

สำนักหอสมุดกลาง พระจอมเกล้าลาดกระบัง

การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ECONOMIC LOAD DISPATCH PREDICTION BY USING  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS



ภุริสัณห์ ลักขษร

PURISAN LAKASORN

ฉพ.

๑๖๘๒ ๗

๒๕๔๘

เลขหมู่.....  
เลขทะเบียน..... 61204  
วัน,เดือน,ปี..... 17 ก.ค. 2549

b. 11๕๙๒๖๙x /  
i.....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

บัณฑิตวิทยาลัย

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ. 2548

ISBN 974-15-2107-3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

**ECONOMIC LOAD DISPATCH PREDICTION BY USING  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**



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

**2005**

**ISBN 974-15-2107-3**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2005**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีโครงข่าย  
ประสาทเทียม

นักศึกษา

จำเอนกฤษัฒน์ ลักขษร

รหัสนักศึกษา

46060320

ปริญญา

วิศวกรรมศาสตรมหาบัฒฑิต

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

พ.ศ.

2548

อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์

ผศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

### บทคัดย่อ

ในปัจจุบันระบบไฟฟ้ากำลังได้มีการเชื่อมต่อกัน และขยายขนาดของระบบอย่างต่อเนื่อง ทำให้ระบบไฟฟ้ามีขนาดใหญ่และมีความซับซ้อนมากขึ้น วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจักรไฟฟ้า และการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้า ซึ่งปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้าได้นำเงื่อนไขค่ากำลังสูญเสียในสายส่งรวมอยู่ด้วย วิทยานิพนธ์ฉบับจึงนำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งสามารถหาคำตอบของระบบไฟฟ้าที่ต้องการได้อย่างรวดเร็ว โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี ซึ่งจะทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยหรือของโรงจักรไฟฟ้าแต่ละแห่ง ในการศึกษาจะใช้ข้อมูลโรงจักรไฟฟ้าที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 ตัว , ระบบทดสอบของ IEEE 26 – bus , 6 – generators และระบบทดสอบของ IEEE 118 – bus , 54 – generators เป็นข้อมูลที่ทำกรทดสอบ ซึ่งพบว่าวิธีแก้ปัญหาคด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมีให้ค่าความถูกต้องเฉลี่ยเป็นที่น่าพอใจเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความถูกต้องเฉลี่ยจากโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับในขณะที่ใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่า

<b>Thesis Title</b>	Economic Load Dispatch Prediction By Using Artificial Neural Networks
<b>Student</b>	PO1.Purisan Lakasorn
<b>Student ID.</b>	46060320
<b>Degree</b>	Master of Engineering
<b>Programme</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2005
<b>Thesis Advisor</b>	Assist.Prof.Dr.Somchat Jiriwibhakorn

### ABSTRACT

Currently, with the continuous interconnection and size increasing of power system and the power system become larger and more complex. This thesis presents an the methodology for prediction of economic load distribution between generators within a plant and distribution of load between plants, problem in witch a transmission losses constraint characteristic are also included using Artificial Neural Networks ; (ANNs), with fast access to answer of the power system. This study has been compared two kind of artificial neural networks, back – propagation neural networks and radial basis function neural networks are studied and applied in this method, with prediction economic load dispatch for each generators unit. This study has been tested on use data of three generators in plants , IEEE 26 – bus, 6 – generators test systems and IEEE 118 – bus, 54 – generators test systems It is show that an average accuracy values obtained from radial basis function are satisfactory when compared with those obtained from back – propagation , while using less training time.

# กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี โดยได้รับคำแนะนำ , คำปรึกษา และความเอาใจใส่ช่วยเหลือเป็นอย่างดีจาก ผศ.ดร.สมชาติ จิรวินาการ ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณกองทัพอากาศ , กรมช่างโยธาทหารเรือ และ ข้าราชการกองกำลังพล กรมช่างโยธาทหารเรือ ที่ให้การสนับสนุนในด้านการศึกษาของผู้วิจัยตลอดมา

ขอขอบพระคุณ คุณชายชาญ โปธิสาร และ คุณเกื้อพงศ์ ลีลานุช มหาบัณฑิต ที่ให้คำปรึกษา และแนะแนวทางที่เหมาะสมในการทำวิทยานิพนธ์

ขอขอบพระคุณ คุณฉัตรชัย สานติสุขรัตน์ เพื่อนร่วมรุ่นปริญญาโทสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สำหรับความช่วยเหลือต่างๆ ในการทำวิจัย

สุดท้ายนี้ขอกราบขอบพระคุณ บิดา มารดา ของข้าพเจ้า ผู้มอบชีวิต , การศึกษา และอนาคตที่ดี ให้กับผู้วิจัย รวมถึง ภรรยา และสมาชิกในครอบครัวทุกคนที่ให้ความช่วยเหลือและกำลังใจกับผู้วิจัยตลอดมา

คุณค่าและประโยชน์อันพึงมีจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ผู้วิจัยขอมอบแต่ผู้ที่มีพระคุณทุกท่าน

ภุริสัณห์ ลักขขร

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	II
กิตติกรรมประกาศ .....	III
สารบัญ .....	IV
สารบัญตาราง .....	XII
สารบัญรูป .....	XV
บทที่ 1 บทนำ .....	1
1.1 ความเป็นมาของปัญหา .....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา .....	2
1.3 สมมติฐานของการศึกษา .....	2
1.4 ขอบเขตของการศึกษา .....	3
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา .....	4
1.6 ข้อตกลงเบื้องต้นของการศึกษา .....	4
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ .....	5
บทที่ 2 การจ่ายโหลดอย่างประหยัด .....	6
2.1 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักร .....	7
2.2 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดคิดค่าความสูญเสียในสายส่ง .....	9
2.3 การคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า .....	11
2.3.1 การแก้ปัญหาโหลดโพล์ .....	12
2.3.2 ชนิดของบัส .....	15
2.4 การวิเคราะห์เครือข่ายของระบบไฟฟ้ากำลัง .....	16
2.4.1 บัสแอดมิตแตนซ์ (Bus Admittance Matrix) .....	16
2.4.2 สมการโหนด (Node Equation) .....	17
2.4.3 การคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ไหลและกำลังไฟฟ้าสูญเสีย .....	19
2.5 การคำนวณโหลดโพล์ด้วยวิธีนิวตัน – ราฟสัน .....	20
2.5.1 การประยุกต์วิธีนิวตัน – ราฟสันในการแก้ปัญหาโหลดโพล์ .....	23
2.5.2 การประยุกต์โหลดโพล์ร่วมกับการจ่ายโหลดอย่างประหยัด .....	28

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม .....	36
3.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม .....	36
3.1.1 ช่วงทศวรรษที่ 40 ยุคเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม .....	36
3.1.2 ช่วงทศวรรษที่ 50-60 ยุคทองของโครงข่ายประสาทเทียม .....	37
3.1.3 ช่วงทศวรรษที่ 70 ยุคเจียบของโครงข่ายประสาทเทียม .....	38
3.1.4 ช่วงทศวรรษที่ 80 ยุคความกระตือรือร้นกลับมาของโครงข่าย ประสาทเทียม .....	38
3.1.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back-Propagation .....	39
3.1.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield .....	39
3.1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron .....	39
3.1.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Boltzmann .....	40
3.2 โครงข่ายประสาทเทียมชีวภาพ .....	40
3.2.1 นิวรอน .....	40
3.2.2 โครงสร้างของนิวรอนและไซแนปส์ .....	40
3.3 โครงข่ายประสาทเทียม .....	43
3.3.1 แบบจำลองของนิวรอนที่มี 1 อินพุต .....	43
3.3.2 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหลายอินพุต .....	44
3.3.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) .....	44
3.3.3.1 Competitive Transfer Function .....	45
3.3.3.2 Hard Limit Transfer Function .....	46
3.3.3.3 Symmetric Hard Limit Transfer Function .....	46
3.3.3.4 Log Sigmoid Transfer Function .....	47
3.3.3.5 Positive Linear Transfer Function .....	47
3.3.3.6 Linear Transfer Function .....	48
3.3.3.7 Radial Basis Transfer Function .....	48
3.3.3.8 Saturating Linear Transfer Function .....	48
3.3.3.9 Symmetric Saturating Linear Transfer Function .....	49
3.3.3.10 Softmax Transfer Function .....	49

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.3.3.11 Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function .....	50
3.3.3.12 Triangular Basis Transfer Function .....	50
3.3.4 คุณสมบัติและความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม .....	50
3.3.5 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม .....	51
3.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม .....	51
3.4.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning) .....	52
3.4.2 การเรียนรู้แบบไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning) .....	52
3.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม .....	52
3.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว .....	53
3.5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	53
3.6 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม .....	54
3.6.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) .....	54
3.6.1.1 โครงสร้าง .....	54
3.6.1.2 แนวคิด .....	56
3.6.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีชนิด Generalized Regression : GRNN .....	62
3.6.2.1 โครงสร้าง .....	62
3.6.2.2 แนวคิด .....	64
บทที่ 4 ระบบไฟฟ้าที่ทำการศึกษา .....	66
4.1 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง ภายในโรงจักร เดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง .....	66
4.1.1 โครงสร้างของระบบ .....	66
4.1.2 เงื่อนไขของระบบที่พิจารณา .....	67
4.1.3 การจำลองเหตุการณ์ .....	67
4.2 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสีย ในสายส่ง .....	67

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
4.2.1 โครงสร้างของระบบ .....	67
4.2.2 เส้นใยของระบบที่พิจารณา .....	68
4.2.3 การจำลองเหตุการณ์ .....	68
4.3 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus , 6 – Generators .....	69
4.3.1 โครงสร้างของระบบ .....	69
4.3.2 เส้นใยของระบบที่พิจารณา .....	70
4.3.3 การจำลองเหตุการณ์ .....	70
4.4 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus , 54 – Generators .....	71
4.4.1 โครงสร้างของระบบ .....	71
4.4.2 เส้นใยของระบบที่พิจารณา .....	72
4.4.3 การจำลองเหตุการณ์ .....	72
4.5 การคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ .....	73
บทที่ 5 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม .....	74
5.1 การเลือกตัวแปรในการฝึกสอน .....	74
5.1.1 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง ภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง .....	75
5.1.2 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง .....	75
5.1.3 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus , 6 – Generators .....	76
5.1.4 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus , 54 – Generators.....	76
5.2 การกระจายของข้อมูลฝึกสอน .....	76
5.3 ปริมาณข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ .....	78
5.4 เส้นใยการฝึกสอน .....	79
5.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) .....	79

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

5.4.1.1	ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	80
5.4.1.2	ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	81
5.4.1.3	จำนวนครั้งและจำนวนรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	83
5.4.1.4	จำนวนโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม .....	83
5.4.1.5	ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน .....	84
5.4.1.6	เงื่อนไขที่เป็นพื้นฐานของ Neural Network Toolbox .....	86
5.4.1.7	ขั้นตอนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) .....	89
5.4.2	โครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีชนิด Generalized Regression : GRNN .....	91
5.4.2.1	ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	91
5.4.2.2	ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	92
5.4.2.3	จำนวนรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) .....	92
5.4.2.4	ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน .....	93
5.4.1.7	ขั้นตอนในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีชนิด Generalized Regression : GRNN .....	95
บทที่ 6	ผลการทดลอง .....	98
6.1	รูปแบบการนำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) .....	98
6.1.1	กรณีศึกษาที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 4 กรณี .....	98

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ (ต่อ)

หน้า

6.1.1.1	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	98
6.1.1.2	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	98
6.1.1.3	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus , 6 – Generators .....	98
6.1.1.4	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus , 54 – Generators.....	99
6.2	รูปแบบการนำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีชนิด Generalized Regression : GRNN .....	99
6.2.1	กรณีศึกษาที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 4 กรณี .....	99
6.2.1.1	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	99
6.2.1.2	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	99
6.2.1.3	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus , 6 – Generators .....	99
6.2.1.4	การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus , 54 – Generators.....	100
6.3	รูปแบบการนำเสนอผลการทดลองของกรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี .....	100
6.4	ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) .....	100
6.4.1	ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสีย ของสายส่ง .....	100

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
6.4.2 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	103
6.4.3 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators .....	106
6.4.4 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators .....	124
6.5 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟังก์ชันฐานรัศมีชนิด Generalized Regression : GRNN .....	130
6.5.1 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสีย ของสายส่ง .....	130
6.5.2 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง .....	133
6.5.3 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators .....	135
6.5.4 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators .....	150
6.7 สรุปผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัดโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม .....	155
บทที่ 7 บทสรุปและข้อเสนอแนะ .....	160
เอกสารอ้างอิง .....	163
ประวัติผู้เขียน .....	166

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
5.1 จำนวนข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม .....	79
5.2 เงื่อนไขการฝึกสอนที่ควบคุม .....	87
5.3 เงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression .....	94
6.1 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (BP) .....	101
6.2 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (BP) .....	103
6.3 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	106
6.4 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	108
6.5 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	112
6.6 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	114
6.7 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	118
6.8 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP) .....	120
6.9 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) .....	124
6.10 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) .....	126
6.11 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) .....	128

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.12 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN) .....	130
6.13 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN) .....	133
6.14 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	135
6.15 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	137
6.16 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	140
6.17 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	142
6.18 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	145
6.19 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) .....	147
6.20 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) .....	150
6.21 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) .....	152
6.22 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) .....	154
6.23 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในกรณีที่ 1 และ 2 : (BP) .....	156
6.24 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในกรณีที่ 3 : (BP) .....	156
6.25 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในกรณีที่ 4 : (BP) .....	156
6.26 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในกรณีที่ 1 และ 2 : (GRNN) .....	157

## สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
6.27 ผลการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด ในกรณีที่ 3 : (GRNN) .....	158
6.28 ผลการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุด ในกรณีที่ 4 : (GRNN) .....	158



# สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
2.1 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจักรร่วมกันจ่ายโหลด .....	7
2.2 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกันจ่ายโหลดกรณีคิดความสูญเสียในสายส่ง .....	9
2.3 วงจรสมมูลของสายส่งแบบ $\pi$ .....	12
2.4 วงจรสมมูลของ Generator .....	16
2.5 การเชื่อมต่อโครงข่ายของบัสหรือโหนด .....	18
2.6 วงจรสมมูลของสายส่งเพื่อใช้ในการคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง .....	20
3.1 ตัวอย่างของนิวรอนที่มีสองชั้น .....	41
3.2 โครงสร้างของประสาท .....	41
3.3 แบบจำลองของนิวรอนที่มี 1 อินพุต .....	44
3.4 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหลายอินพุต .....	44
3.5 Competitive Transfer Function .....	45
3.6 Hard Limit Transfer Function .....	46
3.7 Symmetric Hard Limit Transfer Function .....	46
3.8 Log Sigmoid Transfer Function .....	47
3.9 Positive Linear Transfer Function .....	47
3.10 Linear Transfer Function .....	48
3.11 Radial Basis Transfer Function .....	48
3.12 Saturating Linear Transfer Function .....	48
3.13 Symmetric Saturating Linear Transfer Function .....	49
3.14 Soft max Transfer Function .....	49
3.15 Hiperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function .....	50
3.16 Triangular Basis Transfer Function .....	50
3.17 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว .....	53
3.18 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	54
3.19 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน .....	55
3.20 ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial Basis Transfer Function .....	63

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
3.21 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression	63
4.1 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจักรร่วมกันจ่ายโหลด	66
4.2 Schematic Diagram กรณีศึกษาที่ 1	67
4.3 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกันจ่ายโหลดกรณีเกิดความสูญเสียในสายส่ง	68
4.4 Schematic Diagram กรณีศึกษาที่ 2	69
4.5 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE26 - bus , 6 – Generators	69
4.6 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE118 - bus , 54 – Generators	71
5.1 การกระจายข้อมูลที่ 1 – 250	77
5.2 การกระจายข้อมูลที่ 251 – 500	77
5.3 การกระจายข้อมูลที่ 1 – 500	77
5.4 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน	80
5.5 การเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบของการฝึกสอน	83
5.6 การเลือกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	84
5.7 Linear Transfer Function	85
5.8 Log Sigmoid Transfer Function	85
5.9 Tangent Sigmoid Transfer Function	86
5.10 โพลีเวิร์คของขั้นตอน Back – propagation Calculation	90
5.11 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression	91
5.12 Radial Basis Transfer Function	93
5.13 โพลีเวิร์คของขั้นตอน Generalized Regression	97
6.1 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์(ape) กรณีศึกษาที่ 1	102
6.2 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์(ape) กรณีศึกษาที่ 2	105
6.3 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน	
50 ชุด : (BP)	111
6.4 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน	
50 ชุด : (BP)	111
6.5 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน	
100 ชุด : (BP)	117

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.6 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด : (BP) .....	117
6.7 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (BP) .....	123
6.8 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (BP) .....	123
6.9 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด : (BP) .....	125
6.10 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (BP) .....	127
6.11 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด : (BP) .....	129
6.12 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์(ape) กรณีศึกษาที่ 1 : (GRNN) .....	131
6.13 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์(ape) กรณีศึกษาที่ 2 : (GRNN) .....	134
6.14 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด : (GRNN) .....	139
6.15 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด : (GRNN) .....	139
6.16 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด : (GRNN) .....	144
6.17 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด : (GRNN) .....	144
6.18 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (GRNN) .....	149

## สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
6.19 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (GRNN) .....	149
6.20 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด : (GRNN) .....	151
6.21 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด : (GRNN) .....	153
6.22 การเปรียบเทียบค่าMape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด : (GRNN) .....	155



# บทที่ 1

## บทนำ

จากสถานะเศรษฐกิจปัจจุบันในยุคโลกาภิวัตน์หรือยุคไร้พรมแดน มีการแข่งขันทางการค้าและเทคโนโลยีสูง ปัจจัยสำคัญในการแข่งขันในการค้าขึ้นอยู่กับต้นทุนการผลิตที่ต่ำและมีเทคโนโลยีในการผลิตที่ทันสมัย พลังงานไฟฟ้าก็ถือว่าเป็นปัจจัยสำหรับกระบวนการผลิตที่สำคัญมากอย่างหนึ่ง ซึ่งอาจเป็นดัชนีบ่งชี้ถึงอัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจอย่างหนึ่ง เมื่อกระบวนการผลิตต้องใช้พลังงานไฟฟ้า การส่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าจึงต้องมีเสถียรภาพ มีคุณภาพและสามารถควบคุมได้ ณ เวลาต่างๆ

ระบบไฟฟ้ากำลัง คือระบบพลังงานระบบหนึ่งซึ่งทำหน้าที่ดำเนินการผลิตพลังงานไฟฟ้าและส่งพลังงานไฟฟ้าไปจำหน่ายให้แก่ผู้บริโภค ผู้บริโภคจะนำพลังงานไฟฟ้าเหล่านี้ไปแปลงรูปเป็นพลังงานรูปอื่นๆ เช่น พลังงานความร้อน พลังงานแสง พลังงานกล เพื่อใช้สำหรับการดำรงชีวิตตลอดจนนำไปใช้ในกระบวนการผลิตทางอุตสาหกรรม หรือเกษตรกรรม ระบบไฟฟ้ากำลังที่ดีต้องสามารถดำเนินการผลิตพลังงานไฟฟ้าและส่งไปจำหน่ายให้แก่ผู้บริโภคได้ตามต้องการ โดยองค์ประกอบต่างๆของระบบต้องทำงานได้อย่างถูกต้องมีประสิทธิภาพและไม่เกิดความเสียหายใดๆ ดังนั้นวิศวกรระบบไฟฟ้ากำลังจึงจำเป็นต้องดำเนินการออกแบบระบบ สร้างระบบ วางแผนดำเนินการ และควบคุมให้ระบบไฟฟ้ากำลังทำงานได้อย่างถูกต้องและน่าเชื่อถือ การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลังเป็นขั้นตอนหนึ่งที่สำคัญและจำเป็นต้องกระทำเมื่อทำการออกแบบ วางแผนดำเนินงาน หรือการควบคุมระบบไฟฟ้ากำลัง การวิเคราะห์ระบบจะถูกนำมาใช้ในการตรวจสอบผลการออกแบบ การวางแผนดำเนินงาน หรือการตัดสินใจดำเนินการควบคุมระบบเพื่อลดข้อผิดพลาดและเพิ่มความมั่นใจแก่วิศวกรและผู้บริโภค

### 1.1 ความเป็นมาของปัญหา

การศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในระบบไฟฟ้ากำลัง คือปัญหาที่ต้องการหาค่ากำลังไฟฟ้าที่จ่ายจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยที่ราคาต้นทุน หรือค่าเชื้อเพลิงมีค่าต่ำสุด การผลิตกำลังไฟฟ้าต้องขึ้นอยู่กับความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ในที่นี้จะกล่าวถึงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักร ซึ่งประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยช่วยกันจ่ายโหลด ปัญหาที่จะพิจารณาในตอนนี้คือเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยควรจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลดเท่าใดเพื่อว่าค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดต่ำสุด การจ่ายโหลดอย่างประหยัดจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยภายในโรงจักรจำเป็นต้องทราบอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยภายในโรงจักรก่อน อัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในฟังก์ชันกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกมาเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สามารถแทนได้ด้วยสมการเส้นตรงหรือสมการโพลิโนเมียลอันดับต่าง ๆ แต่อย่างไรก็ตามการผลิตกำลังไฟฟ้านอกจากเป็นไปตามเงื่อนไขของระบบ แล้วยังต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขของแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ในที่นี้ก็คือขีดจำกัดกำลังการผลิต (capacity limiting) กำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง โดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทุกหน่วยที่ร่วมกันจ่ายโหลดได้อย่างประหยัดที่สุดต้องมีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงเท่ากันทุกหน่วย

ถ้าหากในระบบที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าอยู่ห่างกันมาก อาจต้องมีค่าความสูญเสียกำลังไฟฟ้าในระบบเข้ามาเกี่ยวข้อง ดังนั้นผลรวมกำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าต้องเพียงพอต่อความสูญเสียนี้ด้วย เมื่อได้กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ต้องนำมาแทนค่าในฟังก์ชันของราคาเชื้อเพลิง เพื่อให้เกิดการจ่ายโหลดอย่างประหยัด กล่าวคือต้องทำให้ฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงรวมต่ำสุด แต่เนื่องจากคำตอบที่ได้จากการหาค่าที่เหมาะสมวิธีต่างๆ อาจทำให้กำลังไฟฟ้าจริงที่บัสอ้างอิงมีค่าเกินขีดจำกัดได้ ดังนั้นการทดสอบผลของคำตอบที่ได้จากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดกับระบบไฟฟ้ากำลังขนาดใหญ่จำเป็น ดังนั้นจึงต้องมีการนำเอาผลการคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) เข้ากับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นการนำเสนอการใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks : ANNs) ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้ฟังก์ชันต่อเนื่อง แบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้ ในการทำนายค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยที่สามารถจะจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยจะทำการทดลองของกรณีศึกษา 4 กรณี กรณีที่ 1 เป็นการทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ และกรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators กรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 - Generators เป็นระบบทดสอบ โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง และยังสามารถนำผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมมาเป็นแนวทางในการปรับปรุงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดได้อีกด้วย

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ตั้งสมมติฐานของการศึกษาโดยพิจารณาจากการที่โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการเรียนรู้ฟังก์ชันต่อเนื่อง แบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้ โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีผ่านการฝึกสอนแล้วจะใช้เวลาใน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การหาคำตอบน้อยมากและในปัจจุบันระบบไฟฟ้ากำลังได้มีการขยายขนาดการเชื่อมโยงของระบบขึ้นอย่างรวดเร็วซึ่งทำให้ปัญหาที่ความซับซ้อนและใช้เวลาในการหาคำตอบเพิ่มขึ้นตามขนาดของระบบไฟฟ้ากำลัง การนำเอาโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการหาคำตอบที่พิจารณาคือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยมีรูปแบบการฝึกสอน (Training Pattern) ซึ่งเป็นส่วนที่ให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้และข้อมูลทดสอบ (Unseen Test Pattern) ซึ่งใช้ในการหาประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมในการหาคำตอบจากข้อมูลที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน จากนั้นจึงทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแล้วนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนที่มีประสิทธิภาพสูงสุดไปใช้งาน ซึ่งคำตอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะมีความถูกต้องและแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ที่ดีถึงดีมาก หากข้อมูลของระบบไฟฟ้าที่นำมาให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้มีปริมาณและคุณภาพเพียงพอ

#### 1.4 ขอบเขตของการศึกษา

1. ทำการศึกษาองค์ประกอบของระบบไฟฟ้ากำลังทั้ง 4 กรณี คือ กรณีที่ 1 เป็นการทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ และกรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators กรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 - Generators เป็นระบบทดสอบ โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง
2. ทำการจำลองการจ่ายโหลดอย่างประหยัดทั้ง 4 กรณี โดยใช้โปรแกรมคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัด (Economic Load Dispatch Program) ภายใต้เงื่อนไขการทำงาน of ระบบไฟฟ้าที่กำลังพิจารณา
3. ทำการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมด้วยข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนที่ 2 โดยใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB เป็นเครื่องมือในการฝึกสอนและวิเคราะห์หาคำตอบ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back – Propagation Neural Network และ โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression เพื่อหาเงื่อนไขการฝึกสอนที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพสูงสุด
4. เปรียบเทียบผลคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบ ซึ่งจะทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยหรือของโรงจักรไฟฟ้าแต่ละแห่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้จะประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆดังนี้

1. ศึกษาทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับการจ่ายโหลดอย่างประหยัด (Economic Load Dispatch)
2. ศึกษาคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นชนิดต่างๆ
3. ศึกษาการทำงานของโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นที่เหมาะสมกับงานวิจัยซึ่งวิทยานิพนธ์นี้ได้เลือกใช้โครงข่ายประสาทยืดหยุ่น 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทยืดหยุ่นชนิด Back – Propagation Algorithm และโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นชนิด Generalized Regression Algorithm
4. ศึกษาการใช้งานโปรแกรมการคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัด (Economic Load Dispatch Program)
5. รวบรวมข้อมูลระบบไฟฟ้าของกรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี คือ กรณีที่ 1 เป็นการทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ และกรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators กรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 – Generators
6. ศึกษาการใช้งาน Neural Network Toolbox ของโปรแกรม MATLAB
7. จำลองเหตุการณ์ของกรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี
8. นำข้อมูลที่ได้ออกไปฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นทั้ง 2 แบบ
9. พิจารณาหาเงื่อนไขการฝึกสอนที่ทำให้โครงข่ายประสาทยืดหยุ่นที่ผ่านการฝึกสอนแล้วมีประสิทธิภาพสูงสุด
10. เปรียบเทียบผลการทดลองโครงข่ายประสาทยืดหยุ่นที่ผ่านการฝึกสอนแล้วทั้ง 2 แบบ ว่าแบบใดมีประสิทธิภาพสูงสุด
11. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลองและเสนอแนะแนวทางการพัฒนาและศึกษาต่อไป

## 1.6 ข้อตกลงเบื้องต้นของการศึกษา

ในการศึกษาวิจัยนี้เป็นการศึกษาความสามารถของโครงข่ายประสาทยืดหยุ่น 2 แบบ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการเรียนรู้พฤติกรรมของระบบไฟฟ้ากำลังตั้งแต่ขนาดเล็กจนถึงขนาดใหญ่ซึ่งจะมีความซับซ้อนมากขึ้น ดังนั้นเพื่อเป็นการลดขั้นตอนและระยะเวลาในการศึกษาวิจัยโดยไม่ทำให้เกิดผลกระทบต่อความถูกต้องของผลการศึกษาวิจัยที่ได้มากนัก ในการศึกษาวิจัยจึงได้ใช้แบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและระบบควบคุมแบบธรรมดา (Classical Models) ไม่พิจารณาถึงการชดเชย (Compensation) ต่างๆในระบบไฟฟ้ากำลัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. สามารถนำโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ประยุกต์ใช้ในการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลังเพื่อพัฒนาใช้กับระบบไฟฟ้าจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ
2. สามารถนำผลการศึกษาที่ได้มาเป็นแนวทางในการพัฒนาในการหาคำตอบของการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดให้มีความรวดเร็วมากขึ้น



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

### การจ่ายโหลดอย่างประหยัด

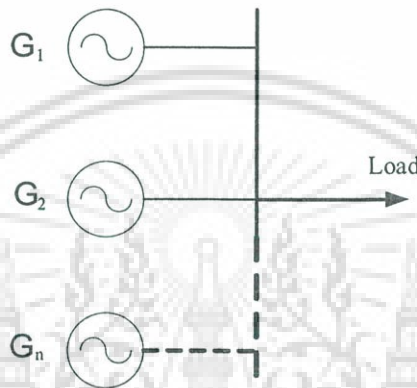
ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด (Economic Load Dispatch) เป็นปัญหาที่สำคัญปัญหาหนึ่งของระบบไฟฟ้ากำลัง กล่าวคือเป็นปัญหาที่ต้องการหาค่าใช้จ่ายในการผลิตกำลังไฟฟ้าเพื่อป้อนให้กับระบบที่ราคาต้นทุนต่ำที่สุด โดยมีกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ต้องเพียงพอกับความต้องการด้วย การแก้ปัญหการจ่ายโหลดอย่างประหยัดสมัยเก่าจะนิยมใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์เพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้าจริงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเพื่อเหมาะสมที่สุด ตัวอย่างเช่น วิธีการเท่ากันของแลมบ์ดา

สำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังความร้อนมีวัตถุประสงค์ที่จะต้องลดค่าเชื้อเพลิงที่ใช้ในการผลิตกระแสไฟฟ้า ปัญหาดังกล่าวเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดในระบบไฟฟ้ากำลัง (Optimization Problem) โดยมีฟังก์ชันค่าเชื้อเพลิง (Fuel Cost Function) เป็นฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective Function) ซึ่งบทนี้จะกล่าวถึงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักร ซึ่งประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยช่วยกันจ่ายโหลด ปัญหาที่จะพิจารณาในตอนนี้คือเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยควรจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลดเท่าใดเพื่อหาค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดต่ำสุด การจ่ายโหลดอย่างประหยัดจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยภายในโรงจักรจำเป็นต้องทราบอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยภายในโรงจักรก่อน อัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในฟังก์ชันกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกมาสามารถแทนได้ด้วยสมการเส้นตรงหรือสมการโพลิโนเมียลอันดับต่าง ๆ แต่อย่างไรก็ตามการผลิตกำลังไฟฟ้านอกจากเป็นไปตามเงื่อนไขของระบบแล้วยังต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขของแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ในที่นี้ก็คือขีดจำกัดกำลังการผลิต (Capacity Limiting) กำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง โดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทุกหน่วยที่ร่วมกันจ่ายโหลดได้อย่างประหยัดที่สุดต้องมีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงเท่ากันทุกหน่วย

ถ้าหากในระบบที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าอยู่ห่างกันมาก อาจต้องมีค่าความสูญเสียกำลังไฟฟ้าในระบบเข้ามาเกี่ยวข้อง ดังนั้นผลรวมกำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าต้องเพียงพอต่อความสูญเสียนี้ด้วย เมื่อได้กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ต้องนำมาแทนค่าในฟังก์ชันของราคาเชื้อเพลิง เพื่อให้เกิดการจ่ายโหลดอย่างประหยัด กล่าวคือต้องทำให้ฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงต่ำสุด แต่เนื่องจากคำตอบที่ได้จากการหาค่าที่เหมาะสมวิธีต่างๆ อาจทำให้กำลังไฟฟ้าจริงที่บัสอ้างอิงมีค่าเกินขีดจำกัดได้ ดังนั้นการทดสอบผลของคำตอบที่ได้จากการหาค่าที่เหมาะสมที่สุดกับระบบที่เป็นโครงข่ายก็เป็นสิ่งจำเป็น ดังนั้นจึงต้องมีการนำเอาผลการคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) เข้ากับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

## 2.1 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักร

การศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในระบบไฟฟ้ากำลัง คือปัญหาที่ต้องการหาค่ากำลังไฟฟ้าที่จ่ายจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยที่ราคาต้นทุน หรือค่าเชื้อเพลิงมีค่าต่ำสุด การผลิตกำลังไฟฟ้าต้องขึ้นอยู่กับความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ในที่นี้จะกล่าวถึงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักร ซึ่งประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยช่วยกันจ่ายโหลดดังแสดงในรูปที่ 2.1 ปัญหาที่จะพิจารณาในตอนนี้เป็นเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยควรจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลดเท่าใดเพื่อว่าค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดต่ำสุด



รูปที่ 2.1 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจักรร่วมกันจ่ายโหลด

การจ่ายโหลดอย่างประหยัดจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วยภายในโรงจักรจำเป็นต้องทราบอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยภายในโรงจักรก่อน อัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในฟังก์ชันกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกมาสามารถแทนได้ด้วยสมการเส้นตรงหรือสมการโพลิโนเมียลอันดับต่าง ๆ อาจเขียนได้ด้วยสมการ

$$\text{สมการเส้นตรง} = aP + b \quad (2.1)$$

$$\text{สมการโพลิโนเมียล} = a + b \left[ \frac{dF}{dP} \right] + c \left[ \frac{dF}{dP} \right]^2 + \dots \quad (2.2)$$

ดังนั้นการผลิตกำลังไฟฟ้าต้องเป็นไปตามเงื่อนไขตามสมการ

$$F_T = \sum_{i=1}^N F_i \quad (2.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่  $F_T$  คือราคาค่าเชื้อเพลิงรวมทั้งระบบ

$F_i$  คือฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่  $i$  หน่วยราคาต่อชั่วโมง

$N$  คือจำนวนเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

โดยปกติเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังความร้อน มี  $F_i$  เป็น

$$F_i = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (2.4)$$

เมื่อ  $P_i$  คือ กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่  $i$

$a_i$ ,  $b_i$  และ  $c_i$  คือค่าคงที่ที่ได้จากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่  $i$

แต่อย่างไรก็ตามการผลิตกำลังไฟฟ้านอกจากเป็นไปตามเงื่อนไขของระบบ แล้วยังต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขของแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ในที่นี้ก็คือขีดจำกัดกำลังการผลิต (capacity limiting) กำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่องต้องสมการ

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D \quad (2.5)$$

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max} \quad (2.6)$$

เมื่อ  $P_D$  คือ ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ

$P_{i,\min}$  และ  $P_{i,\max}$  คือกำลังผลิตต่ำสุด และสูงสุดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่  $i$

เนื่องจากค่าใช้จ่ายรวม  $F_T$  เป็นฟังก์ชันของกำลังไฟฟ้า  $P_1, P_2, \dots, P_n$  ดังนั้น การจ่ายโหลดอย่างประหยัดต้องได้  $dF_T = 0$  สำหรับโหลดคงที่  $P_D$  ใดๆ

$$dF_T = \frac{\partial F_T}{\partial P_1} dP_1 + \frac{\partial F_T}{\partial P_2} dP_2 + \dots + \frac{\partial F_T}{\partial P_n} dP_n = 0 \quad (2.7)$$

จากสมการที่ (2.5) เนื่องจาก  $P_D$  คงที่ดังนั้นดิฟเฟอเรนเชียลของมันมีค่าเท่ากับศูนย์

$$dP_1 + dP_2 + \dots + dP_n = 0 \quad (2.8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คูณสมการที่ (2.8) ด้วย  $\lambda$  แล้วลบออกจากสมการที่ (2.7) จะได้

$$\left[ \frac{\partial F_T}{\partial P_1} - \lambda \right] dP_1 + \left[ \frac{\partial F_T}{\partial P_2} - \lambda \right] dP_2 + \dots + \left[ \frac{\partial F_T}{\partial P_n} - \lambda \right] dP_n = 0 \quad (2.9)$$

สมการที่ (2.9) เป็นสมการลากรัง (Lagrang) ที่มี  $\lambda$  เป็นตัวคูณลากรัง (Lagrange multiplier) และสมการที่ (2.9) มีค่าเท่ากับศูนย์ก็ต่อเมื่อแต่ละเทอมมีค่าเท่ากับศูนย์ นั่นคือ

$$\frac{\partial F_T}{\partial P_i} = \lambda \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.10)$$

$$\frac{dF_i}{dP_i} = \lambda \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

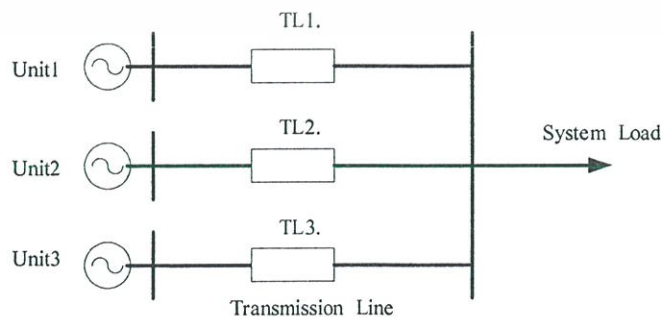
การจ่ายโหลดอย่างประหยัดเกิดขึ้นได้ก็ต่อเมื่อเป็นไปตามสมการที่ (2.11) หรือเขียนใหม่เป็น

$$\frac{dF_1}{dP_1} = \frac{dF_2}{dP_2} = \dots = \frac{dF_n}{dP_n} = \lambda \quad (2.12)$$

ความหมายของสมการที่ (2.12) หมายถึง เครื่องกำเนิดไฟฟ้าทุกหน่วยที่ร่วมกันจ่ายโหลดได้อย่างประหยัดที่สุดต้องมีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงเท่ากันทุกหน่วย

## 2.2 การจ่ายโหลดอย่างประหยัดกรณีเกิดความสูญเสียในสายส่ง

ถ้าหากในระบบที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าอยู่ห่างกันมาก อาจต้องมีค่าความสูญเสียกำลังไฟฟ้าในระบบเข้ามาเกี่ยวข้อง ดังนั้นผลรวมกำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าต้องเพียงพอต่อความสูญเสียนี้ด้วย เมื่อได้กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้างดแสดงในรูปที่ 2.2 ต้องนำมาแทนค่าในฟังก์ชันของราคาเชื้อเพลิง เพื่อให้เกิดการจ่ายโหลดอย่างประหยัด กล่าวคือต้องทำให้ฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงต่ำสุด



รูปที่ 2.2 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกันจ่ายโหลดกรณีเกิดความสูญเสียในสายส่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D + P_L \quad (2.13)$$

โดยที่  $P_i$  คือกำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่  $i$

$P_D$  คือความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ

$P_L$  คือค่าความสูญเสียในสายส่ง

$N$  คือจำนวนเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

สำหรับ  $P_D$  จะเป็นค่าคงที่จึงทำให้  $dP_D = 0$  ดังนั้น

$$\sum_{i=1}^N dP_i = P_L \quad (2.14)$$

และเมื่อราคาค่าเชื้อเพลิงรวมของระบบต่ำสุดโดย  $dF_T = 0$  ดังนั้น

$$dF_T = \sum_{i=1}^N \frac{\partial F_T}{\partial P_i} dP_i = 0 \quad (2.15)$$

กำลังสูญเสียในสายส่ง  $P_L$  จะขึ้นอยู่กับกำลังขาออกของโรงจักรไฟฟ้า ดังนั้น

$$dP_L = \sum_{i=1}^N \frac{\partial P_L}{\partial P_i} dP_i = 0 \quad (2.16)$$

แทนค่า  $dP_L$  จากสมการที่ (2.16) ลงในสมการที่ (2.14) แล้วนำไปคูณด้วย  $\lambda$  แล้วจึงนำไปลบออกจากสมการที่ (2.15) จะได้ผลเป็นสมการ

$$\sum_{i=1}^N \left[ \frac{\partial F_T}{\partial P_i} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_i} - \lambda \right] dP_i = 0 \quad (2.17)$$

สมการนี้จะสอดคล้องกับความสอดคล้องกับสมการ

$$\frac{\partial F_T}{\partial P_i} + \lambda \frac{\partial P_L}{\partial P_i} - \lambda = 0 \quad (2.18)$$

สำหรับทุก ๆ ค่าของ  $i$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จัดเรียงสมการที่ (2.18) และการเปลี่ยนแปลงกำลังขาออกของโรงจักรไฟฟ้าเพียงหนึ่งโรงจักรก็จะสามารถไปมีผลต่ออัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของโรงจักรไฟฟ้านั้น ดังนั้นจะได้ว่า

$$\frac{dF_i}{dP_i} \left[ \frac{1}{1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_i}} \right] = \lambda \quad (2.19)$$

หรือ 
$$\frac{dF_i}{dP_i} L_i = \lambda \quad (2.20)$$

เมื่อ  $L_i$  เรียกว่า เพนนัลตีแฟกเตอร์ (Penalty Factor) ของโรงจักรไฟฟ้า  $i$  และ

$$L_i = \frac{1}{1 - \frac{\partial P_L}{\partial P_i}} \quad (2.21)$$

จะเห็นว่าได้ผลการเดินเครื่องระหว่างโรงจักรไฟฟ้าจะคล้ายกับการเดินเครื่องระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจักรไฟฟ้าโดยอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงต่ำสุดจะได้รับเมื่ออัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงคูณด้วยเพนนัลตีแฟกเตอร์ของโรงจักรไฟฟ้าและมีค่าเท่ากันทุกโรงจักรไฟฟ้าในระบบ ผลคูณนี้คือ  $\lambda$  ดังสมการ

$$\frac{dF_1}{dP_1} L_1 = \frac{dF_2}{dP_2} L_2 = \dots = \frac{dF_n}{dP_n} L_n = \lambda \quad (2.22)$$

### 2.3 การคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า (Power Flow Solution)

การศึกษาการไหลของกำลังไฟฟ้าหรือการไหลของโหลด ก็เป็นขั้นตอนหนึ่งของการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลัง โดยทำการคำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าที่ไหลจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและในสายส่งแต่ละเส้นว่ามีขนาดเท่าใด เพื่อดูว่ากำลังไฟฟ้าที่ไหลมีขนาดเกินกว่าอัตราของแต่ละอุปกรณ์ในระบบหรือไม่ และแรงดันไฟฟ้าของแต่ละบัสของระบบมีค่าสูงเกินหรือต่ำเกินไปจนทำให้อุปกรณ์ที่ต่ออยู่เสียหาย ดังนั้นการศึกษาการไหลของโหลดจึงมีประโยชน์ในด้านการวางแผนก่อสร้าง การเปลี่ยนแปลงแก้ไขระบบ เช่น เมื่อมีผู้ใช้ไฟมากขึ้นที่จุดใดจุดหนึ่งในระบบ ก็ต้องทำการวิเคราะห์การไหลของกำลังไฟฟ้า ถ้าผลวิเคราะห์ออกมาแล้วปรากฏว่าสายส่งที่มีอยู่ไม่สามารถรับกำลังไฟฟ้าได้ก็ต้องเพิ่มจำนวนสายส่ง หรือเมื่อผลวิเคราะห์ออกมาว่าแรงดันไฟฟ้าที่บัสนั้นตกลงมากก็ต้องทำการติดตั้งคาปาซิเตอร์ เพื่อยกระดับแรงดันไฟฟ้าขึ้นมา ผลที่ได้จากการศึกษาโหลดโพลาร์ก็คือ ค่า

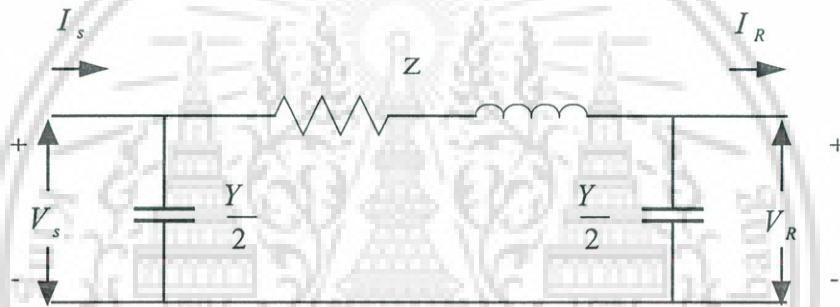
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขนาดและมุมของค้ำค่าไฟฟ้าที่บัสต่างๆ ค่ากำลังไฟฟ้าจริงและค่ากำลังไฟฟ้าเสมือนที่ไหลในสายแต่ละเส้น แล้วนำมาพิจารณาว่าค่าค้ำค่าไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าและกระแสไฟฟ้าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้หรือไม่

### 2.3.1 การแก้ปัญหาโหลดโฟลว์ (Load Flow Problem)

ถึงแม้ว่าทั้ง  $Y_{bus}$  และ  $Z_{bus}$  สามารถใช้แก้ปัญหาโหลดโฟลว์แต่เราจะกำจัดวิธีโดยใช้ข้อมูลเพียง  $Y_{bus}$  ของระบบไฟฟ้าเท่านั้น โดยเริ่มจากข้อมูลที่ต้องทราบเพื่อใช้ในการคำนวณคือ

1. ไดอะแกรมเส้นเดียวที่ใช้แสดงการต่อวงจรของระบบ
2. วงจรสมมูลย์ของสายส่งที่แทนด้วยวงจรสมมูลย์แบบ  $\pi$  ดังแสดงในรูปที่ 2.3
3. ข้อมูลอื่นๆที่จำเป็น เช่นขนาดพิกัดและอิมพีแดนซ์ของหม้อแปลงขนาดของ Shunt Capacitor และการตั้งค่าแท๊ปของหม้อแปลง



รูปที่ 2.3 วงจรสมมูลย์ของสายส่งแบบ  $\pi$

การศึกษาโหลดโฟลว์ ค่าค้ำค่าไฟฟ้าที่บัสและกำลังไฟฟ้าที่ไหลเข้าบัสจะต้องถูกกำหนดหรือให้ค่าออกมา เช่น ค่าค้ำค่าไฟฟ้าที่บัส (i) ของระบบจะถูกกำหนดในรูปของพิกัดเชิงขั้วเป็น

$$V_i = |V_i| \angle \delta_i = |V_i| (\cos \delta_i + j \sin \delta_i) \quad (2.23)$$

ค้ำค่าไฟฟ้าที่บัส (j) ก็เพียงเปลี่ยน Subscript จาก i เป็น j

$$V_j = |V_j| \angle \delta_j \quad (2.24)$$

ค่ากระแสรวมที่ไหลเข้าไปในโครงข่ายที่ บัส (i) ในเทอมขององค์ประกอบ  $Y_{in}$  ของ  $Y_{bus}$  สามารถแทนด้วยสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$I_i = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + \dots + Y_{iN}V_N = \sum_{n=1}^N Y_{in}V_n \quad (2.25)$$

และถ้ากำหนดให้  $P_i$  และ  $Q_i$  แทนกำลังไฟฟ้าจริงรวมและค่ากำลังไฟฟ้าเสมือนรวมที่ไหลเข้าไปในโครงข่ายที่บัส (i) แล้วจะได้สมการกำลังไฟฟ้าเชิงซ้อน (Complex Power) ที่ไหลเข้าบัส (i) เป็น

$$S_i = P_i + jQ_i = V_i I_i^* \quad (2.26)$$

ดังนั้นค่าคอนจูเกตเชิงซ้อนของ S คือ

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* I_i \quad (2.27)$$

สมการแรงดันไฟฟ้าที่บัส i ใดๆ สามารถหาได้โดยพิจารณาจากสมการที่ (2.28)

$$I_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} \quad (2.28)$$

จากสมการเมตริกซ์  $|I_{bus}| = |Y_{bus}| \cdot |V_{bus}|$  ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกระแสไฟฟ้าบัสและแรงดันไฟฟ้าบัส โดยการใช้บัสแอดมิตแตนซ์เมตริกซ์ (Bus Admittance Matrix,  $Y_{bus}$ ) แทนค่ากระแสไฟฟ้าจากสมการที่ (2.25) เข้าไปในสมการที่ (2.28) และจัดสมการใหม่จะได้แรงดันไฟฟ้าที่บัส i ใดๆ ดังสมการ

$$\text{จากสมการ} \quad P_i - jQ_i = V_i^* \sum_{n=1}^N Y_{in} V_n \quad (2.29)$$

$$\frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} = \sum_{n=1}^N Y_{in} V_n = Y_{i1}V_1 + Y_{i2}V_2 + \dots + Y_{iN}V_N \quad (2.30)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จัดสมการที่ (2.30) ใหม่จะได้

$$Y_{ii}V_i = \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} - \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N Y_{in}V_n \quad (2.31)$$

จะได้แรงดันไฟฟ้าที่บัส  $i$  ใดๆ ดังสมการที่ (2.32)

$$V_i = \frac{1}{Y_{ii}} \left[ \frac{P_i - jQ_i}{V_i^*} - \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N Y_{in}V_n \right] \quad (2.32)$$

กำลังไฟฟ้าในสมการที่ (2.27) สามารถเปลี่ยนให้อยู่ในเทอมของแรงดันไฟฟ้าบัสและแอดมิตแตนซ์ของระบบได้โดยแทนค่ากระแสไฟฟ้าในสมการที่ (2.25) เข้าไปในสมการที่ (2.26) จะได้

$$S_i^* = P_i - jQ_i = V_i^* \left[ \sum_{n=1}^N Y_{in}V_n \right] \quad (2.33)$$

กำลังไฟฟ้าจริง 
$$P_i = \text{Re} \left[ V_i^* \sum_{n=1}^N Y_{in}V_n \right] \quad (2.34)$$

กำลังไฟฟารีแอกทีฟ 
$$Q_i = -\text{Im} \left[ V_i^* \sum_{n=1}^N Y_{in}V_n \right] \quad (2.35)$$

สมการที่ (2.34) และ (2.35) เป็นสมการโหลดโฟลว์ (Load Flow Equation) ซึ่งค่าที่ได้จากการคำนวณเป็นค่ากำลังไฟฟ้าจริงรวม  $P_i$  และกำลังไฟฟ้าเสมือน  $Q_i$  ที่ไหลเข้าโครงข่ายที่บัส (i)

ก่อนที่จะศึกษาโหลดโฟลว์ จำเป็นต้องทราบการแบ่งชนิดของบัสก่อน เพื่อจะไดทราบว่แต่ละบัสมีข้อกำหนดหรือทราบค่าพารามิเตอร์ใดบ้างโดยที่บัสแต่ละบัสใดๆ จะทราบค่า 2 ค่าจาก 4 ค่าต่อไปนี้คือ  $P_i$ ,  $Q_i$ ,  $|V_i|$ ,  $\angle \delta_i$  และต้องหาพารามิเตอร์ที่เหลืออีกสองค่าจากการคำนวณโหลดโฟลว์ เช่น ทราบค่า  $|V_i|$  และ  $P_i = P_{Gi} - Q_{Di}$  ที่บัส (i) ก็ต้องหาค่า  $Q_i$  และ  $\angle \delta_i$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.3.2 ชนิดของบัส

ก่อนที่จะทำการศึกษาโหลดโพล์จำเป็นต้องทราบการแบ่งชนิดของบัสเสียก่อนเพื่อจะได้ทราบว่าบัสแต่ละชนิดมีข้อกำหนดหรือค่าตัวแปร (Paramiter) ใดที่มีค่าคงตัวบ้าง และต้องคำนวณโหลดโพล์เพื่อหาค่าอะไรออกมา ค่าตัวแปรต่างๆ ของแต่ละบัสประกอบด้วยขนาดของแรงดัน ( $|V|$ ) , มุมแรงดันไฟฟ้า ( $\angle V$ ) , กำลังไฟฟ้าบัสจริง (Bus Real Power : P) และกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Bus Reactive Power : Q) กำลังไฟฟ้าบัสจริงหรือกำลังไฟฟ้าบัสรีแอกทีฟ หมายถึงกำลังไฟฟ้าที่ไหลเข้าบัส

ชนิดของบัสในระบบไฟฟ้ากำลังเพื่อศึกษาโหลดโพล์แบ่งออกได้เป็น 3 ชนิดโดยมีข้อกำหนดต่างๆในแต่ละชนิดดังนี้

1. โหลดบัส (Load Bus) หรืออาจเรียกว่า P-Q บัส เป็นบัสที่มีโหลดต่ออยู่ ดังนั้นพารามิเตอร์ที่คงที่ได้แก่ กำลังไฟฟ้าแอกทีฟ (P) และกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q) ซึ่งเป็นเป็นค่าของโหลดที่ต่ออยู่กับบัส ส่วนพารามิเตอร์ที่เปลี่ยนแปลงค่าได้คือแรงดันไฟฟ้าที่บัส (V) และมุมของแรงดันไฟฟ้าที่บัส ( $\delta$ )
2. เจนบัส (Generator Bus) หรืออาจเรียกว่า P-V บัส เป็นบัสที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าต่ออยู่หรือเป็นบัสที่มีทั้งเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและโหลดต่ออยู่ เป็นบัสที่สามารถควบคุมแรงดันไฟฟ้าให้มีขนาดคงที่ได้โดยอาศัย AVR (Automatic Voltage Regulation) บัสชนิดนี้จะมีพารามิเตอร์ที่คงที่ได้แก่ กำลังไฟฟ้าแอกทีฟ (P) และแรงดันไฟฟ้าที่บัส (V) ส่วนพารามิเตอร์ที่เปลี่ยนแปลงค่าได้คือกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q) และมุมของแรงดันไฟฟ้าที่บัส ( $\delta$ )
3. สวิงบัส (Swing Bus) หรือแอสลัคบัส (Slack Bus) บัสชนิดนี้เป็นบัสที่ขนาดแรงดันไฟฟ้าและมุมของแรงดันไฟฟ้าที่บัสมีค่าคงที่ และโดยทั่วไปจะกำหนดให้มีมุมเท่ากับ  $0^\circ$  และใช้เป็นบัสอ้างอิงที่จะนำไปเปรียบเทียบกับมุมของแรงดันที่บัสอื่น Swing Bus ถือว่าเป็นแหล่งกำเนิด (Source) ขนาดใหญ่ที่สามารถจ่ายกำลังไฟฟ้าออกมาได้ตามต้องการ โดยขนาดของแรงดันไฟฟ้า, มุมแรงดันไฟฟ้า และความถี่ไม่เปลี่ยนแปลง ในทางปฏิบัติบัสอ้างอิงนี้หมายถึงบัสที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่สุดเชื่อมต่อกับบัส หรือเป็นระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่มากเมื่อเปรียบเทียบกับระบบไฟฟ้ากำลังที่พิจารณาอยู่ ดังนั้น พารามิเตอร์ที่คงที่คือ แรงดันไฟฟ้าที่บัส (V) ละมุมของแรงดันไฟฟ้าที่บัส ( $\delta$ ) ส่วนพารามิเตอร์ที่เปลี่ยนแปลงค่าได้คือ กำลังไฟฟ้าแอกทีฟ (P) และกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ (Q)

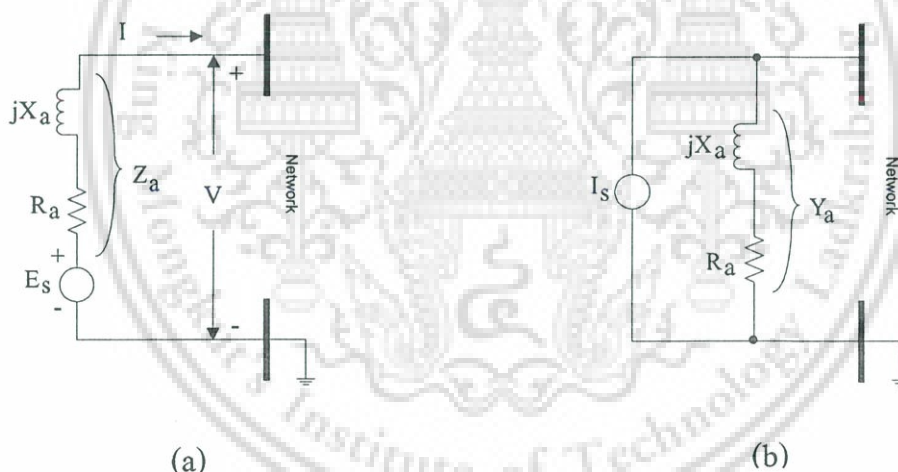
## 2.4 การวิเคราะห์เครือข่ายของระบบไฟฟ้ากำลัง

การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลังที่เชื่อมต่อเป็นโครงข่าย จะทำการจำลองโครงข่ายในรูปแบบของ “Network Matrix” เป็น 2 แบบคือ

- 1) เมตริกซ์ของแอดมิตแตนซ์ระหว่างบัส ( Bus Admittance Matrix )
  - $Y_{bus}$  ใช้ในการวิเคราะห์โหนดโพลาร์ (Normal Operation)
- 2) เมตริกซ์ของอิมพีแดนซ์ระหว่างบัส ( Bus Impedance Matrix )
  - $Z_{bus}$  ใช้ในการวิเคราะห์โพลาร์ (Abnormal Operation)

### 2.4.1 บัสแอดมิตแตนซ์ ( Bus Admittance Matrix )

การเขียนแสดงแทนระบบไฟฟ้ากำลังด้วยภาพวันไลน์ไดอะแกรมโดยเขียนแผนภาพเพียงเฟสเดียวที่เรียกว่า เปรอร์เฟส (per phase) ดังนั้นองค์ประกอบของระบบส่งจ่ายกำลังไฟฟ้าจะถูกแทนด้วย ค่าอิมพีแดนซ์หรือแอดมิตแตนซ์ ขึ้นอยู่กับว่าเป็นแหล่งจ่ายกำเนิดแรงดัน หรือกระแส เช่น Generator สามารถแทนด้วยวงจรในรูปที่ 2.4 (a) และ (b)



รูปที่ 2.4 วงจรสมมูลของ Generator

จากรูปที่ 2.4 (a) จะได้สมการ

$$E_s = IZ_a + V \quad (2.36)$$

หารสมการที่ 1 ด้วย  $Z_a$  จะได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\frac{E_s}{Z_a} = I + \frac{V}{Z_a} = I_s \tag{2.37}$$

$$I_s = \frac{E_s}{Z_a} = I + VY_a \tag{2.38}$$

ซึ่ง  $Y_a = \frac{1}{Z_a}$  ดังนั้นแรงเคลื่อนไฟฟ้าคงที่  $E_s$  ที่อนุกรมกับอิมพีแดนซ์  $Z_a$  สามารถ

เขียนแทนด้วยแหล่งกำเนิดกระแส  $I_s$  ขนานกัน แอดมิตแดนซ์  $Y_a$  ดังรูปที่ 2.4 (b) โดย

$$I_s = \frac{E_s}{Z_a} \quad \text{และ} \quad Y_a = \frac{1}{Z_a}$$

สำหรับระบบไฟฟ้าที่เป็นโครงข่ายเราสามารถแสดงระบบไฟฟ้าเพียงเฟสเดียว โดยแทนด้วย Bus Admittance Matrix โดย Neutral เป็น Reference Node และความสัมพันธ์ระหว่าง กระแสที่ไหลเข้าโหนดและแรงดันโหนด ถูกกำหนดเป็น Nodal Admittance Equation หรือ Node Equation

### 2.4.2 สมการโหนด (Node Equation)

ใช้หลักการของ KCL,  $I_{source}$  สำหรับแต่ละโหนด ดังนั้น  $I_{source}$  สำหรับแต่ละ Node ที่โหนด K ในระบบ คือ

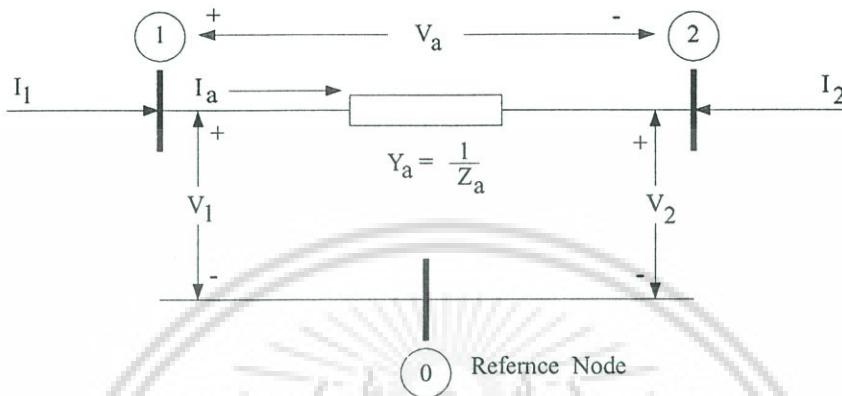
$$I_K = \sum_{n=1}^N V_n Y_{Kn} \quad \text{เมื่อในระบบมี } N \text{ โหนด} \tag{2.39}$$

หรือสามารถเขียนในรูป Matrix

$$[I] = [Y_{Bus}]_{N \times N} [V_n]_{N \times 1} \tag{2.40}$$

ทางด้านวงจรจุดต่อจะเรียก Node , ทางด้าน Power จะเรียก Bus :  $[I = \text{Bus Current Source} , Y_{Bus} = \text{Bus Admittance} , V = \text{Bus Voltage (เทียบกับ reference) ]$

องค์ประกอบที่ถูกใช้เชื่อมต่อบetween โหนดหรือบัสของโครงข่ายหรือระหว่าง Node กับ Reference Node จะเรียกว่า Branch และจะแทน Branch เป็น Branch Admittance (Y) หรือ Primitive Admittance (ค่าแอดมิแตนซ์เฉพาะตัว) และมักจะใช้ Subscript a, b แทน Branch แต่ละ Branch แล้วใช้ตัวเลขแทน โหนดแต่ละ โหนด



รูปที่ 2.5 การเชื่อมต่อโครงข่ายของบัสหรือโหนด

สมมุติว่ามีเพียง branch a ต่ออยู่ระหว่าง node 1 กับ node 2 ดังรูปโดย

1. กระแสที่ไหลผ่านเข้าโหนด มีเครื่องหมายเป็น +
2. กระแสที่ไหลออกจากโหนด มีเครื่องหมายเป็น -

จาก KCL ,  $I_1 = I_a$  ที่ Node 1 (2.41)

และ  $I_2 = -I_a$  ที่ Node 2 (2.42)

จากสมการ (2.41) และ (2.42) สามารถเขียนให้อยู่ในรูป Matrix จะได้

$$\begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} I_a \quad (2.43)$$

แรงดันตกคร่อมในทิศทางกระแสตรงของ  $I_a$  เขียนแทนด้วยสมการ

$$V_a = V_1 - V_2 \quad (2.44)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$V_a = [1 \quad -1] \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} \quad (2.45)$$

แทนค่าสมการที่ (2.45) ลงในสมการ  $Y_a V_a = I_a$

$$Y_a [1 \quad -1] \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = I_a \quad (2.46)$$

คูณ  $\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$  ทั้งสองข้างของสมการจะได้

$$\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} Y_a [1 \quad -1] \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} \quad (2.47)$$

$$\begin{bmatrix} Y_a & -Y_a \\ -Y_a & Y_a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_1 \\ I_2 \end{bmatrix} \quad (2.48)$$

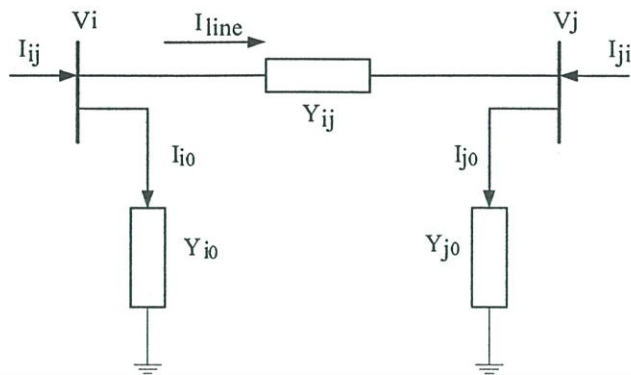
จากสมการที่ (2.48) ที่ได้คือสมการ Nodal Admittance Equation ของ Branch  $Y_a$  และสังเกต ค่า Nodal Reference Matrix ในแนวทแยง (Diagonal) จะมีค่าเท่ากับ  $Y_a$  แต่นอกแนวทแยง (Off-Diagonal) จะมีค่าเป็นลบของ Branch Admittance ถ้าต่อโหนด Node 1 หรือ Node 2 โหนดใดโหนดหนึ่งเข้ากับ Reference เช่นต่อ Node 2 เข้ากับ Reference แล้วแรงดันโหนด  $V_2 = 0$  สมการที่ (2.48) จะมีขนาดเป็น  $1 \times 1$  คือ  $[Y_a]V_1 = I_1$  ซึ่งสอดคล้องกับการ Remove row 2 col. 2

### 2.4.3 การคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ไหลและกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง

ภายหลังจากคำนวณหาแรงดันไฟฟ้าที่บัสต่างๆ แล้วจึงจะสามารถคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ไหลและกำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง ได้ดังนี้

พิจารณาสายส่งที่เชื่อมต่อระหว่างบัส  $i$  และบัส  $j$  ดังรูปที่ 2.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.6 วงจรสมมูลของสายส่งเพื่อใช้ในการคำนวณกำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง

กระแสไฟฟ้าที่ไหลจากบัส  $i$  ไปบัส  $j$

$$I_{ij} = I_{Line} + I_{io} = Y_{ij} (V_i - V_j) + Y_{io} V_i \quad (2.49)$$

และกระแสไฟฟ้าที่ไหลจากบัส  $j$  ไปบัส  $i$

$$I_{ji} = -I_{Line} + I_{jo} = Y_{ij} (V_j - V_i) + Y_{jo} V_j \quad (2.50)$$

โดยที่  $V_i$  และ  $V_j$  คือแรงดันไฟฟ้าที่บัส  $i$  และ  $j$  ตามลำดับ

$I_{Line}$  คือกระแสไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง

$I_{io}$  และ  $I_{jo}$  คือกระแสไฟฟ้ารั่วไหลจากบัส  $i$  และ  $j$  ตามลำดับ

$Y_{ij}$  คือค่าแอดมิตแตนซ์ของสายส่ง  $ij$

$Y_{io}$  และ  $Y_{jo}$  คือครึ่งหนึ่งของค่าไลน์ชาร์ดจิงแอดมิตแตนซ์ทั้งหมดของสายส่ง

กำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง  $ij$  จากบัส  $i$  ไปสู่อบัส  $j$  คือ

$$P_{ij} - jQ_{ij} = V_i^* I_{ij} \quad (2.51)$$

และกำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง  $ij$  จากบัส  $j$  ไปสู่อบัส  $i$  คือ

$$P_{ji} - jQ_{ji} = V_j^* I_{ji} \quad (2.52)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แทนค่า  $I_{ij}$  จากสมการที่ (2.49) ลงในสมการที่ (2.51) จะได้ว่า

$$P_{ij} - jQ_{ij} = V_i^* Y_{ij} (V_i - V_j) + Y_{i0} V_i V_i^* \quad (2.53)$$

ในการทำงานเดียวกันกำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่ง  $ij$  จากบัส  $j$  ไปสู่อบัส  $i$  สามารถได้ดังนี้

$$P_{ji} - jQ_{ji} = V_j^* Y_{ij} (V_j - V_i) + Y_{j0} V_j V_j^* \quad (2.54)$$

กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง  $ij$  มีค่าเท่ากับผลรวมทางพีชคณิตของกำลังไฟฟ้าจริงที่ไหลจากบัส  $i$  ไปสู่อบัส  $j$  และที่ไหลจากบัส  $j$  ไปสู่อบัส  $i$  คือ

$$P_{\text{Loss}(ij)} = P_{ij} + P_{ji} \quad (2.55)$$

## 2.5 การคำนวณโหลดพลัด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน

วิธีของนิวตัน-ราฟสันจะใช้ทฤษฎีของอนุกรมเทเลอร์ (Taylor Series) ช่วยแก้ปัญหาสมการที่ (2.56) สำหรับ  $f(x)$  ที่แทน  $x$  ด้วย  $x_0$

$$y = f(x) = f(x_0) + \frac{f'(x_0)(\Delta x)}{1!} + \frac{f''(x_0)(\Delta x)^2}{2!} + \dots \quad (2.56)$$

ถ้า  $\Delta x$  มีค่าน้อยมาก ตั้งแต่เทอมที่สามทางขวามือของสมการที่ (2.56) มีค่าน้อยมากและอาจตัดทิ้งได้ สมการ  $f(x)$  จึงเขียนโดยประมาณได้

$$y = f(x) = f(x_0) + \frac{df(x_0)\Delta x}{dx} \quad (2.57)$$

กรณีที่ฟังก์ชัน  $f$  ที่ตัวแปรหลายตัว สามารถประยุกต์เขียนสมการที่ (2.57) ใหม่ได้เป็น

$$\begin{aligned}
 y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= f(x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) + \frac{\partial f}{\partial x_1} \Big|_{(0)} \Delta x_1 \\
 &+ \frac{\partial f}{\partial x_2} \Big|_{(0)} \Delta x_2 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} \Big|_{(0)} \Delta x_n
 \end{aligned} \tag{2.58}$$

$x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}$  เป็นค่าเริ่มต้นที่แทนที่เข้าไปในฟังก์ชันค่าพาร์เซิลดิฟเฟอเรนเชียลที่แทนด้วยค่า  $x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}$  และจัดสมการที่ (2.58) ใหม่เขียนได้เป็น

$$\Delta y = y - f(x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_n^{(0)}) = \frac{\partial f}{\partial x_1} \Big|_{(0)} \Delta x_1 + \frac{\partial f}{\partial x_2} \Big|_{(0)} \Delta x_2 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} \Big|_{(0)} \Delta x_n \tag{2.59}$$

สำหรับสมการที่ไม่เป็นเชิงเส้นใดๆ  $n$  สมการ สามารถเขียนได้โดยใช้สมการที่ (2.59) และจัดรูปเมตริกซ์ใหม่จะได้

$$\begin{bmatrix} \Delta y_1 \\ \Delta y_2 \\ \vdots \\ \Delta y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \\ \vdots \\ \Delta x_n \end{bmatrix} \tag{2.60}$$

หรือเขียนแทนด้วยสมการเมตริกซ์เป็น

$$[\Delta y] = [J] \cdot [\Delta x] \tag{2.61}$$

โดยที่  $[J]$  คือจาโคเบียนเมตริกซ์ (Jacobian Matrix)

กำหนดให้  $V_i = e_i + jf_i$  และ  $Y_{ij} = G_{ij} + jB_{ij}$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่	$e$	คือค่าส่วนจริงของแรงดันไฟฟ้าที่บัส
	$f$	คือค่าส่วนจินตภาพของแรงดันไฟฟ้าที่บัส
	$G$	คือค่าส่วนจริงของบัสแอดมิตแตนซ์
	$B$	คือค่าส่วนจินตภาพของบัสแอดมิตแตนซ์

แทนค่า  $V_i$  และ  $Y_{ij}$  ลงในสมการที่ (2.33) จะได้ว่า

$$P_i - jQ_i = (e_i - jf_i) \sum_{j=1}^n \{ (G_{ij} + jB_{ij}) (e_j + jf_j) \} \quad (2.62)$$

แยกส่วนจริงและส่วนจินตภาพจากสมการที่ (2.62) ได้กำลังไฟฟ้าจริง ( $P_i$ ) และกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ ( $Q_i$ ) สำหรับบัส  $i$  ใดๆ ที่เป็นโหนดบัสคือ

$$P_i = \sum_{j=1}^n \{ e_i (e_j G_{ij} - f_j B_{ij}) + f_i (f_j G_{ij} + e_j B_{ij}) \} \quad (2.63)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^n \{ f_i (e_j G_{ij} - f_j B_{ij}) - e_i (f_j G_{ij} + e_j B_{ij}) \}$$

สำหรับบัส  $i$  ที่เป็นบัสควบคุมแรงดัน จะคำนวณขนาดของแรงดันไฟฟ้าที่บัส  $|V_i|$  แทนกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟที่บัส  $Q_i$  เพื่อให้สามารถตรวจสอบได้ว่าขนาดของแรงดันไฟฟ้าที่บัส  $|V_i|$  มีความคลาดเคลื่อนไปจากค่าที่กำหนดมากน้อยเพียงใดในการคำนวณแต่ละรอบ ดังนั้นสมการที่ใช้คำนวณสำหรับบัสควบคุมแรงดัน  $i$  คือ

$$P_i = \sum_{j=1}^n \{ e_i (e_j G_{ij} - f_j B_{ij}) + f_i (f_j G_{ij} + e_j B_{ij}) \} \quad (2.64)$$

$$|V_i|^2 = e_i^2 + f_i^2$$

### 2.5.1 การประยุกต์วิธีนิวตัน-ราฟสัน ในการแก้ปัญหาทางโหนดโพลาร์

เนื่องจากสมการที่ (2.63) และ (2.64) มีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Nonlinear Equations) ดังนั้นในการแก้สมการโหนดโพลาร์ดังกล่าวจะต้องอาศัยการวิเคราะห์เชิงตัวเลข (Numerical Analysis) ตามวิธีนิวตัน-ราฟสัน ซึ่งในวิธีนิวตัน-ราฟสันจะกำหนดค่าเริ่มต้นของแรงดันไฟฟ้าแต่ละบัสแล้วหาค่า  $P$ ,  $Q$  และ  $|V|$  จากสมการกำลังไฟฟ้าและสมการแรงดันไฟฟ้า และนำค่าที่คำนวณได้นี้ไปเปรียบเทียบกับค่า  $P$ ,  $Q$  และ  $|V|$  ที่กำหนด (Scheduled) นำความคลาดเอนสารนี้เป็นเอกสารที่ส่งวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เคลื่อนหรือค่าปรับแต่ง (Correction) เหล่านี้ไปคำนวณหาการเปลี่ยนแปลงของแรงดันไฟฟ้าแต่ละ บัสโหยาอาศัยสมการที่ (2.65) และกระบวนการทำซ้ำ (Iterative Techniques) จนกว่าความคลาดเคลื่อนของคำตอบไม่เกินค่าความผิดพลาด (Tolerance) ที่กำหนดภายใต้จำนวนรอบที่ใช้คำนวณ ไม่เกินจำนวนรอบสูงสุดที่กำหนดไว้ และจะได้ค่าประมาณในรอบการคำนวณสุดท้าย คือ คำตอบของโหลดโพลว์

$$[\Delta E] = [J] [\Delta V] \quad (2.65)$$

โดยที่  $[\Delta E]$  คือเมตริกซ์ผลต่างของค่าที่กำหนดให้กับค่าที่คำนวณได้ในแต่ละบัส

$[J]$  คือจาโคเบียนเมตริกซ์

$[\Delta V]$  คือเมตริกซ์ผลต่างของแรงดันไฟฟ้า

สำหรับระบบไฟฟ้ากำลังขนาด  $n$  บัส และมีจำนวนโหลดบัสเท่ากับ  $n_L$  จะกำหนดให้

$$V_i = |V_i| \angle \theta_i \quad ; \quad \theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$$

$$Y_{ij} = G_{ij} + jB_{ij}$$

โดยที่  $\theta_{ij}$  คือผลต่างของมุมแรงดันไฟฟ้าที่บัส  $i$  เทียบกับบัส  $j$

เปลี่ยนสมการที่ (2.63) เป็นพิกัดเชิงขั้วจะได้กำลังไฟฟ้าจริงและกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟที่บัส  $i$  ใดๆ ตามลำดับคือ

$$P_i = |V_i| |V_j| \sum_{j=1}^n (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (2.66)$$

$$Q_i = |V_i| |V_j| \sum_{j=1}^n (G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (2.67)$$

เนื่องจากสมการที่ (2.66) และ (2.67) มีลักษณะที่ไม่เป็นเชิงเส้น ดังนั้นในการวิเคราะห์โหลดโพลว์ด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสัน จะเปลี่ยนสมการดังกล่าวให้อยู่ในลักษณะที่เป็นเชิงเส้น โดยอยู่ในรูปของสมการความคลาดเคลื่อนของปริมาณทางไฟฟ้าที่บัส ดังนี้

$$\begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \theta \\ \Delta |V| \end{bmatrix} \quad (2.68)$$

และจากสมการที่ (2.68) สามารถหา  $\Delta P_i^{(k)}$ ,  $\Delta Q_i^{(k)}$  ได้คือ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\begin{aligned}\Delta P_i^{(k)} &= P_i^{\text{sch}} - P_i & ; & \quad i \neq \text{Slack Bus} \\ \Delta P_i^{(k)} &= (P_{i(\text{Gen})} - P_{i(\text{Load})}) - P_i & ; & \quad i \neq \text{Slack Bus}\end{aligned}\quad (2.69)$$

โดยที่  $P_{i(\text{Gen})}$  คือกำลังไฟฟ้าจริงที่ผลิตที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.)

$P_{i(\text{Load})}$  คือกำลังไฟฟ้าจริงที่จ่ายโหลดที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.)

$P_i$  คือกำลังไฟฟ้าจริงสุทธิที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.) โดยสามารถคำนวณจากสมการที่ (2.63)

$$\begin{aligned}\Delta Q_i^{(k)} &= Q_i^{\text{sch}} - Q_i & ; & \quad i = \text{PQ Bus} \\ \Delta Q_i^{(k)} &= (Q_{i(\text{Gen})} - Q_{i(\text{Load})}) - Q_i & ; & \quad i = \text{PQ Bus}\end{aligned}\quad (2.70)$$

โดยที่  $Q_{i(\text{Gen})}$  คือกำลังไฟฟ้านี้ออกที่ผลิตที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.)

$Q_{i(\text{Load})}$  คือกำลังไฟฟ้านี้ออกที่จ่ายโหลดที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.)

$Q_i$  คือกำลังไฟฟ้านี้ออกสุทธิที่บัส  $i$  หน่วยเป็นเปอร์ยูนิต (p.u.) โดยสามารถคำนวณจากสมการที่ (2.63)

การคำนวณหาค่าจาโคเบียนเมตริกซ์ สามารถทำได้โดยการแยกจาโคเบียนเมตริกซ์ออกเป็นจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อย (Subjacobian Matrix) ดังสมการที่ (2.71)

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{N} \\ \mathbf{M} & \mathbf{L} \end{bmatrix}\quad (2.71)$$

รายละเอียดการคำนวณของจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อย  $\mathbf{H}, \mathbf{N}, \mathbf{M}, \mathbf{L}$  สามารถทำได้ดังนี้

สำหรับ  $i \neq j$

$$H_{ij} = L_{ij} = |V_i| |V_j| (G_{ij} \sin\theta_{ij} - B_{ij} \cos\theta_{ij})\quad (2.72)$$

$$N_{ij} = -M_{ij} = |V_i| |V_j| (G_{ij} \cos\theta_{ij} - B_{ij} \sin\theta_{ij})\quad (2.73)$$

สำหรับ  $i = j$

$$H_{ij} = -Q_i - B_{ii}|V_i|^2\quad (2.74)$$

$$L_{ij} = Q_i - B_{ii}|V_i|^2\quad (2.75)$$

$$N_{ij} = P_i + G_{ii}|V_i|^2\quad (2.76)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$M_{ij} = P_i - G_{ij}|V_i|^2 \quad (2.77)$$

โดยที่ H	คือจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อยที่มีขนาดมิติเท่ากับ $(n-1) \times (n-1)$
N	คือจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อยที่มีขนาดมิติเท่ากับ $(n-1) \times (n_L)$
M	คือจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อยที่มีขนาดมิติเท่ากับ $(n_L) \times (n-1)$
L	คือจาโคเบียนเมตริกซ์ย่อยที่มีขนาดมิติเท่ากับ $(n_L) \times (n_L)$

จากสมการที่ (2.68) สามารถคำนวณค่าปรับแต่งแรงดันไฟฟ้าที่บัสในการคำนวณรอบที่ k ได้คือ

$$\begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta|V| \end{bmatrix}^k = \begin{bmatrix} \mathbf{J}^k \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta P \\ \Delta Q \end{bmatrix}^k \quad (2.78)$$

แต่ในทางปฏิบัติแล้วการคำนวณอินเวอร์สของจาโคเบียนเมตริกซ์  $\mathbf{J}^{-1}$  ในระบบไฟฟ้าขนาดใหญ่ จะทำได้ช้ามาก การแก้สมการสมการที่ (2.68) เพื่อคำนวณหาค่า  $\Delta\theta_i^{(k)}$  และ  $\Delta|V_i^{(k)}|$  สามารถทำได้โดยการแก้สมการเชิงเส้น ซึ่งการคำนวณจะเร็วกว่า แรงดันไฟฟ้าที่บัสของการคำนวณในรอบที่ k+1 สำหรับบัสที่ i ใดๆ ยกเว้นบัสอ้างอิงคำนวณได้จาก

$$\theta_i^{(k+1)} = \theta_i^{(k)} + \Delta\theta_i^{(k)} \quad (2.79)$$

$$|V_i^{(k+1)}| = |V_i^{(k)}| + \Delta|V_i^{(k)}| \quad (2.80)$$

โดยที่การคำนวณค่ามุมของแรงดันไฟฟ้าจะคำนวณทุกบัสยกเว้นบัสอ้างอิง และการคำนวณค่าขนาดของแรงดันไฟฟ้าจะคำนวณเฉพาะที่โหลดบัสเท่านั้น เงื่อนไขการลู่เข้าของคำตอบ คือ

$$|\Delta P_i^{(k)}| \leq \epsilon_P \quad (2.81)$$

$$|\Delta Q_i^{(k)}| \leq \epsilon_Q \quad (2.82)$$

$$k \leq k_{\max} \quad (2.83)$$

โดยที่  $|\Delta P_i^{(k)}|$  คือขนาดของความคลาดเคลื่อนของกำลังไฟฟ้าจริงสำหรับการคำนวณในรอบที่ k ใดๆ

$|\Delta Q_i^{(k)}|$  คือขนาดของความคลาดเคลื่อนของกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟสำหรับการคำนวณในรอบที่ k ใดๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$\epsilon_p$	คือค่าผิดพลาดที่กำหนดให้ยอมรับได้ทางกำลังไฟฟ้าจริง
$\epsilon_Q$	คือค่าผิดพลาดที่กำหนดให้ยอมรับได้ทางกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟ
$k$	คือจำนวนรอบที่ใช้ในการคำนวณเพื่อการลู่ออกของคำตอบ
$k_{max}$	คือจำนวนรอบสูงที่สุดที่กำหนดให้คำนวณได้

โดยทั่วไปจะกำหนดให้ค่า  $\epsilon_i = \epsilon_j = \epsilon$  ซึ่งมีค่าอยู่ในช่วง 0.01 ถึง 0.0001

จากที่กล่าวมาสามารถสรุปขั้นตอนการคำนวณโหลดโพลีด้วยวิธีนิวตัน-ราฟสันได้ดังนี้

1. สร้างบัสแอดมิตแตนซ์เมตริกซ์ตามที่ได้กล่าวในหัวข้อที่ 2.4.1
2. สมมติค่าแรงดันไฟฟ้าเริ่มต้นที่บัสต่างๆ ยกเว้นที่บัสอ้างอิง  $V_i^{(0)}$  โดยที่  $i = 1, 2, \dots, n$  และ  $i \neq \text{Slack Bus}$
3. ให้  $k = 0$
4. คำนวณปริมาณทางไฟฟ้าที่บัส ดังนี้
  - คำนวณ  $P_i^{(k)}$  และ  $Q_i^{(k)}$  ตามสมการที่ (2.66) และ (2.67) ตามลำดับ
5. สำหรับบัส  $i$  ที่เป็นบัสควบคุมแรงดันและค่าความคลาดเคลื่อนของปริมาณทางไฟฟ้าในรอบก่อนหน้านี้ หากว่าค่ากำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟเกินกว่าที่บัสนั้นสามารถจ่ายได้หรือรับได้ จะเปลี่ยนชนิดบัสนั้นเป็นโหลดบัส หากไม่เกินให้ทำขั้นตอนที่ 6 ต่อไป
6. คำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของปริมาณทางไฟฟ้า ดังนี้
  - ถ้าบัส  $i$  เป็นโหลดบัสแล้วคำนวณ  $P_i^{(k)}$  และ  $Q_i^{(k)}$  ตามสมการที่ (2.69) และ (2.70) ตามลำดับ
  - ถ้าบัส  $i$  เป็นบัสควบคุมแรงดัน แล้วคำนวณ  $P_i^{(k)}$  ตามสมการที่ (2.96)
7. ตรวจสอบเงื่อนไข ถ้าเงื่อนไขตามสมการที่ (2.81) ถึง (2.83) เป็นจริงแล้วให้ไปทำขั้นตอนที่ 12 มิฉะนั้นให้ทำขั้นตอนที่ 8
8. คำนวณจาโคเบียนเมตริกซ์ ( $J$ ) โดยคำนวณจากสมการที่ (2.72) ถึง (2.77)
9. คำนวณค่าปรับแต่งแรงดันไฟฟ้าที่บัส และ  $\Delta\theta_i^{(k)}$  และ  $\Delta|V_i^{(k)}|$
10. คำนวณค่าแรงดันไฟฟ้าที่บัสใหม่ตามสมการที่ (2.79) และ (2.70)
11. ให้  $k = k + 1$  แล้วย้อนกลับไปทำในขั้นตอนที่ 4 โดยใช้ค่าแรงดันไฟฟ้าที่บัสใหม่ซึ่งได้จากขั้นตอนที่ 10
12. คำนวณค่ากำลังไฟฟ้าที่ไหลในสายส่งต่างๆ

### 2.5.2 การประยุกต์โพลีโพลีร่วมกับการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

เมื่อคิดถึงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้าให้ประหยัดที่สุดจำเป็นต้องทราบความสูญเสียและอัตราความสูญเสียในสายส่ง ซึ่งความสูญเสียของสายส่งอาจหาได้จากผลการศึกษาการไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) ดังได้กล่าวในหัวข้อข้างต้น จากการศึกษาการไหลของกำลังไฟฟ้าทำให้ทราบศักดาไฟฟ้าของทุกบัสและกำลังไฟฟ้าที่เข้าบัสของระบบ โดยผลรวมของกำลังไฟฟ้าที่เข้าบัสของระบบก็คือ กำลังไฟฟ้าที่สูญเสียในสายส่งนั่นเอง ซึ่งวิธีหนึ่งที่ได้พัฒนาโดย Kirchmayer สามารถคำนวณหาค่าความสูญเสียในสายส่งก็คือวิธี สัมประสิทธิ์ความสูญเสีย (Loss Coefficient) หรือ B – Coefficient

สมการกำลังไฟฟ้าเชิงซ้อน (Complex Power) ที่ไหลเข้าบัส (i) จากสมการที่ (2.26) สามารถได้สมการกำลังสูญเสียในสายส่งของระบบ n บัส คือ

$$P_L + jQ_L = \sum_{i=1}^n V_i I_i^* = V_{bus}^T I_{bus}^* \quad (2.84)$$

โดยที่  $P_L$  คือค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียจริง  
 $Q_L$  คือค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสียรีแอกทีฟ  
 $V_{bus}$  คือค่าแรงดันไฟฟ้าที่บัส  
 $I_{bus}$  คือค่ากระแสไฟฟ้าที่ไหลเข้าบัส

จากสมการเมตริกซ์ซึ่งแสดงความสัมพันธ์ระหว่างกระแสไฟฟ้าบัสและแรงดันไฟฟ้าบัสโดยการใช้อัดมิตแตนซ์ (Bus Admittance Matrix,  $Y_{bus}$ ) ดังสมการ

$$I_{bus} = Y_{bus} V_{bus} \quad (2.85)$$

$$\begin{aligned} V_{bus} &= Y_{bus}^{-1} I_{bus} \\ &= Z_{bus} I_{bus} \end{aligned} \quad (2.86)$$

แทนค่าแรงดันไฟฟ้าจากสมการที่ (2.86) ลงในสมการที่ (2.84) จะได้

$$\begin{aligned} P_L + jQ_L &= [Z_{bus} I_{bus}]^T I_{bus}^* \\ &= I_{bus}^T Z_{bus}^T I_{bus}^* \end{aligned} \quad (2.87)$$

$Z_{bus}$  ซึ่งเป็นเมตริกซ์สมมาตร (Symmetrical Matrix) ดังนั้น  $Z_{bus}^T = Z_{bus}$  จึงได้กำลังสูญเสียของระบบดังสมการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$P_L + jQ_L = I_{bus}^T Z_{bus}^T I_{bus}^* \quad (2.88)$$

จากสมการ  $[V_{bus}] = [Z_{bus}] [I_{bus}]$  ได้ศักดาไฟฟ้าที่บัส  $k$  ใดๆ

$$V_k = \sum_{j=1}^n Z_{kj} I_j \quad (2.89)$$

แทนค่า  $V$  จากสมการที่ (2.89) ลงในสมการที่ (2.84) จะได้

$$P_L + jQ_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I_i Z_{ij} I_j^* \quad (2.90)$$

เมื่อบัสอิมพีแดนซ์เมตริกซ์เป็นเมตริกซ์สมมาตร  $Z_{ij} = Z_{ji}$  สามารถเขียนสมการใหม่เป็น โดยกำหนดให้  $Z_{ij} = R_{ij} + jX_{ij}$

$$P_L + jQ_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n Z_{ij} (I_i I_j^* + I_j I_i^*) \quad (2.91)$$

จากสมการที่ (2.91) สามารถแยกองค์ประกอบของค่าจริงและค่าจินตภาพได้ดังนี้

$$P_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n R_{ij} (I_i I_j^* + I_j I_i^*) \quad (2.92)$$

$$Q_L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij} (I_i I_j^* + I_j I_i^*) \quad (2.93)$$

ซึ่งค่า  $R_{ij}$  และ  $X_{ij}$  คือองค์ประกอบของส่วนจริงและส่วนจินตภาพของบัสอิมพีแดนซ์เมตริกซ์ โดยเป็นเมตริกซ์สมมาตร  $R_{ij} = R_{ji}$  ดังนั้นสามารถเขียนสมการกำลังไฟฟ้าจริงที่สูญเสียได้ดังสมการ

$$P_L = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n I_i R_{ij} I_j^* \quad (2.94)$$

$$P_L = I_{bus}^T R_{bus} I_{bus}^* \quad (2.95)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อพิจารณารูปแบบกำลังไฟฟ้าสูญเสียในเทอมของกำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า สามารถได้ค่ากระแสไฟฟ้าทั้งหมดจากการผลรวมของกระแสไฟฟ้าของโหลดแต่ละตัว ดังสมการ

$$I_{L1} + I_{L2} + \dots + I_{Lnd} = I_D \quad (2.96)$$

โดยที่  $I_D$  คือกระแสไฟฟ้ารวมของโหลด

$n_d$  คือหมายเลขของโหลดบัส

ดังนั้นกระแสของแต่ละบัสก็คือ

$$I_{Lk} = I_k I_D \quad ; k = 1, 2, \dots, n_d \quad (2.97)$$

$$I_k = \frac{I_{Lk}}{I_D} \quad (2.98)$$

สมมติให้ บัส 1 เป็น Slack Bus จะได้ค่าแรงดันที่บัสดังสมการ

$$V_1 = Z_{11}I_1 + Z_{12}I_2 + \dots + Z_{1n}I_n \quad (2.99)$$

ถ้าให้  $n_g$  คือหมายเลขของเจนบัส และ  $n_d$  คือหมายเลขของโหลดบัส สมการในเทอมของค่ากระแสไฟฟ้าที่โหลดและกระแสไฟฟ้าที่ Generator คือ

$$V_1 = \sum_{i=1}^{n_g} Z_{1i} I_{gi} + \sum_{k=1}^{n_d} Z_{1k} I_{Lk} \quad (2.100)$$

จากสมการที่ (2.97) แทนค่าลงในสมการที่ (2.100) จะได้

$$V_1 = \sum_{i=1}^{n_g} Z_{1i} I_{gi} + I_D \sum_{k=1}^{n_d} I_k Z_{1k} \quad (2.101)$$

$$V_1 = \sum_{i=1}^{n_g} Z_{1i} I_{gi} + I_D T \quad (2.102)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่

$$T = \sum_{i=1}^{n_d} I_k Z_{Ik} \quad (2.103)$$

ถ้ากำหนดให้  $I_0$  เป็นกระแสที่บัส 1 จะได้กระแสที่โหนดอื่นๆเป็นศูนย์

$$V_1 = -Z_{11} I_0 \quad (2.104)$$

ค่า  $V_1$  จากสมการที่ (2.102) จัดให้อยู่ในเทอม  $I_D$  จะได้

$$I_D = -\frac{1}{T} \sum_{i=1}^{n_g} Z_{li} I_{gi} - \frac{1}{T} Z_{11} I_0 \quad (2.105)$$

แทนค่า  $I_D$  จากสมการที่ (2.105) ลงในสมการที่ (2.97) จะได้

$$I_{Lk} = -\frac{I_k}{T} \sum_{i=1}^{n_g} Z_{li} I_{gi} - \frac{I_k}{T} Z_{11} I_0 \quad (2.106)$$

กำหนดให้

$$\rho = -\frac{I_k}{T} \quad (2.107)$$

$$I_{Lk} = \rho_k \sum_{i=1}^{n_g} Z_{li} I_{gi} - \rho_k Z_{11} I_0 \quad (2.108)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สามารถแสดงความสัมพันธ์ของกระแสไฟฟ้าที่ Generator ในรูปของเมตริกซ์ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} I_{g1} \\ I_{g2} \\ \vdots \\ I_{gn_g} \\ I_{L1} \\ I_{L2} \\ \vdots \\ I_{Ln_d} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \rho_1 Z_{11} & \rho_1 Z_{12} & \cdots & \rho_1 Z_{1n} & \rho_1 Z_{11} \\ \rho_2 Z_{11} & \rho_2 Z_{12} & \cdots & \rho_2 Z_{1n} & \rho_2 Z_{11} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ \rho_k Z_{11} & \rho_k Z_{12} & \cdots & \rho_k Z_{1n} & \rho_k Z_{11} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_{g1} \\ I_{g2} \\ \vdots \\ I_{gn_g} \\ I_{L1} \\ I_{L2} \\ \vdots \\ I_{Ln_d} \end{bmatrix} \quad (2.109)$$

จัดสมการที่ (2.109) ให้อยู่ในรูปตัวแปร C จะได้

$$I_{bus} = CI_{new} \quad (2.110)$$

แทนค่า  $I_{bus}$  ลงในสมการที่ (2.95)

$$\begin{aligned} P_L &= [CI_{new}]^T R_{bus} CI_{new} \\ &= I_{new}^T C^T R_{bus} CI_{new} \end{aligned} \quad (2.111)$$

ถ้า  $S_{gi}$  เป็นกำลังไฟฟ้าที่บัส  $i$ , จะได้กระแสไฟฟ้าที่ Generator คือ

$$\begin{aligned} I_{gi} &= \frac{S_{gi}^*}{V_i^*} = \frac{P_{gi} - jQ_{gi}}{V_i^*} \\ I_{gi} &= \frac{1 - j \frac{Q_{gi}}{P_{gi}}}{V_i^*} P_{gi} \end{aligned} \quad (2.112)$$

หรือ

$$I_{gi} = \psi_i P_{gi} \quad (2.113)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\psi_i = \frac{1 - j \frac{Q_{gi}}{P_{gi}}}{V_i^*} \quad (2.114)$$

และค่ากระแสไฟฟ้า  $I_0$  ในสมการที่ (2.113) จะได้

$$\begin{bmatrix} I_{g1} \\ I_{g2} \\ \vdots \\ I_{gn_g} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & \psi_2 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \psi_n & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & I_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ P_{gn_g} \end{bmatrix} \quad (2.115)$$

$$I_{new} = \psi P_{G1} \quad (2.116)$$

โดยที่

$$P_{G1} = \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ P_{gn_g} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.117)$$

จากสมการที่ (2.116) แทนค่า  $I_{new}$  ในสมการที่ (2.111) สมการค่าความสูญเสีย คือ

$$\begin{aligned} P_L &= [\psi P_{G1}]^T C^T R_{bus} C^* \psi^* P_{G1}^* \\ &= P_{G1}^T \psi^T C^T R_{bus} C^* \psi^* P_{G1}^* \end{aligned} \quad (2.118)$$

ผลของเมตริกซ์ในรูปของสมการเชิงซ้อนและค่ากำลังไฟฟ้าสูญเสีย สามารถหาได้จากสมการในส่วนจริง ได้เป็น

$$P_L = P_{G1}^T \Re[H] P_{G1}^* \quad (2.119)$$

โดยที่

$$H = \psi^T C^T R_{bus} C^* \psi^* \quad (2.120)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อค่าของเมตริกซ์  $H$  เป็นค่าของจำนวนเชิงซ้อน ซึ่งค่าของกำลังไฟฟ้าสูญเสียอยู่ในรูปของส่วนจริง ดังนั้นเราเรียกค่า  $H$  คือ Hermitian Matrix ในที่นี้หมายถึง  $H$  อยู่ในเมตริกซ์สมมาตร และจะได้ว่า  $H = H^*$  ดังนั้น ในส่วนค่าจริงของ  $H$  จะได้เป็น

$$\Re[H] = \frac{H + H^*}{2} \quad (2.121)$$

$$\Re[H] = \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1n_g} & B_{01}/2 \\ B_{21} & B_{22} & \cdots & B_{2n_g} & B_{02}/2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ B_{n_g1} & B_{n_g2} & \cdots & B_{n_g n_g} & B_{0n_g}/2 \\ B_{01}/2 & B_{02}/2 & \cdots & B_{0n_g}/2 & B_{00} \end{bmatrix} \quad (2.122)$$

แทนค่า  $\Re[H]$  ในสมการที่ (2.119)

$$P_L = \begin{bmatrix} P_{g1} & P_{g2} & \cdots & P_{gn_g} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1n_g} & B_{01}/2 \\ B_{21} & B_{22} & \cdots & B_{2n_g} & B_{02}/2 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ B_{n_g1} & B_{n_g2} & \cdots & B_{n_g n_g} & B_{0n_g}/2 \\ B_{01}/2 & B_{02}/2 & \cdots & B_{0n_g}/2 & B_{00} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ P_{gn_g} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.123)$$

หรือ

$$P_L = \begin{bmatrix} P_{g1} & P_{g2} & \cdots & P_{gn_g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{11} & B_{11} & \cdots & B_{1n_g} \\ B_{21} & B_{21} & \cdots & B_{2n_g} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ B_{n_g1} & B_{n_g2} & \cdots & B_{n_g n_g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{g1} \\ P_{g2} \\ \vdots \\ P_{gn_g} \end{bmatrix} \\ + \begin{bmatrix} P_{g1} & P_{g2} & \cdots & P_{gn_g} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} B_{01} \\ B_{02} \\ \vdots \\ B_{0n_g} \end{bmatrix} + B_{00} \quad (2.124)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่สมการความสูญเสียกำลังไฟฟ้า สามารถเขียนให้อยู่ในรูปแบบทั่วไปได้ดังนี้

$$P_{\text{Loss}} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n P_i P_j B_{ij} + \sum_{i=1}^n B_{i0} P_i + B_{00} \quad (2.125)$$

เมื่อ  $B_{ij}$ ,  $B_{i0}$ ,  $B_{00}$  คือ สัมประสิทธิ์ความสูญเสียในระบบส่งไฟฟ้า



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 3

### โครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันนี้คอมพิวเตอร์ได้ถูกนำมาใช้งานอย่างกว้างขวางเกือบจะทุกด้านก็ว่าได้ แต่ยังคงมีขีดความสามารถจำกัดอยู่เมื่อเทียบกับสมองมนุษย์ ซึ่งสมองสามารถจดจำและเรียนรู้จากประสบการณ์ในอดีตและนำไปปรับใช้กับสถานการณ์ปัจจุบัน ดังนั้นจึงได้มีการศึกษาการทำงานของสมอง เพื่อนำมาเป็นแบบจำลองของเซลล์ประสาท (Artificial Neural) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network) และศึกษากระบวนการเรียนรู้ (Learning Algorithm) เพื่อนำมาประยุกต์ใช้กับเครื่องคอมพิวเตอร์ ซึ่งการนำทฤษฎีต่างๆ ของโครงข่ายประสาทที่ผ่านการพัฒนามาหลายสิบปีมาประยุกต์ใช้กับงานจริงมีอย่างมากมายหลายด้าน เช่น โทรคมนาคม นำมาใช้ในการบีบข้อมูลและภาพ (Image and Data Compression) ระบบนักบินอัตโนมัติ (Auto Pilot Aircraft) การแปลภาษาพูด (Real Time Translation of spoken language) การจดจำเสียง (Voice recognition) การจดจำภาพ (Image recognition) การจดจำรูปแบบ (Pattern recognition) ซึ่งจะจดจำแบบเดิมและจำรูปภาพนั้นเมื่อพบอีกครั้ง นอกจากนี้ยังมีการใช้งานแบบอื่นๆ เช่น การค้นหาเป้าหมาย (Trajectory Control) การวิเคราะห์การตลาด (Market Analysis) ฯลฯ นักวิจัยด้านไฟฟ้ากำลังจึงมีแนวคิดที่ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเข้ามาแก้ปัญหาเกี่ยวกับไฟฟ้ากำลังหลายปัญหาด้วยกัน เช่น ปัญหาไหลคโพลว์ (Load Flow) , การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้า (Load Forecasting) และปัญหาการจ่ายโหลดอย่างมีประสิทธิภาพ (Economic Load Dispatch) เป็นต้น ในบทนี้จะเป็นการอธิบายหลักการของโครงข่ายประสาทเทียม โดยจะกล่าวถึงโครงข่ายประสาทเทียม , ชนิดของการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม รวมถึงโครงข่ายประสาทเทียมชนิดต่างๆ เพื่อนำมาประยุกต์ใช้ในงานวิจัย

#### 3.1 ความเป็นมาของโครงข่ายประสาทเทียม

ความพยายามที่จะทำความเข้าใจการทำงานของสมองมนุษย์ได้มีมานานนับศตวรรษแล้ว เริ่มต้นในปี ค.ศ. 1890 William James นักสรีรศาสตร์ชาวอเมริกัน ได้แต่งหนังสือชื่อ Psychology (Briefer Course) ซึ่งอธิบายถึงการทำงานของสมอง และยังคงกล่าวถึงทฤษฎีที่มีอยู่ในปัจจุบันไว้ล่วงหน้าอีกด้วย

##### 3.1.1 ช่วงทศวรรษที่ 40 ยุคเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ. 1936 Alan Turing ได้นำสมองไปใช้เป็นแบบอย่างของการคำนวณใน A way of looking at the world of computing ในปี ค.ศ. 1943 Warren McCulloch นักประสาทวิทยา และ Walter Pitts นักคณิตศาสตร์ ซึ่งมีอายุเพียง 18 ปี ในขณะนั้น ได้ออกแบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และเป็นที่ทำให้ความสนใจ โดยทั่วไปว่าเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแรก นักวิจัยเหล่านั้นยอมรับว่า การรวมหลายๆ นิวรอนไม่ซับซ้อนเข้าสู่ระบบโครงข่ายให้เป็นการเพิ่มกำลังในการคำนวณ ค่าถ่วงน้ำหนักของนิวรอน McCulloch – Pitts ได้กำหนดให้มีค่าคงที่ ดังนั้นนิวรอน McCulloch – Pitts ประกอบด้วยชั้นของโครงข่ายจำนวน 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและเอาต์พุต โครงข่ายจะมีการเชื่อมโยงจากชั้นอินพุตไปยังชั้นเอาต์พุตโดยผ่านน้ำหนัก (weight) ความคิดของค่าขีดจำกัด (threshold) กล่าวคือ ถ้าโครงข่ายอินพุตถึงนิวรอนมีค่าใหญ่กว่าค่าขีดจำกัดแล้ว โหนด กระตุ้นเป็นลักษณะอย่างหนึ่งของนิวรอน McCulloch – Pitts ต่อมาในปี ค.ศ.1949 Donald Habb นักจิตวิทยาของมหาวิทยาลัย McGill ได้ออกแบบกฎการเรียนรู้ชนิดแรกสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม กฎการเรียนรู้นี้ ก็คือ ถ้าสองนิวรอนถูกกระตุ้นพร้อมกันแล้ว ความแข็งแรงของการเชื่อมโยงระหว่างพวกมันควรจะเพิ่มขึ้น และได้แต่งหนังสือชื่อ The organization of behavior ซึ่งกล่าวถึงการเชื่อมโยงกันของจิตวิทยาและสรีรศาสตร์

### 3.1.2 ช่วงทศวรรษที่ 50 – 60 ยุคทองของโครงข่ายประสาทเทียม

การพัฒนาด้านฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ในช่วงทศวรรษที่ 1950 ทำให้การวิจัยด้านต่างๆ เข้าสู่ยุคของการสร้างแบบจำลองด้วยคอมพิวเตอร์ เป็นผลให้การทดสอบทฤษฎีที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทมีความเป็นไปได้มากยิ่งขึ้น ในปี ค.ศ. 1956 Dartmouth Summer ได้เริ่มทำงานวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial intelligence : AI) ซึ่งเป็นแรงผลักดันให้เกิดการศึกษาทั้งในด้านปัญญาประดิษฐ์และโครงข่ายประสาทมากขึ้น ในปี ค.ศ. 1958 John Von Neumann เขียนหนังสือเรื่อง The Computer and the Brain ซึ่งได้นำเสนอฟังก์ชันการทำงานของเซลล์ประสาทโดยใช้รีเลย์ที่ใช้สำหรับส่งโทรเลขและหลอดสุญญากาศ (Vacuum Tube) และ

ในปี ค.ศ. 1957 Frank Rosenblatt ได้เริ่มศึกษาและพัฒนาประเภทใหญ่ของโครงข่ายประสาทเทียมที่เรียกว่า Perceptron ซึ่งเป็นรูปแบบที่สำคัญรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม โดยส่วนมากสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะประกอบด้วยชั้นอินพุตเชื่อมโยงผ่านด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อเป็นตัวเชื่อมกับนิวรอนที่ชั้นเอาต์พุต ค่าถ่วงน้ำหนักบนทางผ่านเชื่อมโยงถูกปรับเปลี่ยนกฎการเรียนรู้ Perceptron ปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักซ้ำๆกัน ซึ่งมีประสิทธิภาพดีกว่ากฎของ Habb การเรียนรู้ของ Perceptron สามารถแสดงให้เห็นว่า การลู่เข้าสู่ค่าถ่วงน้ำหนักที่ถูกต้อง ค่าถ่วงน้ำหนักเหล่านั้นจะแก้ปัญหาก็เตรียมพร้อม และต่อมานางของ Frank Rosenblatt ได้อธิบาย Perceptron หลากๆชนิดว่า เหมือนนิวรอนได้พัฒนาจาก McCulloch และ Pitts และจาก Habb โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Perceptron ใช้ค่าเริ่มต้นฟังก์ชันเอาต์พุต

ในปี ค.ศ. 1959 Bernard Widrow และนักศึกษาของเขา Marcian Hoff ได้พัฒนาการเรียนรู้ซึ่งใกล้เคียงกับกฎการเรียนรู้ของ Perceptron โดยการเรียนรู้ของ Perceptron ปรับค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมโยงที่โหนด เมื่อผลตอบสนองของโหนดไม่ถูกต้อง กฎ Delta ปรับค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อลดความแตกต่างระหว่างโครงข่ายอินพุตถึงโหนดเอาต์พุตและค่าเอาต์พุตที่ต้องการ สิ่งเหล่านี้จะเอกลักษณะเป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สรุปในรูปของค่าผิดพลาดยกกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด (Smallest Mean Squared Error : SMS) และนำสิ่งต่างๆเหล่านี้ไปใช้สร้างแบบจำลองของ MADALINE (Multiple ADaptive LINear Element) ซึ่งพัฒนามาจาก ADALINE และเป็นการนำเอาโครงข่ายประสาทมาใช้งานในทางปฏิบัติเป็นครั้งแรก โดยนำมาใช้ในการลดเสียงก้องในสายโทรศัพท์

### 3.1.3 ช่วงทศวรรษที่ 70 ยุคเจียบของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ. 1969 Marvin Minsky และ Seymour Papert ได้ตีหนังสือ Perceptron ซึ่งกล่าวถึงข้อจำกัดของ Perceptron ว่าไม่สามารถนำไปใช้ในการแก้ปัญหาหลายๆปัญหาที่มีความน่าสนใจได้ ซึ่งจุดนี้เองที่ทำให้นักวิจัยหลายคนกลับไปให้ความสนใจด้านปัญญาประดิษฐ์ (AI) มากขึ้น แต่ยังมีนักวิจัยบางกลุ่มที่ไม่ย่อท้อและยังคงทำงานวิจัยด้านโครงข่ายประสาทต่อไป John Anderson ของมหาวิทยาลัย Brown เริ่มวิจัยงานของเขาในปี ค.ศ. 1968 โดยทำการวิจัยโครงข่ายประสาทเทียมด้วยโครงข่ายรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำ (Associative Memory Nets) เขาได้พัฒนาแบบจำลองของโครงข่ายประสาทขึ้นมา และให้ชื่อว่า Brain – State – in – A – Box (BSB) งานประยุกต์ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้คือ การวินิจฉัยทางการแพทย์ (Medical Diagnosis)

ในปี ค.ศ. 1972 งานเริ่มต้นของ Teuvo Kohonen ของมหาวิทยาลัยเทคโนโลยี Helsinki วิศวกรไฟฟ้าชาวฟินแลนด์ได้จัดการกับโครงข่ายประสาทรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำ และต่อมาได้พัฒนากลายเป็น Self Organizing Map ขึ้นมา สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Self Organizing Map นี้ประกอบด้วยจำนวนชั้น 2 ชั้น คือ ชั้นอินพุตและเอาต์พุต การเชื่อมโยงที่ชั้นอินพุตไปยังนิวรอนที่ชั้นเอาต์พุตนั้นจะต่อผ่านน้ำหนัก ข้อแตกต่างจากโครงข่ายอื่นๆ คือกระบวนการเรียนรู้ที่สามารถจัดกลุ่มข้อมูลอินพุตได้ด้วยตัวของมันเองและเรียกการเรียนรู้นี้ว่า การเรียนรู้แบบคอมพิเททีฟ (Competitive Learning) โครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ถูกนำไปใช้เกี่ยวกับการจดจำคำพูด (Speech Recognition), การแก้ปัญหาของ “Traveling Salesman Problem” เป็นต้น

### 3.1.4 ช่วงทศวรรษที่ 80 ยุคความกระตือรือร้นกลับมาใหม่ของโครงข่ายประสาทเทียม

ในปี ค.ศ. 1982 สหรัฐอเมริกาและญี่ปุ่นได้ร่วมมือกันจัด Conference on Cooperative / Competitive Neural Network ขึ้นที่ญี่ปุ่น ซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นของการประชุมสัมมนาทางด้านโครงข่ายประสาท ในปี ค.ศ. 1985 American Institute of Physics ได้จัดงาน Neural Network for Computing Meeting ในปี ค.ศ. 1987 Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE) ได้จัดประชุมนานาชาติเกี่ยวกับโครงข่ายประสาทเทียมขึ้นเป็นครั้งแรก โดยมีผู้ร่วมงานมากกว่า 1,800 คน ในปีเดียวกัน International Neural Network Society (INNS) ถูกก่อตั้งขึ้น โดยมี Grossberg จากสหรัฐอเมริกา Kohonen จากฟินแลนด์ และ Amari จากญี่ปุ่นเป็นผู้นำในการก่อตั้ง โดยหลังจากที่ INNS ก่อตั้งได้ 2 ปี ก็มีสมาชิกเข้าร่วมมากกว่า 3,000 คนจากทั่วโลก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Back - Propagation

สองเหตุผลหลักที่ทำให้เกิดยุคเงียบของโครงข่ายประสาทเทียมคือ ความผิดพลาดของ Perceptron ชั้นเดียวที่ไม่สามารถแก้ปัญหาที่ไม่ซับซ้อนได้เช่น ฟังก์ชัน XOR และอีกเหตุผลก็คือไม่มีวิธีฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น วิธีสำหรับแพร่ข้อมูลค่าผิดพลาดที่โหนดเอาท์พุทย้อนกลับไปที่ชั้นซ่อนได้ถูกค้นพบโดย Paul Werbos ในปี ค.ศ.1974 แต่ไม่ได้กระจายใช้อย่างกว้างขวาง วิธีนี้ถูกค้นพบอีกครั้งในปี ค.ศ. 1985 โดย David Parker และ LeCun ก่อนที่จะกลายเป็นที่รู้จักกันอย่างกว้างขวาง เปรียบเสมือนเป็นวิธีคิดแรกเริ่มในทฤษฎีควบคุมอย่างเหมาะสม (Optimal Control Theory) ในปี ค.ศ. 1986 งานของ Parker กลายเป็นที่สนใจของกลุ่ม Parallel Distributed Processing ซึ่งนำทีมโดยนักจิตวิทยา David Rumelhart ของมหาวิทยาลัย California ที่ Sandiego และ James McClelland ของมหาวิทยาลัย Carnegie – Mellon ผู้ซึ่งนำวิธีดังกล่าวมาปรับปรุงให้ดีขึ้นและถูกใช้อย่างกว้างขวางในเวลาต่อมา หลักการของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาในลักษณะเชิงเส้น และปัญหาที่ไม่เชิงเส้นได้ ทำให้ประยุกต์เข้ากับโครงงานต่างๆ ได้อย่างหลากหลาย

### 3.1.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield

ในปี ค.ศ. 1982 John Hopfield ทำงานที่สถาบันเทคโนโลยี California พร้อมกับ David Tank นักวิจัยที่ AT & T Hopfield ได้พัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่ประสบผลสำเร็จเป็นอย่างดีในนามโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Hopfield ส่งผลให้ John Hopfield ได้รับรางวัลโนเบลสาขาฟิสิกส์ และได้พัฒนาจำนวนของโครงข่ายประสาทเทียมพื้นฐานค่าถ่วงน้ำหนักคงที่ และ Adaptive Activation โครงข่ายประสาทเทียมเหล่านั้นสามารถมีประโยชน์เหมือนกับโครงข่ายประสาทเทียมรวมกลุ่มความสามารถในการจดจำและสามารถนำไปใช้เพื่อแก้ปัญหาการบีบบังคับความพอใจ เช่น “Traveling Salesman Problem” และเขาได้นำเสนอบทความต่อ National Academy of Sciences ซึ่งมีเนื้อหาเกี่ยวกับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายส่วนที่ขาดหายไปของข้อมูลหรือรูปภาพ

### 3.1.4.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron

ในปี ค.ศ.1975 – 1988 Kunihiko Fukushima และเพื่อนร่วมงานที่ห้องทดลอง NHK ในกรุงโตเกียว ได้พัฒนาตระกูลโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้งานเฉพาะสำหรับการจดจำตัวอักษรหนึ่งในตัวอย่างของโครงข่ายประสาทเทียมกลุ่มนี้คือ Neocognitron โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Self – Organizing ในช่วงแรกถูกเรียกว่า Cognitron แต่เนื่องจากมีความผิดพลาดเกี่ยวกับสถานะการจดจำ ข้อบกพร่องเหล่านี้ได้ถูกแก้ไขด้วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Neocognitron

### 3.1.4.4 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Boltzmann

ในช่วงปี ค.ศ. 1983 – 1987 นักวิจัยหลายท่านได้พัฒนาการหาค่าเชื่อมโยงและฟังก์ชันกระตุ้น โดยใช้ฟังก์ชันความหนาแน่นของความน่าจะเป็น (Probability Density Function) ต่างจากเดิมที่มักจะใช้แบบ Nondeterministic โดยพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมในนาม Boltzmann ซึ่งอาศัยแนวคิดการจำลองการอ่อนตัวลงสู่สถานะเสถียรภาพ (Simulated Annealing) และทฤษฎีการตัดสินใจของเบย์เซียน (Bayesian Decision Theory)

## 3.2 โครงข่ายประสาทชีวภาพ

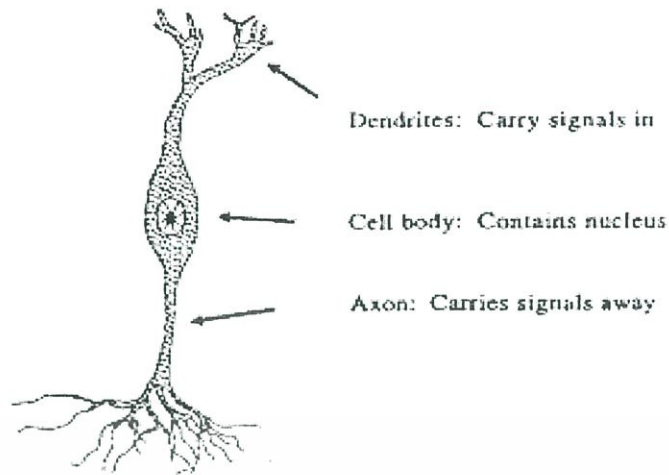
สมองมนุษย์ประกอบไปด้วยเซลล์ประสาท (Neuron) จำนวนมาก (ประมาณ  $10^{11}$  ยูนิต) ที่มีการเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น ( การเชื่อมโยงแต่ละเซลล์ประสาทประมาณ  $10^4$  ยูนิต) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยเดนไดรต์ (Dendrites) ทำหน้าที่รับรู้ความรู้จากเส้นใยประสาทโดยส่งข้อมูลเป็นสัญญาณไฟฟ้า (Electrical Signals) มาที่เดนไดรต์ และที่เดนไดรต์แต่ละกิ่งจะรับรู้ได้ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ที่ต่างกันและการแทนค่าถ่วงน้ำหนักด้วยความแข็งแรง (Strength) ของแต่ละไซแนปส์ (Synapse) จากนั้นจึงส่งข้อมูลตัวเซลล์ (Cell Body or Soma) ซึ่งทำหน้าที่รวบรวมสิ่งที่ได้รับรู้แล้วส่งให้แอกซอน (Axon) แอกซอนจะส่งสัญญาณออกไป โดยสัญญาณที่ส่งออกมาจะเป็นฟังก์ชันของผลรวมของสิ่งที่ได้รับรู้จากตัวเซลล์

### 3.2.1 นิวรอน

นิวรอน หมายความถึง เซลล์ประสาทและกระบวนการทั้งหมดของเซลล์ประสาท ในรูปที่ 3.1 แสดงตัวอย่างของนิวรอน ที่สามารถพบได้ใน เรตินา เป็นนิวรอนที่มีสองขั้ว (Bipolar Neural) ในตัวเซลล์ (Cell Body) ของนิวรอนจะมีนิวเคลียส (Nucleus) อยู่ตรงกลางเซลล์ และมีแขนงอย่างน้อย 1 เส้นเชื่อมต่อกับเซลล์ แขนงที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาท ซึ่งมีลักษณะเป็นสัญญาณอิมพัลส์ (Impulse Signal) เข้ามายังตัวเซลล์นั้นเรียกว่า เดนไดรต์ (Dendrite) ส่วนแขนงที่ทำหน้าที่นำกระแสประสาทออกจากตัวเซลล์เรียกว่า แอกซอน (Axon)

### 3.2.2 โครงสร้างของนิวรอน และไซแนปส์

เมื่อนิวรอนมากกว่า 1 นิวรอน อยู่รวมด้วยกันมีการจัดเรียงเป็นโครงสร้างของประสาทดังแสดงในรูปที่ 3.2 จะมีการส่งกระแสประสาทจากนิวรอนหนึ่งไปยังนิวรอนอื่น โดยผ่านจุดเชื่อมต่อระหว่างปลายของแอกซอนของนิวรอนหนึ่งกับตัวเซลล์หรือเดนไดรต์ของอีกนิวรอนหนึ่ง หรือเรียกว่า ไซแนปส์ (Synapse) ซึ่งเป็นช่องว่างที่เล็กมากระหว่างนิวรอนสองนิวรอนที่อยู่ติดกันแต่ไม่ได้สัมผัสกันโดยตรง ไซแนปส์จะเป็นบริเวณที่ควบคุมให้มีการส่งผ่านกระแสประสาทต่อไป หรือยับยั้งการส่งกระแสประสาท รวมถึงเปลี่ยนแปลงลักษณะของกระแสประสาทอีกด้วย



รูปที่ 3.1 ตัวอย่างของนิวรอนที่มีสองขั้ว



รูปที่ 3.2 โครงสร้างของประสาท

### 3.2.3 การส่งผ่านกระแสประสาท

ในสภาวะปกติเมื่อนิวรอนกระแสประสาทที่ได้รับจากอวัยวะที่ทำหน้าที่รับรู้ ( อาทิเช่น ตา หรือ หู) ไปยังอวัยวะที่ทำหน้าที่ตอบสนอง ( อาทิเช่น กล้ามเนื้อ หรือ ต่อมต่างๆภายในร่างกาย) กระแสประสาทจะถูกส่งผ่านจากนิวรอนหนึ่งไปยังอีกนิวรอนหนึ่งโดยผ่านไซแนปส์ เมื่อกระแสประสาทผ่านเข้าไปในไซแนปส์ (เสมือนเป็นอินพุตของไซแนปส์) สารเคมีในไซแนปส์จะมีผลต่อกระแสประสาทได้สองลักษณะ คือการกระตุ้นให้กระแสประสาทมีขนาดเพิ่มขึ้น หรือยับยั้งให้กระแสประสาทมีขนาดลดลง ซึ่งทั้งสองลักษณะดังกล่าวเปรียบได้กับการที่สัญญาณอินพุตถูกถ่วงน้ำหนักให้มีความมากขึ้นหรือลดลง เมื่อผ่านออกจากไซแนปส์กระแสประสาทที่ถูกกระตุ้นและ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กระแสประสาทที่ถูกยับยั้งจะถูกรวมเข้าด้วยกัน หากผลรวมของกระแสประสาทดังกล่าวมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับศักยค่าที่ผิวของนิวรอนถัดไป หรือเทรชโฮลด์ (Threshold) กระแสประสาทดังกล่าวก็จะสามารถไหลผ่านเข้าไปในนิวรอนได้ หากผลรวมของกระแสประสาทนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าเทรชโฮลด์ กระแสประสาทก็จะถูกยับยั้งไม่ให้ผ่านเข้าไปในนิวรอนนั้น การไหลของกระแสประสาทจะเป็นไปในทิศทางเดียว (One Direction) และมีความเร็วอยู่ระหว่าง 10 ถึง 120 เมตรต่อวินาที เมื่อการส่งกระแสประสาทครั้งหนึ่งสิ้นสุดลง ส่วนต่างๆของนิวรอนจะกลับเข้าสู่สภาวะเริ่มต้นอีกครั้งหนึ่งเพื่อเตรียมพร้อมสำหรับส่งกระแสประสาทครั้งต่อไป

อาจสรุปคุณสมบัติของโครงข่ายประสาทชีวภาพได้ดังนี้

- 1) แต่ละนิวรอนจะรับข้อมูลอินพุตเป็นจำนวนมาก
- 2) ข้อมูลอินพุตอาจถูกปรับให้เหมาะสมด้วยค่าการเชื่อมโยง (Connection Value of Weight Value of Strength) ที่ไซแนปส์
- 3) ข้อมูลอินพุตที่ผ่านการปรับด้วยค่าการเชื่อมโยงจะถูกรวมและทำการประมวลผล
- 4) ภายใต้ภาวะที่เหมาะสม เช่น ข้อมูลอินพุตจำนวนเพียงพอ นิวรอนจะส่งข้อมูลออกมาหนึ่งค่า
- 5) ข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอนหนึ่งอาจจะถูกส่งไปที่นิวรอนอื่นๆหลายนิวรอนผ่านทางแอกซอน
- 6) นิวรอนแต่ละนิวรอนมีค่าเป็นเฉพาะตำแหน่งหรือเฉพาะที่ (Local)
- 7) ความจำแบ่งออกเป็น 2 ส่วนคือ
  - ความจำระยะยาว จะเก็บที่ไซแนปส์ของนิวรอนหรือเก็บในค่าการเชื่อมโยง
  - ความจำระยะสั้น สัมพันธ์กับข้อมูลเอาต์พุตจากนิวรอน
- 8) ความถูกต้องของการเชื่อมโยงขึ้นกับประสบการณ์ในการเรียนรู้ที่ผ่านมา
- 9) การควบคุมการถ่ายโอนของไซแนปส์อาจจะเป็นการกระตุ้นแบบเสริมหรือแบบหักล้าง

นอกจากที่กล่าวมา โครงข่ายประสาทชีวภาพยังยึดหยุ่นต่อความผิดพลาด (Fault – Tolerance) 2 ประเด็นด้วยกัน ประการแรกคือ ความสามารถในการจดจำและจำแนกข้อมูลอินพุตที่แตกต่างจากข้อมูลอินพุตที่เคยได้รับไม่มากนัก ตัวอย่างเช่น ความสามารถในการจำแนกภาพบุคคลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน หรือสามารถจดจำบุคคลที่ไม่ได้พบเห็นกันเป็นเวลานาน ประการที่สองความสามารถในการซ่อมแซมหรือชดเชยความเสียหายของตัวนิวรอนเอง ในสมองมนุษย์เมื่อนิวรอนหนึ่งชำรุดเสียหายก็จะมีการสร้างนิวรอนใหม่ขึ้นมาแทนที่ นั่นคือยังคงมีการเรียนรู้อย่างต่อเนื่องแม้ว่าจะสูญเสียนิวรอนบางส่วน ในบางครั้งนิวรอนที่เหลือจะได้รับการฝึกสอนเพื่อทำหน้าที่แทนนิวรอนที่ชำรุดเสียหาย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากจุดเด่นหลายประการของโครงข่ายประสาทชีวภาพผนวกกับเทคโนโลยีด้านคอมพิวเตอร์การทำงานแต่ละครั้งของอุปกรณ์สารกึ่งตัวนำในคอมพิวเตอร์จะใช้เวลาอยู่ในช่วงนาโนวินาที ( $10^{-9}$  s) ซึ่งมีความรวดเร็วมากเมื่อเปรียบเทียบกับการทำงานของสมองมนุษย์ทำให้มีการคิดค้นแนวทางแก้ปัญหาโดยมีโครงสร้างองค์ประกอบและกลไกการแก้ปัญหาลักษณะเดียวกับโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network)

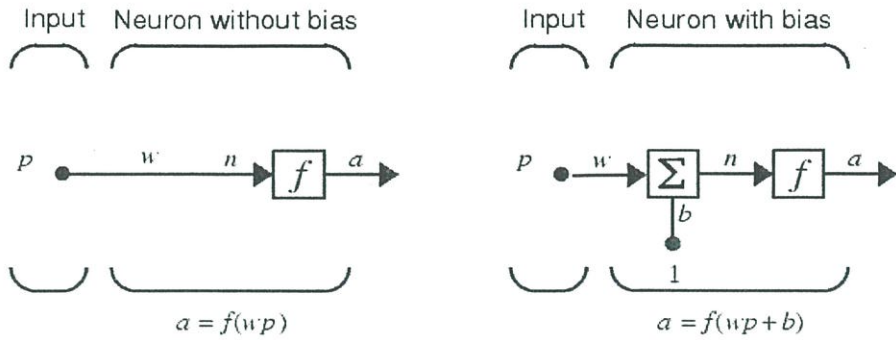
### 3.3 โครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อทราบหลักการการทำงานของเซลล์ประสาทแล้ว จะสามารถสร้างแบบจำลองของเซลล์ประสาทได้ ซึ่งเรียกว่าเซลล์ประสาทเทียม (Artificial Neuron) หรือยูนิต (Unit) เซลล์ประสาทเทียมมีความเร็วในการประมวลผลสูงกว่าเซลล์ประสาท แต่สมองมนุษย์สามารถทำงานหลายๆ อย่าง งานที่ซับซ้อนพร้อมๆ กันได้เร็วกว่าคอมพิวเตอร์ เพราะโครงสร้างของเซลล์ประสาทมีโครงสร้างที่ขนานกันอย่างมาก จึงสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมเป็นอัลกอริทึมที่เลียนแบบการเรียนรู้ของสมองมนุษย์ โดยมีองค์ประกอบของโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญดังนี้คือ ยูนิต (Unit) , ตัวแปรอินพุท (Input Layer) , ตัวแปรเอาต์พุท (Output Layer) และค่าถ่วงน้ำหนัก (Weighted Value) ซึ่งสามารถสรุปความสัมพันธ์ระหว่างเซลล์ประสาทกับเซลล์ประสาทเทียมได้ดังนี้

เซลล์ประสาท	เซลล์ประสาทเทียม
- ตัวเซลล์ (Cell Body)	- ยูนิต (Unit)
- เดนไดรต์ (Dendrite)	- ตัวแปรอินพุท (Input Layer)
- แอกซอน (Axon)	- ตัวแปรเอาต์พุท (Output Layer)
- ซิแนปส์ (Synapse)	- ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight Value)

#### 3.3.1 แบบจำลองของนิวรอนที่มี 1 อินพุท

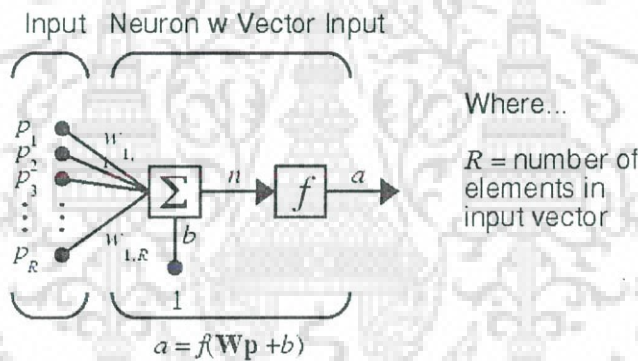
นิวรอนที่มี 1 อินพุท ที่ไม่มีค่าไบแอสแสดงในรูปที่ 3.3 ด้านซ้ายมือ และนิวรอนด้านขวามือจะมีค่าไบแอส “b” โดยที่  $f$  คือฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) อาทิเช่น Linear Function หรือ Sigmoid Function ที่ถูกป้อนด้วยค่า “n” และให้ผลลัพธ์เป็นค่า “a” โดยส่วนสำคัญที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแสดงพฤติกรรมต่างๆ ได้ก็คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก “w” ปลายค่าไบแอส “b” ซึ่งเป็นสเกลลาร์ที่สามารถปรับเปลี่ยนค่าได้



รูปที่ 3.3 แบบจำลองของนิวรอนที่มี 1 อินพุต

3.3.2 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหลายอินพุต

นิวรอนที่มีอินพุต “R” ชุด แสดงในรูปที่ 3.4 ในรูปนี้ อินพุต  $P_1, P_2, \dots, P_R$  ถูกเชื่อมต่อเข้ากับนิวรอนด้วยค่าถ่วงน้ำหนักจะถูกรวมเข้ากันเป็นอินพุตของฟังก์ชันถ่ายโอน “n” ดังสมการที่ (3.1)



รูปที่ 3.4 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหลายอินพุต

$$n = P_1 * W_{1,1} + P_2 * W_{1,2} + \dots + P_R * W_{1,R} + b \tag{3.1}$$

3.3.3 ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function)

ฟังก์ชันกระตุ้นหรือหนังสือบางเล่มเรียกว่า ฟังก์ชันการถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นตัวกำหนดค่าเอาต์พุต ฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมมีอยู่หลายชนิด เราสามารถแบ่งฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานออกเป็น 3 ชนิดคือ

1. ฟังก์ชันเทรชโฮลด์ (Threshold Function หรือ Hard Limit Function หรือ Step Function)
2. ฟังก์ชันเชิงเส้นอิ่มตัว (Saturating Linear Function หรือ Piecewise – Linear Function)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3. ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoid Function)

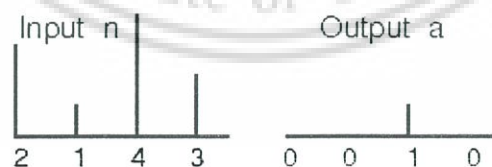
จากฟังก์ชันพื้นฐานทั้ง 3 ชนิด ฟังก์ชันซิกมอยด์เป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมนำมาใช้เป็นฟังก์ชันกระตุ้นของโครงข่ายประสาทเทียมกันมาก เนื่องจากเป็นฟังก์ชันที่เพิ่มขึ้นอย่างสม่ำเสมอ (Smoothness) นอกเหนือจากฟังก์ชันกระตุ้นพื้นฐานทั้งสาม แล้วยังสามารถนำความสัมพันธ์ระหว่างชุดข้อมูลในรูปแบบอื่นๆ มาเป็นฟังก์ชันกระตุ้นได้ ตัวอย่างเช่น ฟังก์ชันกระตุ้นแบบคอมแพทิทีฟ (Competitive Function)

โดยทั่วไปฟังก์ชันกระตุ้นจะจำกัดช่วงเอาต์พุตอยู่ตั้งแต่ 0 ถึง 1 ในการประยุกต์ใช้งานบางกรณีอาจมีความจำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันที่มีค่าออกมานอกเหนือช่วงดังกล่าว ตัวอย่างเช่น ต้องการเอาต์พุตอยู่ในช่วงตั้งแต่ -1 ถึง +1 สำหรับการพิจารณาเลือกใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบใดนั้น นับถึงปัจจุบันยังไม่มีข้อกำหนดที่แน่นอน แต่อาจจะพิจารณาองค์ประกอบดังต่อไปนี้

1. ความเป็นเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้น
2. ลักษณะของข้อมูลอินพุต
3. ขอบเขตที่ต้องการและลักษณะของข้อมูลเอาต์พุต
4. ปัจจัยอื่นที่มีนัยสำคัญต่อผลตอบสนองของนิวรอนหรือโครงข่ายประสาทเทียมโดยรวม

ในบางครั้งอาจเลือกใช้ฟังก์ชันสโตกาสติก (Stochastic Function) เป็นฟังก์ชันกระตุ้นในกรณีค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลอินพุตมีนัยสำคัญ หรือในบางครั้งอาจเลือกใช้ฟังก์ชันแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้น ในโครงข่ายประสาทเทียมเดียวกัน ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมชนิดฟังก์ชันฐานรัศมี (RBF) ซึ่งใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้นในชั้นซ่อน (Hidden Layer) ของโครงข่ายประสาท ขณะที่ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถแสดงฟังก์ชันกระตุ้นที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

#### 3.3.3.1 Competitive Transfer Function



$$a = \text{softmax}(n)$$

Compet Transfer Function



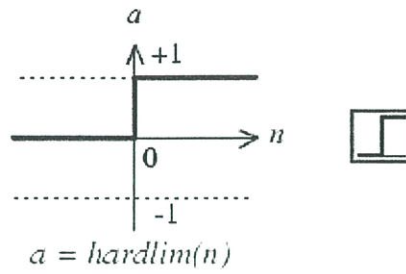
รูปที่ 3.5 Competitive Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 1 & ; i = i^* \\ 0 & ; i \neq i^* \end{cases} \quad (3.2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3.3.2 Hard Limit Transfer Function



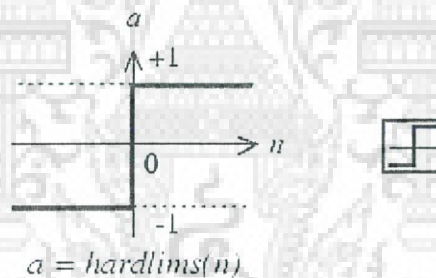
Hard-Limit Transfer Function

#### รูปที่ 3.6 Hard Limit Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \geq 0 \\ 0 & \text{if } n < 0 \end{cases} \quad (3.3)$$

### 3.3.3.3 Symmetric Hard Limit Transfer Function



Symmetric Hard-Limit Trans. Funct.

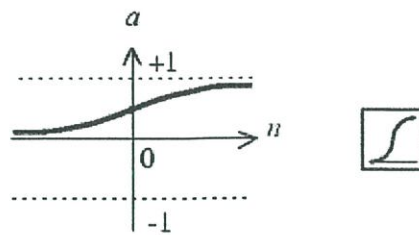
#### รูปที่ 3.7 Symmetric Hard Limit Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \geq 0 \\ -1 & \text{if } n < 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3.3.4 Log Sigmoid Transfer Function



$$a = \text{logsig}(n)$$

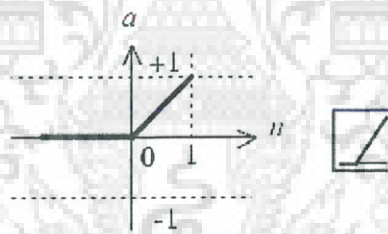
Log-Sigmoid Transfer Function

#### รูปที่ 3.8 Log Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-kn}} \quad (3.5)$$

### 3.3.3.5 Positive Linear Transfer Function



$$a = \text{poslin}(n)$$

Positive Linear Transfer Funct.

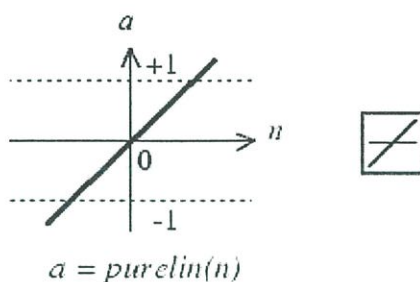
#### รูปที่ 3.9 Positive Linear Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} n & \text{if } n \geq 0 \\ 0 & \text{if } n \leq 0 \end{cases} \quad (3.6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.3.3.6 Linear Transfer Function



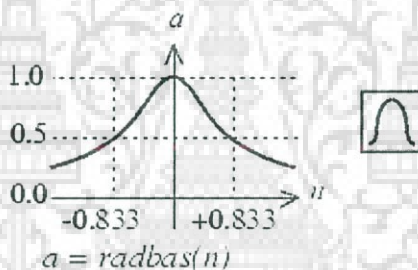
Linear Transfer Function

รูปที่ 3.10 Linear Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = n \tag{3.7}$$

3.3.3.7 Radial Basis Transfer Function



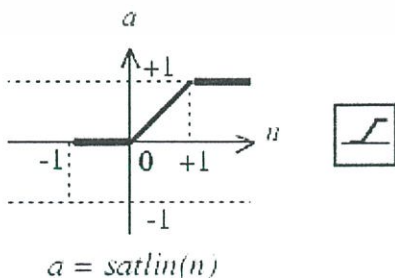
Radial Basis Function

รูปที่ 3.11 Radial Basis Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = e^{-n^2} \tag{3.8}$$

3.3.3.8 Saturating Linear Transfer Function



Satlin Transfer Function

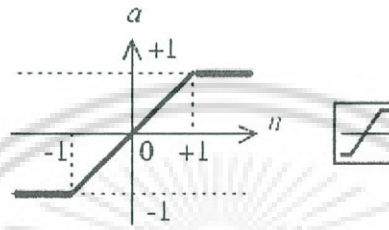
รูปที่ 3.12 Saturating Linear Transfer Function

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 0 & n \leq 0 \\ n & \text{if } 0 \leq n \leq 1 \\ 1 & 1 \leq n \end{cases} \tag{3.9}$$

**3.3.3.9 Symmetric Saturating Linear Transfer Function**



$$a = \text{satlins}(n)$$

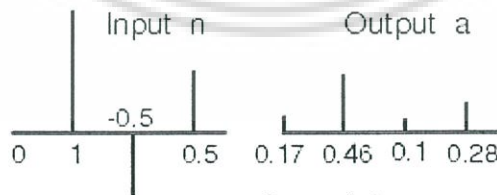
Satlins Transfer Function

รูปที่ 3.13 Symmetric Saturating Linear Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 0 & n \leq 0 \\ n & \text{if } 0 \leq n \leq 1 \\ 0 & 1 \leq n \end{cases} \tag{3.10}$$

**3.3.3.10 Soft max Transfer Function**



$$a = \text{softmax}(n)$$

Softmax Transfer Function S

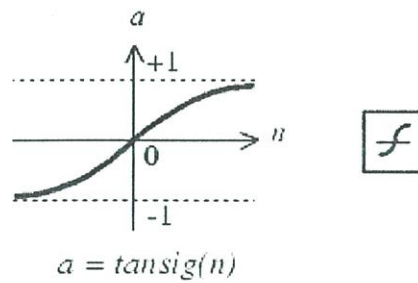
รูปที่ 3.14 Soft max Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{e^n}{\sum e^n} \tag{3.11}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.3.3.11 Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function



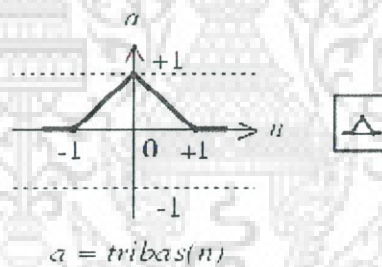
Tan-Sigmoid Transfer Function

### รูปที่ 3.15 Hyperbolic Tangent Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{1 - e^{(-2n)}}{1 + e^{(-2n)}} \quad (3.12)$$

### 3.3.3.12 Triangular Basis Transfer Function



Triangular Basis Function

### รูปที่ 3.16 Triangular Basis Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n_i) = \begin{cases} 1 - |n| & \text{if } -1 \leq n \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.13)$$

## 3.3.4 คุณสมบัตินี้และความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม

คุณสมบัตินี้และความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม สามารถสรุปได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมไม่ใช่โปรแกรมคอมพิวเตอร์แต่โครงข่ายจะเรียนรู้จากตัวอย่าง
2. มีความยืดหยุ่นสูงจนสามารถจำลองกระบวนการของปัญหาใดๆได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3. มีความสามารถในการจำชุดของค่าอินพุต เอาท์พุทที่มีความซับซ้อนมากจนไม่สามารถจำลองแบบในเชิงความน่าจะเป็นได้
4. มีความสามารถในการปรับตัวเข้ากับการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อม
5. มีความสามารถในการตอบสนองต่อข้อมูลที่ไม่เคยเห็น
6. ความรู้กระจายอยู่ทั่วโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

### 3.3.5 ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะของปัญหาที่เหมาะสมกับ โครงข่ายประสาทเทียมมีดังนี้

1. ตัวอย่างของข้อมูลสำหรับการฝึกสอนประกอบด้วยองค์ประกอบหลายๆค่า
2. เอาท์พุทที่ต้องการสามารถเป็นค่าจำนวนเต็ม หรือจำนวนจริงหรือเป็นเวกเตอร์ของจำนวนเต็มหรือจำนวนจริงก็ได้
3. ตัวอย่างของข้อมูลสามารถมีความผิดพลาดปะปนอยู่ได้
4. ไม่มีปัญหากับขั้นตอนการฝึกหัดซึ่งอาจใช้เวลานานมาก
5. ต้องการประเมินผลเอาท์พุทอย่างรวดเร็ว
6. ไม่ต้องการเข้าใจวิธีการแก้ปัญหาคือ ต้องการให้ปัญหาได้รับการแก้ไขเท่านั้น

โครงข่ายประสาทเทียมอาจพิจารณาให้เป็นขั้นตอนวิธีทางคณิตศาสตร์ (Mathematical Algorithm) ของโครงข่ายประสาทชีวภาพ โดยตั้งบนพื้นฐานดังนี้

1. หน่วยประมวลผลเรียกว่า นิวรอน การส่งผ่านข้อมูลระหว่างนิวรอนทำได้โดยการเชื่อมโยงระหว่างนิวรอน
2. การเชื่อมโยงแต่ละส่วนจะขึ้นอยู่กับค่าการเชื่อมโยงหรือค่าถ่วงน้ำหนัก
3. ข้อมูลเอาท์พุทจะถูกกำหนดด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function) ซึ่งปกติความสัมพันธ์ระหว่างผลรวมของข้อมูลอินพุทที่คูณด้วยค่าการเชื่อมโยงกับข้อมูลเอาท์พุทเป็นความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non – Linear)

## 3.4 การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

การเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพเพียงใดนั้นขึ้นอยู่กับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งการสอนโครงข่ายประสาทเทียมก็คือการหาค่าถ่วงน้ำหนักที่เหมาะสมให้แก่โครงข่ายนั้นๆ ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมสามารถแบ่งออกเป็น 2 ประเภทตามลักษณะการเรียนรู้คือ การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning) และการเรียนรู้ไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.4.1 การเรียนรู้แบบควบคุม (Supervised Learning)

การเรียนรู้วิธีนี้จะมีการกำหนดคู่ของการฝึกสอนระหว่างอินพุตกับเอาต์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียม ที่เรียกว่า เทรนนิ่งแพร์ (Training Pairs) โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกฝึกสอนไปตามจำนวนของคู่ที่ป้อน (จำนวนคู่ของอินพุตกับเอาต์พุตที่ต้องการให้โครงข่ายประสาทเทียมรู้จัก) เอาต์พุตที่คำนวณได้จากโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกเปรียบเทียบให้สอดคล้องกับเป้าหมาย ค่าผิดพลาดที่เกิดขึ้นจะถูกป้อนกลับไปยังโครงข่ายประสาทเทียมและเปลี่ยนแปลงค่าถ่วงน้ำหนักให้สอดคล้องกับอัลกอริทึม ที่ทำให้แนวโน้มของข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นระหว่างเอาต์พุตกับเป้าหมายโดยเฉลี่ยมีค่าต่ำลง หลังจากการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมจะถูกทดสอบโดยให้เฉพาะค่าอินพุต แต่ไม่ให้ค่าเอาต์พุตที่ต้องการ และพิจารณาเอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมใกล้เคียงกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการหรือไม่ โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้จะแบ่งออกเป็น Feed – Forward Neural Networks และ Radial Basis Function Networks ซึ่งสองชนิดนิยมใช้ในการแก้ปัญหาลักษณะการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation)

### 3.4.2 การเรียนรู้ไม่มีการควบคุม (Unsupervised Learning)

การเรียนรู้โดยวิธีนี้จะป้อนข้อมูลอินพุตเข้าสู่โครงข่ายและภายในโครงข่ายจะมีโหนดเอาต์พุตจำนวนหลายโหนดด้วยกัน โดยแต่ละโหนดจะแทนกลุ่มของข้อมูลที่มีคุณสมบัติเหมือนกัน เมื่อป้อนข้อมูลอินพุตเข้าสู่โครงข่ายๆจะคำนวณค่าความสัมพันธ์ ที่มีอยู่ภายในเซตของอินพุตโดยอาศัยค่าน้ำหนักเป็นตัวแยกความแตกต่างของข้อมูลอินพุต ไปเก็บไว้ในโหนดเอาต์พุตของโครงข่าย การสอนโดยวิธีนี้ไม่สามารถระบุได้ว่าข้อมูลเอาต์พุต โหนดใดเป็นข้อมูลของกลุ่มไหน ผู้ใช้จะต้องกำหนดเอง ซึ่งต่างจากการสอนแบบชี้หน้าที่โครงข่ายสามารถระบุกลุ่มของข้อมูลเอาต์พุตได้อย่างแน่นอน โครงข่ายประสาทเทียมประเภทนี้จะแบ่งออกเป็น 2 ประเภทได้แก่ Kohonen Networks ซึ่งนิยมใช้ในการแก้ปัญหาลักษณะการแยกแยะ (Classification Problem) และ Hopfield Networks ซึ่งนิยมใช้ในการแก้ปัญหาลักษณะการหาค่าที่เหมาะสม (Optimization Problem)

## 3.5 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม (Architectures of Neural Network)

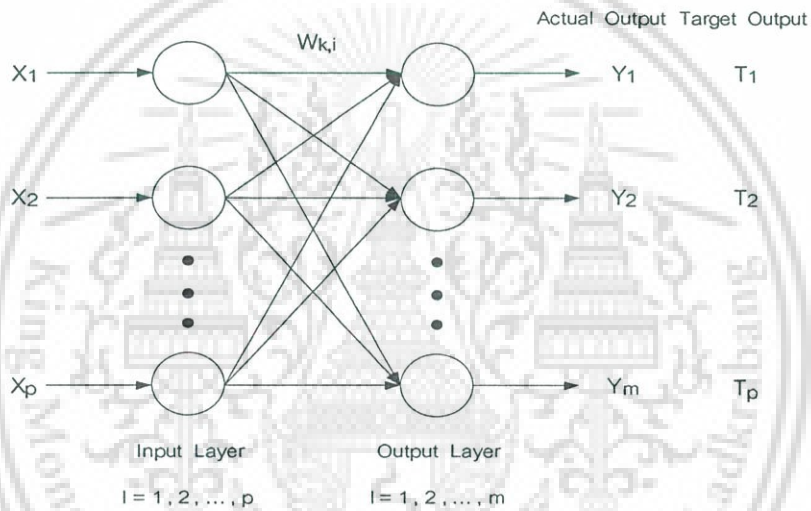
ในการสร้างเซลล์ประสาทเพียงหนึ่งเซลล์ โดยใช้แนวความคิดจากเซลล์ประสาทชีวภาพ การจะนำเซลล์ประสาทเทียมมาใช้งานได้นั้น ต้องใช้เซลล์ประสาทเทียมที่มีคุณลักษณะต่างกัน (ค่าถ่วงน้ำหนักจะทำให้คุณสมบัติของเซลล์ประสาทเทียมแต่ละเซลล์มีคุณลักษณะแตกต่างกันไป) มาเชื่อมต่อเซลล์ประสาทหลายๆ ตัวเข้าด้วยกันให้เกิดลักษณะของโครงข่ายเป็นชั้นๆ หรือที่เรียกว่า เลเยอร์ (Layer) ซึ่งประสาทเซลล์แต่ละตัวที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะไม่มี การเชื่อมต่อถึงกันประเภทของโครงสร้างการเชื่อมต่อโครงข่ายประสาทเทียม พอจะแบ่งออกเป็น 2 แบบ คือ โครงข่าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network) , โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network) ซึ่งแต่ละชนิดมีคุณลักษณะเด่นแตกต่างกันไป

### 3.5.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Neural Network)

จะประกอบไปด้วยเซลล์ประสาทที่จัดเรียงตัวอยู่ในชั้นต่างๆอันได้แก่ ชั้นอินพุต และชั้นเอาต์พุต สาเหตุที่จัดโครงสร้างแบบนี้เป็นแบบชั้นเดียว เนื่องจากเรานับชั้นเอาต์พุตเพียงชั้นเดียวเท่านั้นว่า เป็นชั้นของเซลล์ประสาท สำหรับชั้นอินพุตเราไม่พิจารณาว่าเป็นชั้นของเซลล์ประสาทก็เพราะเป็นชั้นที่ไม่มีการประมวลใดๆ จะทำหน้าที่เพียงแค่รับข้อมูลอินพุตเข้ามาและส่งต่อไปให้กับชั้นถัดไปเท่านั้น รูปที่ 3.17แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว



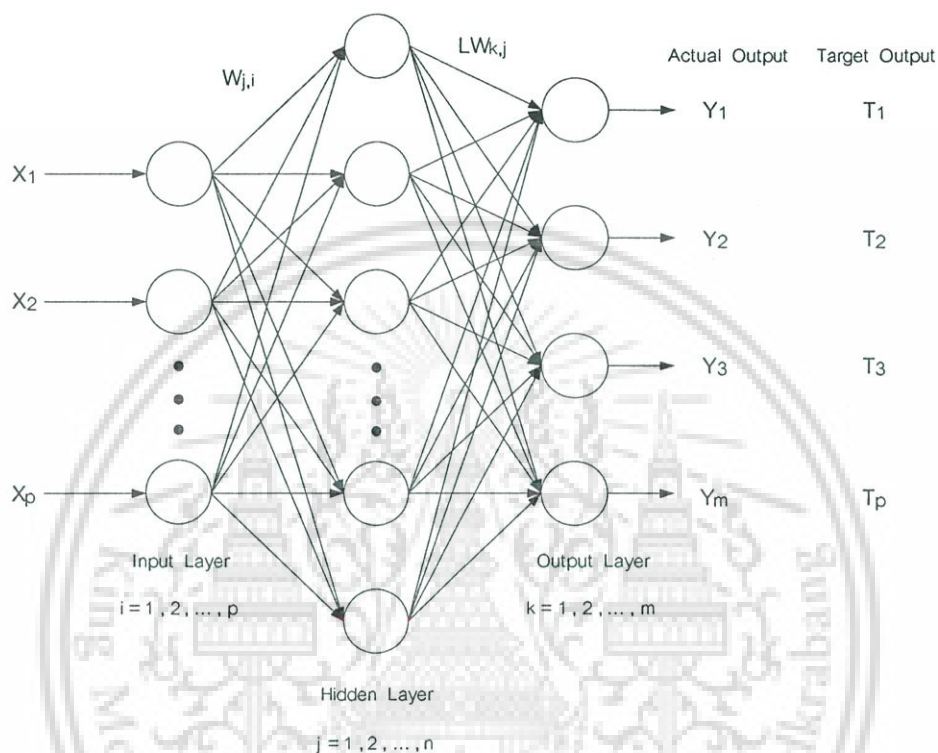
รูปที่ 3.17 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว

### 3.5.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi Layer Neural Network)

โครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวมีข้อจำกัด ไม่สามารถนำมาใช้แก้ปัญหาต่างๆ ในบางกรณีได้ นักวิจัยจึงได้นำเสนอรูปแบบของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ซึ่งมีโครงสร้างประกอบขึ้นจากการจัดเรียงของตัวเซลล์ประสาทตั้งแต่ 2 ชั้นขึ้นไป (ไม่นับรวมชั้นอินพุต) โดยปกติโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียวหลายๆตัวต่ออยู่ในโครงสร้างที่มีลำดับชั้นลดหลั่นกันลงไป โดยอยู่ในรูปของการทำงานที่ป้อนไปข้างหน้า (Feed - Forward) ซึ่งชั้นที่อยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต เรียกว่า ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ซึ่งชั้นซ่อนนี้เองที่เป็นตัวเพิ่มความสามารถให้แก่โครงข่าย ทั้งนี้จำนวนของชั้นซ่อนสามารถมีได้มากกว่า 1 ชั้น จำนวนของชั้นซ่อนและจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้นจะมีค่าไม่คงที่ ซึ่งแต่ละชั้นอาจจะมีจำนวนนิวรอนที่แตกต่างกันขึ้นอยู่กับการประยุกต์ใช้งาน จากรูปที่ 3.18 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.18 แสดงชุดข้อมูลเอาต์พุตที่ได้จากชั้นหนึ่งจะถูกส่งให้เป็นข้อมูลอินพุตสำหรับชั้นต่อไป โดยค่าเอาต์พุตชั้นสุดท้ายซึ่งก็คือ เอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกนำไปเปรียบเทียบกับค่าความผิดพลาดกับค่าเอาต์พุตที่ต้องการ (Target Output) ค่าความผิดพลาดที่คำนวณได้จะนำไปใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมให้เปลี่ยนไปในทางที่ถูกต้องมากขึ้น



รูปที่ 3.18 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

### 3.6 พื้นฐานแนวคิดของโครงข่ายประสาทเทียม (Basis Algorithm of Neural Networks)

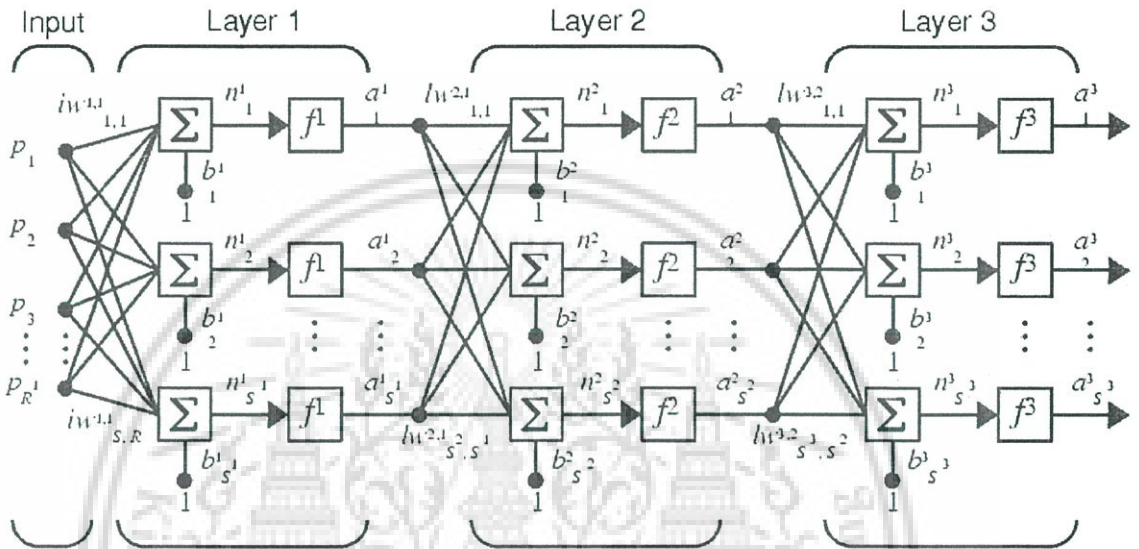
โครงข่ายประสาทเทียมในปัจจุบันมีหลากหลายชนิด ซึ่งนำไปใช้งานลักษณะที่แตกต่างกัน จึงจะขอกล่าวถึงรายละเอียดเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมที่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เท่านั้น ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ในโปรแกรม MATLAB/Neural Network Toolbox

#### 3.6.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP )

##### 3.6.1.1 โครงสร้าง

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network : BP) ประกอบด้วย นิวรอนเซลล์ที่เรียงกันอยู่มากกว่า 2 ชั้นกล่าวคือ มีได้ตั้งแต่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3 ชั้นขึ้นไป ซึ่งประกอบด้วยชั้นอินพุท (Input Layer), ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และ ชั้นเอาต์พุท (Output Layer) ลักษณะของโครงข่ายชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมด นั่นคือ ทุกๆนิวรอนในชั้นอินพุทจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกและทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนชั้นแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นถัดไปจนในที่สุดทุกๆนิวรอนในชั้นสุดท้ายจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นเอาต์พุท จากรูปที่ 3.19 แสดงโครงสร้างพื้นฐานของโครงข่าย 3 ชั้น



รูปที่ 3.19 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน

จากรูปที่ 3.19 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน มีอินพุท  $R$  ชุด, นิวรอนในชั้นที่ 1 และ 2 เท่ากับ  $S^1$  และ  $S^2$  และมีเอาต์พุท  $S^3$  ชุด สมาชิกของอินพุทเวกเตอร์  $P$  แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^1$  (เรียกว่า Input Weight,  $IW^{1,1}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $S^1 \times R$  และเวกเตอร์  $a^1$  ซึ่งผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 1 และขนาด  $S^1$  จะเป็นอินพุทของชั้นซ่อนที่ 2 สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์  $a^1$  ก็จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^2$  (เรียกว่า Layer Weight,  $LW^{2,1}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $S^2 \times S^1$  เช่นเดียวกับชั้นซ่อนที่ 1 เวกเตอร์  $a^2$  ซึ่งผลลัพธ์ของชั้นซ่อนที่ 2 และขนาด  $S^2$  จะเป็นอินพุทของชั้นข้อมูลเอาต์พุท สมาชิกแต่ละตัวของเวกเตอร์  $a^2$  จะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละตัวชั้นข้อมูลเอาต์พุทด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^3$  (เรียกว่า  $LW^{3,2}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $S^3 \times S^2$  โดยที่เวกเตอร์  $a^3$  ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $S^3$  จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

### 3.6.1.2 แนวคิด

ขั้นตอนการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะสามารถแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้า , แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้องและปรับค่าถ่วงน้ำหนัก

ระหว่างป้อนไปข้างหน้า จะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาผลรวมที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นซ่อนที่ 1 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปยังชั้นซ่อนที่อยู่ถัดไป ในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 จะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นนั้น จากนั้นจะส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นถัดไป สุดท้าย แต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุตจะทำการคำนวณด้วยฟังก์ชันกระตุ้นในชั้นชั้นเอาต์พุต เพื่อหาคำตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้จะเป็นลักษณะเคลื่อนไปข้างหน้าจากชั้นของอินพุต ผ่านชั้นของนิวรอนเซลล์ภายในไปสู่ชั้นเอาต์พุต วิธีการคำนวณของโครงข่ายลักษณะนี้ จึงมีชื่อตามลักษณะดังกล่าวว่า Forward – Propagation

ขั้นต่อไปจะเป็นการคำนวณแบบ Backward – Propagation สำหรับขั้นตอนนี้จะเป็นการนำผลลัพธ์ที่ได้จากเอาต์พุตของโครงข่ายมาเปรียบเทียบกับเอาต์พุตเป้าหมายเพื่อคำนวณค่าผิดพลาดที่เกี่ยวข้อง แล้วค่าผลต่างระหว่างเอาต์พุตของโครงข่ายกับเอาต์พุตเป้าหมายที่ได้จากโครงข่ายจะถูกส่งถอยหลังกลับมายังชั้นซ่อนที่ 2 และส่งต่อไปยังนิวรอนต่างๆภายในชั้นซ่อนที่ 2 แต่ละโหนดจะได้รับค่าผิดพลาดเพียงบางส่วนขึ้นอยู่กับว่านิวรอนเซลล์นั้นเป็นตัวส่งผลมากหรือน้อยไปสู่เอาต์พุตนั้น เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนักระหว่างชั้นเอาต์พุตกับชั้นซ่อนที่ 2 กระบวนการของการส่งค่าความผิดพลาดกลับมานั้นจะซ้ำกับชั้นถัดลงมาอีกจนกระทั่งทุกโหนดในโครงข่ายได้รับส่วนแบ่งค่าความผิดพลาดนั้น

ขั้นตอนสุดท้ายจะนำค่าผิดพลาดที่ได้มาใช้ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักจะเปลี่ยนแปลงไปมากหรือน้อยขึ้นอยู่กับปริมาณของค่าความผิดพลาดที่ได้รับ กระบวนการจะกลับไปทำซ้ำในขั้นตอนแรกจนกระทั่งค่าความผิดพลาดที่ได้มีค่าน้อยกว่าค่าผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนดไว้ ต่อไปเป็นรายละเอียดของขั้นตอนการทำงานในแต่ละขั้นตอน

#### 1. แพร่ค่าป้อนไปข้างหน้า (Forward – Propagation )

เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ( $P_R; R = 1, \dots, R$ ) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งมาตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนเซลล์ในชั้นถัดไป แต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ( $iw_{s,R}^{1,1} = S^1 = 1, \dots, S^1$ ) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นซ่อนที่ 1 ได้ดังสมการ

$$\text{net } s^1 = b_{s^1} + \sum_{R=1}^R iw_{s,R}^{1,1} P_R \quad (3.14)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในสำนักงานสภาวิชาชีพ ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^1$ ) ในชั้นช่อนที่ 1

$$a^1 = f(\text{net}_{s^1}) \quad (3.15)$$

เมื่อสัญญาณเอาต์พุต ( $a^1$ ) ในชั้นช่อนที่ 1 ได้ส่งต่อไปยังชั้นช่อนที่ 2 โดยแต่ละนิวรอนในชั้นช่อนที่ 2 ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ( $lw_{s^2, s^1}^{2,1} = s^2 = 1, \dots, S^2$ ) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นช่อนที่ 2 ได้จากสมการ

$$\text{net}_{s^2} = b_{s^2}^2 + \sum_{s^1=1}^{S^1} lw_{s^2, s^1}^{2,1} a^1 \quad (3.16)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^2$ ) ในชั้นช่อนที่ 2

$$a^2 = f(\text{net}_{s^2}) \quad (3.17)$$

เมื่อสัญญาณเอาต์พุต ( $a^2$ ) ในชั้นช่อนที่ 2 ได้ส่งต่อไปยังแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก ( $lw_{s^3, s^2}^{3,2} = s^3 = 1, \dots, S^3$ ) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนเซลล์ในชั้นเอาต์พุต ได้จากสมการ

$$\text{net}_{s^3} = b_{s^3}^3 + \sum_{s^2=1}^{S^2} lw_{s^3, s^2}^{3,2} a^2 \quad (3.18)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^3$ ) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^3 = f(\text{net}_{s^3}) \quad (3.19)$$

## 2. แพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาด (Back – Propagation of Error)

ในแต่ละนิเวรอนของชั้นซ่อนเอาท์พุท ค่าผิดพลาดของโครงข่ายประสาทเทียมจะเป็นผลต่างระหว่างเอาท์พุทเป้าหมายกับเอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียม ( $t^3 - a^3$ ) ค่าผิดพลาดที่ได้จะถูกส่งกลับเข้ามายังโครงข่ายประสาทเทียมในรูปสัญญาณค่าผิดพลาด (Error Signal) การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นเอาท์พุท หาได้จากสมการ

$$\delta^3 = (t^3 - a^3)f'(net_{s^3}) \quad (3.20)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{s^3, s^2}^{3,2}$  หลังจากนั้น) โดยที่  $\alpha$  คือ อัตราการเรียนรู้ (Learning Rate)

$$\Delta w_{s^3, s^2}^{3,2} = \alpha \delta^3 a^2 \quad (3.21)$$

คำนวณค่าไบแอส (Bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุง  $b_{s^3}$  หลังจากนั้น)

$$\Delta b_{s^3}^3 = \alpha \delta^3 \quad (3.22)$$

และส่ง  $\delta^3$  ไปที่ชั้นซ่อนที่ 2 โดยแต่ละนิเวรอนของชั้นซ่อนที่ 2 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 2 หาได้จากสมการ

$$\delta^2 = \sum_{s^3=1}^{s^3} \delta^3 w_{s^3, s^2}^{3,2} f'(net_{s^2}) \quad (3.23)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุงค่าถ่วงน้ำหนัก  $w_{s^2, s^1}^{2,1}$  หลังจากนั้น)

$$\Delta w_{s^2, s^1}^{2,1} = \alpha \delta^2 a^1 \quad (3.24)$$

คำนวณค่าไบแอส (Bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับปรุง  $b_{s^2}$  หลังจากนั้น)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ภายในของนักศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\Delta b_{s^2}^2 = \alpha \delta^2 \quad (3.25)$$

และส่ง  $\delta^2$  ไปที่ชั้นซ่อนที่ 1 โดยแต่ละนิวรอนของชั้นซ่อนที่ 2 การหาสัญญาณค่าผิดพลาดที่ชั้นซ่อนที่ 1 หาได้จากสมการ

$$\delta^1 = \sum_{S^2=1}^{S^2} \delta^2 lw_{S^2, S^1}^{2,1} f'(net_{S^1}) \quad (3.26)$$

คำนวณค่าถ่วงน้ำหนักที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับค่าถ่วงน้ำหนัก  $lw_{S^2, R}^{2,1}$  หลังจากนั้น)

$$\Delta lw_{S^1, R}^{1,1} = \alpha \delta^1 P_R \quad (3.27)$$

คำนวณค่าไบแอส (Bias) ที่เกี่ยวข้อง (ใช้เพื่อปรับ  $b_{S^1}^1$  หลังจากนั้น)

$$\Delta b_{S^1}^1 = \alpha \delta^1 \quad (3.28)$$

### 3. ขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

ถ้าหากมีข้อผิดพลาดเกิดขึ้น ค่าผิดพลาดที่คำนวณได้จะถูกนำมาใช้ในการปรับน้ำหนักเพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง การปรับน้ำหนักสำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต คำนวณได้จาก

$$lw_{S^3, S^2}^{3,2} (new) = lw_{S^3, S^2}^{3,2} (old) + \Delta lw_{S^3, S^2}^{3,2} \quad (3.29)$$

ส่วนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักของชั้นซ่อนที่ 2 การทำงานจะเป็นเช่นเดียวกันกับสมการที่ (3.29) แต่ตัวแปรต่างๆจะเป็นของชั้นซ่อนอยู่ สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2 ซึ่งสามารถหาได้จาก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

(3.30)

สำหรับแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1

$$iw_{S^1,R}^{1,1}(\text{new}) = iw_{S^1,R}^{1,1}(\text{old}) + \Delta iw_{S^1,R}^{1,1} \quad (3.31)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับที่ละชั้นจากชั้นเอาต์พุทกลับไปยังชั้นอินพุท เมื่อเสร็จสิ้นก็จะกลับสู่ส่วนของการป้อนไปข้างหน้าอีกครั้ง เพื่อหาค่าเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมใหม่ เปรียบเทียบกับค่าเอาต์พุทเป้าหมาย และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักในส่วนของการแพร่ค่าย้อนกลับเช่นนี้ สลับกันไปโดยวัฏจักรของการคำนวณหาค่าความผิดพลาดและปรับน้ำหนักจะคงดำเนินต่อไปจนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดกระบวนการ ค่าถ่วงน้ำหนักที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุทและค่าเป้าหมาย ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ การคำนวณหาความผิดพลาดรวมของตัวอย่าง หาได้จากค่าเฉลี่ยของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error, MSE) ระหว่างคำตอบที่แท้จริง ( $t_i^3$ ) กับผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม ( $a_i^3$ ) ดังสมการ (3.32)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i^3 - a_i^3)^2 \quad (3.32)$$

โดยที่  $N$  = จำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน

ในขั้นตอนการปรับน้ำหนักที่กล่าวมาข้างต้น เป็นหลักการพื้นฐานแต่ละลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed - Forward Neural Network โดยใช้ Neural Network Toolbox นั้นมีอยู่หลายวิธี อาทิเช่น Levenberg - Maquard Algorithm , Resilient Back - Propagation , Conjugate Gradient เป็นต้น แต่ละวิธีจะมีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนแตกต่างกัน ตามระบุใน Neural Network Toolbox User 's Guide นั้น Levenberg - Maquard Algorithm มีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด ในการศึกษาเรื่องนี้จึงได้นำเอาลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสวิธีนี้มาใช้ โดยมีลำดับขั้นตอนในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ดังสมการ (3.33)

$$X_{k+1} = X_k + \Delta X = X_k + [J^T \cdot J + \mu I]^{-1} \cdot g \quad (3.33)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$g = J^T \cdot e \quad (3.34)$$

- โดยที่ x คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (w) และค่าไบแอส (b)
- J คือ จาโคเบียนเมตริกซ์ (Jacobian Matrix) ของอนุพันธ์ของค่าผิดพลาด (แต่ละค่า)  
ต่อค่า x (แต่ละค่า)
- g คือ Performance gradient
- $J^T$  คือ Transpose Matrix ของ J
- e คือ เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด (Error) ระหว่างคำตอบ (Target, t) กับค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมคำนวณได้ (Anser, a)
- $\mu$  คือ ค่าคงที่
- I คือ Identity Matrix

$$\text{จาโคเบียนเมตริกซ์ (w) : } J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s}} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,1}} & \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,2}} & \dots & \frac{\partial e_{s3}}{\partial w_{s3,s2}} \end{bmatrix} \quad (3.35)$$

$$\text{จาโคเบียนเมตริกซ์ (b) : } J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_{s3}}{\partial b_{s3}} \end{bmatrix} \quad (3.36)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\text{เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{S^3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ t_{S^3}^3 - a_{S^3}^3 \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

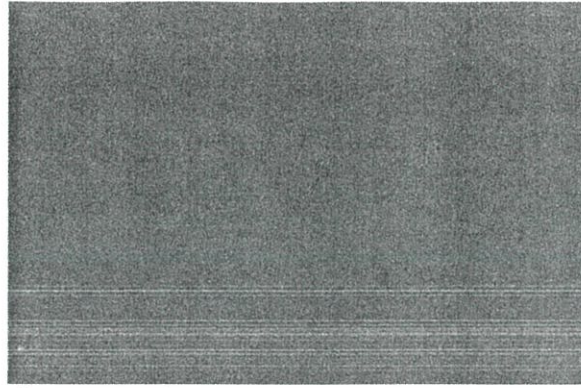
โครงข่ายประสาทเทียมที่ฝึกสอนด้วยกฎการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับนั้น จะมีจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลอินพุต และชั้นข้อมูลเอาต์พุตคงที่ ซึ่งเท่ากับจำนวนของอินพุตและเอาต์พุตของปัญหานั้นเอง ส่วนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนั้นสามารถปรับเปลี่ยนได้ตามความเหมาะสม และไม่มีจำนวนที่เป็นสูตรสำเร็จ ดังนั้นในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการปรับเปลี่ยนจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่าผิดพลาดระหว่างคำตอบที่แท้จริงและผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียมต่ำที่สุด (มีประสิทธิภาพสูงสุด) จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนนอกจากจะมีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมแล้วยังส่งผลกระทบต่อระยะเวลาในการฝึกสอนอีกด้วย โครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อย จะใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมาก เมื่อฝึกสอนด้วยเงื่อนไขเดียวกัน อย่างไรก็ตามไม่สามารถสรุปได้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมากจะมีประสิทธิภาพสูงกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อย

### 3.6.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function : GRNN

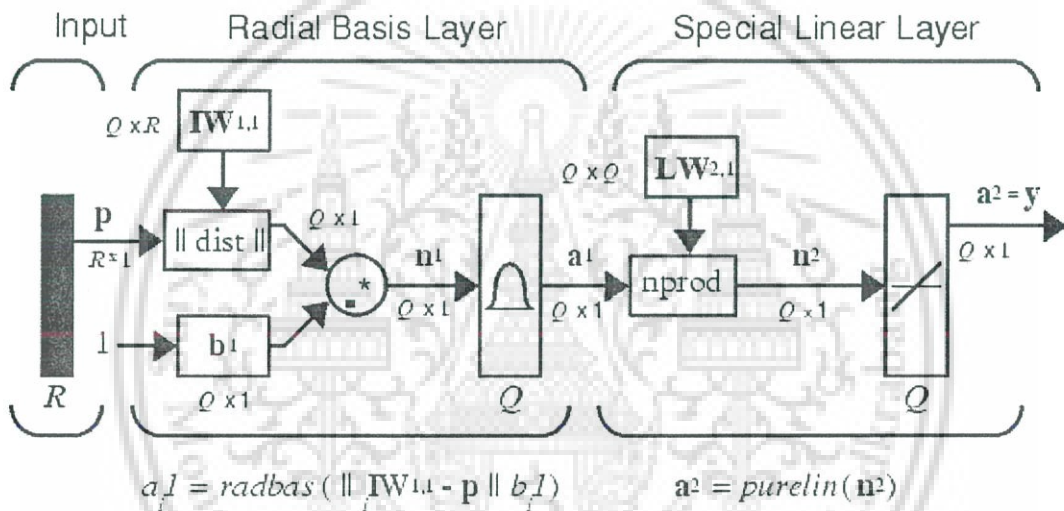
#### 3.6.2.1 โครงสร้าง

โครงสร้างชนิด Generalized Regression Function ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้ จะใช้สำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) โดยจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต (input layer), ชั้นซ่อน (hidden layer) หรือบางครั้งเรียกว่าชั้นฐานรัศมี (radial basis layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) หรือบางครั้งเรียกว่า Special Linear Layer ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมดนั่นคือ ทุกนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นเอาต์พุต และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นฐานรัศมีเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial basis เท่านั้น ส่วนในชั้นเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Liner ดังแสดงในรูปที่ 3.20 โดยรูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression แสดงดังรูปที่ 3.21

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.20 ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function



รูปที่ 3.21 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression

รูปที่ 3.21 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function มีอินพุต  $R$  ชุด , นิวรอนในชั้นฐานรัศมีเท่ากับ  $Q$  และมีเอาต์พุต  $Q$  ชุด สมาชิกอินพุตเวกเตอร์  $P$  แต่ละตัวจะถูกเชื่อมเข้ากับนิวรอนแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^1$  (เรียกว่า Input Weight,  $IW^{1,1}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $Q \times R$  และเวกเตอร์  $a^1$  เป็นผลลัพธ์ของชั้นฐานรัศมี โดยมีขนาด  $Q$  จะเป็นอินพุตของชั้น Special Linear Layer ด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก  $W^2$  (เรียกว่า Layer Weight,  $IW^{2,1}$ ) ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $Q \times Q$  โดยเวกเตอร์  $a^2$  ซึ่งเป็นเมตริกซ์ขนาด  $Q$  จะเป็นผลลัพธ์ของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.6.2.2 แนวคิด

การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression สามารถแบ่งออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้าและกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งระหว่างการป้อนไปข้างหน้าจะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาคำนวณหาระยะห่างกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งต่อผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปคำนวณในฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (Radial Basis) จากนั้นจะทำการส่งผลลัพธ์ที่ได้ไปยังชั้นเอาต์พุตซึ่งอยู่ถัดไป ซึ่งในชั้นเอาต์พุตแต่ละนิวรอน จะทำการจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ผลลัพธ์ที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปคำนวณกับฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น เพื่อหาคำตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้เป็นลักษณะเคลื่อนที่ไปข้างหน้า

เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ( $P_R, R = 1, \dots, R$ ) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะถูกส่งมาตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนในชั้นถัดไป ในช่วงรอบแรกๆแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมีถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นฐานรัศมี ( $iw^{1,1}_{MN,R} = MN = 1, \dots, N$ ) โดยกำหนดให้มีขนาดค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีมีขนาดเล็กแล้วค่อยๆเพิ่มขนาดของค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีเพิ่มขึ้นตามจำนวนรอบที่คำนวณ ขณะนั้นจะทำการคำนวณสัญญาณเอาต์พุตของนิวรอนในชั้นฐานรัศมี ( $a^1$ ) ได้จากสมการ

$$a^1_Q = \exp \left[ - \frac{\| P_R - iw^{1,1}_{Q,R} \|^2}{2\delta^2_Q} \right] \quad (3.38)$$

จากสมการที่ 3.38 สามารถนำมาเขียนสมการใหม่ได้เป็น

$$a^1 = \exp \left[ - \sqrt{\sum_{R=1}^R (iw^{1,1}_{Q,R} - P_R)^2} \cdot b^1_Q \right] \quad (3.39)$$

โดยที่

$$b^1_Q = \frac{\sqrt{-\ln(0.5)}}{\text{Spread}} = \frac{0.8326}{\text{Spread}} \quad (3.40)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Spread คือ ค่าการกระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี

เมื่อสัญญาณเอาต์พุต ( $a^1$ ) ในชั้นฐานรัศมีเอาต์พุตที่ได้ส่งต่อไปยังชั้นเอาต์พุต โดยแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุตจะถูกทำการจัดระเบียบข้อมูล (Normalizatio) ผลลัพธ์ที่ได้รับในแต่ละนิวรอนเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นเอาต์พุต ( $lw^{2,1}_{Q,Q} = Q=1, \dots, Q$ ) จะทำการคำนวณสัญญาณอินพุตของนิวรอนในชั้นเอาต์พุตได้จากสมการ

$$net_Q = \sum_{Q=1}^Q lw^{2,1}_{Q,Q} \cdot a^1_Q \quad (3.41)$$

ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นเพื่อคำนวณสัญญาณเอาต์พุต ( $a^2$ ) ในชั้นเอาต์พุต

$$a^2 = f(net_Q) \quad (3.42)$$

การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับโดยเพิ่มจำนวนรอบที่ลรอบ และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดการบวนการเรียนรู้ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression นอกจากจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยเพิ่มจำนวนรอบแล้ว ยังสามารถทำการเพิ่มค่าการกระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมี (spread) ควบคู่กันไป เพื่อค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุตและค่าเป้าหมาย

## บทที่ 4

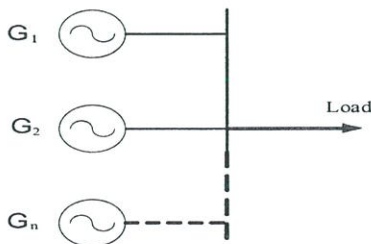
# ระบบไฟฟ้าที่ทำการศึกษ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการศึกษการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยได้นำกรณีศึกษาทั้งหมด 4 กรณีศึกษามาให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้พฤติกรรมของระบบ และให้คำตอบเป็นค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่จ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งกรณีศึกษาต่างๆจะประกอบไปด้วย กรณีที่ 1 เป็นการทํานายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง ภายในโรงจกัรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ กรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators เป็นระบบทดสอบ และกรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 – Generators เป็นระบบทดสอบ ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

### 4.1 การทํานายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจกัรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

#### 4.1.1 โครงสร้างของระบบ

ถ้าสมมติให้โรงจกัรไฟฟ้าที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าติดตั้งอยู่ 3 เครื่องต้องทำการร่วมกันจ่ายโหลดภายในโรงจกัรไฟฟ้า ดังแสดงในรูปที่ 4.1 โดยการแบ่งจ่ายโหลดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้ง 3 เครื่อง ปัญหาที่พิจารณาคือ เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวควรจะจำหน่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลดเท่าใดเพื่อว่าค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดต่ำที่สุด ในขณะที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้ามีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อไม่เท่ากัน ดังนั้นจึงมีความจำเป็นต้องถ่วงโอนโหลดที่จ่ายโดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่มีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงต่ำกว่าจ่ายโหลดแทน ทำเช่นนี้จะมีผลให้ค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมลดลง ดังนั้นด้วยหลักเกณฑ์ทางเศรษฐศาสตร์สำหรับการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจกัรไฟฟ้า หมายถึงเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทุกตัวที่ร่วมกันจ่ายโหลดได้อย่างประหยัดที่สุดต้องมีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงเท่ากันทุกหน่วย



รูปที่ 4.1 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายในโรงจกัรร่วมกันจ่ายโหลด

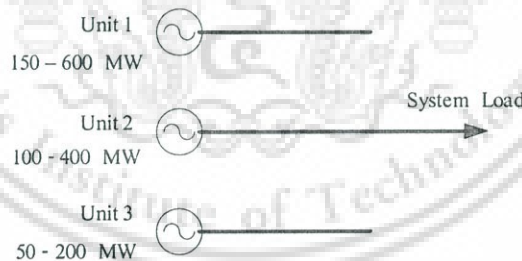
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.1.2 เงื่อนไขของระบบที่พิจารณา

1. แบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ใช้เป็นแบบธรรมดา (Classical Model)
2. จำลองสถานะของระบบ โดยทำการสุ่มความต้องการกำลังไฟฟ้าในระบบ โดยพิจารณาเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
3. พิจารณากำลังไฟฟ้าที่ต้องการผลิตของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง ซึ่งต้องอยู่ในขีดจำกัดการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง
4. พิจารณาฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงที่อยู่ในรูปของสมการโพลิโนเมียลกำลังสองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง โดยจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับต่างๆ
5. คำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดตามเงื่อนไขต่างๆ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

#### 4.1.3 การจำลองเหตุการณ์

การจำลอง (Simulation) การจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักร ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง ซึ่งระบบมีโหลดระหว่าง 300 – 1200 MW โดยระบบทดสอบแสดงดังรูปที่ 4.2 และรายละเอียดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในภาคผนวก ข. ได้ทำการจำลองโหลดของระบบโดยทำการเพิ่มโหลดของระบบครั้งละ 5 MW โดยเริ่มจากโหลดต่ำที่สุดจนถึงโหลดสูงที่สุดตามเงื่อนไขของระบบที่ทำให้ระบบมีความสมดุลของกำลังการผลิต ดังนั้นจะได้เหตุการณ์จากการจำลองทั้งสิ้น 181 เหตุการณ์ เพื่อนำไปเป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม



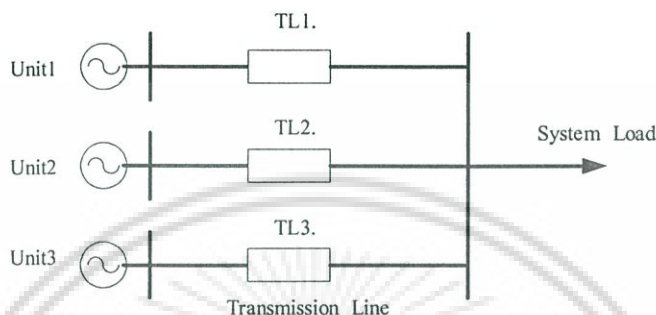
รูปที่ 4.2 Schematic Diagram กรณีศึกษาที่ 1

## 4.2 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

### 4.2.1 โครงสร้างของระบบ

การจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้าต่างจากการจ่ายโหลดอย่างประหยัดภายในโรงจักรไฟฟ้า เพราะการจ่ายโหลดระหว่างโรงจักรไฟฟ้ามีค่าความสูญเสียในสาย เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่งที่เชื่อมโยงระหว่างโรงจักรไฟฟ้าด้วยกัน กำลังไฟฟ้าที่จ่ายออกมาจากโรงจักรไฟฟ้าส่วนหนึ่ง ต้องสูญเสียไปกับความสูญเสียในสายส่ง ดังแสดงในรูปที่ 4.3 ซึ่งในสภาวะปกติในระบบไฟฟ้า จะมีโรงจักรไฟฟ้าหลายชนิดด้วยกันที่ช่วยกันผลิตกำลังไฟฟ้าเพื่อจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลด ในหัวข้อนี้จะกล่าวถึงการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้าซึ่งวิธีการหาการจ่ายโหลด อย่างประหยัดจะคล้ายกับการจ่ายโหลดภายในโรงจักรไฟฟ้า เพียงแต่จะรวมค่าความสูญเสียในสายส่งด้วย



รูปที่ 4.3 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกันจ่ายโหลดกรณีคิดความสูญเสียในสายส่ง

#### 4.2.2 เงื่อนไขของระบบที่พิจารณา

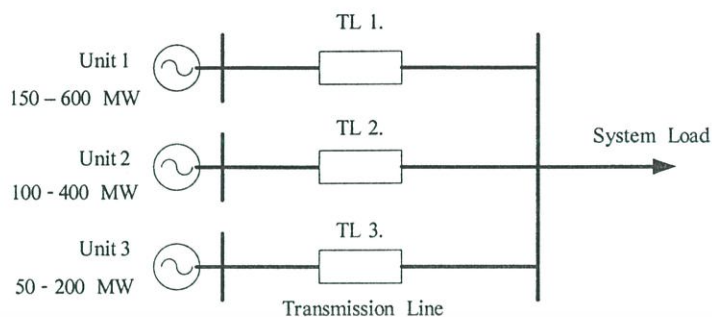
1. แบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ใช้เป็นแบบธรรมดา (Classical Model)
2. จำลองสถานะของระบบโดยทำการหาค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าในระบบ โดยพิจารณาเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
3. พิจารณาค่าความสูญเสีย (Power Loss) ตามเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
4. พิจารณากำลังไฟฟ้าที่ต้องการผลิตของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง ซึ่งต้องอยู่ในขีดจำกัดการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง
5. พิจารณาฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงที่อยู่ในรูปของสมการ โพลีโนเมียลกำลังสองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง โดยจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับต่างๆ
6. คำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดตามเงื่อนไขต่างๆ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

#### 4.2.3 การจำลองเหตุการณ์

การจำลอง (Simulation) การจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องโดยใช้ข้อมูลในกรณีที่ 1 แต่มีค่าความสูญเสียเข้ามาเพิ่ม ซึ่งระบบมีโหลดระหว่าง 300 – 1200 MW โดยระบบทดสอบแสดงดังรูปที่ 4.4 และรายละเอียดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในภาคผนวก ข. ได้ทำการจำลองโหลดของระบบโดยทำการเพิ่มโหลดของระบบครั้งละ 5 MW เช่นเดียวกันกับกรณีที่ 1 โดยเริ่มจากโหลดต่ำที่สุดจนถึงโหลดสูงที่สุดตามเงื่อนไขของระบบที่ทำให้ระบบมี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความสมดุลของกำลังการผลิต ดังนั้นจะได้เหตุการณ์จากการจำลองทั้งสิ้น 174 เหตุการณ์ เพื่อนำไปเป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

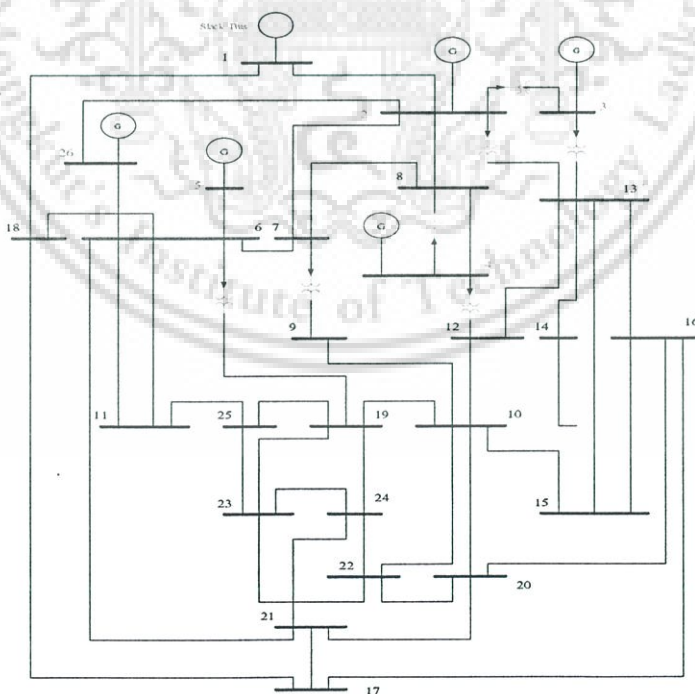


รูปที่ 4.4 Schematic Diagram กรณีศึกษาที่ 2

### 4.3 ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators

#### 4.3.1 โครงสร้างของระบบ

ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators นั้นจะประกอบไปด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าขนาดต่างๆกันรวม 6 เครื่อง เชื่อมต่อเข้ากับระบบไฟฟ้าซึ่งประกอบด้วย บัสทั้งสิ้น 26 บัส , สายส่ง 46 เส้น และโหลดบัสต่างๆ ดังรายละเอียดในภาคผนวก ข. และแผนภาพเส้นเดียวในรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – bus, 6 – generators

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 4.3.2 เงื่อนไขของระบบที่พิจารณา

1. แบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ใช้เป็นแบบธรรมดา (Classical Model)
2. จำลองสถานะของระบบโดยทำการสุ่มความต้องการกำลังไฟฟ้าในระบบ โดยพิจารณาเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
3. พิจารณาค่าความสูญเสีย (Power Loss) ตามเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
4. พิจารณากำลังไฟฟ้าที่ต้องการผลิตของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง ซึ่งต้องอยู่ในขีดจำกัดการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง
5. พิจารณาฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงที่อยู่ในรูปของสมการ โพลีโนเมียลกำลังสองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง โดยจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับต่างๆ
6. คำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหลัดตามเงื่อนไขต่างๆ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

### 4.3.3 การจำลองเหตุการณ์

การจำลอง (Simulation) การจ่ายโหลดอย่างประหลัดของระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – bus, 6 – Generators รายละเอียดในภาคผนวก ข. ทำได้โดยนำระบบซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลของระบบซึ่งจะมีการสุ่ม (Random) ค่ากำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการที่แต่ละบัสที่แตกต่างกันไป เพราะว่าการเปลี่ยนแปลงโหลดในระบบไฟฟ้าโหลดที่ต่ออยู่แต่ละบัสอาจเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันหรือเปลี่ยนแปลงไปคนละทิศทาง ขณะเดียวกันกำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าจ่ายให้กับโหลดแต่ละบัสก็ไม่คงที่ด้วย ดังนั้นจึงต้องสุ่มค่าให้ครอบคลุมทุกกรณีที่เป็นไปได้ ซึ่งจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ระบบไฟฟ้าได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น และการกำหนดให้กำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟของโหลดไม่เกิน 80 % ของกำลังไฟฟ้าจริงของโหลด เนื่องจากโหลดโดยทั่วไปกำลังไฟฟ้ารีแอกทีฟจะมีค่าไม่เกิน 80 % ของกำลังไฟฟ้าจริง

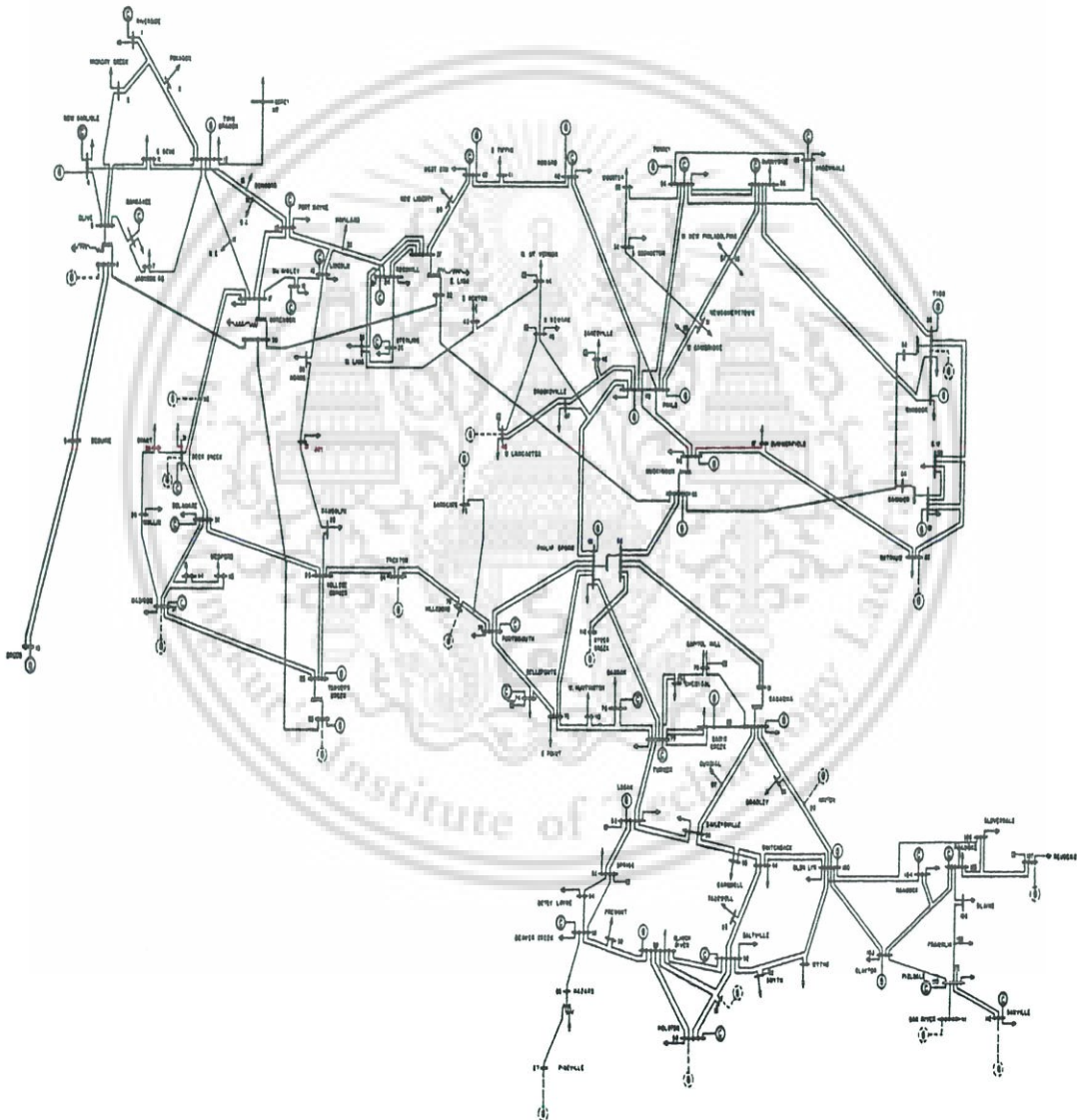
จากที่กล่าวข้างต้น ค่ากำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการแต่ละบัสจะทำการสุ่มค่า 500 ค่า แล้วนำค่าจากการสุ่มมาทำการปรับด้วยวิธี Scaling Method ซึ่งจะกล่าวในบทต่อไป จากการสุ่มค่าตัวแปรจะได้ข้อมูลที่มีการปรับเปลี่ยนระหว่าง 50 – 150 % ของกรณีฐาน ที่ใช้ขอบเขตบน 150 % เนื่องจากเมื่อนำข้อมูลตัวแปรด้านเข้าเป็นข้อมูลในการคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหลัด ซึ่งผลลัพธ์ที่ต้องการบางระบบจะไม่สามารถคำนวณคำตอบได้จึงเลือกค่าดังกล่าว และสำหรับของเขตล่างใช้เพื่อให้สมมาตรกับขอบเขตบน แต่การจำลองเหตุการณ์ต่างๆนั้นจะต้องอยู่ในเงื่อนไขของระบบที่ทำให้ระบบมีความสมดุลของกำลังการผลิต ดังนั้นจะได้เหตุการณ์จากการจำลองทั้งสิ้น 500 เหตุการณ์ เพื่อนำไปเป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 4.4 ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 – Generators

### 4.4.1 โครงสร้างของระบบ

ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators นั้นจะประกอบไปด้วย เครื่องกำเนิดไฟฟ้าขนาดต่างๆกันรวม 54 เครื่อง เชื่อมต่อเข้ากับระบบไฟฟ้าซึ่งประกอบด้วย บัสทั้งสิ้น 118 บัส, สายส่ง 186 เส้น และโหลดบัสต่างๆ ดังรายละเอียดในภาคผนวก ข. และแผนภาพเส้นเดียวในรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 ระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – bus, 54 – generators

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.4.2 เงื่อนไขของระบบที่พิจารณา

1. แบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ใช้เป็นแบบธรรมดา (Classical Model)
2. จำลองสถานะของระบบ โดยทำการสุ่มความต้องการกำลังไฟฟ้าในระบบ โดยพิจารณาเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
3. พิจารณาค่าความสูญเสีย (Power Loss) ตามเงื่อนไขความสมดุลของกำลังการผลิต (Power Balance)
4. พิจารณากำลังไฟฟ้าที่ต้องการผลิตของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง ซึ่งต้องอยู่ในขีดจำกัดการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง
5. พิจารณาฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงที่อยู่ในรูปของสมการโพลิโนเมียลกำลังสองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง โดยจะต้องสอดคล้องกับเงื่อนไขบังคับต่างๆ
6. คำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดตามเงื่อนไขต่างๆ เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม

#### 4.4.3 การจำลองเหตุการณ์

การจำลอง (Simulation) การจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – bus, 54 – Generators รายละเอียดในภาคผนวก ข. ทำให้โดยนาระบบซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลของระบบซึ่งจะมีการสุ่ม (Random) ค่ากำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการที่แต่ละบัสที่แตกต่างกันไป เพราะว่าการเปลี่ยนแปลงโหลดในระบบไฟฟ้า โหลดที่อยู่แต่ละบัสอาจเปลี่ยนแปลงไปในทิศทางเดียวกันหรือเปลี่ยนแปลงไปคนละทิศทาง ขณะเดียวกันกำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าจ่ายให้กับโหลดแต่ละบัสก็ไม่คงที่ด้วย ดังนั้นจึงต้องสุ่มค่าให้ครอบคลุมทุกกรณีที่เป็นไปได้ ซึ่งจะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ระบบไฟฟ้าได้ถูกต้องมากยิ่งขึ้น และการกำหนดให้กำลังไฟฟ้านี้แอกทีฟของโหลดไม่เกิน 80 % ของกำลังไฟฟ้าจริงของโหลด เนื่องจากโหลดโดยทั่วไปกำลังไฟฟ้านี้แอกทีฟจะมีค่าไม่เกิน 80 % ของกำลังไฟฟ้าจริง

จากที่กล่าวข้างต้น ค่ากำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการแต่ละบัสจะทำการสุ่มค่า 500 ค่า แล้วนำค่าจากการสุ่มมาทำการปรับด้วยวิธี Scaling Method ซึ่งจะกล่าวในบทต่อไป จากการสุ่มค่าตัวแปรจะได้ข้อมูลที่มีการปรับเปลี่ยนระหว่าง 50 – 150 % ของกรณีฐาน ที่ใช้ขอบเขตบน 150 % เนื่องจากเมื่อนำข้อมูลตัวแปรด้านเข้าไปเป็นข้อมูลในการคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งผลลัพธ์ที่ต้องการบางระบบจะไม่สามารถคำนวณคำตอบได้จึงเลือกค่าดังกล่าว และสำหรับของเขตล่างใช้เพื่อให้สมมาตรกับขอบเขตบน แต่การจำลองเหตุการณ์ต่างๆนั้นจะต้องอยู่ในเงื่อนไขของระบบที่ทำให้ระบบมีความสมดุลของกำลังการผลิต ดังนั้นจะได้เหตุการณ์จากการจำลองทั้งสิ้น 500 เหตุการณ์ เพื่อนำไปเป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.5 การคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์

การคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัด (ELD) นั้น จะใช้โปรแกรมของ MATPOWER (MATLAB™ Power System Simulation Package) โดยจะใช้ในการคำนวณทั้ง 4 กรณีศึกษา โดยในกรณีที่ 3 และ 4 จะมีการนำการคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) มาร่วมด้วย เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม จึงจะต้องมีการจัดเตรียมข้อมูลของระบบทั้ง 4 กรณี ในรูปของ Data File และ Optimal Power Flow Data File

Data File จะเป็นส่วนของกรณีศึกษาที่ 1 และ 2 จะประกอบไปด้วยข้อมูลของ ฟังก์ชันค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ร่วมกันจ่ายโหลด , ค่ากำลังผลิตสูงสุดและต่ำสุดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว และกำลังไฟฟ้าที่ระบบต้องการ แต่กรณีที่ 2 จะมีข้อมูลเพิ่มขึ้นคือค่าความสูญเสียหรือ Loss – Coefficient เนื่องจากมีการคิดค่าความสูญเสียร่วมด้วย

Optimal Power Flow Data File จะเป็นส่วนของกรณีศึกษาที่ 3 และ 4 จะประกอบไปด้วยข้อมูล แรงดัน , มุมแรงดัน , กำลังไฟฟ้าแอกทีฟ และกำลังไฟฟารีแอกทีฟที่ผลิตโดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและรับโดยโหลดที่บัสต่างๆ ของระบบ เพื่อใช้ในการคำนวณการไหลของกำลังไฟฟ้า (Load Flow) , ฟังก์ชันค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ร่วมกันจ่ายโหลด , ค่ากำลังผลิตสูงสุดและต่ำสุดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว รายละเอียดและรูปแบบการเขียน Data File และ Load Flow Data File จะนำเสนอในภาคผนวก ก.

เมื่อทำการเขียน Data File และ Optimal Power Flow Data File สำหรับกรณีศึกษาต่างๆ ซึ่งกรณีที่ 1 และ 2 เป็นการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าที่ระบบต้องการ กรณีที่ 3 และ 4 เป็นการเปลี่ยนแปลงของกำลังไฟฟ้าแอกทีฟที่โหลดบัสต่างๆ ก็จะนำไปคำนวณในโปรแกรมการคำนวณการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในแต่ละกรณีที่ศึกษา ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้เป็นค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดแต่ละเครื่องช่วยกันผลิตกำลังไฟฟ้าเพื่อให้จ่ายโหลดอย่างประหยัด

## บทที่ 5

# การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธี โครงข่ายประสาทเทียม

ในปัจจุบันได้มีการศึกษาและพัฒนาการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลัง เช่นการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ความผิดปกติ (Contingency Analysis) ของระบบ การคำนวณฮาร์โมนิกส์ในระบบไฟฟ้ากำลัง การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า เป็นต้น การที่โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้พฤติกรรมของระบบไฟฟ้าได้เป็นอย่างดี จะส่งผลให้การคำนวณหาค่าตอบของระบบไฟฟ้ากำลังมีความแม่นยำ ในวิทยานิพนธ์นี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function ดังนั้นก่อนที่จะทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจึงต้องมีการพิจารณาองค์ประกอบที่มีผลต่อการเรียนรู้และประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะประกอบไปด้วย การเลือกตัวแปรที่เป็นตัวแทนของระบบไฟฟ้ากำลัง (ตัวแปรฝึกสอน) การกระจายข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน ปริมาณของข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ เงื่อนไขของการฝึกสอน และขั้นตอนในการฝึกสอน ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

### 5.1 การเลือกตัวแปรในการฝึกสอน

องค์ประกอบที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นการเลือกตัวแปรในการฝึกสอนเป็นองค์ประกอบที่มีผลต่อประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมมากที่สุด ตัวแปรที่ใช้ในการฝึกสอนจะประกอบไปด้วยตัวแปรอินพุท และตัวแปรเอาต์พุท ซึ่งตัวแปรอินพุทก็คือตัวแปรที่แสดงถึงสถานะของระบบไฟฟ้ากำลังที่กำลังพิจารณาซึ่งป้อนให้กับชั้นข้อมูลอินพุทของโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนตัวแปรเอาต์พุทคือคำตอบที่กำลังพิจารณา ซึ่งได้จากชั้นข้อมูลเอาต์พุทของโครงข่ายประสาทเทียม

การพิจารณาปัญหาที่เกี่ยวกับการจ่ายโหลดอย่างประหยัดนั้นจะมีปัญหาที่นำมาพิจารณาแตกต่างกันออกไป อาทิเช่น การจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักร คำตอบของปัญหาก็คือค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวจ่ายให้กับโหลด โดยมีค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมต่ำสุด , การจ่ายโหลดอย่างประหยัดรวมค่าสูญเสียของระบบ คำตอบของปัญหาก็คือค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวจ่ายให้กับโหลด โดยมีค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมต่ำสุดเช่นกัน โดยมีการพิจารณา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าความสูญเสียของระบบ ทำให้ข้อมูลชั้นอินพุตต้องมีการพิจารณาตัวแปรในการฝึกสอนเพิ่มขึ้นด้วย จะเห็นได้ว่าคำตอบของปัญหา (ตัวแปรอินพุต) แต่ละปัญหา ก็จะมีตัวแปรอินพุตที่เหมาะสมแตกต่างกันออกไป ในการเลือกตัวแปรอินพุตสำหรับปัญหาของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดนั้นจะต้องพิจารณาถึงขนาดของระบบไฟฟ้ากำลังประกอบไปด้วย ในกรณีที่ระบบไฟฟ้ากำลังมีขนาดเล็กรามิเตอร์ต่างๆของระบบสามารถนำมาใช้เป็นตัวแปรอินพุตได้โดยไม่ส่งผลกระทบต่อเวลาและขนาดของหน่วยความจำที่ใช้ในการฝึกสอนมากนัก เนื่องจากมีจำนวนของอินพุตไม่มาก แต่เมื่อระบบไฟฟ้ากำลังที่พิจารณามีขนาดใหญ่ขึ้น การเลือกตัวแปรอินพุตจะต้องพิจารณาอย่างละเอียด เนื่องจากไม่สามารถนำพารามิเตอร์ทั้งหมดของระบบมาใช้เป็นตัวแปรอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมได้ เพราะนอกจากจะทำให้เสียเวลา และหน่วยความจำในการฝึกสอนมากขึ้นแล้วยังไม่ทำให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมดีขึ้นอีกด้วย

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการเลือกตัวแปรอินพุต โดยมีกรณีศึกษาวิจัย 4 กรณี คือ กรณีที่ 1 เป็นการทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง ภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ กรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators เป็นระบบทดสอบ และกรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 – Generators โดยสามารถสรุปได้ดังนี้

#### 5.1.1 การทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักร ไม่คิดค่าสูญเสียในระบบ

- ตัวแปรอินพุต ประกอบด้วย ค่าคงที่ที่ได้จากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ( $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, a_3, b_3, c_3$ ), ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) และอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง ( $\lambda$ ) รวม 11 ตัวแปร
- ตัวแปรเอาต์พุต ประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวผลิตเพื่อจ่ายโหลดอย่างประหยัด รวม 3 ตัวแปร

#### 5.1.2 การทำการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าสูญเสียในระบบ

- ตัวแปรอินพุต ประกอบด้วย ค่าคงที่ที่ได้จากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ( $a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2, a_3, b_3, c_3$ ), ค่ากำลังสูญเสียในสายส่ง ( $T_{L1}, T_{L2}, T_{L3}$ ), ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) และอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง ( $\lambda$ ) รวม 14 ตัวแปร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- ตัวแปรเอาท์พุท ประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวผลิต เพื่อจ่ายโหลดอย่างประหยัด รวม 3 ตัวแปร

### 5.1.3 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus , 6 - Generators

- ตัวแปรอินพุท ประกอบด้วย ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) , กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง ( $P_L$ ) และอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง ( $\lambda$ ) รวม 3 ตัวแปร
- ตัวแปรเอาท์พุท ประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวผลิต เพื่อจ่ายโหลดอย่างประหยัด รวม 6 ตัวแปร

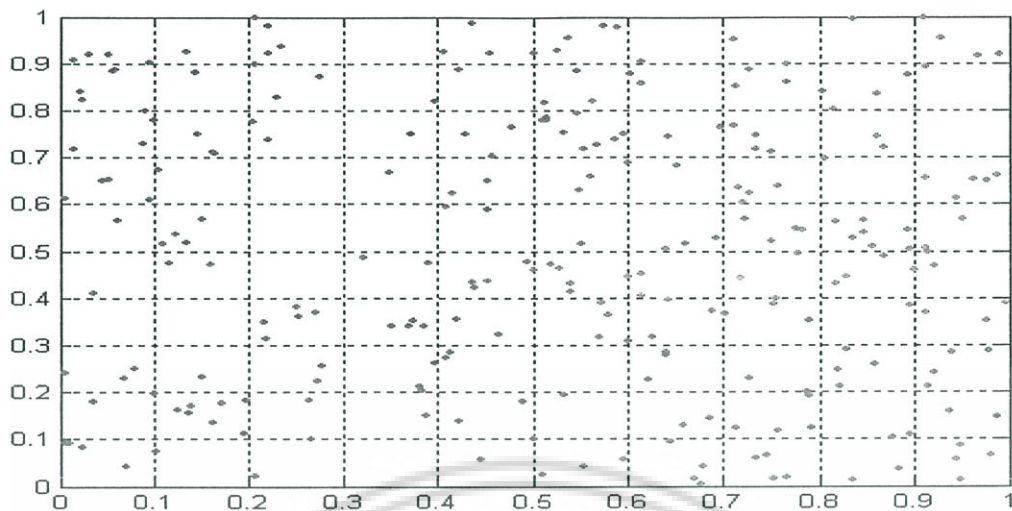
### 5.1.4 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus , 54 - Generators

- ตัวแปรอินพุท ประกอบด้วย ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) , กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง ( $P_L$ ) และอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง ( $\lambda$ ) รวม 3 ตัวแปร
- ตัวแปรเอาท์พุท ประกอบด้วย ค่ากำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวผลิต เพื่อจ่ายโหลดอย่างประหยัด รวม 54 ตัวแปร

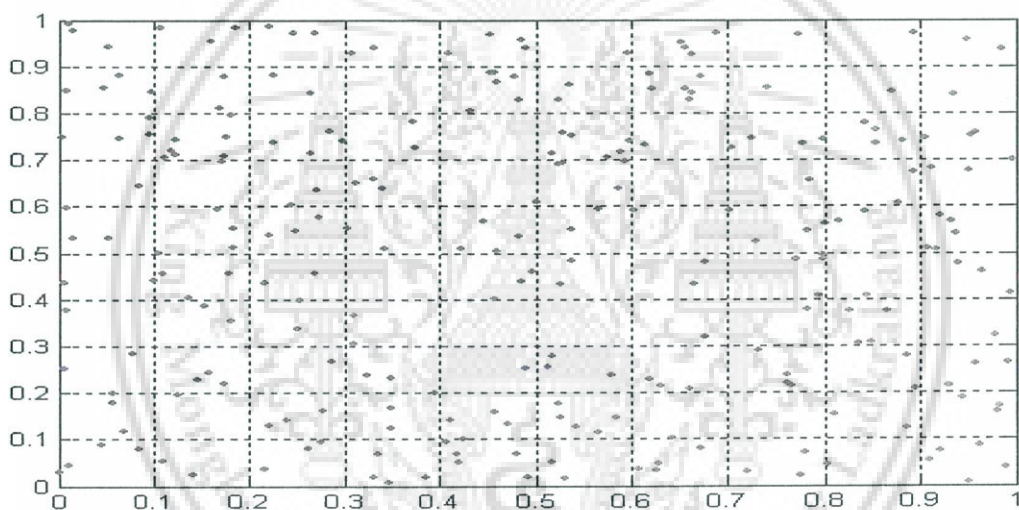
## 5.2 การกระจายของข้อมูลฝึกสอน

การที่โครงข่ายประสาทเทียมมีความสามารถในการเรียนรู้ฟังก์ชันต่อเนื่องแบบไม่เชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำภายในของเขตที่เรียนรู้ ซึ่งภายในขอบเขตนี้โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วสามารถคำนวณคำตอบของปัญหาที่พิจารณาได้โดยมีความถูกต้องและแม่นยำอยู่ในเกณฑ์ดีถึงดีมาก ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับปริมาณ (Quantity) และคุณภาพ (Quality) ของข้อมูลที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่นำมาฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะใช้การกระจายของข้อมูลเป็นเกณฑ์ในการบ่งบอกคุณภาพของข้อมูล กล่าวคือ กรณีที่ข้อมูล 2 ชุดมีปริมาณเท่ากัน ข้อมูลชุดที่มีการกระจายของตัวอย่าง (Sample) อย่างสม่ำเสมอภายในขอบเขตที่กำหนดมากกว่า และการใช้ข้อมูลปริมาณน้อยแต่มีการกระจายอย่างสม่ำเสมอ จะสามารถฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้มีประสิทธิภาพสูงกว่าและใช้เวลาในการฝึกสอนน้อยกว่าการฝึกสอนโดยใช้ข้อมูลปริมาณมากแต่ไม่มีการกระจายอย่างสม่ำเสมอ

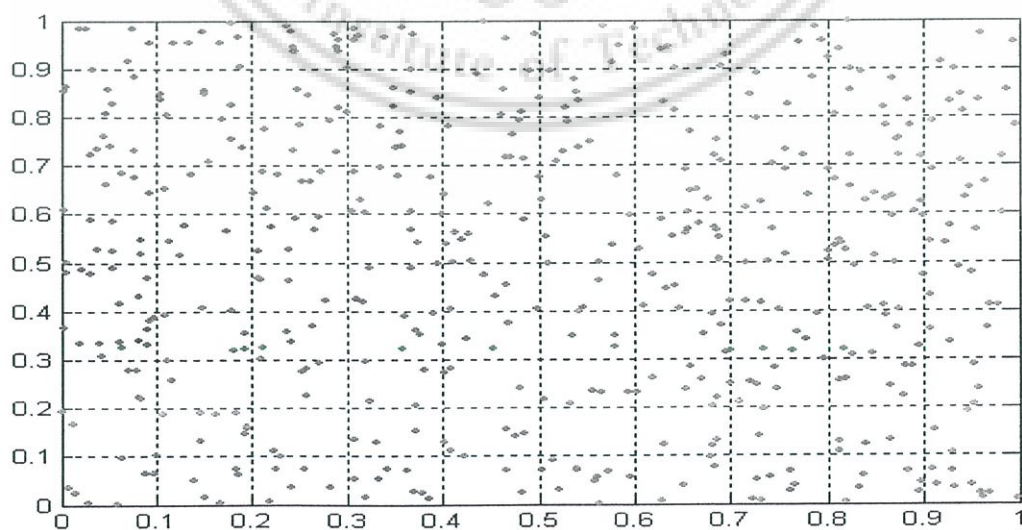
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.1 การกระจายข้อมูลที่ 1 - 250



รูปที่ 5.2 การกระจายข้อมูลที่ 251 - 500



รูปที่ 5.3 การกระจายข้อมูลที่ 1 - 500

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ใช้วิธีการเลือกค่าของตัวแปรอินพุทแบบสุ่มเลือก (คำสั่ง Rand[ ]) และตรวจสอบการกระจายของข้อมูลด้วยสายตา (Eye Inspection) โดยข้อมูลที่ได้จากวิธีการนี้มีการกระจายของข้อมูลอยู่ในเกณฑ์ค่อนข้างดี โดยตัวอย่างของการกระจายของข้อมูลแสดงในรูปที่ 5.1 ถึง 5.3 จากนั้นจึงแปลงข้อมูลที่ให้เป็นค่าของตัวแปรในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

### 5.3 ปริมาณของข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ

ปริมาณของข้อมูลที่น่ามาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้น โดยส่วนมากจะมีข้อจำกัดจากวิธีการเตรียมข้อมูล ถ้าข้อมูลดังกล่าวได้มาโดยการเก็บบันทึกตามช่วงเวลา ปริมาณของข้อมูลก็จะขึ้นอยู่กับช่วงเวลาและความถี่ในการเก็บบันทึก ส่วนในกรณีที่ข้อมูลดังกล่าวเกิดจากการจำลองเหตุการณ์ (Simulation) ปริมาณของข้อมูลก็จะขึ้นกับความซับซ้อนของการจำลองเหตุการณ์, เวลาที่ใช้ในการจำลองเหตุการณ์ และประสิทธิภาพของอุปกรณ์ที่ใช้ ดังนั้นการเลือกปริมาณของข้อมูลฝึกสอนจึงต้องพิจารณาตามวิธีการเตรียมข้อมูล

ข้อมูลทดสอบ คือ ข้อมูลที่นำมาทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว โดยเป็นข้อมูลที่ประกอบไปด้วยตัวแปรอินพุท และตัวแปรเอาต์พุท เช่นเดียวกันกับข้อมูลฝึกสอน หากแต่ค่าของตัวแปรดังกล่าวในชุดข้อมูลทดสอบจะเป็นค่าที่ไม่ถูกใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม กล่าวคือเป็นค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่เคยเรียนรู้มาก่อน การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะใช้วัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ ซึ่งจะนำเสนอในรูปของค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) และค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (Absolute Percentage Error : ape) ดังสมการที่ 5.1 และ 5.2

$$\text{mape} = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n \left| \frac{P_{\text{ANN}_i} - P_{\text{real}_i}}{P_{\text{real}_i}} \right| \times 100 \quad (5.1)$$

$$\text{ape} = \left| \frac{P_{\text{ANN}_i} - P_{\text{real}_i}}{P_{\text{real}_i}} \right| \times 100 \quad (5.2)$$

โดยที่  $P_{\text{ANN}}$  คือค่ากำลังไฟฟ้าที่จ่ายโหลดอย่างประหยัดที่เป็นคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

$P_{\text{real}}$  คือค่ากำลังไฟฟ้าที่ได้จากการคำนวณ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$n$  คือจำนวนข้อมูลทดสอบ  
 ปริมาณของข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบสำหรับการทดลองในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้  
 สามารถสรุปได้ตามตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 จำนวนข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียม

กรณีศึกษาที่	จำนวนข้อมูลฝึกสอน	จำนวนข้อมูลทดสอบ
1	161	20
2	154	20
3	50	30
	100	30
	150	30
4	100	60
	150	60
	200	60

#### 5.4 เงื่อนไขการฝึกสอน

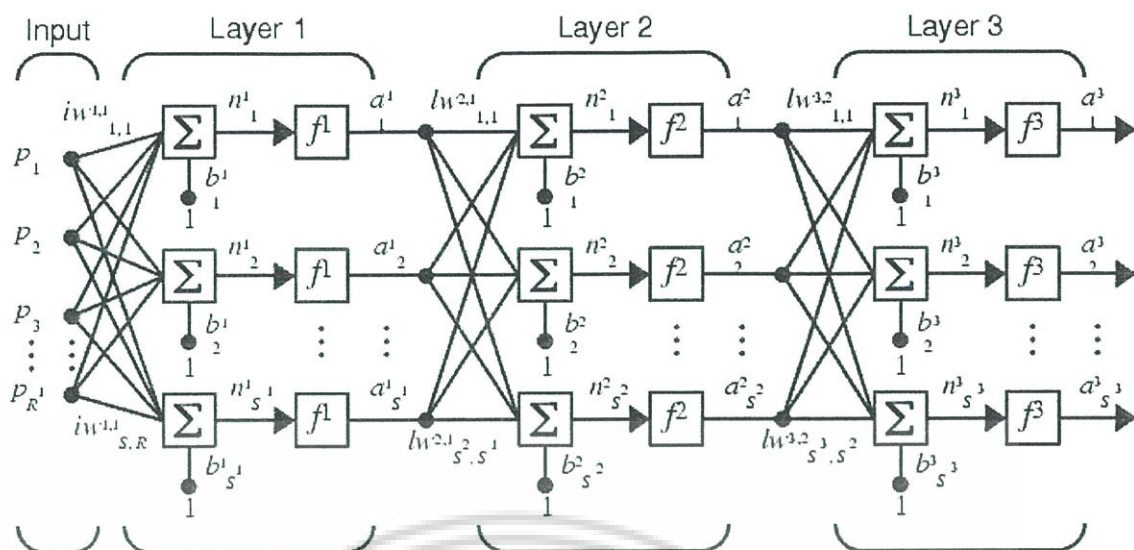
หัวข้อนี้จะกล่าวถึงเงื่อนไขทั้งหมดที่กำหนดขอบเขตการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม  
 ซึ่งมีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะใช้ Neural Network  
 Toolbox ของโปรแกรม MATLAB ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ดังนั้นองค์ประกอบบางชนิด  
 ที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมที่โปรแกรม MATLAB ได้ทำการกำหนดไว้แล้ว  
 ยกเว้นองค์ประกอบบางชนิดเช่น กลุ่มของรูปแบบอินพุตและเอาต์พุต , จำนวนของข้อมูลฝึกสอน  
 และข้อมูลทดสอบ เป็นต้น ซึ่งตัวผู้ฝึกสอนจะเป็นผู้กำหนดเอง

จุดมุ่งหมายของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้คือ ฝึกสอนเพื่อ  
 ให้ได้เอาต์พุตที่ต้องการคือ ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่จ่ายโหลดอย่าง  
 ประหยัด โดยมีรายละเอียดดังนี้

##### 5.4.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation :BP)

โครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็น โครงข่ายประสาทเทียมที่มีอยู่ใน  
 โปรแกรม MATLAB / Neural Network Toolbox ซึ่งได้แสดงในรูปที่ 5.4 โดยเอาต์พุตของโครง  
 ข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ตามสมการที่ 5.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.4 แสดงแบบจำลองของโครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน

$$O/P_{ANN} = f^3(LW^{3,2} * f^2(LW^{2,1} * f^1(IW^{1,1} * p + b^1) + b^2) + b^3) \quad (5.4)$$

- โดยที่  $IW^{1,1}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลอินพุตกับชั้นซ่อนที่ 1  
 $LW^{2,1}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 1 กับชั้นซ่อนที่ 2  
 $LW^{3,2}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาต์พุต  
 $b^1, b^2$  คือค่าไบแอสในชั้นเอาต์พุต  
 $f^1, f^2$  คือฟังก์ชันกระตุ้นชนิดแทนเจนต์ซิกมอยด์ (Tan - Sigmoid)  
 $f^3$  คือฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น (Linear)  
 $p = [p_1, p_2, \dots, p_R]$  คือเวกเตอร์อินพุตของโครงข่ายประสาทเทียม

#### 5.4.1.1 ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

การเลือกค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส (Random Initial Weight and Biases) ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม โดยมีคำสั่ง “net.inputWeight{1,1}.initFcn = ‘rands’;” และ “net.biases{1}.initFcn = ‘rands’;” เพื่อให้การฝึกสอนในแต่ละรอบมีทิศทางการลู่เข้าหาคำตอบแตกต่างกันออกไป โดยหนึ่งรอบการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน คือป้อนค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมาทำการคำนวณหาคำตอบหรือเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม ตามสมการที่ (5.4) สำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ จากนั้นจะแพร่ค่าย้อนกลับของค่าผิดพลาดระหว่างเอาต์พุต

ของโครงข่ายประสาทเทียมกับเอาท์พุทเป้าหมายและทำการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วย Levenberg – Maquard Algorithm (trainlm) ซึ่งจะได้กล่าวในหัวข้อต่อไป

#### 5.4.1.2 ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

ลำดับขั้นตอนในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed – Forward Neural Networks โดยใช้ Neural Network Toolbox มีหลายวิธีดังได้กล่าวแล้วข้างต้น ซึ่งแต่ละวิธีก็จะมีประสิทธิภาพที่และความรวดเร็วในการฝึกสอนที่แตกต่างกัน ตามที่ระบุใน Neural Network Toolbox User ‘s Guide ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำวิธี Levenberg – Maquard Algorithm ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงสุด โดยมีลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสดังสมการ

$$X_{k+1} = X_k + \Delta X = X_k + [J^T \cdot J + \mu I]^{-1} \cdot g \quad (5.5)$$

$$g = J^T \cdot e \quad (5.6)$$

โดยที่	x	คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (w) และค่าไบแอส (b)
	J	คือ จาคอบีเยนเมตริกซ์ (Jacobian Matrix) ของอนุพันธ์ของค่าผิดพลาด (แต่ละค่า) ต่อค่า x (แต่ละค่า)
	g	คือ Performance gradient
	J <sup>T</sup>	คือ Transpose Matrix ของ J
	e	คือ เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด (Error) ระหว่างค่าตอบ (Taget , t) กับค่าที่โครงข่ายประสาทเทียมคำนวณได้ (Anser , a)
	μ	คือ ค่าคงที่
	I	คือ Identity Matrix

จาโคเบียนเมตริกซ์ (w) : J (w) =

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,1}} & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,2}} & \dots & \frac{\partial e_1}{\partial w_{1,s}^2} \\ \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,1}} & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,2}} & \dots & \frac{\partial e_2}{\partial w_{2,s}^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_{s^3}}{\partial w_{s^3,1}} & \frac{\partial e_{s^3}}{\partial w_{s^3,2}} & \dots & \frac{\partial e_{s^3}}{\partial w_{s^3,s}^2} \end{bmatrix} \quad (5.7)$$

จาโคเบียนเมตริกซ์ (b) : J (b) =

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial e_1}{\partial b_1} \\ \frac{\partial e_2}{\partial b_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial e_{s^3}}{\partial b_{s^3}} \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

เมตริกซ์ของค่าผิดพลาด

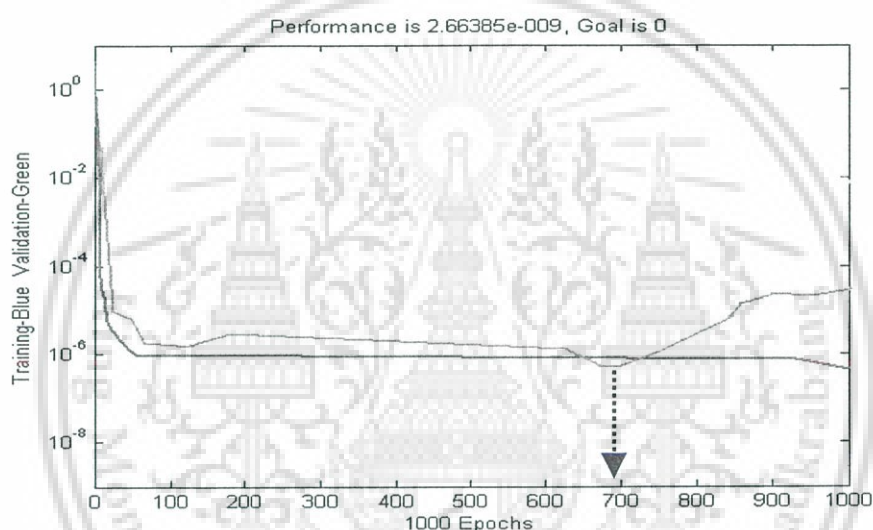
$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_{s^3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_1^3 - a_1^3 \\ t_2^3 - a_2^3 \\ \vdots \\ t_{s^3}^3 - a_{s^3}^3 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.4.1.3 จำนวนครั้งและจำนวนรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส

(Bias)

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแต่ละรอบจะกำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส เป็นจำนวน 1,000 ครั้ง (ในที่นี้จะเรียกว่า Epoch) เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบระยะเวลาในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละเงื่อนไข แล้วเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ที่ทำให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูลทดสอบ (เป็นชุดข้อมูล Validation ในการฝึกสอน) หรือ Validation Performance ที่มีค่าต่ำที่สุดใน 1,000 Epoch ซึ่งเป็นตำแหน่งที่ถูกสรุขไปใช้งาน ดังแสดงในรูปที่ 5.5



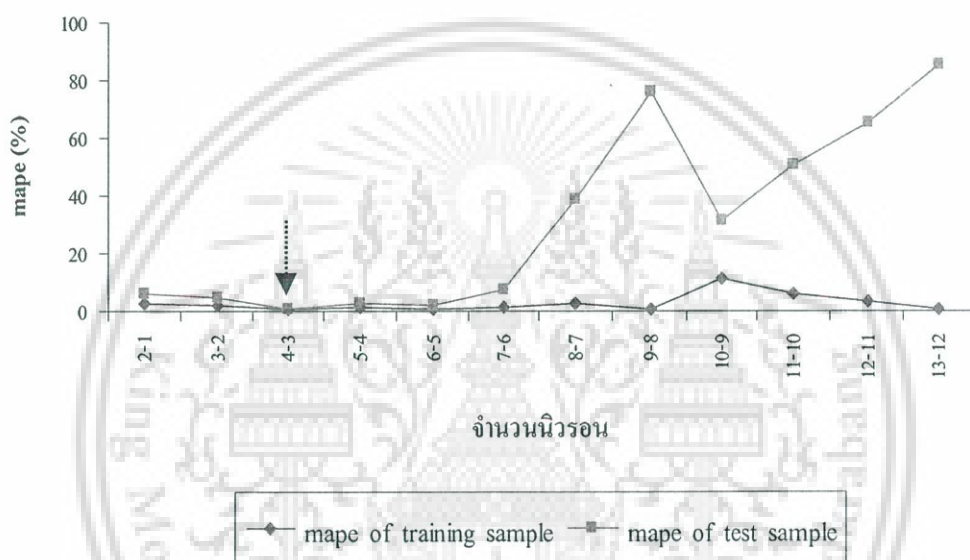
รูปที่ 5.5 การเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบของการฝึกสอน

สำหรับจำนวนรอบของการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายนั้น จะกำหนดไว้ที่ 20 รอบต่อโครงสร้าง เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการเปรียบเทียบระยะเวลาในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละเงื่อนไข และเลือกรอบการฝึกสอนที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำที่สุดใน 20 รอบไปใช้งาน

### 5.4.1.4 จำนวนโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นชนิด Feed – Forward Neural Networks ที่มีชั้นซ่อน (Hidden Layer) 2 ชั้น โดยกำหนดให้ในชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนนิวรอน (Neurons) ในชั้นซ่อนมากกว่าชั้นซ่อนที่ 2 เป็นจำนวน 1 นิวรอน และเริ่มฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 2-1 ตามลำดับและเพิ่มจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนขึ้นทีละ 1 นิวรอนจนถึงที่กำหนด และเลือกเอาโครงสร้างที่มีค่าเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำที่สุดไปใช้งาน ตัวอย่างในรูปแบบที่ 5.6 เป็นการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมในกรณีศึกษาที่ 1 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง ภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง ด้วยข้อมูลฝึกสอน 161 ชุดและข้อมูลทดสอบ 20 ชุดฟังก์ชันถ่ายโอนมีค่าความชัน  $k=1$  ในกรณีนี้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำที่สุด คือโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 4-3 ซึ่งเป็นตำแหน่งที่ถูกครีซชี้แสดงในรูปแบบที่ 5.6



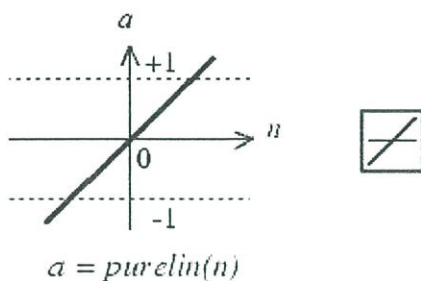
รูปที่ 5.6 การเลือกโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

#### 5.4.1.5 ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน

ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) เป็นองค์ประกอบหนึ่งที่มีผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed-Forward Neural Networks มีอยู่หลายชนิด เช่น Linear, Log-Sigmoid, Tan-Sigmoid Transfer Function การนำโครงข่ายประสาทเทียมไปใช้แก้ปัญหาฟังก์ชันต่อเนื่องแบบเชิงเส้นและมีความซับซ้อนไม่มากนัก สามารถใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed-Forward Neural Networks ที่มีชั้นซ่อนเพียงชั้นเดียว โดยใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน Log-Sigmoid ในชั้นซ่อน และฟังก์ชันถ่ายโอน Linear ในชั้นข้อมูลเอาต์พุต ก็เพียงพอสำหรับการแก้ปัญหา หากปัญหาที่พิจารณามีความซับซ้อนมากก็ต้องพิจารณาเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนขึ้นอีก 1 ชั้น และอาจจะเปลี่ยนมาใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน Tan-Sigmoid ในชั้นซ่อนแทน โดยฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นข้อมูลเอาต์พุตยังคงเป็นฟังก์ชันถ่ายโอน Linear เช่นเดิม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 1. Linear Transfer Function



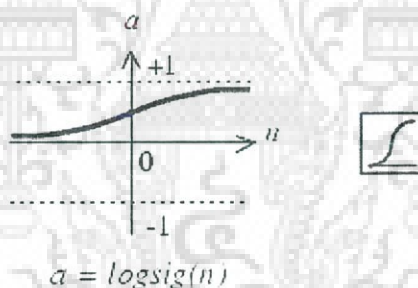
Linear Transfer Function

รูปที่ 5.7 Linear Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = n \quad (5.10)$$

## 2. Log Sigmoid Transfer Function



Log-Sigmoid Transfer Function

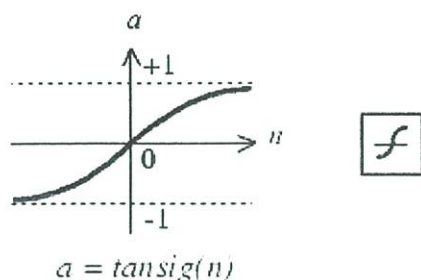
รูปที่ 5.8 Log Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{1}{1 + e^{-kn}} \quad (5.11)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3. Tangent Sigmoid Transfer Function



Tan-Sigmoid Transfer Function

#### รูปที่ 5.9 Tangent Sigmoid Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = \frac{1 - e^{(-kn)}}{1 + e^{(-kn)}} \quad (5.12)$$

โดยที่  $k$  คือค่าคงที่ที่แสดงถึงความชันของฟังก์ชันถ่ายโอน

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ถือว่าเป็นปัญหาชนิดที่เป็นฟังก์ชันต่อเนื่องแบบไม่เชิงเส้นและมีความซับซ้อนมาก จึงได้เลือกฟังก์ชันถ่ายโอน Tan-Sigmoid Transfer Function ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน Linear Transfer Function ในชั้นข้อมูลเอาต์พุต และความชันของฟังก์ชันถ่ายโอนในการศึกษานี้จึงทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนที่มีความชันเท่ากับ 1.00 ซึ่งเป็นค่าพื้นฐานของ Neural Network Toolbox

#### 5.4.1.6 เงื่อนไขที่เป็นพื้นฐานของ Neural Network Toolbox

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Feed – Forward Neural Networks ด้วย Levenberg – Maquard Algorithm (trainlm) โดยใช้ Neural Network Toolbox จะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดของการฝึกสอนดังนี้

1. ค่า Performance Gradient ซึ่งเป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดการฝึกสอน โดยในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นค่า Performance Gradient จะเปลี่ยนแปลงไปขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด (e) ที่เกิดขึ้นใน Epoch นั้นๆ โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ Performance Gradient มีค่าน้อยกว่า  $1e^{-10}$

2. ค่า  $\mu$  เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสให้ลู่เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบนั้นหากค่า Performance Gradient มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\mu$  ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่ง Performance Gradient มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า  $\mu$  จะถูกปรับลดลงเรื่อยๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Performance Gradient มีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่าเพิ่มขึ้น โดยค่า  $\mu$  เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า  $\mu$  เพิ่มขึ้นนั้นจะทำได้โดยการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า  $\mu$  ลดลงนั้นทำได้โดยการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อ  $\mu$  มีค่ามากกว่า  $1e^{10}$

จากที่กล่าวในข้างต้นเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation) ทั้งหมดสามารถนำมาสรุปได้ตามตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 เงื่อนไขการฝึกสอนที่ควบคุม

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
การเลือกค่าเริ่มต้นของ Weight , Bias	เลือกแบบสุ่ม (Random)	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ Weight , Bias ที่สุ่มได้
ลำดับขั้นตอนการปรับ Weight , Bias	Levenberg – Maquardt Algorithm	ประสิทธิภาพและความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด
จำนวนครั้งในการปรับ Weight , Bias ในการฝึกสอนแต่ละรอบ	1,000 ครั้ง	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
จำนวนรอบในการฝึกสอน	20 รอบ	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	<p><u>กรณีที่ 1.</u> มีจำนวน 12 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2 - 1 จนถึง 13 - 12</p> <p><u>กรณีที่ 2.</u> มีจำนวน 14 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2 - 1 จนถึง 15 - 14</p> <p><u>กรณีที่ 3.</u></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดฝึกสอน 50 ชุด มีจำนวน 5 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2 - 1 จนถึง 6 - 5</li> <li>- ชุดฝึกสอน 100 ชุด มีจำนวน 6 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2 - 1 จนถึง 7 - 6</li> </ul>	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.2 เงื่อนไขการฝึกสอนที่ควบคุม (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของ โครงข่ายประสาทเทียม
โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	- ชุดฝึกสอน 150 ชุด มีจำนวน 6 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2-1 จนถึง 7-6 <u>กรณีที่ 4.</u> - ชุดฝึกสอน 100 ชุด มีจำนวน 5 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2-1 จนถึง 14-13 - ชุดฝึกสอน 150 ชุด มีจำนวน 6 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2-1 จนถึง 16-15 - ชุดฝึกสอน 200 ชุด มีจำนวน 6 โครงสร้าง ตั้งแต่ 2-1 จนถึง 20-19	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน	ในชั้นซ่อนที่ 1 มีนิวรอนมากกว่าในชั้นซ่อนที่ 2 เป็นจำนวน 1 นิวรอน	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
ชนิดฟังก์ชันถ่ายโอน	Tan – sigmoid ในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้น และ Linear ในชั้นข้อมูลเอาต์พุต	ไม่มีการปรับชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน
ความชันของฟังก์ชันถ่ายโอน	$k = 1.00$	ไม่มีการปรับความชันของฟังก์ชันถ่ายโอน
จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	<u>กรณีที่ 1.</u> ชุดฝึกสอนจำนวน 161 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด <u>กรณีที่ 2.</u> ชุดฝึกสอนจำนวน 154 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 20 ชุด	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.2 เงื่อนไขการฝึกสอนที่ควบคุม (ต่อ)

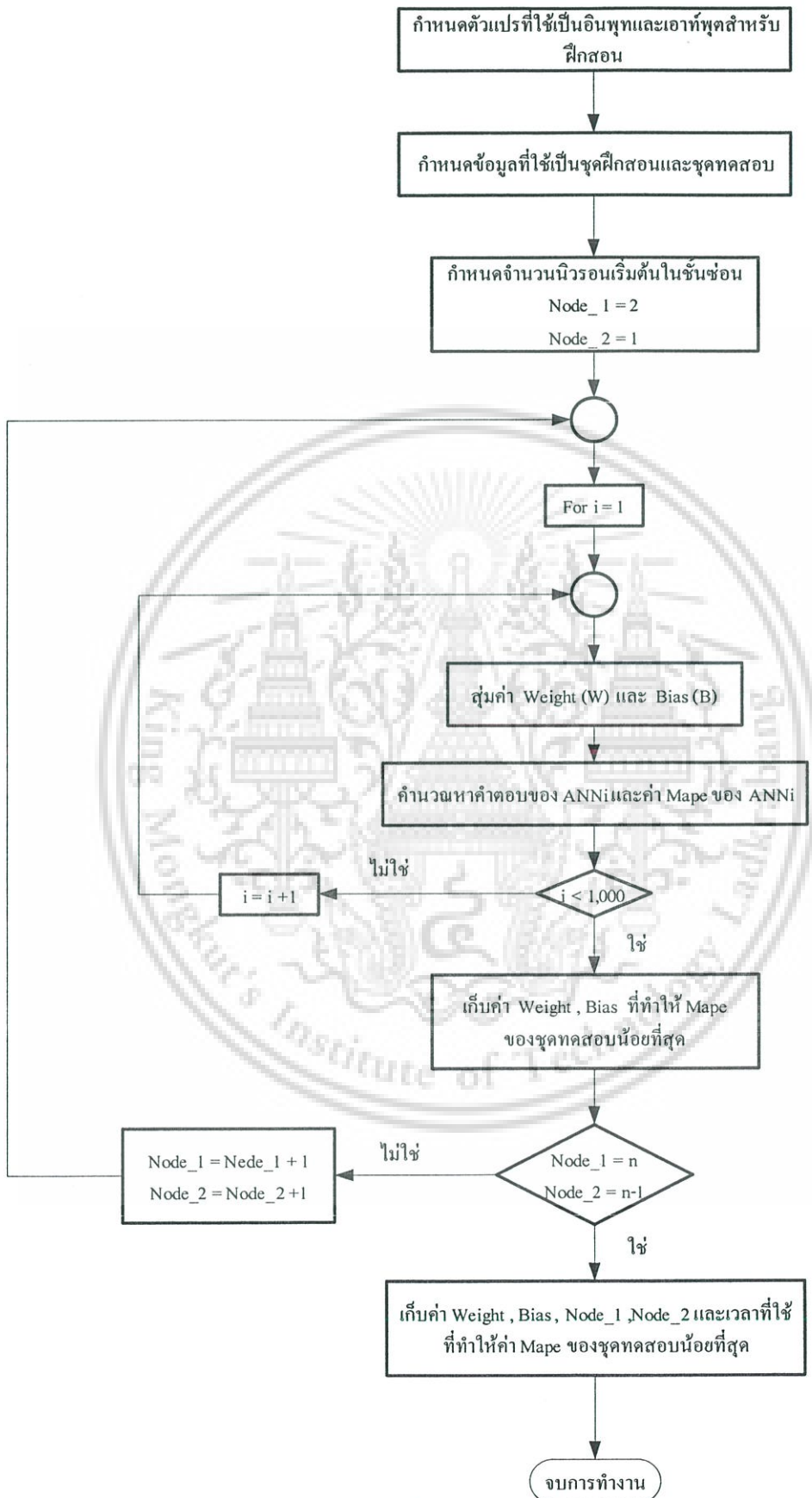
เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
จำนวนข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	<p><b>กรณีที่ 3.</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 50 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 30 ชุด</li> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 100 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 30 ชุด</li> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 150 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 30 ชุด</li> </ul> <p><b>กรณีที่ 4.</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 100 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 60 ชุด</li> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 150 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 60 ชุด</li> <li>- ชุดฝึกสอนจำนวน 200 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 60 ชุด</li> </ul>	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

#### 5.4.1.7 ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back- Propagation : BP)

ในขั้นตอนแรกของการฝึกสอนจะเป็นการเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ เมื่อได้ข้อมูลแล้วก็จะนำข้อมูลดังกล่าวมาจัดให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ โดยเมตริกซ์ดังกล่าวจะมีจำนวนหลักเท่ากับ จำนวนตัวแปรอินพุทบวกกับจำนวนของตัวแปรเอาต์พุท และมีจำนวนแถวเท่ากับ จำนวนชุดของข้อมูลฝึกสอนหรือข้อมูลทดสอบ จากนั้นนำเมตริกซ์ที่ได้มาจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ให้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Variance) เท่ากับ 1 แล้วจึงนำเมตริกซ์ที่จัดระเบียบข้อมูลแล้วไปฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อทำการกำหนดเงื่อนไขต่างๆในการฝึกสอนตามที่กล่าวเรียบร้อยแล้วก็จะเริ่มทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งขั้นตอนแสดงดังรูปที่ 5.10 ซึ่งเป็นขั้นตอน Back – Propagation Calculation ซึ่งเป็นการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสและคำนวณหาค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบเป็นจำนวน 1,000 Epoch และเลือกเอาค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้คำตอบของข้อมูลทดสอบที่ค่าผิดพลาดน้อยที่สุดเก็บไว้เพื่อเปรียบเทียบกับกรฝึกสอนในโครงสร้างอื่นๆ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

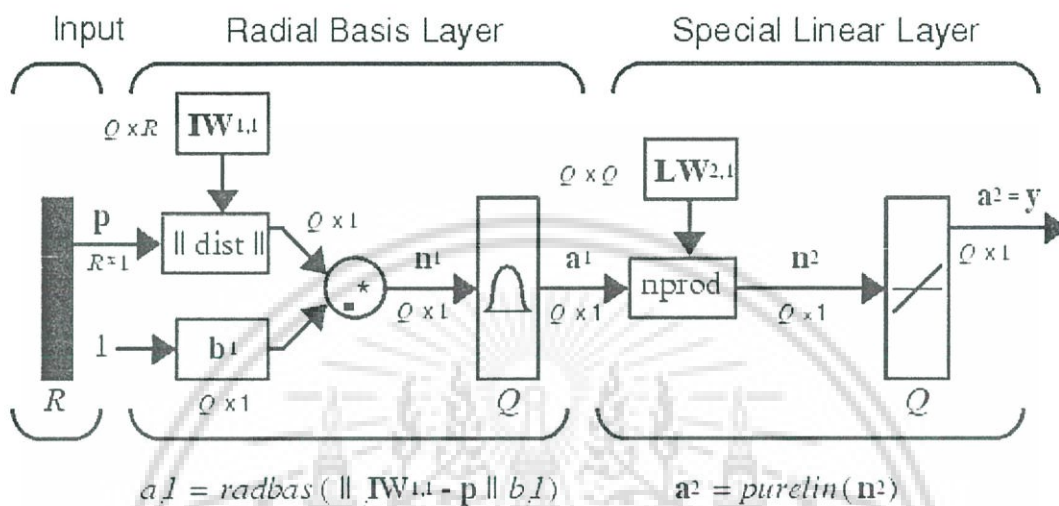


รูปที่ 5.10 โฟลว์ชาร์ตของขั้นตอน Back-propagation calculation

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 5.4.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression : GRNN

โครงสร้างพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression : GRNN ซึ่งได้แสดงไว้ในรูปที่ 5.11 โดยเอาท์พุทของโครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาได้ตามสมการที่ 5.13



รูปที่ 5.11 แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression

$$o / P_{ANN} = f^3 \left[ LW_{2,1} * \exp \left[ - \frac{\| P_R - iw^{1,1} \|^2}{2\sigma_j^2} \right] \right] \quad (5.13)$$

โดยที่  $iw^{1,1}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นข้อมูลอินพุทกับชั้นซ่อนที่ 1

$LW_{2,1}$  คือค่าถ่วงน้ำหนักที่เชื่อมระหว่างชั้นซ่อนที่ 2 กับชั้นเอาท์พุท

$f^3$  คือฟังก์ชันกระตุ้นชนิด Special Linear

$\sigma_j^2$  คือค่ากระจายค่าคงที่ (ซึ่งสัมพันธ์กับค่าไบแอส  $b = 0.8326 / \text{spread}$  ในชั้นซ่อน

$p = [p_1, p_2, \dots, p_R]$  คือเวกเตอร์อินพุทของโครงข่ายประสาทเทียมก่อนการฝึกสอน

#### 5.4.2.1 ค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

การเลือกค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสสำหรับการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเริ่มต้นด้วยการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนัก (Random Initial Weight) และเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Increase Spread) ซึ่งมีความสัมพันธ์กับค่าไบแอส ( $b = 0.8326 / \text{spread}$ ) ในชั้นซ่อน ให้กับโครงสร้างเริ่มต้นของโครงข่ายประสาทเทียม การปรับค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ถ่วงน้ำหนักจะปรับ โดยเพิ่มจำนวนรอบที่ลรอบ และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดการบวนการเรียนรู้ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression นอกจากจะปรับค่าถ่วงน้ำหนัก โดยเพิ่มจำนวนรอบแล้ว ยังสามารถทำการเพิ่มค่าการกระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมี (spread) ควบคู่กันไป เพื่อค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของ อินพุตและค่าเป้าหมาย

#### 5.4.2.2 ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

การฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression สามารถแบ่ง ออกเป็น 2 ขั้นตอนด้วยกัน คือ ป้อนข้อมูลอินพุตไปข้างหน้าและกระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ซึ่งระหว่างการป้อนไปข้างหน้าจะเริ่มต้นด้วยการนำค่าอินพุตที่ได้รับจากชั้นอินพุตมา คำนวณหาระยะห่างกับค่าถ่วงน้ำหนักในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งต่อผลลัพธ์ที่ได้ส่งต่อไปคำนวณ ในฟังก์ชันกระตุ้นชนิดฐานรัศมี (Radial Basis) จากนั้นจะทำการส่งผลลัพธ์ที่ได้ไปยังชั้นเอาต์พุต ซึ่งอยู่ถัดไป ซึ่งในชั้นเอาต์พุตแต่ละนิวรอน จะทำการจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ผลลัพธ์ ที่ได้รับในแต่ละนิวรอน แล้วจึงส่งผลลัพธ์ที่ได้ส่งไปคำนวณกับฟังก์ชันกระตุ้นชนิดเชิงเส้น เพื่อ หาคำตอบหรือผลตอบสนองของโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแต่ละรูปแบบข้อมูลที่ป้อนให้ ทิศ ทางการไหลของข้อมูลเหล่านี้เป็นลักษณะเคลื่อนที่ไปข้างหน้า

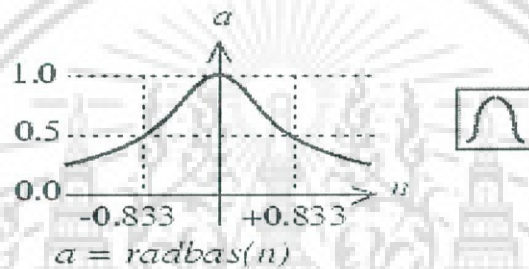
เมื่อข้อมูลอินพุตปรากฏบนชั้นอินพุต ( $P_r, R = 1, \dots, R$ ) สัญญาณจากชั้นอินพุตทั้งหมดจะ ถูกส่งมาตามสายเชื่อมโยงไปยังนิวรอนในชั้นถัดไป ในช่วงรอบแรกๆแต่ละนิวรอนในชั้นฐานรัศมี ถูกเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนักที่อยู่ในชั้นฐานรัศมี ( $iw_{MN,R}^{l-1} = MN = 1, \dots, N$ ) โดยกำหนดให้มี ขนาดค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐานรัศมีมีขนาดเล็กแล้วค่อยๆเพิ่มขนาดของค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นฐาน รัศมีเพิ่มขึ้นตามจำนวนรอบที่คำนวณ ขณะนั้นจะทำการคำนวณสัญญาณเอาต์พุตของนิวรอนใน ชั้นฐานรัศมี

#### 5.4.2.3 จำนวนรอบของการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias)

หนึ่งรอบการฝึกสอนจะมีการสุ่มค่าถ่วงน้ำหนักและปรับเปลี่ยนค่าการกระจายค่าคง ที่โดยเริ่มต้นที่ 0.0001 เพื่อคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูล ทดสอบต่ำที่สุดไปใช้งาน จากนั้นทำการเพิ่มค่าการกระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.0001 จนถึง 0.1 เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด หรือจน กว่าค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) เท่ากับ 0 แล้วหยุดการฝึกสอน

#### 5.4.2.4 ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอน

โครงสร้างชนิด Generalized Regression Function ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะใช้สำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) โดยจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต (input layer), ชั้นซ่อน (hidden layer) หรือบางครั้งเรียกว่าชั้นฐานรัศมี (radial basis layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) หรือบางครั้งเรียกว่า Special Linear Layer ลักษณะของโครงสร้างประสาทเทียมชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมดนั่นคือ ทุกนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปทุกนิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกนิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปทุกนิวรอนในชั้นเอาต์พุต และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นฐานรัศมีเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial basis เท่านั้น ส่วนในชั้นเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Liner ดังแสดงในรูปที่ 5.12



$$radbas(n) = e^{-n^2}$$

รูปที่ 5.12 Radial Basis Transfer Function

สมการฟังก์ชันกระตุ้น คือ

$$a(n) = e^{-n^2} \quad (5.14)$$

จากที่กล่าวในข้างต้นเงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression สามารถสรุปได้ตามตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 เงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
การเลือกค่าเริ่มต้นของ Weight	เลือกแบบสุ่ม (Random)	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ Weight ที่สุ่มได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.3 เงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
การเลือกค่าเริ่มต้นของ Weight	เลือกแบบสุ่ม (Random)	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับค่าเริ่มต้นของ Weight ที่สุ่มได้
ลำดับขั้นตอนการปรับ Bias	Bias = 0.8236/spread	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกันโดยขึ้นอยู่กับค่าปรับ Bias
n = รอบในการปรับค่า Bias	กรณี 1. ชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด n = 10 รอบ กรณี 2. ชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด n = 20 รอบ กรณี 3. - ชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด n = 40 รอบ - ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด n = 5 รอบ - ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด n = 10 รอบ กรณี 4. - ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด n = 100 รอบ - ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด n = 100 รอบ - ชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด n = 100 รอบ	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
Spread = n / ค่าที่กำหนด	กรณี 1. ชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ค่าที่กำหนด = 25 กรณี 2. ชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ค่าที่กำหนด = 30	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.3 เงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
Spread = n / ค่าที่กำหนด	<p>กรณี 3.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ค่าที่กำหนด = 250</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ค่าที่กำหนด = 20</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ค่าที่กำหนด = 10</li> </ul> <p>กรณี 4.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ค่าที่กำหนด = 20</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ค่าที่กำหนด = 50</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ค่าที่กำหนด = 20</li> </ul>	ใช้เปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน
ข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	<p>กรณี 1. ชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด</p> <p>กรณี 2. ชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด</p> <p>กรณี 3.</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด</li> <li>- ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด</li> </ul>	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกัน อาจขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.3 เงื่อนไขการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression (ต่อ)

เงื่อนไขที่ควบคุม	ค่าที่กำหนด	ผลต่อการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม
ข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ	กรณี 4. - ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด - ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด - ชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด	ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมอาจจะแตกต่างกัน อาจขึ้นอยู่กับชุดข้อมูลฝึกสอน

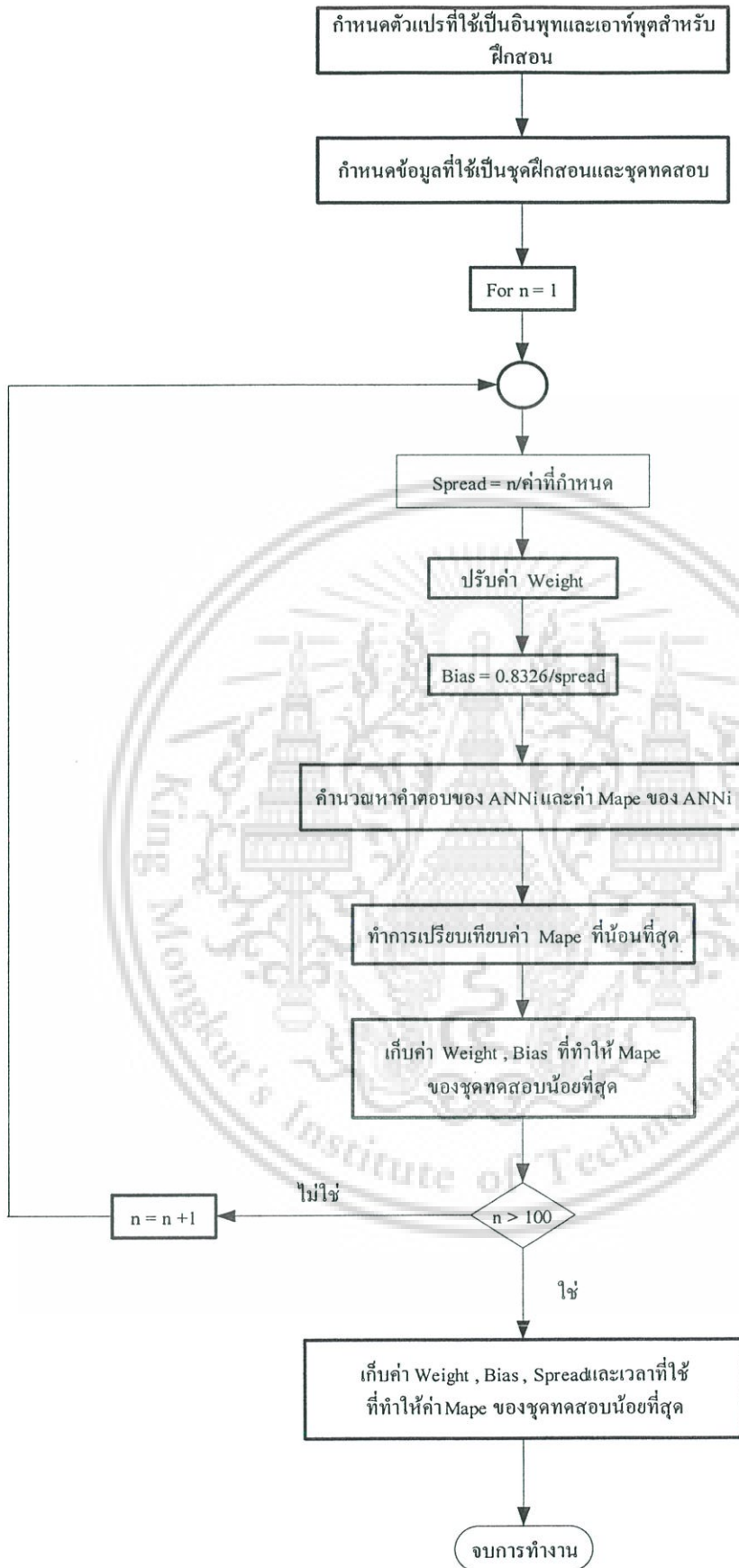
#### 5.4.2.5 ขั้นตอนการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression :

##### GRNN

ในขั้นตอนแรกของการฝึกสอนจะเป็นการเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนและทดสอบ เมื่อได้ข้อมูลแล้วก็นำข้อมูลดังกล่าวมาจัดให้อยู่ในรูปเมตริกซ์ โดยเมตริกซ์ดังกล่าวจะมีจำนวนหลักเท่ากับ จำนวนตัวแปรอินพุทบวกกับจำนวนของตัวแปรเอาต์พุท และมีจำนวนแถวเท่ากับจำนวนชุดของข้อมูลฝึกสอนหรือข้อมูลทดสอบ จากนั้นนำเมตริกซ์ที่ได้มาจัดระเบียบข้อมูล (Normalization) ให้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Variance) เท่ากับ 1 แล้วจึงนำเมตริกซ์ที่จัดระเบียบข้อมูลแล้วไปฝึกโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม (Training Neural Network) จะใช้โปรแกรม MATLAB / Neural Network Toolbox จากนั้นเริ่มทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วยการปรับเปลี่ยนค่าถ่วงน้ำหนักและเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ (Spread) ซึ่งจะมีความสัมพันธ์กับค่าไบแอส ( $b = 0.8326 / \text{spread}$ ) ในชั้นซ่อนที่ 1 การปรับค่าถ่วงน้ำหนักจะปรับโดยเพิ่มจำนวนรอบที่ละรอบ และดำเนินการปรับค่าถ่วงน้ำหนักเช่นนี้ ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดการบวนการเรียนรู้ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression นอกจากจะปรับค่าถ่วงน้ำหนักโดยเพิ่มจำนวนรอบแล้ว ยังสามารถทำการเพิ่มค่าการกระจายของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมี (spread) ควบคู่กันไป เพื่อค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุทและค่าเป้าหมาย เพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mape) ของชุดข้อมูลที่ฝึกสอนที่ดีที่สุด และขั้นตอนการฝึกสอนแสดงดังรูปที่ 5.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.13 โฟลว์ชาร์ตของขั้นตอน Generalized Regression

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

### ผลการทดลอง

บทนี้เป็นการนำเสนอผลการทดลองซึ่งได้จากการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับและโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function โดยทำการฝึกสอนด้วย Neural Network Toolbox ตามรูปแบบและวิธีการที่ได้นำเสนอในบทที่ 4 และ 5 โดยมีรายละเอียดดังนี้

#### 6.1 รูปแบบการนำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation :BP)

##### 6.1.1 กรณีศึกษาที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 4 กรณี

6.1.1.1 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 3 , 733 MHz หน่วยความจำ 256 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (จุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.1

6.1.1.2 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 3 , 733 MHz หน่วยความจำ 256 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (จุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.2

6.1.1.3 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 4 , 1.4 GHz หน่วยความจำ 512 MB จากนั้นจึงนำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.3 ถึงตารางที่ 6.8

6.1.1.4 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยักระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับเพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 4 , 1.4 GHz หน่วยความจำ 512 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.8 ถึงตารางที่ 6.10

## 6.2 รูปแบบการนำเสนอโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression : GRNN

### 6.2.1 กรณีศึกษาที่ใช้ในการทดลองมีทั้งหมด 4 กรณีคือ

6.2.1.1 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function เพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 3 , 733 MHz หน่วยความจำ 256 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.5

6.2.1.2 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function เพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 3 , 733 MHz หน่วยความจำ 256 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.6

6.2.1.3 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยักระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function เพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 4 , 1.4 GHz หน่วยความจำ 512 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.7

6.2.1.4 การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function เพื่อใช้คำนวณหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวที่ช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลหน่วยประมวลผลกลาง Pentium 4 , 1.4 GHz หน่วยความจำ 512 MB จากนั้นจึงนำโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน (ชุดที่มีค่า mape ต่ำที่สุด) ตามเงื่อนไขต่างๆ โดยผลการทดสอบแสดงอยู่ในตารางที่ 6.8

### 6.3 รูปแบบการนำเสนอผลการทดลองของกรณีศึกษาทั้ง 4 กรณี

การแสดงผลการทดลองของกรณีศึกษาที่ 1 ถึงกรณีศึกษาที่ 3 จะนำเสนอเป็น 3 ส่วนคือ ส่วนแรกจะเป็นการเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างวิธี Numerical และค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนในแต่ละกรณี พร้อมกราฟเปรียบเทียบค่าผิดพลาดของคำตอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่สองจะแสดงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนของแต่ละกรณี ส่วนที่สามเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบทุกกรณี ส่วนการแสดงผลการทดลองของกรณีศึกษา 4 จะนำเสนอเป็น 3 ส่วนคือส่วนแรกจะเป็นค่า ape (absolute percentage error) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างวิธี Numerical และค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนในแต่ละกรณี พร้อมกราฟเปรียบเทียบค่าผิดพลาดของคำตอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนที่สองจะแสดงเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนของแต่ละกรณี ส่วนที่สามเป็นการเปรียบเทียบประสิทธิภาพและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมทั้ง 2 แบบทุกกรณี สำหรับค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องช่วยกันจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างวิธี Numerical และค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนในแต่ละกรณีจะแสดงในภาคผนวก ค.

### 6.4 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation :BP)

6.4.1. ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

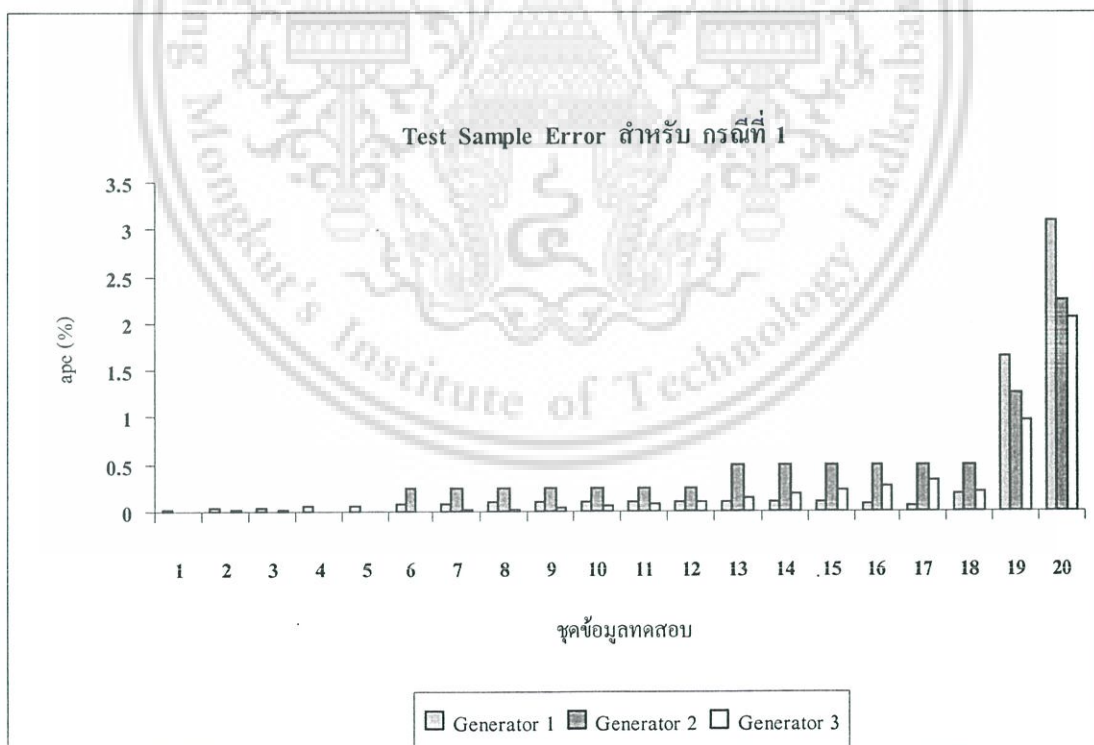
ตารางที่ 6.1 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : BP

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1105	536.3679	0.0249	400.0000	0	168.6321	0.0086
	Neural network		536.2345		400.0000		168.6177	
2	Numerical	1110	540.1442	0.0359	400.0000	0	169.8558	0.0105
	Neural network		539.9505		400.0000		169.8380	
3	Numerical	1115	543.9204	0.0472	400.0000	0	171.0796	0.0107
	Neural network		543.6637		400.0000		171.0613	
4	Numerical	1120	547.6966	0.0585	400.0000	0	172.3034	0.0089
	Neural network		547.3759		400.0000		172.2880	
5	Numerical	1125	551.4729	0.0696	400.0000	0	173.5271	0.0048
	Neural network		551.0889		400.0000		173.5187	
6	Numerical	1130	555.2491	0.0801	400.0000	0.25	174.7509	0.0018
	Neural network		554.8045		401.0000		174.7541	
7	Numerical	1135	559.0254	0.0896	400.0000	0.25	175.9746	0.0114
	Neural network		558.5244		401.0000		175.9947	
8	Numerical	1140	562.8016	0.0979	400.0000	0.25	177.1984	0.0241
	Neural network		562.2505		401.0000		177.2411	
9	Numerical	1145	566.5779	0.1078	400.0000	0.25	178.4221	0.0376
	Neural network		565.9669		401.0000		178.4892	
10	Numerical	1150	570.3541	0.1097	400.0000	0.25	179.6459	0.0601
	Neural network		569.7284		401.0000		179.7538	
11	Numerical	1155	574.1304	0.1126	400.0000	0.25	180.8696	0.0838
	Neural network		573.4839		401.0000		181.0213	
12	Numerical	1160	577.9066	0.1132	400.0000	0.25	182.0934	0.1118
	Neural network		577.2527		401.0000		181.0213	
13	Numerical	1165	581.6829	0.1111	400.0000	0.50	183.3171	0.1442
	Neural network		581.0367		402.0000		183.5814	
14	Numerical	1170	585.4591	0.1089	400.0000	0.50	184.5409	0.1787
	Neural network		584.8214		402.0000		184.8707	
15	Numerical	1175	589.2353	0.0981	400.0000	0.50	185.7647	0.2230
	Neural network		588.6575		402.0000		186.1790	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.1 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
16	Numerical	1180	593.0116	0.0866	400.0000	0.50	186.9884	0.2701
	Neural network		592.4978		402.0000		187.4934	
17	Numerical	1185	596.7878	0.0716	400.0000	0.50	188.2122	0.3223
	Neural network		596.3604		402.0000		188.8189	
18	Numerical	1190	600.0000	0.1810	400.0000	0.50	190.0000	0.2068
	Neural network		601.0862		402.0000		190.3928	
19	Numerical	1195	600.0000	1.6544	400.0000	1.25	195.0000	0.9605
	Neural network		609.9263		395.0000		193.1270	
20	Numerical	1200	600.0000	3.0874	400.0000	2.25	200.0000	2.0680
	Neural network		618.5245		391.0000		195.8640	



รูปที่ 6.1 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (ape) กรณีศึกษาที่ 1.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.1 และรูปที่ 6.1 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 161 ชุดและชุดทดสอบ 20 ชุดสามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.3303 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 3.0874 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 20)
2. จากรูปที่ 6.1 ค่า ape (%) ของข้อมูลทดสอบมีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เนื่องมาจากชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าคำตอบ (ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว) ที่เพิ่มขึ้นตามลำดับ จึงทำให้ค่า ape (%) มีค่าเพิ่มขึ้น
3. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 4 และ 3 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 7.8312 นาที
4. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากในการฝึกสอนบางรอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

6.4.2. ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

ตารางที่ 6.2 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : BP

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1100	555.8375	0.0018	376.8129	0.0497	167.7750	0.0014
	Neural network		555.8276		377.0000		167.7773	
2	Numerical	1105	558.5394	0.0029	378.5212	0.1265	168.6047	0.0019
	Neural network		558.5232		379.0000		168.6079	
3	Numerical	1110	561.2422	0.0051	380.2296	0.0604	169.4347	0.0020
	Neural network		561.2138		380.0000		169.4382	
4	Numerical	1115	563.9460	0.0074	381.9379	0.0163	170.2648	0.0024
	Neural network		563.9041		382.0000		170.2688	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

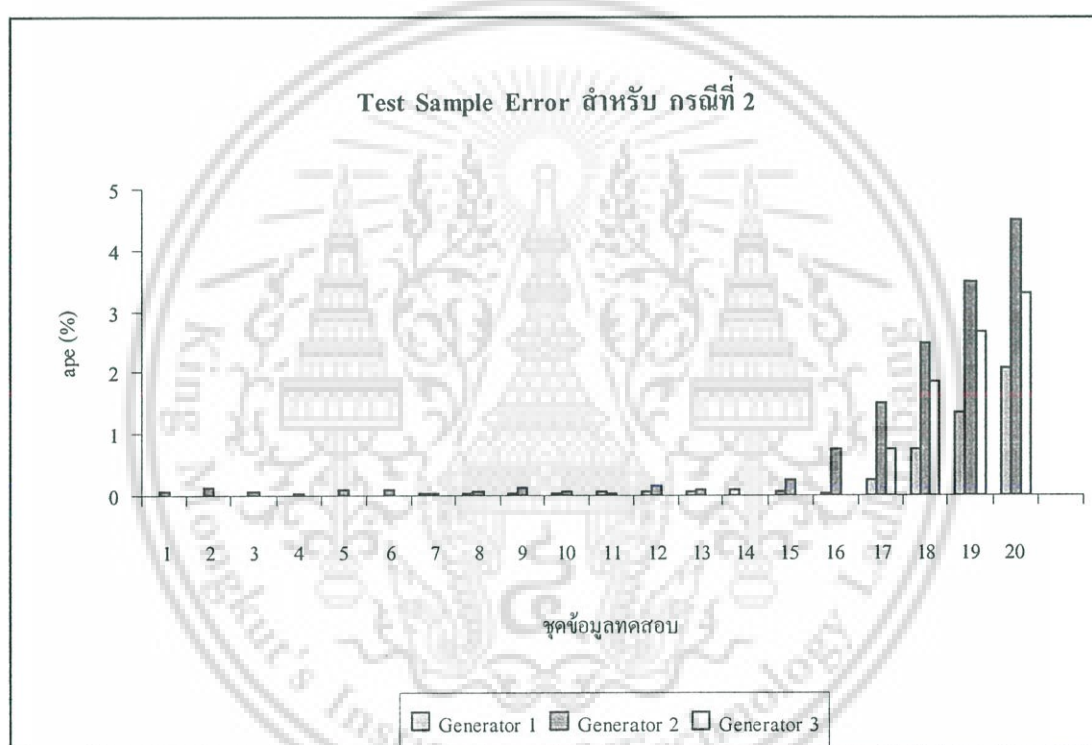
ตารางที่ 6.2 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
5	Numerical	1120	566.6507	0.0103	383.6463	0.0922	171.0952	0.0044
	Neural network		566.5921		384.0000		171.1027	
6	Numerical	1125	569.3563	0.0143	385.3547	0.0920	171.9258	0.0045
	Neural network		569.2751		385.0000		171.9335	
7	Numerical	1130	572.0629	0.0189	387.0631	0.0163	172.7566	0.0062
	Neural network		571.9545		387.0000		172.7674	
8	Numerical	1135	574.7703	0.0244	388.7716	0.0587	173.5877	0.0063
	Neural network		574.6303		389.0000		173.5986	
9	Numerical	1140	577.4787	0.0307	390.4801	0.1230	174.4189	0.0081
	Neural network		577.3012		390.0000		174.4331	
10	Numerical	1145	580.1881	0.0381	392.1886	0.0481	175.2504	0.0082
	Neural network		579.9670		392.0000		175.2648	
11	Numerical	1150	582.8983	0.0476	393.8972	0.0261	176.0821	0.0095
	Neural network		582.6210		394.0000		176.0988	
12	Numerical	155	585.6095	0.0576	395.6058	0.1531	176.9140	0.011
	Neural network		585.2721		395.0000		176.9337	
13	Numerical	160	588.3216	0.0695	397.3144	0.0791	177.7461	0.0107
	Neural network		587.9126		397.0000		177.7652	
14	Numerical	1165	591.0347	0.0832	399.0231	0.0058	178.5785	0.0137
	Neural network		590.5430		399.0000		178.6029	
15	Numerical	1170	594.2884	0.0738	400.0000	0.2500	179.5766	0.0154
	Neural network		596.8500		401.0000		179.6042	
16	Numerical	1175	598.2640	0.0344	400.0000	0.7500	180.7961	0.0143
	Neural network		598.0580		403.0000		180.8219	
17	Numerical	1180	600.0000	0.2468	400.0000	1.5000	184.2749	0.7442
	Neural network		601.4811		406.0000		182.9036	
18	Numerical	1185	600.0000	0.7497	400.0000	2.5000	189.5096	1.8531
	Neural network		604.4981		410.0000		185.9979	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.2 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
19	Numerical	1190	600.0000	1.3420	400.0000	3.5000	194.7513	2.6747
	Neural network		608.0522		414.0000		189.5423	
20	Numerical	1195	600.0000	2.0614	400.0000	4.5000	199.9999	3.3044
	Neural network		612.3683		418.0000		193.3911	



รูปที่ 6.2 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (ape) กรณีศึกษาที่ 2.

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.2 และรูปที่ 6.2 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 154 ชุดและชุดทดสอบ 20 ชุดสามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.4653 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0014 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 4.500 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 20)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. จากรูปที่ 6.2 ค่า ape (%) ของข้อมูลทดสอบมีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เนื่องมาจากชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าคำตอบ (ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว) ที่เพิ่มขึ้นตามลำดับ จึงทำให้ค่า ape (%) มีค่าเพิ่มขึ้น เช่นเดียวกับกรณีที่ 1
3. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 9 และ 8 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 44.8328 นาที
4. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากในการฝึกสอนบางรอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

#### 6.4.3 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหัตระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators

ตารางที่ 6.3 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.0220	171.3214	0.0532	261.9625	0.0307
	Neural network		445.3096		171.4126		261.8820	
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.0736	169.5432	0.1974	260.0574	0.0397
	Neural network		443.1484		169.8779		259.9542	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.0237	174.3211	0.0971	264.8910	0.0780
	Neural network		449.0796		174.1518		264.6844	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.0121	169.8527	0.0335	260.2413	0.0112
	Neural network		443.2381		169.9096		260.2121	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.0189	175.5443	0.1141	265.1457	0.0921
	Neural network		450.7433		175.3439		265.3899	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.0637	173.5175	0.0668	264.1682	0.0718
	Neural network		448.4103		173.6334		263.9784	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.1244	174.5935	0.4156	267.5159	0.3770
	Neural network		450.8733		175.3192		266.5073	
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0054	171.6858	0.0036	261.9126	0.0692
	Neural network		445.6768		171.6919		261.7313	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.3 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.0075	166.7106	0.0585	256.9242	0.0249
	Neural network		438.9209		166.8082		256.8601	
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.0531	180.6014	0.0241	270.5832	0.1408
	Neural network		457.8789		180.5579		270.9641	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.0795	167.1793	0.0603	257.2127	0.0095
	Neural network		439.2749		167.0785		257.2372	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.1999	173.7993	0.7640	266.1394	0.0304
	Neural network		450.2930		172.4716		266.0586	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0214	168.6917	0.3991	259.3765	0.3410
	Neural network		441.5530		168.0185		260.2608	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.1598	169.5059	0.6888	257.1854	0.5315
	Neural network		440.9710		168.3383		258.5525	
15	Numerical	1164.8522	425.7076	0.1010	157.7943	0.1907	245.9958	0.5926
	Neural network		426.1377		157.4934		247.4536	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.0697	173.4763	0.0954	265.8358	0.1184
	Neural network		449.1698		173.6417		265.5211	
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.0845	180.3262	0.1771	270.0223	0.2084
	Neural network		457.1468		180.0068		270.5851	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.0001	179.2380	0.0752	269.5955	0.1536
	Neural network		455.9400		179.1032		270.0095	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.0227	165.3176	0.0460	264.3516	0.0196
	Neural network		450.8771		165.2415		264.2999	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.0014	166.9916	0.1022	257.2038	0.0222
	Neural network		439.3862		167.1622		257.2608	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.0768	174.9174	0.1387	264.5616	0.0900
	Neural network		449.7931		174.6747		264.7996	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.0122	172.6825	0.0285	262.5588	0.0295
	Neural network		446.9954		172.6333		262.6361	
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.0151	169.9689	0.0365	260.3307	0.0775
	Neural network		443.3564		170.0309		260.1288	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.3 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.0580	173.2779	0.0853	263.6426	0.0514
	Neural network		448.0339		173.4258		263.5070	
25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.0795	182.0870	0.2169	271.4162	0.3316
	Neural network		459.4310		181.6921		272.3161	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.0889	179.5206	0.5011	271.8893	0.2858
	Neural network		457.7160		180.4202		271.1122	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.0042	177.7107	0.0214	268.1306	0.0756
	Neural network		453.9673		177.6727		268.3334	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0825	178.0213	0.0231	268.4697	0.0542
	Neural network		454.5188		178.0625		268.6152	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.0085	170.2069	0.0360	260.3459	0.0154
	Neural network		443.6968		170.2681		260.3059	
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.0152	175.8728	0.0264	266.1915	0.0615
	Neural network		451.3984		175.8263		266.0278	

ตารางที่ 6.4 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.1664	163.7439	0.2312	84.6198	0.0045
	Neural network		136.9308		163.3653		84.6236	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.7494	162.0230	0.0745	83.8289	0.5580
	Neural network		135.2819		161.9022		84.2967	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.3236	166.0446	0.3236	87.8726	0.1076
	Neural network		139.8835		166.5820		87.9672	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.2789	161.4138	0.1361	82.6006	0.0624
	Neural network		135.3673		161.6334		82.6521	
5	Numerical	1289.7818	141.1068	0.2229	168.1082	0.0150	89.0482	0.2519
	Neural network		141.4213		168.1334		88.8239	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.4 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดย  
ชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

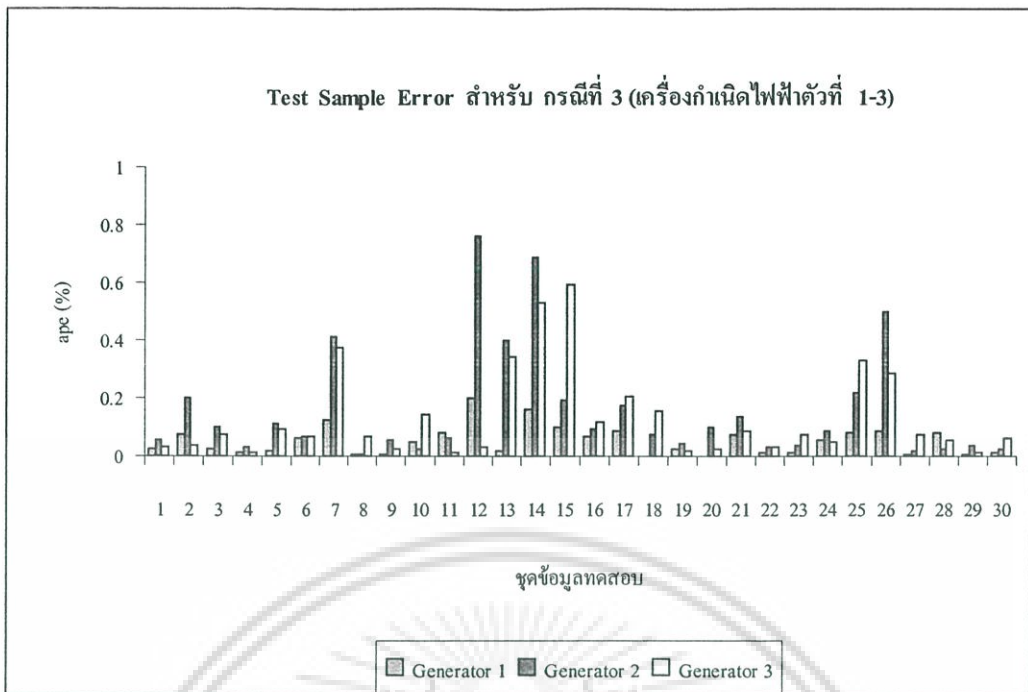
ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.6732	165.4883	0.2846	86.3471	0.1378
	Neural network		139.4805		165.9592		86.4661	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.1878	166.9829	0.4878	89.9322	1.0583
	Neural network		141.0781		167.7974		88.9805	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.2865	163.9186	0.0175	85.7839	0.3069
	Neural network		137.3528		163.9473		85.5206	
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.4572	157.6518	0.3756	80.3328	0.0121
	Neural network		131.9651		158.2439		80.3425	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	0.0251	174.5129	0.1477	96.3026	0.1951
	Neural network		146.8609		174.2551		96.1147	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.1078	158.1526	0.2574	81.0440	0.1974
	Neural network		132.1798		158.5597		81.0600	
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.6123	166.5480	0.2027	87.0754	0.9440
	Neural network		139.6647		166.8856		87.8974	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.8223	160.0306	0.2184	80.6522	1.7410
	Neural network		133.2177		159.6810		82.0563	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.5522	161.7234	0.9171	83.3640	1.0593
	Neural network		133.3984		160.2402		84.2471	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	0.9386	147.9255	0.6358	66.5372	0.6390
	Neural network		122.0265		146.9849		66.9624	
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.1388	165.8840	0.1708	87.8106	0.3540
	Neural network		139.4530		166.1673		87.4997	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	0.5707	173.6880	0.1778	94.5104	0.2436
	Neural network		146.2865		173.3792		94.2802	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	0.3670	172.4357	0.1696	92.2381	0.5836
	Neural network		145.2322		172.1432		92.7764	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.0917	167.4251	0.0924	88.3394	0.2192
	Neural network		137.8068		167.2704		88.5331	
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.5802	158.3656	0.2419	81.4573	0.1927
	Neural network		132.2638		158.7488		81.6142	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

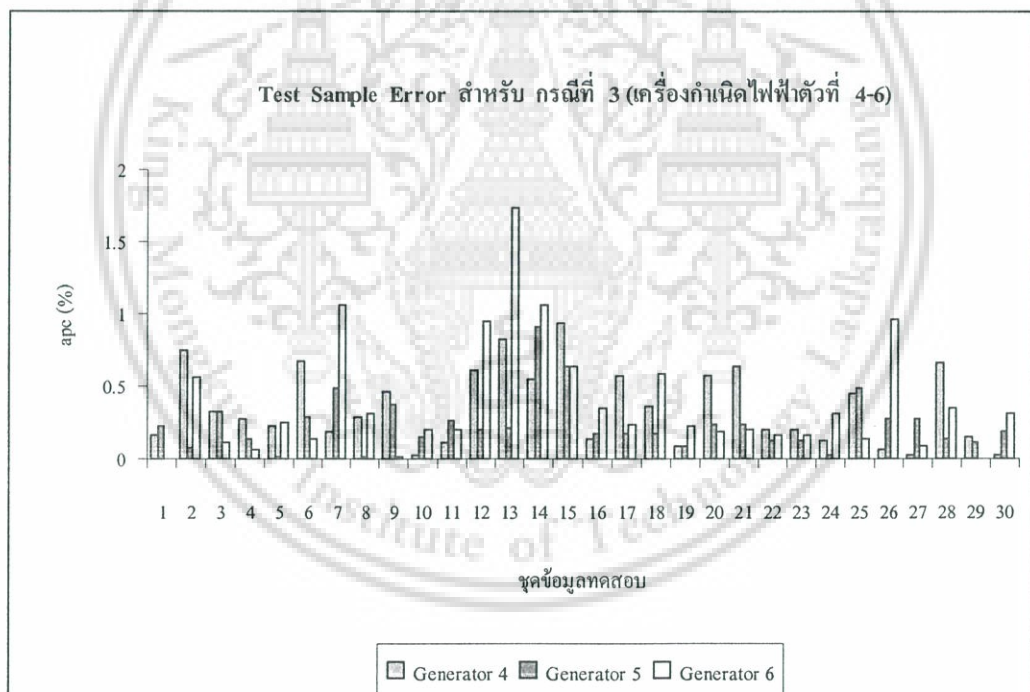
ตารางที่ 6.4 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.6374	167.7969	0.2350	89.0066	0.2055
	Neural network		140.5909		167.4025		88.8237	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.2056	164.7821	0.1307	85.8541	0.1618
	Neural network		138.4492		164.9975		85.9930	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.1961	162.2800	0.1245	84.6625	0.1625
	Neural network		135.4352		162.0780		84.5249	
24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.1229	166.2080	0.0299	89.2718	0.3172
	Neural network		139.1166		166.1583		88.9886	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.4502	176.3304	0.4869	97.2017	0.1347
	Neural network		148.0123		175.4718		97.3326	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.0666	173.3219	0.2780	95.5916	0.9592
	Neural network		146.6988		173.8038		94.6747	
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.0213	171.0390	0.2723	91.1059	0.0837
	Neural network		143.7598		170.5733		91.1822	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	0.6596	171.2542	0.1426	90.7708	0.3526
	Neural network		144.2712		171.0099		91.0908	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.1478	162.1631	0.1141	84.4871	0.0033
	Neural network		135.7474		162.3481		84.4843	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.0215	168.3237	0.1905	89.7919	0.3156
	Neural network		141.8727		168.6443		89.5085	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.3 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด :(BP)



รูปที่ 6.4 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 50 : (BP)  
จากผลการทดลองในตารางที่ 6.3 ถึง 6.4 และรูปที่ 6.3 ถึง 6.4 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 50 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

0.2203 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0001 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 1.7410 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 13)

- เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 5 และ 4 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 5.8144 นาที
- การฝึกสอนในเงื่อนไขนี้เวลาในการฝึกสอนจะแปรตามจำนวนชุดของข้อมูลฝึกสอนและจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน กล่าวคือ เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะมากขึ้นตามจำนวนชุดที่ฝึกสอน และโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนมีจำนวนมากขึ้น

ตารางที่ 6.5 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.0037	171.3214	0.0996	261.9625	0.0725
	Neural network		445.2281		171.1508		262.1524	
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.0966	169.5432	0.2927	260.0574	0.0532
	Neural network		443.2502		170.0395		259.9190	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.0064	174.3211	0.3005	264.8910	0.1070
	Neural network		448.9446		173.7973		265.1744	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.0261	169.8527	0.0370	260.2413	0.0442
	Neural network		443.3002		169.9156		260.1264	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.0396	175.5443	0.0354	265.1457	0.1832
	Neural network		451.0073		175.6065		265.6314	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.1043	173.5175	0.1685	264.1682	0.1230
	Neural network		448.5922		173.8098		263.8434	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.0873	174.5935	0.1787	267.5159	0.2163
	Neural network		450.7065		174.9055		266.9373	
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0227	171.6858	0.0104	261.9126	0.0523
	Neural network		445.5995		171.6680		261.7755	
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.0076	166.7106	0.1109	256.9242	0.0524
	Neural network		438.9870		166.8955		256.7895	

ตารางที่ 6.5 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.0408	180.6014	0.1988	270.5832	0.1412
	Neural network		457.4495		180.2425		270.9652	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.0018	167.1793	0.1568	257.2127	0.0471
	Neural network		439.6324		167.4414		257.0916	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.0055	173.7993	0.0190	266.1394	0.1383
	Neural network		449.4192		173.7663		266.5075	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0058	168.6917	0.3868	259.3765	0.1980
	Neural network		441.4327		168.0393		259.8902	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.0658	169.5059	0.1353	257.1854	0.0133
	Neural network		441.9674		169.7353		257.2196	
15	Numerical	1164.8522	425.7076	0.1743	157.7943	0.5362	245.9958	0.3513
	Neural network		426.4496		156.9483		246.8600	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.0122	173.4763	0.0296	265.8358	0.0268
	Neural network		448.9117		173.5277		265.7645	
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.1393	180.3262	0.3299	270.0223	0.2274
	Neural network		456.8960		179.7313		270.6364	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.0347	179.2380	0.2558	269.5955	0.2064
	Neural network		455.7824		178.7795		270.1519	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.0426	165.3176	0.2209	264.3516	0.2376
	Neural network		450.9666		165.6828		263.7235	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.0043	166.9916	0.1452	257.2038	0.0378
	Neural network		439.3989		167.2340		257.1065	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.0892	174.9174	0.1431	264.5616	0.1273
	Neural network		449.7372		174.6671		264.8985	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.0001	172.6825	0.0539	262.5588	0.0001
	Neural network		447.0497		172.7756		262.5586	
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.0853	169.9689	0.2767	260.3307	0.1506
	Neural network		443.6674		170.4392		259.9386	
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.0055	173.2779	0.0129	263.6426	0.0669
	Neural network		447.7495		173.3002		263.4662	

ตารางที่ 6.5 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.1204	182.0870	0.2730	271.4162	0.2746
	Neural network		459.2427		181.5899		272.1615	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.0518	179.5206	0.3942	271.8893	0.3213
	Neural network		457.5460		180.2282		271.0158	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.0212	177.7107	0.1752	268.1306	0.1913
	Neural network		453.8519		177.3994		268.6436	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0332	178.0213	0.2354	268.4697	0.3184
	Neural network		454.2948		177.6022		269.3244	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.0306	170.2069	0.0129	260.3459	0.0050
	Neural network		443.5985		170.2289		260.3329	
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.0160	175.8728	0.0414	266.1915	0.0363
	Neural network		451.4021		175.8000		266.2880	

ตารางที่ 6.6 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP)

ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.2021	163.7439	0.3469	84.6198	0.1358
	Neural network		136.9796		163.1759		84.7348	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.9040	162.0230	0.0168	83.8289	0.4921
	Neural network		135.0712		162.0502		84.2414	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.2637	166.0446	0.1734	87.8726	0.4306
	Neural network		139.9677		166.3326		88.2510	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.2464	161.4138	0.1414	82.6006	0.0703
	Neural network		135.4114		161.6420		82.5426	
5	Numerical	1289.7818	141.1068	0.2914	168.1082	0.0893	89.0482	0.2723
	Neural network		141.5180		168.2583		88.8057	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.6 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

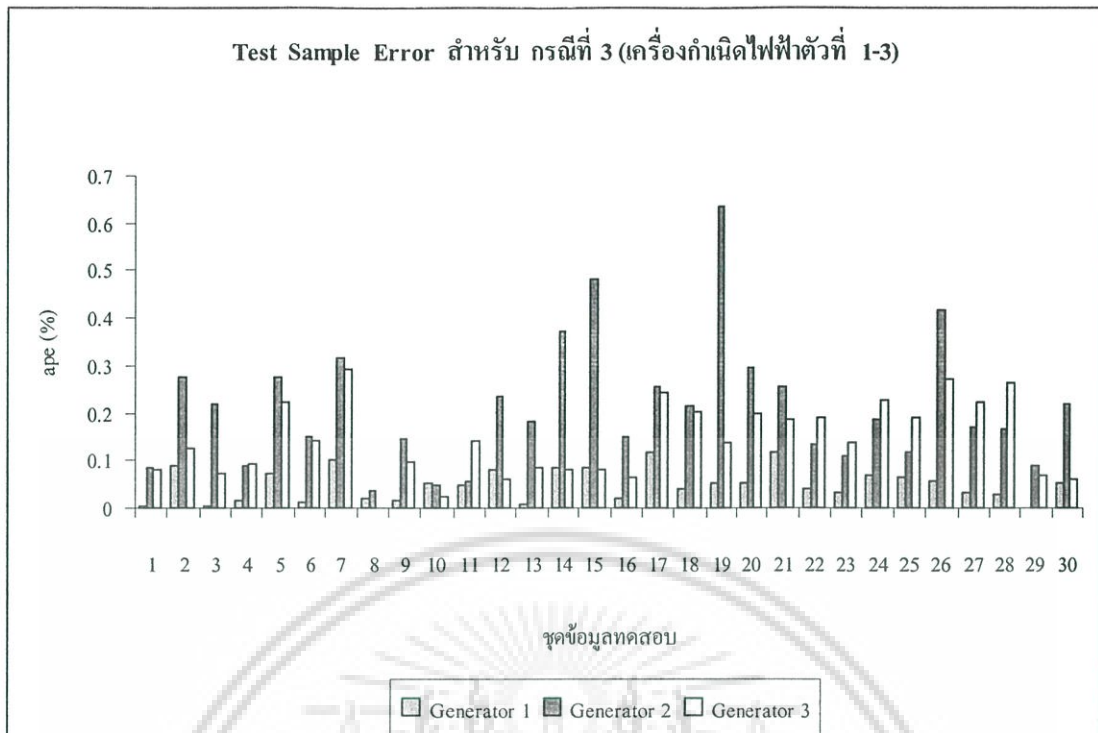
ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.6659	165.4883	0.3446	86.3471	0.1373
	Neural network		139.4908		166.0585		86.2286	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.0119	166.9829	0.3382	89.9322	0.6819
	Neural network		141.3268		167.5476		89.3190	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.3587	163.9186	0.0245	85.7839	0.3618
	Neural network		137.4517		163.8784		85.4735	
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.4578	157.6518	0.4405	80.3328	0.0049
	Neural network		131.9643		158.3462		80.3367	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	0.1195	174.5129	0.2646	96.3026	0.0391
	Neural network		146.9994		174.0511		96.3403	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.6568	158.1526	0.4782	81.0440	0.0752
	Neural network		131.4534		158.9088		80.9831	
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.2181	166.5480	0.2920	87.0754	0.5205
	Neural network		140.2186		166.0617		87.5286	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.4232	160.0306	0.2091	80.6522	1.1758
	Neural network		133.7537		159.6960		81.6005	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.4262	161.7234	0.1055	83.3640	0.0720
	Neural network		132.1004		161.5528		83.3040	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	0.4412	147.9255	0.5841	66.5372	0.1680
	Neural network		120.3585		147.0615		66.4254	
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.1615	165.8840	0.0037	87.8106	0.3428
	Neural network		139.8723		165.8778		87.5096	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	0.5489	173.6880	0.2879	94.5104	0.0604
	Neural network		146.2549		173.1880		94.4533	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	0.3984	172.4357	0.2595	92.2381	0.9598
	Neural network		145.1864		171.9881		93.1234	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.2545	167.4251	0.1426	88.3394	0.7445
	Neural network		138.0309		167.6639		87.6817	
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.4965	158.3656	0.3315	81.4573	0.0581
	Neural network		132.3752		158.8906		81.5046	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

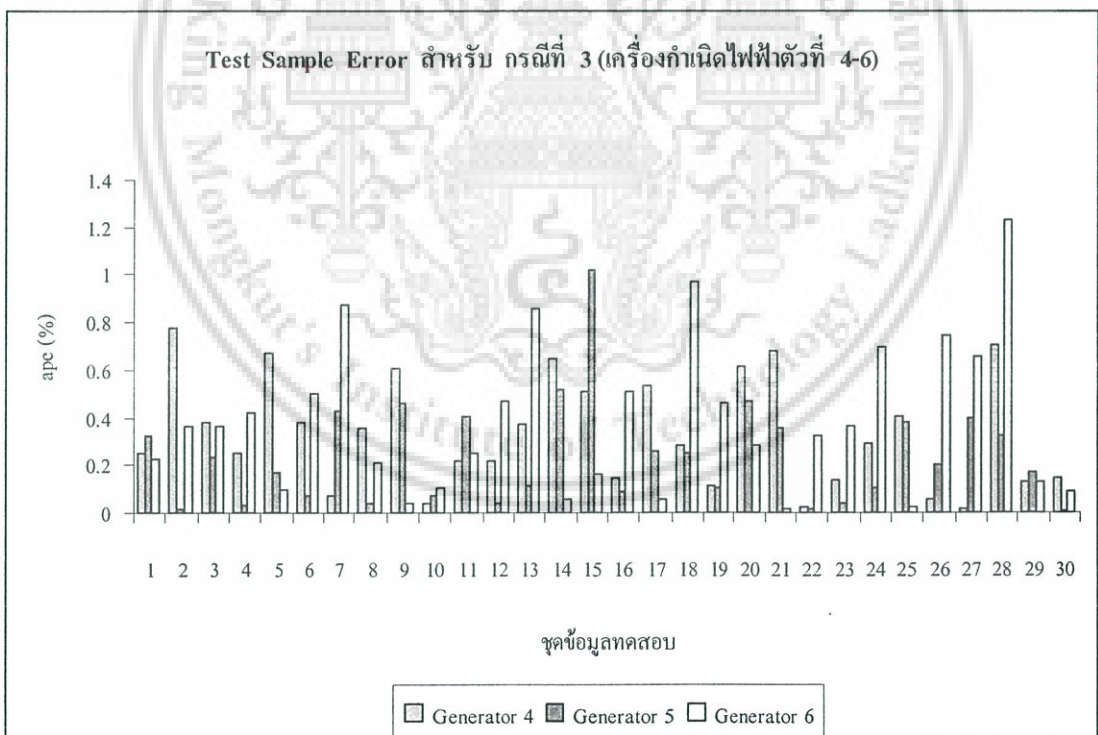
ตารางที่ 6.6 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.7360	167.7969	0.2598	89.0066	0.1910
	Neural network		140.7288		167.3610		88.8366	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.2097	164.7821	0.1347	85.8541	0.1282
	Neural network		138.4435		165.0041		85.7440	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.2321	162.2800	0.0953	84.6625	0.3214
	Neural network		134.8565		162.4346		84.3904	
24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.4148	166.2080	0.0652	89.2718	0.3282
	Neural network		139.5222		166.0996		88.9788	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.4885	176.3304	0.4409	97.2017	0.4205
	Neural network		148.0687		175.5530		97.6104	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.0170	173.3219	0.2251	95.5916	0.8963
	Neural network		146.6261		173.7121		94.7348	
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.0624	171.0390	0.3661	91.1059	0.5617
	Neural network		143.8189		170.4128		91.6177	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	0.7291	171.2542	0.3557	90.7708	1.3470
	Neural network		144.1703		170.6451		91.9935	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.0353	162.1631	0.0905	84.4871	0.0405
	Neural network		135.9003		162.3098		84.4529	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.0630	168.3237	0.1509	89.7919	0.1287
	Neural network		141.9316		168.5777		89.6764	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.5 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 100 : (BP)



รูปที่ 6.6 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 100 : (BP)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.5 ถึง 6.6 และรูปที่ 6.5 ถึง 6.6 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 100 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.2190 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0001 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 1.3470 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 28)
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 7 และ 6 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 15.7303 นาที
3. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากในการฝึกสอนบางรอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

ตารางที่ 6.7 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.0023	171.3214	0.0841	261.9625	0.0795
	Neural network		445.2013		171.1772		262.1708	
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.0900	169.5432	0.2758	260.0574	0.1269
	Neural network		443.2207		170.0108		259.7273	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.0053	174.3211	0.2167	264.8910	0.0710
	Neural network		448.9973		173.9434		265.0790	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.0144	169.8527	0.0907	260.2413	0.0948
	Neural network		443.1206		169.6986		260.4880	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.0728	175.5443	0.2770	265.1457	0.2244
	Neural network		450.5006		175.0580		265.7408	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.0119	173.5175	0.1489	264.1682	0.1416
	Neural network		448.1782		173.2592		264.5424	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.1012	174.5935	0.3146	267.5159	0.2901
	Neural network		450.7689		175.1428		266.7399	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.7 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดย  
ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0187	171.6858	0.0372	261.9126	0.0007
	Neural network		445.6174		171.6219		261.9145	
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.0161	166.7106	0.1452	256.9242	0.0957
	Neural network		439.0243		166.9526		256.6784	
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.0510	180.6014	0.0475	270.5832	0.0233
	Neural network		457.8692		180.6872		270.6461	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.0472	167.1793	0.0560	257.2127	0.1402
	Neural network		439.4172		167.2729		256.8521	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.0800	173.7993	0.2338	266.1394	0.0593
	Neural network		449.7541		173.3929		266.2971	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0086	168.6917	0.1823	259.3765	0.0846
	Neural network		441.4204		168.3842		259.5958	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.0845	169.5059	0.3742	257.1854	0.0808
	Neural network		441.3036		168.8717		257.3933	
15	Numerical	1164.8522	425.7076	0.0849	157.7943	0.4829	245.9958	0.0794
	Neural network		425.3461		157.0322		246.1911	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.0220	173.4763	0.1493	265.8358	0.0665
	Neural network		448.9557		173.7353		265.6591	
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.1166	180.3262	0.2566	270.0223	0.2432
	Neural network		456.9999		179.8634		270.6791	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.0385	179.2380	0.2139	269.5955	0.2018
	Neural network		455.7650		178.8547		270.1396	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.0511	165.3176	0.6333	264.3516	0.1382
	Neural network		450.5445		166.3645		263.9863	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.0506	166.9916	0.2940	257.2038	0.1990
	Neural network		439.6025		167.4826		256.6919	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.1192	174.9174	0.2552	264.5616	0.1878
	Neural network		449.6022		174.4710		265.0586	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.0390	172.6825	0.1324	262.5588	0.1911
	Neural network		446.8756		172.4539		263.0606	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.7 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.0339	169.9689	0.1086	260.3307	0.1372
	Neural network		443.4397		170.1535		259.9734	
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.0685	173.2779	0.1878	263.6426	0.2283
	Neural network		448.0809		173.6034		263.0407	
25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.0634	182.0870	0.1169	271.4162	0.1918
	Neural network		459.5050		181.8741		271.9369	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.0576	179.5206	0.4175	271.8893	0.2715
	Neural network		457.5729		180.2701		271.1512	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.0331	177.7107	0.1695	268.1306	0.2242
	Neural network		453.7978		177.4094		268.7317	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0289	178.0213	0.1642	268.4697	0.2611
	Neural network		454.2753		177.7290		269.1706	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.0005	170.2069	0.0881	260.3459	0.0697
	Neural network		443.7320		170.3569		260.1644	
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.0521	175.8728	0.2170	266.1915	0.0595
	Neural network		451.0948		175.4912		266.3498	

ตารางที่ 6.8 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (BP)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.2509	163.7439	0.3204	84.6198	0.2276
	Neural network		137.0463		163.2193		84.8124	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.7761	162.0230	0.0158	83.8289	0.3622
	Neural network		135.2456		162.0486		84.1326	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.3781	166.0446	0.2341	87.8726	0.3661
	Neural network		139.8071		166.4333		88.1943	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.2546	161.4138	0.0342	82.6006	0.4199
	Neural network		135.4003		161.4691		82.9474	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยมนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.8 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

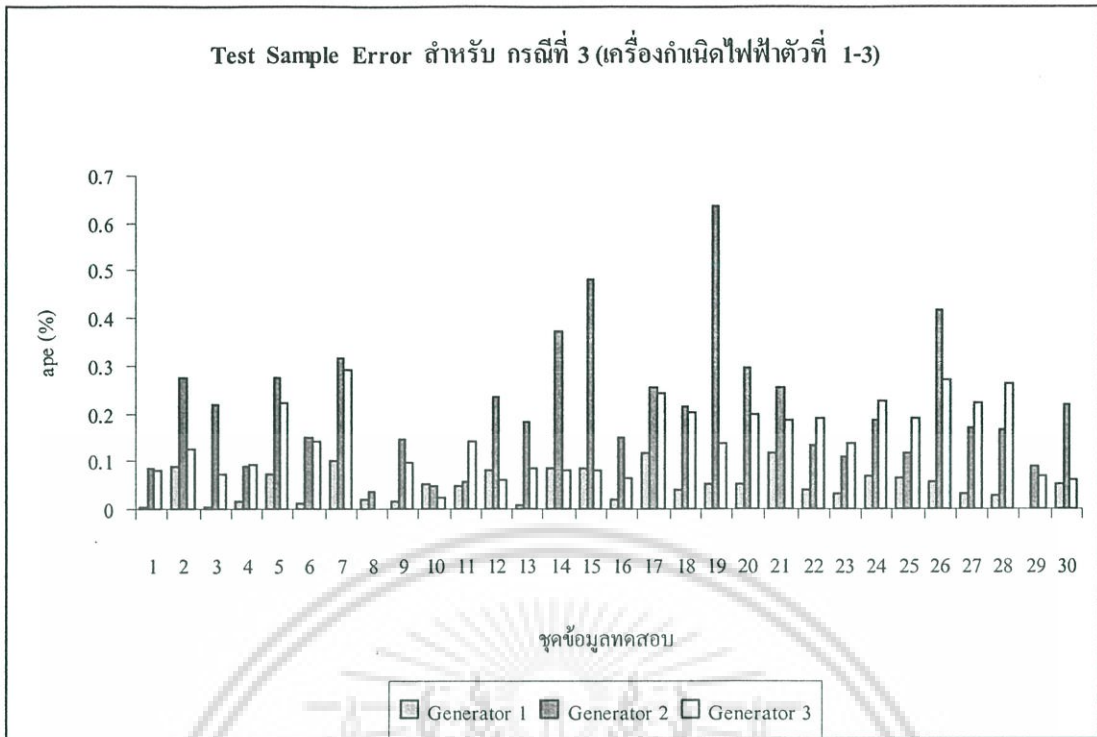
ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
5	Numerical	1289.7818	141.1068	0.6753	168.1082	0.1685	89.0482	0.0968
	Neural network		142.0597		167.8249		88.9620	
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.3823	165.4883	0.0743	86.3471	0.5011
	Neural network		139.8890		165.6112		86.7798	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.0696	166.9829	0.4326	89.9322	0.8719
	Neural network		141.2452		167.7052		89.1481	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.3543	163.9186	0.0383	85.7839	0.2073
	Neural network		137.4457		163.8558		85.6060	
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.6083	157.6518	0.4638	80.3328	0.0386
	Neural network		131.7648		158.3830		80.3018	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	0.0379	174.5129	0.0724	96.3026	0.1075
	Neural network		146.7684		174.3866		96.1991	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.2152	158.1526	0.4080	81.0440	0.2527
	Neural network		132.0377		158.7979		80.8392	
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.2160	166.5480	0.0366	87.0754	0.4697
	Neural network		140.2216		166.4871		87.4844	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.3698	160.0306	0.1111	80.6522	0.8577
	Neural network		133.8255		159.8529		81.3439	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.6469	161.7234	0.5139	83.3640	0.0542
	Neural network		133.5240		160.8923		83.4092	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	0.5081	147.9255	1.0178	66.5372	0.1611
	Neural network		121.5061		146.4199		66.6444	
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.1477	165.8840	0.0872	87.8106	0.5105
	Neural network		139.8531		166.0287		87.3623	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	0.5317	173.6880	0.2566	94.5104	0.0601
	Neural network		146.2298		173.2424		94.5672	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	0.2844	172.4357	0.2547	92.2381	0.9725
	Neural network		145.3525		171.9964		93.1351	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.1159	167.4251	0.1016	88.3394	0.4614
	Neural network		137.8401		167.2550		87.9318	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

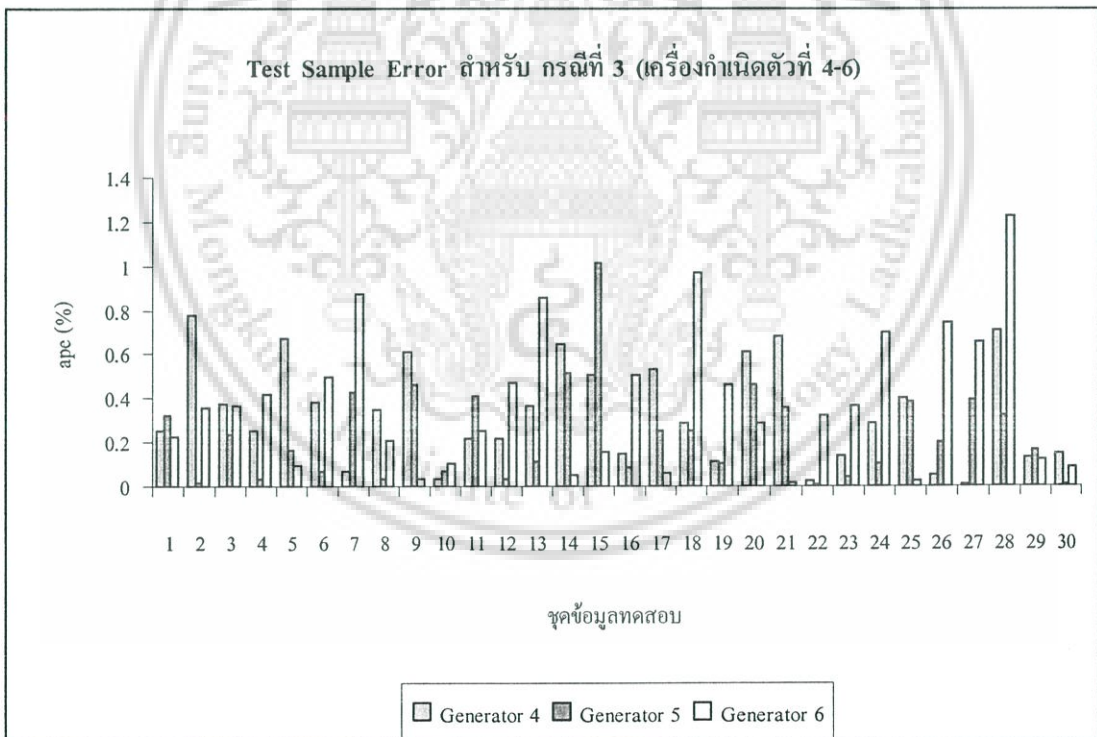
ตารางที่ 6.8 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : BP (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.6137	158.3656	0.4658	81.4573	0.2851
	Neural network		132.2192		159.1033		81.2250	
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.6804	167.7969	0.3565	89.0066	0.0171
	Neural network		140.6511		167.1988		89.0219	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.0219	164.7821	0.0128	85.8541	0.3243
	Neural network		138.7647		164.7610		86.1325	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.1415	162.2800	0.0413	84.6625	0.3636
	Neural network		135.3615		162.2130		84.3546	
24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.2902	166.2080	0.1070	89.2718	0.6971
	Neural network		139.3491		166.3858		88.6495	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.4056	176.3304	0.3833	97.2017	0.0225
	Neural network		147.9465		175.6546		97.2235	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.0553	173.3219	0.2031	95.5916	0.7407
	Neural network		146.6823		173.6740		94.8835	
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.0129	171.0390	0.3961	91.1059	0.6528
	Neural network		143.7478		170.3616		91.7006	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	0.7079	171.2542	0.3261	90.7708	1.2281
	Neural network		144.2010		170.6958		91.8855	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.1271	162.1631	0.1664	84.4871	0.1255
	Neural network		135.7755		162.4329		84.3810	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.1461	168.3237	0.0044	89.7919	0.0862
	Neural network		142.0495		168.3312		89.8693	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.7 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 150 : (BP)



รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 150 : (BP)

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.7 ถึง 6.8 และรูปที่ 6.7 ถึง 6.8 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 150 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท่ากับ 0.2265 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0006 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 1.2281 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 28)

2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 6 และ 5 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 15.3996 นาที
3. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากการฝึกสอนบางรอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

#### 6.4.4 ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยักระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators

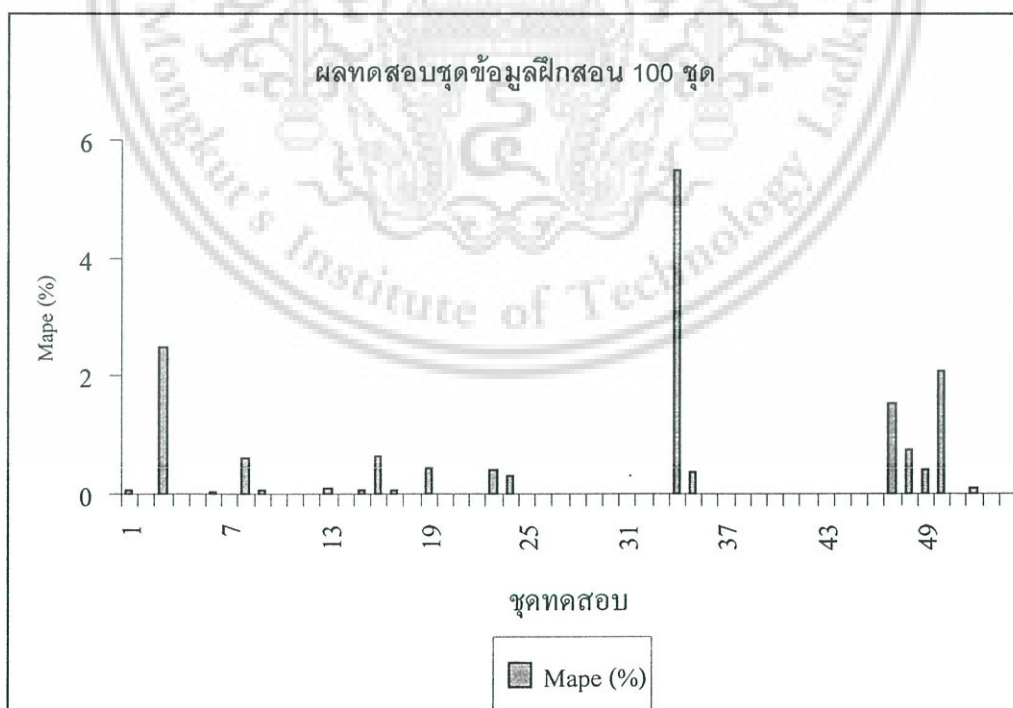
ตารางที่ 6.9 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
1	0.0767	28	
2	0.0003	29	0.0021
3	2.5012	30	0.0005
4	0.0006	31	0.0017
5	0	32	0
6	0.0386	33	0
7	0	34	0
8	0.6161	35	5.496
9	0.059	36	0.3734
10	0	37	0
11	0.0002	38	0.0111
12	0	39	0
13	0.0993	40	0.0159
14	0.0021	41	0.0092
15	0.0545	42	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.9 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
16	0.653	43	0
17	0.0748	44	0
18	0.0023	45	0
19	0.46	46	0.0062
20	0.0049	47	0.0057
21	0.0033	48	1.5377
22	0.0031	49	0.7526
23	0.4106	50	0.3935
24	0.294	51	2.0742
25	0.0028	54	0.0015
26	0.0023	53	0.1186
27	0	54	0



รูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 100 : (BP) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.9 และรูปที่ 6.9 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 100 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.3807 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 6.5807 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 28)
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 14 และ 13 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 27.32 นาที
3. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากในการฝึกสอนบางรอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

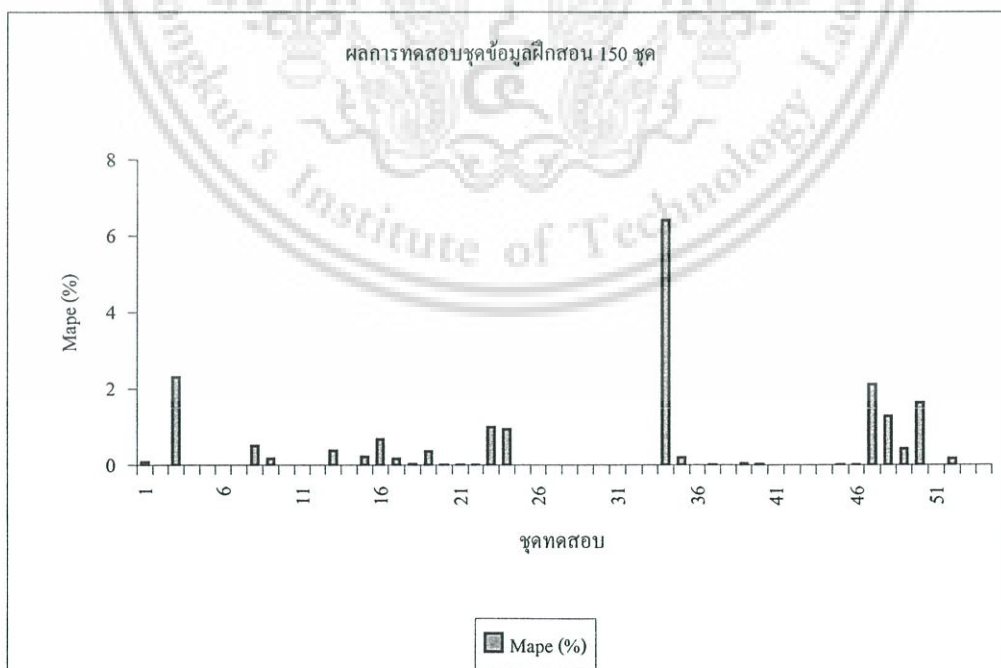
ตารางที่ 6.10 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
1	0.0798	28	0.002
2	0.0009	29	0.0034
3	2.3115	30	0.0019
4	0.001	31	0
5	0	32	0
6	0.001	33	0
7	0	34	6.4094
8	0.5101	35	0.1923
9	0.1635	36	0
10	0	37	0.0102
11	0.0015	38	0
12	0.0011	39	0.0357
13	0.3818	40	0.0324
14	0.0032	41	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.10 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
15	0.2221	42	0
16	0.6746	43	0
17	0.1687	44	0
18	0.0242	45	0.0122
19	0.3722	46	0.0091
20	0.0082	47	2.1074
21	0.0072	48	1.2803
22	0.0096	49	0.4304
23	0.9931	50	1.6364
24	0.938	51	0.0013
25	0.0057	54	0.1731
26	0.0044	53	0
27	0	54	0



รูปที่ 6.10 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 150 : (BP)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.10 และรูปที่ 6.10 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 150 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาค่าตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.3559 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.00 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 6.4094 %
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 16 และ 15 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 33.25 นาที
3. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากการฝึกสอนบารอบมีการสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

ตารางที่ 6.11 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
1	0.0344	28	0.0051
2	0.0006	29	0.0063
3	2.5701	30	0.0052
4	0	31	0
5	0	32	0
6	0.0281	33	0
7	0	34	6.5807
8	0.4271	35	0.1638
9	0.1694	36	0
10	0	37	0.0068
11	0.0025	38	0
12	0.0018	39	0.0317
13	0.9148	40	0.0283

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.11 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน  
200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) (ต่อ)

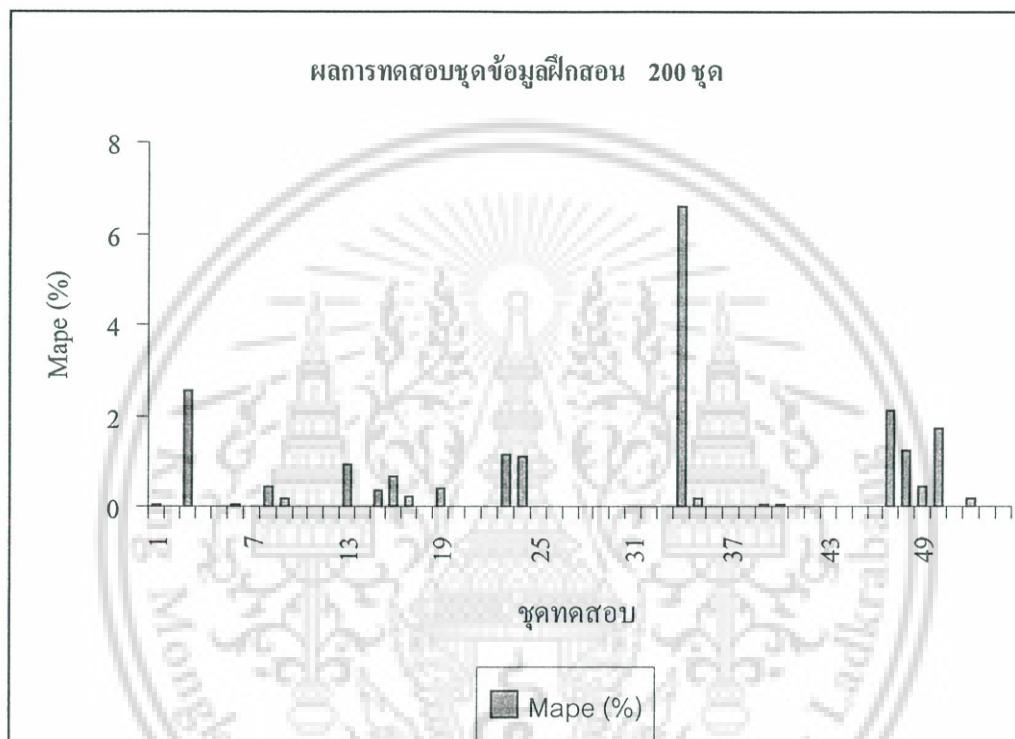
เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
14	0.0047	41	0
15	0.3491	42	0
16	0.6527	43	0
17	0.19986	44	0
18	0.0175	45	0.0096
19	0.3933	46	0.0075
20	0.0084	47	2.1002
21	0.0092	48	1.2321
22	0.0117	49	0.4189
23	1.1596	50	1.7223
24	1.0985	51	0.0019
25	0.0091	54	0.1699
26	0.0072	53	0
27	0	54	0
14	0.0047	41	0
15	0.3491	42	0
16	0.6527	43	0
17	0.19986	44	0
18	0.0175	45	0.0096
19	0.3933	46	0.0075
20	0.0084	47	2.1002
21	0.0092	48	1.2321
22	0.0117	49	0.4189
23	1.1596	50	1.7223
24	1.0985	51	0.0019
25	0.0091	54	0.1699

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.11 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน

200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (BP) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
26	0.0072	53	0
27	0	54	0



รูปที่ 6.11 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 200 : (BP) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.11 และรูปที่ 6.11 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 200 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาค่าตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.2992 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 5.4960 %
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่น้อยที่สุดสำหรับกรณีที่ 1 ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ 2 เท่ากับ 20 และ 19 นิวรอนตามลำดับ โดยใช้เวลาในการฝึกสอน 45.57 นาที
3. สำหรับการฝึกสอนในเงื่อนไขเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนจะไม่แปรตามจำนวนชุดข้อมูลฝึกสอน แต่จะแปรตามจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน ทั้งนี้เนื่องมาจากในการฝึกสอนบางรอบมีเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การสิ้นสุดการฝึกสอนก่อนถึงกำหนด (การฝึกสอนสิ้นสุดก่อนที่จะมีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ครบ 1,000 ครั้ง) ซึ่งเป็นเงื่อนไขของ Neural Network Toolbox

## 6.5 ผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression : GRNN

6.5.1. ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

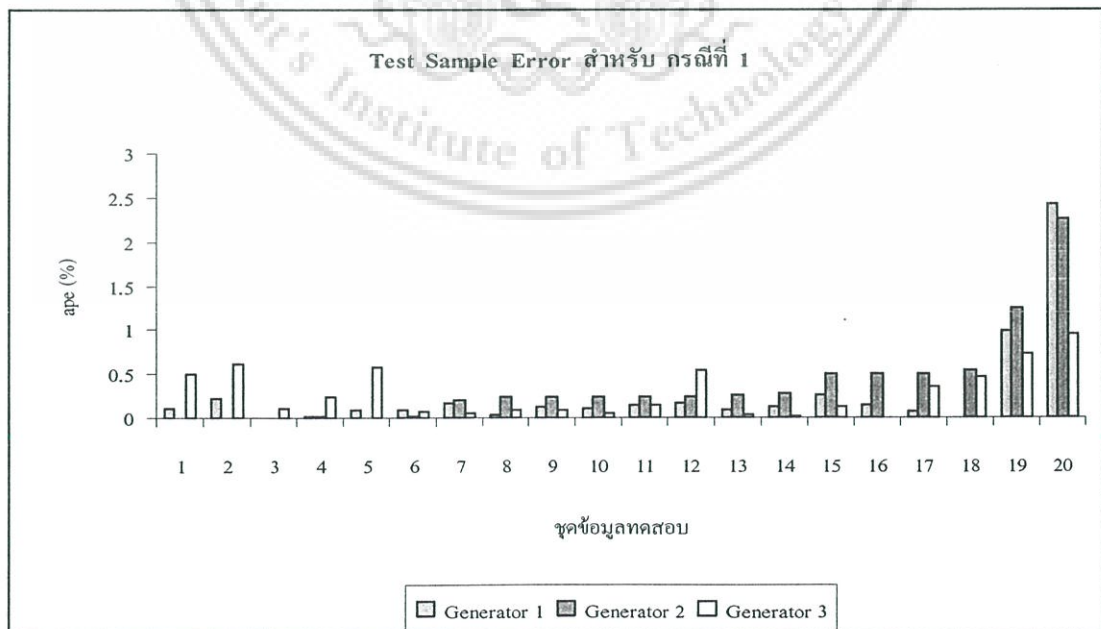
ตารางที่ 6.12 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1105	536.3679	0.1197	400.0000	0	168.6321	0.5044
	Neural network		537.0102		400.0000		167.7815	
2	Numerical	1110	540.1442	0.2196	400.0000	0	169.8558	0.6124
	Neural network		538.9579		400.0000		170.8960	
3	Numerical	1115	543.9204	0.0070	400.0000	0	171.0796	0.1126
	Neural network		543.8821		400.0000		170.8869	
4	Numerical	1120	547.6966	0.0235	400.0000	0.0252	172.3034	0.2345
	Neural network		547.5680		399.8992		171.8993	
5	Numerical	1125	551.4729	0.0976	400.0000	0.0037	173.5271	0.5811
	Neural network		552.0113		399.9850		172.5187	
6	Numerical	1130	555.2491	0.0999	400.0000	0.0252	174.7509	0.0750
	Neural network		554.6943		400.1009		174.8820	
7	Numerical	1135	559.0254	0.1609	400.0000	0.1988	175.9746	0.0598
	Neural network		558.1258		400.7953		175.8693	
8	Numerical	1140	562.8016	0.0423	400.0000	0.2381	177.1984	0.0888
	Neural network		562.5637		400.9522		177.0410	
9	Numerical	1145	566.5779	0.1392	400.0000	0.2500	178.4221	0.1002
	Neural network		565.7892		401.0000		178.6009	
10	Numerical	1150	570.3541	0.1180	400.0000	0.2500	179.6459	0.0573
	Neural network		569.6812		401.0000		179.5429	
11	Numerical	1155	574.1304	0.1526	400.0000	0.2500	180.8696	0.1418
	Neural network		573.2543		401.0000		181.1260	
12	Numerical	1160	577.9066	0.1587	400.0000	0.2500	182.0934	0.5341
	Neural network		576.9893		401.0000		181.1208	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.12 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 161 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
13	Numerical	1165	581.6829	0.0956	400.0000	0.2665	183.3171	0.0424
	Neural network		581.1269		401.0659		183.3949	
14	Numerical	1170	585.4591	0.1300	400.0000	0.2751	184.5409	0.0209
	Neural network		584.6979		401.1003		184.5795	
15	Numerical	1175	589.2353	0.2678	400.0000	0.5000	185.7647	0.1273
	Neural network		587.6575		402.0000		186.0011	
16	Numerical	1180	593.0116	0.1483	400.0000	0.5000	186.9884	0.0027
	Neural network		592.1324		402.0000		186.9934	
17	Numerical	1185	596.7878	0.0750	400.0000	0.5000	188.2122	0.3559
	Neural network		596.3401		402.0000		187.5423	
18	Numerical	1190	600.0000	0.0001	400.0000	0.5314	190.0000	0.4718
	Neural network		600.0003		402.1254		189.1035	
19	Numerical	1195	600.0000	0.9877	400.0000	1.2500	195.0000	0.7335
	Neural network		605.9263		395.0000		193.5697	
20	Numerical	1200	600.0000	2.4208	400.0000	2.2500	200.0000	0.9488
	Neural network		614.5245		391.0000		198.1023	



รูปที่ 6.12 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (ape) กรณีศึกษาที่ 1. (GRNN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.12 และรูปที่ 6.12 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 161 ชุดและชุดทดสอบ 20 ชุดสามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.3139 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 2.4208 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 20)
2. จากรูปที่ 6.9 ค่า ape (%) ของข้อมูลทดสอบมีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เนื่องจากจากชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าคำตอบ (ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว) ที่เพิ่มขึ้นตามลำดับ จึงทำให้ค่า ape (%) มีค่าเพิ่มขึ้น
3. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 20.35 วินาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.016 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.004 จนถึง 0.02 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด)

6.5.2. ผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่อง คิดค่าความสูญเสียของสายส่ง

ตารางที่ 6.13 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN)

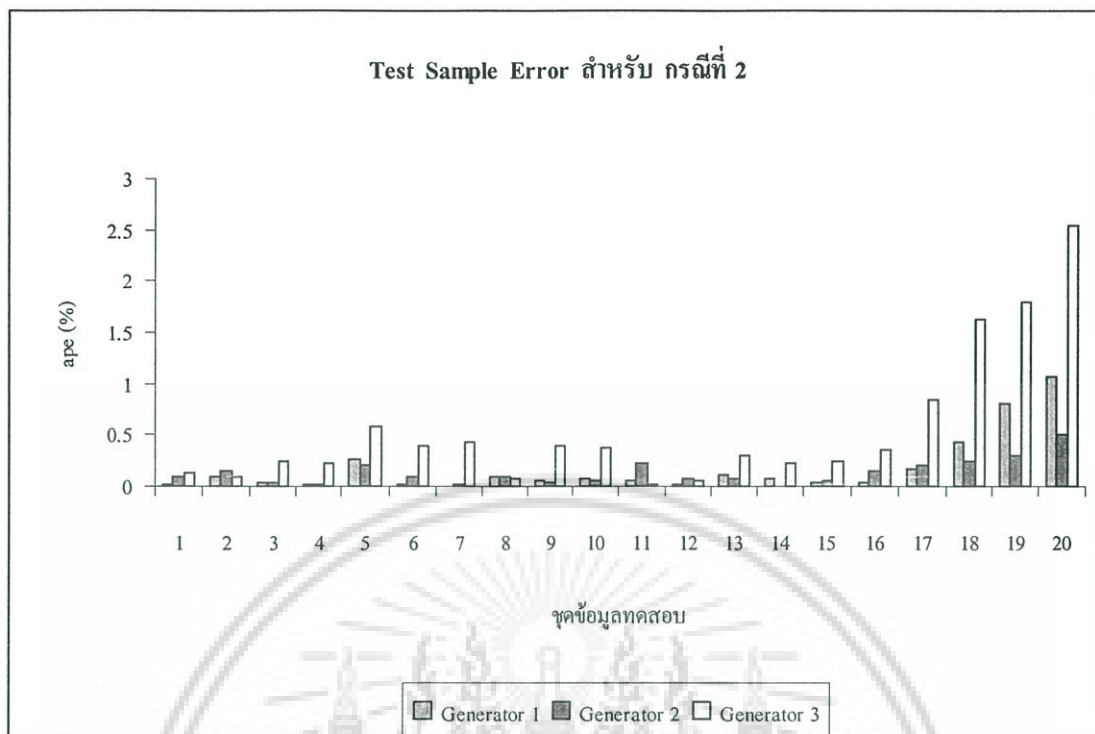
ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1100	555.8375	0.0275	376.8129	0.0905	167.7750	0.1335
	Neural network		555.6849		377.1539		167.5510	
2	Numerical	1105	558.5394	0.0965	378.5212	0.1519	168.6047	0.0875
	Neural network		558.0002		379.0961		168.7522	
3	Numerical	1110	561.2422	0.0389	380.2296	0.0340	169.4347	0.2475
	Neural network		561.0239		380.1002		169.8541	
4	Numerical	1115	563.9460	0.0159	381.9379	0.0163	170.2648	0.2192
	Neural network		563.8561		382.0000		170.6380	
5	Numerical	1120	566.6507	0.2712	383.6463	0.2100	171.0952	0.5889
	Neural network		565.1139		384.4520		172.1027	
6	Numerical	1125	569.3563	0.0273	385.3547	0.1009	171.9258	0.3907
	Neural network		569.2007		384.9658		171.2541	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.13 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 154 ชุด ชุดทดสอบ 20 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
7	Numerical	1130	572.0629	0.0092	387.0631	0.0148	172.7566	0.4382
	Neural network		572.0101		387.0058		171.9996	
8	Numerical	1135	574.7703	0.0986	388.7716	0.1020	173.5877	0.0794
	Neural network		574.2035		389.1683		173.4499	
9	Numerical	1140	577.4787	0.0652	390.4801	0.0316	174.4189	0.3951
	Neural network		577.1023		390.3567		175.1080	
10	Numerical	1145	580.1881	0.0819	392.1886	0.0474	175.2504	0.3673
	Neural network		580.6634		392.0026		175.8941	
11	Numerical	1150	582.8983	0.0476	393.8972	0.2265	176.0821	0.0095
	Neural network		582.6210		394.7895		176.0988	
12	Numerical	155	585.6095	0.0205	395.6058	0.0719	176.9140	0.0494
	Neural network		585.4892		395.3215		177.0014	
13	Numerical	160	588.3216	0.1092	397.3144	0.0791	177.7461	0.3013
	Neural network		588.9642		397.0000		177.2105	
14	Numerical	1165	591.0347	0.0713	399.0231	0.0058	178.5785	0.2341
	Neural network		591.4560		399.0000		178.9965	
15	Numerical	1170	594.2884	0.0313	400.0000	0.0509	179.5766	0.2500
	Neural network		594.1023		400.2035		180.0256	
16	Numerical	1175	598.2640	0.0420	400.0000	0.1423	180.7961	0.3554
	Neural network		598.0129		400.5691		180.1535	
17	Numerical	1180	600.0000	0.1605	400.0000	0.1973	184.2749	0.8531
	Neural network		600.9631		400.7892		182.7028	
18	Numerical	1185	600.0000	0.4282	400.0000	0.2458	189.5096	1.6251
	Neural network		602.5691		400.9830		186.4299	
19	Numerical	1190	600.0000	0.7970	400.0000	0.3088	194.7513	1.8051
	Neural network		604.7821		401.2353		191.2359	
20	Numerical	1195	600.0000	1.0706	400.0000	0.5007	199.9999	2.5523
	Neural network		606.4238		402.0029		194.8953	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.13 การเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดสัมบูรณ์ (ape) กรณีศึกษาที่ 2. (GRNN) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.13 และรูปที่ 6.13 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 154 ชุดและชุดทดสอบ 20 ชุดสามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.2845 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0092 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 2.5523 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 20)
2. จากรูปที่ 6.9 ค่า ape (%) ของข้อมูลทดสอบมีค่าเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ เนื่องจากชุดข้อมูลฝึกสอนที่ใช้สอนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าคำตอบ (ค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว) ที่เพิ่มขึ้นตามลำดับ จึงทำให้ค่า ape (%) มีค่าเพิ่มขึ้น
3. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 15.45 วินาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.05 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.005 จนถึง 0.05 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 6.5.3 ผลการทดลองระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 26 – Bus, 6 – Generators

ตารางที่ 6.14 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3

โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.1494	171.3214	0.2557	261.9625	0.0488
	Neural network		445.8769		170.8833		262.0903	
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.2229	169.5432	0.1693	260.0574	0.1996
	Neural network		443.8092		169.8302		260.5766	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.1625	174.3211	0.8812	264.8910	0.2302
	Neural network		448.2439		172.7849		264.2813	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.1349	169.8527	0.0959	260.2413	0.0772
	Neural network		443.7822		170.0156		260.4421	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.1725	175.5443	0.2677	265.1457	0.2622
	Neural network		451.6061		176.0142		265.8410	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.0077	173.5175	0.0099	264.1682	0.1288
	Neural network		448.1591		173.5347		263.8281	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.0920	174.5935	0.2625	267.5159	0.4837
	Neural network		450.7274		175.0519		266.2218	
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0643	171.6858	0.0410	261.9126	0.1031
	Neural network		445.9874		171.6153		262.1825	
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.2137	166.7106	0.3672	256.9242	0.3530
	Neural network		439.8917		167.3228		257.8312	
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.4087	180.6014	0.7762	270.5832	0.8003
	Neural network		459.5063		182.0032		272.7486	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.6445	167.1793	3.8844	257.2127	0.6562
	Neural network		442.4580		160.6853		258.9004	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.1512	173.7993	0.1507	266.1394	0.5488
	Neural network		448.7148		173.5373		264.6789	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0602	168.6917	0.6340	259.3765	0.1369
	Neural network		441.7241		167.6223		259.0214	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.0987	169.5059	1.8510	257.1854	0.7531
	Neural network		442.1129		166.3684		259.1223	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.14 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
15	Numerical	1164.8522	425.7076	1.0477	157.7943	4.3451	245.9958	0.6419
	Neural network		430.1677		150.9380		247.5749	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.1580	173.4763	0.3656	265.8358	0.6110
	Neural network		448.1478		172.8420		264.2114	
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.1946	180.3262	0.3202	270.0223	0.0140
	Neural network		456.6432		179.7488		270.0601	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.4777	179.2380	1.0270	269.5955	0.4528
	Neural network		453.7627		177.3972		268.3748	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.5547	165.3176	3.0012	264.3516	0.3302
	Neural network		448.2743		170.2790		263.4788	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.2274	166.9916	0.4268	257.2038	0.3457
	Neural network		440.3792		167.7043		258.0929	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.1885	174.9174	0.3532	264.5616	0.1329
	Neural network		449.2904		174.2996		264.9133	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.1414	172.6825	0.2924	262.5588	0.2892
	Neural network		447.6822		173.1874		263.3181	
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.1107	169.9689	0.2656	260.3307	0.0534
	Neural network		443.7803		169.5174		260.4696	
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.0518	173.2779	0.0748	263.6426	0.0953
	Neural network		448.0062		173.4074		263.8938	
25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.0829	182.0870	0.1600	271.4162	0.7333
	Neural network		460.1779		182.3783		273.4065	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.0059	179.5206	0.4056	271.8893	0.4450
	Neural network		457.3365		180.2487		270.6795	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.1569	177.7107	0.3118	268.1306	0.1555
	Neural network		453.2359		177.1565		267.7136	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0780	178.0213	0.2098	268.4697	0.2714
	Neural network		453.7897		177.6478		267.7411	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.1489	170.2069	0.0902	260.3459	0.2141
	Neural network		444.3952		170.3605		260.9034	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.14 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.1057	175.8728	0.1804	266.1915	0.0518
	Neural network		451.8068		176.1901		266.3293	

ตารางที่ 6.15 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.1232	163.7439	0.0324	84.6198	0.9803
	Neural network		136.8717		163.6908		85.4493	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.8472	162.0230	0.0594	83.8289	0.0382
	Neural network		135.1487		161.9268		83.8609	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.8691	166.0446	0.1077	87.8726	0.2911
	Neural network		139.1181		165.8657		87.6168	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.2128	161.4138	0.3424	82.6006	1.6042
	Neural network		135.4570		161.9665		83.9257	
5	Numerical	1289.7818	141.1068	0.7793	168.1082	0.6497	89.0482	0.8288
	Neural network		142.2064		169.2004		89.7862	
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.5751	165.4883	0.4242	86.3471	1.3648
	Neural network		139.6182		166.1903		87.5256	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.0144	166.9829	0.6778	89.9322	0.2007
	Neural network		141.3233		168.1147		89.7517	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.4095	163.9186	0.0147	85.7839	0.1864
	Neural network		137.5213		163.9427		85.9438	
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.0343	157.6518	0.5906	80.3328	0.2607
	Neural network		132.5258		158.5828		80.5422	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	1.0939	174.5129	0.5263	96.3026	0.3755
	Neural network		148.4301		175.4314		96.6642	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.2426	158.1526	1.1908	81.0440	0.6184
	Neural network		132.0014		160.0358		81.5452	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

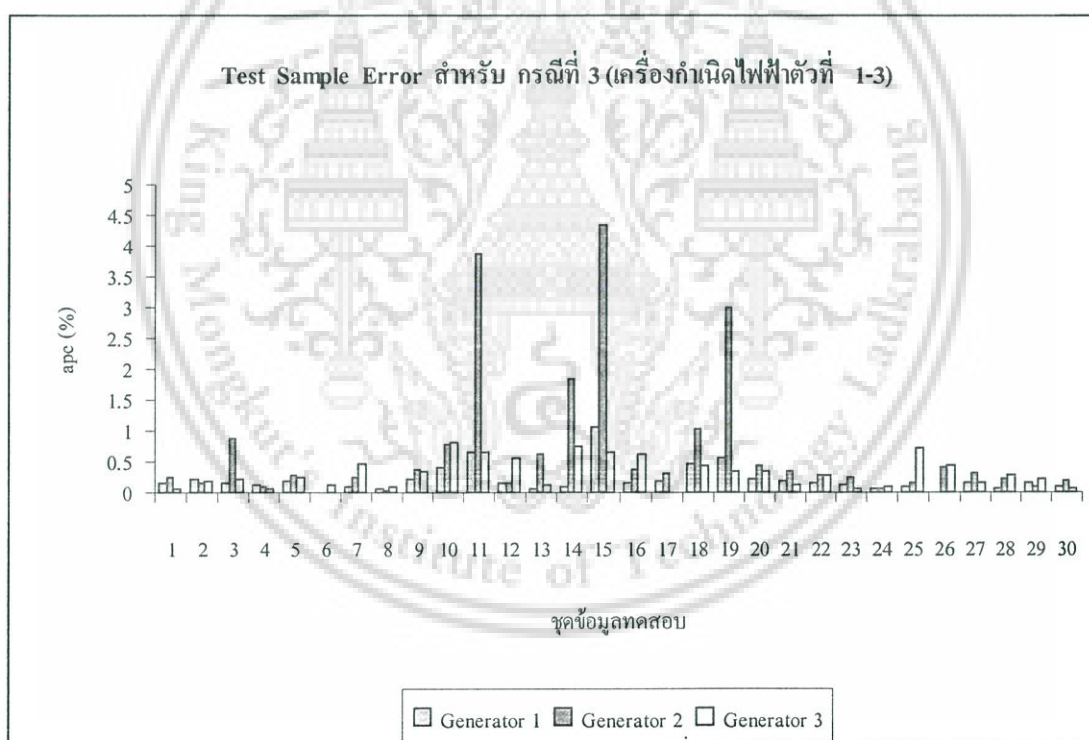
ตารางที่ 6.15 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.4369	166.5480	0.0738	87.0754	1.4021
	Neural network		139.9111		166.4250		88.2963	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.9058	160.0306	0.1321	80.6522	1.9615
	Neural network		133.1055		160.2420		82.2342	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.1945	161.7234	0.7871	83.3640	1.2134
	Neural network		132.9238		160.4506		82.3525	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	1.2866	147.9255	1.5545	66.5372	3.4362
	Neural network		122.4472		150.2250		68.8236	
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.3252	165.8840	0.0360	87.8106	0.1830
	Neural network		139.1927		165.8243		87.6499	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	0.3051	173.6880	0.4949	94.5104	0.9628
	Neural network		145.9002		172.8284		93.6005	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	1.4570	172.4357	1.0676	92.2381	0.1059
	Neural network		143.6433		170.5948		92.3358	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.2593	167.4251	1.0785	88.3394	1.9292
	Neural network		137.3235		165.6195		86.6351	
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.0744	158.3656	0.4191	81.4573	0.5292
	Neural network		132.9367		159.0293		81.0263	
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.6861	167.7969	0.3726	89.0066	0.4115
	Neural network		140.6590		167.1716		88.6403	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.2767	164.7821	0.5637	85.8541	1.2389
	Neural network		139.1183		165.7110		86.9177	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.2518	162.2800	0.1656	84.6625	0.8453
	Neural network		134.8299		162.0113		83.9469	
24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.4447	166.2080	0.1260	89.2718	1.7287
	Neural network		139.5637		165.9985		87.7286	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.9035	176.3304	0.4520	97.2017	1.0246
	Neural network		148.6802		175.5334		96.2058	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.1526	173.3219	0.0155	95.5916	1.7754
	Neural network		146.3776		173.2950		93.8945	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

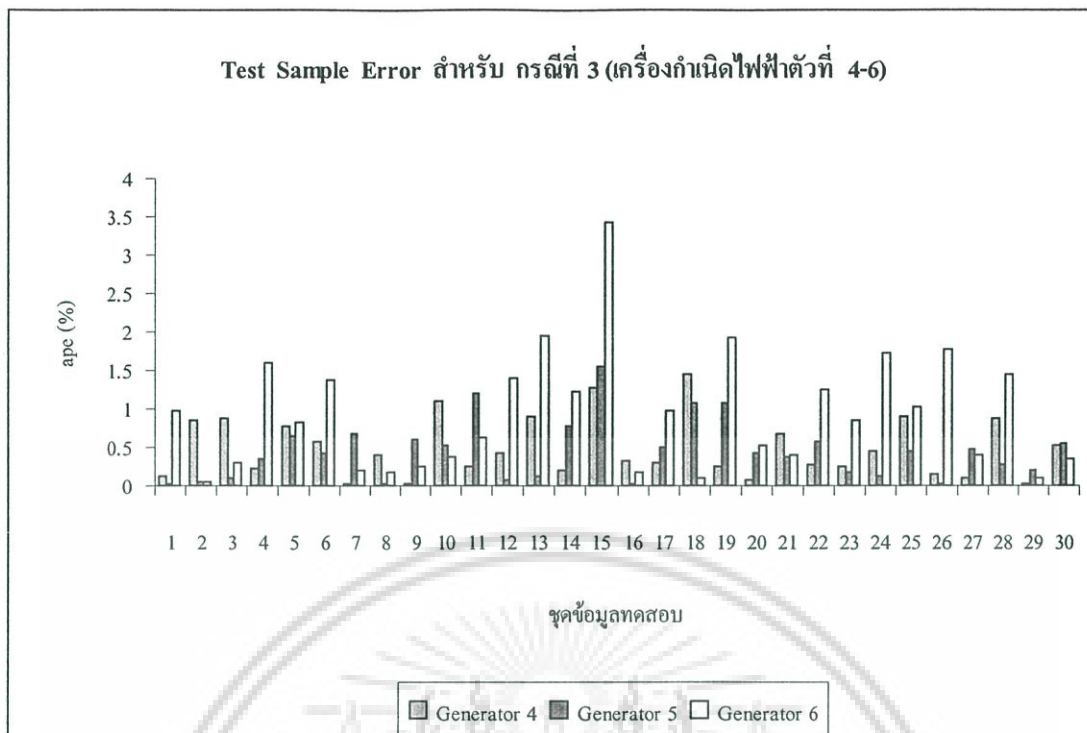
ตารางที่ 6.15 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.0913	171.0390	0.4692	91.1059	0.3933
	Neural network		143.5979		170.2365		91.4642	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	0.8750	171.2542	0.2862	90.7708	1.4395
	Neural network		143.9583		170.7641		92.0774	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.0326	162.1631	0.1917	84.4871	0.0949
	Neural network		135.9040		162.4740		84.4070	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.5148	168.3237	0.5420	89.7919	0.3458
	Neural network		142.5724		169.2361		90.1024	



รูปที่ 6.14 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด (GRNN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.15 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 50 ชุด (GRNN)

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.15 และรูปที่ 6.14 และ 6.15 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 50 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาค่าตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.5182 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0077 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 4.3451 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 15)
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 7.20 วินาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.152 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.004 จนถึง 0.16 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

ตารางที่ 6.16 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	P <sub>D</sub> (MW)	P <sub>1</sub> (MW)	ape (%)	P <sub>2</sub> (MW)	ape (%)	P <sub>3</sub> (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.0681	171.3214	0.3827	261.9625	0.1190
	Neural network		444.9083		170.6658		261.6507	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.16 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.1028	169.5432	0.2379	260.0574	0.2082
	Neural network		443.2776		169.9466		260.5988	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.0307	174.3211	0.0451	264.8910	0.0347
	Neural network		449.1114		174.2425		264.7991	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.0149	169.8527	0.0427	260.2413	0.0081
	Neural network		443.1181		169.7801		260.2202	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.4776	175.5443	0.9023	265.1457	0.7948
	Neural network		452.9817		177.1283		267.2531	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.0859	173.5175	0.1541	264.1682	0.1788
	Neural network		448.5098		173.7849		263.6957	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.1810	174.5935	0.3797	267.5159	0.1484
	Neural network		451.1284		175.2564		267.1189	
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0293	171.6858	0.0610	261.9126	0.1803
	Neural network		445.5702		171.5811		261.4403	
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.1234	166.7106	0.2650	256.9242	0.1034
	Neural network		439.4953		167.1524		257.1899	
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.1702	180.6014	0.1184	270.5832	0.8177
	Neural network		458.4151		180.3876		272.7957	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.3493	167.1793	1.9812	257.2127	0.4003
	Neural network		441.1603		163.8672		258.2423	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.0877	173.7993	0.2333	266.1394	0.5366
	Neural network		449.0006		174.2047		264.7113	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0748	168.6917	0.1285	259.3765	0.1198
	Neural network		441.7885		168.9085		259.0657	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.0736	169.5059	0.8330	257.1854	0.7228
	Neural network		442.0019		168.0939		259.0444	
15	Numerical	1164.8522	425.7076	1.0469	157.7943	4.3560	245.9958	0.6388
	Neural network		430.1642		150.9208		247.5673	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.0266	173.4763	0.3837	265.8358	0.4224
	Neural network		448.9764		174.1420		264.7128	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.16 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3

โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.1299	180.3262	0.2826	270.0223	0.4771
	Neural network		458.1278		180.8358		271.3106	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.2662	179.2380	0.5251	269.5955	0.1937
	Neural network		454.7268		178.2967		269.0733	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.4376	165.3176	2.7858	264.3516	0.3969
	Neural network		448.8020		169.9231		263.3023	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.0864	166.9916	0.1785	257.2038	0.0073
	Neural network		439.7596		167.2897		257.2226	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.1783	174.9174	0.3050	264.5616	0.0989
	Neural network		449.3362		174.3839		264.8233	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.3107	172.6825	0.6077	262.5588	0.3865
	Neural network		448.4391		173.7319		263.5737	
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.0059	169.9689	0.0408	260.3307	0.0815
	Neural network		443.2634		170.0383		260.5430	
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.0704	173.2779	0.1557	263.6426	0.2221
	Neural network		448.0894		173.5476		264.2283	
25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.1030	182.0870	0.1312	271.4162	0.4583
	Neural network		459.3231		181.8481		272.6602	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.1330	179.5206	0.6563	271.8893	0.3359
	Neural network		457.9177		180.6988		270.9761	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.0980	177.7107	0.1348	268.1306	0.0551
	Neural network		453.5032		177.4711		267.9829	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0387	178.0213	0.2737	268.4697	0.0002
	Neural network		453.9681		177.5340		268.4691	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.0113	170.2069	0.0234	260.3459	0.1285
	Neural network		443.6844		170.1670		260.6804	
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.0407	175.8728	0.0500	266.1915	0.0527
	Neural network		451.5133		175.9607		266.0512	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.17 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6

โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

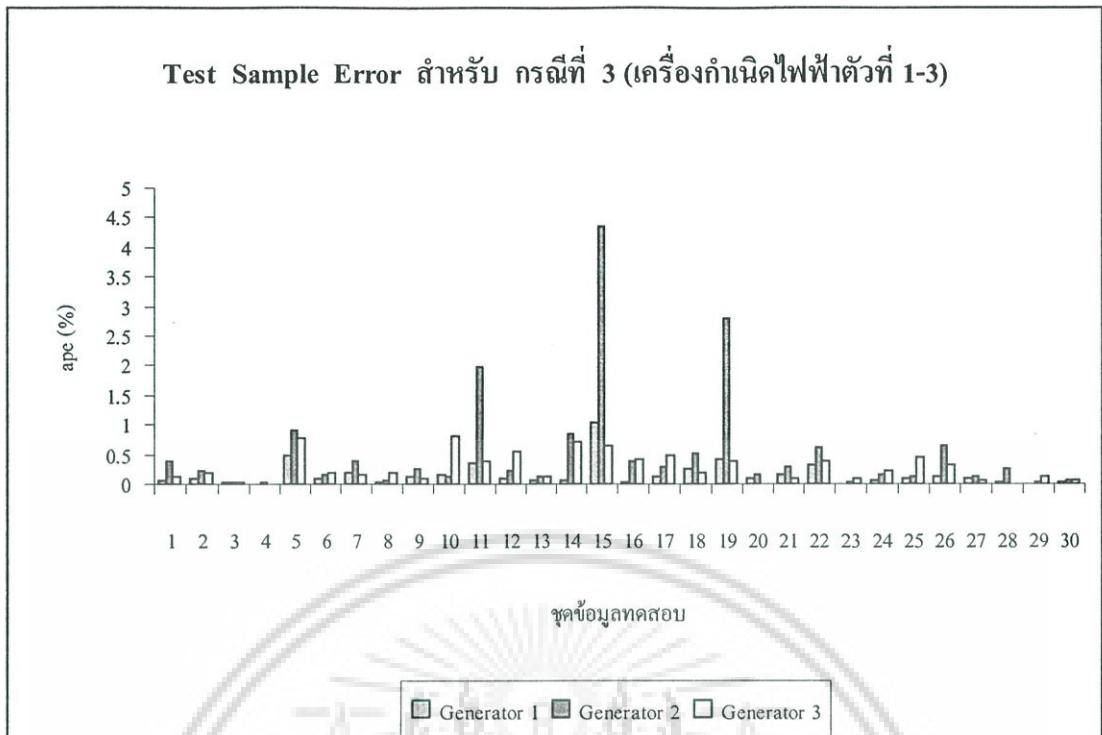
ข้อมูล ทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.0779	163.7439	0.4569	84.6198	0.2508
	Neural network		136.5968		162.9958		84.8320	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.7238	162.0230	0.1185	83.8289	0.3850
	Neural network		135.3168		161.8310		83.5061	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.3547	166.0446	0.8109	87.8726	1.2133
	Neural network		139.8400		167.3910		88.9388	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.2404	161.4138	0.0640	82.6006	0.4834
	Neural network		135.4196		161.5171		82.9999	
5	Numerical	1289.7818	141.1068	1.4917	168.1082	1.3940	89.0482	3.9561
	Neural network		143.2117		170.4516		92.5710	
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.5118	165.4883	0.7087	86.3471	1.0008
	Neural network		139.7071		166.6612		87.2113	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.2737	166.9829	0.8956	89.9322	0.4468
	Neural network		141.7304		168.4785		90.3340	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.2205	163.9186	0.1630	85.7839	0.1099
	Neural network		137.2625		163.6515		85.6896	
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.2394	157.6518	0.4652	80.3328	0.3292
	Neural network		132.2538		158.3853		80.0684	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	0.1362	174.5129	0.5299	96.3026	0.8555
	Neural network		147.0240		173.5882		95.4787	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.0980	158.1526	0.8181	81.0440	0.3226
	Neural network		132.1927		159.4465		81.3055	
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.3772	166.5480	0.4553	87.0754	2.2373
	Neural network		139.9951		167.3063		89.0236	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.7590	160.0306	0.4650	80.6522	2.4400
	Neural network		133.3026		160.7747		82.6201	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.2655	161.7234	0.4424	83.3640	0.5886
	Neural network		133.0181		161.0079		82.8734	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	1.2821	147.9255	1.5515	66.5372	3.4233
	Neural network		122.4417		150.2205		68.8150	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

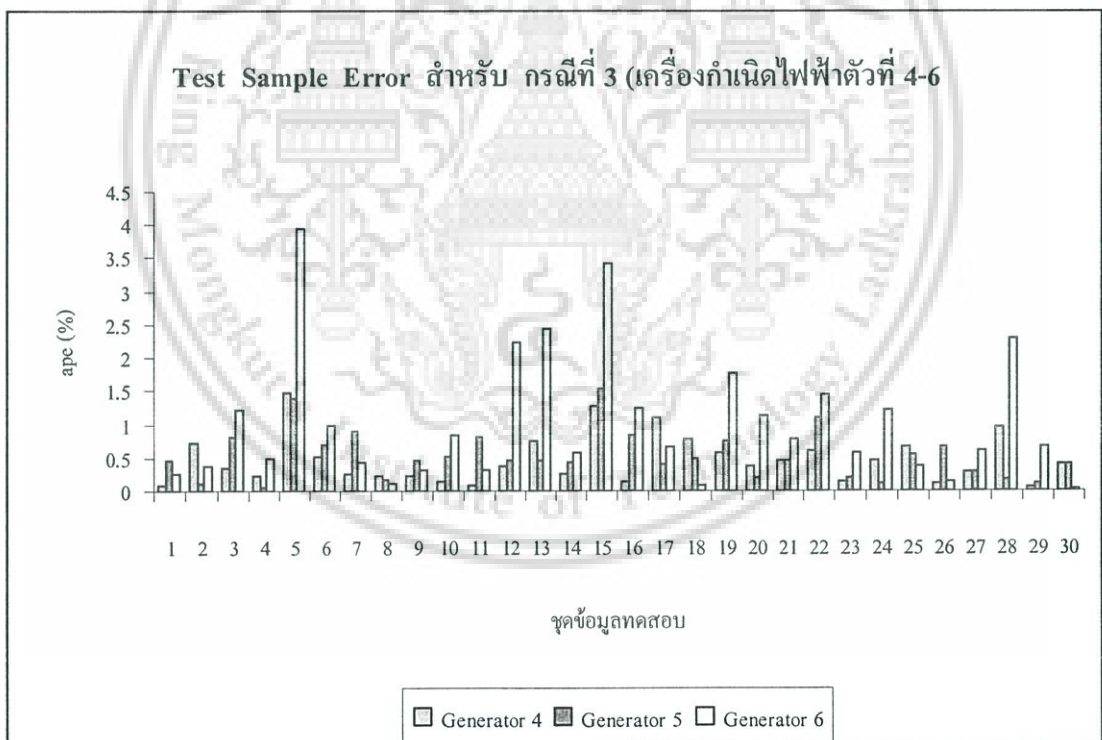
ตารางที่ 6.17 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.1482	165.8840	0.8282	87.8106	1.2565
	Neural network		139.8537		167.2578		88.9139	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	1.0971	173.6880	0.3976	94.5104	0.6756
	Neural network		147.0522		174.3785		95.1490	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	0.7821	172.4357	0.5027	92.2381	0.0882
	Neural network		144.6270		171.5689		92.3195	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.5669	167.4251	0.7596	88.3394	1.7835
	Neural network		136.9000		166.1534		86.7639	
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.3768	158.3656	0.2128	81.4573	1.1304
	Neural network		132.5344		158.7026		80.5365	
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.4733	167.7969	0.4654	89.0066	0.7739
	Neural network		140.3618		167.0159		88.3178	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.6056	164.7821	1.1009	85.8541	1.4490
	Neural network		139.5746		166.5962		87.0982	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.1413	162.2800	0.2019	84.6625	0.5810
	Neural network		134.9793		161.9523		84.1706	
24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.4531	166.2080	0.1227	89.2718	1.2123
	Neural network		139.5754		166.0040		88.1895	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.6814	176.3304	0.5504	97.2017	0.3651
	Neural network		148.3529		175.3599		96.8469	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.1038	173.3219	0.6559	95.5916	0.1516
	Neural network		146.7534		174.4588		95.4467	
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.2932	171.0390	0.2926	91.1059	0.6122
	Neural network		144.1506		170.5385		91.6636	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	0.9597	171.2542	0.1639	90.7708	2.2855
	Neural network		143.8353		170.9735		92.8454	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.0514	162.1631	0.1106	84.4871	0.6770
	Neural network		135.8785		161.9837		83.9151	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.4172	168.3237	0.4161	89.7919	0.0207
	Neural network		142.4340		169.0240		89.8105	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.16 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด (GRNN)



รูปที่ 6.17 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด (GRNN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.17 และรูปที่ 6.16 และ 6.17 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 100 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.5070 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0113 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 4.3560 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 15)
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 2.57 วินาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.05 โดยทำการเพิ่มค่าการกระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.05 จนถึง 0.25 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

ตารางที่ 6.18 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	445.2116	0.0061	171.3214	0.4385	261.9625	0.0509
	Neural network		445.1844		170.5701		261.8292	
2	Numerical	1254.5782	442.8223	0.1730	169.5432	0.4784	260.0574	0.0141
	Neural network		443.5884		170.3543		260.0208	
3	Numerical	1282.4404	448.9734	0.0347	174.3211	0.2499	264.8910	0.0564
	Neural network		448.8178		173.8854		264.7415	
4	Numerical	1253.0386	443.1843	0.0312	169.8527	0.0363	260.2413	0.0215
	Neural network		443.3226		169.9143		260.2974	
5	Numerical	1289.7818	450.8286	0.4955	175.5443	0.9300	265.1457	0.7831
	Neural network		453.0625		177.1769		267.2222	
6	Numerical	1278.0716	448.1247	0.0830	173.5175	0.1470	264.1682	0.1335
	Neural network		448.4966		173.7726		263.8155	
7	Numerical	1290.6814	450.3133	0.0883	174.5935	0.3639	267.5159	0.4832
	Neural network		450.7110		175.2289		266.2234	
8	Numerical	1265.9620	445.7007	0.0338	171.6858	0.2769	261.9126	0.0590
	Neural network		445.5499		171.2104		261.7582	
9	Numerical	1233.1444	438.9538	0.1549	166.7106	0.3019	256.9242	0.1557
	Neural network		439.6336		167.2139		257.3242	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.18 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_1$ (MW)	ape (%)	$P_2$ (MW)	ape (%)	$P_3$ (MW)	ape (%)
10	Numerical	1326.4601	457.6360	0.1195	180.6014	0.0284	270.5832	0.4808
	Neural network		458.1827		180.6527		271.8842	
11	Numerical	1235.5356	439.6246	0.4157	167.1793	2.5880	257.2127	0.4165
	Neural network		441.4521		162.8527		258.2839	
12	Numerical	1283.4817	449.3945	0.0223	173.7993	0.4190	266.1394	0.3969
	Neural network		449.4949		174.5275		265.0830	
13	Numerical	1244.5317	441.4585	0.0194	168.6917	0.0791	259.3765	0.1970
	Neural network		441.5444		168.5583		258.8655	
14	Numerical	1246.1213	441.6768	0.0355	169.5059	1.2616	257.1854	0.6662
	Neural network		441.8337		167.3673		258.8988	
15	Numerical	1164.8522	425.7076	1.0469	157.7943	4.3560	245.9958	0.6388
	Neural network		430.1642		150.9208		247.5673	
16	Numerical	1281.5104	448.8569	0.0086	173.4763	0.2275	265.8358	0.4440
	Neural network		448.8185		173.8709		264.6555	
17	Numerical	1321.5367	457.5334	0.0642	180.3262	0.2333	270.0223	0.5492
	Neural network		457.8271		180.7469		271.5052	
18	Numerical	1315.2151	455.9407	0.2724	179.2380	0.5591	269.5955	0.1908
	Neural network		454.6987		178.2359		269.0811	
19	Numerical	1273.8889	450.7747	0.4139	165.3176	2.4753	264.3516	0.3331
	Neural network		448.9090		169.4097		263.4710	
20	Numerical	1236.4340	439.3800	0.1069	166.9916	0.2232	257.2038	0.0450
	Neural network		439.8497		167.3643		257.3194	
21	Numerical	1286.1217	450.1387	0.1092	174.9174	0.2010	264.5616	0.1748
	Neural network		449.6471		174.5658		265.0239	
22	Numerical	1271.6619	447.0500	0.0706	172.6825	0.0980	262.5588	0.0976
	Neural network		446.7343		172.5133		262.8152	
23	Numerical	1255.7017	443.2894	0.0067	169.9689	0.0658	260.3307	0.0087
	Neural network		443.3193		170.0808		260.3081	
24	Numerical	1279.1203	447.7742	0.1546	173.2779	0.2925	263.6426	0.2261
	Neural network		448.4667		173.7848		264.2386	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.18 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

25	Numerical	1334.1807	459.7965	0.1667	182.0870	0.2876	271.4162	0.3596
	Neural network		459.0302		181.5632		272.3922	
26	Numerical	1324.2339	457.3093	0.1144	179.5206	0.6422	271.8893	0.2789
	Neural network		457.8324		180.6735		271.1310	
27	Numerical	1305.6634	453.9480	0.1182	177.7107	0.1927	268.1306	0.0592
	Neural network		453.4115		177.3683		267.9720	
28	Numerical	1307.8891	454.1440	0.0900	178.0213	0.4335	268.4697	0.0411
	Neural network		453.7354		177.2496		268.5800	
29	Numerical	1256.8857	443.7344	0.0120	170.2069	0.0152	260.3459	0.0982
	Neural network		443.7876		170.2327		260.6016	
30	Numerical	1293.3519	451.3297	0.1396	175.8728	0.2054	266.1915	0.2679
	Neural network		451.9598		176.2341		266.9046	

ตารางที่ 6.19 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN)

ข้อมูลทดสอบชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
1	Numerical	1263.5625	136.7033	0.0012	163.7439	0.3354	84.6198	0.3353
	Neural network		136.7049		163.1947		84.9036	
2	Numerical	1254.5782	136.3034	0.9554	162.0230	0.1980	83.8289	0.4381
	Neural network		135.0012		162.3438		83.4616	
3	Numerical	1282.4404	140.3377	0.4850	166.0446	0.4174	87.8726	0.9214
	Neural network		139.6570		166.7377		88.6822	
4	Numerical	1253.0386	135.7459	0.0680	161.4138	0.1426	82.6006	0.9594
	Neural network		135.6536		161.6440		83.3931	
5	Numerical	1289.7818	141.1068	1.4672	168.1082	1.3450	89.0482	3.9395
	Neural network		143.1772		170.3693		92.5563	
6	Numerical	1278.0716	140.4258	0.5370	165.4883	0.6553	86.3471	1.2221
	Neural network		139.6717		166.5728		87.4024	
7	Numerical	1290.6814	141.3436	0.0653	166.9829	0.6804	89.9322	0.0417
	Neural network		141.2513		168.1190		89.9697	
8	Numerical	1265.9620	136.9604	0.1759	163.9186	0.0854	85.7839	0.1436
	Neural network		137.2013		163.7787		85.9071	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

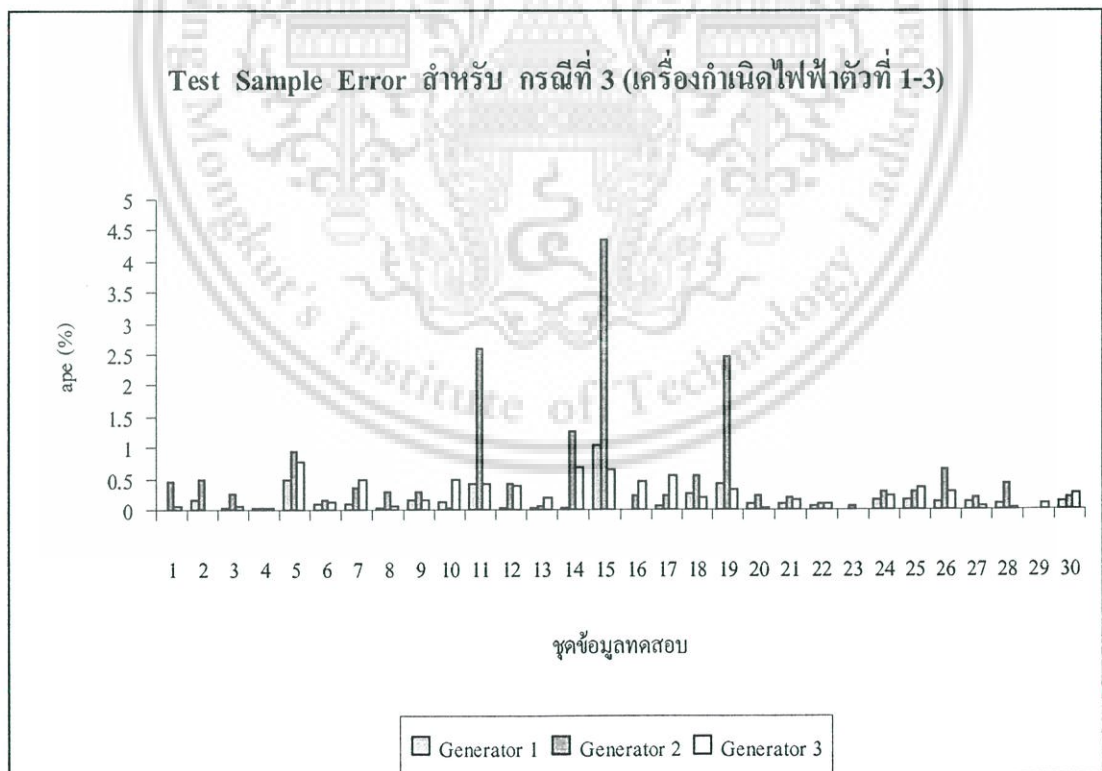
ตารางที่ 6.19 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

ข้อมูลทดสอบ ชุดที่	Method	$P_D$ (MW)	$P_4$ (MW)	ape (%)	$P_5$ (MW)	ape (%)	$P_6$ (MW)	ape (%)
9	Numerical	1233.1444	132.5712	0.1422	157.6518	0.5280	80.3328	0.0319
	Neural network		132.3827		158.4842		80.3072	
10	Numerical	1326.4601	146.8240	0.2662	174.5129	0.3176	96.3026	0.1751
	Neural network		147.2148		173.9586		96.1340	
11	Numerical	1235.5356	132.3224	0.2302	158.1526	0.8684	81.0440	0.4017
	Neural network		132.0177		159.5261		81.3695	
12	Numerical	1283.4817	140.5251	0.1756	166.5480	0.4467	87.0754	2.2506
	Neural network		140.2784		167.2920		89.0351	
13	Numerical	1244.5317	134.3222	0.7200	160.0306	0.2201	80.6522	1.8590
	Neural network		133.3551		160.3828		82.1515	
14	Numerical	1246.1213	132.6658	0.2546	161.7234	0.6831	83.3640	1.2050
	Neural network		133.0036		160.6187		82.3594	
15	Numerical	1164.8522	120.8918	1.2821	147.9255	1.5515	66.5372	3.4234
	Neural network		122.4417		150.2205		68.8151	
16	Numerical	1281.5104	139.6468	0.0450	165.8840	0.5305	87.8106	0.9670
	Neural network		139.7097		166.7640		88.6597	
17	Numerical	1321.5367	145.4564	1.0316	173.6880	0.0834	94.5104	0.1478
	Neural network		146.9570		173.8328		94.3707	
18	Numerical	1315.2151	145.7671	0.8138	172.4357	0.5199	92.2381	0.4230
	Neural network		144.5809		171.5392		92.6283	
19	Numerical	1273.8889	137.6805	0.4253	167.4251	0.7556	88.3394	1.9241
	Neural network		137.0950		166.1600		86.6397	
20	Numerical	1236.4340	133.0357	0.3129	158.3656	0.2615	81.4573	0.9526
	Neural network		132.6195		158.7797		80.6813	
21	Numerical	1286.1217	139.7005	0.6190	167.7969	0.3234	89.0066	0.5150
	Neural network		140.5652		167.2543		88.5482	
22	Numerical	1271.6619	138.7344	0.2067	164.7821	0.0323	85.8541	0.2092
	Neural network		139.0211		164.8353		85.6745	
23	Numerical	1255.7017	135.1702	0.2748	162.2800	0.1236	84.6625	0.6318
	Neural network		134.7988		162.0794		84.1276	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

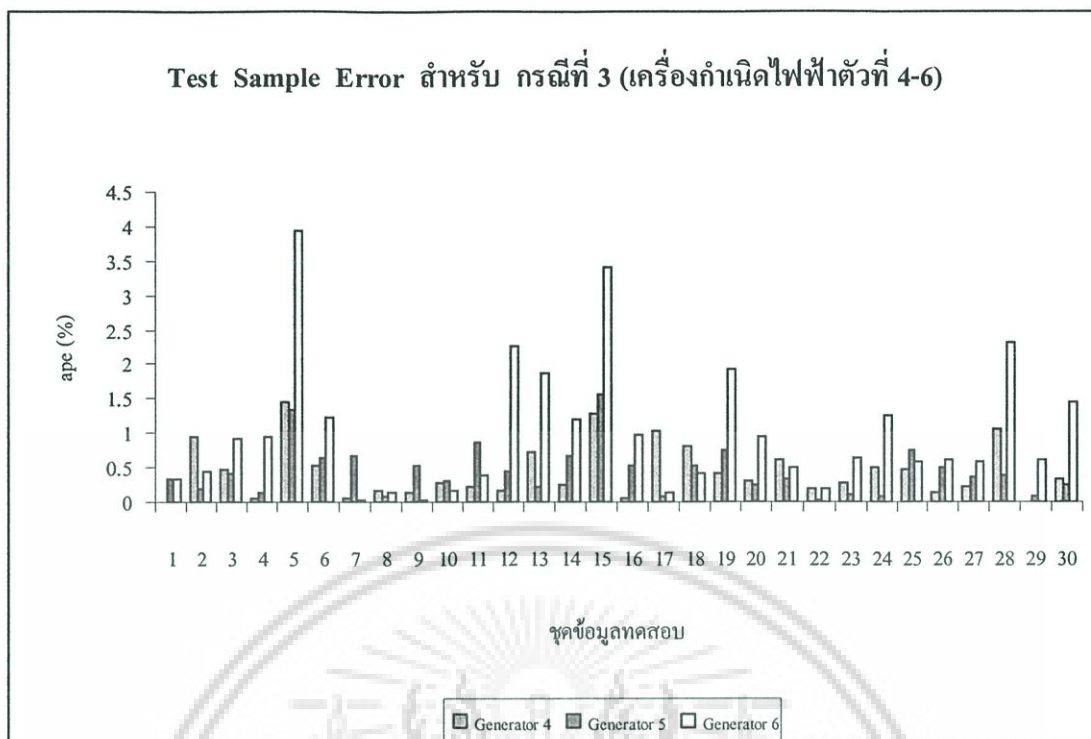
ตารางที่ 6.19 แสดงตัวอย่างผลเปรียบเทียบค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 30 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

24	Numerical	1279.1203	138.9458	0.5067	166.2080	0.0729	89.2718	1.2670
	Neural network		139.6499		166.3291		88.1407	
25	Numerical	1334.1807	147.3489	0.4809	176.3304	0.7587	97.2017	0.5776
	Neural network		148.0574		174.9925		96.6403	
26	Numerical	1324.2339	146.6012	0.1374	173.3219	0.5144	95.5916	0.6066
	Neural network		146.8026		174.2134		95.0117	
27	Numerical	1305.6634	143.7292	0.2353	171.0390	0.3566	91.1059	0.5870
	Neural network		144.0674		170.4290		91.6407	
28	Numerical	1307.8891	145.2291	1.0691	171.2542	0.4001	90.7708	2.3298
	Neural network		143.6765		170.5690		92.8856	
29	Numerical	1256.8857	135.9483	0.0051	162.1631	0.0942	84.4871	0.6196
	Neural network		135.9414		162.0103		83.9636	
30	Numerical	1293.3519	141.8423	0.3482	168.3237	0.2599	89.7919	1.4400
	Neural network		142.3362		168.7613		91.0849	



รูปที่ 6.18 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 3 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด (GRNN)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**รูปที่ 6.19** การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 4 ถึง 6 ข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด (GRNN) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.19 และรูปที่ 6.18 และ 6.19 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

3. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 150 ชุดและชุดทดสอบ 30 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.4883 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0061 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 4.3560 % (ข้อมูลทดสอบชุดที่ 15)
4. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 1.29 วินาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.06 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.001 จนถึง 0.1 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงสุด)

#### 6.5.4 ผลการทดลองระบบไฟฟ้ากำลัง IEEE 118 – Bus, 54 – Generators

**ตารางที่ 6.20** ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN)

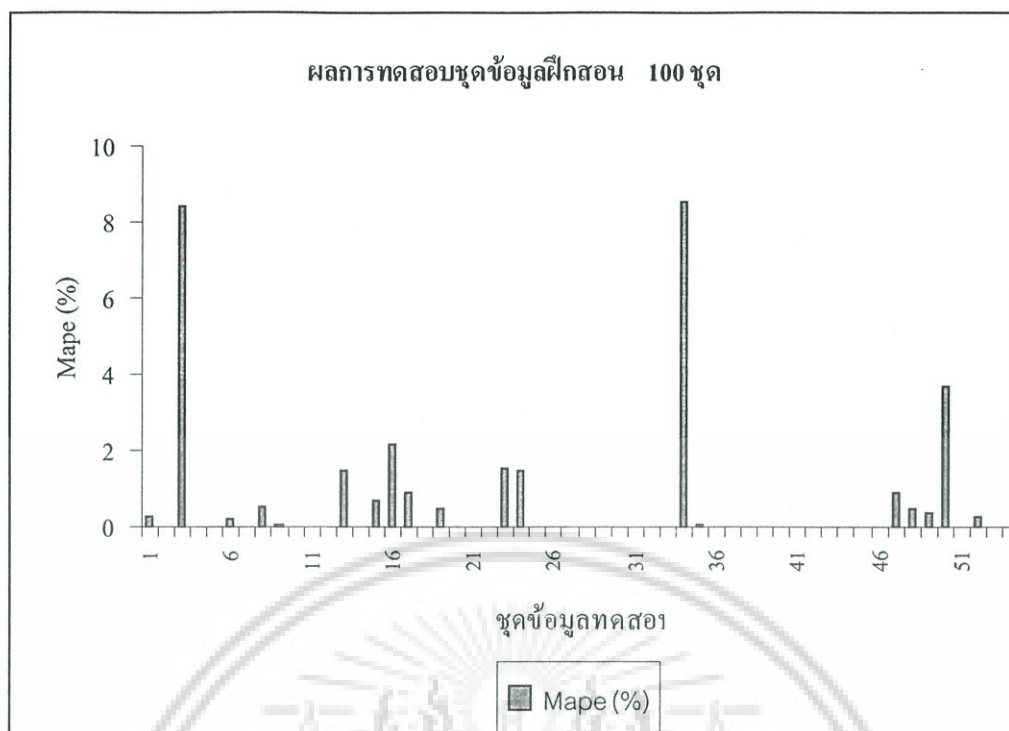
เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
1	0.2461	28	0.0109
2	0.0051	29	0.0123

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.20 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน  
100 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
3	8.4042	30	0.0110
4	0.0047	31	0
5	0	32	0
6	0.2143	33	0
7	0	34	8.5266
8	0.5507	35	0.0686
9	0.0579	36	0
10	0	37	0.0017
11	0.0058	38	0
12	0.0054	39	0.0161
13	1.4974	40	0.0123
14	0.0092	41	0
15	0.6756	42	0
16	2.1729	43	0
17	0.8782	44	0
18	0.0135	45	0.0014
19	0.4590	46	0.0011
20	0.0162	47	0.8813
21	0.0148	48	0.4985
22	0.0153	49	0.3864
23	1.5020	50	3.6707
24	1.4789	51	0.0047
25	0.0140	54	0.2544
26	0.0131	53	0
27	0	54	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**รูปที่ 6.20** การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ชุดข้อมูลฝึกสอน 100 : (GRNN)

จากผลการทดลองในตารางที่ 6.20 และรูปที่ 6.20 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 100 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.6039 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 8.5266 %
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 1 ใช้เวลาในการฝึกสอน 0.2877 นาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.78 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.001 จนถึง 1.0 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

**ตารางที่ 6.21** ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน

150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN)

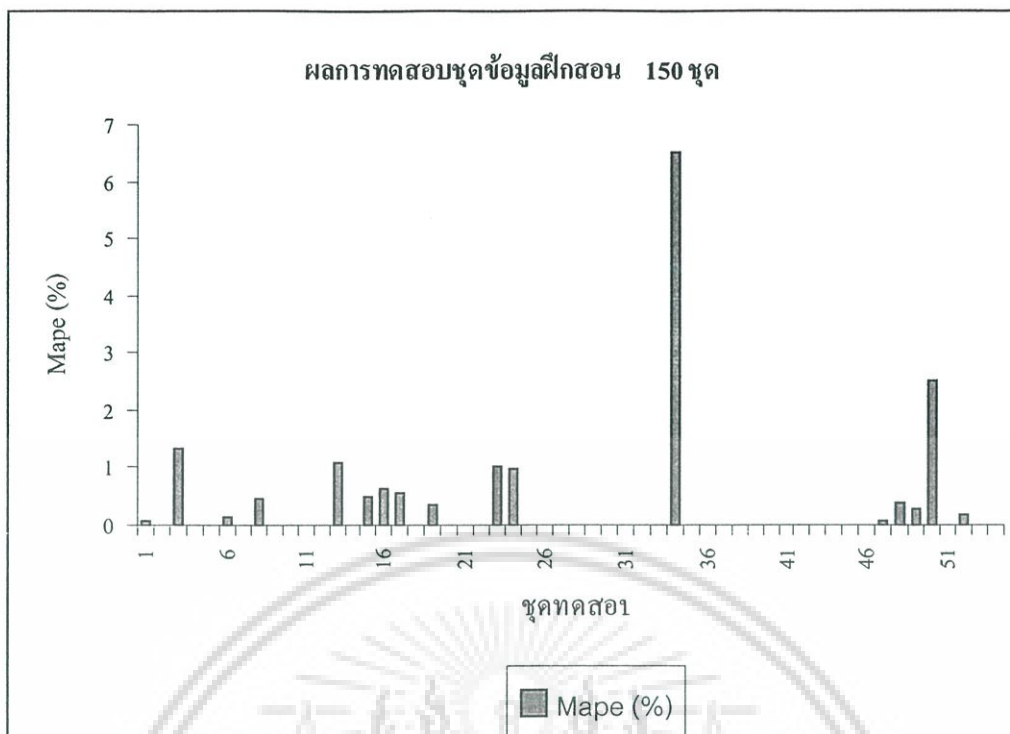
เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
1	0.0841	28	0.0075
2	0.0030	29	0.0086
3	1.3420	30	0.0080

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.21 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)
4	0.0024	31	0
5	0	32	0
6	0.1308	33	0
7	0	34	6.5010
8	0.4380	35	0.0119
9	0.0166	36	0
10	0	37	0.0000
11	0.0041	38	0
12	0.0037	39	0.0115
13	1.0965	40	0.0087
14	0.0069	41	0
15	0.4803	42	0
16	0.6425	43	0
17	0.5639	44	0
18	0.0027	45	0.0013
19	0.3418	46	0.0007
20	0.0103	47	0.0797
21	0.0105	48	0.4019
22	0.0100	49	0.2968
23	1.0126	50	2.5088
24	0.9941	51	0.0034
25	0.0102	54	0.1784
26	0.0090	53	0
27	0	54	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.21 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ชุดข้อมูลฝึกสอน 150 : (GRNN) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.21 และรูปที่ 6.21 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนโดยมีชุดฝึกสอน 150 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.4367 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 6.5010 %
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 2 ใช้เวลาในการฝึกสอน 0.3905 นาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.6 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.167 จนถึง 1.67 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

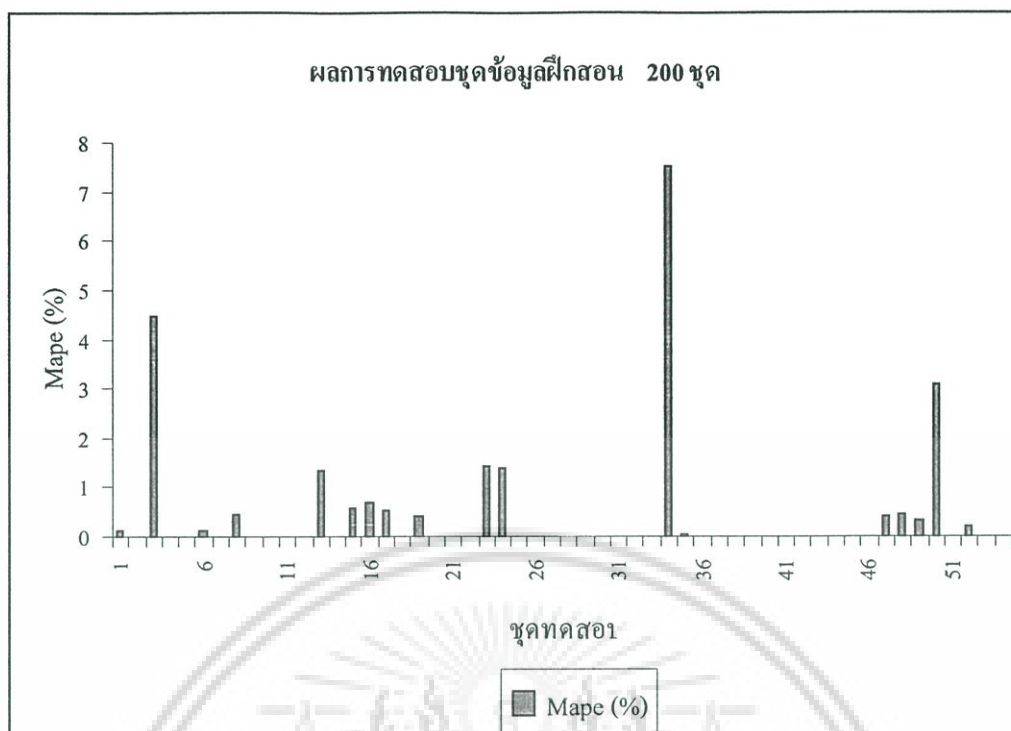
ตารางที่ 6.22 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	Max Error (%)	Min Error (%)
1	0.1212	28	0.0094
2	0.0030	29	0.0104
3	4.4560	30	0.0097

ตารางที่ 6.22 ผล Mape (%) ของค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยชุดข้อมูลฝึกสอน 200 ชุด ชุดทดสอบ 60 ชุด : (GRNN) (ต่อ)

เครื่องกำเนิดไฟฟ้า ตัวที่	Mape (%)	Max Error (%)	Min Error (%)
4	0.0021	31	0
5	0	32	0
6	0.1069	33	0
7	0	34	7.4975
8	0.4369	35	0.0325
9	0.0030	36	0
10	0	37	0.0009
11	0.0046	38	0
12	0.0042	39	0.0140
13	1.3236	40	0.0095
14	0.0075	41	0
15	0.5846	42	0
16	0.6934	43	0
17	0.5310	44	0
18	0.0012	45	0.0003
19	0.3963	46	0.0001
20	0.0121	47	0.4144
21	0.0125	48	0.4529
22	0.0140	49	0.3065
23	1.4054	50	3.0863
24	1.3911	51	0.0044
25	0.0143	54	0.1952
26	0.0119	53	0
27	0	54	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.22 การเปรียบเทียบค่า Mape เครื่องกำเนิดไฟฟ้าตัวที่ 1 ถึง 54 ข้อมูลฝึกสอน 200 : (GRNN) จากผลการทดลองในตารางที่ 6.21 และรูปที่ 6.22 สามารถวิเคราะห์ผลได้ดังนี้

1. โครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอน โดยมีชุดฝึกสอน 200 ชุดและชุดทดสอบ 60 ชุด สามารถหาคำตอบของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว โดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : mape) เท่ากับ 0.3193 % , ค่าผิดพลาดต่ำที่สุด (Min Error) เท่ากับ 0.0 % และค่าผิดพลาดสูงสุด (Max Error) เท่ากับ 7.4975 %
2. เวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมหลังฝึกสอนเสร็จ สำหรับกรณีที่ 3 ใช้เวลาในการฝึกสอน 0.4056 นาที และค่าการกระจาย (Spread) เท่ากับ 0.65 โดยทำการเพิ่มค่ากระจายค่าคงที่ในชั้นซ่อนเพิ่มขึ้นครั้งละ 0.033 จนถึง 3.33 (เพื่อหาโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพสูงที่สุด)

## 6.7 สรุปผลการทดลองการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

จากผลการทดลองทั้ง 4 กรณี ของระบบไฟฟ้ากำลัง สามารถสรุปผลการเปรียบเทียบการทดลองของทุกกรณีดังนี้ : (BP)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.23 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในการรันที่ 1 และ 2 : (BP)

กรณี ที่	k	จำนวน ข้อมูลฝึก สอน	เวลาที่ใช้ ในการ ฝึกสอน (นาท)	จำนวนปม ประสาท ในชั้นซ่อน ที่ 1-2 ที่ เหมาะสม ที่สุด	ผลของข้อมูลทดสอบ 20 ข้อมูล				
					Mape (%)			MaxError (%)	MinError (%)
					P <sub>1</sub>	P <sub>2</sub>	P <sub>3</sub>		
1	1	161	7.8312	4 - 3	0.3173	0.4125	0.2374	3.0874	0.0000
2	1	154	44.8328	9 - 8	0.2460	0.6974	0.4348	4.5000	0.0014

ตารางที่ 6.24 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในการรันที่ 3 : (BP)

กรณี ที่	k	จำนวน ข้อมูลฝึก สอน	เวลาที่ใช้ ในการ ฝึกสอน (นาท)	จำนวนปม ประสาท ในชั้นซ่อน ที่ 1-2 ที่ เหมาะสมที่ สุด	ผลของข้อมูลทดสอบ 30 ข้อมูล				
					Mape (%)			MaxError (%)	MinError (%)
					P <sub>1</sub> - P <sub>2</sub>	P <sub>3</sub> - P <sub>4</sub>	P <sub>5</sub> - P <sub>6</sub>		
3.1	1	50	5.8144	5 - 4	0.0529	0.2345	0.2394	1.7410	0.0001
					0.2326	0.3560	0.3796		
3.2	1	100	15.7303	7 - 6	0.0458	0.1340	0.2353	1.3470	0.0001
					0.1993	0.3511	0.3722		
3.3	1	150	15.3997	6 - 5	0.0488	0.1421	0.2368	1.2281	0.0006
					0.2553	0.3342	0.3847		

ตารางที่ 6.25 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมที่ดีที่สุดในการรันที่ 4 : (BP)

กรณี ที่	k	จำนวนข้อมูล ฝึกสอน	เวลาที่ใช้ ในการฝึก สอน (นาท)	จำนวนปม ประสาท ในชั้นซ่อน ที่ 1-2 ที่ เหมาะสมที่ สุด	ผลของข้อมูลทดสอบ 60 ข้อมูล		
					Mape (%)	MaxError (%)	MinError (%)
4.1	1	100	27.32	14 - 13	0.3807	5.4960	0.0
4.2	1	150	33.25	16 - 15	0.3559	6.4094	0.0
4.3	1	200	45.57	20 - 19	0.2992	6.5807	0.0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 7

### บทสรุปและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้นำเสนอวิธีการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการศึกษาวิจัยโครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ได้แก่โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network สามารถสรุปได้ดังต่อไปนี้

1. ระบบไฟฟ้าที่ทำการศึกษาวิจัยมีทั้งหมด 4 กรณีศึกษา คือกรณีที่ 1 เป็นการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 3 เครื่องภายในโรงจักรเดียวกัน ไม่คิดค่าความสูญเสียในสายส่ง กรณีที่ 2 ใช้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าในกรณีที่ 1 รวมค่าความสูญเสียของระบบ และกรณีที่ 3 ใช้ระบบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generators กรณีที่ 4 ใช้ระบบ IEEE 118 – Bus, 54 – Generators เป็นระบบทดสอบ โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง โดยทั้ง 4 กรณีศึกษาได้มีการปรับเปลี่ยนสภาวะการทำงานของระบบ คือ ค่ากำลังไฟฟ้าที่โหลดบัส เพื่อให้ครอบคลุมเงื่อนไขที่ทำการศึกษาวิจัย

2. การเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาวิจัย ซึ่งเป็นข้อมูลในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ประกอบไปด้วย ชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดข้อมูลทดสอบ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้พิจารณาเลือกตัวแปรในชุดข้อมูลดังกล่าวที่มีผลต่อการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัด และได้ทำการทดลองหาหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องที่จ่ายโหลดอย่างประหยัดตามเงื่อนไขที่ทำการศึกษาวิจัย โดยใช้โปรแกรม MATPOWER

3. การเลือกชนิดของโครงข่ายประสาทเทียม ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้พิจารณาเลือกใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network) และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network ในการเรียนรู้พฤติกรรมของระบบไฟฟ้ากำลังทั้ง 4 กรณีศึกษาดังได้กล่าวข้างต้น และพิจารณาหาค่ากำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องที่จ่ายโหลดอย่างประหยัด เป็นคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4. การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ได้ทำการฝึกสอนด้วยชุดของข้อมูลฝึกสอนต่างๆ กัน 3 เงื่อนไข โดยแต่ละเงื่อนไขจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ในชั้นซ่อนที่ใช้ในโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network) คือ tansig ใน Hidden Layer ที่ 1 , tansig ใน Hidden Layer ที่ 2 และ purelin ใน Hidden Layer Output ซึ่งผู้วิจัยได้ทำการศึกษาวิจัยเลือกชุดฟังก์ชันถ่ายโอนที่ทำให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุดดังแสดงในภาคผนวก ค. และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาวิจัยเลือก ค่า Spread ที่ดีที่สุด ที่ทำให้ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพมากที่สุดดังแสดงในภาคผนวก ค.

5. เทคนิคที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม โดยปกติ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม Matlab ที่ใช้ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ จะทำการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจนครบตามจำนวน epoch ที่กำหนด แล้วจึงจำค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ทำให้ได้ค่าผลรวมของค่าผิดพลาดยกกำลังสอง (Mean Square Error : MSE) ของชุดข้อมูลฝึกสอนต่ำที่สุดมาเป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว ซึ่งในกรณีนี้อาจจะไม่ทำให้ผลการทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE ซึ่งใช้เป็นเกณฑ์ในการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม) ต่ำที่สุด วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงใช้เทคนิค Validation ซึ่งสามารถเขียนชุดคำสั่งเพิ่มเติมให้ Neural Network Toolbox นำเอาชุดข้อมูลทดสอบมาเป็นชุดข้อมูล Validation โดยผลที่ได้จะทำให้ Neural Network Toolbox เลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ที่ทำให้ค่าผลรวมของ MSE ของชุดข้อมูลทดสอบต่ำที่สุดมาเป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสของโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว ซึ่งจะทำให้ผลการทดสอบชุดข้อมูลทดสอบมีค่า MAPE ต่ำที่สุด และค่า MAPE ของชุดข้อมูลฝึกสอนอยู่ในเกณฑ์ดี

6. ข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

6.1 พัฒนาขั้นตอนในการฝึกสอนให้มีความรวดเร็วมากขึ้น เนื่องจากเวลาในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back – Propagation Neural Network) ค่อนข้างนาน เมื่อเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression Neural Network เมื่อนำไปใช้ในการศึกษาระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่ขึ้น ซึ่งจะมีตัวแปรที่พิจารณาจำนวนมาก แม้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วจะใช้เวลาในการคำนวณหาค่าตอบน้อยมากก็ตาม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 6.2 พัฒนารูปแบบการเตรียมข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมให้มีความรวดเร็วขึ้น เพื่อเพิ่มจำนวนชุดของข้อมูลที่จะนำมาใช้ฝึกสอนให้มากขึ้น
- 6.3 พิจารณาแบบจำลองของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและระบบควบคุมแบบละเอียด (Detailed Models) และการชดเชย (Compensation) รูปแบบต่างๆ ในระบบไฟฟ้ากำลัง ที่ส่งผลกระทบต่อ การจ่ายโหลดอย่างประหยัด
- 6.4 พิจารณาองค์ประกอบอื่นๆ ที่ใช้ในการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง อาทิเช่น ค่ากำลังรีแอกทีฟ (Reactive Power) , ค่าแรงดันไฟฟ้า (Voltage) , มุมแรงดันไฟฟ้า ( $\theta$ ) ฯลฯ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] A.J. Wood , B.F. Wollenberg . *Power Generation Operation and Control* , John Wiley and Sons, New York , 1984.
- [2] William.D. Stevenson Jr. *Elements of Power System Analysis*. Fourth Edition. Singapore : McGraw – Hill, Inc., 1982.
- [3] H.D. Saadat . *Power System Analysis*. International Edition. Singapore : McGraw–Hill , Inc., 2004.
- [4] Kirchmayer , L.K. *Economic Operation of Power System*. John Wiley and Sons , Inc., New York , 1958.
- [5] John J. Grainger , William D , Stevenson JR. *Power System Analysis*. International Edition. New York : McGraw – Hill , Inc., , 1994.
- [6] Arthur R. Bergen and Vijay. *Power System Analysis*. 2<sup>nd</sup> Edition. New Jersey : Prentice – Hall , Inc., 2000.
- [7] J. Arrillaga and C.P. Arnold. *Computer Analysis of Power System*. Great Britain : John Wiley and Sons, Inc., 1990.
- [8] Fausett Laurene. *Fundamentals of Neural Network*. Englewood Cliffs, New Jersey : Prentice Hall International , Inc., 1994.
- [9] P.D. Wasserman. *Advanced Methods in Neural Computing*. New York : Van Nostrand Reinhold. 1993.
- [10] Nelson, M. M. and Illingworth, W. T. *A Practical Guide to Neural Nets*. Reading, MA : Addison – Wesley, 1991.
- [11] Bose, N.K. and Liang, P. *Neural Network Fundamentals with Graphs, Algorithm, and Application*. New York : McGraw – Hill , Inc., 1996.
- [12] H. Demuth and M. Beale. *Neural Network Toolbox User 's Guide*. The Math Works. Inc., March 2001.
- [13] J.H. Park , Y.S. Kim , I.K. Eom and K.Y. Lee , “ Economic Load Dispatch For Piecewise Quadratic Cost Function Using Hopfield Neural Network.” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol.8 , No.3 , August 1993, pp.1030 - 1038

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [14] D. Miodrag , C. Milan , M. Borka and S.J. Dejan , “ Neural – Net Based Real – Time Economic Dispatch For Thermal Power Plants ” *IEEE Trans. On Energy Conversion.*, Vol.11 , No. 4 , December 1996, pp.755 - 761
- [15] T. Yalcinoz and M. J. Short , “ Neural Networks Approach for Solving Economic Dispatch Problem with Transmission Capacity Constraints. ” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol.13 , No.2 , May 1998, pp.307 - 313
- [16] C.Y. Maa and M.A. Shanblatt , “ Linear and Quadratic Programming Neural Network Analysis. ” *IEEE Trans. On Neural Networks.*, Vol.3 , No.4 , 1992 , pp.580 - 594
- [17] K.Y. Lee , A.S. Yome , and J.H. Park , “ Adaptive Hopfield Network for Economic Load Dispatch. ” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol.13 , May 1998 , pp.519 – 526
- [18] X.S. Han , H.B. Gooi, and Danel S. Kirschen , “ Dynamic Economic Dispatch : Feasible and Optimal Solution. ” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol.16 , No. 1 , February 2001 , pp.22 - 28
- [19] F.L. Alvarado , “ Penalty Factors From Newton ’s Method. ” *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems.*, Vol.Pas – 97 , No. 6, 1976
- [20] C.E. Lin et. Al., “ A Direct Newton – Raphson Economic Dispatch. ” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol.7 , No. 3 , August 1992 , pp. 1149 – 1154
- [21] R.M. Jan and N. Chen., “ Application of The Fast Newton – Raphson Economic Dispatch and Reactive Power / Voltage Dispatch by Sensitivity Factors to Optimal Power Flow. ” *IEEE Trans. On Energy Conversion.*, Vol.10 , No. 2 , June 1995 , pp. 293 – 311
- [22] R.S. Fang and A.K. David., “ Optimal Dispatch Under Transmission Contracts. ” *IEEE Trans. On Power System.* , Vol. 14 , May 1999 , pp.732 - 737
- [23] L.L. Freris and A.M. Sasson, “ Investigation of the Load Flow Problem. ” *Proc. IEE* Vol.115 , No. 10 October 1968
- [24] H.W. Dommel and W.F. Tinney., “ Optimal Power Flow Solution. ” *IEEE Trans. On Power Apparatus and Systems.*, Vol. Pas – 87, No. 10 , October 1968 , pp.1866 - 1876
- [25] ชวัช เกิดชื่น , ธนชาติ นุ่มนนท์ และ กิติพงษ์ ตันมิตร. “ การแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีเงินเนติก ” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 20* , 2540

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [26] อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล , สิทธิโชค กิตติรักษ์ตระกูล และ สุทธิ บรรจงจิต. “ การประยุกต์ใช้ การแปลงเวฟเล็ตและโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับแบ่งประเภทฟอลต์ในสายส่ง ” *การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 26*, 2546
- [27] อรรถพล เก่าพิทักษ์กุล , สุทธิ บรรจงจิต. “ การแปลงเวฟเล็ตแบบเต็มหน่วยและโครงข่าย ประสาทชนิด Probabilistic สำหรับระบุตำแหน่งฟอลต์ในสายส่ง ” *วิศวกรรมลาดกระบัง*, ปีที่ 20 , ฉบับที่ 2 , มิถุนายน 2546 หน้า 234 -239
- [28] ชยชาญ โปธิสาร , สมชาติ จิรวิภากร และ สุทธิ บรรจงจิต. “ การหาช่วงเวลาตัดกระแส วิกฤตในระบบไฟฟ้าขนาดใหญ่โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม ” *วิศวกรรมลาดกระบัง* , ปีที่ 19 , ฉบับที่ 1 , มีนาคม 2545 , หน้า 59 – 64
- [29] เกื้อพงศ์ ติลานุช , สมชาติ จิรวิภากร. “ การหาช่วงเวลาตัดการแส่วิกฤตและเครื่องกำเนิด ไฟฟ้าที่สูญเสียเสถียรภาพในระบบไฟฟ้ากำลังขนาดใหญ่โดยโครงข่ายประสาทเทียม ” *วิศวกรรมลาดกระบัง*, ปีที่ 19 , ฉบับที่ 4 , ธันวาคม 2545 , หน้า 67 – 72
- [30] รศ.ดร.ชานานู ท่อเกียรติ. *การวิเคราะห์ระบบไฟฟ้ากำลัง*. มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ , บางเขน กรุงเทพฯ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ – นามสกุล	จำเอกภูริสัณห์ ลักขมร
วัน เดือน ปีเกิด	13 กันยายน พ.ศ. 2515 ที่จังหวัดนครราชสีมา
ที่อยู่	1211 หมู่บ้านชมฟ้า ซ.รังสิต – นครนายก 64 ต.ประชาธิปไตย อ.ธัญบุรี จ.ปทุมธานี 12130
ประวัติ การศึกษา	2534 สำเร็จการศึกษามัธยมศึกษาตอนปลาย (วิทยาศาสตร์ – คณิตศาสตร์) จากโรงเรียนราชสีมาวิทยาลัย 2536 สำเร็จการศึกษานักเรียนอำเภอรือ พรรค นาวิน เหล่าทหาร การปืน จ.ชลบุรี (โรงเรียนชุมพลทหารเรือ) 2546 สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า จากมหาวิทยาลัยศรีปทุม 2546 เข้าศึกษาต่อระดับปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า ณ สถาบัน เทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ผลงานทางวิชาการ	1. ภูริสัณห์ ลักขมร, สมชาติ จิรวินิจ, “การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธีโครงข่าย ประสาทเทียม”, วิศวกรรมลาดกระบัง, ปีที่ 22 , ฉบับที่ 3, หน้า 47 – 52, กันยายน 2548

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# การทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยวิธี

## โครงข่ายประสาทเทียม

### Economic Load Dispatch Prediction By Using

### Artificial Neural Networks

ภริสัณห์ ลักขมร สมชาติ จิรวិภากร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

#### บทคัดย่อ

บทความฉบับนี้ได้นำเสนอการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าระหว่างโรงจักรไฟฟ้า ซึ่งปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดระหว่างโรงจักรไฟฟ้าได้นำเงื่อนไขค่ากำลังสูญเสียในสายส่งรวมอยู่ด้วย โดยใช้ระบบทดสอบของ IEEE 26-bus, 6-generator เป็นข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ในบทความฉบับนี้จึงนำเสนอการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งสามารถหาคำตอบของระบบไฟฟ้าที่ต้องการได้อย่างรวดเร็ว โดยทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากการใช้โครงข่ายประสาทเทียม 2 แบบ คือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression เพื่อดูว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบใดที่สามารถทำนายการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของโรงจักรไฟฟ้าแต่ละแห่ง ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในการใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการวิเคราะห์นั้นสามารถแก้ไขปัญหในเรื่องของการใช้แบบจำลองที่มีความซับซ้อน และการคำนวณที่ใช้เวลานานด้วยวิธีการแบบอื่นๆ

#### Abstract

This paper presents the methodology for prediction of economic load dispatch between generators with the power plants, problem in which a transmission losses constraint characteristic. This study has been tested on IEEE 26 – Bus, 6 – generator test systems are also included using Artificial Neural Networks; with fast access to answer of the power system. In this study has been compared two kind of artificial neural networks, back – propagation neural networks and generalized regression neural networks are studied and applied in this method, with prediction economic load dispatch for each generator unit. Using Artificial Neural Networks in this study, can solve the complex models and long computation time that occurring in other methods.

#### 1. บทนำ

ปัญหาในการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

(economic load dispatch) เป็นปัญหาที่สำคัญปัญหา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หนึ่งของระบบไฟฟ้ากำลัง กล่าวคือเป็นปัญหาที่ต้องการหาค่าใช้จ่ายในการผลิตกำลังไฟฟ้าเพื่อป้อนให้กับระบบ โดยมีกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ต้องเพียงพอกับความต้องการ

ด้วย [1] การแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดสมัย  
เก่าจะนิยมใช้วิธีการทางคณิตศาสตร์เพื่อหาค่ากำลังไฟฟ้า  
จริงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเพื่อให้เหมาะสมที่สุด ตัวอย่างเช่น  
วิธีการเท่ากันของแลมเบิร์ต

ปัญหาที่จะพิจารณาในขณะนี้คือเครื่องกำเนิด  
ไฟฟ้าแต่ละหน่วยควรจ่ายกำลังไฟฟ้าให้กับโหลดเท่าใด  
เพื่อว่าค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดต่ำสุด [1] การจ่าย  
โหลดอย่างประหยัดจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายหน่วย  
ภายในโรงจักรจำเป็นต้องทราบอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง  
ของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยภายในโรงจักรก่อน  
อัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในฟังก์ชัน  
กำลังไฟฟ้าที่ผลิตออกมาสามารถแทนได้ด้วยสมการเส้น  
ตรงหรือสมการโพลิโนเมียลอันดับต่าง ๆ [2] แต่อย่างไร  
ก็ตามการผลิตกำลังไฟฟ้านอกจากเป็นไปตามเงื่อนไขของ  
ระบบแล้ว ยังต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไขของเครื่องกำเนิด  
ไฟฟ้าแต่ละเครื่อง ในที่นี้ก็คือขีดจำกัดกำลังการผลิต  
(capacity limiting) กำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดแต่ละ  
เครื่อง โดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทุกหน่วยที่ร่วมกันจ่าย  
โหลดได้อย่างประหยัดที่สุดต้องมีอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง  
เท่ากันทุกหน่วย

ในบทความฉบับนี้จึงใช้วิธีโครงข่ายประสาท  
เทียม (ANNs) ซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้ฟังก์ชัน  
ต่อเนื่อง แบบไม่เป็นเชิงเส้นหลายชนิดได้อย่างแม่นยำ  
ภายในขอบเขตข้อมูลที่เรียนรู้ ในการทำนายค่ากำลังไฟ  
ฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยที่สามารถจะจ่าย  
โหลดอย่างประหยัด โดยจะทำการทดลองใช้ระบบ  
ทดสอบ IEEE 26 - Bus, 6 - Generator [1] เป็น  
ระบบทดสอบ โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ออกจากเครื่อง  
กำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง [1-2]

## 2. ทฤษฎีและหลักการ

### 2.1 ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

การศึกษาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในระบบ  
ไฟฟ้ากำลัง คือปัญหาที่ต้องการหาค่ากำลังไฟฟ้าที่จ่าย  
จากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า โดยที่ราคาต้นทุน หรือค่าเชื้อ  
เพลิงมีค่าต่ำสุด การผลิตกำลังไฟฟ้าต้องขึ้นอยู่กับความ

ต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ดังนั้นการผลิตกำลังไฟฟ้า  
ต้องเป็นไปตามเงื่อนไขตามสมการ

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D + P_L \quad (1)$$

โดยที่  $P_i$  คือกำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิด  
ไฟฟ้าตัวที่  $i$

$P_D$  คือความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ

$P_L$  คือค่าความสูญเสียในสายส่ง

$N$  คือจำนวนเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

เมื่อได้กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากแต่ละเครื่องกำเนิด  
ไฟฟ้า ต้องนำมาแทนค่าในฟังก์ชันของราคาเชื้อเพลิง  
เพื่อให้เกิดการจ่ายโหลดอย่างประหยัด กล่าวคือต้องการ  
ทำให้ฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิง (ฟังก์ชันเป้าหมาย) ต่ำสุด  
ตามสมการ

$$F_T = \sum_{i=1}^N F_i \quad (2)$$

โดยที่  $F_T$  คือราคาเชื้อเพลิงรวมทั้งระบบ

$F_i$  คือฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิด

ไฟฟ้าตัวที่  $i$  หน่วยราคาต่อชั่วโมง

$N$  คือจำนวนเครื่องกำเนิดไฟฟ้า

โดยปกติเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัว [2] มี  $F_i$   
เป็น

$$F_i = a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 \quad (3)$$

เมื่อ  $P_i$  คือ กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า  
ตัวที่  $i$

$a_i$ ,  $b_i$ , และ  $c_i$  คือค่าคงที่ที่ได้จากเครื่องกำเนิด  
ไฟฟ้าตัวที่  $i$

แต่อย่างไรก็ตามการผลิตกำลังไฟฟ้านอกจาก  
เป็นไปตามเงื่อนไขของระบบ แล้วยังต้องอยู่ภายใต้เงื่อนไข  
ของแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้า ในที่นี้ก็คือขีดจำกัดกำลัง

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์ของวิศวกรรมลาดกระบัง การผลิตกำลังไฟฟ้าต้องขึ้นอยู่กับความ  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างถึงชื่อของวิศวกรรมลาดกระบังที่มีการนำไปใช้

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D \quad (4)$$

$$P_{i,\min} \leq P_i \leq P_{i,\max} \quad (5)$$

เมื่อ  $P_D$  คือ ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ

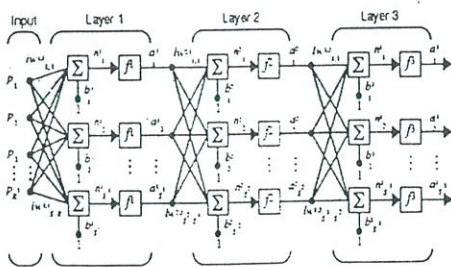
$P_{i,\min}$  และ  $P_{i,\max}$  คือกำลังผลิตต่ำสุด และสูงสุดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่  $i$

## 2.2 โครงข่ายประสาทเทียมและการใช้งาน

### 2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ

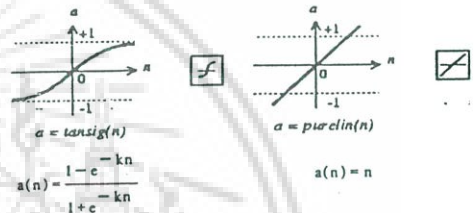
(Bak - Propagation :BP)

จะประกอบด้วยมีมประสาทที่เรียงกันเป็นชั้นๆ โดยปมประสาทในแต่ละชั้นจะเชื่อมต่อกับปมประสาทแต่ละตัวในชั้นก่อนหน้า และในชั้นถัดไปด้วยตัวเชื่อมที่มีค่าที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ เรียกว่าค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และ ไบแอส (bias) โดยค่า weight จะไม่ทำหน้าที่เชื่อมในชั้นเดียวกัน ส่วน bias เป็นตัวเชื่อมระหว่างปมประสาทในชั้นเดียวกันแต่จะไม่ทำหน้าที่เชื่อมในชั้นข้อมูลด้านเข้า ชั้นของปมประสาทดังกล่าวจะแบ่งออกเป็น 3 ประเภท คือ ชั้นข้อมูลด้านเข้า (input layer) จำนวน 1 ชั้น และจำนวนปมประสาทเท่ากับจำนวนอินพุตของโครงข่าย ชั้นซ่อน (hidden layer) มีอย่างน้อย 1 ชั้นจำนวนปมประสาทในชั้นนี้ขึ้นอยู่กับการออกแบบโครงข่าย และประเภทสุดท้ายคือชั้นข้อมูลด้านออก (output layer) มีจำนวน 1 ชั้น และมีจำนวนปมประสาทเท่ากับจำนวนเอาต์พุตของโครงข่าย ดังแสดงในรูปที่ 1.



รูปที่ 1. โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ่อน[5]

ในการศึกษานี้จะใช้ Neural Network Toolbox ของโปรแกรม Matlab ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมด้วย Levenberg–Maquardt algorithm โดยมีฟังก์ชันการถ่ายโอนในชั้นซ่อน 2 ชั้น คือชั้นที่ 1-2 เป็นแทนเจนท์ซิกมอยด์ (tan – sigmoid transfer function) ในชั้นข้อมูลด้านออก (output layer) ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเชิงเส้น (linear) ดังรูปที่ 2.

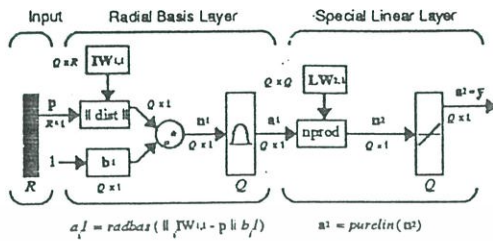


รูปที่ 2. ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function)

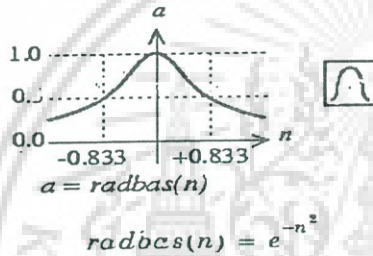
### 2.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function : (GRNN)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Radial Basis Function ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมชนิดนี้จะใช้สำหรับการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation) โดยจะประกอบไปด้วยชั้นอินพุต (input layer) , ชั้นซ่อน (hidden layer) หรือบางครั้งเรียกว่าชั้นฐานรัศมี (radial basis layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) หรือบางครั้งเรียกว่า Special Linear Layer ลักษณะของโครงสร้างประสาทเทียมชนิดนี้เป็นโครงข่ายที่ป้อนไปข้างหน้า โดยมีการเชื่อมโยงในแต่ละชั้นแบบต่อกันหมดนั่นคือ ทุกนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมี และทุกๆนิวรอนในชั้นฐานรัศมีจะส่งสัญญาณไปทุกๆนิวรอนในชั้นเอาต์พุต และใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้ในชั้นฐานรัศมีเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial basis เท่านั้น ส่วนในชั้นเอาต์พุตเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนชนิดเชิงเส้น (Linear) ดังแสดงในรูปที่ 3.และ 4.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3. แสดงแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression



รูปที่ 4. ฟังก์ชันถ่ายโอนชนิด Radial Basis Function การปรับค่าด่วงน้ำหนักจะปรับ โดยเพิ่มจำนวนรอบที่ลรอบ และค่าในการปรับค่าด่วงน้ำหนักเช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความผิดพลาดต่ำกว่าที่กำหนดไว้ค่าหนึ่งแล้วจึงหยุดการวนการเรียนรู้ ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression นอกจากจะปรับค่าด่วงน้ำหนักโดยเพิ่มจำนวนรอบแล้วยังสามารถทำการเพิ่มค่าการกระจาย (spread) ของฟังก์ชันกระตุ้นชนิดรัศมีควบคู่กันไป เพื่อค่าด่วงน้ำหนักและค่าไบแอสที่ได้จะเป็นค่าที่เหมาะสมสำหรับทุกคู่ของอินพุตและค่าเป้าหมาย

2.4 การเตรียมข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ

ชุดข้อมูลฝึกสอนจะใช้ระบบทดสอบ IEEE 26 – bus, 6 – generator โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ออกจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง ประกอบด้วยตัวแปร 9 ตัว คือ

- ตัวแปรอินพุต ประกอบด้วย ความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) กำลังไฟฟ้าสูญเสียในสายส่ง และอัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิง ( $\lambda$ ) รวม 3 ตัวแปร
- ตัวแปรเอาต์พุต ประกอบด้วย ค่ากำลังไฟ

ฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละตัวผลิตเพื่อจ่ายโหลดอย่างเหมาะสม

ในการฝึกสอนจะใช้จำนวนข้อมูลฝึกสอน (training patterns) จำนวนข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด และใช้ข้อมูลทดสอบ (test patterns) 30 ชุด ที่ไม่อยู่ในชุดข้อมูลฝึกสอน

2.5 ประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

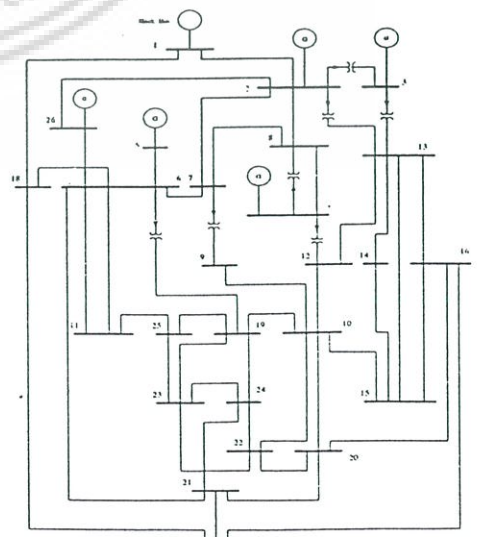
การทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม นั้น จะวัดประสิทธิภาพโดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) หรือ mape ของข้อมูลทดสอบเป็นเกณฑ์ [4] ซึ่งหาได้จากสมการที่ (6) คือ

$$\text{mape} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \left| \frac{P_{ANN_i} - P_{real_i}}{P_{real_i}} \right| * 100 \quad (6)$$

โดยที่  $P_{ANN}$  คือค่ากำลังไฟฟ้าที่จ่ายโหลดอย่างประหยัดที่เป็นค่าตอบของโครงข่ายประสาทเทียม  
 $P_{real}$  คือค่ากำลังไฟฟ้าที่ได้จากการคำนวณ  
 $n$  คือจำนวนข้อมูลทดสอบ

3. ผลการทดลอง

เพื่อเป็นการทดสอบผู้ทำวิจัยได้ทำการทดสอบการทำงานการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ระบบทดสอบ IEEE 26 – Bus, 6 – Generator โดยแสดงเป็นกำลังไฟฟ้าที่ออกจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง [1]



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุโมทนา 5. IEEE 26 – bus, 6 – generators  
 ปรากฏในวารสารวิศวกรรมลาดกระบัง ปีที่ 22 ฉบับที่ 3 กันยายน 2548 หน้า 47-54

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3. ข้อมูลบัสควบคุมแรงดัน (PV Bus)

REGULATED BUS DATA			
Bus No.	Voltage Magnitude	Mim. Mvar Capacity	Max. Mvar Capacity
2	1.020	40	250
3	1.025	40	150
4	1.050	40	80
5	1.045	40	160
26	1.015	15	50

ตารางที่ 4. ข้อมูลหม้อแปลงไฟฟ้า

TRANSFORMER DATA	
Transformer Designation	Tap Setting Per Unit
2-3	0.960
2-13	0.960
3-13	1.017
4-8	1.050
4-12	1.050
6-19	0.950
7-9	0.950

ตารางที่ 5. ข้อมูลขั้วต่อสายตัว (Shunt Capacitor)

SHUNT CAPACITOR DATA	
Bus No.	Mvar
1	4.0
4	2.0
5	5.0
6	2.0
9	3.0
11	1.5
12	2.0
15	0.5
19	5.0

ตารางที่ 6. ข้อมูลกำลังไฟฟ้าสูงสุดและต่ำสุด ( $P_{min}, P_{max}$ )

GENERATOR REAL POWER LIMITS		
Generator	Min. MW	Max. MW
1	100	500
2	50	200
3	80	300
4	50	150
5	50	200
6	50	120

อัตราค่าใช้จ่ายเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้า :

$$F_1 = 240 + 7.0P_1 + 0.0070P_1^2$$

$$F_2 = 200 + 10.0P_2 + 0.0095P_2^2$$

$$F_3 = 220 + 8.5P_3 + 0.0090P_3^2$$

$$F_4 = 200 + 11.0P_4 + 0.0090P_4^2$$

$$F_5 = 220 + 10.5P_5 + 0.0080P_5^2$$

$$F_6 = 190 + 12.0P_6 + 0.0075P_6^2$$

ตารางที่ 7 ตัวอย่างคำตอบระบบทดสอบ IEEE 26 - Bus, 6 - Generator เมื่อความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบ ( $P_D$ ) เท่ากับ 1279.5870 MW ชุดฝึกสอน 150 ชุด

Generator	กำลังไฟฟ้า (MW)		
	Numerical	BP	GRNN
1	451.3297	452.7213	452.6448
2	175.8728	175.6894	175.6330
3	266.1915	268.7832	268.7237
4	141.8423	139.8943	140.8348
5	168.3237	167.3811	166.3142
6	89.7919	89.2065	89.1315
Total ( $P_G$ )	1293.3519	1293.6758	1293.2857
Total ( $P_D$ )	1279.5870	1279.5870	1279.5870
Total ( $P_L$ )	13.7649	14.0888	13.6987
$\lambda$	13.6054	13.3381	13.3370
Cost	15681.49	15683.80	15678.59

หมายเหตุ :  $\lambda$  คือ Incremental Cost (unit / MWh)

Cost คือ Total Generation Cost (unit / h)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 8 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่ดีที่สุด

กรณี	k	จำนวนข้อมูลฝึกสอน	เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน (นาที)	จำนวนปมประสาทในชั้นซ่อนที่ 1-2 ที่เหมาะสมที่สุด	ผลของข้อมูลทดสอบ 30 ข้อมูล				
					Mape (%)			Max Error (%)	Min Error (%)
					$P_1 - P_2$	$P_3 - P_4$	$P_5 - P_6$		
1	1	150	15.3997	6 - 5	0.0488	0.1421	0.2368	1.2281	0.0006
					0.7553	0.3342	0.3847		

ตารางที่ 9 ผลการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression ที่ดีที่สุด

กรณี	จำนวนข้อมูลฝึกสอน	ค่าที่กำกวม	รอบในการปรับ Bias (n)	ค่า Spread ที่ดีที่สุด ( $n_{best}$ )	เวลาที่ใช้ในการฝึกสอน (นาที)	ผลของข้อมูลทดสอบ 30 ข้อมูล				
						Mape (%)			Max Error (%)	Min Error (%)
						$P_1 - P_2$	$P_3 - P_4$	$P_5 - P_6$		
1	150	10	10	0.4553	0.0172	0.1536	0.2576	0.4521	3.9395	0.0061
						0.6036	0.4446	1.0182		

#### 4. วิเคราะห์ผลการทดลอง

จากผลการทดลองในตารางที่ 7. แสดงตัวอย่างพบว่าการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประชิดด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation : BP) ให้ค่าตอบได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมชนิด Generalized Regression Function : GRNN โดยค่า mape : (BP) จากชุดทดสอบ 30 ชุดมี  $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6$  อยู่ที่ 0.3083 %, 0.1043 %, 0.9736 %, 1.3734 %, 0.5600 %, 0.6520 % ส่วน mape : (GRNN) มีค่า 0.2914 %, 0.1363 %, 0.9513 %, 0.7103 %, 1.1938 %, 0.6698 %

#### 5. บทสรุป

ในการทำนายการจ่ายโหลดอย่างประชิดด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับและแบบ Generalized Regression นั้นจะพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับให้ผลลัพธ์ออกมาได้ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression โดยค่า Mape : (BP) อยู่ที่ 0.2337% และ Mape : (GRNN) อยู่ที่ 0.4883% แต่ข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression คือเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนนั้นจะเร็วกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

เนื่องจากไม่ต้องทำการฝึกสอนซ้ำแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Generalized Regression เหมาะสมกับปัญหาที่เกี่ยวกับการประมาณค่า (Function Approximation.) ซึ่งทำให้โครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับให้ผลลัพธ์ได้ดีกว่า

#### 6. เอกสารอ้างอิง

- [1] H.D. Saadat, "Power System Analysis," McGraw-Hill, Inc., Singapore, 2004.
- [2] S. Khamsawang, C. Boonseng and S. Pothiya, "Solving the Economic Dispatch Problem with Multiple Tabu Search Procedure," 2003 IEEE Power Engineering Conference, Singapore.
- [3] J.H. Park, Y.S. Kim, I.K. Eom and K.Y. Lee, "Economic Load Dispatch For Piecewise Quadratic Cost Function Using Hopfield Neural Network," 1993 IEEE Transactions on Power Systems, Vol.8, No.3, August 1993.
- [4] H. Demuth and M. Beale, "Neural Network Toolbox User's Guide," The Math Works, Inc., March 2001.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่ควรนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้