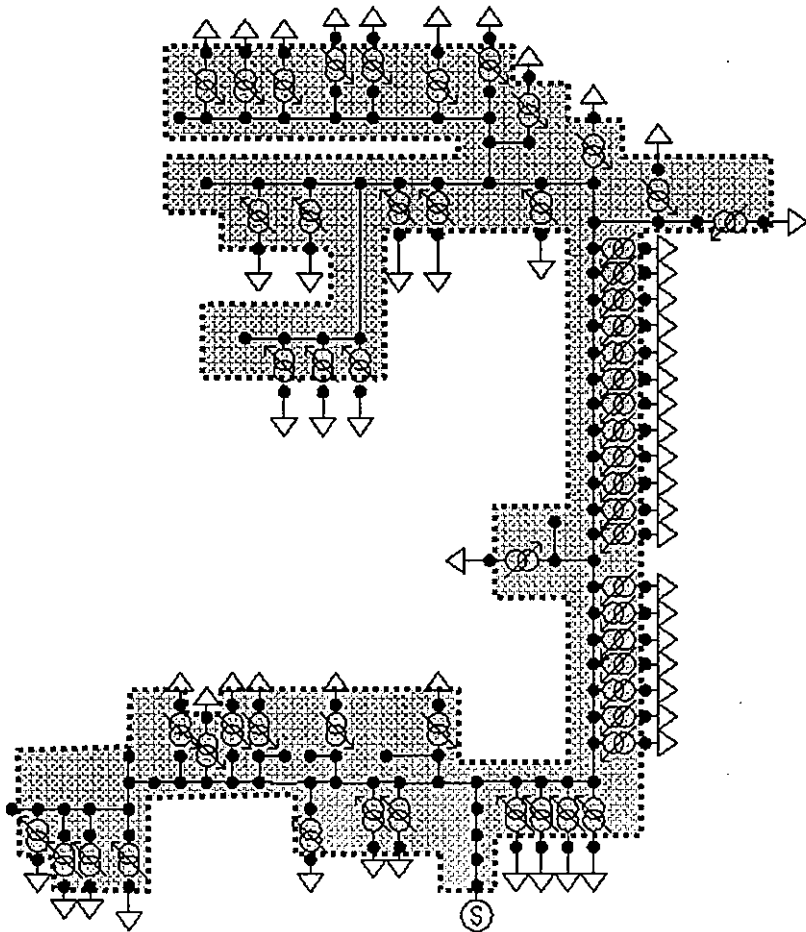
3. ทำการทดสอบหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียของทั้ง 3 สายป้อนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed Forward Neural Networks with Back - Propagation Algorithm (BP) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Networks (GRNN) และทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากชุดข้อมูลทดสอบและวัดประสิทธิภาพระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และแบบ GRNN

4. ทำการทดสอบหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียของทั้ง 3 สายป้อนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ โดยลดจำนวนชุดฝึกสอนลง ในขณะที่ใช้จำนวนชุดทดสอบเท่าเดิม และทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากการใช้ชุดทดสอบที่แตกต่างกัน

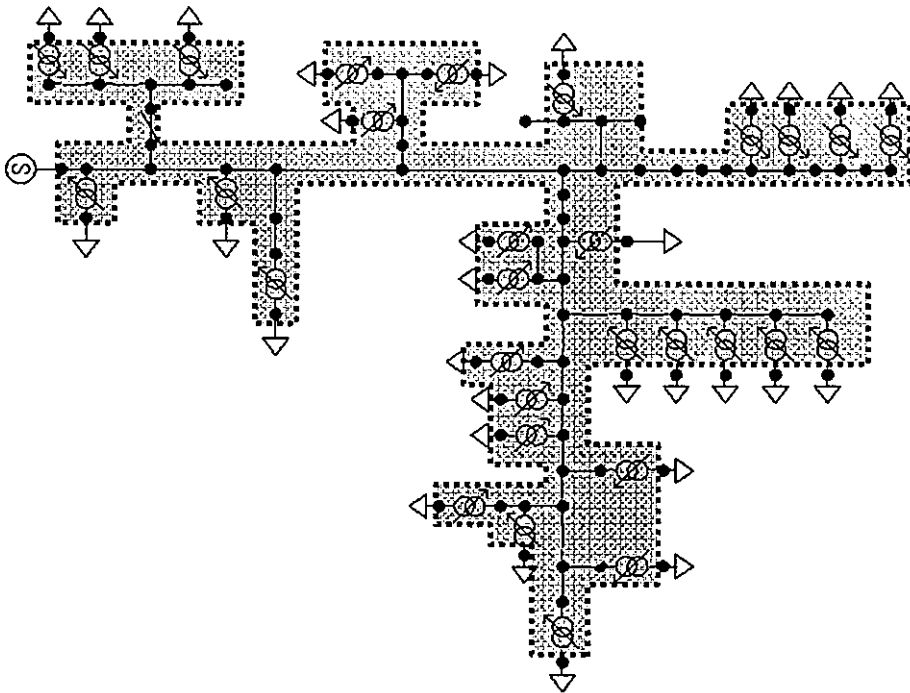
5. ทำการศึกษากำลังไฟฟ้าสูญเสียครอบคลุมตั้งแต่เซอร์กิตเบรกเกอร์ 22 kV ที่สถานีไฟฟ้าไปจนถึงด้านทุติยภูมิของหม้อแปลงระบบจำหน่าย ดังจะสามารถแสดงได้ตามรูปที่ 1.1 , 1.2 และ 1.3



รูปที่ 1.1 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3



รูปที่ 1.2 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1



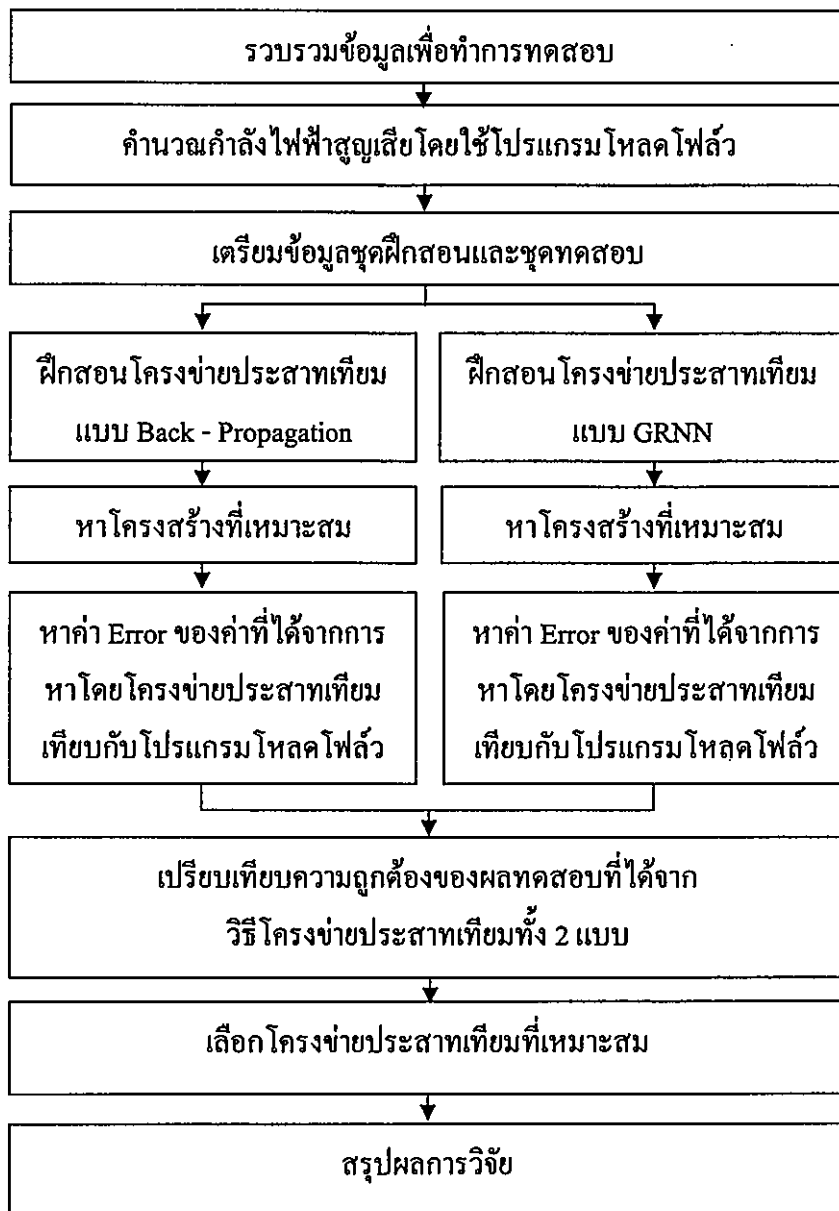
รูปที่ 1.3 ขอบเขตของการศึกษาในสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

## 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

1. ศึกษาสถาปัตยกรรมและการใช้งานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดการเรียนรู้แบบ BP และโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN
2. ศึกษาการใช้งาน Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB 6.1
3. ศึกษาทฤษฎีและการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบไฟฟ้าจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค
4. ศึกษาวิธีการใช้งาน โปรแกรมโพลด์ โพลล์ PSS/ADEPT เพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย
5. จัดเตรียมหาข้อมูลของสายป้อนของระบบจำหน่ายไฟฟ้าแรงสูงจำนวน 3 สายป้อน โดยทั้ง 3 สายป้อนจะต้องมีลักษณะของผู้ใช้ไฟที่แตกต่างกัน รวมถึงหาข้อมูลหม้อแปลงระบบจำหน่ายที่อยู่ในสายป้อนนั้นมาทำการศึกษา
6. จัดเตรียมชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพสำหรับหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคด้วย ANNs
7. ทดลองฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP และแบบ GRNN เปรียบเทียบความถูกต้องของการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจากข้อมูลทดสอบที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ

8. ทดลองฝึกสอนและทดสอบประสิทธิภาพด้วยโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบ โดยลดจำนวนข้อมูลฝึกสอนลง แต่ยังคงให้จำนวนชุดทดสอบมีค่าเท่าเดิม เปรียบเทียบความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ได้จากการลดจำนวนชุดฝึกสอน

9. รวบรวมและสรุปผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมทุกกรณี และวิเคราะห์หาโครงข่ายประสาทที่มีความเหมาะสมในแต่ละสายป้อน



รูปที่ 1.4 แสดงขั้นตอนในการทำการศึกษาวิจัย

## 1.6 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ทำให้สามารถนำผลที่ได้จากการศึกษามาเป็นแนวทางในการพัฒนานำโครงข่ายประสาทดัดมาใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนระบบจำหน่ายแรงสูงของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่สามารถนำมาใช้กำหนดเป้าหมายในการดำเนินการลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคได้อย่างถูกต้อง
2. ทำให้สามารถลดเวลาในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนแทนวิธีการแบบเดิมคือการใช้โปรแกรม โหลดโฟร์ซึ่งต้องใช้เวลามากในการดำเนินการ
3. สามารถนำผลที่ได้เป็นแนวทางเพื่อไปประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทดัดในด้านอื่นที่เกี่ยวข้องกับการลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเช่น การวิเคราะห์ทางเศรษฐศาสตร์เกี่ยวกับกำลังไฟฟ้าสูญเสีย
4. สามารถนำผลที่ได้ใช้เป็นแนวทางในการใช้งานโครงข่ายประสาทดัดเพื่อวิเคราะห์โหลดโฟลว์เพื่อหาค่าอื่นๆ

## บทที่ 2

# กำลังไฟฟ้าสูญเสีย

### 2.1 บทนำ [1-3]

ในการส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าไม่ว่าจะส่งผ่านระบบที่มีการออกแบบมาดีขนาดไหนก็ตาม ก็ไม่ทำให้สามารถส่งผ่านพลังงานไฟฟ้าจากแหล่งกำเนิดไปยังจุดโหลดได้ 100 % เต็ม จะต้องมียุทธศาสตร์พลังงานไฟฟ้าสูญเสียเกิดขึ้นเสมอในส่วนต่างๆ ของระบบ

การไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายซึ่งเป็นผู้มีหน้าที่จำหน่ายพลังงานให้แก่ผู้ใช้ไฟจะใช้พลังงานไฟฟ้าสูญเสียเป็นเกณฑ์ชี้วัดตัวหนึ่งในการวัดประสิทธิภาพของระบบ ซึ่งโดยทั่วไปแล้วพลังงานไฟฟ้าสูญเสียนี้จะแสดงค่าในรูปแบบของร้อยละของพลังงานไฟฟ้าที่ถูกส่งออกมาจากแหล่งกำเนิด เช่น ถ้าระบุว่ามียุทธศาสตร์พลังงานไฟฟ้าสูญเสีย 10 % เกิดขึ้นในระบบ แสดงว่าจะมียุทธศาสตร์พลังงานไฟฟ้าเพียง 90 % เท่านั้นที่ถูกส่งไปถึงผู้ใช้งาน แสดงว่าการไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายจะได้รายได้จากการจำหน่ายพลังงานไฟฟ้าเพียงแค่ 90 % แต่การไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายจะต้องจ่ายเงิน 100 % เสมอ ดังนั้น 10 % ที่สูญเสียไปจากกำลังไฟฟ้าสูญเสียนั้นจะถือว่าเป็นค่าใช้จ่ายในการดำเนินการอีกตัวหนึ่งของการไฟฟ้าฝ่ายจำหน่าย ซึ่งเมื่อมองในรูปของเงินแล้วการไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายจะต้องสูญเสียเงินไปปีละหลายพันล้านบาท

ในปี 2547 การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคซึ่งเป็นการไฟฟ้าฝ่ายจำหน่ายได้ระบุในรายงานประจำปีว่าในปีดังกล่าวการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคมีพลังงานไฟฟ้าสูญเสียเกิดขึ้นระบบเป็นจำนวน 4.96 % ซึ่งในปีนั้นการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้รับซื้อไฟมารวมกับที่ผลิตเองได้เป็นจำนวน 77,962.4 ล้านหน่วย ดังนั้นในปีดังกล่าวการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจะมีพลังงานไฟฟ้าสูญเสียประมาณ 3,866.935 ล้านหน่วยทำให้การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคสูญเสียรายได้ในส่วนนี้ไปเป็นจำนวน 9,899.35 ล้านบาท (เมื่อราคาขายไฟฟ้าเฉลี่ยต่อหน่วยเท่ากับ 2.56 บาท) [4] จะเห็นได้เงินที่ต้องสูญเสียไปในแต่ละปีอันเนื่องมาจากพลังงานไฟฟ้าสูญเสียจะเป็นจำนวนเงินมหาศาล ดังนั้นจึงถือได้ว่าปัญหาเรื่องพลังงานไฟฟ้าสูญเสียเป็นปัญหาที่สำคัญมากสำหรับการไฟฟ้าฝ่ายจำหน่าย

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้ให้คำจำกัดความสำหรับพลังงานไฟฟ้าสูญเสียว่าเป็นดัชนีที่บ่งชี้ประสิทธิภาพในด้านการวางแผน และ พัฒนาระบบไฟฟ้า โดยเป็นการวัดอัตราการสูญเสียของพลังงานไฟฟ้า (kWh) ที่เกิดจากระบบของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และให้เหตุผลที่ต้องกำหนดให้ พลังงานไฟฟ้าสูญเสียเป็นตัวชี้วัด การดำเนินงานดังนี้

- การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคต้องสูญเสียเงินไปโดยเปล่าประโยชน์เป็นจำนวนเงินปีละหลายพันล้านบาทจากพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย

- ควบคุมการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคให้ตระหนักถึงความสำคัญของค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย และมีมาตรการกำกับดูแลลดค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย อันจะนำไปสู่การมีระบบไฟฟ้าที่มีประสิทธิภาพ ทางกายภาพที่สูงขึ้นและส่งผลต่อการดำเนินงานในระยะยาวที่ยั่งยืนต่อไป

## 2.2 เกณฑ์พลังงานไฟฟ้าสูญเสีย [3]

พลังงานไฟฟ้าสูญเสียเป็นค่าเกณฑ์วัดตัวหนึ่งที่ใช้เพื่อวัดประสิทธิภาพการทำงานของ การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ดังนั้นกระทรวงการคลังซึ่งเป็นหน่วยงานที่มีหน้าที่กำกับดูแลการดำเนินงาน ของรัฐวิสาหกิจจึงได้กำหนดค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียดังกล่าวผ่าน Thailand Rating and Information Service (TRIS) มาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2543 โดยในปีแรกนั้นการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้รายงานค่าพลังงาน ไฟฟ้าสูญเสียไว้ที่ 5.79% จากนั้นก็ได้มีการปรับปรุงค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียโดยอ้างอิงจากค่า ดังกล่าวเป็นประจำทุกปีดังแสดงในตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 เกณฑ์และผลการประเมินพลังงานไฟฟ้าสูญเสียของ กฟภ.

ปี พ.ศ.	เกณฑ์ระดับปกติของ TRIS	ผลที่ กฟภ. รายงาน สนพ.
2544	5.79	5.78
2545	5.78	5.77
2546	5.77	5.50
2547	5.50	4.96
2548	4.96	-

พลังงานไฟฟ้าสูญเสียตามตารางที่ 2.1 ที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคได้รายงานต่อสำนักงาน คณะกรรมการนโยบายพลังงานแห่งชาติ (สนพ.) นั้น จะคำนวณ โดยการนำเอาหน่วยพลังงาน ไฟฟ้าที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาครับซื้อจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตรวมกับหน่วยพลังงานไฟฟ้าที่การ ไฟฟ้าส่วนภูมิภาคสามารถผลิตได้เองหักออกด้วยหน่วยพลังงานไฟฟ้าที่การไฟฟ้าส่วนภูมิภาคขาย ให้แก่ผู้ใช้ไฟและหน่วยพลังงานไฟฟ้าสาธารณะ ซึ่งการคิดในลักษณะนี้จะทำให้เกิดความ คลาดเคลื่อนขึ้น และพลังงานไฟฟ้าที่คิดมาได้ก็จะประกอบด้วยพลังงานสูญเสียทางด้านเทคนิค และพลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่ใช่ทางเทคนิค

## 2.3 ประเภทของกำลังไฟฟ้าสูญเสีย [1-3]

เนื่องจากระบบไฟฟ้าของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคส่วนใหญ่เป็นระบบจำหน่ายไฟฟ้าแรงสูง ดังนั้นวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะมุ่งเน้นถึงกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายของการไฟฟ้า

ส่วนภูมิภาคเท่านั้น ซึ่งตามปกติแล้วกำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบจำหน่ายไฟฟ้าจะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทหลัก คือ

1) กำลังไฟฟ้าสูญเสียทางเทคนิค (Technical losses) เป็นกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลเกี่ยวเนื่องกับความร้อนที่เกิดในขดลวด หรือสายตัวนำ หรือส่วนที่เกิดจากการทำงานของหม้อแปลงไฟฟ้าและอุปกรณ์ไฟฟ้าต่าง ๆ ทั้งนี้รวมถึงกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากการต่อเชื่อมอุปกรณ์ฉนวนไฟฟ้า การเกิดโคโรนาหรือการปล่อยประจุบางส่วน (Partial discharge) ในระบบไฟฟ้าด้วย

2) กำลังสูญเสียที่ไม่ใช่ทางเทคนิค (Non - technical losses) เป็นกำลังสูญเสียที่เกี่ยวข้องกับการตรวจวัดกำลังไฟฟ้าที่ไม่ถูกต้อง ความคลาดเคลื่อนของอุปกรณ์วัดปริมาณไฟฟ้า หรือติดตั้งมิเตอร์วัดไฟฟ้าไม่ครบถ้วน ตลอดจนการจดหน่วยการใช้ไฟฟ้าและการเรียกเก็บเงินลูกค้าได้ไม่ครบถ้วน และการลักลอบใช้ไฟฟ้า เป็นต้น

ในการวางแผนเพื่อลดค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียจะต้องดำเนินการควบคู่กันไปทั้ง 2 แบบ คือต้องพยายามลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่ใช่ทางเทคนิคโดยการควบคุมไม่ให้มีความผิดพลาดจากอุปกรณ์วัดปริมาณไฟฟ้า และต้องพยายามไม่ให้มีการลักลอบใช้ไฟ ส่วนการลดกำลังไฟฟ้าสูญเสียทางเทคนิคจะต้องมีการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าให้เหมาะสมกับระบบ

## 2.4 กำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคในระบบจำหน่าย [1-3]

กำลังไฟฟ้าสูญเสียทางเทคนิคเป็นกำลังไฟฟ้าที่เกิดมาจากประเภท ขนาด และการจัดวางของส่วนประกอบของระบบไฟฟ้า (Network Topology,  $\tau$ ) ขนาดและมุมของแรงดันไฟฟ้า (V) และปริมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่จุดต่างๆ (D) ซึ่งจะสามารถเขียนความสัมพันธ์ระหว่างกำลังไฟฟ้าสูญเสีย กับพารามิเตอร์ต่างๆ ได้ดังนี้

$$P_{\text{losses}} = f(V, D, \tau) \quad (2.1)$$

เมื่อ  $P_{\text{losses}}$  คือกำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิค (W)

เมื่อสามารถหาค่ากำลังงานไฟฟ้าสูญเสียจากสมการที่ 2.1 ได้แล้วก็จะสามารถทำการคำนวณหาค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียในช่วงเวลาที่เรากำลังต้องการได้ตามสมการที่ 2.2

$$E_{\text{losses}} = \int_{T_0}^T P_{\text{losses}}(t) dt \quad (2.2)$$

เมื่อ  $E_{\text{losses}}$  คือพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย (Wh)

$P_{\text{losses}}(t)$  คือกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา (W)

$T_0$  คือเวลาที่เริ่มทำการศึกษา

## T คือเวลาที่สิ้นสุดการศึกษา

ซึ่งโดยทั่วไปแล้วกำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบไฟฟ้าจะแยกออกได้เป็น 2 ประเภท คือ

1) Fix Losses เป็นกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่เปลี่ยนแปลงตามขนาดของโหลด กำลังไฟฟ้าสูญเสียแบบนี้จะไม่เป็นไปตามสมการ  $I^2R$  โดยชนิดของกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่สำคัญแบบนี้คือ กำลังไฟฟ้าในแกนเหล็ก (core losses) ของหม้อแปลงระบบจำหน่าย

2) Variable Losses เป็นค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากกระแสไหลไปในส่วนที่มีความต้านทานทำให้เกิดพลังงานไฟฟ้าสูญเสียในรูปของพลังงานความร้อน ซึ่งเป็นไปตามสมการ  $I^2R$  ซึ่งพลังงานสูญเสียแบบนี้จะเกิดที่ทุกส่วนของระบบ

และเมื่อเราพิจารณากำลังไฟฟ้าสูญเสียทางเทคนิคในระบบจำหน่ายไฟฟ้านั้น ก็จะสามารถแยกประเภทของกำลังไฟฟ้ามาจากส่วนประกอบต่าง ๆ ซึ่งแบ่งได้เป็น 4 ส่วนสำคัญ ได้แก่

- 1) กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน
- 2) กำลังไฟฟ้าสูญเสียในหม้อแปลงจำหน่ายไฟฟ้า
- 3) กำลังไฟฟ้าสูญเสียเนื่องจากจุดต่อของอุปกรณ์
- 4) กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายแรงต่ำ

ในการวางแผนเพื่อลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบจำหน่ายนั้น สิ่งจำเป็นสิ่งแรกที่จะต้องทำคือ การคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในแต่ละส่วนประกอบของระบบจำหน่าย เราจะต้องทราบว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคที่เกิดขึ้นในแต่ละส่วนมีค่ามากน้อยเพียงใด เพื่อที่จะได้วางแผนลดกำลังไฟฟ้าสูญเสียให้ถูกต้องกับปัญหาที่เกิดขึ้น โดยวิธีการประเมินหาค่ากำลังสูญเสียนี้สามารถทำได้หลายวิธี โดยวิธีที่เป็นที่นิยมจะถูกแสดงในหัวข้อถัดไป

จากรายงานโครงการ “วิจัยเพื่อลดค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบไฟฟ้า” [3] ได้ระบุว่า กำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคนั้น ส่วนใหญ่เกิดมาจากกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนและหม้อแปลงระบบจำหน่ายเป็นส่วนใหญ่ โดยกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในส่วนอื่นจะเกิดขึ้นน้อยมากเมื่อเทียบกับ 2 ส่วนนี้ ดังนั้นการคำนวณกำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบจำหน่ายแรงสูงนั้นจึงเน้นที่ทั้ง 2 ส่วนนี้ด้วย

### 2.5 ปัจจัยที่ผลกระทบต่อกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน

จากสมการที่ 2.1 จะให้ได้ว่าแรงดันไฟฟ้า ขนาดของโหลด และการจัดวางระบบไฟฟ้า เป็นปัจจัยที่ผลกระทบโดยตรงกับกำลังไฟฟ้าสูญเสีย ในหัวข้อนี้จะแสดงถึงปัจจัยชนิดอื่นที่มีผลต่อกำลังไฟฟ้าสูญเสีย

### 2.5.1 การกระจายตัวของโหลดตามความยาวของสายป้อน

สายป้อนที่โหลดส่วนใหญ่อยู่ทางด้านต้นสายของสายป้อน มักจะมีสัดส่วนของกำลังไฟฟ้าสูญเสียน้อยกว่าสายป้อนที่โหลดส่วนใหญ่อยู่ทางด้านปลายสาย เนื่องจากกระแสไฟฟ้าที่ไหลไปสู่โหลดที่อยู่ต้นสายจะผ่านความต้านทานน้อยกว่ากระแสที่ไหลไปสู่โหลดที่อยู่ปลายสายป้อน ดังนั้นการกระจายของโหลดตามความยาวของสายป้อนจึงมีผลกระทบต่อกำลังไฟฟ้าสูญเสีย

ดังนั้นสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟแบบบ้านอยู่อาศัย, กิจการขนาดเล็ก, ส่วนราชการ, ฐานน้ำฯ, ไฟชั่วคราว และไฟฟรี เป็นกลุ่มที่มีกำลังไฟฟ้าสูญเสียสูง เนื่องจากอยู่ในบริเวณห่างไกล และกระจายอยู่ทั่วประเทศ ทั้งเขตเมืองและชนบท ซึ่งส่วนใหญ่รับไฟฟ้าจากระบบจำหน่ายแรงต่ำ และอยู่ไกลจากสถานีจ่ายไฟ ดังนั้นเมื่อผู้ใช้ไฟกลุ่มนี้มีการใช้ไฟเพิ่มขึ้นจะทำให้กำลังไฟฟ้าสูญเสียสูงขึ้นด้วย

ส่วนผู้ใช้ไฟที่เป็นแบบกิจการขนาดกลาง, กิจการขนาดใหญ่, กิจการเฉพาะอย่างและไฟสำรอง เป็นกลุ่มที่มีกำลังไฟฟ้าสูญเสียค่อนข้างต่ำ เนื่องจากอยู่ในย่านอุตสาหกรรม ใช้ไฟระบบแรงสูง และส่วนใหญ่อยู่ใกล้แหล่งจ่ายคือสถานีไฟฟ้า

### 2.5.2 ตัวประกอบกำลังไฟฟ้า

โดยปกติแล้วระบบไฟฟ้าที่ตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูงจะมีค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียต่ำกว่าระบบที่มีค่าตัวประกอบกำลังต่ำเมื่อจ่ายพลังงานไฟฟ้าในปริมาณที่เท่ากัน เพราะระบบที่ตัวประกอบกำลังไฟฟ้าต่ำจะต้องการกระแสไฟฟ้าในปริมาณที่สูงกว่า ทำให้กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ซึ่งอยู่ในรูป  $I^2R$  มีค่าสูงขึ้นตามไปด้วย

### 2.5.3 ความไม่สมดุลระหว่างเฟสในสายป้อน

โหลดที่ไม่สมดุลจะดึงกระแสไฟฟ้าผ่านสายป้อนในแต่ละเฟสแตกต่างกัน ซึ่งโดยทั่วไปหม้อแปลงที่จ่ายโหลดรวมทั้งสามเฟสเท่ากัน หากมีความไม่สมดุลระหว่างเฟสมากกว่าก็มักจะทำให้กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนมีค่าสูงกว่า

## 2.6 การประเมินค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย

การประเมินค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจะเป็นประโยชน์ในการวางแผนและปฏิบัติการจ่ายไฟฟ้า โดยในการประเมินค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียนั้น หากเราสามารถประเมินและแยกแยะกำลังสูญเสียที่เกิดขึ้นตามประเภทอุปกรณ์ออกมาได้อย่างชัดเจนก็จะทำให้ทราบได้ว่า กำลังสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบนั้นมีสาเหตุมาจากส่วนใดมากน้อยเพียงใด อันจะทำให้เราสามารถกำหนดแนวทางการลดกำลังสูญเสียในระบบจำหน่ายไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น ได้มีผู้ทำการศึกษาวิจัยและนำเสนอวิธีการประเมินพลังงานไฟฟ้าสูญเสียในระบบจำหน่ายไว้หลายวิธี [5-11] แต่ละวิธีก็มีความยากง่ายแตกต่างกัน และยิ่งถ้าต้องการความถูกต้องมากเท่าไร ข้อมูลที่จะต้องนำมาใช้คำนวณก็จะมีค่ามาก

ขึ้นด้วย และวิธีการก็จะมีควมซับซ้อนเพิ่มขึ้น ในหัวข้อนี้จะได้นำเสนอวิธีการประเมินค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นที่นิยม 3 วิธีได้แก่

### 2.6.1 การประเมินจากผลต่างของหน่วยไฟฟ้าที่ซื้อและขาย [2]

วิธีการประเมินค่ากำลังหรือพลังงานไฟฟ้าสูญเสียเช่นนี้ เป็นวิธีการที่ กฟผ. ใช้อยู่ในปัจจุบัน คือ ใช้ตัวเลขจำนวนหน่วยไฟฟ้าที่ซื้อจาก กฟผ. รวมกับจำนวนหน่วยไฟฟ้าที่ผลิตเองและหักออกด้วยจำนวนหน่วยไฟฟ้าที่ขายให้แก่ลูกค้า รวมทั้งหักเพิ่มด้วยจำนวนหน่วยไฟฟ้าที่จ่ายให้แก่ไฟฟ้าสาธารณะ ซึ่งถือเป็นหน่วยไฟฟ้าฟรี ดังสรุปได้เป็นสมการ 2.3

$$\text{หน่วยสูญเสียในระบบ} = \text{หน่วยซื้อ} + \text{หน่วยผลิตเอง} - \text{หน่วยจำหน่าย} - \text{ไฟฟ้าฟรี} \quad (2.3)$$

วิธีการนี้เป็นวิธีที่สะดวกและรวดเร็ว และใช้ข้อมูลไม่มากในการคำนวณ แต่มีข้อเสียตรงที่เกิดความผิดพลาดได้ง่าย เนื่องจากรอบการจดหน่วยที่แตกต่างกัน และไม่สามารถแยกปริมาณ กำลังไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิค และกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ไม่ใช่เทคนิคได้ และไม่สามารถแยกแยะได้ว่ากำลังสูญเสียที่เกิดขึ้นมาจากส่วนประกอบใด (สายแรงสูง หม้อแปลง สายแรงต่ำ) และมีค่าเป็นปริมาณมากน้อยเพียงใด ดังนั้นหากต้องการคำตอบที่มีความถูกต้องมากขึ้นก็ต้องใช้วิธีการอื่นๆ แทน

### 2.6.2 การประเมินกำลังไฟฟ้าสูญเสียจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย (Losses Factor) และตัวประกอบโหลด (Load Factor)

โดยทั่วไปการคำนวณค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียทุกช่วงเวลาตามความต้องการใช้ไฟฟ้าที่เปลี่ยนแปลงตามเวลานั้นทำได้ยาก ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมาก และต้องใช้เวลาในการคำนวณสูง อีกทั้งการพยากรณ์ค่าโหลดรายชั่วโมงล่วงหน้าเป็นระยะเวลานานๆ ก็มีความไม่แน่นอนสูง ดังนั้นจึงมีการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียตลอดช่วงเวลาที่เราต้องการผ่านค่าตัวประกอบโหลด (Load Factor)

โดยความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้ากับตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสียจะเป็นไปตามสมการที่ 2.4 [1]

$$\text{LSF} = A(\text{LF}) + B(\text{LF})^2 \quad (2.4)$$

เมื่อ LSF คือค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย

LF คือค่าตัวประกอบโหลด

A คือค่าคงที่และมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1

B คือค่าคงที่ และ  $B = 1 - A$

$$\text{โดย } LF = \frac{P_{\text{load,av}}}{P_{\text{load,max}}} \quad (2.5)$$

$$\text{และ } LSF = \frac{P_{\text{losses,av}}}{P_{\text{Losses,max}}} \quad (2.6)$$

เมื่อ  $P_{\text{losses,av}}$  คือกำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย (W)

$P_{\text{losses,max}}$  คือกำลังไฟฟ้าสูญเสียสูงสุด (W)

$P_{\text{load,av}}$  คือกำลังไฟฟ้าเฉลี่ย (W)

$P_{\text{load,max}}$  คือกำลังไฟฟ้าสูงสุด (W)

จากการศึกษาของ Buller และ Woodrow [13] จะพบว่าโดยทั่วไปแล้วในระบบจำหน่าย จะมีค่าคงที่ A และ B ในสมการที่ 2.4 เท่ากับ 0.3 และ 0.7 ตามลำดับ ดังนั้นจะได้สมการที่ใช้งานทั่วไปสำหรับระบบจำหน่ายคือ

$$LSF = 0.3(LF) + 0.7(LF)^2 \quad (2.7)$$

จากสมการที่ 2.4 – 2.7 ทำให้เราสามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยได้ ดังนั้นเราก็จะสามารถหาค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียในช่วงเวลาหนึ่งได้จากสมการที่ 2.8

$$E_{\text{losses}} = P_{\text{losses,av}} \times T \quad (2.8)$$

เมื่อ  $E_{\text{losses}}$  คือพลังงานไฟฟ้าสูญเสีย (kWh)

T คือเวลาที่กำลังศึกษา

แต่วิธีการดังกล่าวเป็นการประมาณค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียอย่างคร่าวๆ เท่านั้น ซึ่งค่าที่ได้จะมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูง และค่าคงที่ A และ B ก็จะมีค่าเฉพาะตัวสำหรับแต่ละระบบ ดังนั้นหากต้องการทราบค่าที่มีความเหมาะสมสำหรับระบบใดระบบหนึ่งแล้วก็ต้องมีการเก็บรวบรวมค่าเพื่อหาค่าคงที่ดังกล่าวอีกครั้งหนึ่ง

### 2.6.3 การประเมินจากการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) [14-17]

การวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้าหรือการวิเคราะห์โหลดโพลล์เป็นการศึกษาค่าต่างๆ ของระบบไฟฟ้ากำลังในสถานะคงตัว (Steady state) ซึ่งมีความสำคัญมากในการวางแผนก่อสร้างและขยายระบบไฟฟ้ากำลัง และยังเป็นประโยชน์ในการศึกษาการทำงานของระบบที่ดีที่สุด ในสถานะต่างๆ ของระบบ โดยการจำลองการทำงานของระบบและให้ระบบดำเนินการผลิตและจ่ายกำลังไฟฟ้าให้แก่โหลดที่ค่าคงที่ค่าหนึ่ง ข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์โหลดโพลล์คือขนาดและมุม

ของแรงดันในแต่ละบัส ค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าปรากฏที่ไหลอยู่ในแต่ละสายของระบบ และค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละส่วนของระบบ

โดยทั่วไปแล้วระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคจะมีลักษณะที่แตกต่างจากระบบส่งของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตดังนี้

- มีลักษณะเป็นเรเดียลเป็นส่วนใหญ่
- อัตราส่วนระหว่างค่า R/X ของสายป้อนสูง
- มีค่าความไม่สมดุลของโหลดในแต่ละเฟสสูงกว่าระบบส่ง

ดังที่กล่าวมาแล้วข้างต้นการวิเคราะห์โหลดโพล์ทำให้เราสามารถทราบค่าต่างๆที่เกิดขึ้นในระบบ ซึ่งค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียก็เป็นค่าหนึ่งที่สำคัญที่สามารถหาได้โดยการวิเคราะห์โหลดโพล์ โดยรายละเอียดในการวิเคราะห์โหลดโพล์สามเฟสจะได้นำเสนอ โดยแบ่งเป็นหัวข้อดังนี้

### 2.6.3.1 ชนิดของบัส

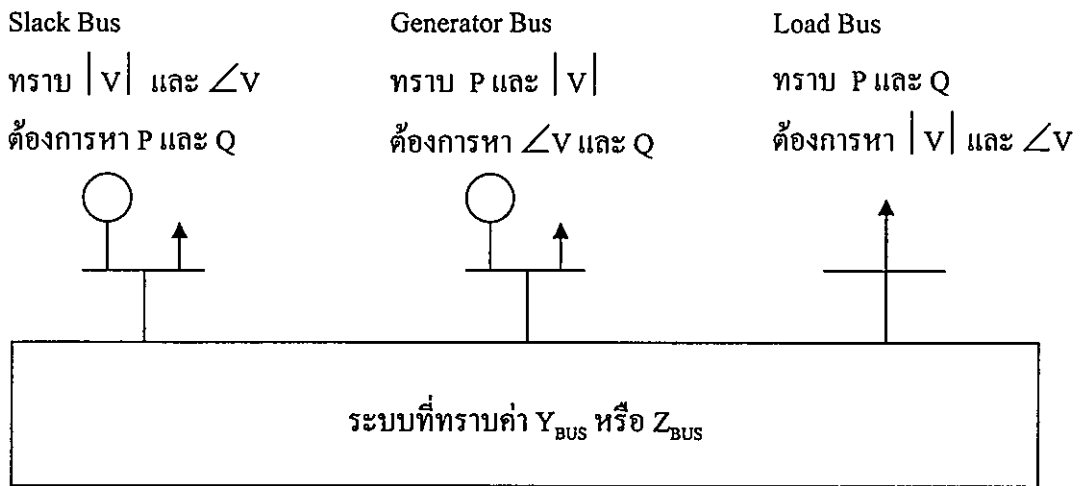
ชนิดของบัสในระบบไฟฟ้าเพื่อวิเคราะห์โหลดโพล์แบ่งออกได้เป็น 3 ประเภท โดยบัสแต่ละประเภทมีรายละเอียดดังนี้

1) แสลคบัส (Slack Bus) บางครั้งเรียกว่าสวิงบัส (Swing Bus) หรือบัสอนันต์ (Infinite Bus) หรือบัสอ้างอิง (Reference Bus) บัสชนิดนี้มีขนาดแรงดันคงที่ มุมคงที่และโดยทั่วไปกำหนดให้บัสนี้เป็นมุมศูนย์โดยจะใช้บัสนี้เป็นบัสอ้างอิง บัสนี้จะถือว่าเป็นแหล่งกำเนิดขนาดใหญ่ที่สามารถให้กำลังไฟฟ้าออกมาตามต้องการได้โดยขนาดแรงดัน ( $|V|$ ) และความถี่ไม่เปลี่ยนแปลง พารามิเตอร์ที่กำหนดค่าคงที่สำหรับบัสนี้คือขนาดของแรงดันและมุมของแรงดันไฟฟ้า ( $\angle V$ ) ส่วน P และ Q จะหาได้จากการศึกษาโหลดโพล์

2) บัสเครื่องกำเนิด (Generator Bus) บัสชนิดนี้จะมีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าต่ออยู่ หรือเป็นบัสที่มีทั้งเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดต่ออยู่ ขนาดแรงดันไฟฟ้าบัสมีค่าคงที่ และกำลังไฟฟ้าจริงมีค่าคงที่ นอกจากนี้บางครั้งกำหนดบัสชนิดนี้ให้มีกำลังไฟฟ้าจริง (P) และกำลังไฟฟ้าวีแอกทีฟ (Q) คงที่ ในกรณีนี้เราเรียกว่า PQ Bus ถ้าบัสเป็นชนิด PV Bus พารามิเตอร์ที่ต้องการหาค่าจากการวิเคราะห์โหลดโพล์คือ Q และมุมของแรงดัน แต่ถ้าบัสเป็น PQ Bus พารามิเตอร์ที่ต้องการหาจากการวิเคราะห์โหลดโพล์คือ ขนาดของแรงดัน และมุมของแรงดัน

3) บัสโหลด (Load Bus) เป็นบัสที่มีโหลดต่ออยู่ซึ่งทราบค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้าวีแอกทีฟ หรือบางครั้งก็เรียกว่า PQ Bus ค่าพารามิเตอร์ที่ต้องการหาคือขนาดของแรงดัน และมุมของแรงดัน

รูปที่ 2.1 เป็นระบบไฟฟ้าใดๆ ที่มีบัสต่างๆ ของระบบต่ออยู่ และแต่ละบัสจะมีค่าพารามิเตอร์ 4 ค่า คือ P, Q,  $|V|$  และ  $\angle V$



รูปที่ 2.1 ระบบไฟฟ้ากำลังที่มีบัสทั้ง 3 ประเภทต่ออยู่

### 2.6.3.2 สมการโหลดโพล์

สมการที่ใช้ในการแก้ปัญหาโหลดโพล์ของระบบไฟฟ้าที่สำคัญที่ใช้มี 2 สมการ คือ สมการหาแรงดันไฟฟ้า และสมการหากำลังไฟฟ้า

สมการไฟฟ้ากำลังไฟฟ้าที่เข้าบัส  $k$  ใดๆ ในระบบไฟฟ้ามีความสัมพันธ์กับแรงดันและกระแส ตามสมการที่ (2.9)

$$S_k = V_k I_k^* \quad (2.9)$$

เมื่อ  $S_k$  คือกำลังไฟฟ้าที่ไหลเข้าบัส  $k$

$V_k$  คือแรงดันที่บัส  $k$

$I_k$  คือกระแสที่ไหลเข้าบัส  $k$

สมการแรงดันที่ไฟฟ้าที่บัส  $k$  ใดๆ สามารถหาได้โดยพิจารณาจากสมการที่ 2.9

$$S_k = P_k + jQ_k = V_k I_k^* \quad (2.10)$$

$$S_k^* = P_k - jQ_k = V_k^* I_k \quad (2.11)$$

$$I_k = \frac{P_k - jQ_k}{V_k^*} \quad (2.12)$$

และจากสมการเมตริกซ์

$$[I_{\text{BUS}}] = [Y_{\text{BUS}}][V_{\text{BUS}}] \quad (2.13)$$

สามารถเขียนสมการกระแสไฟฟ้าบัส  $k$  ใดๆ ตามสมการที่ 2.14

$$\begin{aligned} I_k &= Y_{k1} V_1 + Y_{k2} V_2 + \dots + Y_{kn} V_n \\ I_k &= \sum_{i=1}^n Y_{ki} V_i \end{aligned} \quad (2.14)$$

แทนค่า  $I_k$  ในสมการที่ 2.12 ทำให้สมการแรงดันที่บัส  $k$  ใดเท่ากับ

$$V_k = \frac{1}{Y_{kk}} \left[ \frac{P_k - jQ_k}{V_k^*} - \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq k}}^n Y_{ki} V_i \right] \quad (2.15)$$

สมการที่ 2.9 สามารถทำให้อยู่ในเทอมของแรงดันบัสและแอดมิตแดนซ์ของระบบได้โดยแทนค่า  $I_k$  ในสมการ 2.14 ลงในสมการที่ 2.9 จะได้

$$S_k^* = P_k - jQ_k = V_k^* \sum_{i=1}^n Y_{ki} V_i \quad (2.16)$$

เนื่องจากสมการในการวิเคราะห์โหลดโวลต์นั้นจะเป็นสมการที่ไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นในการแก้สมการเพื่อหาค่าต่างๆ นั้นจะต้องใช้วิธีการแก้สมการที่ไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งมีหลายวิธีแต่วิธีที่เป็นที่นิยมใช้ในการแก้ปัญหาโหลดโวลต์ในระบบไฟฟ้าได้แก่วิธีของเกาส์ (Gauss Method), วิธีของเกาส์-ไซเคิล (Gauss-Seidel Method) และวิธีนิวตัน-ราฟสัน (Newton-Raphson) โดยวิธีนิวตัน-ราฟสันเป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุดโดยมีหลักการคือใช้วิธีการทำซ้ำ (Iterative Method) โดยเริ่มจากการสมมติค่าของคำตอบในครั้งแรกก่อน แล้วจึงคำนวณหาค่าผิดพลาด (Mismatch) เพื่อนำไปปรับเปลี่ยนค่าของคำตอบในรอบถัดไป ซึ่งเมื่อทำการแก้ปัญหาค่าโหลดของกำลังไฟฟ้าด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน จะสามารถเขียนสมการโดยเทียบกับตัวแปรที่เราสนใจได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} \Delta P_i^p \\ \Delta Q_i^p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1, J_2 \\ J_3, J_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta_i^p \\ \Delta V_i^p \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

โดยที่

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} J_1, J_2 \\ J_3, J_3 \end{bmatrix} &= \text{Jacobian Matrix} \\ \Delta P_i^p &= \text{Real Power Mismatch} \\ \Delta Q_i^p &= \text{Reactive Power Mismatch} \end{aligned}$$

จากสมการเมื่อทราบจาโคเบียนเมตริกซ์และ Power Mismatch เราก็สามารถทำการคำนวณหาขนาดและมุมของแรงดันเพื่อนำไปคำนวณหาผลตอบแทนใหม่ ดังนี้

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + \Delta\theta^{(k)} \quad (2.18)$$

$$v^{(k+1)} = v^{(k)} + \Delta v^{(k)} \quad (2.19)$$

เมื่อได้ค่า  $\theta$  และ  $v$  ใหม่ นำค่าดังกล่าวไปคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ ทำการคำนวณซ้ำต่อไปจนกระทั่งค่ากำลังไฟฟ้าผิดพลาดที่ได้มีค่าอยู่ในช่วงที่เราสามารถยอมรับได้จะอยู่ที่ประมาณ  $10^{-4} - 10^{-6}$

แต่การแก้ปัญหาโดยใช้วิธีทั้งสามด้วยการคำนวณมือจะเป็นเรื่องที่ยุ่งยากมาก โดยเฉพาะอย่างยิ่งถ้าระบบไฟฟ้ามีบัสเป็นจำนวนมากการคำนวณโดยใช้มือก็จะเป็นไปได้เลย ดังนั้นจึงได้มีการพัฒนาโปรแกรมคอมพิวเตอร์ขึ้นมาใช้ในการปัญหาการไหลของกำลังไฟฟ้าแทนการคำนวณด้วยมือ โดยการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้าในระบบจำหน่ายแรงสูงจำเป็นต้องมีการกำหนดข้อมูลโหลดที่ทุกจุดโหลด ซึ่งตำแหน่งของจุดโหลดของระบบจำหน่ายแรงสูงจะเป็นตำแหน่งเดียวกับหม้อแปลง แต่ในทางปฏิบัติเราจะไม่ทราบขนาดของโหลดที่แท้จริงในแต่ละจุดได้เนื่องจากไม่มีการวัดค่าไว้ ซึ่งเราจะทราบเฉพาะข้อมูลโหลดที่สถานีไฟฟ้าต้นทางเท่านั้น ดังนั้นโดยทั่วไปในการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้าจะใช้วิธีการประมาณโหลดในแต่ละจุดโดยการกระจายกำลังไฟฟ้าที่ต้นทางไปให้แต่ละจุดโหลดตามขนาดของหม้อแปลง

หลังจากการวิเคราะห์โหลดโพล์จะทำให้เราทราบกำลังไฟฟ้าสูญเสียของระบบได้จากส่วนประกอบหลักของระบบ โดยการคำนวณกำลังไฟฟ้าสูญเสียสามารถคำนวณได้จากสมการพื้นฐานคือ

$$P_{\text{losses}} = I^2 R \quad (2.20)$$

### 2.6.3.3 ข้อมูลในการวิเคราะห์โหลดโพล์ [14]

ข้อมูลที่ป้อนเข้าและที่ได้ออกมาจากการศึกษาโหลดโพล์จะประกอบด้วย

1) ข้อมูลเพื่อใช้ในการคำนวณ แบ่งเป็น 2 ชนิดใหญ่ๆ คือข้อมูลของระบบ และข้อมูลแสดงสภาพการทำงาน of ระบบ

- ข้อมูลของระบบ ข้อมูลนี้จะใช้เพื่อหาด้วย  $Y_{\text{BUS}}$  หรือ  $Z_{\text{BUS}}$  ของระบบข้อมูลเหล่านี้ได้แก่ โดอะแกรมเส้นเคเบิลของระบบ, อิมพีแดนซ์และแอดมิตแตนซ์ของสาย, ขนาดเครื่อง และอิมพีแดนซ์ของหม้อแปลงและเครื่องกำเนิด

- ข้อมูลแสดงสภาพการทำงานจากระบบ ข้อมูลเหล่านี้ได้แก่กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟที่เข้าไปในระบบสำหรับบัส PQ บัส, กำลังไฟฟ้าจริงที่เข้าไปในระบบและขนาดแรงดันไฟฟ้าสำหรับ PV บัส, ขนาดแรงดันไฟฟ้าและมุมของแรงดันไฟฟ้าของแอสลคบัส

## 2) ข้อมูลที่ต้องการจากการศึกษาโหลดโพล้ว

ข้อมูลที่ได้จากการศึกษาโหลดโพล้วมีมากมายขึ้นกับวัตถุประสงค์ของการศึกษาว่าต้องการคำนวณค่าอะไรบ้าง แต่ข้อมูลที่มีความสำคัญมากที่สุดที่ได้จากการศึกษาโหลดโพล้วได้แก่แรงดันไฟฟ้าบัส กระแส และกำลังไฟฟ้าในสายส่ง

### 2.6.4 พลังงานไฟฟ้าสูญเสียในส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้า [3]

จากการสำรวจและวิจัยตามโครงการ “วิจัยเพื่อลดกำลังสูญเสียในระบบไฟฟ้า” โดยศูนย์วิชาการแห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัยที่ทำการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ได้ทำการวิจัยหาค่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียโดยวิธีติดตั้งเครื่องวัดเพื่อตรวจวัดและเปรียบเทียบพลังงานไฟฟ้าที่ป้อนเข้า และออกจากสายป้อนและเปรียบเทียบกับวิธีการคำนวณ โดยใช้โปรแกรม โหลดโพล้ว เพื่อประเมินพลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้าของ กฟภ. เทียบกับหน่วยไฟฟ้าที่ซื้อจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิต (กฟผ.) สรุปได้ว่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียทางด้านเทคนิคที่เกิดในระบบของ กฟภ. จะอยู่ที่ประมาณ 3.34% โดยแยกออกเป็นส่วนต่างๆ โดยแสดงได้ตามตารางที่ 2.2

ตารางที่ 2.2 พลังงานสูญเสียในส่วนต่างๆ ของระบบไฟฟ้าของ กฟภ.

ระบบ	พลังงานไฟฟ้าสูญเสีย (%)
ระบบส่ง	1.24
หม้อแปลงกำลังในสถานีไฟฟ้า	0.26
ระบบจำหน่ายแรงสูง	1.62
ระบบจำหน่ายแรงต่ำ	0.22

ซึ่งเมื่อทำการพิจารณาเฉพาะในส่วนจากระบบจำหน่ายแรงสูงนั้น จะพบว่าพลังงานไฟฟ้าสูญเสียดังกล่าวจะเกิดมาจาก 2 ส่วนใหญ่ๆ คือ พลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในสายป้อนและพลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากหม้อแปลงระบบจำหน่าย ซึ่งจะมีค่าอยู่ที่ประมาณ 1.4-1.8 % ของพลังงานที่ป้อนเข้าสู่สายป้อน และปริมาณพลังงานไฟฟ้าสูญเสียดังกล่าวจะแยกเป็นพลังงานไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดในหม้อแปลงระบบจำหน่ายอยู่ในช่วงประมาณ 0.9-1.4 % และเป็นส่วนที่เกิดในสายป้อนอยู่ในช่วงประมาณ 0.3-0.5%

## บทที่ 3

# โครงข่ายประสาทเทียม

### 3.1 บทนำ

ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence – AI) หรือ ปัญญาของเครื่องจักร (Machine Intelligence) คือการศึกษาเกี่ยวกับความฉลาดของสิ่งมีชีวิต โดยเฉพาะมนุษย์ เพื่อที่จะสร้างความฉลาดเทียมให้กับสิ่งที่ไม่มีชีวิต เช่น หุ่นยนต์ เครื่องจักร และคอมพิวเตอร์ ขึ้นมาได้ โดยทั่วไปแล้วเรารู้กันว่าปัญญาประดิษฐ์เป็นสาขาหนึ่งของศาสตร์ด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ แต่นักวิทยาศาสตร์หลาย ๆ ท่านเชื่อว่าการศึกษานี้เมื่อมองให้ลึกซึ้งแล้ว ครอบคลุมกว้างไกลกว่าศาสตร์ด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ โดยได้โยงไปถึงสาขาอื่นๆ เช่น ปรัชญา จิตวิทยา และ ชีววิทยา เนื่องจากศาสตร์เหล่านี้ ได้มีการศึกษาเรื่องกระบวนการการคิด การให้เหตุผลหรือการอนุมานและการทำงานของสมองมานานแล้ว ซึ่งจริง ๆ แล้ว นับว่าความเชื่อนี้ถูกต้อง เนื่องจากแนวคิดหลาย ๆ อย่างในศาสตร์นี้ได้มาจากการปรับปรุงเพิ่มเติมจากศาสตร์อื่นๆ [18]

ในบทนี้จะกล่าวถึงเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียม(Artificial Neural Networks, ANNs) ซึ่งเป็นหนึ่งในสาขาของปัญญาประดิษฐ์ โดยเทคโนโลยีประเภทนี้จะเลียนแบบมาจากระบบประสาทของมนุษย์

ซึ่งปัจจุบันได้มีการประยุกต์นำเทคโนโลยีโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้งานในด้านต่าง ๆ มากมาย เช่น ทางด้านโทรคมนาคมได้นำมาใช้ในการบีบข้อมูลและภาพ (Image and Data Compression) ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto Pilot Aircraft) การแปลภาษาพูด (Real Time Translation of spoken language) การจดจำเสียง (Voice recognition) การจดจำภาพ (Image recognition) การจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) ซึ่งเครื่องมือและอุปกรณ์ต่าง ๆ ที่นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ช่วยวิเคราะห์นั้นจะมีความฉลาดมากขึ้น และมีระบบความคิดที่มีการทำงานในลักษณะคล้ายกับมนุษย์

โครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกพัฒนา ค้นคว้า วิจัยและนำไปใช้ในด้านต่าง ๆ มากขึ้น อาทิ วิทยาศาสตร์ด้านระบบประสาท , การเงินการธนาคาร , ด้านคณิตศาสตร์ , การแพทย์ , ระบบสื่อสาร รวมไปถึงงานทางด้านวิศวกรรมไฟฟ้าอีกด้วย จึงถือได้ว่า โครงข่ายประสาทเทียมเป็นศาสตร์แขนงหนึ่งที่มีความสนใจเป็นอย่างมากในช่วงเวลานี้ ดังแสดงในตารางที่ 3.1 โดยจะแสดงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน สามารถกล่าวได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมยังคงได้รับการพัฒนาทั้งด้านทฤษฎี การออกแบบการประยุกต์ อีกต่อไปในอนาคต

ตารางที่ 3.1 แสดงการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบัน [19]

	Fault Diagnosis	Fraud Detection	Forecasting	Signal/Image Processing	Pattern detection in databases
Manufacturing	X	X			
Retailing		X	X		X
Finance and Insurance		X	X		X
engineering	X			X	
Production Control	X		X		
Sale & Marketing			X		X

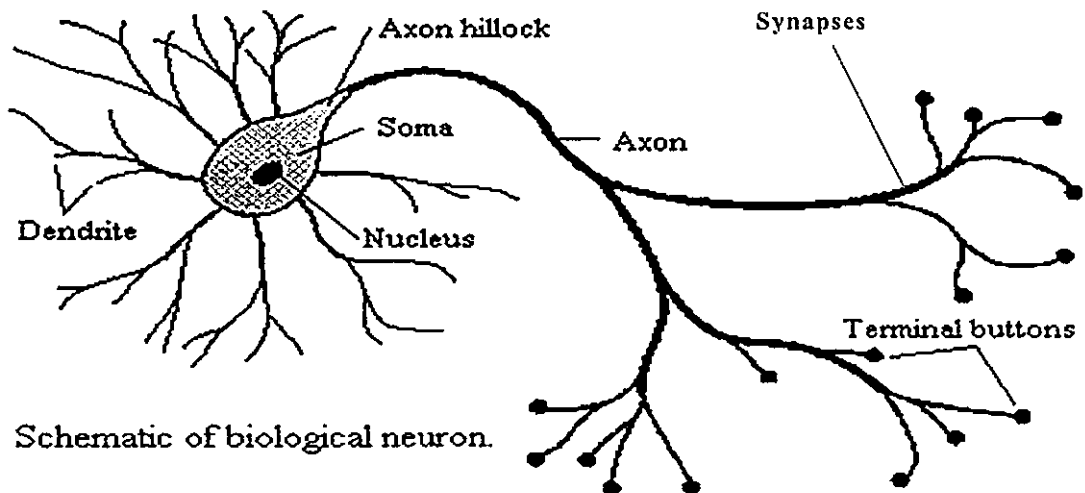
ในงานด้านไฟฟ้ากำลังนั้นได้นำวิจัยด้านไฟฟ้ากำลังหลายท่านได้นำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ในแก้ปัญหาเกี่ยวกับไฟฟ้ากำลัง เช่น การแก้ปัญหาโหลดไหล (Load flow) , การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า (Load forecasting) และปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (Economics load dispatch) เป็นต้น ในบทนี้เป็นการอธิบายหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกล่าวถึงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม , ชนิดของหลักการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม รวมไปถึงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่าง ๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการวิจัย

### 3.2 แรงจูงใจจากระบบชีววิทยา (Biological Motivation) [20]

โครงข่ายประสาทเทียมเป็น โมเดลทางคณิตศาสตร์ที่มีวิธีการประมวลผลข้อมูลที่ถูกพัฒนาโดยอาศัยหลักการทำงานของโครงข่ายประสาทชีววิทยาของมนุษย์ ซึ่งประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทหรือนิวรอน (neurons) และจุดประสาท หรือ ซินแนปส์ (synapses) โดยโครงข่ายที่จำลองขึ้นมาจะมีความซับซ้อนและมีการเชื่อมต่อกันในแต่ละหน่วย ซึ่งแต่ละหน่วยจะมีการรับค่าข้อมูลเข้ามาทำการประมวลผลหลังจากนั้นก็ส่งข้อมูลออกไปยังหน่วยอื่นต่อไป อันเป็นการเลียนแบบระบบประสาทที่มีการเชื่อมต่อกันระหว่างเซลล์ประสาทเข้าไว้ด้วยกัน และมีความสามารถที่จะเรียนรู้ได้ โดยโครงข่ายจำลองจะมีการเรียนรู้โดยเก็บความรู้เหล่านั้นไว้ในโครงข่ายด้วยค่า weight และค่า bias โดยค่าเหล่านี้จะสามารถปรับเปลี่ยนได้เมื่อมีการเรียนรู้สิ่งใหม่

องค์ประกอบพื้นฐานของสมองมนุษย์คือ นิวรอน (Neurons) คือกลุ่มของเซลล์ประสาทที่ทำหน้าที่ในการจดจำ คิด นำความรู้ และประสบการณ์ที่บันทึกไว้ในสมองมาใช้ในการ

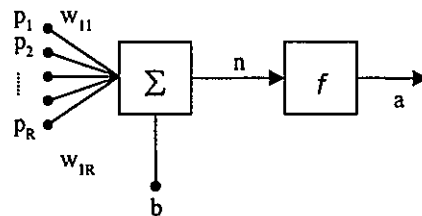
ตัดสินใจในชีวิตประจำวัน แต่ละนิวรอนอาจเชื่อมต่อกับนิวรอนอื่น ๆ มากถึง 200,000 นิวรอน พลังสมองของมนุษย์เกิดจากนิวรอนจำนวนมากและระบบการเชื่อมต่อแบบซับซ้อนของนิวรอนจำนวนมาก ในแต่ละนิวรอนจะประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า "เดนไดรต์" (Dendrite) ซึ่งเป็นอินพุตและปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า "แอกซอน" (Axon) ซึ่งเป็นเหมือนเอาต์พุต ของเซลล์ โดยเซลล์เหล่านี้จะทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ตามโมเดลนี้ขบวนการประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาท จนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน โดยกระแสประสาทจะถูกส่งผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปสู่อีกนิวรอนหนึ่งโดยผ่านไซแนปส์ เมื่อกระแสประสาทผ่านเข้ามายังไซแนปส์ สารเคมีในไซแนปส์จะมีผลต่อกระแสประสาทในการกระตุ้นกระแสประสาทให้มีขนาดเพิ่มขึ้น หรืออาจจะยับยั้งให้กระแสประสาทมีขนาดเล็กลง เปรียบกับโครงข่ายประสาทเทียมคือการที่สัญญาณอินพุตถูกถ่วงน้ำหนักให้มีค่ามากขึ้นหรือลดลง เมื่อผ่านออกจากไซแนปส์ กระแสประสาททั้งหมดจะถูกรวมเข้าด้วยกัน หากผลรวมของกระแสประสาทมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับค่า Threshold ของนิวรอน ลำดับถัดไป กระแสประสาทดังกล่าวก็จะสามารถไหลผ่านเข้าไปในนิวรอนนั้นได้ แต่หากผลรวมของกระแสประสาทนั้นมีค่าน้อยกว่าค่า Threshold กระแสประสาทก็จะถูกยับยั้งไม่ให้ผ่านเข้าไปในนิวรอนถัดไปได้



รูปที่ 3.1 โครงสร้างของนิวรอน

### 3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [21-22]

จากที่กล่าวในหัวข้อที่ผ่านมาเป็นระบบการทำงานของนิวรอนในระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียมก็จะจำลองการทำงานของนิวรอนในระบบประสาทมนุษย์มา เช่นเดียวกัน ซึ่งนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะมีโครงสร้างการทำงานที่ง่ายกว่านิวรอนในสมองมนุษย์อยู่มาก โดยแต่ละนิวรอนจะมีค่าอินพุตป้อนเข้าคือ ค่าข้อมูล ค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอส ซึ่งรูปที่ 3.2 จะแสดงโครงสร้างการทำงานของนิวรอนจำนวน 1 นิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 3.2 โครงสร้างของนิวรอนในโครงข่ายประสาทเทียม [22]

จากรูปที่ 3.2 เราสามารถเขียนค่าเอาต์พุตที่ออกมาจากนิวรอนแทนได้ตามสมการดังนี้

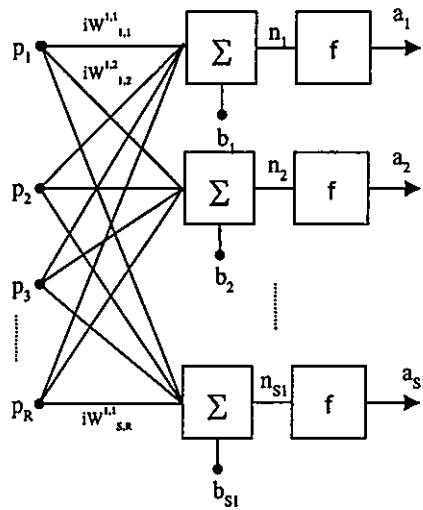
$$a = f(w * p + b) \quad (3.1)$$

เมื่อ	$p_1, p_2, p_3, \dots, p_R$	เป็นค่าอินพุตของหน่วยประสาทเทียม
	$w_{11}, \dots, w_{1R}$	เป็นค่าถ่วงน้ำหนักของข้อมูลเข้าหน่วยประสาทเทียม
	$b$	เป็นค่าไบแอสของหน่วยประสาทเทียม
	$f$	เป็นฟังก์ชันการถ่ายโอน (transfer function)
	$a$	เป็นผลลัพธ์ของหน่วยประสาทเทียม

เมื่อเปรียบเทียบกับระบบประสาทชีวภาพจะเห็นว่าในส่วนที่เป็นชั้นอินพุตเลเยอร์จะเปรียบได้กับเดนไดรท์ ข้อมูลอินพุตคือกระแสประสาทที่เข้าไปยังนิวรอน ค่าถ่วงน้ำหนักจะเหมือนกับไซแนปส์ที่ทำการถ่วงน้ำหนักให้กับค่าอินพุตที่เข้าสู่ นิวรอน ชั้นเอาต์พุตเลเยอร์คือแอกซอน และเอาต์พุตที่ออกจากนิวรอนคือกระแสประสาทที่ออกจากนิวรอน

### 3.3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network)

เมื่อนำเอานิวรอนมาต่อหลายๆ นิวรอนเข้าด้วยกันให้เกิดเป็นลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่าเลเยอร์ (Layer) ก็จะสามารถสร้างโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นมาได้ โดยนิวรอนที่อยู่ในเลเยอร์เดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อถึงกัน โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวจะประกอบไปด้วยอินพุทเลเยอร์ และเอาต์พุทเลเยอร์ ซึ่งอินพุทเลเยอร์นั้นเราจะไม่นับเป็น 1 ชั้น เนื่องจากเป็นเลเยอร์ที่ไม่มี การประมวลผลใด ๆ โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวนี้ จะมีความสามารถในการคำนวณที่ค่อนข้างน้อย แต่เวลาที่ใช้ในการคำนวณนั้นจะเร็ว รูปของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวนี้จะแสดงได้ตามรูปที่ 3.3

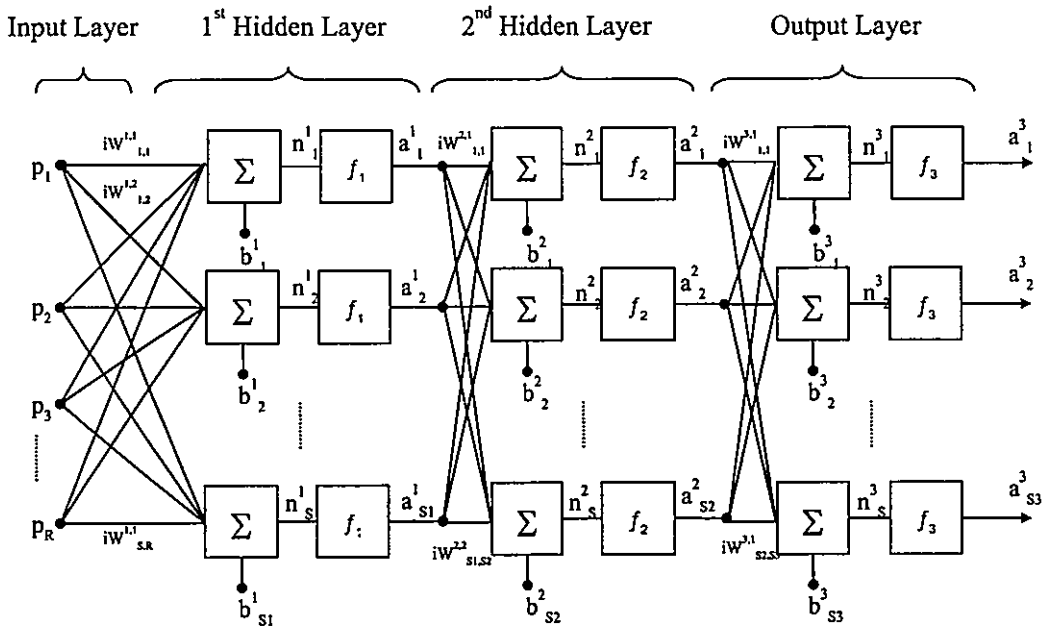


รูปที่ 3.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว [22]

### 3.3.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบนี้มีชั้นที่เพิ่มขึ้นมาจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวที่มีแต่อินพุทเลเยอร์ เอาต์พุทเลเยอร์ นั่นคือจะมีชั้นซ่อน (Hidden Layer) เพิ่มขึ้นมา โดยชั้นซ่อนนี้อาจจะมีได้ตั้งแต่ 1 ชั้นขึ้นไป ขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหาที่นำมาให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการวิเคราะห์ แต่โดยทั่วไปแล้วชั้นซ่อนนี้มักจะมีไม่เกิน 2 ชั้น เนื่องจากจะทำให้เวลาที่ใช้ในการคำนวณนานขึ้น เพราะถ้าจำนวนชั้นซ่อนมาก เวลาที่ใช้ในการคำนวณก็จะมากตามไปด้วย

รูปที่ 3.4 จะแสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะประกอบไปด้วย 4 เลเยอร์ คือ อินพุทเลเยอร์ เอาต์พุทเลเยอร์ และชั้นซ่อนจำนวน 2 เลเยอร์



รูปที่ 3.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน [22]

จากรูปจะแสดงสมการได้คือ

$$a^1 = f^1(p * IW^{1,1} + b^1) \quad (3.2)$$

$$a^2 = f^2(a^1 * LW^{2,1} + b^2) \quad (3.3)$$

$$a^3 = f^3(a^2 * LW^{3,2} + b^3) \quad (3.4)$$

$$a^3 = f^3(f^2(f^1(p * IW^{1,1} + b^1) * LW^{2,1} + b^2) * LW^{3,2} + b^3) \quad (3.5)$$

โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นนี้จะมีความสามารถในการคำนวณที่มากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว แต่ว่าเวลาในการคำนวณนั้นก็ใช้เวลาานกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

### 3.4 ชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม [22-23]

โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 ประเภทหลักๆ ตามลักษณะการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่

1) โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบ Supervised Learning ตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ เช่น

- Feed Forward Neural Networks
- Radial Basis Neural Networks

2) โครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบ Unsupervised Learning ตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ เช่น

- Kohonen Neural Networks
- Hopfield Neural Networks

### 3.4.1 การเรียนรู้แบบ Supervised Learning

เป็นการเรียนรู้แบบที่มีการตรวจคำตอบเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมปรับตัว โดยชุดข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมีคำตอบไว้คอยตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมให้คำตอบที่ถูกต้องหรือไม่ ถ้าตอบไม่ถูกต้อง ก็จะนำค่าผิดพลาดที่ได้จากความแตกต่างของเอาต์พุตจากโครงข่ายประสาทเทียมและเอาต์พุตของชุดฝึกสอนป้อนกลับไปเข้าไปเพื่อให้คำนวณหาค่าถ่วงน้ำหนักใหม่ โครงข่ายประสาทเทียมก็จะสามารถปรับตัวเองเพื่อให้ได้คำตอบที่ดีขึ้นได้

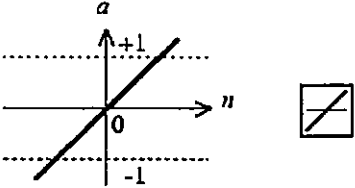
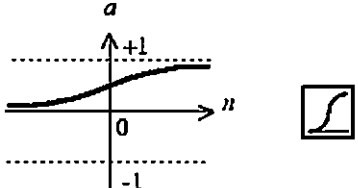
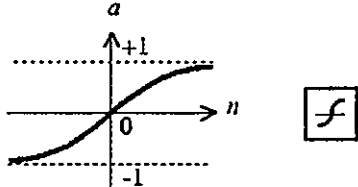
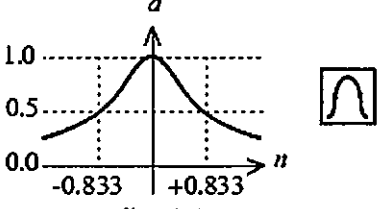
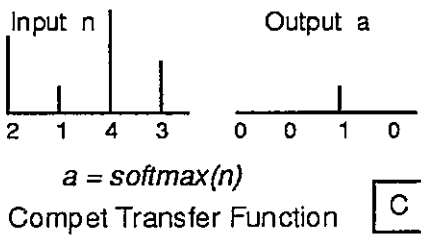
### 3.4.2 การเรียนรู้แบบ Unsupervised Learning

การเรียนรู้แบบ Unsupervised Neural Network หรือบางครั้งเรียกว่า Self-supervised Learning เป็นการเรียนรู้แบบไม่มีการตรวจคำตอบว่าถูกหรือผิด โครงข่ายประสาทเทียมจะจัดเรียงโครงสร้างด้วยตัวเองตามลักษณะของข้อมูลและผลลัพธ์ที่ได้ การปรับค่าถ่วงน้ำหนักนั้นจะทำการวิเคราะห์ด้วยตัวของมันเองโดยไม่ต้องอาศัยปัจจัยภายนอก โครงข่ายประสาทเทียมจะดูแนวโน้มจากสัญญาณของอินพุต และทำการปรับปรุงตามฟังก์ชันของโครงข่าย

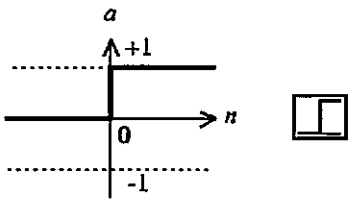
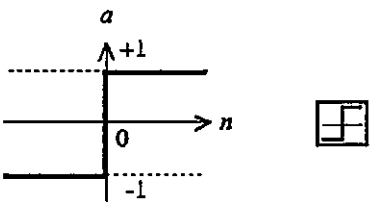
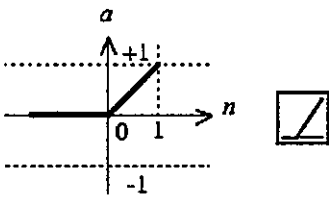
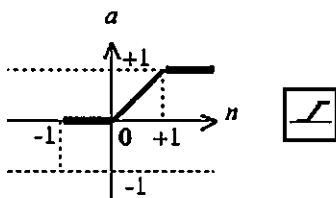
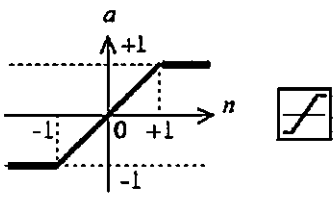
## 3.5 ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function)

จากรูปที่ 3.3 จะเห็นได้ว่าความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุตของนิวรอนจะขึ้นอยู่กับฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) หรือบางครั้งเรียกว่าฟังก์ชันการกระตุ้น (Activation Function) โดยผลบวกของอินพุตกับค่าถ่วงน้ำหนักจะกลายเป็นอินพุตของฟังก์ชันการถ่ายโอน ซึ่งจะตัวบ่งชี้ค่าเอาต์พุตที่ออกจากนิวรอนแต่ละตัว ฟังก์ชันการถ่ายโอนจะทำหน้าเป็นตัวจำกัดขอบเขตของเอาต์พุต ถ้าหากไม่มีฟังก์ชันการถ่ายโอนแล้วก็จะเป็นการยากในการแสดงค่าเอาต์พุตออกมาจากนิวรอน โดยตารางที่ 3.2 จะแสดงถึงฟังก์ชันการถ่ายโอนที่เป็นที่นิยมใช้ในงานโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 3.2 ฟังก์ชันการถ่ายโอนในโครงข่ายประสาทเทียม

ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	สมการฟังก์ชันการถ่ายโอน
 <p><math>a = \text{purelin}(n)</math> Linear Transfer Function</p>	$a(n) = n$
 <p><math>a = \text{logsig}(n)</math> Log-Sigmoid Transfer Function</p>	$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}}$
 <p><math>a = \text{tansig}(n)</math> Tan-Sigmoid Transfer Function</p>	$a(n) = \frac{1 - e^{(-n)}}{1 + e^{(-n)}}$
 <p><math>a = \text{radbas}(n)</math> Radial Basis Function</p>	$a(n) = e^{-n^2}$
 <p><math>a = \text{softmax}(n)</math> Compet Transfer Function</p>	$a(n_i) = \begin{cases} 1; & i = i^* \\ 0; & i \neq i^* \end{cases}$

ตารางที่ 3.2 (ต่อ)

ชนิดฟังก์ชันการถ่ายโอน	สมการฟังก์ชันการถ่ายโอน
 <p><math>a = \text{hardlim}(n)</math></p> <p>Hard-Limit Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} 1; & n \geq 0 \\ 0; & n < 0 \end{cases}$
 <p><math>a = \text{hardlims}(n)</math></p> <p>Symmetric Hard-Limit Trans. Funct.</p>	$a(n) = \begin{cases} 1; & n \geq 0 \\ -1; & n < 0 \end{cases}$
 <p><math>a = \text{poslin}(n)</math></p> <p>Positive Linear Transfer Funct.</p>	$a(n) = \begin{cases} n; & n \geq 0 \\ 0; & n < 0 \end{cases}$
 <p><math>a = \text{satlin}(n)</math></p> <p>Satlin Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} 0; & n \leq 0 \\ n; & 0 \leq n \leq 1 \\ 1; & 1 \leq n \end{cases}$
 <p><math>a = \text{satlins}(n)</math></p> <p>Satlins Transfer Function</p>	$a(n) = \begin{cases} -1; & n \leq -1 \\ n; & -1 \leq n \leq 1 \\ 1; & 1 \leq n \end{cases}$

### 3.6 การเลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม [24]

เนื่องจากปัจจุบันมีโครงข่ายประสาทเทียมหลายแบบมาก และปัจจุบันก็ยังไม่มียุทธวิธีในการเลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นการเลือกใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมให้เหมาะสมกับปัญหาก็เป็นไปได้ค่อนข้างยาก ตารางที่ 3.3 จะเป็นแนวทางแนะนำว่าควรใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับงานประเภทไหน

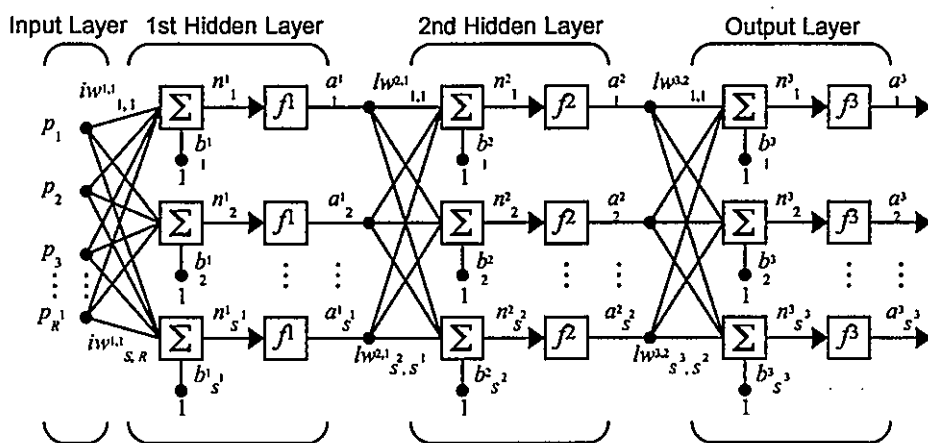
ตารางที่ 3.3 แนวทางการเลือกโครงข่ายแต่ละประเภท [24]

ประเภทของงาน	โครงข่าย
Prediction	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Feedforward Back-propagation</li> <li>- Delta Bar Delta</li> <li>- Extended Delta Bar Delta</li> <li>- Directed Random Search</li> <li>- Higher-order Neural Networks</li> <li>- Self Organizing Map into Back-propagation</li> </ul>
Classification	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Learning Vector Quantization</li> <li>- Counter-propagation Network</li> <li>- Probabilistic Neural Network</li> </ul>
Data association	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Hopfield Network</li> <li>- Boltzmann Machine</li> <li>- Hamming Network</li> <li>- Bidirectional Associative Memory</li> <li>- Spatio-Temporal Pattern Recognition</li> </ul>
Data conceptualization	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Adaptive Resonance Network</li> <li>- Self Organizing Map</li> </ul>
Data filtering	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Recirculation</li> </ul>

ตารางที่ 3.3 จะเป็นเพียงแค่แนวแนะนำทางในการเลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับงานประเภทต่างๆ เท่านั้น ซึ่งในการปฏิบัติงานจริงอาจจะไม่เป็นไปตามตารางดังกล่าวก็ได้ อย่างเช่นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed forward Back-propagation จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่เป็นที่นิยมและสามารถใช้ได้ดีในงานหลายประเภทนอกเหนือจากการทำนายค่า

### 3.7 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network [25]

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network นั้นมีโครงสร้างเป็นแบบโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Multi Layer Neural Networks) ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นอินพุต (Input Layer) , ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับนี้จะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Linear Transfer Function , Log – Sigmoid Transfer Function และ Tan – Sigmoid Transfer Function ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มีชั้นซ่อน 1 ชั้นและโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น



รูปที่ 3.5 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-Propagation Neural Networks ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น

จากรูปที่ 3.5 จะแสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น โดยในรูปที่ 3.5 ในชั้นอินพุตจะมีจำนวนอินพุตทั้งหมด  $R$  ชุด จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ  $S^1$  และ  $S^2$  ชุดตามลำดับ และมีเอาต์พุต  $S^3$  ชุด สมาชิกของอินพุตเวกเตอร์  $P$  แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนในชั้นซ่อน ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $w^1$  (Input Weight :  $iw^{1,1}$ ) จากนั้นก็จะทำการรวมกับค่าไบอัส (Bias :  $b^1$ ) แล้วจึงนำไปผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนเพื่อแปลงข้อมูลให้เป็นผลลัพธ์ ซึ่งจะได้เวกเตอร์  $a^1$  ออกมา โดยเวกเตอร์  $a^1$  เป็นผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 1 ก็จะไปเป็นอินพุตให้กับชั้นซ่อนที่ 2 โดยเวกเตอร์  $a^1$  ก็จะถูกเชื่อมต่อเข้ากับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w^2$  (Layer Weight :  $lw^{2,1}$ ) และนำไปรวมกับค่าไบอัส (Bias :  $b^2$ ) แล้วนำไปผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนเพื่อแปลงข้อมูลให้เป็นผลลัพธ์ ซึ่งจะได้เวกเตอร์  $a^2$  ออกมา โดยเวกเตอร์  $a^2$  ก็จะไปเป็นอินพุตให้กับชั้นเอาต์พุต ซึ่งจะถูกเชื่อมต่อเข้ากับค่าถ่วงน้ำหนัก  $w^3$  (Layer Weight :  $lw^{3,1}$ ) จากนั้นก็จะทำการรวมกับค่าไบอัส (Bias :  $b^3$ ) แล้ว

นำไปผ่านฟังก์ชันการถ่ายโอนเพื่อหาผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยผลลัพธ์สุดท้ายก็คือเวกเตอร์  $a^3$

โดยเอาที่พู่ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network สามารถหาได้จากสมการ

$$a^3 = f^3(f^2(f^1(p * IW^{1,1} + b^1) * LW^{2,1} + b^2) * LW^{3,2} + b^3) \quad (3.6)$$

โดยขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network นั้นมีวิธีการอยู่หลายวิธีด้วยกันแต่วิธีที่นิยมใช้สำหรับทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสนั้น ได้แก่ Lavenberg-Marquardt Algorithm เนื่องจากมีขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบอัสที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยมีขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสดังนี้

$$X_{k+1} = X_k + \Delta X = X_k + J^T \cdot J + \mu I^{-1} \cdot g \quad (3.7)$$

$$g = J^T \cdot e \quad (3.8)$$

โดยที่  $x$  คือค่า Weight และ Bias

$J$  คือ Jacobian matrix ของอนุพันธ์ของค่าผิดพลาดแต่ละค่า ต่อค่า  $X$

$J^T$  คือ Transpose matrix ของ  $J$

$g$  คือ Gradient Factor

$e$  คือ เมทริกซ์ของค่าผิดพลาด (Error) ระหว่างค่าตอบกับค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมคำนวณได้

$I$  คือ Identity matrix

$\mu$  คือ Mu factor หรือ Learning factor

จาโคเบียนเมทริกซ์ของค่าถ่วงน้ำหนัก ( $w$ ) แสดงได้ตามสมการที่ 3.9

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s,2}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s,2}} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,1}} & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,2}} & \dots & \frac{\partial e_s}{\partial w_{s,s,2}} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

จาโคเบียนเมตริกซ์ของค่าไบแอส (b) แสดงได้ตามสมการที่ 3.10

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_{s3}}{\partial b_{s3}} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

เมตริกซ์ของค่าผิดพลาดแสดงได้ตามสมการที่ 3.11

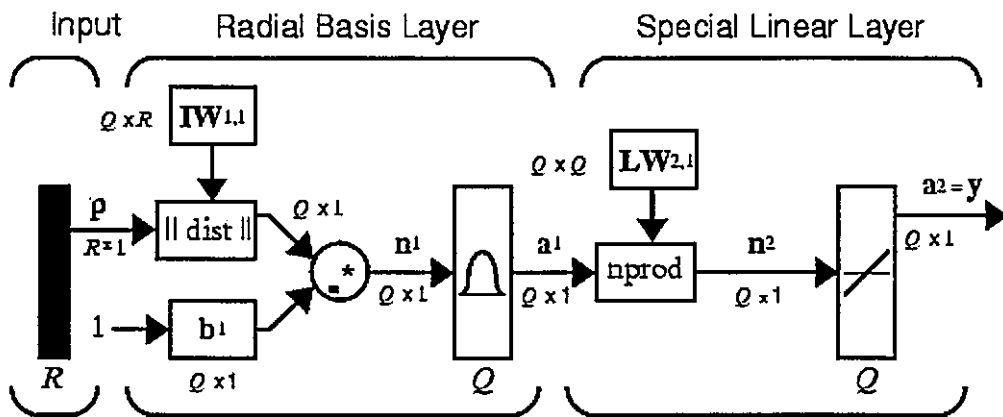
$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{s3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ t_{s3}^3 - a_{s3}^3 \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation นั้นจะมีจำนวนนิวรอนในชั้นอินพุทและชั้นเอาต์พุทเท่ากับจำนวนอินพุทและเอาต์พุทของปัญหาที่กำลังศึกษา ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นสามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความเหมาะสมและไม่มีจำนวนที่เป็นสูตรสำเร็จ ดังนั้นในการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสม ซึ่งจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นมีผลต่อระยะเวลาในการฝึกสอนด้วย นั่นคือถ้ามีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมาก เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็จะมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยกว่า เมื่อฝึกสอนด้วยเงื่อนไขเดียวกัน แต่อย่างไรก็ตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่มากก็ไม่ได้เป็นตัวบ่งบอกว่าโครงข่ายจะมีประสิทธิภาพมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่น้อยกว่า ซึ่งต้องทำการลองปรับเปลี่ยนดูเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสมที่สุด

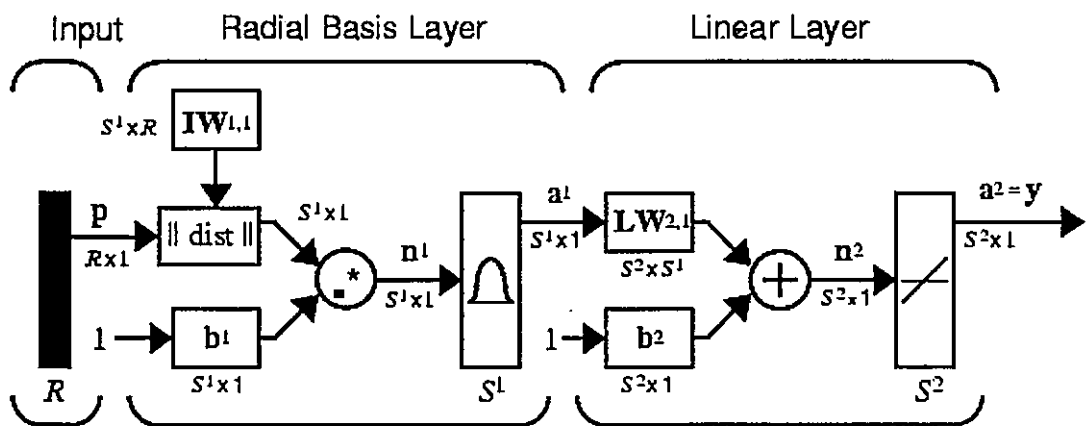
### 3.8 โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network [25]

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network (GRNN) นั้นจะประกอบไปด้วยชั้นของนิวรอนทั้งหมด 3 ชั้น คือ ชั้นอินพุท (Input Layer), ชั้นซ่อนหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นฐานรัศมี (Radial Basis Layer) และชั้นเอาต์พุทหรือบางครั้งเรียกว่าชั้นเชิงเส้นพิเศษ (Special Linear Layer)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีลักษณะคล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี (Radial Basis Function Neural Networks, RBF) ซึ่งลักษณะโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสองแบบนี้จะมีลักษณะโครงสร้างที่คล้ายกันมาก ดังรูปที่ 3.6 และรูปที่ 3.7 โดยในรูปที่ 3.6 จะเป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression และรูปที่ 3.7 เป็นโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี



รูปที่ 3.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression



รูปที่ 3.7 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมี

จากรูปที่ 3.6 และ 3.7 นั้นจะเห็นว่าในชั้นซ่อนหรือชั้น Radial Basis Layer นั้นจะมีลักษณะโครงสร้างที่เหมือนกัน นั่นคือมีทั้งค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส แต่ในชั้นเอาต์พุตนั้นจะมีจุดที่แตกต่างกันระหว่างโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 ชนิดนั่นคือ ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีนั้นจะมีทั้งค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัส ในขณะที่โครงข่าย

ประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะมีเพียงค่าถ่วงน้ำหนักเพียงค่าเดียว และการหาค่า  $n^2$  ของทั้งสองโครงข่ายประสาทเทียมนั้นก็ใช้สมการที่ใช้ในการหาค่า  $n^2$  ที่ต่างกันด้วยเช่นกัน นั่นคือ

โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะหาค่า  $n^2$  จากสมการ

$$n^2 = (LW^{2,i} * a^1) / \text{sum}(a^1) \quad (3.12)$$

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีจะหาค่า  $n^2$  จากสมการ

$$n^2 = b^2 + (LW^{2,i} * a^1) \quad (3.13)$$

ฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function ในชั้นฐานรัศมี และในชั้นเอาต์พุตนั้นจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนชนิด Linear

จากรูปที่ 3.6 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression จะมีอินพุต  $R$  จุด , นิวรอนในชั้นฐานรัศมี  $Q$  จุด และมีนิวรอนในชั้นเอาต์พุต  $Q$  จุด สมาชิกของอินพุตเวกเตอร์  $P$  แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Input weight ,  $IW^{1,i}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $Q \times R$  และเวกเตอร์  $a^1$  จะเป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด  $Q$  ก็จะไปเป็นอินพุตของชั้นเอาต์พุต สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์  $a^1$  ก็จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุตด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Layer weight ,  $LW^{2,i}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $Q \times Q$  และเวกเตอร์  $a^2$  จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีขนาด  $Q$

### 3.9 การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมกับระบบไฟฟ้ากำลัง [26-27]

ระบบไฟฟ้าในปัจจุบันเป็นระบบที่มีความต้องการคุณภาพของไฟฟ้าเพิ่มสูงขึ้น และผู้ใช้ไฟฟ้าในปัจจุบันก็ต้องการระบบไฟฟ้าที่สามารถจ่ายพลังงานไฟฟ้าได้อย่างมั่นคงและมีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้นเช่นกัน ดังนั้นระบบไฟฟ้าในปัจจุบันจึงมีการพัฒนาในด้านต่างๆ เพิ่มมากขึ้น แต่ในขณะเดียวกันก็ทำให้ระบบมีความซับซ้อนเพิ่มมากขึ้นด้วย จึงทำให้การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้า การควบคุม การตรวจวัด และการวางแผนในระบบไฟฟ้ากำลังทำได้ยากขึ้น

จากความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมจะช่วยให้วิศวกรด้านไฟฟ้ากำลังสามารถแก้ไขและวิเคราะห์ปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้นในระบบไฟฟ้าได้อย่างรวดเร็วและมีศักยภาพเพิ่มขึ้น โครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกฝึกสอนมาอย่างดีจะสามารถจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลต่างๆ ได้ดี สามารถทำนายค่าต่างได้ในเวลาที่รวดเร็วและมีประสิทธิภาพ

ด้วยความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมทำให้มีนักวิจัยพยายามที่จะประยุกต์โครงข่ายประสาทเทียมเข้าใช้กับงานด้านระบบไฟฟ้ากำลังในหลายๆ ด้าน รวมถึงงานวิศวกรรมด้านอื่นด้วย ซึ่งโครงข่ายที่นิยมใช้สำหรับงานด้านวิศวกรรมนั้นได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation โดยตารางที่ 3.4 แสดงตัวอย่างในงานวิศวกรรมไฟฟ้าด้านต่างๆ ที่มีการนำโครงข่ายประสาทเทียมไปประยุกต์ใช้งาน

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในงานวิศวกรรมไฟฟ้า [26]

ประเภทของงาน	สาขาของงาน
Prediction & Control	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Transient stability</li> <li>- Steady-state stability</li> <li>- Load Forecasting</li> <li>- Synchronous machine modeling</li> <li>- Dynamic load modeling</li> <li>- Reactive power control</li> </ul>
Identification	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Harmonic source and load</li> <li>- Fault diagnosis</li> <li>- Protection</li> </ul>
Classification	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Contingency analysis</li> <li>- Alarm processing</li> </ul>
Optimization	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Network topological observability</li> <li>- Unit commitment</li> <li>- Economic dispatch</li> <li>- Maintenance scheduling</li> <li>- Optimal power flow</li> <li>- Generation expansion</li> </ul>

## บทที่ 4

### วิธีการทดลอง

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการทดลองใช้งาน โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบจำหน่าย [28-29] โดยโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกเลือกใช้เพื่อทดลองวัดประสิทธิภาพในวิทยานิพนธ์นี้คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network โดยใช้เครื่องมือในงานทดลองคือ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB Version 6.5 [25]

การทดลองในครั้งนี้สามารถแบ่งขั้นตอนการทดลองออกได้เป็น 3 ขั้นตอนใหญ่ๆ ได้แก่

- 1) การเตรียมข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ
- 2) การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks
- 3) การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural

Network

#### 4.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับเป็นชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ

จากสมการที่ 2.1 และหัวข้อที่ 2.5 แสดงถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน ดังนั้นการเตรียมข้อมูลเพื่อใช้สำหรับเป็นชุดทดสอบจึงต้องคำนึงถึงปัจจัยดังกล่าว

##### 4.1.1 การเลือกระบบทดสอบ

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเลือกสายป้อนจำนวน 3 สายป้อน เพื่อใช้เป็นระบบทดสอบ โดยแนวทางในการเลือกสายป้อนมีดังนี้

- เป็นสายป้อนที่มีระบบคอมพิวเตอร์ควบคุมสถานีไฟฟ้า (Computer-Based Substation Control System : CSCS) เพื่อสามารถทราบข้อมูลโหลด (Load Report) ของสายป้อนที่ถูกบันทึกจากระบบ CSCS ได้ ซึ่งระบบ CSCS นี้จะบันทึกค่ากำลังไฟฟ้าจริง กำลังไฟฟารีแอกทีฟ ค่าตัวประกอบกำลัง แรงดันไฟฟ้า และกระแสไฟฟ้า ของสายป้อนที่สถานีไฟฟ้าทุกๆ 15 นาที

- เป็นสายป้อนที่มีข้อมูลในระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (Geographic Information System, GIS) ครบถ้วน ซึ่งระบบ GIS จะทำให้เราสามารถทราบค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ของสายป้อน รวมถึงรูปแบบการจัดวางสายป้อน

- เป็นสายป้อนที่มีลักษณะของผู้ใช้ไฟที่แตกต่างกัน เพื่อตรวจสอบว่าโครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้งานกับสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟทุกลักษณะได้หรือไม่

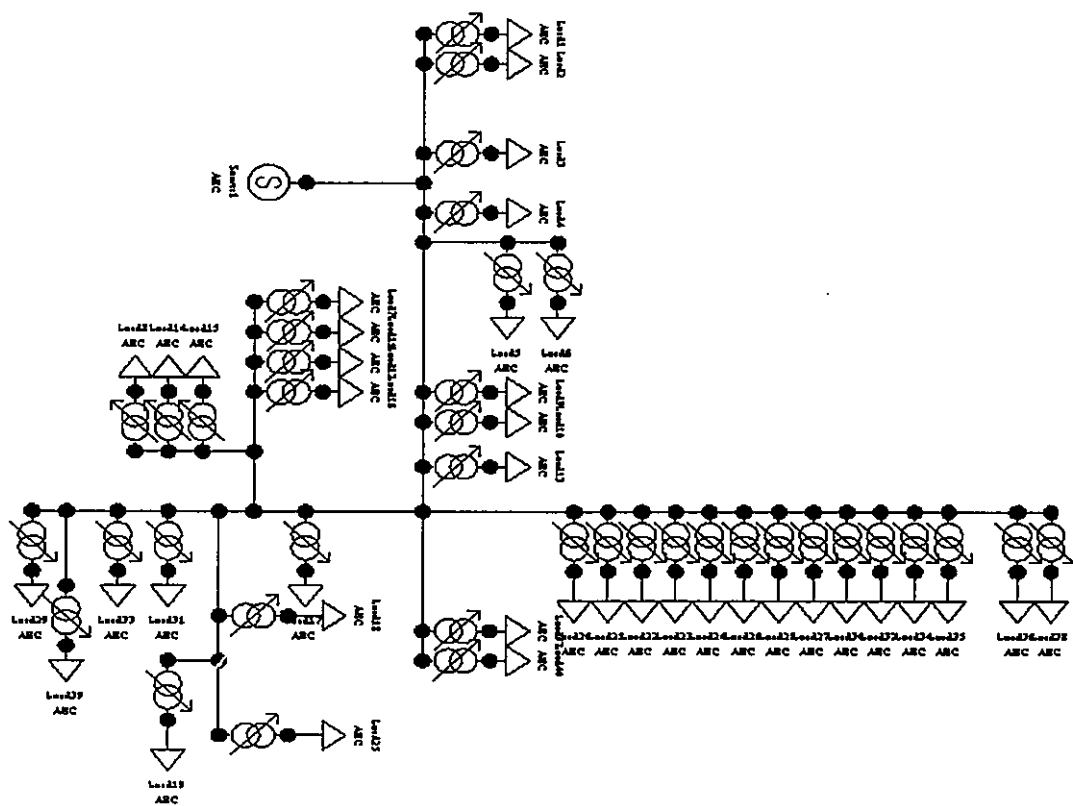
จากการพิจารณาตามแนวทางดังกล่าวข้างต้น จึงได้เลือกสายป้อน 3 สายป้อนจาก 2 สถานีไฟฟ้าดังนี้

1) สายป้อนที่ 6 ของสถานีไฟฟ้าระยอง 3 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่จ่ายไฟให้กับผู้ใช้ไฟแบบอุตสาหกรรม

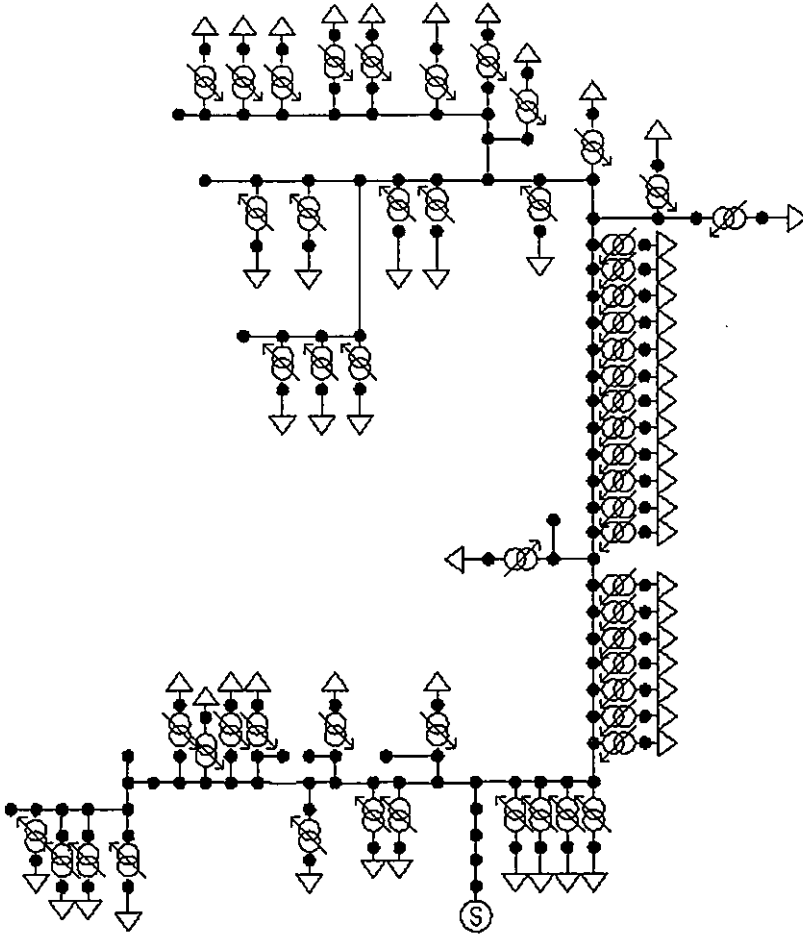
2) สายป้อนที่ 4 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟในเขตชนบท

3) สายป้อนที่ 8 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 เป็นตัวแทนของสายป้อนที่มีผู้ใช้ไฟในเขตเทศบาลตำบล

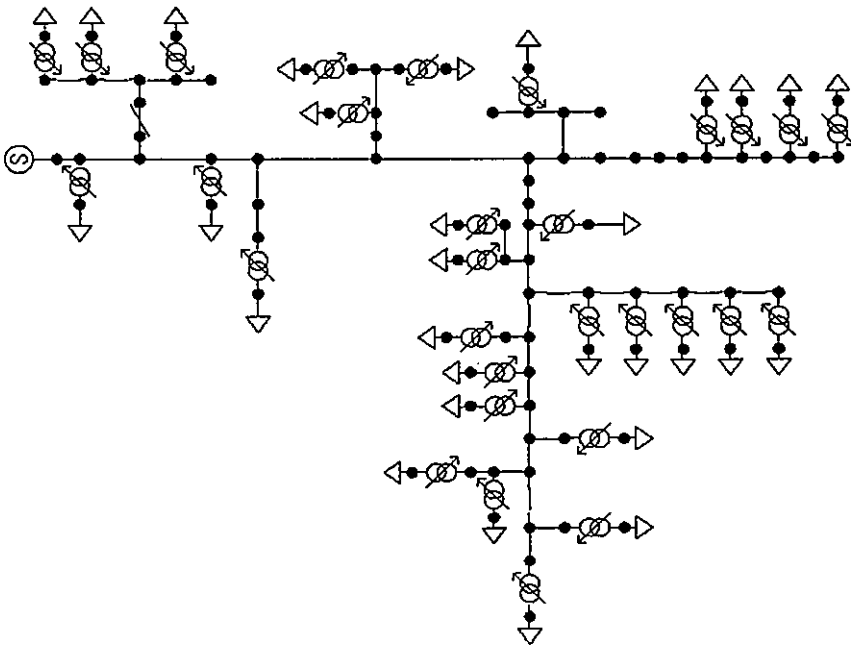
รูปที่ 4.1, 4.2 และ 4.3 แสดง Single Line Diagram ของสถานีไฟฟ้าทั้งสามตามลำดับ โดยข้อมูลและพารามิเตอร์ต่างๆ ของสายป้อนจะถูกแสดงไว้ในภาคผนวก ก



รูปที่ 4.1 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3



รูปที่ 4.2 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1



รูปที่ 4.3 Single Line Diagram ของสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

#### 4.1.2 การเลือกข้อมูลอินพุท

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกชุดอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมโดยเลือกจากข้อมูลอะไรที่มีความสัมพันธ์กับการเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนคั้งที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 2 และข้อมูลนั้นจะต้องเป็นข้อมูลที่จำเป็นต้องป้อนให้กับโปรแกรม PSS/ADEPT เพื่อใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย จากการศึกษาก็ได้ทำการเลือกค่าแรงดันไฟฟ้าของสายป้อนที่ตำแหน่งสถานีไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าจริงที่ถูกจ่ายออกจากสถานี และค่าตัวประกอบกำลังที่สถานีไฟฟ้า เป็นข้อมูลอินพุท โดยข้อมูลเหล่านี้จะได้อาจจากระบบ CSCS ของสถานีไฟฟ้า ซึ่งจะทำการสุ่มตัวอย่างมา 65 ชุดตัวอย่างสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยะของ 3 และ 60 ชุดตัวอย่าง สำหรับสายป้อนที่ 4 และ 8 ของสถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยชุดตัวอย่างทั้งหมดจะถูกสุ่มค่ามาจากทุกเดือน เดือนละจำนวนเท่าๆ กันเพื่อเป็นการกระจายข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนในขอบเขตที่เราทำการศึกษา และในค่าที่ถูกสุ่มมานั้นจะต้องมีค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุดในแต่ละเดือนรวมอยู่ด้วย เนื่องจากค่าทั้งสองนี้จะเป็นขอบเขตของข้อมูล ข้อมูลที่ถูกสุ่มมาเหล่านี้จะถูกใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นค่าเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียม และใช้เป็นข้อมูลสำหรับการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมต่อไป ซึ่งค่าของชุดตัวอย่างจะดูได้จากภาคผนวก ข

#### 4.1.3 การเตรียมข้อมูลเอาต์พุท

เอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์นี้คือค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อน โดยค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียนี้จะเกิดจากสายตัวนำและหม้อแปลงระบบจำหน่าย ซึ่งค่าดังกล่าวนี้จะหาได้จากการศึกษาโหลดไฟลว์โดยใช้โปรแกรม PSS/ADEPT [30] โดยนำค่าของชุดตัวอย่างอินพุทมาใช้ในการรันโปรแกรม วิธีการรันโปรแกรมสามารถดูได้จากภาคผนวก ค และ ค่าที่ได้จากการรัน โปรแกรมดูได้จากภาคผนวก ข

#### 4.1.4 การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูล

ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT ซึ่งจะนำไปใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะถูกนำมาตรวจสอบว่าค่าที่หามาได้มีความถูกต้องหรือไม่ ก่อน โดยวิธีการตรวจสอบจะมี 2 ขั้นตอน ขั้นตอนแรกทำโดยการนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่หามาจากชุดข้อมูลที่ได้อาจจาการรัน โปรแกรมมาเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่หาโดยการคำนวณจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย และตัวประกอบโหลด โดยค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยที่ได้จากวิธีทั้งสองจะต้องได้ค่าที่ใกล้เคียงกัน และขั้นตอนที่ 2 คือการนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียรวมมาเปรียบเทียบกับกำลังไฟฟ้าทั้งหมดที่จ่ายเข้าสู่สายป้อน กำลังไฟฟ้าสูญเสียควรจะมีค่าประมาณ 1.4-1.8 % ของกำลังไฟฟ้าทั้งหมดที่ป้อนเข้าสู่สายป้อน

#### 4.1.4.1 ตรวจสอบค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย

ทำโดยนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยของชุดข้อมูลกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT มาเปรียบเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาโดยวิธีการประเมินกำลังไฟฟ้าสูญเสียจากความสัมพันธ์ระหว่างตัวประกอบกำลังไฟฟ้าสูญเสีย และตัวประกอบโหลด ตามสมการที่ (2.7) ซึ่งค่าทั้งสองจะต้องมีค่าที่ไม่แตกต่างกันมากนัก โดยค่ากำลังไฟฟ้าเฉลี่ยที่หาจากทั้ง 2 วิธี ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ยของระบบทดสอบ

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าสูญเสียเฉลี่ย (kW)	
	ประเมินจากความสัมพันธ์ระหว่าง LF และ LSF	ประเมินจากชุดข้อมูลที่หาโดย PSS/ADEPT
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	49.06	43.37
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	72.71	74.52
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	76.12	74.28

#### 4.1.4.2 ตรวจสอบปริมาณกำลังไฟฟ้าสูญเสียรวมเทียบกับพลังงานรวมที่ป้อน

ให้กับสายป้อน

จากหัวข้อที่ 2.7 จะพบว่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นในสายป้อนของ กฟภ. จะมีค่าอยู่ที่ประมาณ 1.4-1.8 % ของพลังงานที่จ่ายเข้าสู่สายป้อน ซึ่งเมื่อได้นำค่าผลรวมของกำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT มาเทียบกับกำลังไฟฟ้ารวมที่ป้อนให้กับสายป้อนจะมีค่าใกล้เคียงกับค่าประมาณดังกล่าว โดยผลการเปรียบเทียบของสายป้อนทั้ง 3 สรุปได้ดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนตัวอย่างทั้ง 3 จากการรันโปรแกรม PSS/ADEPT

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าที่จ่ายเข้าสู่ระบบ (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
		หม้อแปลง	สายป้อน	รวม
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	254,486.3	2,067.99	751.19	2,819.18
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	249,786.5	2,520.41	1,950.75	4,471.16
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	243,072.6	3,590.96	866.12	4,457.08

ตารางที่ 4.3 กำลังไฟฟ้าสูญเสียเทียบกับกำลังไฟฟ้าที่ป้อนให้กับระบบ

สายป้อน	กำลังไฟฟ้าสูญเสียเทียบกับกำลังไฟฟ้า ที่จ่ายเข้าสู่ระบบ (%)		
	ในหม้อแปลง	ในสายป้อน	รวม
สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3	0.82	0.29	1.11
สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	1.01	0.78	1.79
สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1	1.47	0.36	1.83

ซึ่งผลจากการตรวจสอบทั้ง 2 ชั้นคอน จะทำให้เชื่อมั่นได้ว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จากกรันโปรแกรม PSS/ADEPT จะเป็นค่าที่มีความถูกต้อง

#### 4.1.5 การแบ่งจำนวนชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ

เนื่องจากจำนวนของชุดฝึกสอนจะเป็นปัจจัยที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นเพื่อเป็นการตรวจสอบว่าจำนวนชุดฝึกสอนมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอย่างไร วิทยานิพนธ์นี้จึงได้ทำการแบ่งจำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเป็น 2 ลักษณะ ในลักษณะแรกจะใช้จำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบในอัตราส่วนเป็น 70:30 หลังจากนั้นทำการลดจำนวนชุดฝึกสอนลงและคงจำนวนชุดทดสอบไว้เท่าเดิม ทำให้อัตราส่วนของจำนวนชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเปลี่ยนไปเป็น 64 : 36 โดยรูปแบบการแบ่งจำนวนชุดทดสอบและชุดฝึกสอนมีลักษณะดังนี้

- 1) ใช้จำนวนชุดสอนและชุดทดสอบในอัตราส่วนเท่ากับ 70 : 30
  - สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 ใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด
  - สายป้อนที่ 4 และ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 ใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด
- 2) ใช้จำนวนชุดสอนและ ชุดทดสอบในอัตราส่วนเท่ากับ 64 : 36
  - สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 ใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด
  - สายป้อนที่ 4 และ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 ใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด

## 4.2 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation

### Neural Networks

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Networks ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะแบ่งออกได้เป็น 2 ช่วง คือช่วงที่ 1 จะฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอนและจำนวนชุดทดสอบในอัตราส่วน 70:30 และช่วงที่ 2 จะใช้จำนวนชุดฝึกสอน

และจำนวนชุดทดสอบในอัตราส่วน 64:36 โดยในแต่ละช่วงจะสามารถแบ่งวิธีการฝึกสอนออกได้เป็น 3 ขั้นตอนหลักดังนี้

- 1) การสร้างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม
- 3) การเปรียบเทียบผลเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสม

โดยการเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดที่ให้ผลลัพธ์ออกมาดีที่สุดนั้นเราจะทำการเปรียบเทียบโดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้าโครงข่ายใดที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุดแสดงว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบนั้นมีประสิทธิภาพดีที่สุด สำหรับการหาค่า MAPE นั้นเราสามารถหาได้จากสมการดังนี้

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\text{Real Result}_i - \text{Obtained result}_i}{\text{Real Result}_i} \right| \times 100\% \quad (4.1)$$

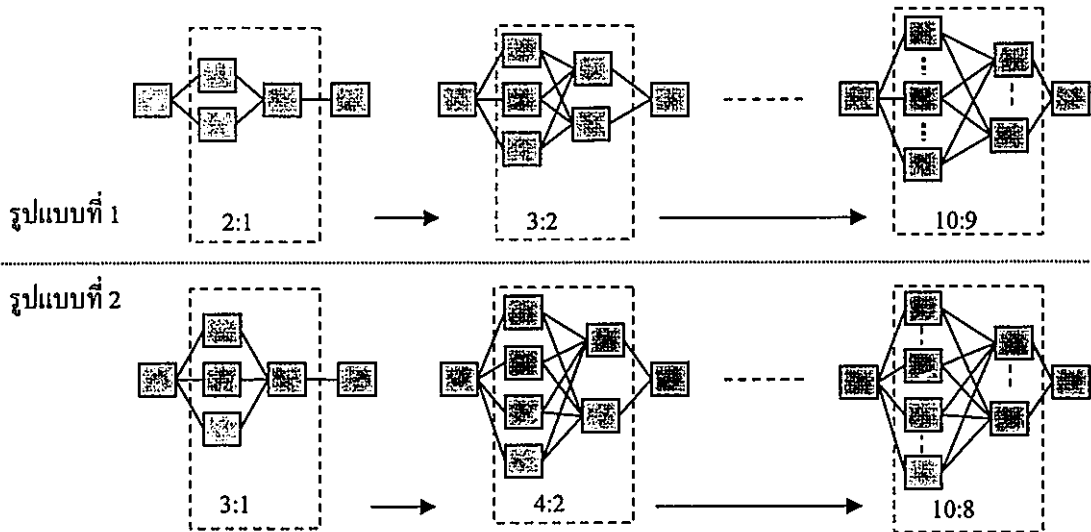
โดยที่ Real Result คือ ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ได้จากการศึกษาโหลดโพลล์  
 Obtained Result คือ ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม  
 n คือ จำนวนชุดทดสอบ

#### 4.2.1 การสร้างรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์นี้จะเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนชั้นซ่อน 2 ชั้น และเนื่องจากปัจจุบันยังไม่มีวิธีการที่แน่นอนในการหาค่าจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ดังนั้นจึงต้องใช้วิธีการทดสอบโครงสร้างหลายรูปแบบแล้วนำค่า MAPE ที่ได้มาเปรียบเทียบเพื่อหาโครงข่ายที่มีความเหมาะสมที่สุด ดังนั้นในวิทยานิพนธ์นี้จึงได้มีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ให้มีค่าเปลี่ยนไปเรื่อยๆ และทำการบันทึกค่า MAPE ของชุดทดสอบไว้เพื่อเปรียบเทียบค่าต่อไป โดยการกำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 นั้น จะให้ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนนิวรอนมากกว่าชั้นซ่อนที่ 2 เสมอ และให้ผลต่างของจำนวนนิวรอนเท่ากับ 1 และ 2 จึงทำให้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมในงานวิทยานิพนธ์นี้มี 2 รูปแบบ โดยรูปแบบที่ 1 จะจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นที่ 2 จำนวน 1 นิวรอน และรูปแบบที่ 2 จะจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นที่ 2 จำนวน 2 นิวรอน และปรับค่านิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 2 จนถึง 10 นิวรอนในรูปแบบแรก และปรับค่านิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ตั้งแต่ 3 จนถึง 10 นิวรอน ในรูปแบบที่ 2

นอกจากจะทำการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแล้ว ก็ยังได้ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนทั้งสองให้มีรูปแบบหลายๆ รูปแบบ ทำให้ได้โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

หลายรูปแบบมากยิ่งขึ้น โดยฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนทั้งสองได้แก่ Log-Sigmoid Transfer Function และ Tan-Sigmoid Transfer Function ส่วนในชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Linear Transfer Function



รูปที่ 4.4 รูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation ที่ใช้ในการทดสอบ

#### 4.2.2 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ในวิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network โดยใช้วิธีของ Levenberg-Marquardt Algorithm ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 3 โดยในการฝึกสอนจะได้ทำการกำหนดเงื่อนไขในการฝึกสอนดังนี้

##### 4.2.2.1 ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบแอส (bias)

ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่จะใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในการสอนโครงข่ายประสาทเทียมในการทดลองครั้งนี้ จะใช้วิธีการให้ โปรแกรมทำการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส

##### 4.2.2.2 ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส

ในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเป็นจำนวน 1,000 ครั้ง (Epoch) โดยได้กำหนดให้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยจำนวนนี้ในทุก การทดสอบเพื่อเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบนั้นจะทำการคำนวณหาค่าผิดพลาดของค่าตอบของข้อมูลชุดฝึกสอน และข้อมูลชุดทดสอบ แต่ละชุด เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับค่า MSE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้า และบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบที่ทำให้ค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบมีค่าต่ำที่สุด

#### 4.2.2.3 จำนวนรอบของการฝึกสอน

จากที่ได้กล่าวมาแล้วว่าในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสเป็นจำนวน 1,000 ครั้ง ซึ่งเมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสจนครบ 1,000 ครั้งแล้ว เราจะถือว่าเป็นหนึ่งรอบของการฝึกสอน หลังจากจบหนึ่งรอบการฝึกสอนแล้วก็จะทำการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักเริ่มต้นขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นค่าที่ต่างจากค่าเริ่มต้นที่ผ่านมา และจะทำจนครบจำนวนรอบที่เราได้กำหนดไว้ โดยในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้จำนวนรอบของการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมคือ 10 รอบต่อโครงสร้าง และเราจะเลือกรอบของการฝึกสอนที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำที่สุด

#### 4.2.2.4 เงื่อนไขของการสิ้นสุดการฝึกสอน

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและใช้กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm [25] นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

- ค่า Gradient Factor เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดของการฝึกสอน (ค่า  $g$  ในสมการที่ 3.7) ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสแต่ละรอบนั้นค่า Gradient Factor จะเปลี่ยนแปลงไปขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด ( $e$ ) ที่เกิดขึ้นใน Epoch นั้น ๆ โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ Gradient Factor มีค่าน้อยกว่า  $1e^{-10}$

- ค่า Mu Factor ค่า  $\mu$  หรือ Learning Factor ในสมการที่ 3.7 เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสให้ลู่เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\mu$  ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลง จากนั้นค่า  $\mu$  จะถูกปรับลดลงเรื่อย ๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น โดยที่ค่า  $\mu$  เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า  $\mu$  เพิ่มขึ้นนั้นจะทำได้โดยการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า  $\mu$  ลดลงนั้นจะทำได้โดยการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า  $\mu$  มีค่ามากกว่า  $1e^{10}$

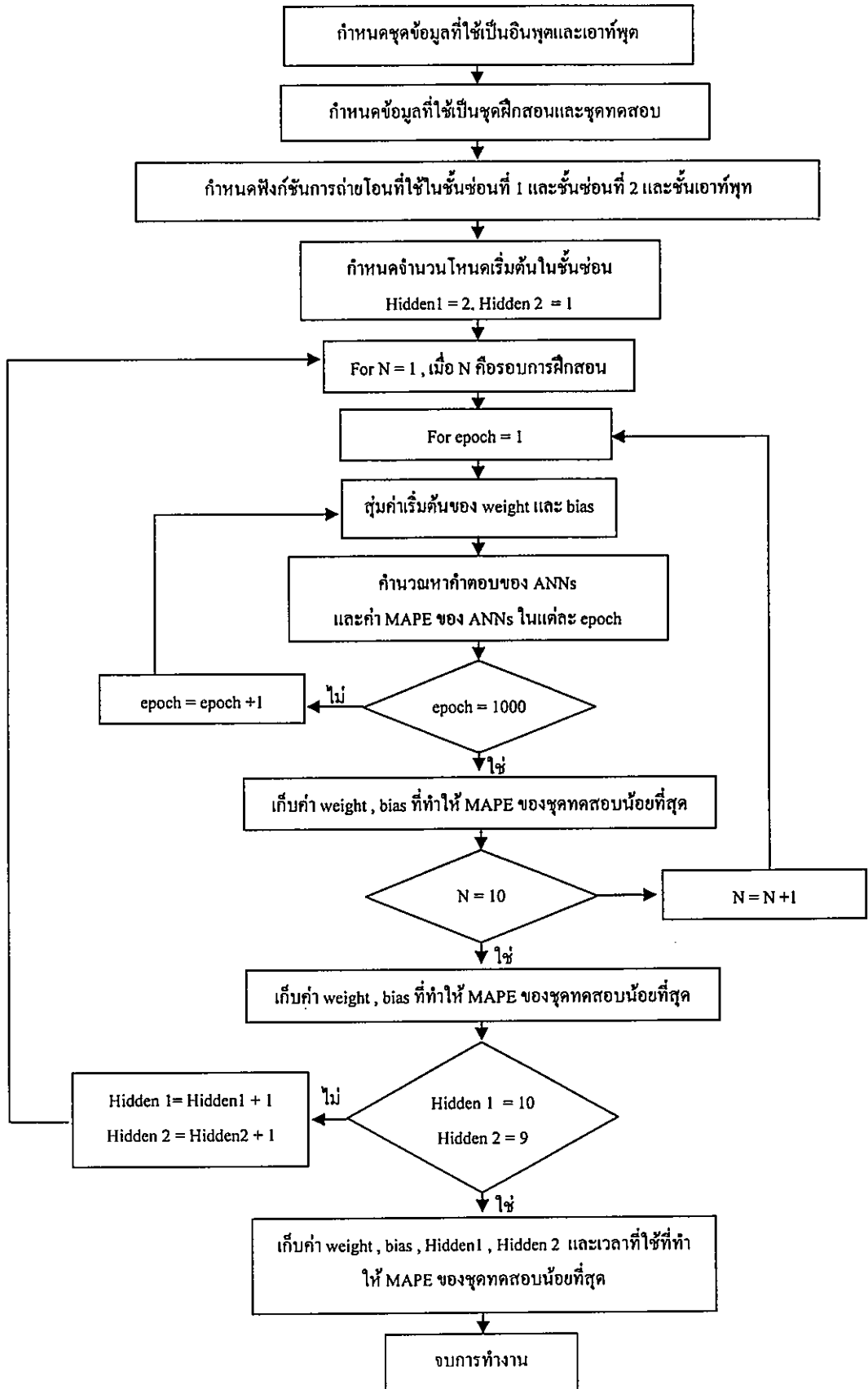
#### 4.2.3 การเปรียบเทียบผลเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสม

เมื่อได้ทำการฝึกสอนตามวิธีการข้างต้นแล้ว เมื่อสิ้นสุดการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างก็จะได้มีการบันทึกค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุดไว้ แล้วจะนำค่า MAPE ที่บันทึกได้นี้ไปเปรียบเทียบเพื่อหาโครงข่ายที่เหมาะสมซึ่งจะมีค่า MAPE ที่น้อยที่สุด โดยผลการทดลองที่บันทึกไว้จะนำมาวิเคราะห์ในบทถัดไป

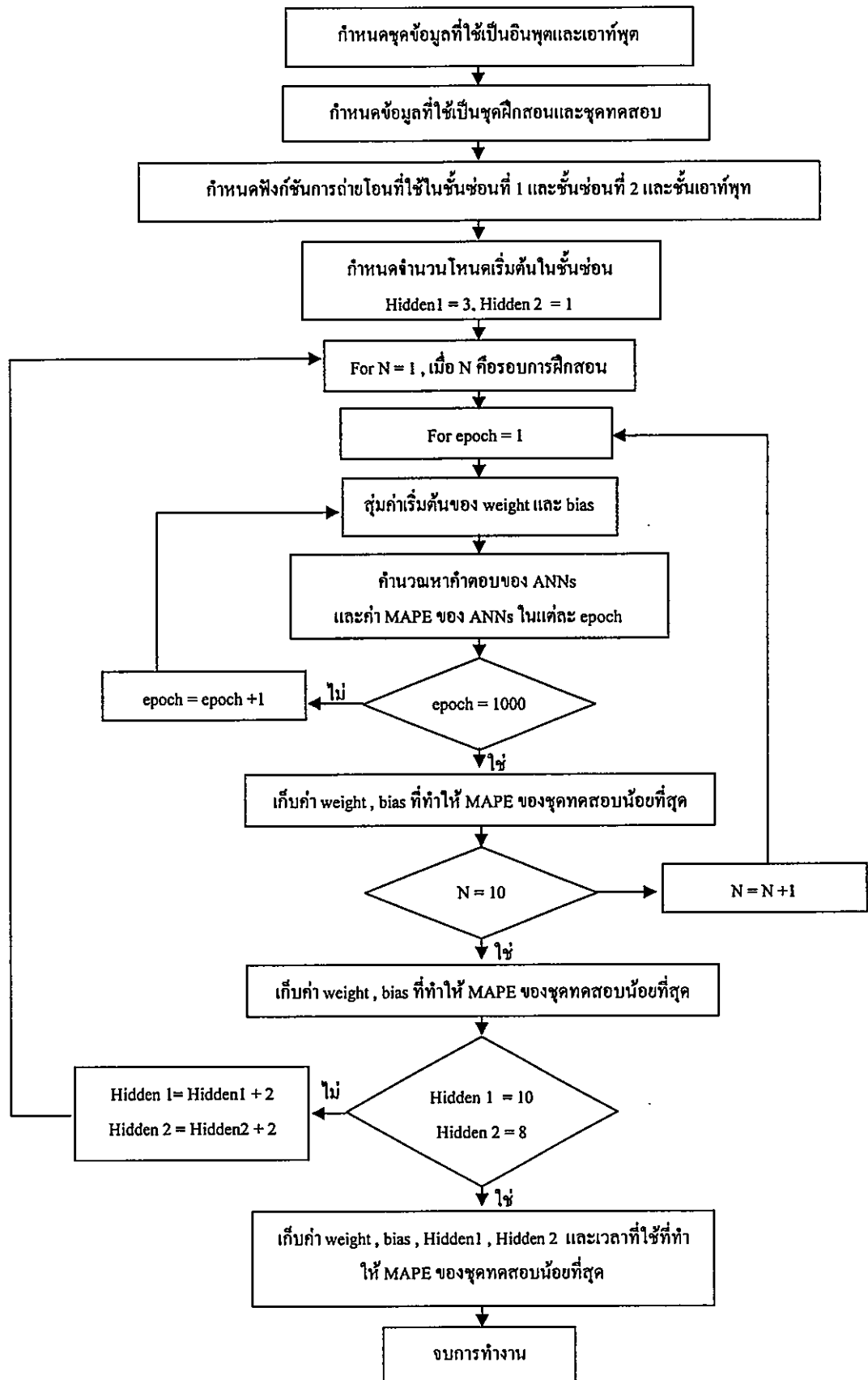
#### 4.2.4 สรุปขั้นตอนการทดลอง

ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network ในงานวิทยานิพนธ์นี้สามารถสรุปเป็นข้อ ได้ดังนี้

- 1) กำหนดข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตและเอาต์พุตให้กับโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) กำหนดชุดข้อมูลที่จะใช้เป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
- 3) เลือกฟังก์ชันการถ่ายโอนที่จะใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต
- 4) กำหนดจำนวนโหนดเริ่มต้นของชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ตามที่ต้องการ หลังจากนั้นทำการรัน โปรแกรมและให้โปรแกรมปรับจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 จนกระทั่งได้โครงสร้างครบทุกรูปแบบตามที่เราต้องการ
- 5) กำหนดจำนวนรอบการฝึกสอน โดยให้แต่ละโครงสร้างทำการฝึกสอนจำนวน 10 รอบต่อโครงสร้าง และแต่ละรอบการฝึกสอนให้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบอัสทั้งหมด 1,000 ครั้ง (epoch)
- 6) เก็บบันทึกค่าต่างๆ ดังนี้
  - ค่า MAPE ของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
  - เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้าง
  - ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบอัส (bias)
  - จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 ของโครงสร้างที่ให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบต่ำที่สุด
- 7) เปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นซ่อนที่ 1 และชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม แล้วทำซ้ำข้อ 4 ถึง 6
- 8) ทำการเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนให้ครบทุกแบบ



รูปที่ 4.5 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 1



รูปที่ 4.6 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation รูปแบบที่ 2

### 4.3 การทดลองฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network (GRNN)

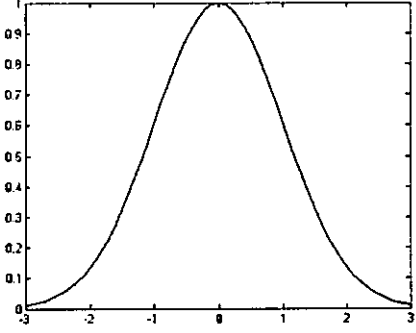
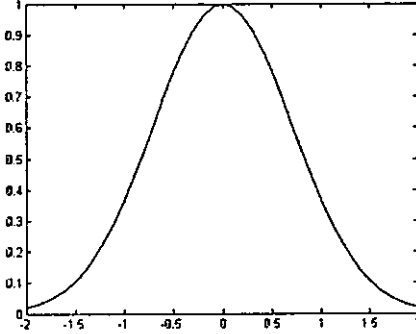
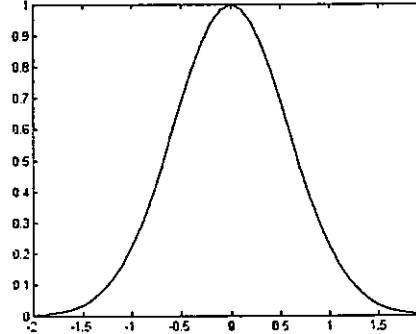
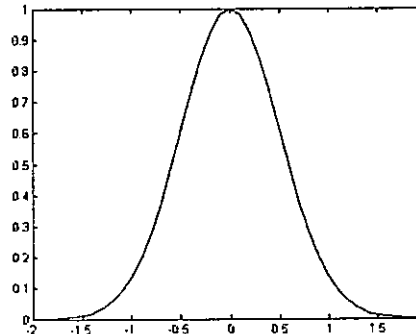
วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะมีลักษณะแตกต่างจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม Back-propagation เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN นั้นเราไม่สามารถเปลี่ยนฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมได้เหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation โดยฟังก์ชันการถ่ายโอนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function ในชั้นซ่อน (Hidden Layer) หรือชั้นฐานรัศมี (Radial Basis Layer) และใช้ฟังก์ชันการถ่ายโอนแบบ Linear ในชั้นเอาต์พุต (Output Layer) หรือชั้นเชิงเส้นพิเศษ (Special Linear Layer) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นเราจะไม่สามารถปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนได้ เนื่องจากจำนวนโหนดในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression นั้นจะเท่ากับจำนวนชุดฝึกสอนของข้อมูล

ดังนั้นการปรับโครงข่ายประสาทเทียมในการฝึกสอนในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะทำใน 2 ลักษณะ คือ ทำการปรับขนาดความกว้างของฟังก์ชัน Radial Basis Function และทำการปรับค่า Spread

#### 4.3.1 ผลจากการปรับขนาดความกว้างของฟังก์ชัน Radial Basis Functions

ในการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function นั้นจะมีผลทำให้ค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ในชั้นซ่อนมีขนาดเปลี่ยนแปลงตามไปด้วย ซึ่งวิธีการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function จะทำโดยการเพิ่มค่าคงที่เข้าไปสมการปกติ คือ  $a(n) = e^{-n^2}$  โดยในงานวิทยานิพนธ์ครั้งนี้จะทำการปรับค่าคงที่ 4 ค่า ทำให้ได้สมการในการฝึกสอนทั้งหมด 4 สมการ ดังจะแสดงสมการและกราฟของฟังก์ชัน และสมการในการหาค่าไบแอส ได้ตามตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.4 กราฟและสมการ Radial Basis Function และสมการที่ใช้ในการหาค่าไบแอส

กราฟ Radial Basis Function	สมการ Radial Basis Function	สมการที่ใช้ในการหาค่าไบแอสในชั้นซ่อน
	$a(n) = e^{-0.5n^2}$	$\text{bias} = \frac{1.1774}{\text{spread}}$
	$a(n) = e^{-n^2}$	$\text{bias} = \frac{0.8326}{\text{spread}}$
	$a(n) = e^{-1.5n^2}$	$\text{bias} = \frac{0.6800}{\text{spread}}$
	$a(n) = e^{-2n^2}$	$\text{bias} = \frac{0.5877}{\text{spread}}$

### 4.3.2 ผลจากการปรับ Spread

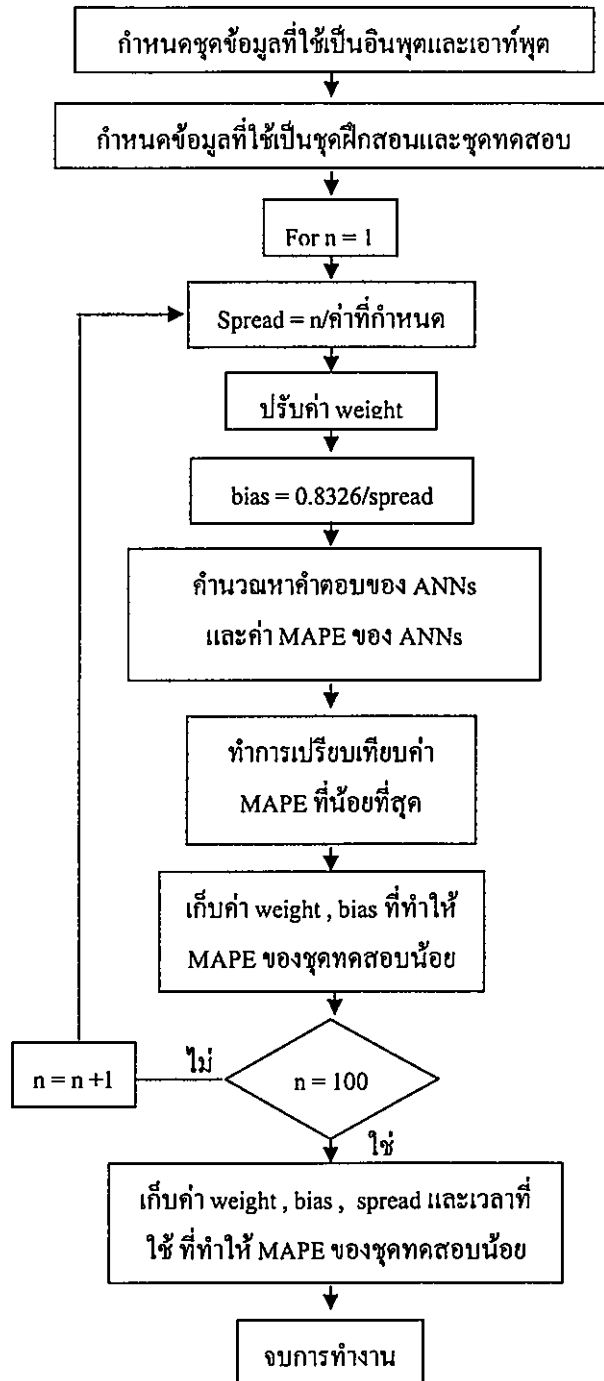
จากตารางที่ 4.1 จะให้ได้ว่าค่าการปรับค่า Spread จะมีผลต่อค่าไบแอสในชั้นซ่อน ดังนั้นในการปรับค่า Spread หลายๆ ค่าจะทำให้เราสามารถหาค่า Spread ที่ดีที่สุดซึ่งจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN มีประสิทธิภาพดีที่สุดได้ โดยในการศึกษานี้จะให้ค่า Spread เป็นไปตามสมการที่ 4.2

$$\text{Spread} = n / \text{ค่าคงที่} \quad (4.2)$$

โดยให้ค่า  $n$  เป็นตัวเลขที่เป็นจำนวนเต็ม มีค่าตั้งแต่ 1-100 และในการฝึกสอนเราจะทำการเปลี่ยนค่าคงที่ไปเรื่อยๆ และทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใหม่หลังจากปรับค่าคงที่ 1 ค่า หลังจากฝึกสอนเสร็จก็บันทึกค่า MAPE มาเปรียบเทียบกับโครงข่ายที่มีประสิทธิภาพดีที่สุด

ขั้นตอนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะสามารถสรุปเป็นแผนผังการทำงานได้ตามรูปที่ 4.6

โดยค่าที่ได้จากการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN โดยการปรับขนาดความกว้างของ Radial Basis Function และขนาดของ Spread จะถูกบันทึกไว้และนำไปวิเคราะห์ในบทถัดไป



รูปที่ 4.7 การทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN

## บทที่ 5

### ผลการทดลอง

บทนี้จะเป็นการสรุปผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation Neural Network (BP) ที่มีชั้นซ่อน 2 ชั้น และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN) ตามวิธีการในบทที่ 4 โดยใช้โปรแกรม MATLAB Version 6.5 รันบนคอมพิวเตอร์ Pentium M processor 1.6 GHz หน่วยความจำ 640 MB โดยจะสรุปผลการทดลองแบ่งออกเป็น 2 หัวข้อใหญ่ได้แก่

1. ผลการทดลองของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation Neural Networks (BP) จะถูกแสดงไว้ในหัวข้อที่ 5.1

2. ผลการทดลองของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN) จะถูกแสดงไว้ในหัวข้อที่ 5.2

#### 5.1 ผลการทดลองของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation Neural Networks (BP)

ในการวิจัยครั้งนี้ได้ทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation Neural Networks ในหลายรูปแบบ เพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับใช้หาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนระบบจำหน่ายแรงสูงของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค จำนวน 3 สายป้อน คังรายละเอียดที่ได้กล่าวมาแล้วในบทที่ 4 โดยทำการปรับค่าจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อน และปรับรูปแบบฟังก์ชันการถ่ายโอนในแต่ละชั้นซ่อน และทำการบันทึกค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุดของแต่ละโครงสร้างไว้เพื่อเปรียบเทียบหาโครงสร้างที่เหมาะสมซึ่งเป็นโครงสร้างที่มี MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุด อีกทั้งยังทำการลดจำนวนชุดฝึกสอนในขณะที่ยังคงใช้จำนวนชุดทดสอบเท่าเดิมเพื่อดูแนวโน้มของค่า MAPE ว่ามีค่าเพิ่มขึ้นมากน้อยเพียงใด โดยสรุปการฝึกสอนเป็นหัวข้อได้ดังนี้

1. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

2. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

3. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

5.1.1 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

5.1.1.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 45 ชุด และใช้ชุดทดสอบ จำนวน 20 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation

สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.9193	1.31
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.1443	1.45
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.1035	1.51
4	5	4	logsig	logsig	linear	0.0739	2.05
5	6	5	logsig	logsig	linear	0.0850	2.26
6	7	6	logsig	logsig	linear	0.5772	3.01
7	8	7	logsig	logsig	linear	0.2773	3.26
8	9	8	logsig	logsig	linear	1.8989	3.21
9	10	9	logsig	logsig	linear	1.6135	3.36
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.1399	1.47
11	4	2	logsig	logsig	linear	0.1357	1.46

ตารางที่ 5.1 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.2943	1.56
13	6	4	logsig	logsig	linear	0.4459	2.15
14	7	5	logsig	logsig	linear	0.4937	2.45
15	8	6	logsig	logsig	linear	1.3889	2.57
16	9	7	logsig	logsig	linear	0.3722	3.46
17	10	8	logsig	logsig	linear	1.2239	3.51
18	2	1	tansig	tansig	linear	0.3463	1.44
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.0974	1.48
20	4	3	tansig	tansig	linear	0.1130	1.57
21	5	4	tansig	tansig	linear	0.0793	2.18
22	6	5	tansig	tansig	linear	0.1102	2.25
23	7	6	tansig	tansig	linear	0.1010	2.45
24	8	7	tansig	tansig	linear	4.9116	2.39
25	9	8	tansig	tansig	linear	10.2723	1.52
26	10	9	tansig	tansig	linear	11.4856	0.19
27	3	1	tansig	tansig	linear	0.1243	1.35
28	4	2	tansig	tansig	linear	0.0262	1.49
29	5	3	tansig	tansig	linear	0.0893	2.00
30	6	4	tansig	tansig	linear	0.2446	2.18
31	7	5	tansig	tansig	linear	4.1760	2.27
32	8	6	tansig	tansig	linear	10.0284	2.17
33	9	7	tansig	tansig	linear	12.7639	1.38
34	10	8	tansig	tansig	linear	6.6272	0.33
35	2	1	logsig	tansig	linear	0.3482	1.40
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.1089	1.46
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.0979	1.53

ตารางที่ 5.1 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
38	5	4	logsig	tansig	linear	0.2543	2.05
39	6	5	logsig	tansig	linear	0.1428	2.26
40	7	6	logsig	tansig	linear	0.7996	2.50
41	8	7	logsig	tansig	linear	1.2374	2.17
42	9	8	logsig	tansig	linear	10.5776	1.58
43	10	9	logsig	tansig	linear	5.9008	1.00
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.1052	1.25
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.1228	1.48
46	5	3	logsig	tansig	linear	0.0914	1.59
47	6	4	logsig	tansig	linear	0.1619	2.18
48	7	5	logsig	tansig	linear	0.2435	2.50
49	8	6	logsig	tansig	linear	10.8622	2.34
50	9	7	logsig	tansig	linear	12.2400	1.49
51	10	8	logsig	tansig	linear	10.7578	2.15
52	2	1	tansig	logsig	linear	0.3456	1.31
53	3	2	tansig	logsig	linear	0.1142	1.45
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.0779	1.31
55	5	4	tansig	logsig	linear	0.1141	2.07
56	6	5	tansig	logsig	linear	0.0926	2.24
57	7	6	tansig	logsig	linear	1.4267	2.45
58	8	7	tansig	logsig	linear	3.8269	2.33
59	9	8	tansig	logsig	linear	6.4129	3.31
60	10	9	tansig	logsig	linear	5.4501	0.53
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.1222	1.34

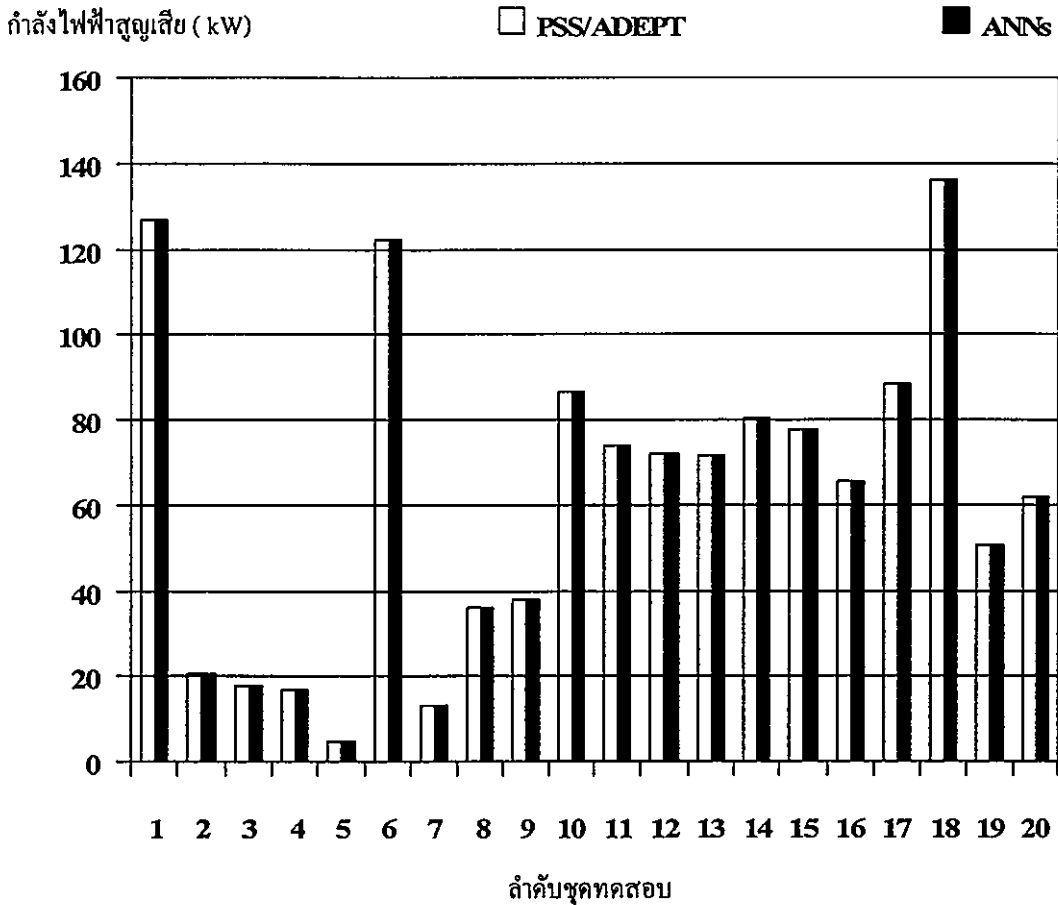
ตารางที่ 5.1 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.0984	1.50
63	5	3	tansig	logsig	linear	0.0986	1.60
64	6	4	tansig	logsig	linear	0.0938	2.21
65	7	5	tansig	logsig	linear	0.8397	2.26
66	8	6	tansig	logsig	linear	0.6774	1.31
67	9	7	tansig	logsig	linear	3.9704	1.36
68	10	8	tansig	logsig	linear	8.9029	1.54

จากตารางที่ 5.1 จะเห็นได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 4 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 3 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Tan-sigmoid Transfer Function, Log-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.0679 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟล์แล้วจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.2 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.1

ตารางที่ 5.2 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	126.704	126.715	0.008591
2	20.458	20.459	0.005928
3	17.617	17.621	0.020937
4	16.822	16.860	0.230236
5	4.766	4.770	0.086301
6	122.034	122.137	0.084187
7	13.292	13.330	0.286514
8	36.209	36.247	0.104316
9	37.882	37.949	0.176587
10	86.622	86.658	0.0415
11	73.989	73.948	0.054967
12	72.042	71.994	0.065841
13	71.625	71.618	0.009326
14	80.453	80.457	0.005321
15	77.713	77.713	0
16	65.551	65.512	0.060092
17	88.506	88.505	0.002048
18	136.307	136.353	0.033882
19	50.472	50.477	0.009867
20	61.753	61.798	0.072105



รูปที่ 5.1 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.2 และรูปที่ 5.1 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยุติมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.0679 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก

#### 5.1.1.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยุติมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.0679 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก จำนวน 20 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation  
สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยะของ 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 35 ชุด  
จำนวนชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.2733	1.40
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.1512	1.43
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.9580	1.52
4	5	4	logsig	logsig	linear	1.1526	2.07
5	6	5	logsig	logsig	linear	3.2664	1.50
6	7	6	logsig	logsig	linear	1.9740	2.06
7	8	7	logsig	logsig	linear	6.3054	1.17
8	9	8	logsig	logsig	linear	13.0545	0.29
9	10	9	logsig	logsig	linear	21.7220	0.08
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.1423	1.44
11	4	2	logsig	logsig	linear	0.1690	1.46
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.3109	1.55
13	6	4	logsig	logsig	linear	0.4023	2.14
14	7	5	logsig	logsig	linear	2.8988	1.46
15	8	6	logsig	logsig	linear	6.6367	1.27
16	9	7	logsig	logsig	linear	15.9057	1.00
17	10	8	logsig	logsig	linear	15.3976	0.08
18	2	1	tansig	tansig	linear	0.2875	1.40
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.2458	1.27
20	4	3	tansig	tansig	linear	0.2947	1.51
21	5	4	tansig	tansig	linear	0.2861	2.06
22	6	5	tansig	tansig	linear	4.2120	2.15
23	7	6	tansig	tansig	linear	3.6126	2.23

ตารางที่ 5.3 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
24	8	7	tansig	tansig	linear	12.2097	1.11
25	9	8	tansig	tansig	linear	13.4295	0.12
26	10	9	tansig	tansig	linear	13.8756	0.21
27	3	1	tansig	tansig	linear	0.2238	1.34
28	4	2	tansig	tansig	linear	0.1567	1.45
29	5	3	tansig	tansig	linear	0.2406	1.55
30	6	4	tansig	tansig	linear	0.9841	2.03
31	7	5	tansig	tansig	linear	3.4919	1.49
32	8	6	tansig	tansig	linear	9.3291	1.07
33	9	7	tansig	tansig	linear	13.0503	0.49
34	10	8	tansig	tansig	linear	11.9858	0.21
35	2	1	logsig	tansig	linear	0.2830	1.31
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.2476	1.45
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.1478	1.51
38	5	4	logsig	tansig	linear	0.2182	2.05
39	6	5	logsig	tansig	linear	2.5253	2.13
40	7	6	logsig	tansig	linear	4.5148	1.34
41	8	7	logsig	tansig	linear	6.9598	2.17
42	9	8	logsig	tansig	linear	16.2258	0.15
43	10	9	logsig	tansig	linear	4.7185	0.20
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.3061	1.34
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.3692	1.48
46	5	3	logsig	tansig	linear	1.4175	1.57
47	6	4	logsig	tansig	linear	1.7305	1.40
48	7	5	logsig	tansig	linear	5.5595	2.09
49	8	6	logsig	tansig	linear	3.8030	1.39

ตารางที่ 5.3 (ต่อ)

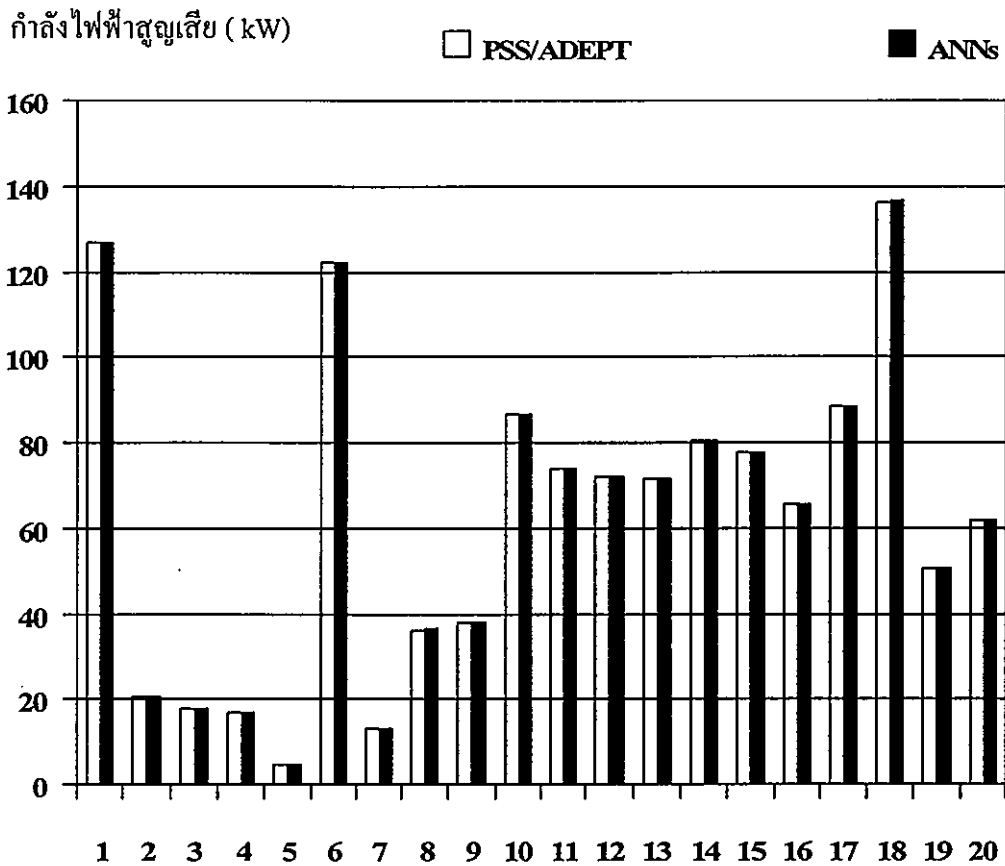
ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
50	9	7	logsig	tansig	linear	10.5732	0.50
51	10	8	logsig	tansig	linear	15.7235	0.42
52	2	1	tansig	logsig	linear	0.2886	1.42
53	3	2	tansig	logsig	linear	0.1765	1.45
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.3460	1.52
55	5	4	tansig	logsig	linear	0.6395	1.60
56	6	5	tansig	logsig	linear	2.4661	2.06
57	7	6	tansig	logsig	linear	20.9809	1.45
58	8	7	tansig	logsig	linear	4.8353	1.44
59	9	8	tansig	logsig	linear	10.0156	0.21
60	10	9	tansig	logsig	linear	19.9166	0.14
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.2822	1.32
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.3558	1.47
63	5	3	tansig	logsig	linear	0.5455	1.56
64	6	4	tansig	logsig	linear	0.6727	2.06
65	7	5	tansig	logsig	linear	2.4895	1.44
66	8	6	tansig	logsig	linear	5.8380	2.08
67	9	7	tansig	logsig	linear	15.7321	0.35
68	10	8	tansig	logsig	linear	3.7324	1.09

จากตารางที่ 5.3 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 3 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 1 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Log-sigmoid Transfer Function, Log-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.1423 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบ

ค่าที่ได้จากโปรแกรมโพลทไฟล်จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.4 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.2

ตารางที่ 5.4 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	126.998	126.715	0.223552
2	20.470	20.459	0.053674
3	17.636	17.621	0.082362
4	16.781	16.860	0.472187
5	4.770	4.770	0.006094
6	121.886	122.137	0.205342
7	13.269	13.330	0.460681
8	36.260	36.247	0.036507
9	37.916	37.949	0.088082
10	86.591	86.658	0.07698
11	73.925	73.948	0.031735
12	71.939	71.994	0.077133
13	71.485	71.618	0.185753
14	80.429	80.457	0.035081
15	77.711	77.713	0.002456
16	65.440	65.512	0.110185
17	88.562	88.505	0.064943
18	136.698	136.353	0.253332
19	50.422	50.477	0.109127
20	61.630	61.798	0.271542



รูปที่ 5.2 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.4 และรูปที่ 5.2 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.1423 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก

## 5.1.2 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

### 5.1.2.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด และใช้ชุดทดสอบ จำนวน 18 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.5

ตารางที่ 5.5 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.9193	1.31
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.1443	1.45
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.1035	1.51
4	5	4	logsig	logsig	linear	0.0739	2.05
5	6	5	logsig	logsig	linear	0.0850	2.26
6	7	6	logsig	logsig	linear	0.5772	3.01
7	8	7	logsig	logsig	linear	0.2773	3.26
8	9	8	logsig	logsig	linear	1.8989	4.21
9	10	9	logsig	logsig	linear	1.6135	3.36
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.1399	1.47
11	4	2	logsig	logsig	linear	0.1357	1.46
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.2943	1.56
13	6	4	logsig	logsig	linear	0.4459	2.15
14	7	5	logsig	logsig	linear	0.4937	2.45
15	8	6	logsig	logsig	linear	1.3889	2.57
16	9	7	logsig	logsig	linear	0.3722	3.46
17	10	8	logsig	logsig	linear	1.2239	4.51

ตารางที่ 5.5 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
18	2	1	tansig	tansig	linear	0.9042	1.31
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.1622	1.45
20	4	3	tansig	tansig	linear	0.1984	1.54
21	5	4	tansig	tansig	linear	0.2778	2.08
22	6	5	tansig	tansig	linear	0.0909	2.27
23	7	6	tansig	tansig	linear	0.4282	2.43
24	8	7	tansig	tansig	linear	0.4810	3.22
25	9	8	tansig	tansig	linear	0.5667	3.22
26	10	9	tansig	tansig	linear	1.2410	3.04
27	3	1	tansig	tansig	linear	0.0760	1.32
28	4	2	tansig	tansig	linear	0.1498	1.46
29	5	3	tansig	tansig	linear	0.2870	1.56
30	6	4	tansig	tansig	linear	0.1776	2.13
31	7	5	tansig	tansig	linear	0.6410	2.27
32	8	6	tansig	tansig	linear	0.4801	2.46
33	9	7	tansig	tansig	linear	0.6042	2.15
34	10	8	tansig	tansig	linear	1.0781	1.26
35	2	1	logsig	tansig	linear	0.8914	1.33
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.1533	1.34
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.1015	1.52
38	5	4	logsig	tansig	linear	0.0905	2.07
39	6	5	logsig	tansig	linear	0.2725	2.22
40	7	6	logsig	tansig	linear	0.6725	2.59
41	8	7	logsig	tansig	linear	0.5510	3.07
42	9	8	logsig	tansig	linear	1.9138	3.38
43	10	9	logsig	tansig	linear	2.3396	2.36

ตารางที่ 5.5 (ต่อ)

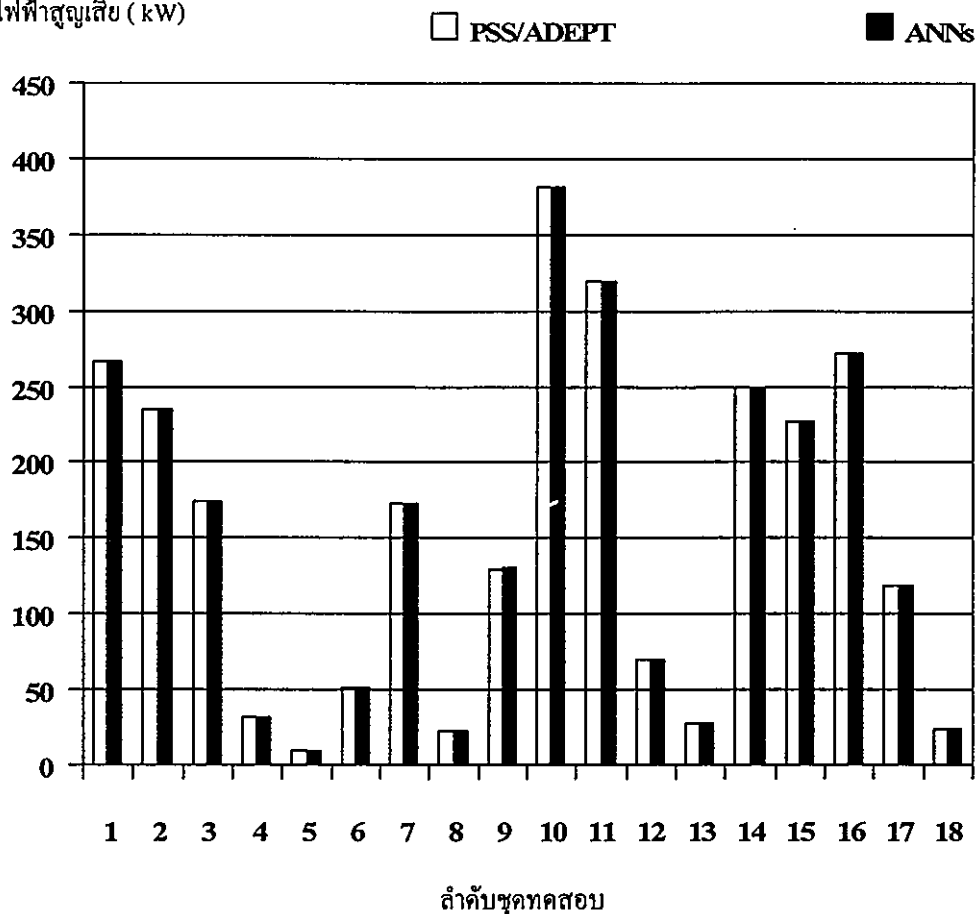
ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.1530	1.24
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.1400	1.47
46	5	3	logsig	tansig	linear	0.1062	2.00
47	6	4	logsig	tansig	linear	0.1114	2.19
48	7	5	logsig	tansig	linear	0.1967	2.38
49	8	6	logsig	tansig	linear	0.8056	3.23
50	9	7	logsig	tansig	linear	0.3631	3.32
51	10	8	logsig	tansig	linear	1.0098	2.45
52	2	1	tansig	logsig	linear	0.7993	1.40
53	3	2	tansig	logsig	linear	0.1160	1.44
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.0755	1.52
55	5	4	tansig	logsig	linear	0.2434	2.02
56	6	5	tansig	logsig	linear	0.5099	2.26
57	7	6	tansig	logsig	linear	0.6404	2.53
58	8	7	tansig	logsig	linear	0.4764	2.40
59	9	8	tansig	logsig	linear	1.0312	3.07
60	10	9	tansig	logsig	linear	0.7199	3.24
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.1408	1.47
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.0809	1.48
63	5	3	tansig	logsig	linear	0.4238	1.59
64	6	4	tansig	logsig	linear	0.9428	2.16
65	7	5	tansig	logsig	linear	0.4453	2.21
66	8	6	tansig	logsig	linear	1.0199	2.38
67	9	7	tansig	logsig	linear	1.3507	3.10
68	10	8	tansig	logsig	linear	0.8943	3.09

จากตารางที่ 5.5 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 5 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 4 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Log-sigmoid Transfer Function, Log-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.0739 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์ โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟล์จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.6 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.3

ตารางที่ 5.6 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	266.380	266.480	0.037438
2	234.825	234.899	0.031351
3	174.249	174.217	0.018507
4	31.394	31.366	0.089032
5	9.572	9.588	0.171166
6	51.071	50.876	0.382221
7	173.206	173.215	0.005328
8	22.264	22.252	0.053604
9	130.004	129.954	0.038471
10	381.954	381.925	0.00755
11	318.990	318.905	0.026542
12	69.476	69.354	0.176336
13	28.254	28.236	0.06185
14	250.028	249.850	0.071417
15	227.240	227.105	0.059215
16	272.179	272.375	0.071953
17	118.349	118.375	0.02214
18	24.147	24.145	0.006

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)



รูปที่ 5.3 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.6 และรูปที่ 5.3 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยุทิมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.0739 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก

#### 5.1.2.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยุทิมสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด และใช้ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.7 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation

สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด

จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.6409	1.37
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.5563	1.36
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.4056	1.48
4	5	4	logsig	logsig	linear	0.6897	1.54
5	6	5	logsig	logsig	linear	0.4970	2.10
6	7	6	logsig	logsig	linear	2.7167	1.21
7	8	7	logsig	logsig	linear	3.1305	0.50
8	9	8	logsig	logsig	linear	2.7624	0.34
9	10	9	logsig	logsig	linear	6.2691	0.08
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.4674	1.32
11	4	2	logsig	logsig	linear	0.3951	1.45
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.9248	1.56
13	6	4	logsig	logsig	linear	1.4298	1.49
14	7	5	logsig	logsig	linear	3.3865	2.13
15	8	6	logsig	logsig	linear	3.3883	1.01
16	9	7	logsig	logsig	linear	5.4250	1.07
17	10	8	logsig	logsig	linear	4.4772	0.13
18	2	1	tansig	tansig	linear	0.6046	1.41
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.5046	1.33
20	4	3	tansig	tansig	linear	0.8876	1.51
21	5	4	tansig	tansig	linear	1.0630	2.05
22	6	5	tansig	tansig	linear	1.0312	1.34
23	7	6	tansig	tansig	linear	1.6403	1.44

ตารางที่ 5.7 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
24	8	7	tansig	tansig	linear	3.3457	0.25
25	9	8	tansig	tansig	linear	6.2759	0.10
26	10	9	tansig	tansig	linear	6.7724	0.14
27	3	1	tansig	tansig	linear	0.6068	1.25
28	4	2	tansig	tansig	linear	0.5266	1.45
29	5	3	tansig	tansig	linear	0.5601	1.53
30	6	4	tansig	tansig	linear	3.3666	1.27
31	7	5	tansig	tansig	linear	2.2364	0.49
32	8	6	tansig	tansig	linear	3.9437	0.28
33	9	7	tansig	tansig	linear	6.2028	0.25
34	10	8	tansig	tansig	linear	7.3750	0.16
35	2	1	logsig	tansig	linear	0.6437	1.17
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.4215	1.34
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.4615	1.51
38	5	4	logsig	tansig	linear	0.8806	2.05
39	6	5	logsig	tansig	linear	1.1578	1.44
40	7	6	logsig	tansig	linear	5.9469	0.57
41	8	7	logsig	tansig	linear	8.0112	0.16
42	9	8	logsig	tansig	linear	10.3938	0.20
43	10	9	logsig	tansig	linear	5.1127	0.11
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.5687	1.30
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.3750	1.44
46	5	3	logsig	tansig	linear	0.6398	1.53
47	6	4	logsig	tansig	linear	0.8523	1.36
48	7	5	logsig	tansig	linear	1.1896	1.24
49	8	6	logsig	tansig	linear	5.3429	0.38

ตารางที่ 5.7 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
50	9	7	logsig	tansig	linear	3.9894	0.14
51	10	8	logsig	tansig	linear	6.5673	0.39
52	2	1	tansig	logsig	linear	0.6024	1.38
53	3	2	tansig	logsig	linear	0.5791	1.41
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.9612	1.48
55	5	4	tansig	logsig	linear	1.2153	1.45
56	6	5	tansig	logsig	linear	1.8456	2.03
57	7	6	tansig	logsig	linear	1.7758	1.13
58	8	7	tansig	logsig	linear	4.6875	0.32
59	9	8	tansig	logsig	linear	5.6895	0.13
60	10	9	tansig	logsig	linear	6.3513	0.10
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.6125	1.22
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.7036	1.47
63	5	3	tansig	logsig	linear	0.4169	1.58
64	6	4	tansig	logsig	linear	0.7182	2.08
65	7	5	tansig	logsig	linear	0.9366	1.13
66	8	6	tansig	logsig	linear	4.5271	1.17
67	9	7	tansig	logsig	linear	5.1637	0.10
68	10	8	tansig	logsig	linear	6.9147	0.11

จากตารางที่ 5.7 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 4 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 2 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Log-sigmoid Transfer Function, Tan-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.375 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟลั้วจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.6 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.3

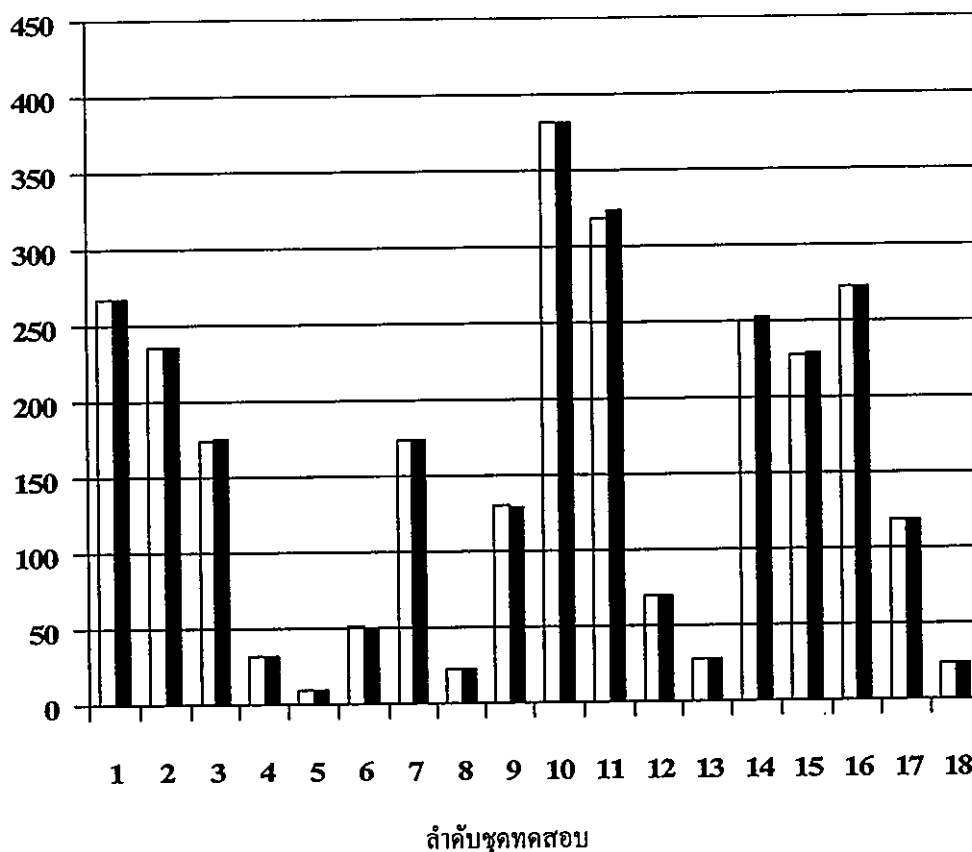
ตารางที่ 5.8 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทดัดเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบ ที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	267.610	266.480	0.423943
2	235.469	234.899	0.242557
3	174.631	174.217	0.23731
4	31.409	31.366	0.137352
5	9.596	9.588	0.078721
6	50.570	50.876	0.601782
7	173.507	173.215	0.168608
8	22.272	22.252	0.086755
9	129.045	129.954	0.699077
10	382.235	381.925	0.081155
11	323.482	318.905	1.435263
12	69.207	69.354	0.211241
13	28.283	28.236	0.164296
14	252.411	249.850	1.025116
15	228.954	227.105	0.81416
16	272.805	272.375	0.157765
17	118.466	118.375	0.076776
18	24.171	24.145	0.107782

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ( kW)

□ PSS/ADEPT

■ ANNs



รูปที่ 5.4 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.8 และรูปที่ 5.4 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยุทเทียมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยมากเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.375 % ซึ่งถือว่าต่ำมาก

### 5.1.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทยุทเทียมนแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

5.1.3.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยุทเทียมนสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด และใช้ชุดทดสอบ จำนวน 18 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.9

ตารางที่ 5.9 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation  
สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 42 ชุด  
จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.5084	1.40
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.3344	1.42
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.4153	1.51
4	5	4	logsig	logsig	linear	0.2920	2.04
5	6	5	logsig	logsig	linear	0.3454	2.26
6	7	6	logsig	logsig	linear	0.7945	2.17
7	8	7	logsig	logsig	linear	2.9482	2.42
8	9	8	logsig	logsig	linear	7.1009	1.33
9	10	9	logsig	logsig	linear	4.9314	1.08
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.3312	1.43
11	4	2	logsig	logsig	linear	0.4288	1.48
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.6306	1.58
13	6	4	logsig	logsig	linear	1.1713	2.13
14	7	5	logsig	logsig	linear	0.4575	2.38
15	8	6	logsig	logsig	linear	0.5398	1.58
16	9	7	logsig	logsig	linear	1.1903	1.08
17	10	8	logsig	logsig	linear	6.0202	0.51
18	2	1	tansig	tansig	linear	0.4956	1.14
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.3997	1.32
20	4	3	tansig	tansig	linear	0.5205	1.50
21	5	4	tansig	tansig	linear	0.5133	2.07
22	6	5	tansig	tansig	linear	1.9269	2.32
23	7	6	tansig	tansig	linear	1.1194	2.45
24	8	7	tansig	tansig	linear	3.2386	1.44

ตารางที่ 5.9 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer 1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
25	9	8	tansig	tansig	linear	4.3809	0.39
26	10	9	tansig	tansig	linear	6.1744	0.25
27	9	8	tansig	tansig	linear	0.2136	1.18
28	4	2	tansig	tansig	linear	0.4358	1.48
29	5	3	tansig	tansig	linear	1.0555	1.58
30	6	4	tansig	tansig	linear	0.9738	2.16
31	7	5	tansig	tansig	linear	1.3919	1.56
32	8	6	tansig	tansig	linear	2.5340	1.28
33	9	7	tansig	tansig	linear	2.3659	1.07
34	10	8	tansig	tansig	linear	8.6058	0.48
35	2	1	logsig	tansig	linear	0.5106	1.21
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.2384	1.44
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.6300	1.53
38	5	4	logsig	tansig	linear	0.7244	2.06
39	6	5	logsig	tansig	linear	0.7891	2.33
40	7	6	logsig	tansig	linear	0.9717	2.30
41	8	7	logsig	tansig	linear	5.1451	1.17
42	9	8	logsig	tansig	linear	1.9542	1.40
43	10	9	logsig	tansig	linear	6.0827	0.42
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.3979	1.43
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.2621	1.48
46	5	3	logsig	tansig	linear	0.4347	1.58
47	6	4	logsig	tansig	linear	1.0014	2.15
48	7	5	logsig	tansig	linear	1.3441	2.36
49	8	6	logsig	tansig	linear	3.0018	2.01

ตารางที่ 5.9 (ต่อ)

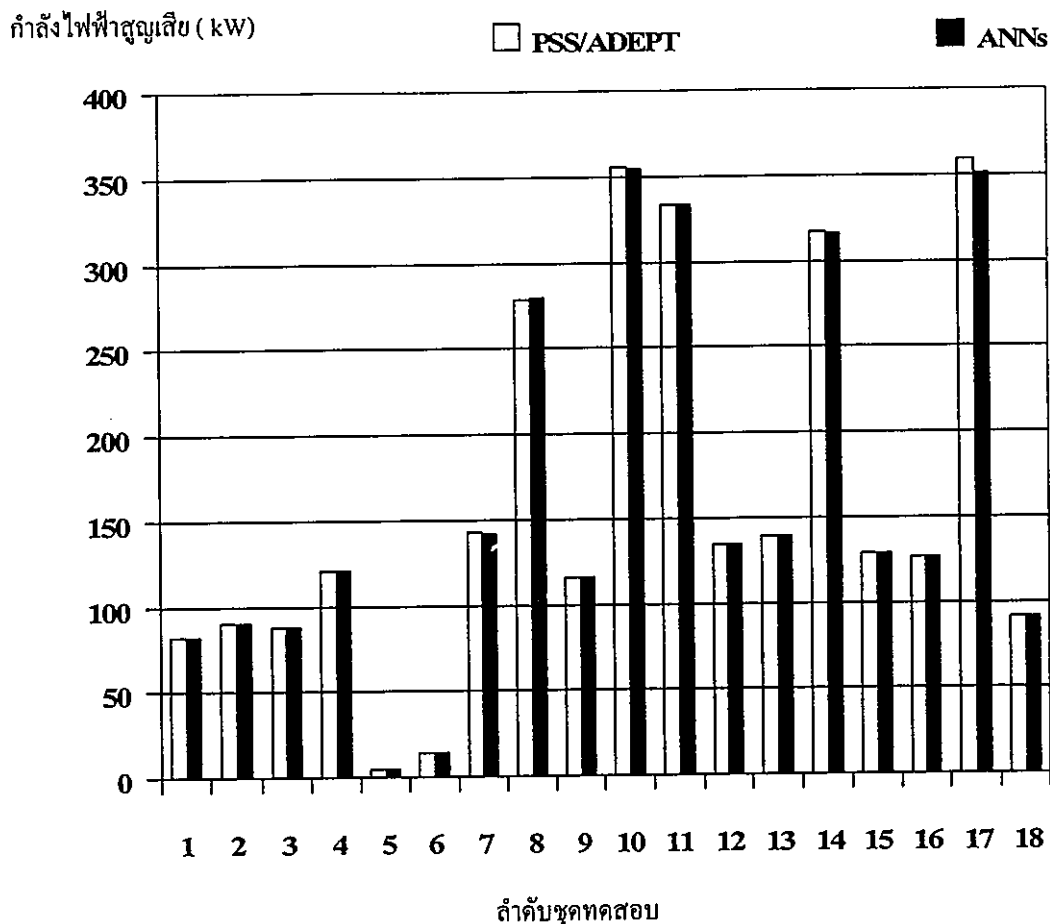
ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
50	9	7	logsig	tansig	linear	6.8088	1.40
51	10	8	logsig	tansig	linear	7.1003	1.49
52	2	1	tansig	logsig	linear	0.4970	1.29
53	3	2	tansig	logsig	linear	0.3929	1.42
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.7281	1.50
55	5	4	tansig	logsig	linear	1.2905	2.03
56	6	5	tansig	logsig	linear	0.9802	2.26
57	7	6	tansig	logsig	linear	1.1052	2.26
58	8	7	tansig	logsig	linear	2.0219	2.04
59	9	8	tansig	logsig	linear	1.8416	1.56
60	10	9	tansig	logsig	linear	5.9661	1.05
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.3812	1.36
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.3713	1.49
63	5	3	tansig	logsig	linear	0.6184	1.58
64	6	4	tansig	logsig	linear	0.5939	2.14
65	7	5	tansig	logsig	linear	1.2657	2.29
66	8	6	tansig	logsig	linear	4.0112	1.59
67	9	7	tansig	logsig	linear	6.0972	0.22
68	10	8	tansig	logsig	linear	7.6015	0.44

จากตารางที่ 5.9 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 3 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 1 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Tan-sigmoid Transfer Function, Tan-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.2136 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมา

เปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟล์จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.10 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.5

ตารางที่ 5.10 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบ ที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	81.308	81.298	0.012805
2	89.644	89.639	0.006091
3	87.915	87.932	0.01862
4	120.749	120.720	0.023995
5	4.475	4.483	0.163128
6	13.577	13.607	0.214409
7	142.008	142.179	0.119961
8	279.343	278.280	0.381746
9	115.977	116.177	0.172258
10	354.776	355.115	0.095532
11	333.830	333.703	0.038267
12	134.293	134.254	0.029077
13	139.160	139.089	0.051474
14	316.145	317.050	0.285246
15	128.807	128.816	0.007636
16	126.345	126.363	0.013995
17	351.301	359.206	2.200559
18	91.204	91.196	0.009551



รูปที่ 5.5 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.10 และรูปที่ 5.5 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยุทิมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.2136 % ซึ่งถือว่าต่ำ

#### 5.1.3.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

ผลการทดลอง และค่า MAPE ของชุดทดสอบสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทยุทิมสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด และใช้ชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด ถูกแสดงไว้ในตารางที่ 5.7

ตารางที่ 5.11 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน 18 ชุด

ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
1	2	1	logsig	logsig	linear	0.6386	1.38
2	3	2	logsig	logsig	linear	0.5326	1.42
3	4	3	logsig	logsig	linear	0.7065	1.48
4	5	4	logsig	logsig	linear	7.4753	1.52
5	6	5	logsig	logsig	linear	10.8932	1.45
6	7	6	logsig	logsig	linear	13.5805	1.07
7	8	7	logsig	logsig	linear	8.8338	0.44
8	9	8	logsig	logsig	linear	15.8472	0.08
9	10	9	logsig	logsig	linear	19.1192	0.09
10	3	1	logsig	logsig	linear	0.3270	1.41
11	4	2	logsig	logsig	linear	3.9131	1.44
12	5	3	logsig	logsig	linear	0.9638	1.46
13	6	4	logsig	logsig	linear	7.6069	1.45
14	7	5	logsig	logsig	linear	7.8063	1.22
15	8	6	logsig	logsig	linear	16.3065	0.43
16	9	7	logsig	logsig	linear	16.1851	0.06
17	10	8	logsig	logsig	linear	18.1575	0.06
18	2	1	tansig	tansig	linear	1.1493	1.27
19	3	2	tansig	tansig	linear	0.4522	1.42
20	4	3	tansig	tansig	linear	5.4708	1.48
21	5	4	tansig	tansig	linear	2.9343	1.56
22	6	5	tansig	tansig	linear	2.4892	1.34
23	7	6	tansig	tansig	linear	11.7033	0.46
24	8	7	tansig	tansig	linear	19.5437	0.10

ตารางที่ 5.11 (ต่อ)

ที่	No of Neurons in Hidden Layer 1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
25	9	8	tansig	tansig	linear	8.2893	0.23
26	10	9	tansig	tansig	linear	19.8052	0.13
27	3	1	tansig	tansig	linear	0.3727	1.32
28	4	2	tansig	tansig	linear	1.3353	1.46
29	5	3	tansig	tansig	linear	1.9200	1.57
30	6	4	tansig	tansig	linear	6.5278	1.42
31	7	5	tansig	tansig	linear	5.8341	0.51
32	8	6	tansig	tansig	linear	15.3611	0.09
33	9	7	tansig	tansig	linear	12.0677	0.19
34	10	8	tansig	tansig	linear	13.3147	0.06
35	2	1	logsig	tansig	linear	1.1104	1.39
36	3	2	logsig	tansig	linear	0.6095	1.42
37	4	3	logsig	tansig	linear	0.6154	1.50
38	5	4	logsig	tansig	linear	4.9171	1.54
39	6	5	logsig	tansig	linear	5.9084	1.26
40	7	6	logsig	tansig	linear	10.1104	1.54
41	8	7	logsig	tansig	linear	9.6253	0.30
42	9	8	logsig	tansig	linear	20.1365	0.13
43	10	9	logsig	tansig	linear	20.2498	0.10
44	3	1	logsig	tansig	linear	0.31067	1.49
45	4	2	logsig	tansig	linear	0.6034	1.45
46	5	3	logsig	tansig	linear	1.1704	1.56
47	6	4	logsig	tansig	linear	2.9899	1.42
48	7	5	logsig	tansig	linear	8.9388	0.40
49	8	6	logsig	tansig	linear	15.3343	0.14

ตารางที่ 5.11 (ต่อ)

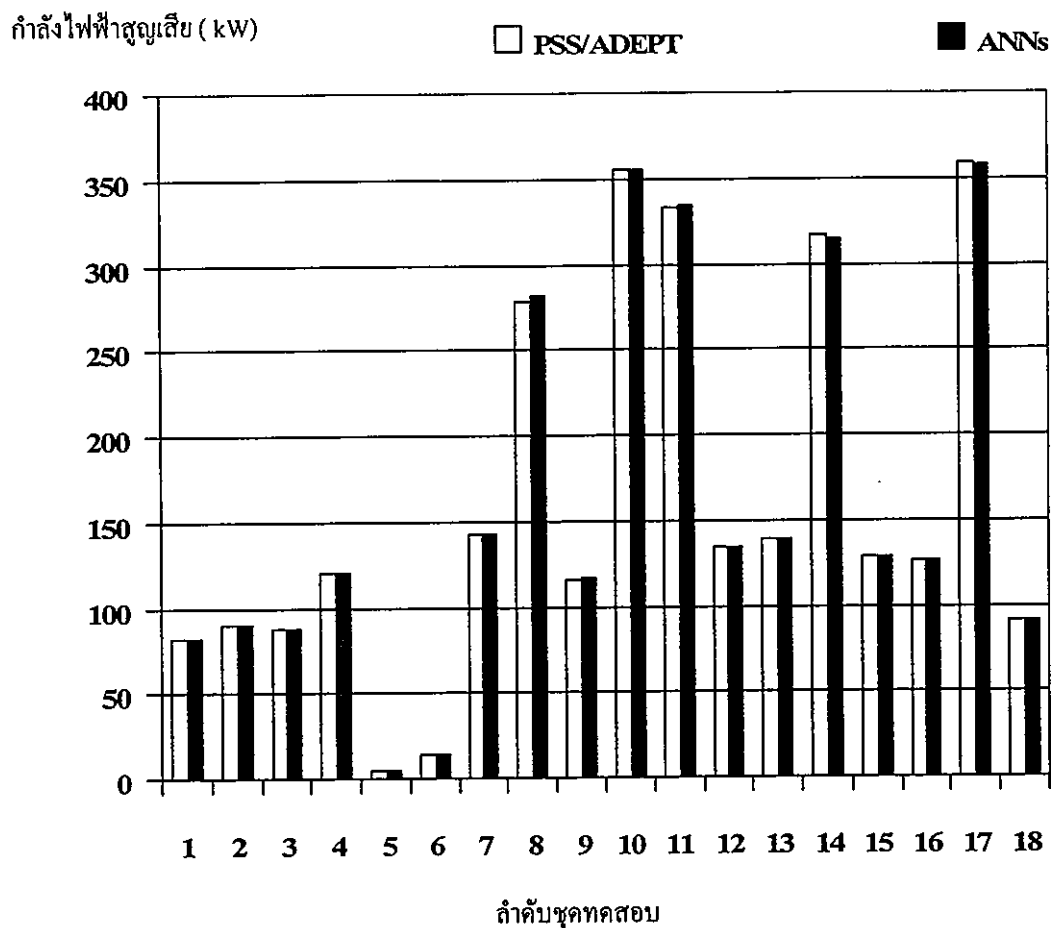
ที่	No of Neurons in Hidden Layer1	No of Neurons in Hidden Layer 2	Transfer Function Hidden Layer 1	Transfer Function Hidden Layer 2	Transfer Function Output Layer	MAPE (%)	เวลาที่ใช้ (นาที)
50	9	7	logsig	tansig	linear	13.1813	0.07
51	10	8	logsig	tansig	linear	15.1534	0.06
52	2	1	tansig	logsig	linear	1.1638	1.28
53	3	2	tansig	logsig	linear	1.2055	1.43
54	4	3	tansig	logsig	linear	0.3321	1.50
55	5	4	tansig	logsig	linear	6.4807	2.04
56	6	5	tansig	logsig	linear	5.4815	1.35
57	7	6	tansig	logsig	linear	9.9282	0.42
58	8	7	tansig	logsig	linear	16.4504	0.37
59	9	8	tansig	logsig	linear	5.9211	0.18
60	10	9	tansig	logsig	linear	18.4372	0.06
61	3	1	tansig	logsig	linear	0.8239	1.11
62	4	2	tansig	logsig	linear	0.8261	1.45
63	5	3	tansig	logsig	linear	5.7643	1.54
64	6	4	tansig	logsig	linear	5.0157	2.07
65	7	5	tansig	logsig	linear	9.0497	1.18
66	8	6	tansig	logsig	linear	9.1166	1.16
67	9	7	tansig	logsig	linear	15.2378	0.09
68	10	8	tansig	logsig	linear	15.5339	0.06

จากตารางที่ 5.11 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 เท่ากับ 3 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 เท่ากับ 1 และมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต เป็นแบบ Log-sigmoid Transfer Function, Tan-sigmoid Transfer Function และ Linear Transfer Function ตามลำดับ โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 0.3067 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมา

เปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟล์จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.12 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.6

ตารางที่ 5.12 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยืดแบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ BP (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	81.313	81.298	0.019103
2	89.635	89.639	0.003989
3	87.876	87.932	0.06271
4	120.762	120.720	0.034997
5	4.532	4.483	1.108991
6	13.634	13.607	0.202151
7	142.940	142.179	0.535323
8	282.446	278.280	1.497077
9	116.424	116.177	0.211977
10	355.334	355.115	0.061668
11	333.963	333.703	0.078126
12	134.190	134.254	0.048052
13	139.270	139.089	0.130708
14	314.655	317.050	0.755409
15	128.623	128.816	0.150516
16	126.213	126.363	0.118854
17	357.730	359.206	0.410818
18	91.114	91.196	0.090115



รูปที่ 5.6 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ BP สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.12 และรูปที่ 5.6 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยุติมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนน้อยเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.3067 % ซึ่งถือว่าต่ำ

## 5.2 ผลการทดลองของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression (GRNN)

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN ในงานวิจัยครั้งนี้ได้ทำการทดสอบโดยทำการลองปรับขนาดความกว้างและความแคบของกราฟ Radial Basis Function ที่ใช้ในชั้นซ่อน และทำการปรับค่าการกระจายเพื่อให้ได้ค่าการกระจายที่ดีที่สุดที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุดสำหรับแต่ละฟังก์ชัน และบันทึกค่าไว้เพื่อเปรียบเทียบ อีกทั้งยังทำการลดจำนวนชุดฝึกสอนในขณะที่ยังคงใช้จำนวนชุดทดสอบเท่าเดิมเพื่อดูแนวโน้มของค่า MAPE ว่ามีค่าเพิ่มขึ้นมาน้อยเพียงใด โดยสามารถสรุปการฝึกสอนเป็นหัวข้อได้ดังนี้

1. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

2. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

3. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 แบ่งเป็น

- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด
- การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

5.2.1 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

5.2.1.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 45 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 20 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.13

ตารางที่ 5.13 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสาย  
 ป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 45 ชุด จำนวนชุดทดสอบ  
 จำนวน 20 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	90.0588	7.3800
	10 ถึง 1000	10	88.7990	6.8500
	1 ถึง 100	1	29.2541	7.0800
	0.2 ถึง 20	0.6000	24.8365	6.8800
	0.1 ถึง 10	0.7000	24.4485	6.9400
	0.04 ถึง 4	0.6800	24.0079	6.7800
	0.02 ถึง 2	0.6600	23.6909	6.9900
	0.01 ถึง 1	0.6600	23.6909	7.0000
	0.006 ถึง 0.667	0.6600	23.6909	7.2200
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	90.0652	6.6100
	10 ถึง 1000	10	89.4351	6.7000
	1 ถึง 100	1	37.0253	6.6490
	0.2 ถึง 20	0.4000	25.6361	6.6390
	0.1 ถึง 10	0.5000	24.6008	6.5590
	0.04 ถึง 4	0.4800	23.9815	6.6500
	0.02 ถึง 2	0.4600	23.8562	6.7400
	0.01 ถึง 1	0.4700	23.7216	6.7900
	0.006 ถึง 0.667	0.4667	23.6911	6.8000
	0.005 ถึง 0.5	0.4700	23.7216	6.8900
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	90.0525	6.6500
	10 ถึง 1000	10	88.1633	6.6600
	1 ถึง 100	1	26.5316	6.6900
	0.2 ถึง 20	0.8000	23.8077	6.6900
	0.1 ถึง 10	0.8000	23.8077	6.7900
	0.04 ถึง 4	0.8000	23.8077	6.6890
	0.02 ถึง 2	0.8200	23.7713	6.7900
	0.01 ถึง 1	0.8100	23.6952	6.8600

ตารางที่ 5.13 (ต่อ)

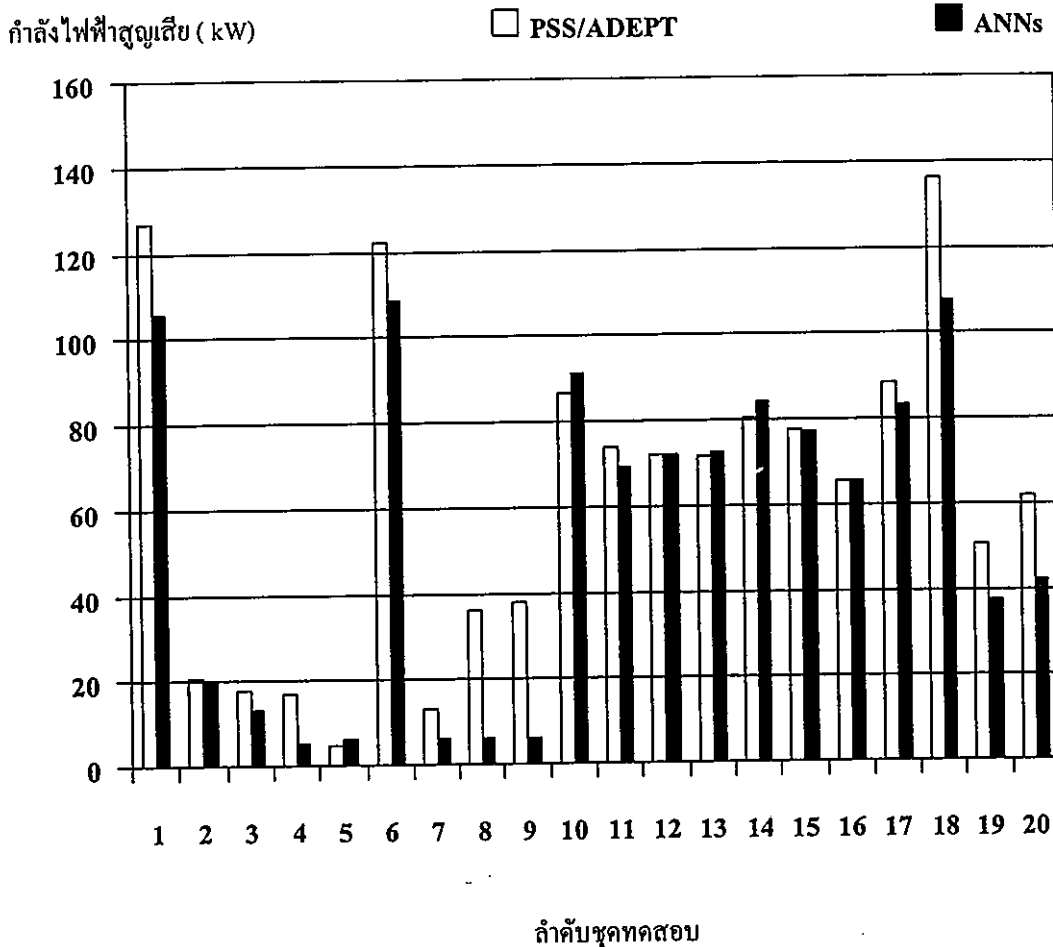
สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
	0.008 ถึง 0.833	0.8083	23.6908	6.7100
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	90.0461	6.7500
	10 ถึง 1000	10	87.5280	6.5390
	1 ถึง 100	1	24.6008	6.6800
	0.2 ถึง 20	1	24.6008	6.5600
	0.1 ถึง 10	0.9000	24.1199	6.7100
	0.04 ถึง 4	0.9200	23.8562	6.7790
	0.02 ถึง 2	0.9400	23.7216	6.8290
	0.13 ถึง 1.33	0.9333	23.6911	6.9300
	0.01 ถึง 1	0.9400	23.7216	6.7290
	0.006 ถึง 0.667	0.6667	28.3559	6.9800

จากตารางที่ 5.13 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ

$a(n) = e^{-1.5n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.8083 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 23.6908 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรม โหลด โพล์ จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.14 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.7

ตารางที่ 5.14 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบ ที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	105.898	126.715	16.42795
2	20.066	20.459	1.922014
3	13.268	17.621	24.70637
4	5.238	16.860	68.93299
5	5.928	4.770	24.27175
6	108.482	122.137	11.17969
7	5.914	13.330	55.63039
8	5.978	36.247	83.50877
9	5.967	37.949	84.27654
10	91.435	86.658	5.512213
11	69.386	73.948	6.169773
12	71.955	71.994	0.053869
13	72.554	71.618	1.306789
14	84.128	80.457	4.5629
15	77.226	77.713	0.625675
16	65.555	65.512	0.065145
17	83.464	88.505	5.695468
18	107.545	136.353	21.12781
19	37.232	50.477	26.24081
20	42.270	61.798	31.60003



รูปที่ 5.7 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 45 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.14 และรูปที่ 5.7 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนี้มีค่าคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 0.3067 % ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง

5.2.1.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 20 ชุด

ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 35 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 20 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.15

ตารางที่ 5.15 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อน  
ที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอนจำนวน 35 ชุด จำนวนชุดทดสอบ  
จำนวน 20 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการ ฝึกสอน(วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	77.1058	6.7790
	10 ถึง 1000	10	76.1174	6.6600
	1 ถึง 100	1	44.0455	6.6100
	0.2 ถึง 20	0.6000	31.3557	6.7300
	0.1 ถึง 10	0.6000	31.3557	6.6800
	0.04 ถึง 4	0.6400	30.6355	6.7800
	0.02 ถึง 2	0.6600	30.6134	6.4900
	0.01 ถึง 1	0.6700	30.6115	6.5500
	0.006 ถึง 0.667	0.6667	30.6115	6.9300
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	77.1108	6.5990
	10 ถึง 1000	10	76.6139	6.8200
	1 ถึง 100	1	52.1416	6.7390
	0.2 ถึง 20	0.4000	32.0655	6.6290
	0.1 ถึง 10	0.5000	31.7846	6.6290
	0.04 ถึง 4	0.4800	30.6476	6.2490
	0.02 ถึง 2	0.4600	30.6209	6.7100
	0.01 ถึง 1	0.4700	30.6118	6.7700
	0.006 ถึง 0.667	0.4733	30.6115	6.8200
	0.005 ถึง 0.5	0.4700	30.6118	6.9500
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	77.1007	6.6500
	10 ถึง 1000	10	75.6262	6.6000
	1 ถึง 100	1	37.0033	6.4400
	0.2 ถึง 20	0.8000	30.6183	6.6100
	0.1 ถึง 10	0.8000	30.6183	6.4990
	0.04 ถึง 4	0.8000	30.6183	6.6590
	0.02 ถึง 2	0.8200	30.6115	6.4990
	0.01 ถึง 1	0.8200	30.6115	6.5600

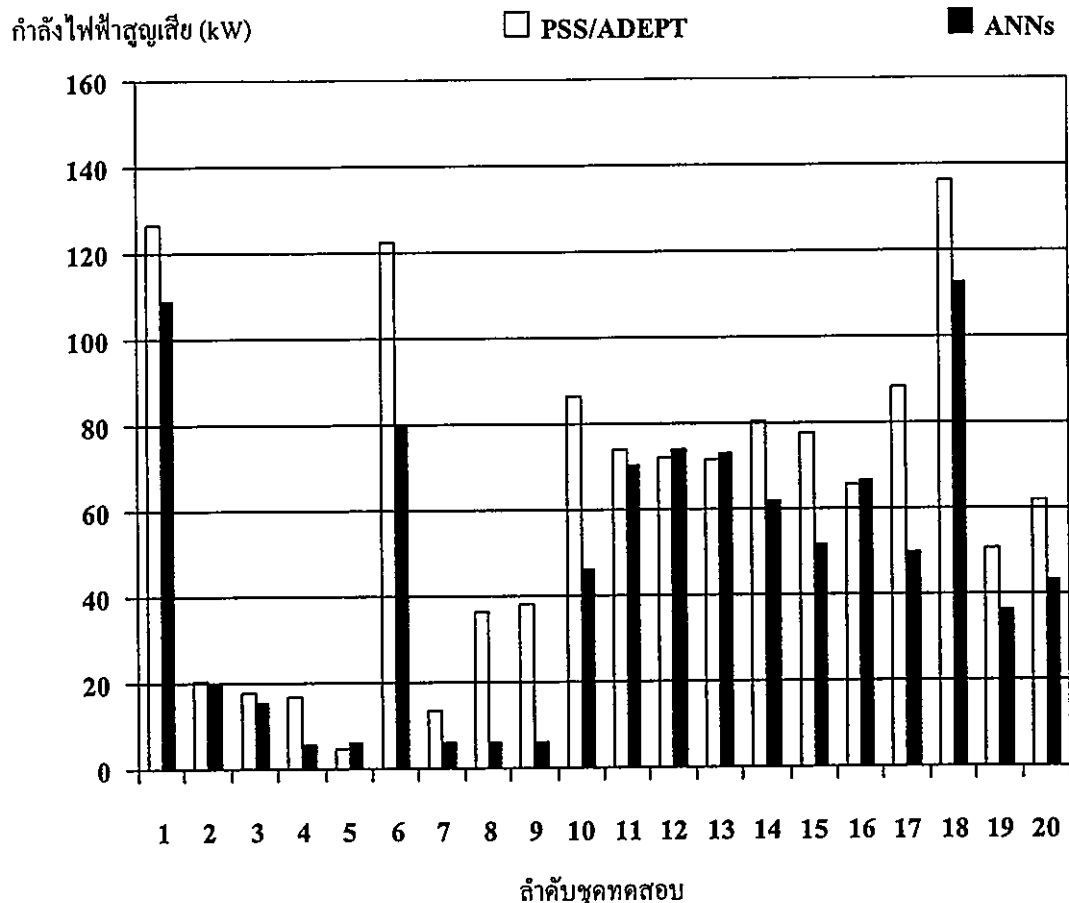
ตารางที่ 5.15 (ต่อ)

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	0.008 ถึง 0.833	0.8167	30.6115	6.6200
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	77.0957	6.6400
	10 ถึง 1000	10	75.1402	6.6790
	1 ถึง 100	1	31.7846	6.4690
	0.2 ถึง 20	1	31.7846	6.6200
	0.1 ถึง 10	0.9000	30.6694	6.7100
	0.04 ถึง 4	0.9200	30.6209	6.7890
	0.02 ถึง 2	0.9400	30.6118	6.7400
	0.13 ถึง 1.33	0.9467	30.6115	6.9900
	0.01 ถึง 1	0.9400	30.6118	6.8100
	0.006 ถึง 0.667	0.6667	33.8386	6.8700

จากตารางที่ 5.13 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยที่สุดด้วยคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ  $a(n) = e^{-1.5n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.8200 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 30.6115 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟแล้วจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.16 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.8

ตารางที่ 5.16 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยะของ 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบ ที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	108.878	126.715	14.07652
2	20.159	20.459	1.466361
3	15.161	17.621	13.96281
4	5.644	16.860	66.52721
5	5.957	4.770	24.87716
6	79.955	122.137	34.53633
7	5.891	13.330	55.80715
8	6.050	36.247	83.30878
9	5.997	37.949	84.19828
10	46.228	86.658	46.65439
11	70.397	73.948	4.802
12	74.044	71.994	2.846428
13	73.199	71.618	2.206802
14	61.997	80.457	22.94338
15	51.559	77.713	33.65493
16	66.299	65.512	1.200907
17	49.745	88.505	43.79429
18	112.754	136.353	17.30752
19	36.391	50.477	27.90643
20	43.164	61.798	30.15204



รูปที่ 5.8 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3 โดยใช้ชุดฝึกสอน 35 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.16 และรูปที่ 5.8 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 30.6115 % ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง

## 5.2.2 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

5.2.2.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 18 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.17

ตารางที่ 5.17 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสาย  
 ป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ  
 จำนวน 18 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	82.4812	6.6690
	10 ถึง 1000	10	81.8364	6.9600
	1 ถึง 100	1	23.9225	6.6400
	0.2 ถึง 20	0.8000	20.5980	6.5390
	0.1 ถึง 10	0.8000	20.5980	6.7100
	0.04 ถึง 4	0.8000	20.5980	6.7100
	0.02 ถึง 2	0.8200	20.5726	6.7790
	0.01 ถึง 1	0.8100	20.5612	6.9100
	0.008 ถึง 0.833	0.8167	20.5595	6.9700
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	82.4843	6.6700
	10 ถึง 1000	10	82.1712	6.6300
	1 ถึง 100	1	41.6068	6.8200
	0.2 ถึง 20	0.6000	20.7099	6.7300
	0.1 ถึง 10	0.6000	20.7099	6.8390
	0.04 ถึง 4	0.5600	20.6291	6.7500
	0.02 ถึง 2	0.5800	20.5736	6.7090
	0.01 ถึง 1	0.5800	20.5736	6.6300
	0.006 ถึง 0.667	0.5733	20.5583	6.6200
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	82.4782	6.7400
	10 ถึง 1000	10	81.4855	6.6590
	1 ถึง 100	1	20.5588	6.7990
	0.2 ถึง 20	1	20.5588	6.5090
	0.1 ถึง 10	1	20.5588	6.5300
	0.04 ถึง 4	1	20.5588	6.5500
	0.02 ถึง 2	1	20.5588	6.8700
	0.01 ถึง 1	1	20.5588	6.9200
	0.009 ถึง 0.909	0.9091	21.6205	6.8400

ตารางที่ 5.17 (ต่อ)

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	82.4751	6.7000
	10 ถึง 1000	10	81.1206	6.7800
	1 ถึง 100	1	22.4677	6.6390
	0.2 ถึง 20	1.2000	20.7099	6.7600
	0.1 ถึง 10	1.2000	20.7099	6.8100
	0.04 ถึง 4	1.1600	20.5736	6.7290
	0.02 ถึง 2	1.1600	20.5736	6.6290
	0.13 ถึง 1.33	1.1467	20.5583	6.5190
	0.011 ถึง 1.176	1.1529	20.5541	6.8600
	0.011 ถึง 1.124	1.1236	20.6191	6.8190

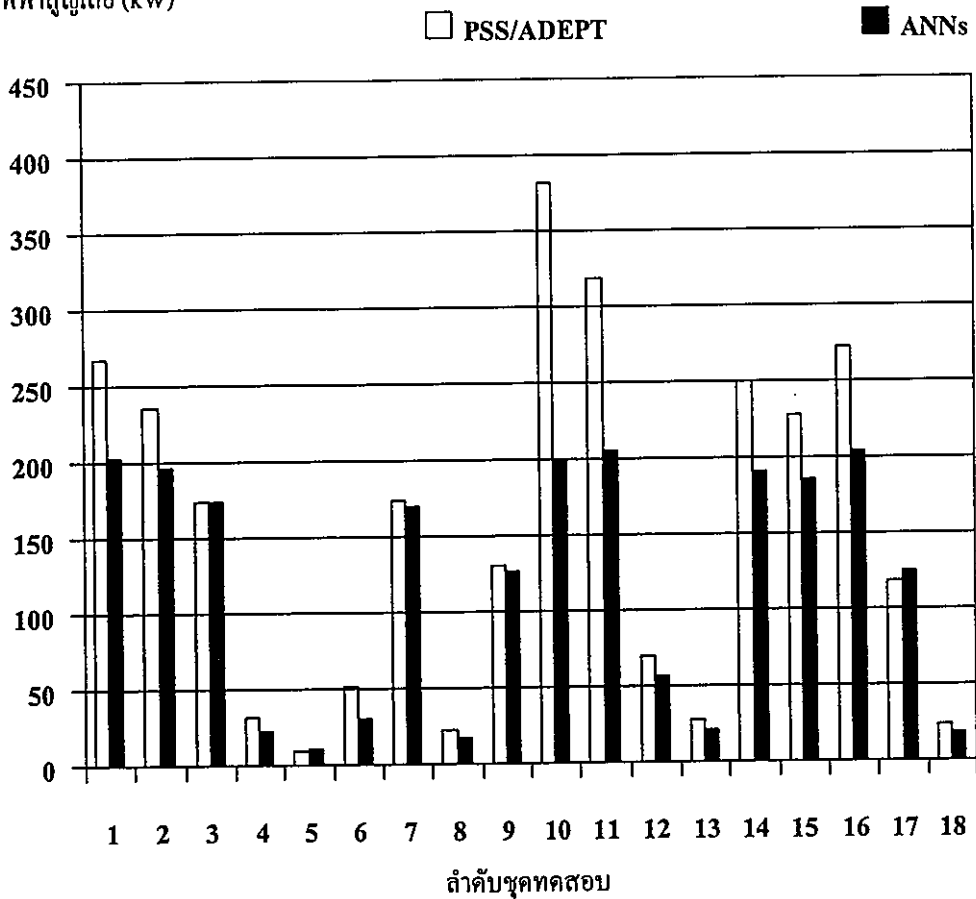
จากตารางที่ 5.17 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ

$a(n) = e^{-2n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 1.1529 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 20.5541 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จาก โปรแกรม โหลด โพล์ จะแสดงได้ตามตารางที่ 5.18 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.9

ตารางที่ 5.18 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	202.406	266.480	24.04453
2	196.591	234.899	16.30841
3	174.043	174.217	0.100289
4	22.075	31.366	29.62066
5	9.951	9.588	3.784201
6	29.649	50.876	41.72326
7	169.212	173.215	2.311135
8	16.779	22.252	24.5971
9	126.021	129.954	3.025885
10	200.042	381.925	47.62268
11	204.942	318.905	35.73578
12	56.979	69.354	17.84285
13	20.611	28.236	27.00539
14	191.406	249.850	23.39171
15	185.895	227.105	18.14588
16	204.557	272.375	24.89888
17	124.722	118.375	5.361676
18	18.241	24.145	24.45317

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)



รูปที่ 5.9 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.18 และรูปที่ 5.9 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 20.5541 % ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง

5.2.2.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 18 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.19

ตารางที่ 5.19 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อน  
ที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบจำนวน  
18 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการ ฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	78.0651	7.0400
	10 ถึง 1000	10	77.1723	6.5790
	1 ถึง 100	1	25.2995	6.7400
	0.2 ถึง 20	0.8000	23.2150	6.7900
	0.1 ถึง 10	0.9000	23.2063	6.7790
	0.04 ถึง 4	0.8800	23.0216	6.6590
	0.02 ถึง 2	0.8800	23.0216	6.7300
	0.01 ถึง 1	0.8700	23.0202	6.8400
	0.008 ถึง 0.833	0.8333	23.0636	6.7900
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	78.0696	6.6300
	10 ถึง 1000	10	77.6224	6.7300
	1 ถึง 100	1	40.9813	6.6000
	0.2 ถึง 20	0.6000	23.0366	6.5690
	0.1 ถึง 10	0.6000	23.0366	6.7900
	0.04 ถึง 4	0.6000	23.0366	6.6500
	0.02 ถึง 2	0.6200	23.0205	6.6490
	0.01 ถึง 1	0.6200	23.0205	6.7200
	0.006 ถึง 0.667	0.6200	23.0205	6.8100
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	78.0606	6.3800
	10 ถึง 1000	10	76.7239	6.7500
	1 ถึง 100	1	23.1073	6.5800
	0.2 ถึง 20	1	23.1073	6.7700
	0.1 ถึง 10	1	23.1073	6.6390
	0.04 ถึง 4	1.0800	23.0225	6.7290
	0.02 ถึง 2	1.0600	23.0215	6.6590
	0.011 ถึง 1.111	1.0667	23.0201	6.6200
	0.01 ถึง 1	1	23.1073	6.8890

ตารางที่ 5.19 (ต่อ)

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	78.0561	6.7200
	10 ถึง 1000	10	76.2772	6.3790
	1 ถึง 100	1	24.1862	6.6700
	0.2 ถึง 20	1.2000	23.0366	6.6500
	0.1 ถึง 10	1.2000	23.0366	6.7290
	0.04 ถึง 4	1.2400	23.0205	6.6500
	0.02 ถึง 2	1.2400	23.0205	6.6190
	0.13 ถึง 1.33	1.2400	23.0205	6.5790
	0.011 ถึง 1.124	1.1236	23.2599	6.8200

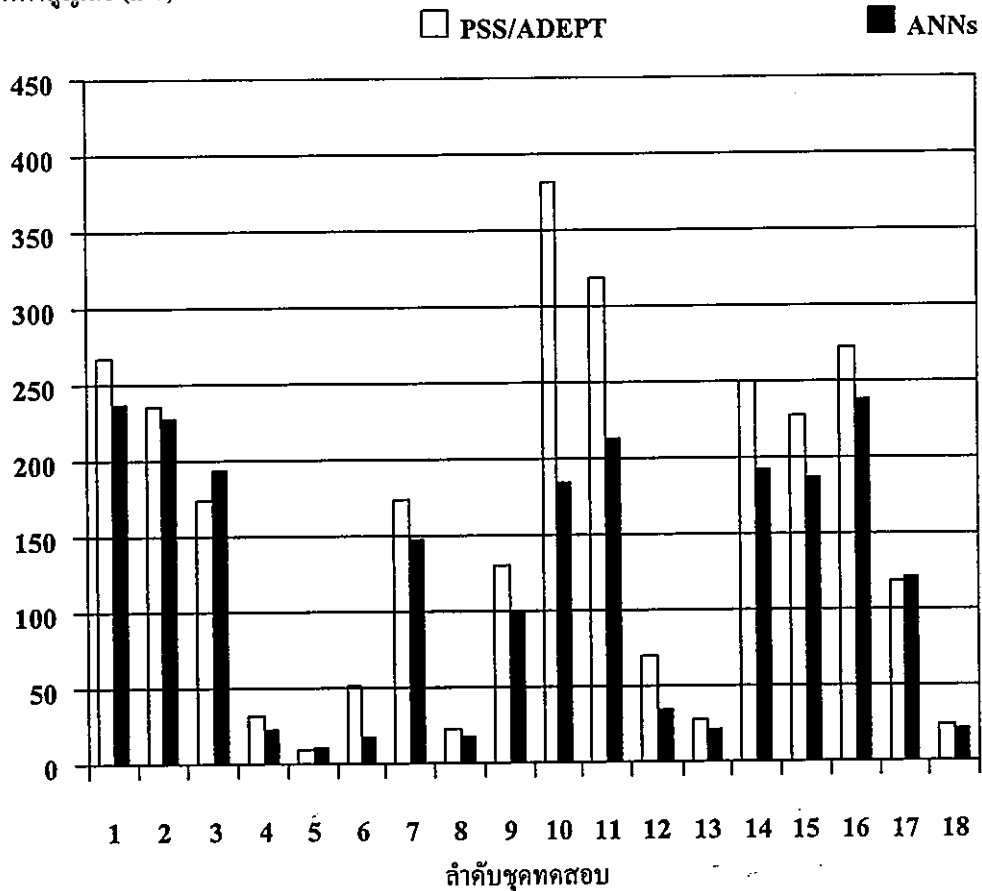
จากตารางที่ 5.19 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ

$a(n) = e^{-1.5n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 1.0667 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 23.0201 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหนดโพลีจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.20 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.10

ตารางที่ 5.20 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทยูนิฟิเคชันแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	237.349	266.480	10.93198
2	228.130	234.899	2.881843
3	193.722	174.217	11.19554
4	21.908	31.366	30.15266
5	9.895	9.588	3.203791
6	17.727	50.876	65.15669
7	146.944	173.215	15.16657
8	16.703	22.252	24.93748
9	98.293	129.954	24.36274
10	184.049	381.925	51.81009
11	213.180	318.905	33.15242
12	33.744	69.354	51.3454
13	21.257	28.236	24.71725
14	192.670	249.850	22.88575
15	187.371	227.105	17.49582
16	237.954	272.375	12.63732
17	120.944	118.375	2.169675
18	21.693	24.145	10.15826

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)



รูปที่ 5.10 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.20 และรูปที่ 5.10 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทดัดนั้นมีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 23.0201 % ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง

### 5.2.3 การฝึกสอนโครงข่ายประสาทดัดแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

5.2.3.1 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทดัดแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 18 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.21

ตารางที่ 5.21 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสาย  
 ป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 42 ชุด จำนวนชุดทดสอบ  
 จำนวน 18 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	114.6348	7.2000
	10 ถึง 1000	10	114.0550	6.7600
	1 ถึง 100	1	66.2400	6.7600
	0.2 ถึง 20	0.2000	26.9519	6.7700
	0.1 ถึง 10	0.2000	26.9519	6.5090
	0.04 ถึง 4	0.2000	26.9519	6.7790
	0.02 ถึง 2	0.1800	26.9086	6.6700
	0.01 ถึง 1	0.1700	26.8920	6.6400
	0.006 ถึง 0.667	0.1733	26.8972	6.4990
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	114.6378	7.0710
	10 ถึง 1000	10	114.3483	6.7590
	1 ถึง 100	1	86.3528	6.7890
	0.2 ถึง 20	0.2000	27.4112	6.7000
	0.1 ถึง 10	0.1000	27.0854	6.7000
	0.04 ถึง 4	0.1200	26.8915	6.5100
	0.02 ถึง 2	0.1200	26.8915	6.6900
	0.01 ถึง 1	0.1200	26.8915	6.8300
	0.006 ถึง 0.667	0.1200	26.8915	6.8100
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	114.6319	6.7800
	10 ถึง 1000	10	113.7609	6.7700
	1 ถึง 100	1	52.9603	6.6600
	0.2 ถึง 20	0.2000	26.9408	6.7600
	0.1 ถึง 10	0.2000	26.9408	6.8200
	0.04 ถึง 4	0.2000	26.9408	6.4390
	0.02 ถึง 2	0.2200	26.9079	6.7690
	0.01 ถึง 1	0.2100	26.8942	6.9100
	0.009 ถึง 0.909	0.2080	26.8917	6.8490

ตารางที่ 5.21 (ต่อ)

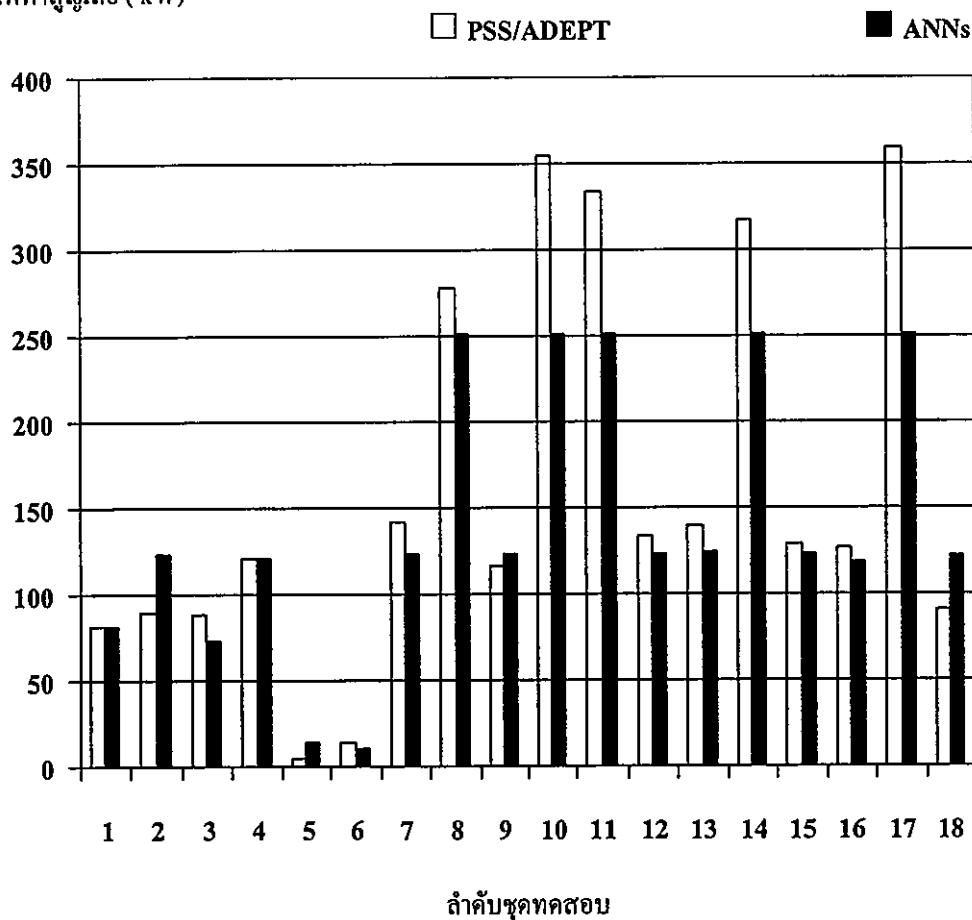
สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	114.6290	6.7500
	10 ถึง 1000	10	113.4660	6.4800
	1 ถึง 100	1	43.8918	6.6600
	0.2 ถึง 20	0.2000	27.0854	6.6600
	0.1 ถึง 10	0.3000	26.9870	6.6890
	0.04 ถึง 4	0.2400	26.8915	6.7090
	0.02 ถึง 2	0.2400	26.8915	6.7490
	0.01 ถึง 1	0.2100	26.8942	6.9100
	0.009 ถึง 0.909	0.2455	26.8976	6.4590

จากตารางที่ 5.21 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดและยังใช้เวลาฝึกสอนที่น้อยที่สุดด้วยคือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ  $a(n) = e^{-0.5n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.1200 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 26.8915 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จากโปรแกรมโหลดไฟแล้วจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.22 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.11

ตารางที่ 5.22 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	81.362	81.298	0.078569
2	123.103	89.639	37.33207
3	73.642	87.932	16.25093
4	120.702	120.720	0.01456
5	13.869	4.483	209.3896
6	10.275	13.607	24.48829
7	123.103	142.179	13.41684
8	251.399	278.280	9.659893
9	123.103	116.177	5.961171
10	251.399	355.115	29.20647
11	251.399	333.703	24.66386
12	123.103	134.254	8.305953
13	124.463	139.089	10.51514
14	251.399	317.050	20.70687
15	123.338	128.816	4.253244
16	118.447	126.363	6.264568
17	250.882	359.206	30.15635
18	121.640	91.196	33.38298

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ( kW)



รูปที่ 5.11 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 42 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับ โปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.22 และรูปที่ 5.11 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นมีค่าคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อเทียบกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจาก โปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 26.8915 % ซึ่งมีค่าค่อนข้างสูง

### 5.2.3.2 การฝึกสอนโดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ 18 ชุด

ผลการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด และใช้จำนวนชุดทดสอบ 18 จะแสดงได้ดังตารางที่ 5.23

ตารางที่ 5.23 ผลการทดลองจากการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสาย  
 ป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้จำนวนชุดฝึกสอน 32 ชุด จำนวนชุดทดสอบ  
 จำนวน 18 ชุด

สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ใน การทดสอบ	ค่า spread ที่ดีที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการ ฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-n^2}$	100 ถึง 10000	100	109.8987	6.5390
	10 ถึง 1000	10	109.6419	6.5190
	1 ถึง 100	1	81.6701	6.6090
	0.2 ถึง 20	0.4000	45.6825	6.5200
	0.1 ถึง 10	0.4000	45.6825	6.6000
	0.04 ถึง 4	0.4000	45.6825	6.5190
	0.02 ถึง 2	0.4000	45.6825	6.5300
	0.01 ถึง 1	0.4000	45.6825	6.5600
	0.005 ถึง 0.5	0.4050	45.6571	6.4590
$a(n) = e^{-0.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	109.9000	6.4890
	10 ถึง 1000	10	109.7718	6.5100
	1 ถึง 100	1	95.5110	6.4600
	0.2 ถึง 20	0.2000	46.5326	6.5390
	0.1 ถึง 10	0.3000	45.8030	6.4890
	0.04 ถึง 4	0.2800	45.7053	6.4800
	0.02 ถึง 2	0.2800	45.7053	6.6000
	0.004 ถึง 0.4	0.2880	45.6651	6.4390
	0.003 ถึง 0.3	0.2853	45.6646	6.5490
$a(n) = e^{-1.5n^2}$	100 ถึง 10000	100	109.8974	6.1190
	10 ถึง 1000	10	109.5117	6.4700
	1 ถึง 100	1	70.2089	6.4690
	0.2 ถึง 20	0.4000	46.2652	6.4700
	0.1 ถึง 10	0.5000	45.6711	6.6000
	0.04 ถึง 4	0.4800	45.7303	6.4900
	0.02 ถึง 2	0.5000	45.6711	6.6200
	0.01 ถึง 1	0.5000	45.6711	6.5890
	0.005 ถึง 0.5	0.4950	45.6611	6.6390

ตารางที่ 5.23 (ต่อ)

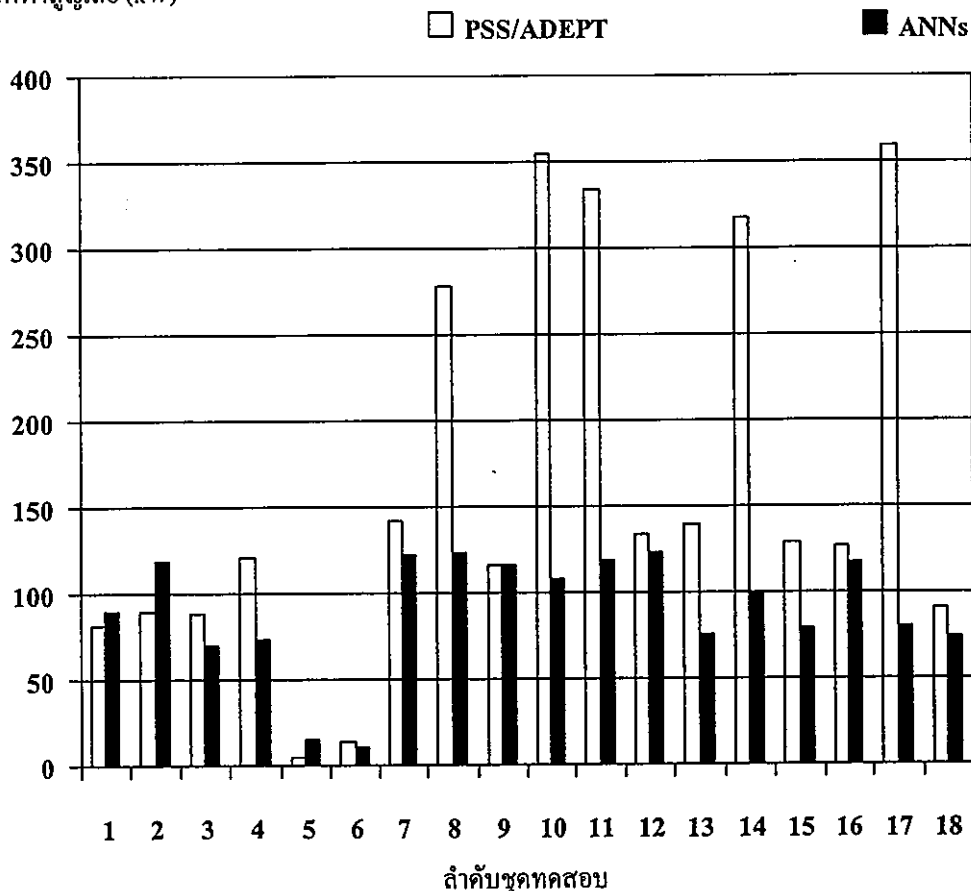
สมการ Transfer Function	ค่า spread ที่ใช้ ในการทดสอบ	ค่า spread ที่ดี ที่สุด	MAPE (%)	เวลาในการ ฝึกสอน (วินาที)
$a(n) = e^{-2n^2}$	100 ถึง 10000	100	109.8961	6.5700
	10 ถึง 1000	10	109.3810	6.5390
	1 ถึง 100	1	60.9070	6.3600
	0.2 ถึง 20	0.6000	45.8030	6.4790
	0.1 ถึง 10	0.6000	45.8030	6.6200
	0.04 ถึง 4	0.5600	45.7053	6.5400
	0.02 ถึง 2	0.5800	45.6834	6.5090
	0.01 ถึง 1	0.5700	45.6666	6.6390
	0.006 ถึง 0.602	0.5723	45.6586	6.6800

จากตารางที่ 5.22 จะได้ว่ารูปแบบของโครงข่ายเทียมที่มีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยที่สุดและยังใช้เวลาฝึกสอนที่น้อยที่สุดด้วยคือ โครงข่ายประสาทเทียมที่มีสมการของฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อนคือ  $a(n) = e^{-n^2}$  และมีค่าการกระจายที่ดีที่สุดเท่ากับ 0.4050 โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบ เท่ากับ 45.6571 % และเมื่อนำค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียซึ่งเป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมมาวิเคราะห์โดยนำมาเปรียบเทียบกับที่ได้จาก โปรแกรม โหลด โฟล์วจะแสดงได้ตามตารางที่ 5.24 และนำมาเขียนเป็นแผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบได้ตามรูปที่ 5.12

ตารางที่ 5.24 ผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุดเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากโปรแกรม PSS/ADEPT

ชุดทดสอบที่	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย ANNs แบบ GRNN (kW)	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย PSS/ADEPT (kW)	ความคลาดเคลื่อน (%)
1	90.106	81.298	10.83484
2	118.279	89.639	31.95016
3	69.650	87.932	20.79049
4	73.758	120.720	38.90158
5	14.656	4.483	226.9602
6	10.351	13.607	23.92583
7	121.820	142.179	14.31901
8	123.102	278.280	55.76343
9	116.234	116.177	0.048783
10	108.106	355.115	69.55754
11	118.408	333.703	64.51686
12	122.976	134.254	8.400279
13	75.238	139.089	45.90606
14	99.044	317.050	68.76062
15	79.202	128.816	38.51573
16	117.800	126.363	6.776809
17	79.751	359.206	77.79792
18	74.688	91.196	18.10091

กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)



รูปที่ 5.12 แผนภูมิแสดงการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของชุดทดสอบของ ANNs แบบ GRNN สำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1 โดยใช้ชุดฝึกสอน 32 ชุด ชุดทดสอบ 18 ชุด กับโปรแกรม PSS/ADEPT

จากตารางที่ 5.24 และรูปที่ 5.12 แสดงให้เห็นว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เป็นผลลัพธ์ของชุดทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมนี้มีค่าคลาดเคลื่อนค่อนข้างสูงเมื่อกับค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หาจากโปรแกรม PSS/ADEPT โดยมีค่า MAPE ของชุดทดสอบเท่ากับ 45.6571 % ซึ่งมีค่าสูงมาก

### 5.3 การวิเคราะห์ผลการทดลอง

จากการทดลองฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลายๆ รูปแบบเพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายป้อนทั้ง 3 แบบนั้น จะสามารถนำผลการทดลองมาเขียนเป็นตารางสรุปผลการทดลองได้ตามตารางที่ 5.25

ตารางที่ 5.25 สรุปผลการทดลอง

สายป้อน	จำนวนข้อมูลฝึกสอน	จำนวนข้อมูลทดสอบ	ชนิดของ ANNs	MAPE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุด (%)
สายป้อนที่ 6 สถานี ไฟฟ้าระยอง 3	45	20	BP	0.0679
	35	20	BP	0.1423
	45	20	GRNN	23.6908
	35	20	GRNN	30.6115
สายป้อนที่ 4 สถานี ไฟฟ้าชลบุรี 1	42	18	BP	0.0739
	32	18	BP	0.3750
	42	18	GRNN	20.5541
	32	18	GRNN	23.0201
สายป้อนที่ 8 สถานี ไฟฟ้าชลบุรี 1	42	18	BP	0.2136
	32	18	BP	0.3067
	42	18	GRNN	26.8915
	32	18	GRNN	45.6571

จากการทดลองจะเห็นได้ว่าโครงข่ายชนิด GRNN จะใช้เวลาในการฝึกสอนที่น้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ BP มาก แต่เมื่อดูจากตารางที่ 5.25 จะเห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมชนิด BP จะให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN โดยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด BP จะมีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่ดีมากก็มีค่าต่ำกว่า 1% สำหรับสายป้อนทั้ง 3 สายป้อน ในขณะที่ MAPE ของชุดทดสอบของการใช้โครงข่ายชนิด GRNN จะมีค่าสูงมาก คือมีค่ามากกว่า 20 % ซึ่งจะทำให้ผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRNN จะมีความคลาดเคลื่อนสูงเมื่อเทียบกับผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด BP และเมื่อพิจารณาโครงข่ายประสาทเทียมชนิด BP ในการทดลองลดจำนวนชุดฝึกสอนลง โดยยังคงให้จำนวนชุดทดสอบเท่าเดิมจะทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าเพิ่มขึ้น ซึ่งหมายความว่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะมีความคลาดเคลื่อนไปจากการหาโดยโปรแกรม PSS/ADEPT มากขึ้น แต่ค่าความคลาดเคลื่อนดังกล่าวก็ยังคงมีค่าที่ไม่สูงมากนักเนื่องจากค่า MAPE ของชุดทดสอบของโครงข่ายที่ถูกลดจำนวนชุดฝึกสอนลงยังคงมีค่าต่ำกว่า 1% เช่นเดียวกัน แต่ถ้ามองถึงเวลาที่ต้องสูญเสียไปในการเตรียมชุดฝึกสอนซึ่งต้องใช้เวลาานมากแล้ว การลดจำนวนชุดฝึกสอนลงจะเป็นการช่วยประหยัดเวลาในการดำเนินการได้ ดังนั้นการใช้ชุดฝึกสอนน้อยก็จะมีเหมาะสมมากกว่าการใช้ชุดฝึกสอนมาก



## บทที่ 6

# สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

### 6.1 สรุปผลการวิจัย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ศึกษาถึงการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดขึ้นจากสายป้อนระบบจำหน่ายแรงสูงและหม้อแปลงระบบจำหน่ายของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการเปรียบเทียบกับผลจากการคำนวณโดยโปรแกรม PSS/ADEPT 5.0 โดยนำโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back Propagation (BP) และชนิด Generalized Regression มาทำการฝึกสอนและทำการเปรียบเทียบว่าโครงข่ายประสาทเทียมชนิดไหนมีความเหมาะสมมากกว่ากัน ซึ่งจากทดลองสรุปได้ว่าแม้การใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression จะใช้เวลาในการฝึกสอนเร็วกว่าการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back Propagation แต่โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression จะให้ผลลัพธ์ที่คลาดเคลื่อนกว่าการใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back Propagation เนื่องจากการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression จะให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบที่สูงมาก ถึงแม้ว่าจะได้พยายามปรับเพิ่มหรือลดความกว้างของสมการ Radial Basis Function ในชั้นซ่อนแล้วก็ตาม ในขณะที่โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation แม้จะใช้เวลาในการฝึกสอนนานกว่าก็ตาม แต่ผลลัพธ์ที่ได้จะมีความคลาดเคลื่อนน้อยมาก ดูได้จากโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back Propagation จะมีค่า MAPE ของชุดทดสอบที่น้อยมาก คือมีค่าน้อยกว่า 1 % ดังนั้นระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation และชนิด Generalized Regression แล้ว โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back Propagation จะมีความเหมาะสมสำหรับปัญหาในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้มากกว่า

และจากการทดลองจะเห็นได้ว่าจำนวนข้อมูลฝึกสอนจะมีผลต่อค่า MAPE ของชุดทดสอบ แต่ถ้าพิจารณาในแง่ของเวลาที่ต้องเสียไปในการเตรียมข้อมูลแล้ว จะเห็นว่าการลดจำนวนชุดฝึกสอนลงก็จะเป็นทางเลือกที่เหมาะสมกว่าหากไม่ต้องการเสียเวลาในการดำเนินการมากนัก เพราะจากการลดจำนวนชุดฝึกสอนลงในการทดลองนั้นจะเห็นว่าแม้เราจะลดจำนวนชุดฝึกสอนลง แต่ค่า MAPE ของชุดทดสอบก็ยังคงมีค่าต่ำกว่า 1 % อยู่ดี ดังนั้นหากต้องการคำนวณที่ต้องความถูกต้องของผลลัพธ์ที่ไม่สูงมากนัก การลดจำนวนชุดฝึกสอนลงก็จะช่วยเป็นการประหยัดเวลาในการดำเนินการได้เป็นอย่างดี

จึงพอสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นแนวทางหนึ่งที่มีความเหมาะสมในการนำมาเพื่อประยุกต์ใช้ในการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้หาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจะมีประโยชน์มากสำหรับงานวางแผน และปฏิบัติการจ่ายไฟของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค แต่ทั้งนี้ต้องขึ้นอยู่กับข้อมูลที่มีความถูกต้อง การเลือกชนิดของข้อมูลที่มีความสัมพันธ์กัน การเลือกโครงข่ายที่

มีความเหมาะสม ดังนั้น โครงข่ายประสาทเทียมจึงมีทั้งข้อดีและข้อเสีย ซึ่งจะสามารถสรุปข้อดีและข้อเสียของ โครงข่ายประสาทเทียมในการนำใช้หาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียได้ตามตารางที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 แสดงการเปรียบเทียบข้อดี-ข้อเสีย ของการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย

ข้อดี	ข้อเสีย
1. สามารถนำข้อมูลใหม่มาเพิ่มเติมให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้ได้ โดยไม่จำเป็นต้องลบข้อมูลเดิมออก	1. ความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ของข้อมูลที่นำมาให้โครงข่ายประสาทเทียมทำการเรียนรู้
2. ไม่จำเป็นต้องวิเคราะห์ระบบ โดยการสร้างแบบจำลองทางไฟฟ้า และแบบจำลองทางคณิตศาสตร์	2. ต้องใช้เวลาในการรวบรวมข้อมูลเป็นเวลานาน เพื่อให้มีข้อมูลที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม
3. ประหยัดเวลาในการดำเนินการ เนื่องจากโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาคำตอบได้อย่างรวดเร็ว	3. ไม่มีกำหนดของรูปแบบที่แน่นอนจึงต้องทำการทดลองหลายๆ รูปแบบเพื่อหาโครงสร้างที่เหมาะสมกับปัญหา
4. ใช้เวลาในการฝึกสอนไม่มาก	

## 6.2 สิ่งที่เราควรได้รับการพัฒนาต่อไป

1. พัฒนาโครงข่ายให้ครอบคลุมถึงผลกระทบที่มีต่อกำลังไฟฟ้าสูญเสียเพิ่มขึ้น เนื่องจากในวิทยานิพนธ์นี้ซึ่งกำหนดในระบบเป็นแบบระบบสามเฟสสมดุลเท่านั้น ซึ่งในความเป็นจริงผลของความไม่สมดุลจะมีผลต่อการเกิดกำลังไฟฟ้าสูญเสีย

2. พัฒนาโครงข่ายโดยคำนึงถึงขนาดการใช้งานหม้อแปลงที่แท้จริง เนื่องจากในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้กำหนดให้หม้อแปลงมีการใช้งานในอัตราส่วนของโหลดต่อขนาดของหม้อแปลงเท่ากันทุกตัว ซึ่งหากเราสามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียโดยคำนึงถึงการใช้งานหม้อแปลงที่แท้จริงแล้วจะทำให้ค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่คำนวณค่าได้มีขนาดใกล้เคียงกับความเป็นจริงมากยิ่งขึ้น

3. พัฒนาโครงข่ายให้สามารถหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียได้อย่างถูกต้องเมื่อมีการเปลี่ยน configuration ของระบบ เพราะในความเป็นจริงแล้วระบบจะมีการเปลี่ยนแปลงอยู่บ่อยครั้ง ดังนั้นการคิดแบบเดิมจะทำให้โครงข่ายไม่สามารถคำนวณค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียได้ถูกต้องเมื่อระบบมีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งหากเราสามารถพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมแบบใหม่ หรือใช้การประยุกต์ระบบ

AI อื่นๆ เข้ามาร่วมใช้งานกับโครงข่ายประสาทเทียมก็อาจจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถแก้ปัญหาดังกล่าวได้

4. พัฒนาโครงข่ายชนิดใหม่เพื่อให้ผลลัพธ์ที่ได้มีความคลาดเคลื่อนน้อยลง เพราะเมื่อความคลาดเคลื่อนน้อยลงก็จะทำให้ค่าที่ได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น ดังนั้นการทดลองโครงข่ายแบบอื่นอาจจะทำให้สามารถค้นพบโครงข่ายที่มีประสิทธิภาพในการจัดการกับปัญหานี้ได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back-propagation Neural Network

5. พัฒนาโครงข่ายให้สามารถแยกค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียตามอุปกรณ์ในระบบได้ วิธีอาจทำได้โดยการเพิ่มข้อมูลในการฝึกสอนให้ครอบคลุมถึงค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่เกิดจากส่วนต่างๆ เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมได้ถูกฝึกสอนด้วยข้อมูลนั้น ก็จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาคำตอบในลักษณะดังกล่าวได้

6. พัฒนาโครงข่ายให้สามารถประเมิน Economic Evaluation of Losses ซึ่งค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียที่หามาได้จะสามารถคำนวณเป็นมูลค่าได้โดยทำการแปลงกำลังไฟฟ้าสูญเสียให้อยู่ในรูปของพลังงานไฟฟ้าและนำค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้มาคูณด้วยอัตราค่าไฟ ก็จะทำให้เราสามารถคำนวณถึงเม็ดเงินที่ต้องสูญเสียเนื่องจากระบบไฟฟ้าที่เราต้องการศึกษาได้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Tennessee Valley Public Power Association. **Distribution System Losses Reduction Manual**. Booth & Associates, Inc., November 1994
- [2] Engineering Department (Customer Service). **Reduction of Distribution Losses**. Tenaga Nasional Berhad., 1997
- [3] ศูนย์บริการวิชาการแห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย. “โครงการวิจัยเพื่อลดกำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบไฟฟ้า” รายงานเสนอการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค., 2549
- [4] Provincial Electricity Authority “**Annual Report 2004**” Provincial Electricity Authority, 2004
- [5] Electric Power Research Institute (EPRI). **Improve Methods for Losses Evaluation, Volume 1 : Analytic and Evaluative Techniques**
- [6] David L. Flaten. “Distribution System Losses Calculation by Percent Loading” **IEEE Transaction on Power System**, Vol 3, No.3, August 1988, pp.1263-1269
- [7] J. J. Grainger, T. J. Kendrew. “Evaluation of Technical Losses on Electric Distribution Systems” **CIREN**, 1989, pp.490-493
- [8] C.S. Chen, M.Y. Cho, Y.W. Chen. “Development of Simplified Loss Models for Distribution System Analysis” **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol. 9, No. 3, July 1994, pp.1545-1551
- [9] S.W. Kau, M.Y. Cho, “Distribution Feeder Loss Computation by Artificial Neural Network” **Proc. IEEE Annual Meeting Conf. on Industrial and Commercial Power Systems Technical**, San Antonio, TX, 1995, 73-78.
- [10] C.C.B.Oliveira, N.Kagan, A.Meffe, S.Jonathan, Scaparroz, J.L.Cavaretti. “A New Method for the Computation of Technical Losses in Electrical Power Distribution System, University of Sao Paulo – Brazil” **CIREN 2001**, 18-21 June 2001 ,Conference Publication No.482
- [11] Ma Jin, Xu Jianyuan, Wang Shenghui, Lin Xin “Calculation and Analysis for Line Losses in Distribution Networks” **IEEE 2002**, pp.2537-2541
- [12] บัณฑิต เอื้ออาภรณ์. การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลังเบื้องต้น. สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย., 2547
- [13] Buller F.H., C.A. Woodrow. “Load Factor Equivalent Hour Values Compared” **ElectricalWorld.**, vol.92 , No.2, 1928, pp.59-60

- [14] ชำนาญ ห่อเกียรติ. **Power System Control and Operation Load Flow / Stability / Grounding**. เอกสารฝึกอบรมการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค, 2546
- [15] ตฤณ แสงสุวรรณ. การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลัง 2. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์, 2540
- [16] Hadi Saadat. **Power System Analysis**. McGraw-Hill, Inc.
- [17] William D. Stevenson, Jr. **Elements of Power System Analysis**. McGraw-Hill, Inc.
- [18] Stuart J. Russell, Peter Norvig. **Artificial Intelligence: A Modern Approach**. Prentice Hall, New Jersey, 2003
- [19] Dr. J. Sodha. <http://scitec.uwichill.edu.bb/cmp/online/p21h/help/splash/index.html>. 1997.
- [20] Tom M. Mitchell. **Machine Learning**. McGraw-Hill, Inc., 1997
- [21] Fausett Laurene. **Fundamentals of Neural Networks**. Englewood Cliffs, New Jersey : Practice Hall International, Inc., 1994
- [22] สมชาติ จิรวินากร. **โครงข่ายประสาทเทียม**. เอกสารประกอบการบรรยายวิชา 01027641 Neural Networks Applications, ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า, คณะวิศวกรรมศาสตร์, สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, 2546
- [23] Marilyn McCord Nelson, W.T. Illingworth. **A Practical Guide to Neural Nets**. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1993
- [24] Dave Anderson, George McNeill. **Artificial Neural Networks Technology**. Kaman Sciences Corporation, 1992
- [25] Demuth, H. and Beale, M. **Neural Network Toolbox User's Guide**. The Math Works, Inc. 2001.
- [26] Kit Po Wong. "Artificial Intelligence and Neural Network Applications in Power System" **IEEE 2 International Conference in Advances in Power System Control, Operation and Management**, December 1993, pp.37-46
- [27] Ming Lu. "Improved Neural Network Modeling Approach for Engineering Applications" **ICONIP 02**, Vol. 4, 2002, pp.1810-1814
- [28] S.W. Kau, M.Y. Cho. "Distribution Feeder Loss Computation by Artificial Neural Network" **Proc. IEEE Annual Meeting Conf. on Industrial and Commercial Power Systems Technical**, San Antonio, TX, 1995, 73-78.
- [29] T.S. Sidhu and Z.Ao, "On-Line Evaluation of Capacity and Energy Losses in Power Transmission System by Using Artificial Neural Networks", **IEEE Transactions on Power Delivery**, Vol.10, No.4, October 1995, pp.1913-1919
- [30] **PSS/ADEPT User Manual** . Shaw Power Technologies, Inc., April 2004

**ภาคผนวก**

ภาคผนวก ก  
ข้อมูลของสายป้อน

ตารางที่ ก.1 ข้อมูลของสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line1	RAC06N55870	RAC06N55852	0.0434	185 A
Line2	RAC06N80409	RAC06N55891	0.0396	185 SAC
Line3	RAC06N55891	RAC06N55870	0.0377	185 SAC
Line4	RAC06N55037	RAC06N55035	0.0075	185 SAC
Line5	RAC06N55035	RAC06N55470	0.5872	185 SAC
Line6	RAC06N55470	RAC06N76049	0.3848	185 SAC
Line7	RAC06N76049	RAC06N55713	0.0193	185 SAC
Line8	RAC06N55713	RAC06N55709	0.0142	185 SAC
Line9	RAC06N76049	RAC06N80409	0.2856	185 SAC
Line10	RAC06N55094	RAC06N55037	0.1158	240 UGC
Line11	RAC06N55035	RAC06N77991	0.1833	185 SAC
Line12	RAC06N77991	RAC06N77999	0.1556	185 SAC
Line13	RAC06N80427	RAC06N80409	0.0830	185 A
Line14	RAC06N58479	RAC06N73875	0.1060	185 PIC
Line15	RAC06N77985	RAC06N58479	0.4143	185 SAC
Line16	RAC06N56435	RAC06N56426	0.0230	185 PIC
Line17	RAC06N56811	RAC06N56714	0.2178	185 PIC
Line18	RAC06N56643	RAC06N56435	0.2733	185 PIC
Line19	RAC06N56663	RAC06N56643	0.0220	185 PIC
Line20	RAC06N56714	RAC06N56506	0.4499	185 PIC
Line21	RAC06N56506	RAC06N56569	0.1737	185 PIC
Line22	RAC06N56562	RAC06N56581	0.0171	185 SAC
Line23	RAC06N56581	RAC06N56738	0.1748	185 SAC
Line24	RAC06N56738	RAC06N56726	0.1080	50 ACR
Line25	RAC06N56726	RAC06N56722	0.0109	50 ACR

## ตารางที่ ก.1 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line26	RAC06N55870	RAC06N56562	1.0239	185 SAC
Line27	RAC06N56967	RAC06N73878	0.0492	185 PIC
Line28	RAC06N56967	RAC06N56988	0.0260	185 PIC
Line29	RAC06N56988	RAC06N57252	0.4238	185 PIC
Line30	RAC06N57252	RAC06N57026	0.6947	185 PIC
Line31	RAC06N73880	RAC06N57429	0.4299	185 SAC
Line32	RAC06N56894	RAC06N56967	0.1068	185 PIC
Line33	RAC06N56867	RAC06N56835	0.0912	185 PIC
Line34	RAC06N56867	RAC06N56811	0.1263	185 PIC
Line35	RAC06N56835	RAC06N56663	0.3044	185 PIC
Line36	RAC06N57252	RAC06N57422	0.5130	185 PIC
Line37	RAC06N56888	RAC06N56867	0.0603	185 PIC
Line38	RAC06N56888	RAC06N73878	0.1508	185 SAC
Line39	RAC06N56896	RAC06N56888	0.0382	185 PIC
Line40	RAC06N-56905	RAC06N56896	0.0333	185 PIC
Line41	RAC06N-57179	RAC06N57457	0.4649	185 SAC
Line42	RAC06N57457	RAC06N73881	0.0277	185 PIC
Line43	RAC06N56946	RAC06N56957	0.0506	185 PIC
Line44	RAC06N56946	RAC06N56905	0.1132	185 PIC
Line45	RAC06N56946	RAC06N57179	0.3392	185 SAC
Line46	RAC06N57457	RAC06N73882	0.3745	185 SAC
Line47	RAC06N73878	RAC06N73880	0.8004	185 SAC
Line48	RAC06N73882	RAC06N77985	0.7228	185 SAC
Line49	RAC06N57003	RAC06N57019	0.0681	185 PIC
Line50	RAC06N57150	RAC06N57225	0.1019	185 PIC
Line51	RAC06N57225	RAC06N57281	0.0797	185 PIC
Line52	RAC06N57281	RAC06N57370	0.1087	185 PIC
Line53	RAC06N57370	RAC06N57402	0.0519	185 PIC
Line54	RAC06N57454	RAC06N57461	0.0119	185 PIC

## ตารางที่ ก.1 (ต่อ)

ชื่อ	จากไหน	ถึงไหน	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line55	RAC06N57540	RAC06N57445	0.6557	185 PIC
Line56	RAC06N57461	RAC06N57490	0.0349	185 PIC
Line57	RAC06N57490	RAC06N57540	0.0881	185 PIC
Line58	RAC06N57019	RAC06N57086	0.1447	185 PIC
Line59	RAC06N57086	RAC06N57150	0.0816	185 PIC
Line60	RAC06N-56957	RAC06N57003	0.1444	185 PIC
Line61	RAC06N57628	RAC06N57631	0.0076	50 PIC
Line62	RAC06N57631	RAC06N57638	0.0196	50 PIC
Line63	RAC06N57540	RAC06N57628	0.1579	50 PIC
Line64	RAC06N56738	RAC06N56946	0.3220	185 SAC
Line65	RAC06N57402	RAC06N57450	0.0905	185 PIC
Line66	RAC06N57450	RAC06N57454	0.0095	185 PIC
Line67	RAC06N57773	RAC06N57785	0.0129	185 PIC
Line68	RAC06N57378	RAC06N57349	0.1173	185 PIC
Line69	RAC06N57378	RAC06N57773	0.6413	185 PIC
Line70	RAC06N57429	RAC06N57378	0.2334	185 SAC
Line71	RAC06N57026	RAC06N56806	0.5818	185 PIC
Line72	RAC06N57422	RAC06N57311	0.5615	185 PIC
Line73	RAC06N57311	RAC06N57176	0.4805	185 PIC
Line74	RAC06N57349	RAC06N57206	0.4843	185 PIC
Line75	RAC06N77990	RAC06N79859	0.0252	185 SAC
Line76	RAC06N-77999	RAC06N77990	0.0965	185 SAC
Line77	RAC06N79859	RAC06N79908	0.0298	185 SAC

ตารางที่ ก.2 ข้อมูลของสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line1	CBA04N19907	CBA04N65588	0.0139	50 A
Line2	CBA04N65588	CBA04N19932	0.0339	50 A
Line3	CBA04N18302	CBA04N18176	0.1779	185 A
Line4	CBA04N18494	CBA04N18302	0.2492	185 A
Line5	CBA04N18695	CBA04N18494	0.3106	185 A
Line6	CBA04N16504	CBA04N16508	0.0687	185 SAC
Line7	CBA04N17441	CBA04N17355	0.1823	185 A
Line8	CBA04N17355	CBA04N17209	0.3161	185 A
Line9	CBA04N17209	CBA04N17129	0.2474	185 A
Line10	CBA04N17555	CBA04N17441	0.1861	185 A
Line11	CBA04N17898	CBA04N17880	0.0533	185 A
Line12	CBA04N17701	CBA04N17633	0.0948	50_PIC
Line13	CBA04N17701	CBA04N17652	0.0684	185 A
Line14	CBA04N17600	CBA04N17581	0.0357	185 A
Line15	CBA04N17581	CBA04N17555	0.0409	185 A
Line16	CBA04N17633	CBA04N17556	0.1358	50_PIC
Line17	CBA04N17848	CBA04N17701	0.3202	185 A
Line18	CBA04N17880	CBA04N17848	0.0836	185 A
Line19	CBA04N17652	CBA04N17600	0.0915	185 A
Line20	CBA04N17927	CBA04N17898	0.0475	185 A
Line21	CBA04N18176	CBA04N17927	0.4205	185 A
Line22	CBA04N18751	CBA04N18695	0.0792	185 A
Line23	CBA04N18831	CBA04N18751	0.1045	185 A
Line24	CBA04N18886	CBA04N18831	0.1091	185 A
Line25	CBA04N19116	CBA04N19119	0.0019	185 A
Line26	CBA04N18907	CBA04N18886	0.0325	185 A

## ตารางที่ ก.2 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line27	CBA04N18907	CBA04N19119	0.3021	185 A
Line28	CBA04N19000	CBA04N18962	0.1005	240 UGC
Line29	CBA04N-18962	CBA04N19116	0.3408	185 SAC
Line30	CBA04N19576	CBA04N19565	0.1721	185 A
Line31	CBA04N19516	CBA04N19576	0.4388	185 A
Line32	CBA04N19316	CBA04N19380	0.1298	185 A
Line33	CBA04N19316	CBA04N19208	0.2167	50 SAC
Line34	CBA04N19208	CBA04N19196	0.0198	50 SAC
Line35	CBA04N19119	CBA04N19316	0.3429	185 A
Line36	CBA04N19380	CBA04N19516	0.3139	185 A
Line37	CBA04N19635	CBA04N19640	0.0098	185 SAC
Line38	CBA04N19576	CBA04N19635	0.1245	185 SAC
Line39	CBA04N19565	CBA04N19907	0.8501	50 A
Line40	CBA04N16185	CBA04N66274	0.1156	185 A
Line41	CBA04N66274	CBA04N66283	0.0660	185 A
Line42	CBA04N16746	CBA04N16750	0.0053	50 A
Line43	CBA04N16336	CBA04N16260	0.1175	185 A
Line44	CBA04N16423	CBA04N16336	0.1493	185 A
Line45	CBA04N16245	CBA04N16241	0.0999	50 PIC
Line46	CBA04N16241	CBA04N16236	0.1046	50 PIC
Line47	CBA04N16236	CBA04N16235	0.0038	50 PIC
Line48	CBA04N16260	CBA04N16245	0.1793	50 PIC
Line49	CBA04N16260	CBA04N16185	0.1187	185 A
Line50	CBA04N16741	CBA04N16746	0.0129	50 A
Line51	CBA04N16831	CBA04N16769	0.1071	185 A
Line52	CBA04N16769	CBA04N16670	0.1932	185 A

## ตารางที่ ก.2 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line53	CBA04N16670	CBA04N16636	0.0957	185 A
Line54	CBA04N16537	CBA04N16542	0.0757	185 SAC
Line55	CBA04N16542	CBA04N16512	0.0924	185 SAC
Line56	CBA04N16517	CBA04N16540	0.0368	50 A
Line57	CBA04N16522	CBA04N16523	0.0128	185 SAC
Line58	CBA04N16537	CBA04N16548	0.0219	50 A
Line59	CBA04N16523	CBA04N16525	0.0053	185 SAC
Line60	CBA04N16522	CBA04N16544	0.0361	50 A
Line61	CBA04N16525	CBA04N16492	0.0508	50 A
Line62	CBA04N17024	CBA04N16945	0.1572	185 A
Line63	CBA04N17129	CBA04N17101	0.0990	185 A
Line64	CBA04N17101	CBA04N17024	0.1674	185 A
Line65	CBA04N16945	CBA04N16831	0.1831	185 A
Line66	CBA04N16525	CBA04N16537	0.0669	185 SAC
Line67	CBA04N16517	CBA04N16522	0.0741	185 SAC
Line68	CBA04N16541	CBA04N16517	0.1114	185 SAC
Line69	CBA04N16512	CBA04N16504	0.3783	185 SAC
Line70	CBA04N16636	CBA04N16541	0.1508	185 A
Line71	CBA04N16769	CBA04N16741	0.2045	50 A
Line72	CBA04N16541	CBA04N16423	0.1932	185 A
Line73	CBA04N66395	CBA04N65822	0.0896	185 A
Line74	CBA04N66395	CBA04N66402	0.0195	185 A
Line75	CBA04N19639	CBA04N19696	0.1054	185 SAC
Line76	CBA04N19696	CBA04N19728	0.0842	185 SAC
Line77	CBA04N19639	CBA04N19666	0.0670	185 SAC
Line78	CBA04N65810	CBA04N19639	0.1745	185 SAC

## ตารางที่ ก.2 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line79	CBA04N19586	CBA04N19588	0.0102	185 SAC
Line80	CBA04N65810	CBA04N19586	0.1144	50 AA
Line81	CBA04N65822	CBA04N65810	0.3839	185 SAC
Line82	CBA04N19472	CBA04N66389	0.1971	185 A
Line83	CBA04N19472	CBA04N19451	0.0419	50 A
Line84	CBA04N19451	CBA04N19446	0.0078	50 A
Line85	CBA04N19495	CBA04N19460	0.0549	50 A
Line86	CBA04N19460	CBA04N19454	0.0081	50 A
Line87	CBA04N19495	CBA04N19489	0.0555	185 A
Line88	CBA04N19489	CBA04N19472	0.1148	185 A
Line89	CBA04N19507	CBA04N65822	0.1806	185 SAC
Line90	CBA04N66389	CBA04N66395	0.1456	185 A
Line91	CBA04N19494	CBA04N19488	0.0064	50 A
Line92	CBA04N19531	CBA04N19494	0.0566	50 A
Line93	CBA04N19531	CBA04N19495	0.2625	185 A
Line94	CBA04N19565	CBA04N19531	0.4077	185 A

ตารางที่ ก.3 ข้อมูลของสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line1	CBA08N18542	CBA08N18578	0.0424	50 A
Line2	CBA08N18357	CBA08N18388	0.0248	50 A
Line3	CBA08N18388	CBA08N18614	0.2795	50 A
Line4	CBA08N18440	CBA08N18477	0.0629	50 A
Line5	CBA08N18477	CBA08N18520	0.0754	50 A
Line6	CBA08N18292	CBA08N18298	0.0184	50 A
Line7	CBA08N18298	CBA08N18335	0.1180	50 A
Line8	CBA08N18639	CBA08N18542	0.1806	185 A
Line9	CBA08N18357	CBA08N18292	0.1346	185 A
Line10	CBA08N18542	CBA08N18357	0.3039	185 A
Line11	CBA08N18335	CBA08N18440	0.1148	50 A
Line12	CBA08N18440	CBA08N18448	0.0108	50 A
Line13	CBA08N18216	CBA08N18189	0.0608	185 A
Line14	CBA08N18292	CBA08N18216	0.1279	185 A
Line15	CBA08N18614	CBA08N18694	0.1156	50 A
Line16	CBA08N18674	CBA08N18686	0.0392	50 A
Line17	CBA08N18655	CBA08N18610	0.0625	50 PIC
Line18	CBA08N18714	CBA08N18727	0.0148	50 A
Line19	CBA08N18578	CBA08N18714	0.1787	50 A
Line20	CBA08N18694	CBA08N18655	0.1647	50 PIC
Line21	CBA08N18858	CBA08N18833	0.0551	185 A
Line22	CBA08N18820	CBA08N18845	0.0323	50 A
Line23	CBA08N18820	CBA08N18639	0.3398	185 A
Line24	CBA08N18833	CBA08N18820	0.0196	50 A
Line25	CBA08N19041	CBA08N19030	0.0274	50 A
Line26	CBA08N19006	CBA08N19041	0.5541	50 A

ตารางที่ ก.3 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line27	CBA08N19161	CBA08N19183	0.0318	50 A
Line28	CBA08N18990	CBA08N19006	0.1401	50 A
Line29	CBA08N18990	CBA08N19161	0.2871	50 A
Line30	CBA08N18845	CBA08N18990	0.3462	50 A
Line31	CBA08N18694	CBA08N18926	0.3217	50 A
Line32	CBA08N18926	CBA08N18945	0.0139	50 A
Line33	CBA08N18919	CBA08N18858	0.1438	240 UGC
Line34	CBA08N18565	CBA08N18529	0.0628	50 A
Line35	CBA08N18617	CBA08N18626	0.0247	50 A
Line36	CBA08N18565	CBA08N18617	0.1061	50 A
Line37	CBA08N18744	CBA08N18565	0.2864	50 A
Line38	CBA08N18750	CBA08N76656	0.1594	185 A
Line39	CBA08N76656	CBA08N18744	0.2088	50 A
Line40	CBA08N18607	CBA08N18600	0.0129	50 A
Line41	CBA08N18358	CBA08N18407	0.0472	185 A
Line42	CBA08N18699	CBA08N18761	0.0826	50 A
Line43	CBA08N18407	CBA08N18750	0.4887	185 A
Line44	CBA08N18319	CBA08N18305	0.0198	50 PIC
Line45	CBA08N18543	CBA08N18561	0.0429	50 A
Line46	CBA08N18543	CBA08N18550	0.0078	50 A
Line47	CBA08N18550	CBA08N18573	0.0386	50 A
Line48	CBA08N18368	CBA08N18389	0.0247	50 PIC
Line49	CBA08N18389	CBA08N18400	0.0141	50 PIC
Line50	CBA08N18319	CBA08N18368	0.1001	50 PIC
Line51	CBA08N18171	CBA08N18358	0.2515	185 SAC
Line52	CBA08N18649	CBA08N18672	0.0328	50 A

## ตารางที่ ก.3 (ต่อ)

ชื่อ	จากโหนด	ถึงโหนด	ความยาว (km)	ชนิดของสาย
Line53	CBA08N18573	CBA08N18649	0.1117	50 A
Line54	CBA08N18649	CBA08N18689	0.0817	50 A
Line55	CBA08N18672	CBA08N18607	0.1102	50 A
Line56	CBA08N18689	CBA08N18703	0.0206	50 A
Line57	CBA08N18672	CBA08N18699	0.0474	50 A
Line58	CBA08N18699	CBA08N18716	0.0368	50 A
Line59	CBA08N76656	CBA08N76676	0.1601	185 A
Line60	CBA08N18396	CBA08N18481	0.1688	50 A
Line61	CBA08N18448	CBA08N18543	0.1435	50 A
Line62	CBA08N18216	CBA08N18396	0.2433	50 A
Line63	CBA08N18396	CBA08N18674	0.4211	50 A
Line64	CBA08N18400	CBA08N18448	0.0803	50 PIC
Line65	CBA08N18189	CBA08N18171	0.3302	185 SAC

## ภาคผนวก ข

## ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ

ในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้จำนวนชุดฝึกสอนและจำนวนชุดทดสอบในอัตราส่วน 70 : 30 และทำการลดจำนวนชุดฝึกสอนลง โดยยังคงจำนวนชุดทดสอบไว้เท่าเดิมทำให้อัตราส่วนระหว่างจำนวนชุดฝึกสอนและจำนวนชุดทดสอบเปลี่ยนแปลงไปเป็น 64:36 โดยมีค่าของชุดฝึกสอนแสดงได้ดังนี้

## สายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

ตารางที่ ข.1 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.210890	1.597925	0.868243	1.631	4.431	6.062
2	21.991740	1.597925	0.868243	1.663	4.518	6.181
3	22.430030	1.597925	0.868243	1.600	4.345	5.945
4	21.772600	6.633402	0.836193	30.921	85.248	116.169
5	21.772600	2.967575	0.851658	6.012	16.477	22.489
6	21.772600	3.424124	0.857493	7.880	21.629	29.508
7	21.772600	2.282750	0.857493	3.523	9.627	13.150
8	21.772600	2.739300	0.863779	4.984	13.651	18.635
9	21.772600	2.511025	0.877896	4.057	11.107	15.164
10	21.772600	2.967575	0.880471	5.620	15.412	21.032
11	21.772600	2.967575	0.907959	5.279	14.489	19.768
12	21.772600	4.350652	0.922063	10.955	30.165	41.120
13	21.772600	3.424124	0.928477	6.704	18.435	25.139
14	21.772600	2.967575	0.933346	4.989	13.706	18.695
15	21.991740	2.054475	0.948683	2.277	6.238	8.514
16	21.991740	6.633402	0.945576	23.660	65.312	88.972
17	21.991740	3.195850	0.941742	5.565	15.300	20.865
18	21.991740	3.665828	0.936752	7.393	20.342	27.735
19	21.991740	2.967575	0.933346	4.891	13.435	18.327

## ตารางที่ ข.1 (ต่อ)

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
20	21.991740	3.424124	0.906183	6.907	18.976	25.883
21	21.991740	3.424124	0.882353	7.291	20.020	27.311
22	21.991740	3.424124	0.857493	7.725	21.201	28.927
23	21.991740	3.424124	0.948683	6.288	17.303	23.591
24	21.991740	1.826200	0.936329	1.852	5.064	6.916
25	21.991740	1.826200	0.894427	2.037	5.554	7.592
26	21.991740	1.369650	0.832050	1.339	3.621	4.959
27	21.991740	1.369650	0.894427	1.154	3.130	4.284
28	21.991740	2.054475	0.874157	2.696	7.357	10.053
29	21.991740	2.054475	0.913812	2.461	6.728	9.190
30	21.991740	2.282750	0.819232	3.789	10.342	14.131
31	21.991740	2.282750	0.894427	3.170	8.670	11.840
32	21.991740	6.633402	0.836193	30.315	83.566	113.881
33	21.991740	6.633402	0.849348	29.379	80.994	110.374
34	21.991740	6.633402	0.862383	28.494	78.561	107.054
35	21.991740	6.405127	0.827217	28.890	79.620	108.511
36	21.991740	5.492027	0.879779	18.786	51.754	70.540
37	21.991740	5.263752	0.871100	17.611	48.498	66.110
38	22.210890	1.141375	0.780869	1.044	2.806	3.850
39	21.991740	5.492027	0.864315	19.470	53.626	73.096
40	21.772600	4.122377	0.914302	10.010	27.550	37.560
41	21.991740	2.054475	0.832050	2.980	8.125	11.105
42	21.991740	2.282750	0.857493	3.454	9.437	12.891
43	21.991740	3.424124	0.928477	6.573	18.071	24.643
44	21.772600	4.807202	0.868840	15.073	41.488	56.560
45	21.991740	5.263752	0.887069	16.978	46.764	63.741

ตารางที่ ข.2 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 6 สถานีไฟฟ้าระยอง 3

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.210890	7.103380	0.840507	33.724	92.991	126.715
2	22.210890	3.195850	0.941742	5.457	15.002	20.459
3	22.430030	2.967575	0.933346	4.704	12.917	17.621
4	22.430030	2.511025	0.808736	4.519	12.341	16.860
5	22.430030	1.369650	0.832050	1.289	3.481	4.770
6	22.430030	6.861677	0.819006	32.515	89.622	122.137
7	22.649170	2.282750	0.819232	3.576	9.754	13.330
8	22.649170	4.122377	0.895009	9.668	26.579	36.247
9	22.649170	4.122377	0.874828	10.125	27.824	37.949
10	22.210890	5.948577	0.851328	23.079	63.579	86.658
11	22.210890	5.948577	0.921283	19.680	54.268	73.948
12	22.210890	5.948577	0.933617	19.156	52.838	71.994
13	21.991740	5.948577	0.945214	19.051	52.567	71.618
14	21.991740	5.720302	0.858026	21.428	59.029	80.457
15	21.991740	5.720302	0.872995	20.695	57.018	77.713
16	22.210890	5.720302	0.941141	17.431	48.081	65.512
17	22.210890	6.176852	0.874605	23.563	64.942	88.505
18	22.210890	7.331655	0.836267	36.286	100.067	136.353
19	21.991740	5.035477	0.953159	13.432	37.045	50.477
20	21.772600	5.492027	0.948915	16.441	45.357	61.798

## สายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ตารางที่ ข.3 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.64917	0.9130999	0.894427	0.931	1.231	2.162
2	22.86832	0.9130999	0.894427	0.914	1.208	2.122
3	22.43003	8.244755	0.913750	73.784	95.383	169.167
4	21.99174	2.28275	0.928477	5.688	7.418	13.106
5	22.21089	2.511025	0.877896	7.555	9.854	17.409
6	22.21089	1.141375	0.928477	1.399	1.837	3.236
7	23.08746	2.054475	0.874157	4.726	6.181	10.907
8	22.649170	1.8262	0.800000	4.639	6.078	10.717
9	22.21089	1.36965	0.948683	1.925	2.520	4.445
10	22.64917	1.36965	0.894427	2.088	2.741	4.829
11	22.86832	2.7393	0.832050	9.449	12.325	21.774
12	21.99174	2.28275	0.857493	6.679	8.719	15.398
13	22.21089	2.054475	0.976187	4.080	5.314	9.394
14	22.21089	1.36965	0.894427	2.170	2.849	5.019
15	22.64917	1.141375	0.928477	1.346	1.768	3.114
16	22.21089	7.55993	0.888994	66.861	86.442	153.303
17	22.43003	3.19585	0.919145	10.934	14.231	25.165
18	22.43003	2.28275	0.957826	5.134	6.690	11.824
19	22.43003	1.141375	0.928477	1.372	1.802	3.174
20	21.99174	3.19585	0.894427	12.018	15.638	27.656
21	21.55345	2.054475	0.913812	4.955	6.467	11.422
22	22.43003	8.016479	0.814010	88.108	113.694	201.802
23	22.43003	9.614405	0.832229	121.378	156.355	277.733
24	22.43003	1.597925	0.961524	2.498	3.264	5.762
25	22.43003	2.054475	0.832050	5.529	7.230	12.759
26	23.08746	2.511025	0.843661	7.578	9.894	17.472

## ตารางที่ ข.3 (ต่อ)

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
27	22.21089	3.424124	0.906183	13.173	17.134	30.307
28	22.86832	1.597925	0.919145	2.635	3.452	6.087
29	22.21089	1.8262	0.970143	3.266	4.258	7.524
30	22.43003	2.28275	0.819232	7.039	9.196	16.235
31	22.43003	2.511025	0.939793	6.455	8.413	14.868
32	22.43003	2.967575	0.933346	9.141	11.900	21.041
33	22.86832	1.597925	0.868243	2.958	3.879	6.837
34	22.64917	1.8262	0.847998	4.126	5.404	9.530
35	22.64917	2.7393	0.863779	8.933	11.648	20.581
36	22.64917	7.331655	0.859984	64.648	83.592	148.240
37	22.64917	8.92958	0.861468	95.676	123.473	219.149
38	22.43003	1.36965	0.894427	2.129	2.794	4.923
39	22.21089	1.597925	0.919145	2.793	3.655	6.448
40	22.64917	1.597925	0.868243	3.015	3.953	6.968
41	22.64917	1.597925	0.919145	2.686	3.518	6.204
42	22.43003	6.861677	0.894777	53.279	68.956	122.235

ตารางที่ ข.4 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 4 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.64917	9.614405	0.841331	116.428	150.052	266.480
2	22.64917	8.92958	0.832243	102.593	132.306	234.899
3	22.43003	7.788205	0.850952	76.017	98.200	174.217
4	22.43003	3.424124	0.882353	13.631	17.735	31.366
5	22.64917	2.054475	0.948683	4.160	5.428	9.588
6	22.64917	4.807202	0.961726	22.140	28.736	50.876
7	22.64917	8.244755	0.894427	75.559	97.656	173.215
8	22.43003	2.967575	0.907959	9.665	12.587	22.252
9	22.43003	7.331655	0.926947	56.644	73.310	129.954
10	22.21089	11.91058	0.887724	167.021	214.904	381.925
11	22.64917	10.99748	0.879573	139.371	179.534	318.905
12	22.64917	5.263752	0.902562	30.191	39.163	69.354
13	22.43003	3.19585	0.868243	12.266	15.970	28.236
14	22.43003	9.614405	0.877145	109.117	140.733	249.850
15	22.43003	9.157855	0.876270	99.156	127.949	227.105
16	22.64917	9.614405	0.832229	119.020	153.355	272.375
17	22.64917	6.405127	0.840892	51.596	66.779	118.375
18	22.21089	2.967575	0.880471	10.487	13.658	24.145

## สายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ตารางที่ ข.5 ชุดฝึกสอนสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.43003	2.28275	0.957826	2.810	11.676	14.486
2	22.21089	3.19585	0.919145	6.099	25.332	31.431
3	22.43003	2.054475	0.913812	2.504	10.420	12.924
4	22.43003	2.967575	0.907959	5.287	21.967	27.254
5	22.43003	3.19585	0.919145	5.982	24.843	30.825
6	22.64917	2.7393	0.923077	4.275	17.764	22.039
7	22.64917	2.7393	0.894427	4.555	18.935	23.490
8	22.21089	3.19585	0.894427	6.443	26.765	33.208
9	22.21089	4.807202	0.850923	16.104	66.817	82.921
10	22.64917	2.28275	0.957826	2.756	11.453	14.209
11	22.43003	6.176852	0.888163	23.921	99.182	123.103
12	22.21089	2.054475	0.913812	2.554	10.624	13.178
13	22.43003	2.28275	0.928477	2.993	12.443	15.436
14	22.64917	.9130999	0.800000	0.638	2.678	3.316
15	22.21089	1.141375	0.928477	0.765	3.195	3.960
16	22.64917	.9130999	<u>0.894427</u>	0.509	2.134	2.643
17	22.43003	2.7393	0.894427	4.644	19.304	23.948
18	22.43003	1.8262	0.936329	1.884	7.842	9.726
19	22.64917	2.7393	0.948683	4.045	16.803	20.848
20	22.64917	3.19585	0.919145	5.866	24.369	30.235
21	22.21089	5.263752	0.887069	17.760	73.668	91.428
22	22.64917	4.807202	0.850923	15.486	64.265	79.751
23	22.64917	2.054475	0.948683	2.277	9.468	11.745
24	22.43003	1.141375	0.928477	0.751	3.133	3.884
25	22.64917	1.141375	0.928477	0.736	3.074	3.810
26	22.86832	1.8262	0.894427	1.989	8.286	10.275

## ตารางที่ ข.5 (ต่อ)

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
27	22.64917	2.28275	0.928477	2.935	12.206	15.141
28	22.64917	2.054475	0.832050	2.966	12.353	15.319
29	22.64917	4.807202	0.886364	14.270	59.210	73.480
30	22.86832	6.176852	0.888163	23.014	95.433	118.447
31	22.64917	3.19585	0.894427	6.197	25.748	31.945
32	22.64917	2.967575	0.907959	5.185	21.548	26.733
33	22.64917	6.176852	0.874605	24.196	100.329	124.525
34	22.43003	0.9130999	0.894427	0.519	2.175	2.694
35	22.21089	2.967575	0.907959	5.391	22.399	27.790
36	22.86832	2.967575	0.907959	5.087	21.140	26.227
37	22.64917	2.054475	0.874157	2.686	11.182	13.868
38	22.43003	2.28275	0.894427	3.226	13.424	16.650
39	22.43003	8.701304	0.875302	48.888	202.511	251.399
40	22.64917	2.967575	0.880471	5.516	22.927	28.443
41	22.64917	1.8262	0.894427	2.027	8.445	10.472
42	22.21089	2.28275	0.957826	2.866	11.906	14.772

ตารางที่ ข.6 ชุดทดสอบสำหรับสายป้อนที่ 8 สถานีไฟฟ้าชลบุรี 1

ชุดที่	แรงดันไฟฟ้า (kV)	กำลังไฟฟ้าที่ สถานี (MW)	ตัวประกอบ กำลังไฟฟ้า	กำลังไฟฟ้าสูญเสีย (kW)		
				สายป้อน	หม้อแปลง	รวม
1	22.43003	4.807202	0.850923	15.788	65.510	81.298
2	22.43003	5.263752	0.887069	17.412	72.227	89.639
3	22.64917	5.263752	0.887069	17.079	70.853	87.932
4	22.64917	6.176852	0.888163	23.456	97.264	120.720
5	22.64917	1.141375	0.857493	0.865	3.618	4.483
6	22.86832	2.054475	0.874157	2.635	10.972	13.607
7	22.43003	6.861677	0.917839	27.633	114.546	142.179
8	22.43003	9.614405	0.919079	54.118	224.162	278.280
9	22.43003	6.176852	0.914139	22.575	93.602	116.177
10	22.21089	10.76921	0.920269	69.077	286.038	355.115
11	22.64917	10.29923	0.890445	64.911	268.792	333.703
12	22.43003	6.405127	0.881892	26.089	108.165	134.254
13	22.64917	6.633402	0.888597	27.030	112.059	139.089
14	22.21089	9.842679	0.890260	61.671	255.379	317.050
15	22.64917	6.176852	0.859957	25.030	103.786	128.816
16	22.86832	6.176852	0.859957	24.552	101.811	126.363
17	22.64917	9.842679	0.820335	69.889	289.317	359.206
18	22.64917	5.263752	0.871100	17.713	73.483	91.196

## ภาคผนวก ก

# โปรแกรม PSS/ADEPT

The Power System Simulator/Advanced Distribution Engineering Productivity Tool (PSS/ADEPT) เป็นโปรแกรมที่ถูกพัฒนามาเพื่อสำหรับใช้ในการออกแบบและวิเคราะห์พลังงานไฟฟ้าในระบบจำหน่ายไฟฟ้า โดยโปรแกรมดังกล่าวจะใช้รูปภาพในการสร้าง แก๊ซ และวิเคราะห์ระบบแทนแบบจำลองและวงจรไฟฟ้า ซึ่งโปรแกรมดังกล่าวสามารถใช้งานได้ทั้งแบบใช้งานเดี่ยวๆ บนเครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหรือสามารถใช้งานได้หลายๆ เครื่องพร้อมกันบนระบบคอมพิวเตอร์เครือข่าย

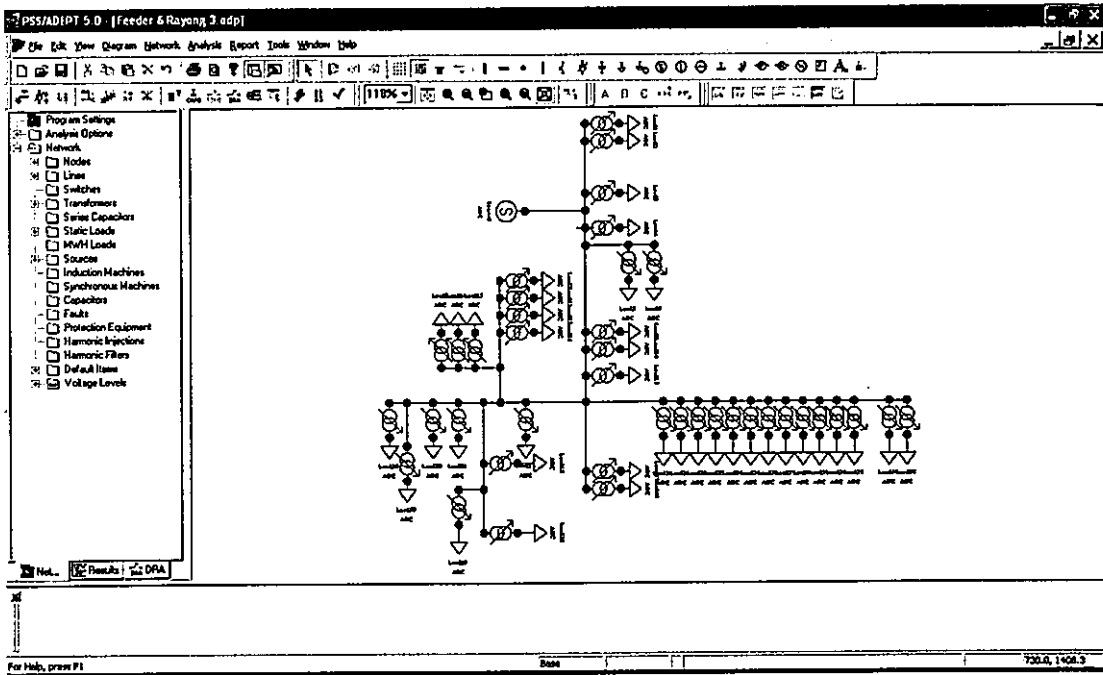
โดยโปรแกรม PSS/ADEPT เป็นโปรแกรมที่มีการพัฒนาให้สามารถใช้งานได้ง่าย และสะดวกในการใช้งานเพื่อวิเคราะห์ระบบจำหน่าย เนื่องจากโปรแกรม PSS/ADEPT เป็นโปรแกรมที่มีการพัฒนาความสามารถในหลายด้าน เช่น

- สามารถสร้างและปรับปรุงแบบจำลองของระบบโดยใช้รูปภาพ
- สามารถวิเคราะห์โดยไม่จำกัดจำนวน โหนดของระบบและสามารถวิเคราะห์ระบบที่มีหลายแหล่งกำเนิดได้

- สามารถแสดงผลลัพธ์บนผังไดอะแกรมได้
- สามารถออกรายงานแสดงผลการวิเคราะห์ระบบได้
- สามารถกำหนดและปรับปรุงข้อมูลของระบบได้โดยผ่าน property sheets

การใช้งานโปรแกรม PSS/ADEPT จะทำให้สามารถวิเคราะห์งานทางด้านระบบไฟฟ้ากำลังได้หลายรูปแบบ เช่น การวิเคราะห์โหลดฟลว์ (Load Flow Analysis) การวิเคราะห์การลัดวงจร (Short Circuit) การวิเคราะห์เกี่ยวกับสภาพของระบบจำหน่ายขณะเกิดการสตาร์ทมอเตอร์ โดย PSS/ADEPT จะใช้วิธี iterative Y-Bus relaxation method ในการวิเคราะห์หาคำตอบ PSS/ADEPT เป็นโปรแกรมที่มีความสามารถที่จะวิเคราะห์ระบบได้หลายรูปแบบไม่ว่าจะเป็นระบบแบบโครงข่ายขนาดใหญ่หรือระบบแบบ radial ที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่อยู่ไกลจากโหลดออกไป

โดยการใช้งานโปรแกรม PSS/ADEPT นั้น เริ่มแรกจะต้องทำวาครูปเพื่อแสดงวงจรของระบบที่เราจะทำการวิเคราะห์ หลังจากนั้นจึงทำการกำหนดค่าของวงจรและอุปกรณ์ในวงจรที่เราทำการวาดขึ้นมา หรืออาจจะนำข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบไฟล์ \*.dat ซึ่งอาจจะได้มาจากระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Geographic Information System , GIS) มาแปลงเพื่องานโปรแกรมก็ได้ ซึ่งหลังจากที่ได้โมเดลของวงจรที่ต้องการศึกษาแล้ว ก็จะสามารถใช้คำสั่งเพื่อการวิเคราะห์ต่างๆ ได้



รูปที่ ค.1 แสดงหน้าจอ โปรแกรม PSS/ADEPT

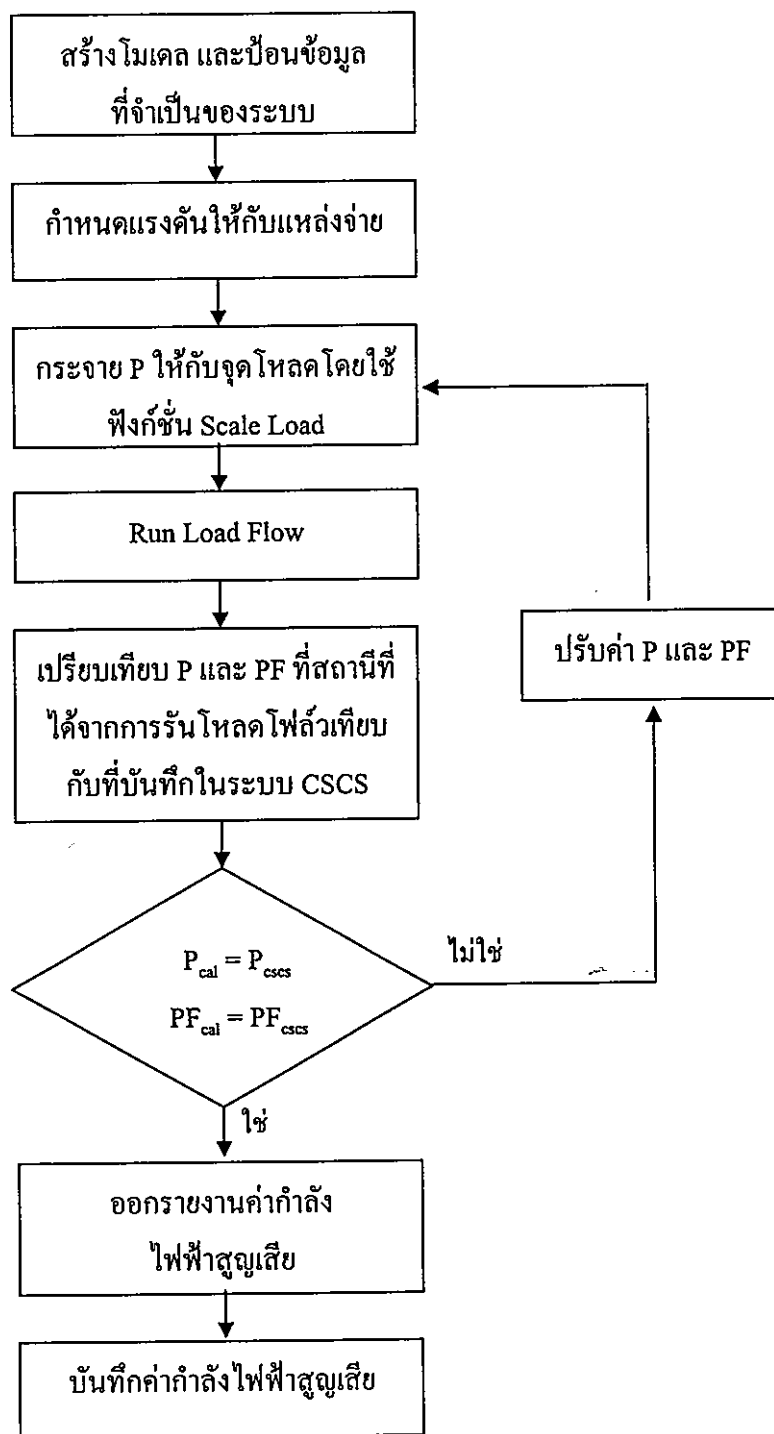
### การใช้งานโปรแกรม PSS/ADEPT ในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย

ในการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียโดยใช้โปรแกรม PSS/ADEPT นั้น จะเริ่มต้นจากการรันโหลดไฟล์ หลังจากรันโปรแกรมเป็นที่เรียบร้อยแล้วก็จะสามารถดูค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียได้โดยการออกรายงานค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย โดยวิธีการทำจะมีขั้นตอนดังนี้

1. เตรียมข้อมูลขนาดกำหนดไฟฟ้าจริง ระดับแรงดัน และค่าตัวประกอบกำลังจากระบบ CSCS (Computer-Based Substation Control System)
2. ทำการสร้างโมเดลของวงจรที่ต้องการวิเคราะห์ หรือนำเข้าข้อมูลจากระบบ GIS
3. กำหนดข้อมูลที่จำเป็นให้กับระบบ และอุปกรณ์ เช่น ค่า Impedance ของสายขนาดของหม้อแปลง ค่า Impedance ของหม้อแปลง เป็นต้น
4. กำหนดขนาดแรงดันให้กับแหล่งจ่าย
5. กระจายกำลังไฟฟ้าให้แก่จุดโหลด โดยใช้งานฟังก์ชันการ Scale Load ซึ่งฟังก์ชันนี้จะแบ่งกำลังงานไฟฟ้าให้กับจุดโหลดตามสัดส่วนของขนาดของโหลดที่ได้กำหนดไว้ตั้งแต่แรก
6. ทำการรันโหลดไฟล์
7. เมื่อโปรแกรมทำการรันโหลดไฟล์เสร็จเรียบร้อยแล้ว เราจะทราบค่ากำลังไฟฟ้า และค่าตัวประกอบกำลังในแต่ละจุด

8. ตรวจสอบว่ากำลังไฟฟ้า และค่าตัวประกอบกำลังที่สถานีที่อ่านได้จากการทำโหลดโพล်มีค่าเท่ากับค่าที่ระบบ CSCS ได้บันทึกไว้หรือไม่ ถ้าไม่เท่าก็ให้ดำเนินการเปลี่ยนค่ากำลังไฟฟ้าที่กระจายให้แต่ละจุดโหลดใหม่อีกครั้ง และดำเนินการตั้งเต้าข้อ 2 ใหม่อีกครั้งหนึ่ง

9. ถ้าตรวจสอบแล้วค่าที่สถานีที่ได้จากการรันโหลดโพล်มีขนาดเท่ากับค่าที่บันทึกจากระบบ CSCS แล้ว ก็ทำการออกรายงานค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย เราก็จะสามารถทราบค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียในแต่ละอุปกรณ์ได้



รูปที่ ค.2 ผังแสดงการหาค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียโดยใช้โปรแกรม PSS/ADEPT

## ภาคผนวก ง

## ข้อมูลของหม้อแปลงที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้า

ข้อมูลของหม้อแปลงที่จำเป็นต่อการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้า ได้แก่ ค่าอินคักแทนซ์ (X) และค่าความต้านทาน (R) ของหม้อแปลง ค่าต่าง ๆ เหล่านี้สามารถคำนวณได้จากข้อมูลทางเทคนิคของหม้อแปลงที่ได้รับจากผู้ผลิต ซึ่งได้แก่ กำลังสูญเสียขณะไร้โหลด (No Load Loss) กำลังสูญเสียเนื่องจากโหลด (Load Loss) และเปอร์เซ็นต์อิมพีแดนซ์ของหม้อแปลง (%Z) โดยข้อมูลทางเทคนิคของหม้อแปลงที่ใช้ในระบบของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค แบบ 1 เฟส และแบบ 3 เฟส นั้นได้นำมาแสดงไว้ในตารางที่ ง.1 - ง.2 ตามลำดับ

ตารางที่ ง.1 ค่ามาตรฐานกำลังสูญเสียในหม้อแปลง 3 เฟส ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

Transformer Rating kVA	3 Phase Watt Losses		Load Losses at 75°C	Impedance at 75°C
	No Load Losses for system Voltage			
	22 kV	33 kV		
30	130	-	500	2.0
50	160	170	950	4.0
100	250	260	1,550	4.0
160	360	370	2,100	4.0
250	500	520	2,950	4.0
315	600	630	3,500	4.0
400	720	750	4,150	4.0
500	860	900	4,950	4.0
630	1,010	1,050	5,850	4.0
800	1,200	1,270	9,900	6.0
1,000	1,270	1,300	12,150	6.0
1,250	1,500	1,530	14,750	6.0
1,500	1,820	1,850	17,850	6.0
2,000	2,110	2,140	21,600	6.0
2,500	3,500	3,800	28,500	6.0

ตารางที่ ง.1 (ต่อ)

Transformer Rating kVA	3 Phase Watt Losses		Load Losses at 75°c	Impedance at 75°c
	No Load Losses for system Voltage			
	22 kV	33 kV		
3,000	4,100	4,600	33,000	6.0
4,000	5,000	5,500	38,000	6.0
5,000	6,000	6,500	45,000	6.0

ตารางที่ ง.2 ค่ามาตรฐานกำลังสูญเสียในหม้อแปลง 1 เฟส ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

Transformer Rating kVA	3 Phase Watt Losses		Load Losses at 75°c	Impedance at 75°c
	No Load Losses for system Voltage			
	22 kV	33 kV		
10	60	60	145	2.0
20	90	90	300	2.0
30	120	120	430	2.0
50	150	150	670	4.0

เมื่อนำค่าในตารางที่ ง.1 และ ง.2 มาทำการคำนวณเพื่อหาค่า R และ X ตามแบบจำลองของหม้อแปลงไฟฟ้าตามรูปที่ ง.1 แล้ว จะแสดงผลดังตารางที่ ง.3 และ ง.4

ตารางที่ ง.3 ค่า R และ X ในหม้อแปลง 3 เฟส ของ กฟภ.

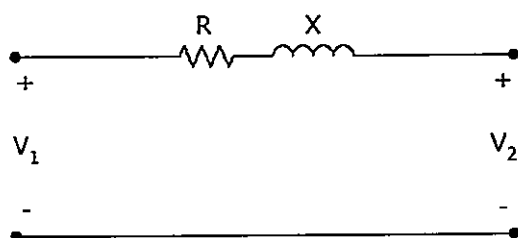
Transformer Rating kVA	R(Ohm)		X(Ohm)	
	22 kV	33 kV	22 kV	33 kV
30	268.89	605.00	178.36	401.31
50	183.92	413.82	340.73	766.64
100	75.02	168.80	178.47	401.57
160	39.70	89.33	114.30	257.18
250	22.84	51.40	73.99	166.49
315	17.07	38.41	59.04	132.84
400	12.55	28.25	46.74	105.17
500	9.58	21.56	37.52	84.41

ตารางที่ ง.3 (ต่อ)

Transformer Rating kVA	R(Ohm)		X(Ohm)	
	22 kV	33 kV	22 kV	33 kV
630	7.13	16.05	29.89	67.25
800	7.49	16.85	35.52	79.92
1,000	5.88	13.23	28.44	63.99
1,250	4.57	10.28	22.78	51.25
1,500	3.84	8.64	18.98	42.69
2,000	2.61	5.88	14.28	32.14
2,500	2.21	4.97	11.40	25.66
3,000	1.77	3.99	9.52	21.41
4,000	1.15	2.59	7.17	16.13
5,000	0.87	1.96	5.74	12.92

ตารางที่ ง.4 ค่า R และ X ในหม้อแปลง 1 เฟส ของ กฟภ.

Transformer Rating kVA	R(Ohm)		X(Ohm)	
	22 kV	19 kV	22 kV	19 kV
10	355.90	523.45	333.35	497.28
20	181.50	270.75	160.07	238.78
30	115.62	172.48	112.52	167.84
50	64.86	96.75	182.41	272.11



รูปที่ ง.1 แบบจำลองอย่างง่ายของหม้อแปลง

ภาคผนวก จ

## ผลงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

1. M. Patamakajonpong and S. Jiriwibhakorn., “PEA Feeder Losses Calculation by Using Artificial Neural Networks” **The IASTED International Conference (Energy and Power Systems)**., April 2005. pp.161–166.

## PEA Feeder Losses Calculation by Using Artificial Neural Networks

Mr. Mana Patamakajonpong

Assist.Prof.Dr.Somchat Jiriwibhakorn

Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang  
 Bangkok, Thailand, 10520  
 Email: mana\_pat13@yahoo.com

### ABSTRACT

This paper proposes the determination of technical losses in the distribution feeder system of Provincial Electricity Authority (PEA) of Thailand by using artificial neural networks (ANNs). Input features of ANNs compose of voltage, real power, reactive power and power factor. Feeder 6, Rayong 3 substation is studied. Voltage, real power, reactive power and power factor for training and testing ANNs are obtained from the Computer-Based Substation Control System (CSCS). The Power System Simulator/Advanced Distribution Engineering Productivity Tool (PSS/ADEPT) is used for simulating the load flow in the distribution system including calculating technical losses for the training and testing outputs of ANNs.

Program PSS/ADEPT has been used as the benchmark for comparing the results of ANNs. MAPE of test data of ANNs is very good (about 0.0204 %). Therefore, the engineers of PEA could use ANNs to predict the feeder losses of the distribution feeders accurately and comfortably.

**Key Words:** Energy and Power Systems, Power Flow Analysis

### 1. Introduction

The Provincial Electricity Authority (PEA) of Thailand has the duty of providing and distributing electricity to customers in many provinces except Bangkok, Nonthaburi and Samutphakarn. The service area of PEA is approximately 510,000 km<sup>2</sup>, about 99 percent of areas in the country.

Because of the large service areas of PEA, a large number of feeder losses are occurred. In 2002, losses have been indicated as 5.5% of PEA power consumption unit [1]. It can estimate as 8,716 million baht. If PEA has an effective planning process, they can save the losses cost very much.

Power utility usually assesses the operating and planning process efficiency with the amount of power losses which are introduced from components in power systems. However, losses analysis applying the detail of system modeling is difficult to perform since voluminous data are involved. The conductor and transformer normally

contribute the most of power losses in the distribution system besides the variation of feeder characteristics.

Planning of the distribution system is mostly based on the technical requirements. One of the major factors in the planning process is the amount of losses.

There are many methods to calculate losses. The total losses can be determined quickly by subtracting the total kWh sales (including unmetered sales such as street lighting) from the total kWh purchase and generation. However, these losses are the sum of technical losses and non technical losses.

An understanding of magnitude of technical losses is important for losses reduction. PEA Engineers usually determine technical losses by using the load flow program. However, it is very difficult to determine average losses because they must simulate the load flow many times to determine losses. This reason motivates the use of ANNs for feeder losses calculation.

In this paper, the ANNs are used for learning training patterns to recognize the relationship between input data and losses. The topology of ANNs, the inputs selection, training set and training method are discussed in this paper. Feed Forward Neural Networks is selected for determining feeder losses because it is effective in this area.

### 2. Technical Losses in Distribution Systems

Distribution systems are not 100% in efficiency. Losses are always occurred in distribution systems which can divide in 2 types as follows:

1. Technical losses are due to energy dissipated in the conductor and equipment.
2. Non technical losses or commercial losses are caused by pilferage, defective meters and errors in meter reading.

PEA determines energy losses in the distribution system by equation (1).

$$\text{Losses} = (\text{purchased unit} + \text{generated unit}) - (\text{selling unit}) \quad (1)$$

A result of equation (1) is the sum of technical losses and non-technical losses. An understanding of the magnitude of technical losses is the first step in the direction of reducing distribution losses. After that we should break them down into parts of the system as follows [2]:

1. Losses in medium voltage feeders
2. Losses in transformers
3. Losses in the accessory connection
4. Losses in low voltage feeders

This paper determined the losses of the medium voltage feeder. Although, technical losses in the medium voltage feeder can calculate by using the simple equation as  $I^2R$  but in the practical work it is very difficult to calculate it. The evaluation of losses on distribution lines is very complex because of the great variety of possible line configurations and load conditions [3]. However, the simple losses can be determined by using the load flow program.

### 3. Artificial Neural Networks

**Artificial Neural Networks:** Artificial neural networks are the mathematic representation of the biological process of the human brain. In artificial neural networks model, neurons are represented as the processing elements (PEs) connecting in parallel and series. The process of combining signals and generating the output of neurons is modeled through a transfer function. Synaptic strength of each connection is represented as weights and the change in synaptic strength is defined as the learning process [4].

**Feed forward Neural Networks:** Although a single neuron processing unit can handle the simple problem. Multi-layer feed-forward neural networks are essential for the complex situation. With a supervised training algorithm, an ANN which has the input layer, hidden layers and output layer can be utilized to map input patterns onto desirable output patterns [5].

**Artificial Neural Network Efficiency:** The efficiency of artificial neuron networks is measured by a value called the Mean Absolute Percentage Error (MAPE). It is shown as in equation (2).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\text{Losses}_{\text{Actual}_i} - \text{Losses}_{\text{ANN}_i}}{\text{Losses}_{\text{Actual}_i}} \right| \times 100\% \quad (2)$$

where  $n$  = Number of training or test data  
 $\text{Losses}_{\text{Actual}_i}$  = Losses calculated by the load flow program  
 $\text{Losses}_{\text{ANN}_i}$  = Losses calculated by ANNs.

### 4. Losses Calculation by Using Artificial Neural Networks

This paper determines the technical losses in PEA distribution feeder system by using Feed-Forward Neural Networks with Backpropagation algorithm. The process of this paper is shown in figure 1.

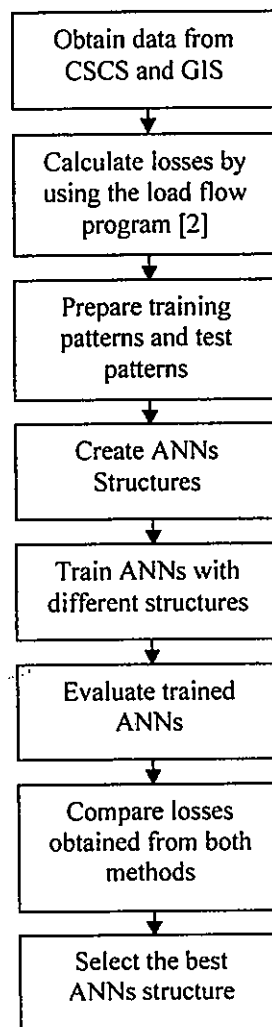


Figure 1 Process diagram of this paper

**Scope of this paper:** This paper studies only technical losses in the distribution feeders. The total losses of the system will be calculated in the future. The ANNs are performed base on the losses of the feeder 6 of Rayong 3 substation.

**Training and Test Data Selection:** Feeder 6 of Rayong 3 substation is selected to be a testing system. This feeder diagram is obtained by the GIS (Geographic Information System). The single line diagram and details of this feeder can show as in figure 2 and table 1.

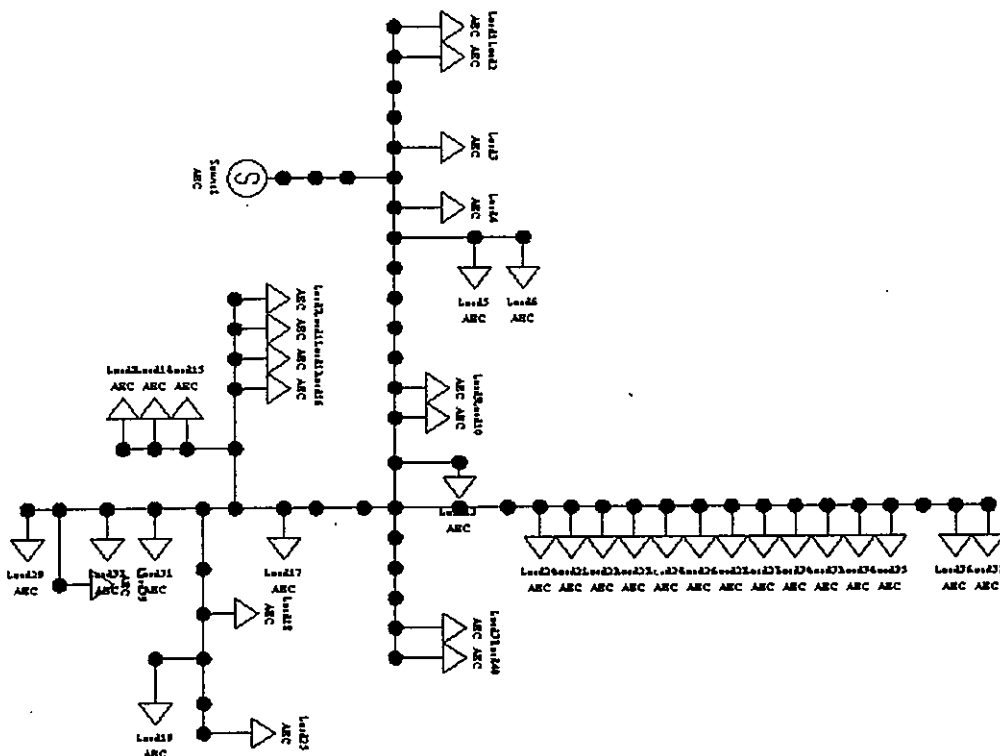


Figure 2 Single line diagram of the feeder 6 of Rayong 3 substation

Feeder	Feeder 6, Rayong 3 Substation	
Load type	Residential/industrial	
Conductors	185 A	0.1264 km
	185 SAC	7.3338 km
	185 PIC	8.4756 km
	50 ACSR	0.1189 km
	50 PIC	0.1851 km
Voltage level (line-line voltage)	22 kV	
Configuration	Overhead Line	

Table 1 Feeder details

The values of the voltage, power factor, real power and reactive power are used to train and test ANNs. These data are obtained from the CSCS (Computer-based System Control Substation). They are recorded every 30 minutes. These data are used to be input features of ANNs. The target of ANNs is the feeder losses. They are calculated by the load flow program [6]. The feeder characteristics such as the resistance, load location, line length are derived by GIS. The relationship of input data and losses can show as follows: [7], [8]

1. Effect of Real Power

Technical losses can calculate by the simple equation as follows:

$$\text{Real Power Losses} = 3I^2R \tag{3}$$

$$\text{Real Power} = 3VI\cos\theta \tag{4}$$

where I = Phase Current  
 R = Phase Resistance  
 V = Phase Voltage  
 cosθ = Power factor

Equations (3) and (4) show that increasing of the real power will introduce the larger current flow in the feeder resulting in the increasing of feeder losses. It is proposed that feeder losses are varied with the real power.

2. Power Factor

The improvement of the feeder power factor results in the decreasing of the reactive component of the current flow so that the conductor loss is reduced.

3. System Voltage

The current is increased when the voltage is increased. It is proposed that feeder losses are varied with the voltage level.

The 110 training patterns and 48 new test patterns are used to train and test ANNs. Examples of training data are shown as in table 2. Both inputs and targets used in the training process are normalized (zero mean and unity standard deviation).

Training Pattern No.	Voltage (kV)	Real Power (MW)	Reactive Power (Mvar)	Power factor	losses (kW)
1	21.7726	2.282750	1.369650	0.857493	9.621661
2	21.7726	2.282750	1.141375	0.894427	8.839714
3	21.7726	2.511025	1.369650	0.877896	11.100828
4	21.7726	2.739300	1.597925	0.863779	13.643738
5	21.7726	2.739300	1.369650	0.894427	12.720867
6	21.7726	2.967575	1.826200	0.851658	16.468466
7	21.7726	2.967575	1.597925	0.880471	15.404814
8	21.7726	2.967575	1.369650	0.907959	14.481896
9	21.7726	2.967575	1.141375	0.933346	13.699921
10	21.7726	3.195850	1.369650	0.919145	16.383775
11	21.9917	1.369650	0.913099	0.832050	3.618421
12	21.9917	1.369650	0.684825	0.894427	3.127984
13	21.9917	1.597925	0.913099	0.868243	4.515810
14	21.9917	1.826200	0.913099	0.894427	5.551333
15	21.7726	4.122377	2.054475	0.895009	28.741621
16	21.7726	4.122377	1.826200	0.914302	27.536787
17	21.7726	4.350652	2.282750	0.885510	32.702114
18	21.7726	4.350652	1.826200	0.922063	30.151681
19	21.7726	4.807202	2.739300	0.868839	41.468948
20	21.7726	5.035477	2.511025	0.894904	42.879393
21	21.7726	6.633402	4.350652	0.836193	85.218340
22	21.9917	1.369650	0.913099	0.832050	3.6184210
23	21.9917	1.369650	0.684825	0.894427	3.1279840
24	21.9917	1.597925	0.913099	0.868243	4.5158100
25	21.9917	1.826200	0.913099	0.894427	5.5513330

Table 2 25 Samples of training patterns

**The Selection of Artificial Neural Networks Structure:**

After training patterns are prepared, the proper ANNs structure is found by increasing neurons in each hidden layer step by step using the Neural Network toolbox of Matlab program (trainlm) [9]. The proposed ANNs selection consists of the number of neurons selection in each hidden layer and choice of transfer functions. The selection of structure includes the following processes:

- (i) Create the Structure of ANNs
- (ii) Training of ANNs
- (iii) Evaluation of trained ANNs

**(i) Create ANNs Structure**

Structure creation is the process to select characteristics of ANNs structure as follows:

- Number of layers selection
- Number of neurons in hidden layer selection
- Transfer functions in hidden layer selection

The first step, ANNs structures are created for training process. This paper uses the structure which it has 4 layers. The first Layer is input layer. Second and third layer are hidden layers 1 and 2. The last layer is the output layer. ANNs structures are created in many formats which in each structure has different numbers of neurons in hidden layers 1 and 2. The numbers of neurons in hidden layer 1 is varied from 2 to 10, 3 to 10 as in tables 3, 4 respectively and in hidden layer 2 is varied from 1 to 9, 1 to 8 as in tables 3, 4 respectively. Log-sigmoid and tan-sigmoid are used as transfer functions. They are shown as equations (5) and (6) respectively.

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

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

The transfer function of output layer is a linear transfer function. This transfer function is shown as equation (7).

$$a(n) = n \quad (7)$$

**(ii) Training of ANNs**

The ANNs training starts with the random of weights and biases initial value. After that, weight and bias values are adjusted to minimize error of target values. The initial weight and bias values are repeated 50 times for each structure. In each round, weights and biases are adjusted 1000 iterations.

**(iii) Evaluation of trained ANNs**

The best MAPE of each structure is reported for selecting the best structure. The MAPE of every structure is shown as in tables 3 and 4. The best MAPE is 0.0204. The proper ANN structure of this paper has details as in table 5 and as in figure 6. Examples of feeder losses which are determined by using the proper ANN and the load flow program are shown in table 6.

Figure 7 shows the plot of some test results obtained from PSS/ADEPT and ANNs. The results of ANNs are very close to PSS/ADEPT results.

Transfer Function		MAPE of test data (%)								
		(Number of neurons in hidden layer 1- Number of neurons in hidden layer 2)								
Hidden 1	Hidden 2	(2-1)	(3-2)	(4-3)	(5-4)	(6-5)	(7-6)	(8-7)	(9-8)	(10-9)
tan-sigmoid	tan-sigmoid	0.1465	0.08	0.0898	0.0542	0.0597	0.0436	0.0405	0.1454	0.335
log-sigmoid	log-sigmoid	0.1578	0.088	0.0662	0.0269	0.0384	0.0204	0.0869	0.0866	0.13
tan-sigmoid	log-sigmoid	0.1524	0.0811	0.0555	0.0233	0.0551	0.1219	0.2037	0.0647	0.3253
log-sigmoid	tan-sigmoid	0.1497	0.0909	0.108	0.0438	0.0535	0.0975	0.097	0.0635	0.0635

Table 3 MAPE of test data for the format 1 structure

Transfer Function		MAPE of test data (%)							
		(Number of neurons in hidden layer 1- Number of neurons in hidden layer 2)							
Hidden 1	Hidden 2	(3-1)	(4-2)	(5-3)	(6-4)	(7-5)	(8-6)	(9-7)	(10-8)
tan-sigmoid	tan-sigmoid	0.1473	0.0949	0.0548	0.0535	0.0748	0.1715	0.085	0.2518
log-sigmoid	log-sigmoid	0.1355	0.094	0.0531	0.0423	0.0443	0.0371	0.0673	0.2046
tan-sigmoid	log-sigmoid	0.1178	0.0946	0.0402	0.0378	0.0816	0.1189	0.0854	0.3305
log-sigmoid	tan-sigmoid	0.1111	0.0697	0.0541	0.0385	0.0983	0.0661	0.2443	0.6245

Table 4 MAPE of test data for the format 2 structure

Number of neurons in hidden layer 1	7
Number of neurons in hidden layer 2	6
Transfer Function in hidden layer 1	log-sigmoid
Transfer Function in hidden layer 2	log-sigmoid
Transfer Function in output layer	Linear
MAPE of test data	0.0204

Table 5 Details of selected ANN

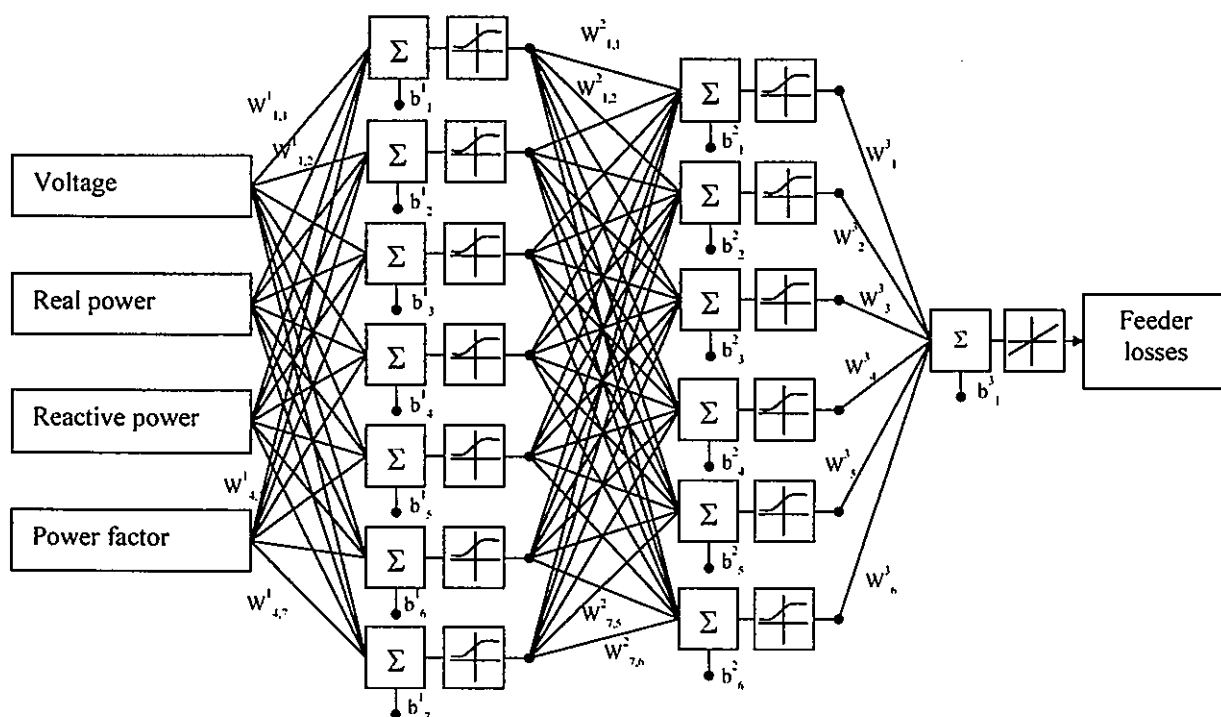


Figure 6 ANN Selected Structure

Test Data No	Feeder Losses (kW)	
	PSS/ADEPT	ANNs
1	19.618	19.618
2	18.595	18.596
3	17.708	17.709
4	25.723	25.739
5	24.295	24.294
6	23.002	23.002
7	21.844	21.845
8	20.821	20.822
9	19.934	19.935
10	29.530	29.563
11	27.965	27.964
12	26.537	26.537
13	25.243	25.245
14	24.085	24.086
15	23.063	23.064
16	31.907	31.908
17	30.343	30.345
18	28.914	28.916
19	27.621	27.622
20	7.070	7.069
21	5.338	5.338
22	4.342	4.343
23	3.480	3.478

Table 6 23 samples of feeder losses which are determined by using ANNs and load flow program

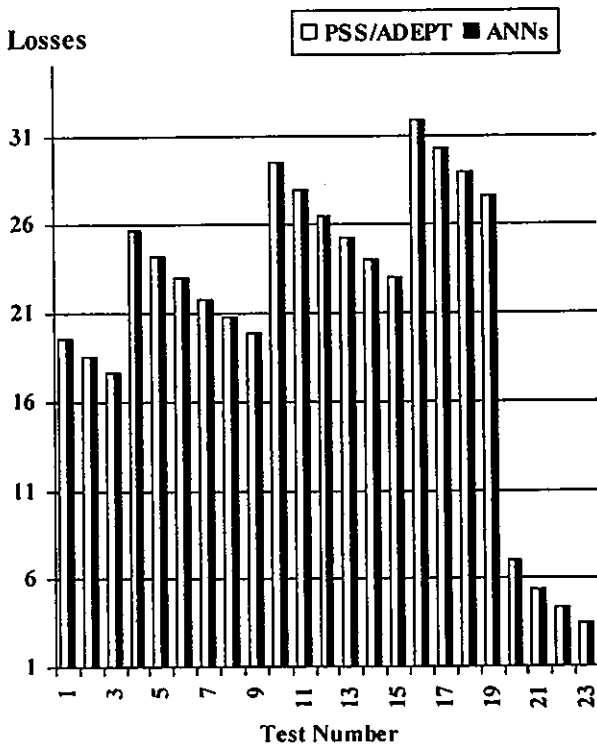


Figure 7 Plot of feeder losses calculated by using PSS/ADEPT and ANNs

## 5. Conclusions

An artificial neural network based feeder losses calculation is presented in this paper. Back propagation neural networks are used to adjust weight and bias values. Input data of ANNs are real power, reactive power, voltage and power factor which are derived from the CSCS. Output data, feeder losses, are calculated by using the load flow program. As the best MAPE (about 0.0204 %) of test results, PEA engineers could determine feeder losses by using ANNs because it is more convenient to analyse feeder losses than using the load flow program. ANNs are performed for losses calculation of the feeder 6 of Rayong 3 substation as an example in this paper. This method will be applied for other feeders in the future.

## References

- [1] *Annual Report* (Provincial Electricity Authority, 2003)
- [2] *First Report* (Technical Losses Reducing Research Project. Chulalongkorn University, October 2001)
- [3] *Distribution System Loss Reduction Manual* (Tennessee Valley Public Power Association, November 1994).
- [4] Cihan H. Dagli and Pipatpong Poshyanonda, *Artificial Neural Networks for Intelligent Manufacturing* (Chapman & Hall, London, 1994).
- [5] T.S. Sidhu and Z.Ao, "On-Line Evaluation of Capacity and Energy Losses in Power Transmission System by Using Artificial Neural Networks", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.10, No.4, October 1995, pp.1913-1919
- [6] *PSS/ADEPT User Manual* (Shaw Power Technologies, Inc., April 2004)
- [7] S.W. Kau, M.Y. Cho, Distribution Feeder Loss Computation by Artificial Neural Network, *Proc. IEEE Annual Meeting Conf. on Industrial and Commercial Power Systems Technical*, San Antonio, TX, 1995, 73-78.
- [8] E. Lakervi, E.J. Holmes, *Electricity distribution network design* (Peter Peregrinus Ltd., 1995)
- [9] H. Demuth and M. Beale, *Neural Network Toolbox, User's Guide Version 3* (The Math Work, Inc., Jan 1998).

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายมานะ ปฐมาขจรพงศ์
วัน เดือน ปีเกิด	13 พฤศจิกายน 2521 ที่จังหวัดสุราษฎร์ธานี
ที่อยู่	455/318 จรัญสนิทวงศ์ 35 บางขุนศรี บางกอกน้อย กรุงเทพฯ 10700
ประวัติการศึกษา	พ.ศ. 2543 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์
ประสบการณ์การทำงานและผลงานทางวิชาการ	<ul style="list-style-type: none"> <li>- วิศวกรระดับ 5 กองฝึกอบรม ฝ่ายพัฒนาบุคลากร การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค</li> <li>- “PEA Feeder Losses Calculation by Using Artificial Neural Networks” The IASTED International Conference on Energy and Power Systems (EPS 2005) ที่จังหวัดกระบี่</li> </ul>