

การทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางภายในอาคารด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

MEDIUM-TERM ENERGY FORECASTING IN BUILDING USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM



เลขหมู่..... 2557  
เลขทะเบียน... 132939  
วัน,เดือน,ปี: 10..0..ย...2557

b. 12620969  
i. ....

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า  
คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
พ.ศ.2557

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MEDIUM-TERM ENERGY FORECASTING IN BUILDING USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING  
FACULTY OF ENGINEERING  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG  
2014

KMITL-2014-EN-M-020-099

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2014

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คณะวิศวกรรมศาสตร์  
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางภายในอาคารด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

Thesis Title Medium-Term Energy Forecasting in Bulding Using Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

นักศึกษา นายศุภเสกข์ เกตุรักษา

รหัสประจำตัว 54610655

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2014-EN-M-020-099

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ดร. นิรุช	จิรสุวรรณกุล	
ดร. วรวรรธน	นาคะวิโร	
ผศ.ดร. ปานจิต	ดำรงกุลกำจร	
ผศ.ดร. ชาย	ชมภูอินไหว	
รศ.ดร. สมชาติ	จิรวิภากร	

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันพฤหัสบดีที่ 22 พฤษภาคม พ.ศ. 2557 เวลา 13.00-15.00 น.

สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 5 ห้องประชุม 3

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(ศาสตราจารย์ ดร.สุชัชวีร์ สุวรรณสวัสดิ์)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องยกย่องสถาบันที่มีการนำไปใช้

วันที่ 22 พฤษภาคม พ.ศ. 2557

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางภายในอาคารด้วย  
โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

นักศึกษา

นายศุภเสกข์ เกตุรักษา

รหัสประจำตัว

54610655

ปริญญา

วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา

วิศวกรรมไฟฟ้า

พ.ศ.

2557

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

รศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

### บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าระยะปานกลางในอาคารคิวิแฮร์สลุมนิ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการใช้พลังงานในอาคารซึ่งสามารถประหยัดพลังงาน ลดค่าใช้จ่าย และ ปกป้องสิ่งแวดล้อม ในงานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN)และระบบอนุมานฟuzzyโครงข่าย ปรับตัวได้(ANFIS) เป็นระบบจำลองและทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารคิวิแฮร์สลุมนิ การ ทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงานของอาคาร การครอบครองอาคารของลูกค้า อาคาร และ สภาพอากาศ เช่น อุณหภูมิ ความชื้น เป็นต้น ซึ่งผลการทำนายโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการ ทำนายที่ดีกว่าระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ โดยผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่า ความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ ( Mean Absolute Prcentage Error : MAPE ) ดีที่สุดเท่ากับ 1.2674 %และใช้เวลาในการเรียนรู้ 17.12 นาที ในส่วนของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวมีค่าความ ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ ( Mean Absolute Prcentage Error : MAPE ) ดีที่สุดเท่ากับ 3.235 % และ ใช้เวลาในการเรียนรู้ 8.63 นาที

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Medium-Term Energy Forecasting in Building using Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
Student	Mr. Sooppasek Katruksa
Student ID.	54610655
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2014
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Somchat Jiriwibhakorn

## ABSTRACT

This thesis presents medium term energy forecasting in Qhouse Lumpini Building. Improving the energy efficiency of building can save energy ,reduce cost, and protect the environment. In this research, Artificial neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems are used to model and predict the energy usage of Qhouse Lumpini building. The prediction is based on the building power usage history , occupancy rate and weather conditions such as temperature, humidity. The results indicate that ANN yields better performance than ANFIS. Artificial Neural Networks have the best mean absolute percentage error of 1.2674 % and training time of 17.12 minutes. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems have the best mean absolute percentage error of 3.235 % and training time of 8.63 minutes.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจากอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ ช่วยแก้ปัญหาต่างๆ ตลอดจนให้ความรู้ในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ซึ่งผู้วิจัยต้องขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ กรมอุตุนิยมวิทยาและสำนักงานช่างอาคารคิวแฮทลุมพินี ที่เอื้อเฟื้อข้อมูลที่ใช้ในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้ บิดา มารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

ศุภเสกข์ เกตุรักษา



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	1
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตของการศึกษา.....	2
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา.....	2
บทที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียม.....	4
2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน.....	6
2.1.1 โครงข่ายประสาทป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น.....	6
2.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิรอน.....	6
2.1.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	7
2.1.1.3 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายปริมาณการใช้ไฟฟ้าใน วิทยานิพนธ์นี้.....	9
2.1.1.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	10
2.1.1.5 อัลกอริทึมต่างๆในการเรียนรู้.....	12
2.2 การเลือกชนิดของอินพุตและเอาต์พุต.....	15
2.3 การเลือกขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม.....	15
2.4 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	16
บทที่ 3 ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้.....	18
3.1 ฟuzzyลอจิก (Fuzzy Logic, FL).....	18
3.2 ระบบนิวโรฟuzzy (Neuro-Fuzzy System).....	19
3.3 ตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable).....	20
3.4 กฎของฟuzzy (Fuzzy Rules).....	21
3.5 รูปแบบระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS).....	22
3.5.1 โครงสร้าง ANFIS.....	22
3.5.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด.....	24
3.6 ฟังก์ชันสมาชิก.....	24
3.6.1 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (triangular membership function).....	25

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
3.6.2 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function) .....	25
3.6.3 ฟังก์ชันตัวเอส (Smooth Membership Function).....	26
3.6.4 ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian membership function).....	26
3.6.5 ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped membership function).....	27
3.6.6 ฟังก์ชันตัวแซด (Z-membership function).....	27
3.6.7 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function).....	28
<b>บทที่ 4 การนอร์มอลไลซ์ของข้อมูลสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.....</b>	<b>30</b>
<b>บทที่ 5 วิธีการจำลองการการใช้พลังงานไฟฟ้า .....</b>	<b>34</b>
5.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	34
5.1.1 เจือไนซ์ในการฝึกสอน .....	34
5.1.2 เจือไนซ์ในการทดสอบ.....	35
5.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ.....	35
5.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	36
5.2.1 เจือไนซ์ในการฝึกสอน .....	36
5.2.2 เจือไนซ์ในการทดสอบ.....	37
5.3 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม.....	37
5.4 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	39
<b>บทที่ 6 ผลการทดลอง.....</b>	<b>42</b>
6.1 ผลการจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม.....	42
6.2 ผลการจำลองระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	46
6.3 เปรียบเทียบผลการจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี ปรับตัวได้.....	53
<b>บทที่ 7 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ .....</b>	<b>57</b>
7.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ .....	57
7.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการใช้พลังงาน ไฟฟ้าในอาคาร.....	57
7.3 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ในการทำนายการใช้ พลังงานไฟฟ้าในอาคาร.....	58
7.4 ข้อเสนอแนะ .....	58

### เอกสารอ้างอิง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ทางการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และนำข้อมูลอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
ภาคผนวก ก. แสดงรายละเอียดระบบสิ่งอำนวยความสะดวกและข้อมูลต่างๆเกี่ยวกับอาคารควิเข้าที่ ลุมพินี.....	61
ภาคผนวก ข. โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานในอาคารโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม...68	
ภาคผนวก ค. โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ .....	84
ภาคผนวก ง. บทความที่ได้รับการตีพิมพ์ .....	89
ภาคผนวก จ. ตารางข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย .....	100
ประวัติผู้เขียน .....	111



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และ **VI** ี้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ.....	4
3.1 การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS.....	24
6.1 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 1 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน).....	43
6.2 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 2 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์(MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน).....	44
6.3 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 3 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์(MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน).....	46
6.4 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 1.....	47
6.5 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 2.....	48
6.6 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 3.....	49
6.7 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 4.....	50
6.8 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 5.....	51
6.9 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 6.....	52
6.10 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 7.....	53
6.11 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าของ ANN และ ANFIS ของข้อมูลชุดทดสอบ .....	55
6.12 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลและค่าผิดพลาดระหว่าง ANN และ ANFIS.....	56
จ.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ก่อนนอร์มอลไลซ์.....	101
จ.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้หลังนอร์มอลไลซ์.....	103
จ.3 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 1.....	105
จ.4 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 2.....	107
จ.5 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 3.....	109

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา แVIIต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แสดงขั้นตอนของการศึกษา .....	3
2.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุทแบบไม่มีค่า bias (b) .....	6
2.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุทแบบที่มีค่า bias (b) .....	6
2.3 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุท .....	7
2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น .....	8
2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น .....	8
2.6 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับทำนายการใช้พลังงาน .....	9
2.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต .....	10
2.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น .....	10
2.9 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์ .....	11
2.10 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ .....	11
3.1 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟuzzy .....	19
3.2 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา .....	21
3.3 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟuzzy .....	21
3.4 แสดงเหตุผลของฟuzzy .....	22
3.5 โครงสร้างของระบบอนุมานนิเวฟuzzyแบบปรับตัวได้ .....	22
3.6 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม .....	25
3.7 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู .....	26
3.8 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเอส .....	26
3.9 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน .....	27
3.10 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆังคว่ำ .....	27
3.11 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวแซด .....	28
3.12 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์ .....	28
5.1 Flow Chart แบบจำลองการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดย ANN .....	38
5.2 Flow Chart แบบจำลองการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดย ANFIS .....	40
6.1 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 1 .....	42
6.2 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 1 .....	42
6.3 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 2 .....	43
6.4 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 2 .....	44
6.5 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 3 .....	45
6.6 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 3 .....	45
6.7 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการฝึกสอนของ ANN และ ANFIS .....	54
6.8 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการทดสอบของ ANN และ ANFIS .....	54
6.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าผิดพลาดของผลการทดสอบของ ANN และ ANFIS .....	55
ก.1 ELECTRICAL SYSTEM DIAGRAM สำหรับส่วนออฟฟิศให้เช่า .....	62
ก.2 ELECTRICAL SYSTEM DIAGRAM สำหรับส่วนร้านค้าให้เช่า .....	63

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้พิมพ์ไปใช้ประโยชน์ที่นอกเหนือจากนี้  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา VIII ต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
ก.3 CHILLED AND CONDENSOR WATER PIPE DIAGRAM .....	64
ก.4 COLD WATER SYSTEM DIAGRAM .....	65
ก.5 แสดงตำแหน่งลิฟท์และจำนวนลิฟท์ที่ใช้ในอาคาร.....	66
ก.6 แสดง SECTION อาคาร.....	67
ค.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace.....	86
ค.2 เลือกเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันและจำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน.....	87
ค.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการประเมิน .....	87
ค.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS .....	88
ค.5 หน้าต่าง Rule Viewer.....	88



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา แลIX้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ด้วยแหล่งเชื้อเพลิงที่มีจำกัด และความต้องการพลังงานที่เพิ่มมากขึ้น การศึกษาการบริหารจัดการพลังงานได้มีความสำคัญมากขึ้น ระบบการบริหารจัดการประสิทธิภาพพลังงานในอาคารสามารถใช้พลังงานได้อย่างเหมาะสม ปรับปรุงความสะดวกสบาย ลดต้นทุนการดำเนินงานในอาคาร และปกป้องสิ่งแวดล้อม

การบริหารจัดการสิ่งอำนวยความสะดวกเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการทำงานและบำรุงรักษาอาคาร การใช้พลังงานไฟฟ้าได้รวมเกี่ยวกับการดำเนินงานสิ่งอำนวยความสะดวกในอาคาร ได้แก่ การทำความร้อน การระบายอากาศ การปรับอากาศ แสงสว่าง การจ่ายน้ำประปา เป็นต้น

ในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าสามารถแบ่งเป็นระยะสั้นซึ่งจะทำนายเป็นรายนาที่หรือชั่วโมง ระยะปานกลางเป็นรายเดือน และระยะยาวจะทำนายเป็นรายปี จากบทความที่ศึกษาเกี่ยวกับการสร้างแบบจำลองของสิ่งอำนวยความสะดวกและการนำโหลดโดยโครงข่ายประสาทเทียมโดยการทำนายได้ขึ้นอยู่กับประวัติ อุณหภูมิ ความชื้น ความเร็วลม [ 8 ] และบทความที่ศึกษาเกี่ยวกับการทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้การถดถอยเชิงเส้นหลายพารามิเตอร์ ซึ่งใช้ข้อมูลโหลด ความเร็วลม อุณหภูมิ ก้อนเมฆ ณ เวลาปัจจุบัน และ โหลด ความเร็วลม อุณหภูมิ ก้อนเมฆของสองชั่วโมงก่อนหน้า เพื่อทำนายโหลดของชั่วโมงถัดไปโดยใช้แมทแลบ [14] ซึ่งเป็นเหตุผลนำมาซึ่งการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ โดยจะเน้นการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกในอาคารคิวแฮท์ ลุมพินีซึ่งการทำนายเป็นระยะปานกลางด้วยเหตุผลที่การคิดปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าหรือการคิดค่าไฟฟ้าคิดเป็นรายเดือน ซึ่งการทำนายจะใช้ข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าในอดีต อัตราการเช่าอาคารของลูกค้า เดือนที่ทำนาย อุณหภูมิเฉลี่ย และความชื้นเฉลี่ย

### 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร
2. เพื่อศึกษาวิธีการที่จะสามารถนำมาประยุกต์ในการบริหารจัดการอาคาร การประหยัดพลังงานไฟฟ้าในอาคาร เพื่อลดค่าใช้จ่าย และอนุรักษ์สิ่งแวดล้อม
3. เพื่อศึกษาและออกแบบระบบบนฐานพีซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับนำมาใช้ทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร
4. เพื่อศึกษาผลที่ได้จากระบบบนฐานพีซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียมมาเปรียบเทียบว่ารูปแบบใดจะให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 1.3 สมมุติฐานของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงตั้งสมมุติฐานว่า สามารถนำระบบอนุमानฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ และโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ทำนายปริมาณการใช้ไฟฟ้าในอาคาร โดยระบบอนุमानฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียม ที่ได้รับการฝึกสอนจากชุดข้อมูลที่มีปริมาณ และคุณภาพที่เหมาะสม จะสามารถหาคำตอบได้แม่นยำ

### 1.4 ขอบเขตของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารคิวเฮ้าท์ลุมพินีเท่านั้น โดยการทำนายเป็นระยะปานกลาง ปัจจัยที่มีผลต่อการทำนาย ได้แก่ ประวัติการใช้พลังงาน เดือนที่ทำนาย การครอบครองอาคารของลูกค้ำโดยแบ่งเป็นโซนออฟฟิศให้เช่าและห้างสรรพสินค้า อุณหภูมิและความชื้น

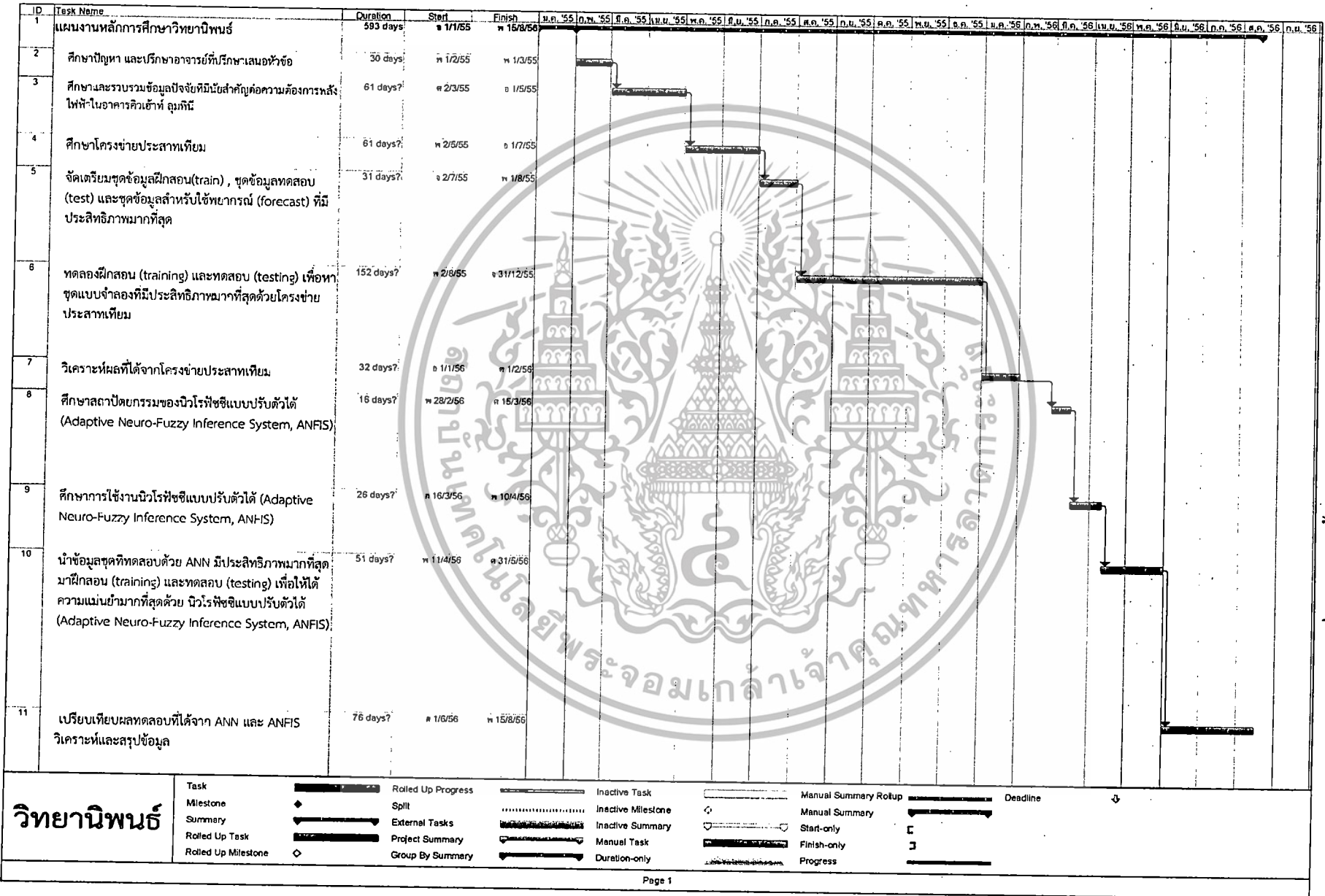
### 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

1. ศึกษาปัญหาและปรึกษาอาจารย์ที่ปรึกษาเสนอหัวข้อ
2. ศึกษาและรวบรวมข้อมูลปัจจัยที่มีนัยสำคัญต่อความต้องการพลังงานไฟฟ้าในอาคารคิวเฮ้าท์ ลุมพินี
3. ศึกษาโครงข่ายประสาทเทียม
4. จัดเตรียมชุดข้อมูลฝึกสอน (Train) ชุดข้อมูลทดสอบ (Test) แบ่งเป็น 3 รูปแบบ
5. ทดลองฝึกสอน (Training) และทดสอบ (Testing) เพื่อหาชุดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
6. วิเคราะห์ผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
7. ศึกษาสถาปัตยกรรมของนิวโรฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System , ANNFIS)
8. ศึกษาการใช้งานนิวโรฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System,ANFIS)
9. นำข้อมูลชุดที่ทดสอบด้วย ANN มีประสิทธิภาพมากที่สุดมาฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) เพื่อให้ได้ความแม่นยำมากที่สุดด้วย นิวโรฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System , ANFIS)
10. เปรียบเทียบผลทดสอบที่ได้จาก ANN และ ANFIS วิเคราะห์และสรุปข้อมูล

จากขั้นตอนของการศึกษาข้อ 1 ถึงข้อ 10 รายละเอียดระยะเวลาการศึกษาและช่วงเวลาการศึกษาแสดงในรูปที่ 1.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**วิทยานิพนธ์**

Task		Rolled Up Progress		Inactive Task		Manual Summary Rolup		Deadline	
Milestone		Split		Inactive Milestone		Manual Summary			
Summary		External Tasks		Inactive Summary		Start-only			
Rolled Up Task		Project Summary		Manual Task		Finish-only			
Rolled Up Milestone		Group By Summary		Duration-only		Progress			

รูปที่ 1.1 แสดงขั้นตอนของการศึกษา

## บทที่ 2

# โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมคือการประมวลผลข้อมูลไม่เชิงเส้นซึ่งประกอบด้วยหน่วยพื้นฐานที่เรียกว่า เซลล์ประสาท (Neuron) ที่ต่อกันในลักษณะอนุกรมและขนาน โครงข่ายประสาทเทียมเป็นการประมวลผลข้อมูลซึ่งจำลองหรือลอกแบบมาจากการทำงานของสมองมนุษย์ โครงข่ายประสาทเทียมมีการกำหนดค่าการใช้งานอย่างเฉพาะเจาะจง อย่างเช่น จดจำแนวโน้มของข้อมูล ประเภทของข้อมูล เป็นต้น โดยผ่านกระบวนการเรียนรู้ ฟังก์ชันการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยส่วนมากจะหาได้จากการเชื่อมต่อกันระหว่างหน่วยพื้นฐาน โดยการปรับค่าพารามิเตอร์ที่เชื่อมต่อกันระหว่างหน่วยพื้นฐานเหล่านั้น

ตารางที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ[1]

รูปแบบ	สถาปัตยกรรม ลักษณะเฉพาะของนิวรอน	อัลกอริทึม สำหรับเรียนรู้	การประยุกต์ ใช้งาน
Perceptron	Single - Node, Feedforward/Binary- Threshold	Supervised,Error- Correction	Pattern Classification
Adaline	Single-Node, Feedforward/Linear	Supervised,Error- Gradient Descent	Regression
Multilayer Perceptron	Multilayered Feedforward / Nonlinear Sigmoid	Supervised, Gradient Descent	Function Approximation, Pattern Classification, Control Systems etc.
Reinforcement Learning	Multilayered/Binary- Threshold	Supervised reward- punishment	Robot Control

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2.1 (ต่อ)

รูปแบบ	สถาปัตยกรรม ลักษณะเฉพาะของนิวรอน	อัลกอริทึม สำหรับเรียนรู้	การประยุกต์ ใช้งาน
Support Vector Machines	Multilayered kernel based/Binary-threshold	Supervised Quadratic Optimization	Classification, Regression
Rdial Basis Function	Multilayered Distance Based/Linear	Supervised Gradient Descent	Interpolation Regression, Classification
Hopefield Network	Single Layer,Feedback/ Binary-threshold/Linear	Outer product correlation	Optimization
Boltzmann Machine	Two layered , feedback/ Binary threshold	Stochastic Gradient Descent	Optimization
Bidirectional Associative Memory	Two layered,feedback/ Binary threshold	Outer product correlation	Associative Memory
Adaptive Resonace Theory	Two layered/Binary, faster-than-linear	Unsupervised competitive	Clustering, Classification
Vector Quantization	Single layered,feedback/ Faster than linear	Supervised -Unsupervised Competitive	Quantization, Clustering ,Classification
Mexican hat net	Single layered,feedback/ Linear Threshold	None,Fixed weights	Activity Clustering
Kohonen Self Organizing Feature Map	Single Layer, Linear Threshold.	Unsupervised, Soft-Competitive	Clustering, Topological Mapping, Classification
Pulsed Neuron Models	Single/Multilayer, Pulsed/IF Neuron	None	Coincidence detection, Temporal Processing

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการสอน (Supervised Neural Networks)

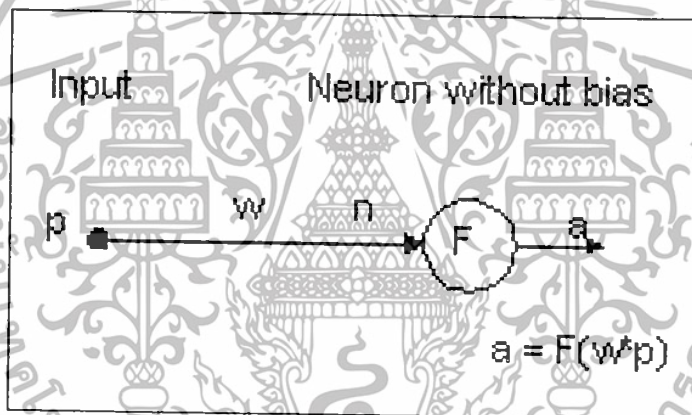
ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน คือช่วงระหว่างการเรียนรู้ (training) จะต้องใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ที่เตรียมไว้ในช่วงแรกมาใช้ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ต่างๆ ของข้อมูลเหล่านั้น [2]

### 2.1.1 โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward Neural Networks)

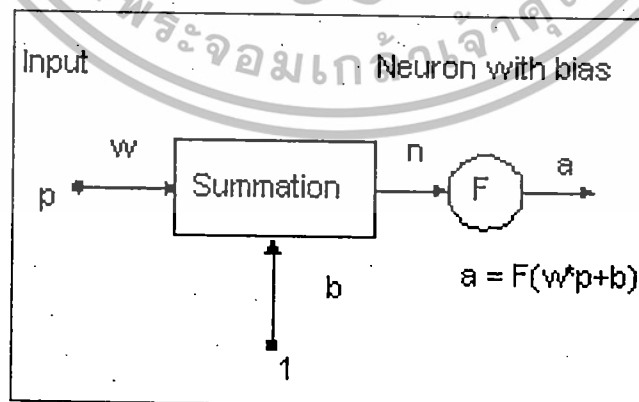
โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น เป็นที่นิยมนำมาใช้งานเป็นส่วนมาก หัวข้อต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้นประกอบด้วย

#### 2.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิวรอน [2]

หน่วยพื้นฐานที่มีหนึ่งอินพุตตามรูปที่ 2.1 เป็นแบบไม่มีค่าไบแอส รูปที่ 2.2 เป็นแบบมีค่าไบแอส และนิวรอนที่มีหลายอินพุตดังแสดงในรูปที่ 2.3

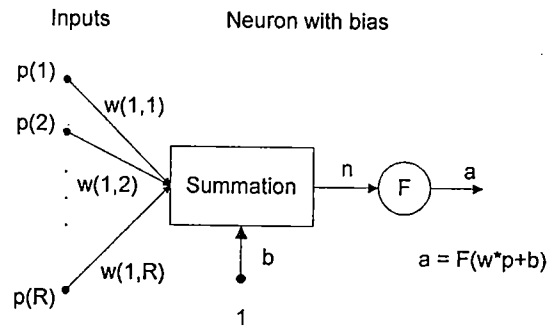


รูปที่ 2.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่า bias (b)



รูปที่ 2.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบที่มีค่า bias (b)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.3 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุต

โดยที่  $p$  คือ อินพุต (Input)  
 $w$  คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight)  
 $b$  คือ ค่าไบแอส (Bias)  
 $F$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)

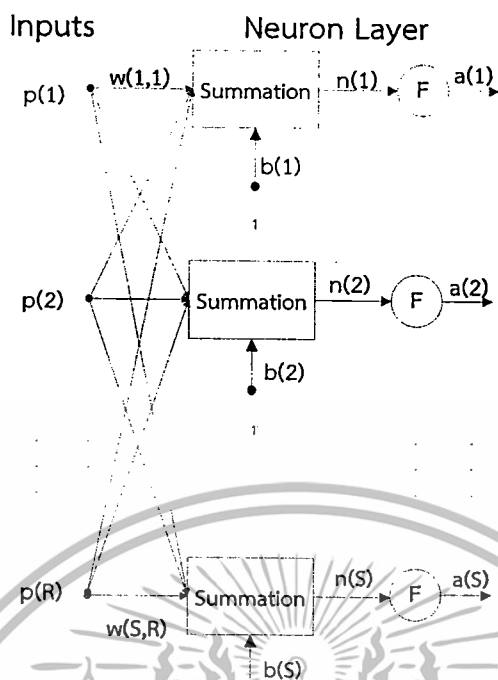
ในรูปที่ 2.3 แสดงนิวรอน 1 นิวรอน ที่ประกอบด้วย  $R$  อินพุต ซึ่งสมการความสัมพันธ์ของ  $n$ ,  $p$ ,  $w$  และ  $b$  สามารถแสดงได้ดังสมการที่ (2.1)

$$n = p(1).w(1,1) + p(2).w(1,2) + \dots + p(R).w(1,R) + b \quad (2.1)$$

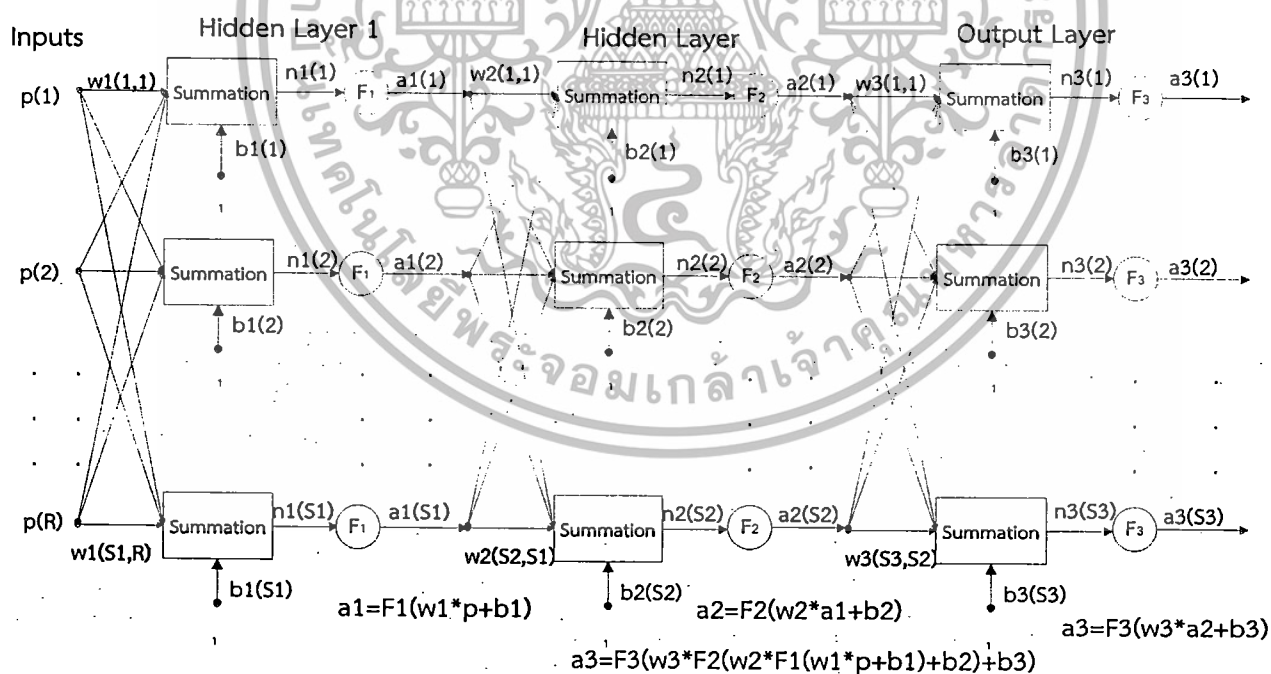
#### 2.1.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม [2]

เมื่อเรานำนิวรอนหลายๆ ตัวมาเรียงขนานกันก็จะประกอบขึ้นเป็นชั้นหรือ Layer ดังแสดงในรูปที่ 2.4 และถ้านำแต่ละชั้น มาเรียงอนุกรมกันก็จะกลายเป็น Multi-Layer Feed-Forward Neural Network ดังแสดงในรูปที่ 2.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น



รูปที่ 2.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ในรูปที่ 2.4 แสดงนิรอนจำนวน  $s$  ตัวที่ต่อขนานกันประกอบขึ้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้น ในรูปที่ 2.5 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ประกอบด้วยชั้นอินพุท เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นที่ 1, 2, 3 โดยสังเกตได้ว่าในแต่ละชั้นมีการเชื่อมโยงด้วย weight ( $w$ ) และ bias ( $b$ )  $a_1, a_2, a_3$  คือเอาต์พุต ของชั้นที่ 1, ชั้นที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ตามลำดับ  $F_1, F_2, F_3$  คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer functions) ของชั้นที่ 1, ชั้นที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ตามลำดับ

ค่า Error  $e(i)$  เมื่อ  $i = 1, 2, 3, \dots, S_3$  ที่ชั้นเอาต์พุต คือ ผลต่างของเอาต์พุต  $a_3(i)$  ของโครงข่ายประสาทเทียม และค่าเป้าหมาย (target) ,  $t(i)$  ดังแสดงในสมการที่ (2.2)

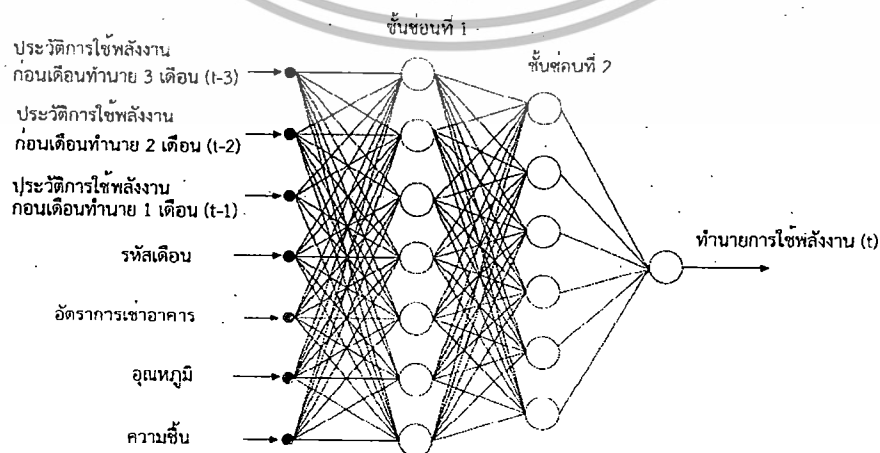
$$e(i) = t(i) - a_3(i) ; i = 1, 2, 3, \dots, S_3 \quad (2.2)$$

### 2.1.1.3 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการทำนายปริมาณการใช้ไฟฟ้า ในวิทยานิพนธ์นี้ [8]

ในส่วนนี้ จะกล่าวถึงการจำลองและการทำนายการใช้พลังงานในอาคาร การใช้พลังงานในอาคารสามารถจำลองเป็นแบบฟังก์ชันไม่เชิงเส้น ของหลายพารามิเตอร์ ซึ่งรวมถึงประวัติการใช้พลังงาน การครอบครองอาคารและสภาพอากาศปัจจุบัน

$$P(t) = f[p(t-1), p(t-2), p(t-3), T(t), W(t), S(t)] \quad (2.3)$$

โดยที่  $t$  คือ ดัชนีเวลา ;  $P(t)$  คือ การทำนาย ;  $p(t-1), p(t-2), p(t-3)$  คือ ประวัติการใช้พลังงานก่อนเดือนทำนาย 1 เดือน 2 เดือน 3 เดือน ตามลำดับ ;  $T(t), W(t)$  คือ พารามิเตอร์ที่เกี่ยวกับ สภาพอากาศปัจจุบัน เช่น อุณหภูมิ ความชื้น เป็นต้น ;  $S(t)$  คือ อัตราการเช่าอาคาร รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบการแพร่ย้อนกลับ (Feedforward Backpropagation Neural Network ) สำหรับการประยุกต์นี้ จะประกอบด้วยจำนวนปมประสาท (นิวรอน) ที่เรียงต่อกันเป็นชั้นๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต (Input Layer) ชั้นเอาต์พุต (Output Layer) และชั้นซ่อน (Hidden Layer) ส่วนที่ระบุไว้ในสมการที่ (2.3) อินพุตโครงข่ายประสาท คือ  $p(t-1), p(t-2), p(t-3), T(t), W(t), S(t)$  เอาต์พุตคือ ผลการทำนาย  $P(t)$  นั่นคือ รูปแบบโครงข่ายประสาท เป็นระบบ หลายอินพุต เอาต์พุตเพียงอันเดียว รูปที่ 2.6 แสดงองค์ประกอบของโครงข่ายประสาทซึ่งมี 2 ชั้นซ่อน ซึ่งนิวรอนในชั้นอินพุตจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนแรกและทุกๆนิวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิวรอนชั้นที่สองจนในที่สุดทุกๆนิวรอนชั้นซ่อนที่ 2 จะส่งสัญญาณไปยังทุกนิวรอนในชั้นเอาต์พุต



รูปที่ 2.6 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับโรงเรียนนี้เพื่อใช้ในการศึกษาวิจัยเท่านั้นโดยไม่อนุญาตให้นำไปใช้  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

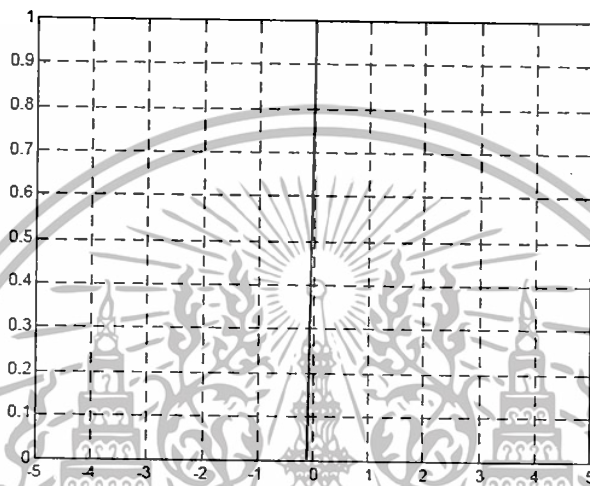
### 2.1.1.4 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) [2]

ฟังก์ชันถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) จะใช้ในการคำนวณเอาต์พุต ซึ่งในนิวรอนที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเดียวกันมีอยู่หลายชนิดด้วยกันดังต่อไปนี้

- 1) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต (Hard limit transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (2.7)

$$a(n) = \begin{cases} 0, & n < 0 \\ 1, & n \geq 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

a

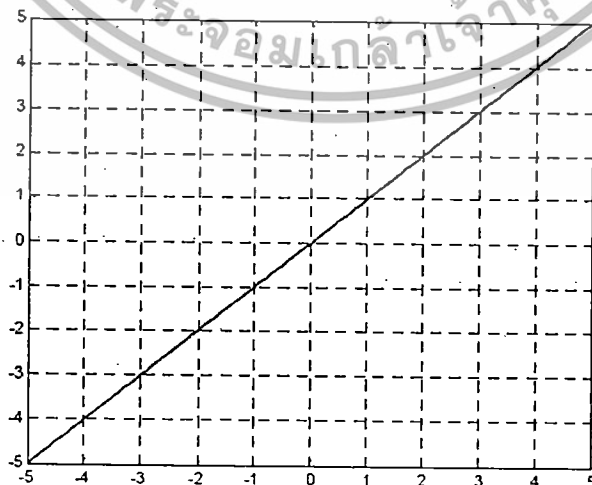


รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต [1]

- 2) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (linear transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (2.8)

$$a(n) = n \quad (2.5)$$

a



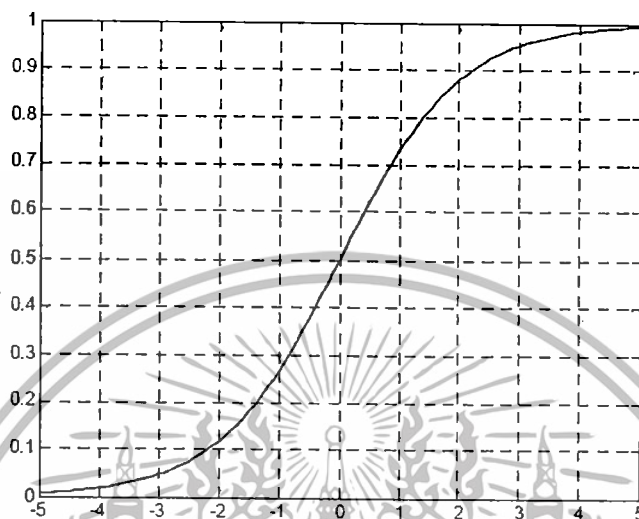
รูปที่ 2.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น [1]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ ล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid Transfer Function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (2.9)

$$a(n) = \frac{1}{1+e^{-n}} \quad (2.6)$$

a

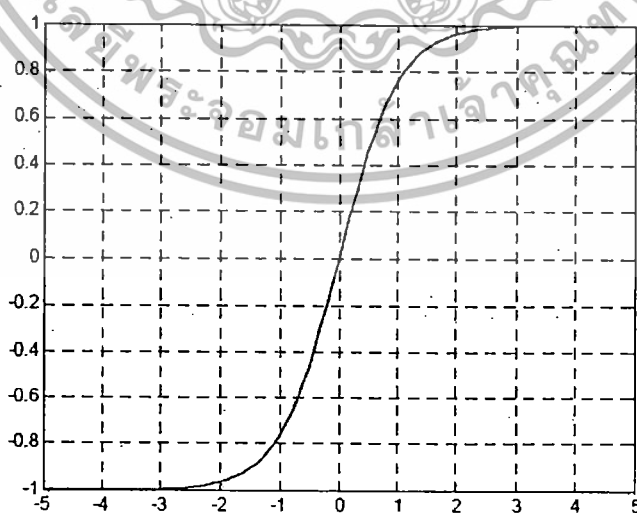


รูปที่ 2.9 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์ [1]

- 4) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ แทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid Transfer Function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (2.10)

$$a(n) = \frac{1-e^{-n}}{1+e^{-n}} \quad (2.7)$$

a



รูปที่ 2.10 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ [1]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 2.1.1.5 อัลกอริทึมต่างๆในการเรียนรู้ [2]

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะต้องเตรียมข้อมูลฝึกสอน (Training Data, Training Pattern) ไว้ และต้องอาศัยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ เพื่อมาปรับพารามิเตอร์ 2 ตัวที่สำคัญในกระบวนการเรียนรู้ซึ่งได้แก่ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias,  $b$ ) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ดังแสดงในรูปที่ 2.5 จะนิยมใช้ อัลกอริทึมแบบกระบวนการเรียนรู้แพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning) หรืออาจเรียกย่อๆ ว่า Back-prop

ในกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้คือ Linear, Log-Sigmoid และ Tan-Sigmoid โดยเฉพาะข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนมากและมีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward) ที่ฝึกสอนแบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-prop) นิยมนำไปใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชันเช่น Function Approximation, Pattern Association, Pattern Classification

หลักการของการแพร่ค่าย้อนกลับ คือการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) และค่าไบแอส (Biases) ตามสมการ (2.8) และ (2.9) ตามลำดับของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะทำให้ค่า Sum-Squared Error (SSE) ตามสมการ (2.10) มีค่าลดลงเข้าใกล้ศูนย์

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \quad (2.8)$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b \quad (2.9)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (2.10)$$

โดยที่  $N$  คือ จำนวนของข้อมูลฝึกสอน

การฝึกสอนด้วยการแพร่ค่าย้อนกลับ อาจจะทำให้เกิด Local Minimum มากกว่าค่า Global Minimum ซึ่งถ้า Local Minimum ที่พบเป็นที่พอใจในการแก้ปัญหา นั้นได้ก็ไม่มีปัญหาอะไร แต่ถ้ายังไม่สามารถแก้ปัญหา นั้นเป็นที่น่าพอใจเราก็สามารถแก้ไขได้โดยการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (Hidden Layer) หรืออาจเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ชั้นเป็น 2 ชั้นซ่อน ซึ่งแน่นอนว่าการเพิ่มจำนวนนิวรอน หรือจำนวนชั้นซ่อนจะทำให้เวลาในการฝึกสอนเพิ่มขึ้นด้วย ในที่นี้จะแนะนำขั้นตอนการเรียนรู้สำหรับการแพร่ค่าย้อนกลับ 2 วิธี คือ

1) The Generalised Delta Rule หรือ Gradient Descent Algorithm

จะมีตัวแปรที่สำคัญ 2 ตัวคือ Adaptive Learning Rate ( $\eta$ ) และ Momentum Term ( $m$ ) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส จะถูกปรับโดยสมการ (2.11) และ (2.12) ตามลำดับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\Delta w_{i,j,t} = (1-m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial w_{i,j,t}} + m \cdot \Delta w_{i,j,t-1} \quad (2.11)$$

$$\Delta b_{j,t} = (1-m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial b_{j,t}} + m \cdot \Delta b_{j,t-1} \quad (2.12)$$

โดยที่  $m$  มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และมักจะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.9 ส่วน  $\eta$  จะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ค่าต่ำๆ เช่น 0.01 และค่าตัวแปรทั้งสองจะถูกปรับระหว่างการฝึกสอนดังนี้

ถ้า  $SSE_{new} > SSE_{old.er}$  แล้ว

1. ลดค่า  $\eta$

2. ตั้งค่า  $m = 0$

ถ้า  $SSE_{new} < SSE_{old.er}$  แล้ว

1. เพิ่มค่า  $\eta$

2.  $m$  ไม่เปลี่ยน

ถ้า  $SSE_{old} \leq SSE_{new} \leq SSE_{old.er}$  แล้ว

1.  $\eta$  ไม่เปลี่ยน

2.  $m$  ไม่เปลี่ยน

2) Levenberg-Marquardt Algorithm

ระหว่างการฝึกสอนค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส จะถูกปรับโดยสมการ (2.13) และ (2.14)

ตามลำดับ

$$\Delta w = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1} J^T(w).e \quad (2.13)$$

$$\Delta b = [J^T(b)J(b) + \mu I]^{-1} J^T(b).e \quad (2.14)$$

โดยที่

$J(w)$  คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าถ่วงน้ำหนัก ( $w$ ) ซึ่งนิยามตามสมการ (2.15)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$J(b)$  คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าไบแอส ( $b$ ) ซึ่งนิยามตามสมการ (2.16)

$e$  คือ เมตริกซ์ ของ Errors ระหว่างข้อมูลเป้าหมาย (Target Data) และเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

$\mu$  คือค่าคงที่ ซึ่งค่าเริ่มต้นจะถูกตั้งไว้ค่าต่ำๆ เช่น 0.001

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,1)} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,2)} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,S_2)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,1)} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,2)} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,S_2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,1)} & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,2)} & \dots & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,S_2)} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial b_3(S_3)} \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

ระหว่างการฝึกสอน  $\mu$  จะถูกปรับค่าตั้งนี้คือ  $\mu$  จะถูกคูณด้วยค่าคงที่เช่น 10 ถ้า SSE ใหม่มีค่าเพิ่มขึ้นและจะถูกหารด้วย 10 ถ้า SSE ใหม่มีค่าลดลง

ถ้าการ normalization ของ  $J(w).e$  หรือ  $J(b).e$  มีค่าน้อยกว่าค่าต่ำสุดที่กำหนดไว้ หรือ  $\mu$  มีค่ามากกว่าค่าสูงสุดที่กำหนดไว้ โปรแกรมที่ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะหยุดการฝึกสอนทันที

ข้อแตกต่างระหว่าง The Gradient Descent Algorithm และ Levenberg - Marquardt Algorithm

สำหรับ Levenberg-Marquardt Algorithm ทุกอินพุตจะถูกป้อนเข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการคำนวณ (Epoch หรือ Iteration) ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส จะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (2.13) และ (2.14) ตามลำดับ ในแต่ละรอบของการคำนวณ จะใช้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการแข่งขันเพื่อการศึกษาเท่านั้น และผู้จัดทำมีนโยบายจะไม่รับผิดชอบต่อเนื้อหาการคำนวณที่ผิดพลาดใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เวลาในการคำนวณและใช้หน่วยความจำมากกว่า The Generalised Delta Rule Algorithm แต่ Levenberg-Marquardt Algorithm จะมีประสิทธิภาพดีกว่าและใช้จำนวนรอบของการคำนวณในการฝึกสอนน้อยกว่าทำให้ใช้เวลารวมในการฝึกสอนน้อยกว่า

ส่วน The Generalised Delta Rule Algorithm ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส สำหรับแต่ละ Input Pattern ในทุกๆ Epoch จะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (2.11) และ (2.12) ตามลำดับ

## 2.2 การเลือกชนิดของอินพุทและเอาต์พุท

ลักษณะอินพุทและเอาต์พุท มีอยู่ 2 แบบด้วยกัน คือแบบต่อเนื่อง (Continuous) และแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete) ยกตัวอย่างเช่น การเปลี่ยนแปลงของระดับโพลตเป็นลักษณะแบบต่อเนื่อง ส่วนการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (Fault) เป็นลักษณะแบบไม่ต่อเนื่อง

## 2.3 การเลือกขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม[2]

Guideline อันหนึ่งสำหรับการเลือกจำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน ในหลายๆ ปัญหา คือกฎของ “geometric pyramid”

โดยที่จำนวนของนิวรอนเป็นลักษณะคล้ายรูปปิรามิด ซึ่งมีจำนวนลดลงจากอินพุทไปยังเอาต์พุท สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (Feed-Forward) ที่ประกอบด้วย 1 ชั้นซ่อน จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนจะคำนวณได้จากสมการที่ (2.17)

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน} = \sqrt{c \cdot d} \quad (2.17)$$

$c$  = จำนวนของตัวแปรอินพุท

$d$  = จำนวนของตัวแปรเอาต์พุท

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ที่ประกอบด้วย 2 ชั้นซ่อน จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนในแต่ละชั้นซ่อน จะคำนวณได้จากสมการที่ (2.18) ถึง (2.19)

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ } 1 = d \cdot r^2 \quad (2.18)$$

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ } 2 = d \cdot r \quad (2.19)$$

$$r = \sqrt[j]{\frac{c}{d}}$$

$c$  = จำนวนของตัวแปรอินพุท

$d$  = จำนวนของตัวแปรเอาต์พุท

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

นอกจากนี้ขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม จะสามารถหาได้โดยวิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยจะเริ่มจากจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยๆ และถูกเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงค่าสูงสุดที่ตั้งไว้ ซึ่งในแต่ละขั้นตอนจะถูกตรวจสอบโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละกลุ่มของ ข้อมูลฝึกสอนโดยกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแรกมากกว่าชั้นซ่อนที่สองอยู่หนึ่งหรือสามนิวรอน

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประกอบด้วย 2 ชั้นซ่อน ส่วนจำนวนนิวรอนใช้วิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยกำหนดให้จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแรกมากกว่าจำนวนนิวรอนในชั้นที่สองอยู่หนึ่งนิวรอน

ส่วนเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม นั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวนของนิวรอน ซึ่งอยู่ในชั้นซ่อน และมีความสัมพันธ์กันในลักษณะกราฟ Exponential

#### 2.4 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม [2]

ลักษณะทั่วไปที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยวิธีการฝึกสอนที่ใช้มีความสำคัญที่ต้องแน่ใจว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม มีขนาดไม่ใหญ่จนเกินความจำเป็นซึ่งขึ้นอยู่กับความไม่เป็นเชิงเส้นของการประยุกต์ใช้ที่ถูกพิจารณา

ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอาจจะใช้ข้อมูลที่แตกต่างกัน 3 ชุด ได้แก่ ข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training) ข้อมูลสำหรับตรวจสอบความก้าวหน้าในการเรียนรู้ (Validation) และข้อมูลสำหรับทดสอบ (Test) ซึ่งจะเป็นข้อมูลชุดใหม่ที่โครงข่ายประสาทเทียม ไม่เคยเห็นมาก่อน (Unseen Data) ซึ่งหลังจากการเรียนรู้สิ้นสุดลงโครงข่ายประสาทเทียม จะประมาณค่าเอาต์พุทของข้อมูลชุดทดสอบ[1]

ก่อนฝึกสอนรูปแบบโครงข่ายประสาท จำนวนชั้นซ่อน และ จำนวนเซลล์ซ่อน ในแต่ละชั้นจะต้องระบุ เป็นที่รู้กันดีว่า มิติหรือขนาดของโครงข่ายประสาทอาจจะมีผลดีกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทขนาดใหญ่ (มีชั้นซ่อนมากหรือมีเซลล์ซ่อนมาก) สามารถประมาณฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนได้ อย่างไรก็ตาม มันอาจต้องการพื้นที่หน่วยความจำมากขึ้น และใช้เวลาในการคำนวณมาก นอกจากนี้ความสามารถทั่วไปอาจจะไม่ดี และเป็นสาเหตุของปัญหา Over Fitting (นั่นคือ โครงข่ายประสาท สามารถผ่านข้อมูลการฝึกสอนขณะที่ล้มเหลวในการสร้างเอาต์พุตที่ต้องการสำหรับข้อมูลการทดสอบ) อีกอย่างหนึ่ง โครงข่ายที่มีขนาดเล็กกว่า ทำงานเร็วกว่า แต่อาจได้รับข้อผิดพลาดของการฝึกสอนสูงขึ้น (เรียกว่า ปัญหา Under Fitting ) [7]

สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เพื่อความสะดวกและง่ายในการนำไปใช้งานเฉพาะข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เลือกใช้วิธีการฝึกสอนแบบ Levenberg-Marquardt Algorithm โดยจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนได้มีการ

เพิ่มลด และ ได้ทดลองใช้ linear transfer function, tan-sigmoid transfer function และ log-sigmoid transfer function สลับกันเพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) น้อยที่สุด หาได้จากสมการที่ (2.20)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (2.20)$$

โดยที่ n คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ



## ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

### (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems)

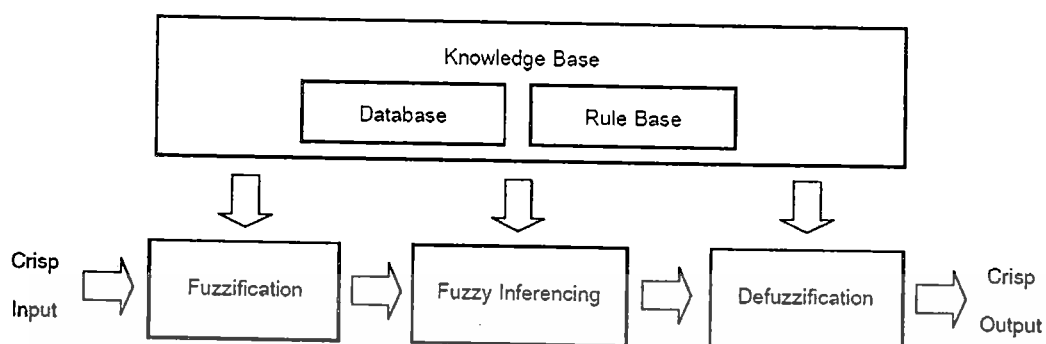
ทฤษฎี ANFIS (Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems) นั้นเป็นการประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียม หรือนิวรอลเน็ตเวิร์ก (Neural Network) มาใช้กับฟัซซีลอจิก โดยการช่วยสร้างกฎเกณฑ์ฟัซซีจากกลุ่มข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต เพื่อช่วยให้การสร้างระบบวินิจัยฟัซซีนั้นง่ายขึ้น การเรียนรู้ของ ANFIS ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมมาช่วยในการเรียนรู้ เป็นเทคโนโลยีที่มีที่มาจากงานวิจัยด้านปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence : AI) เพื่อใช้ในการคำนวณค่าฟังก์ชันจากกลุ่มข้อมูลวิธีการของระบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks หรือ ANN) เป็นวิธีการที่ให้ระบบเรียนรู้จากตัวอย่างต้นแบบแล้วฝึก (Train) ให้ระบบได้รู้จักที่จะคิดแก้ปัญหาที่กว้างขึ้นได้ ในโครงสร้างของระบบโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยโหนด (Node) สำหรับอินพุต เอาต์พุต และการประมวลผลกระจายอยู่ในโครงสร้างเป็นชั้นๆ ได้แก่ ชั้นอินพุต, ชั้นเอาต์พุต และชั้นฮิดเดน การประมวลผลของนิวรอลเน็ตจะอาศัยการส่งการทำงานผ่านโหนดต่างๆ ในชั้นเหล่านี้[3]

#### 3.1 ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic, FL) [4]

ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic, FL) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือไม่ชัดเจนคล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์คิดค้นโดย L. A. Zadeh ในปี ค.ศ. 1965 ที่อาศัยฟัซซีเซต (Fuzzy Set) เพื่อสื่อถึงความไม่แน่นอน[12] โดยในฟัซซีเซตนี้จะกำหนดค่าความเป็นสมาชิก (Degree of Membership) ให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งแตกต่างจากเซตแบบฉบับ (Classical Set) ที่มีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่าเท่านั้นคือ 0 หมายถึงไม่เป็นสมาชิกและ 1 หมายถึงเป็นสมาชิกการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่สนใจนั้นอาศัยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function) ซึ่งมีอยู่หลายชนิดเช่นฟังก์ชันสามเหลี่ยมฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูฟังก์ชันซิกมอยด์ฟังก์ชันเกาส์เซียน เป็นต้น การเลือกใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะขึ้นอยู่กับข้อมูลของตัวแปรนั้นๆ นอกจากนี้ฟัซซีเซตยังใช้กับตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variables) เพื่อแสดงคุณภาพหรือปริมาณได้อีกด้วยโครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซีแสดงดังรูปที่ 2.3 โดยการทำงานของระบบฟัซซีมี 3 ขั้นตอนคือขั้นตอนที่ 1 การแปลงค่าของข้อมูลด้านเข้าเป็นค่าฟัซซีด้านเข้า (Fuzzification) เป็นการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลด้านเข้า (Crisp Input) โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกขั้นตอนที่ 2 การอนุมานหรือตีความ (Fuzzy Inferencing) เป็นการนำค่าฟัซซีด้านเข้าไปตีความหรืออนุมานผ่านกฎฟัซซีที่ตั้งขึ้นมาและได้ผลลัพธ์เป็นค่าฟัซซีด้านออกโดยกฎฟัซซีที่นิยมใช้คือกฎฟัซซีแบบถ้า-แล้ว (Fuzzy If-Then Rule) ที่อาศัยหลักการของเหตุและผลและในขั้นตอนสุดท้ายการทำค่าฟัซซีให้เป็นค่าปกติ (Defuzzification) เป็นการนำค่าฟัซซีด้านออกมาแปลงเป็นค่าปกติ (Crisp Output) ซึ่งมีหลายวิธีเช่นวิธีถัวเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก, วิธีการหาจุดศูนย์ถ่วง เป็นต้น จะเห็นได้ว่าการทำงานของ FL คล้ายกับ ANN ในการประมาณค่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความสัมพันธ์ต่างกันตรงที่ FL ไม่ได้ใช้การเรียนรู้แต่อาศัยองค์ความรู้ที่อยู่ในฐานความรู้ (Knowledge Base)



รูปที่ 3.1 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซี [4]

FL ถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์เนื่องจากมีจุดเด่นตรงที่มีตรรกะการใช้เหตุผลเหมือนมนุษย์และใช้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญมากกว่าการใช้ทฤษฎีนอกจากนี้ยังสามารถรองรับกับพฤติกรรมแบบพลวัต (Dynamic Behaviors) รวมถึงความไม่แน่นอนได้ด้วยแต่ทั้งนี้ FL เองก็มีข้อจำกัดในการใช้เช่นกันกล่าวคือ FL เป็นการประมาณโดยใช้ตรรกะภายใต้ความไม่แน่นอนดังนั้นจึงไม่เหมาะที่จะใช้กับงานที่ต้องการความแม่นยำสูงนอกจากนี้การที่ FL ไม่มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตัวเองจึงไม่สามารถใช้หาคำตอบของปัญหาที่ไม่มีใครรู้คำตอบนั้นผู้เชี่ยวชาญจึงมีความจำเป็นอย่างมากในการตั้งกฎฟัซซีในฐานความรู้หากไม่สามารถหาผู้เชี่ยวชาญมาช่วยได้ก็ไม่สามารถใช้ FL ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 3.2 ระบบนิวโรฟัซซี (Neuro-Fuzzy System) [4]

วิธีต่างๆทางคณิตศาสตร์ที่ได้กล่าวไปต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไม่มีวิธีใดที่จะดีกว่าวิธีอื่นในทุกๆด้านยกตัวอย่างเช่นโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) มีข้อดีตรงที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบต่างๆได้และยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในโครงข่ายได้แต่มีข้อเสียตรงที่ไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้ในขณะที่ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic, FL) มีจุดเด่นตรงที่มีการใช้เหตุผลในเชิงตรรกะเหมือนความคิดของมนุษย์สามารถอธิบายการตัดสินใจได้จากกฎฟัซซีและสามารถใช้กับข้อมูลที่คลุมเครือได้แต่ข้อเสียของ FL อยู่ตรงที่ไม่สามารถเรียนรู้และปรับแต่งกฎต่างๆด้วยตัวเองต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญหรือผู้มีความรู้มากำหนดโครงสร้างและกฎให้ด้วยเหตุนี้จึงมีนักวิจัยสนใจนำวิธีต่างๆมาผสมกันเป็นระบบผสม (Hybrid System) เพื่อนำข้อดีของแต่ละวิธีมารวมกันและขจัดข้อจำกัดของแต่ละวิธีออกไปหนึ่งในระบบผสมดังกล่าวได้แก่การนำ ANN ผสมกับ FL ได้เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีหรือระบบนิวโรฟัซซีซึ่งระบบนิวโรฟัซซีที่เป็นที่นิยมได้แก่ระบบอนูมานิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, ANFIS) ที่เสนอโดย J.-S. R. Jang [6] ในปี ค.ศ. 1993

การเรียนรู้ของ ANFIS จะใช้ขั้นตอนการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid Learning Algorithm) จากวัฏจักรการเรียนรู้แบบสองทางโดยในการคำนวณไปข้างหน้า (Forward Pass) จะปรับ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ผ่านการคัด  
ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

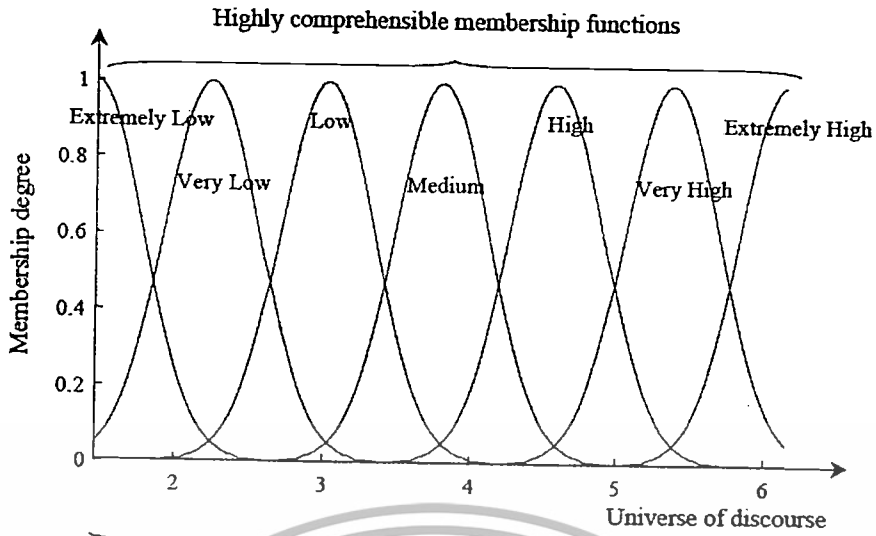
ค่าพารามิเตอร์ของข้อตามโดยใช้วิธีการประเมินกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Estimate) ในขณะที่การคำนวณย้อนหลัง (Backward Pass) จะใช้วิธีปรับตามความลาดชัน (Gradient Descent) สำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ของข้อตั้ง

การใช้ ANFIS ในการพยากรณ์เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้นในปัจจุบันเนื่องจากคุณสมบัติในการเรียนรู้และการใช้เหตุผลทำให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำมากขึ้นส่วนเรื่องข้อจำกัดของ ANFIS นั้นเวลาที่ ANFIS ใช้ในการเรียนรู้เป็นสิ่งที่ผู้ใช้ ANFIS ต้องตระหนักถึงปัญหานี้จะทวีความรุนแรงมากขึ้นเมื่อใช้กับระบบที่มีพฤติกรรมแบบพลวัตชนิดไม่เชิงเส้น (Non-linear Dynamic Behaviors) เพราะในระบบแบบนี้จะมีกฎฟuzzyแบบถ้า-แล้วจำนวนมากทำให้ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้นานมากขึ้นจึงไม่เหมาะกับการนำไปใช้งานแบบทำงานทันที (Real-time Applications) แต่ก็มีวิธีที่จะช่วยจำกัดจำนวนของกฎฟuzzyได้โดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) เช่นการจัดกลุ่มแบบลบออก (Subtractive Clustering) [13]

### 3.3 ตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable) [5]

เซตแบบฟuzzyสามารถประยุกต์ใช้ในการอธิบายค่าของตัวแปรเช่นเดียวกับเซตแบบดั้งเดิม เช่นประโยค “อุณหภูมิในห้องเย็น” คำว่า “เย็น” เป็นคำที่ใช้แสดงปริมาณอุณหภูมิ ในทางรูปนัยสามารถเขียนได้เป็น ปริมาณอุณหภูมิ ในห้อง เย็น หรือ Temperature Quantity is Cold ตัวแปร Temperature Quantity เป็นตัวแปรเชิงภาษา ซึ่งเป็นแนวคิดที่สำคัญมากในตรรกะแบบฟuzzy ตัวแปรเชิงภาษาช่วยกำหนดค่าของสิ่งที่จะอธิบายทั้งในรูปคุณภาพโดยใช้พจน์ภาษา (Linguistic Term) และในรูปปริมาณ โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก ซึ่งแสดงความของเซตแบบฟuzzy พจน์ภาษาใช้สำหรับการแสดงแนวคิดและองค์ความรู้ในการสื่อสารของมนุษย์ ส่วนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีประโยชน์ในการจัดการกับอินพุตที่เป็นข้อมูลเชิงตัวเลขตัวแปรเชิงภาษาเป็นการประกอบกัน (composition) ของตัวแปรสัญลักษณ์ (Symbolic Variable) และตัวแปรเชิงเลข (Numerical Variable) ตัวอย่างตัวแปรสัญลักษณ์ เช่น “รูปร่าง เป็นทรงกระบอก” (Shape = Cylinder) คำว่า “รูปร่าง” เป็นตัวแปรที่บอกถึงรูปร่างของวัตถุ ตัวอย่างตัวแปรเชิงเลข เช่น “ความสูงเท่ากับ 4 ฟุต” (Height = 4) ตัวแปรเชิงเลขจะมีใช้กันในสาขาทางด้านวิทยาศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ คณิตศาสตร์ การแพทย์ และอื่นๆ ส่วนตัวแปรสัญลักษณ์มีความสำคัญในวิทยาการเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์และการตัดสินใจ การใช้ตัวแปรเชิงภาษาเป็นการรวมตัวแปรเชิงเลขกับตัวแปรสัญลักษณ์เข้าด้วยกัน รูปที่ 4.16 แสดงตัวอย่างเซตตัวแปรภาษาของเซตฟuzzy ได้แก่ Extremely Low, Very Low, Low, Medium, High, Very High และ Extremely High

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

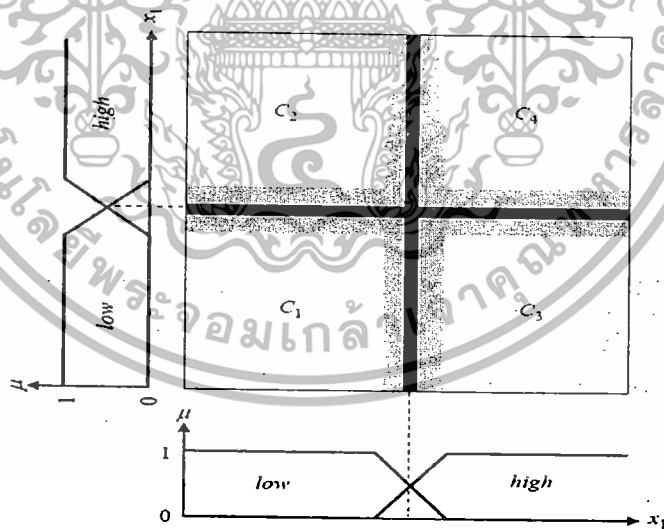


Complete fuzzy partitioning

รูปที่ 3.2 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา [5]

3.4 กฎของฟัซซี (Fuzzy Rules) [5]

วิทยาการเกี่ยวกับฟัซซีลอจิกมีจำนวนมาก แต่ที่นิยมและการประยุกต์ใช้งานมากที่สุดน่าจะเป็นกฎฟัซซีแบบ if-then ตัวอย่างการใ้กฎในการแยกกลุ่มดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 3.3 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟัซซี [5]

จากรูปที่ 4.17 สามารถเขียนเป็นกฎในรูปประโยคภาษาได้ดังนี้

- กฎข้อ 1: ถ้า  $x_1$  มีค่า low และ  $x_2$  มีค่า low แล้ว ข้อมูล  $(x_1, x_2)$  เป็นกลุ่ม  $C_1$
- กฎข้อ 2: ถ้า  $x_1$  มีค่า low และ  $x_2$  มีค่า high แล้ว ข้อมูล  $(x_1, x_2)$  เป็นกลุ่ม  $C_2$
- กฎข้อ 3: ถ้า  $x_1$  มีค่า high และ  $x_2$  มีค่า low แล้ว ข้อมูล  $(x_1, x_2)$  เป็นกลุ่ม  $C_3$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้มาใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กฎข้อ 4: ถ้า  $x_1$  มีค่า *high* และ  $x_2$  มีค่า *high* แล้ว ข้อมูล  $(x_1, x_2)$  เป็นกลุ่ม  $C_4$

เมื่อ  $x_1$  เป็นตัวแปรภาษาในมิติที่ 1,  $x_2$  เป็นตัวแปรภาษาในมิติที่ 2, *low* และ *high* เป็นพจน์ภาษา(Linguistic Terms), ข้อมูล  $(x_1, x_2)$  เป็นคู่ลำดับของวัตถุที่ต้องการจัดกลุ่ม และ  $C_1, C_2, C_3$  และ  $C_4$  เป็นกลุ่มข้อมูล 1, 2, 3 และ 4

### 3.5 รูปแบบระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ( ANFIS ) [12]

#### 3.5.1 โครงสร้าง ANFIS

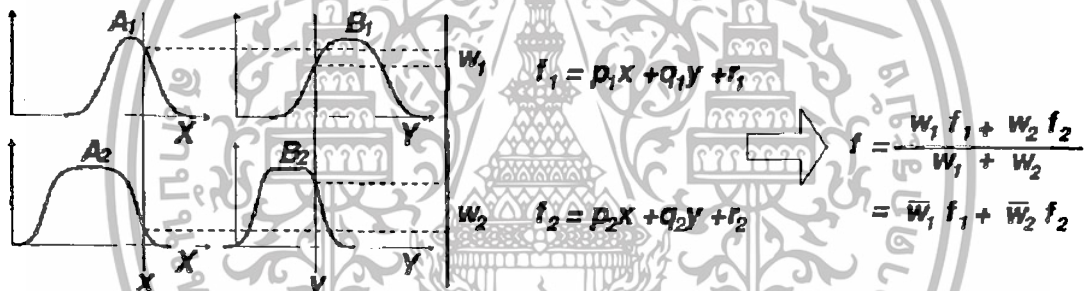
เพื่อความเข้าใจสมมุติระบบอนุมานโดยฟัซซี ภายใต้การพิจารณามี 2 อินพุต คือ  $x$  และ  $y$  และ 1 เอาท์พุต  $f$  สำหรับโมเดลฟัซซี Sugeno ประกอบด้วย 2 ฟัซซี ใช้หลัก if – then ดังแสดงดังต่อไปนี้

กฎข้อที่ 1 : If  $x$  คือ  $A_1$  และ  $y$  คือ  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

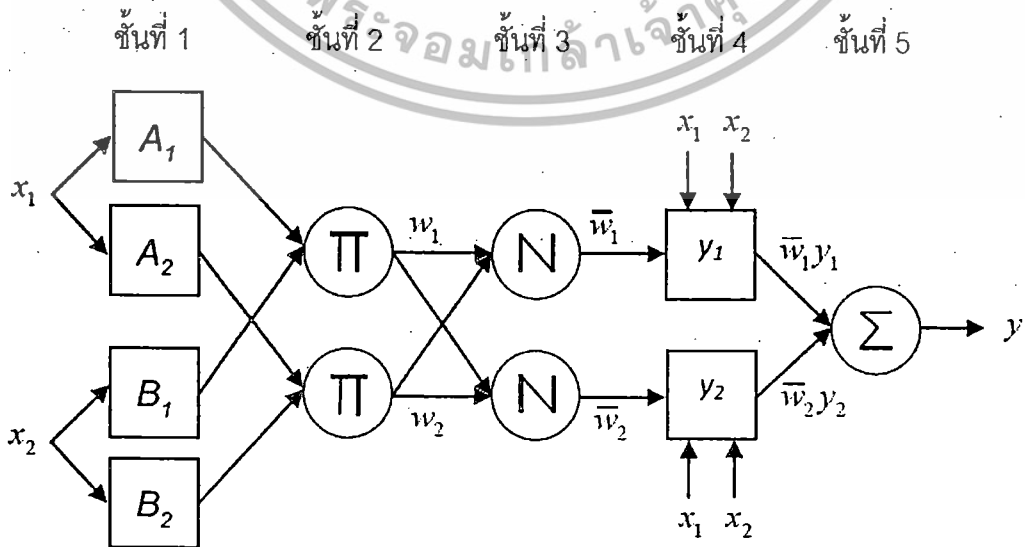
กฎข้อที่ 2 : If  $x$  คือ  $A_2$  และ  $y$  คือ  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

เมื่อ  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  เป็นพารามิเตอร์ผลลัพธ์

การให้เหตุผลฟัซซีแสดงในรูปที่ 2 และโครงสร้างของ ANFIS แสดงในรูปที่ 3 สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้ ( เอาท์พุทโหนด  $i$  ในชั้น  $i$  เช่น  $O_{i,j}$  )



รูปที่ 3.4 แสดงเหตุผลของฟัซซี



รูปที่ 3.5 โครงสร้างของระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ในทางที่ถูกต้องเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 1 ทุกโหนด  $i$  ในขั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุตแต่ละตัวดังนี้

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1,2 \text{ หรือ} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(x), \text{ for } i = 3,4 \end{aligned} \quad (3.1)$$

เมื่อ  $x, y$  คือ อินพุตโหนดของโหนด  $i$

$A_i, B_{i-2}$  คือ สัญลักษณ์ทางภาษาที่เกี่ยวกับฟังก์ชันสมาชิก

$\mu_{A_i}, \mu_{B_{i-2}}$  คือ ฟังก์ชันสมาชิก

$O_{1,i}$  คือ ค่าฟังก์ชันสมาชิกของ  $A_i$  ที่เกิดจากค่า  $x$

ในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบ Sigmoidal Function เพราะเป็นฟังก์ชันสมาชิกที่ทำให้ผลการทำนายมีความแม่นยำกว่าฟังก์ชันสมาชิกแบบอื่น โดยมีรูปแบบดังนี้

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + e^{-(a_i(x-c_i))}} \quad (3.2)$$

เมื่อ  $c_i, a_i$  คือ เซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในขั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์หลักฐาน (Premise Parameters)

ขั้นที่ 2 ทุกโหนดในขั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $\pi$  ซึ่งคือการคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและส่งออกเป็นเอาต์พุต ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i=1,2 \quad (3.3)$$

ขั้นที่ 3 ทุกโหนดในขั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $N$  ซึ่งจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนัก

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i=1,2 \quad (3.4)$$

ขั้นที่ 4 ทุกโหนด  $i$  ในขั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมที่มีฟังก์ชันโหนด

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (px + qy + r) \quad (3.5)$$

เมื่อ  $\bar{w}_i$  คือ เอาต์พุตของขั้นที่ 3 และ  $\{p, q, r\}$  เป็นเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในขั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (Consequent Parameter)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นที่ 5 ขั้นนี้มีโหนดเดียวเป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $\Sigma$  ซึ่งเอาท์พุทที่ได้คือการรวมกันของสัญญาณเข้ามาทั้งหมด

$$O_{5,i} = \Sigma \bar{w}_i f_i = \frac{\Sigma_i w_i f_i}{\Sigma_i w_i} \quad (3.6)$$

### 3.5.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด [12]

จาก

รูปที่ 2 และรูปที่ 3 จะเห็นว่าค่าพารามิเตอร์หลักฐาน (Premise Parameters) ที่ได้รับ เอาท์พุททั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (Consequent Parameter) เพื่อชัดเจนมากขึ้นเอาท์พุท  $f$  สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1+w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \\ &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (3.7)$$

ซึ่งคือเส้นตรงในพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  ดังนั้นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด มีการพัฒนาในส่วนก่อนหน้า สามารถนำมาใช้ได้โดยตรงมากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนของคำนวณข้างหน้าของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด โหนดเอาท์พุทส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งขั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ ถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับสัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมาและพารามิเตอร์หลักฐานถูกอัปเดตโดย Gradient Descent ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 3.1 การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS

	ส่งผ่านไปด้านหน้า	ส่งผ่านกลับมา
พารามิเตอร์หลักฐาน	ไม่เปลี่ยนแปลง	ปรับด้วยวิธีความลาดชันที่สุด
พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์	ปรับด้วยวิธีประเมินค่ากำลังสองน้อยที่สุด	ไม่เปลี่ยนแปลง
สัญญาณ	โหนดเอาท์พุท	สัญญาณความผิดพลาด

### 3.6 ฟังก์ชันสมาชิก[4]

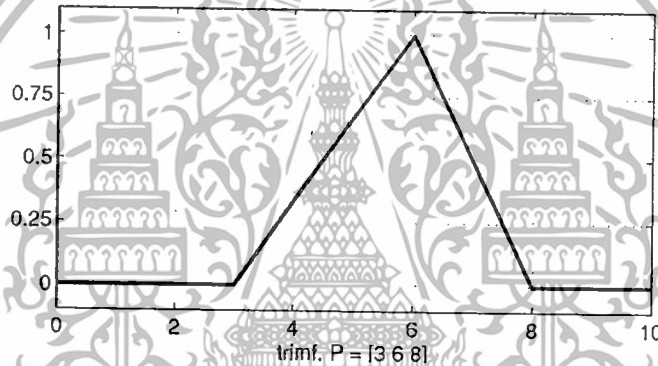
ฟังก์ชันสมาชิก (Membership Function) เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งานโดยเริ่มจากการแทนที่กับตัวแทนที่มีความไม่ชัดเจนไม่แน่นอนและคลุมเครือดังนั้นส่วนที่สำคัญต่อคุณสมบัติหรือการดำเนินการของฟัซซีเพราะรูปร่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหาโดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะไม่เอกสารเป็นเอกสารที่ส่งวนเวียนสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนำมาใช้ในเชิงปฏิบัติในการคำนวณค่าไม่ว้ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สมมาตรกันหรือสมมาตรกันทุกประการก็ได้ชนิดของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้งานทั่วไปมีหลายชนิดดังนี้

### 3.6.1 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (Triangular Membership Function)

ฟังก์ชันสามเหลี่ยมมีทั้งหมด 3 พารามิเตอร์คือ  $\{a, b, c\}$

$$\text{triangular}(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ (c-x)/(c-b) & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (3.8)$$



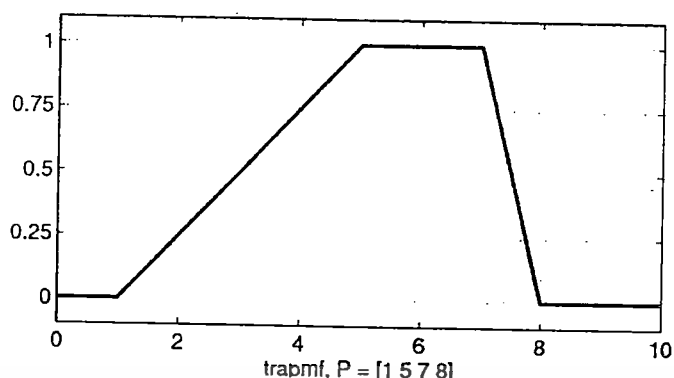
รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม

### 3.6.2 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal Membership Function)

ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูมีทั้งหมด 4 พารามิเตอร์คือ  $\{a, b, c, d\}$

$$\text{trapezoidal}(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ (d-x)/(d-c) & c \leq x < d \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (3.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

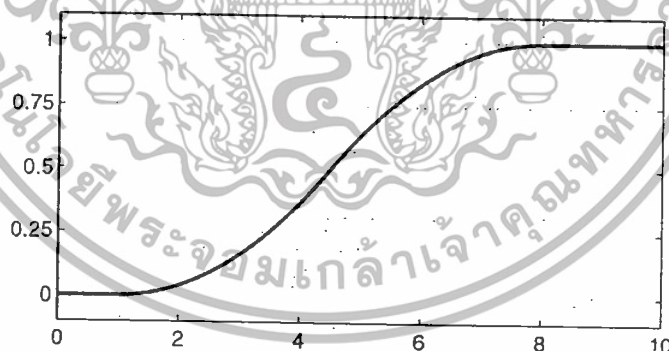


รูปที่ 3.7 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

### 3.6.3 ฟังก์ชันตัวเอส (Smooth Membership Function)

ฟังก์ชันรูปตัวเอสมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่าคือ  $[a, b]$

$$S(x:a,b) = \begin{cases} 0 & x < a \\ 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1 & x > b \end{cases} \quad (3.10)$$



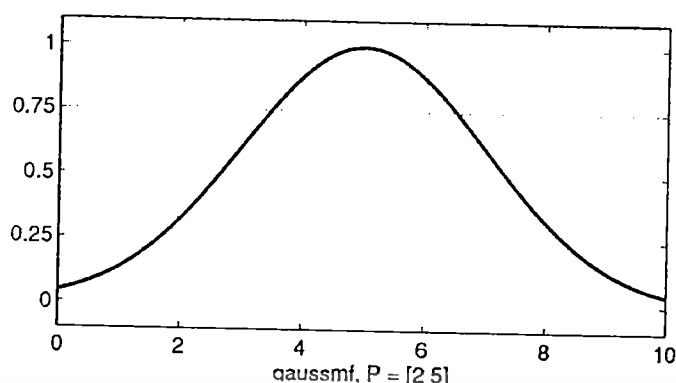
รูปที่ 3.8 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเอส

### 3.6.4 ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Membership Function)

ฟังก์ชันเกาส์เซียนมีทั้งหมด 2 พารามิเตอร์คือ  $[m, \sigma]$  ซึ่ง  $m$  หมายถึงค่าเฉลี่ยและ  $\sigma$  หมายถึงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

$$\text{gaussian}(x:m,\sigma) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.11)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

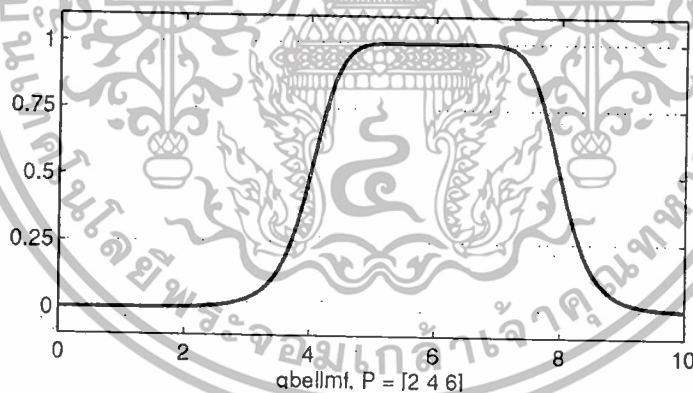


รูปที่ 3.9 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน

### 3.6.5 ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped Membership Function)

ฟังก์ชันรูประฆังคว่ำมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 3 ค่าคือ  $\{a, b, c\}$

$$\text{bell-shaped}(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (3.12)$$



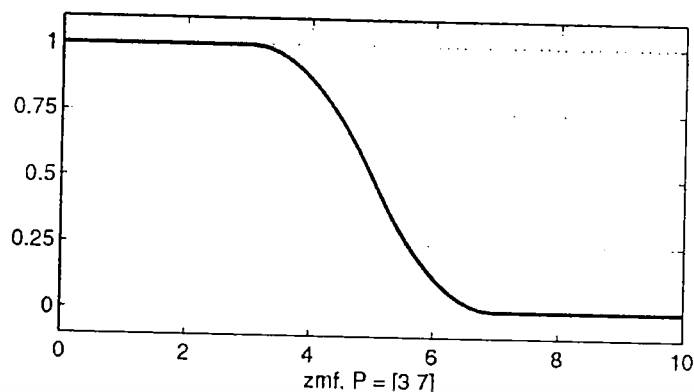
รูปที่ 3.10 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆังคว่ำ

### 3.6.6 ฟังก์ชันตัวแซด (Z-membership Function)

ฟังก์ชันรูปตัวเอสมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่าคือ  $\{a, b\}$

$$Z(x; a, b) = \begin{cases} 1 & x < a \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0 & x \geq b \end{cases} \quad (3.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.11 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเขตร

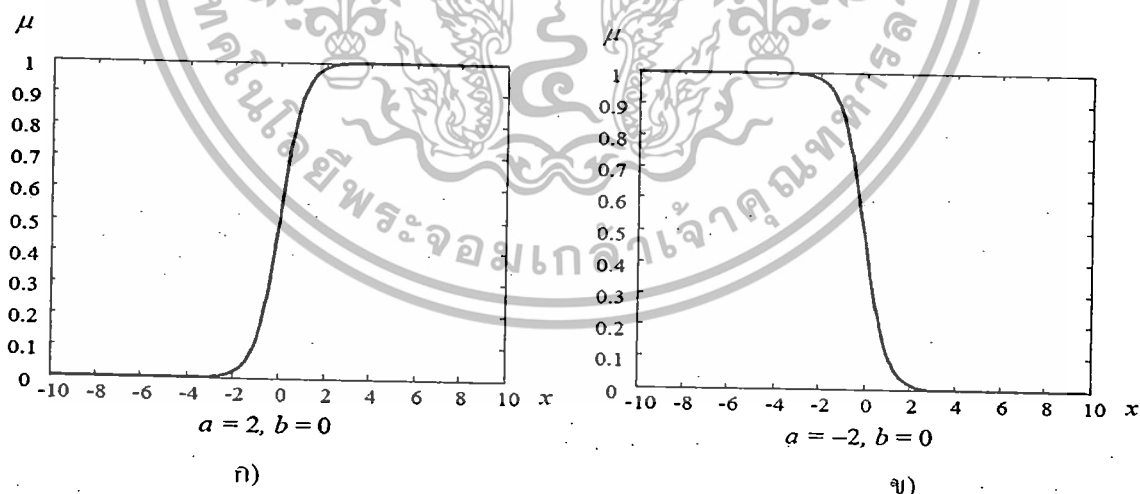
### 3.6.7 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (Sigmoidal Membership Function)

ฟังก์ชันซิกมอยด์มีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่าคือ  $\{a, b\}$

$$\text{sigmoid}(x; a, b) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-b))} \quad (3.14)$$

โดย  $a$  เป็นพารามิเตอร์ควบคุมความชัน ถ้าเลือกค่า  $a$  ที่มีขนาดน้อยทำให้ความชันต่ำ และถ้า  $a$  ขนาดสูงจะทำให้ความชันสูงตาม ส่วน  $b$  เป็นค่ากลางที่ค่าความเป็นสมาชิกที่ 0.5

ตัวอย่างกราฟแสดงความเป็นสมาชิกเมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $a = 2$  และ  $b = 0$  จะได้กราฟดังภาพที่ 3.12 ก) และเมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $a = -2$  และ  $b = 0$  จะได้กราฟดังรูปที่ 3.12 ข)



รูปที่ 3.12 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์

การเลือกฟังก์ชันสมาชิก จะต้องเลือกตามความเหมาะสมความครอบคลุมของข้อมูลที่จะรับเข้ามาโดยสามารถที่ทับซ้อนกันเพื่อให้การดำเนินงานราบเรียบซึ่งมีความเป็นสมาชิกหลายค่าได้และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเปลี่ยนแปลงแก้ไขให้เหมาะกับงานที่กำลังปฏิบัติงานหรือตามความต้องการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะเลือกใช้ระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้โมเดล Sugeno อันดับ  
ที่ 1 วิธีการเรียนรู้แบบ Hybrid ใช้วิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) สำหรับปรับค่าเมมเบอร์  
ชิฟฟังก์ชันโดยเริ่มจากการปรับจำนวนของเมมเบอร์ชิฟฟังก์ชันที่มีค่าน้อยๆ และถูกเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ  
จนถึงค่าสูงสุดและปรับเปลี่ยนชนิดของเมมเบอร์ชิฟฟังก์ชันจนครบทั้งหมดแล้วเลือกวิธีที่มีค่าค่า  
เปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) น้อยที่สุด เพื่อใช้  
เปรียบเทียบกับค่าทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้ากับค่าที่ทำนายโดยโครงข่ายประสาทเทียม



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 4

# การนอร์มอลไลซ์ของข้อมูลสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอومانพีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ [2]

วิธีการดั้งเดิมของการ Normalization ของข้อมูลฝึกสอนก็เพื่อวัตถุประสงค์ดังนี้

- ลดเวลาในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม
- เพิ่มความแม่นยำให้กับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

โดยการ Normalize ค่าอินพุต และเอาต์พุตก่อนกระบวนการฝึกสอน (Training) การ normalization ของค่าอินพุต และเอาต์พุต ขึ้นอยู่กับการทำ Zero Mean ( $\mu = 0$ ) และ Unity Variance ( $\sigma = 1$ ) ซึ่งสามารถเขียนได้ด้วยสมการที่ (4.1)

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (4.1)$$

สำหรับอินพุตหรือเอาต์พุตใดๆ ถ้าแต่ละอินพุตและเอาต์พุตประกอบด้วย “ $n$ ” Patterns ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ) ใดๆ แล้วเราสามารถทำการ Normalized โดยสมการที่ (4.2) ถึง (4.5)

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix}, \mu_x = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (4.2)$$

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_x \\ X_2 - \mu_x \\ \vdots \\ X_n - \mu_x \end{bmatrix}, \mu_y = 0 \quad (4.3)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}{n}} \quad (4.4)$$

$$Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix} = Y \frac{1}{\sigma_Y} = \begin{bmatrix} \frac{X_1 - \mu_X}{\sigma_Y} \\ \frac{X_2 - \mu_X}{\sigma_Y} \\ \vdots \\ \frac{X_n - \mu_X}{\sigma_Y} \end{bmatrix}, \sigma_Z = 1 \text{ and } \mu_Z = 0 \quad (4.5)$$

และทำการ Scaling หรือ Bounding โดยสมการที่ (4.6) ถึง (4.7) และเอาท์พุทหลังจากทำการ Scaling ตามสมการที่ (4.8)

$$\begin{aligned} mx &= \text{ค่าสูงสุดของ } [Z] \\ mn &= \text{ค่าต่ำสุดของ } [Z] \\ aw &= \frac{b-a}{mx-mn} \end{aligned} \quad (4.6)$$

$$bw = b - (aw \times mx) \quad (4.7)$$

$$\text{เอาท์พุท} = aw \cdot Z_i + bw \quad ; i=1, 2, \dots, n \quad (4.8)$$

โดย  $a$  และ  $b$  คือช่วงของขอบเขต.

ซึ่งเป็นการ Mapping แบบเชิงเส้น (Linear) ระหว่าง  $[0.1, 0.9]$  สำหรับ “ $n$ ” Patterns ของแต่ละข้อมูลอินพุท และ  $[-0.9, 0.9]$  สำหรับ “ $n$ ” Patterns ของแต่ละข้อมูลเอาท์พุท

ในแต่ละนิเวศ ในชั้นซ่อนที่ 1 (Single Hidden Layer) หรือชั้นซ่อนที่ 2 (Two Hidden Layers) จะนิยมใช้

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-Sigmoid
- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-Sigmoid

สำหรับเอาท์พุทแต่ละนิเวศในชั้นซ่อนที่เอาท์พุท (Output Layer) ควรจะใช้

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-Sigmoid

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### การ Scaling หรือ Bounding ของข้อมูลฝึกสอน

- ไม่มีความจำเป็นแต่ควรจะทำเมื่อนิวรอนที่ชั้นซ่อนที่เอาต์พุตมีฟังก์ชันถ่ายโอนภายใน Range ที่มีลักษณะ Bounded
- ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ไม่มีขีดจำกัดอินพุตที่แน่นอน การ Scaling ตัวแปรของอินพุตไม่มีความจำเป็น
- มีความสำคัญเมื่อข้อมูลถูกเรียนรู้โดยใช้เอาต์พุตของนิวรอน สามารถทำให้กระบวนการเรียนรู้ง่ายขึ้น ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนัก (Weights) ทั้งหมดยังคงมีค่าน้อย ๆ
- เพื่อปรับปรุง Interpretability ของค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่าย

เพื่อที่จะได้ชุดของ “Bias” และ “Weight” ที่ดีที่สุด ค่า  $SSE$  ที่ถูกเลือก ของเอาต์พุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม และเป้าหมายของเอาต์พุต ระหว่างการฝึกสอน (Training) และทดสอบ (Testing) จะถูกใช้ในการเลือกค่า “Weight” และ “Bias” สุดท้าย

เมตริกซ์  $[O]$  คือ แต่ละเอาต์พุต ที่ถูก Normalized และ Bounded ระหว่างการ training

เมตริกซ์  $[Q]$  คือ “n” Patterns ที่ถูก Interpolated ของแต่ละ NNs Output ที่จะถูกเปรียบเทียบกับแต่ละ Target Output ดังแสดงในสมการที่ (4.9) ถึง (4.10)

$$[L] = \begin{bmatrix} \frac{O_1 - bw}{aw} \\ \frac{O_2 - bw}{aw} \\ \vdots \\ \frac{O_n - bw}{aw} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

$$[Q] = \begin{bmatrix} L_1 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ L_2 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ \vdots \\ L_n \cdot \sigma_Y + \mu_X \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สำหรับการทดสอบข้อมูลอินพุตชุดใหม่นั้น เมื่อมีข้อมูลใหม่ถูก Tested หรือ Recalled แล้ว “m” Patterns ของแต่ละอินพุตใหม่จำเป็นต้องถูก Normalized ด้วยการทำให้ Zero Mean และ Unity Variance และ Bounded ในช่วง [0.1, 0.9]

เมตริกซ์  $[T]$  แทนด้วยแต่ละ Normalized และ Unity Variance และ Bounded ของ Test Output ดังนั้นแต่ละค่าของ Test Output สำหรับ NNs จะถูก Interpolated โดยเมตริกซ์  $[R]$  และ เมตริกซ์  $[H]$  “m” Patterns ของแต่ละ Test Output สำหรับ NNs ที่จะถูกเปรียบเทียบกับแต่ละ Target Test Output จะสามารถแสดงในสมการที่ (4.11) ถึง (4.12)

$$[R] = \begin{bmatrix} \frac{T_1 - bw}{aw} \\ \frac{T_2 - bw}{aw} \\ \vdots \\ \frac{T_m - bw}{aw} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$[H] = \begin{bmatrix} R_1 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ R_2 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ \vdots \\ R_m \cdot \sigma_Y + \mu_X \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

ตัวอย่างข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ในวิทยานิพนธ์นี้ก่อนการนอร์มอลไลซ์แสดงในภาคผนวก จ. ตารางที่ จ.1 และหลังนอร์มอลไลซ์แสดงในภาคผนวก จ. ตารางที่ จ.2

## บทที่ 5

# วิธีการจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้า

### 5.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

#### 5.1.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

##### 1. Performance Gradient Factor [7]

ค่า Gradient Factor เป็นพารามิเตอร์หนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาถึงการสิ้นสุดของการฝึกสอนในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้น ค่า Performance Gradient Factor จะเปลี่ยนแปลง ขึ้นอยู่กับค่าผิดพลาด ( $e$ ) ที่เกิดขึ้นใน Epoch นั้นๆ โดยการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า Performance Gradient Factor มีค่าน้อยกว่า  $1e-10$

##### 2. $\mu$ Factor

$\mu$  หรือ Learning Factor เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสให้ลู่เข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\mu$  ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า  $\mu$  จะถูกปรับลงเรื่อยๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น โดยที่ค่า  $\mu$  เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า  $\mu$  เพิ่มขึ้นนั้นจะทำการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า  $\mu$  ลดลงนั้นจะทำการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า  $\mu$  มีค่ามากกว่า  $1e10$

##### 3. ปริมาณข้อมูลฝึกสอน

ปริมาณข้อมูลที่น่ามาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเป็นเงื่อนไขหนึ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการหาคำตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

##### 4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

ในที่นี้คือการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## 5.1.2 เงื่อนไขในการทดสอบ

### 1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะวัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมนี้ใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) ตามสมการ 5.1

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (5.1)$$

โดยที่  $Real\ Result_i$  คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริงในอาคาร  
 $Predicted\ Result_i$  คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดย ANN  
 $n$  คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

### 5.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ

#### 1. เงื่อนไขต่างๆ ภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับนี้ โดยทั่วไปจะมี 2 วิธี คือกำหนดค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยตนเองหรืออีกวิธีคือให้โปรแกรมทำการเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธีการสุ่มเลือก สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้วิธีการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเนื่องจากการฝึกสอนในแต่ละรอบนั้นมีทิศทางการลู่เข้าสู่คำตอบที่แตกต่างกันออกไป

ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสนั้นมีอยู่หลายวิธีด้วยกันสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งมีประสิทธิภาพและมีความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด โดยในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเป็นจำนวน 1000 ครั้ง (Epoch) ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบนั้นจะคำนวณหาค่าผิดพลาดของคำตอบที่ข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดทดสอบแต่ละชุดเพื่อเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับค่า MAPE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้านี้ และทำการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดข้อมูลทดสอบมีค่าต่ำสุด

จำนวนรอบของการฝึกสอน เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจนครบแล้ว ถือว่าเป็นหนึ่งรอบของการฝึกสอน ซึ่งหลังจากจบหนึ่งรอบของการฝึกสอนก็จะทำการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นค่าที่ต่างจากค่าเริ่มต้นที่ผ่านมาและจะทำจนครบจำนวนรอบที่เราได้กำหนดไว้ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้จำนวนรอบของการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 30 รอบต่อโครงสร้าง และเลือกรอบของการฝึกสอนที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนจะมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน นั่นคือถ้าจำนวนนิรอนมากเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็จะมากตามไปด้วย แต่จำนวนนิรอนนั้นไม่ได้เป็นสิ่งที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณภาพ นั่นคือจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่มากไม่ได้เป็นตัวชี้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพดี ในบางปัญหาจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่น้อยก็อาจจะมีประสิทธิภาพดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่มาก วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้จำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยกำหนดให้จำนวนนิรอนของชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิรอนของชั้นซ่อนที่ 2 อยู่จำนวน 1 นิรอน

## 2. ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นและชั้นเอาต์พุตเลือกจากฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-Sigmoid, Tan-Sigmoid และ Linear แล้วทำการเปรียบเทียบว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมระบบไหนที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดซึ่งดูจากค่า MAPE ของชุดทดสอบ

## 5.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้

### 5.2.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริด นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

#### 1. $\eta$ และ $m$ Factor

Adaptive Learning Rate ( $\eta$ ) และ Momentum Term ( $m$ ) เป็นค่าคงที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้ลู่ออกเข้าหาคำตอบ โดยที่  $m$  มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และจะเซตค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.9 ส่วน  $\eta$  จะเซตค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.01 และค่าตัวแปรทั้งสองจะถูกปรับระหว่างการฝึกสอนโดยในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า  $\eta$  ให้ลดลงและค่า  $m$  เท่ากับศูนย์ จนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า  $\eta$  จะถูกปรับขึ้นเรื่อยๆ ส่วน  $m$  ใช้ค่าเดิม และเมื่อมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น การปรับค่า  $\eta$  และ  $m$  นั้นจะใช้ค่าเดิมและการฝึกสอนจะสิ้นสุดลง

#### 2. Least Squares Method

เป็นวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า จากชุดข้อมูลที่ทราบค่า โดยรูปแบบจะเป็นเชิงเส้น (Linear) ในค่าสัมประสิทธิ์เลขยกกำลังของทุกๆ สัมประสิทธิ์มีค่าเป็นหนึ่งทุกตัวดังนั้นจึงเป็นเชิงเส้น

### 3. ปริมาณข้อมูลฝึกสอน

ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้นั้นจะเป็นเงื่อนไขหนึ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาคำตอบของระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้ระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้มีประสิทธิภาพการหาคำตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

#### 4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

ในที่นี้คือการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ จะสามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว

##### 5.2.2 เงื่อนไขการทดสอบ

###### 1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ จะวัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้นี้ใช้รากที่สองค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ตามสมการที่ 5.2 โดยการลองผิดลองถูกจากการเปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิก และ Epochs จนได้ค่า RMSE น้อยที่สุด แล้วนำค่าที่ได้จากการทำนายมาคำนวณหา MAPE เพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Real\ Result_i - Predicted\ Result_i]^2} \quad (5.2)$$

โดยที่

$Real\ Result_i$

$Predicted\ Result_i$

$n$

คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริงในอาคาร

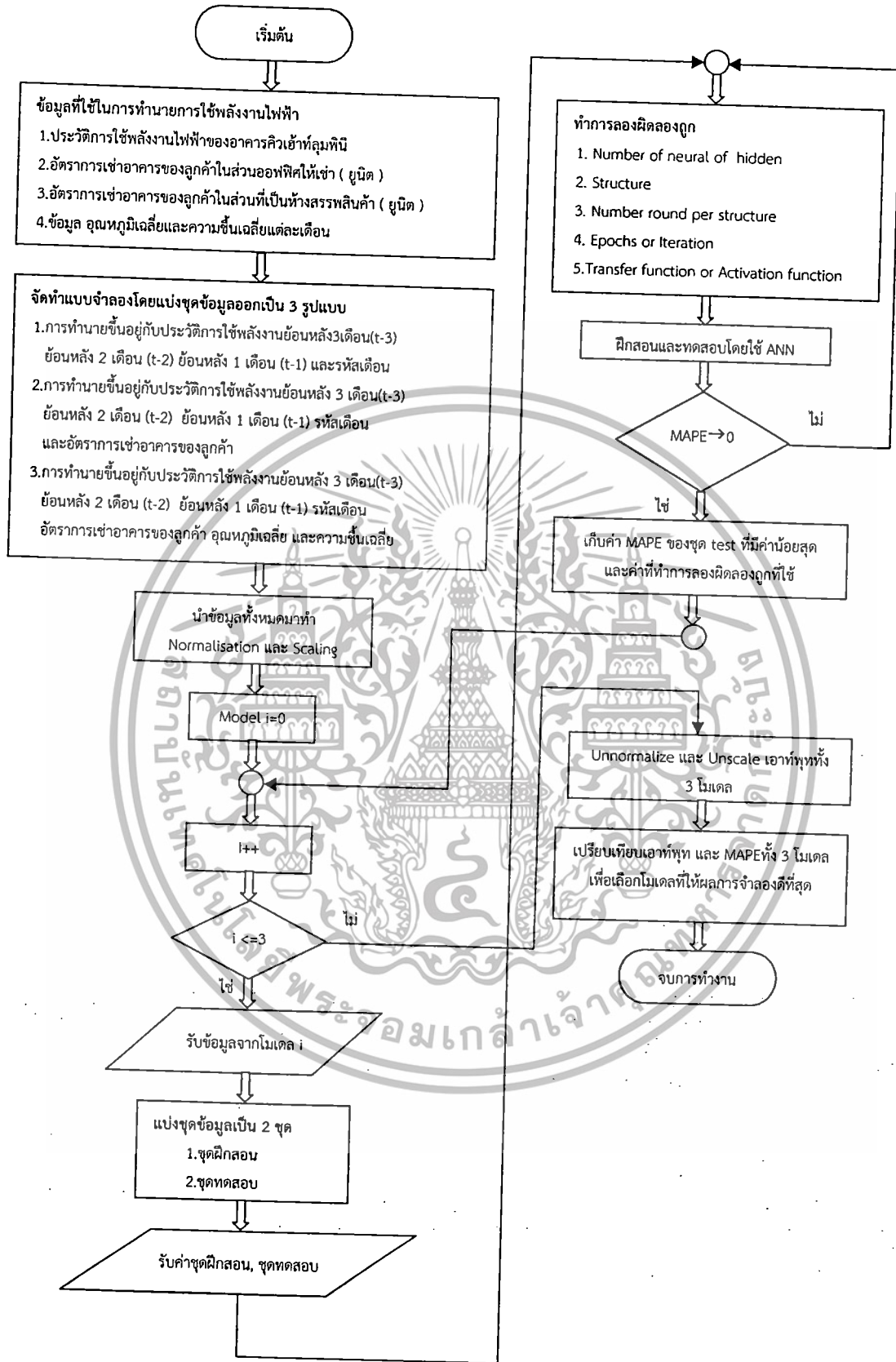
คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดย ANN

คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

##### 5.3 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียมในการศึกษานั้น ได้ใช้ข้อมูลความต้องการพลังงานในแต่ละเดือนของอาคารคิวเฮ้าท์ลุมพินี ตั้งแต่เดือนกันยายน 2549 ถึง เดือนตุลาคม 2555 อัตราการครอบครองอาคารของลูกค้าแต่ละเดือน ความชื้นเฉลี่ยแต่ละเดือน และอุณหภูมิเฉลี่ยแต่ละเดือน ซึ่งได้แบ่งการจำลองตามจำนวนอินพุตและประเภทของอินพุตออกเป็น 3 รูปแบบ รูปแบบที่ 1 การทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงานในอาคารและรหัสเดือนที่ทำนายตัวอย่างข้อมูลแสดงในภาคผนวก จ. ตารางที่ จ.3 รูปแบบที่ 2 การทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงาน รหัสเดือนและอัตราการเช่าอาคารของลูกค้าตัวอย่างข้อมูลแสดงในภาคผนวก จ. ตารางที่ จ.4 ส่วนรูปแบบที่ 3 การทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงาน รหัสเดือน อัตราการเช่าอาคารของลูกค้า และสภาพอากาศตัวอย่างข้อมูลแสดงในภาคผนวก จ. ตารางที่ จ.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.1 Flow Chart แบบจำลองการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดย ANN

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

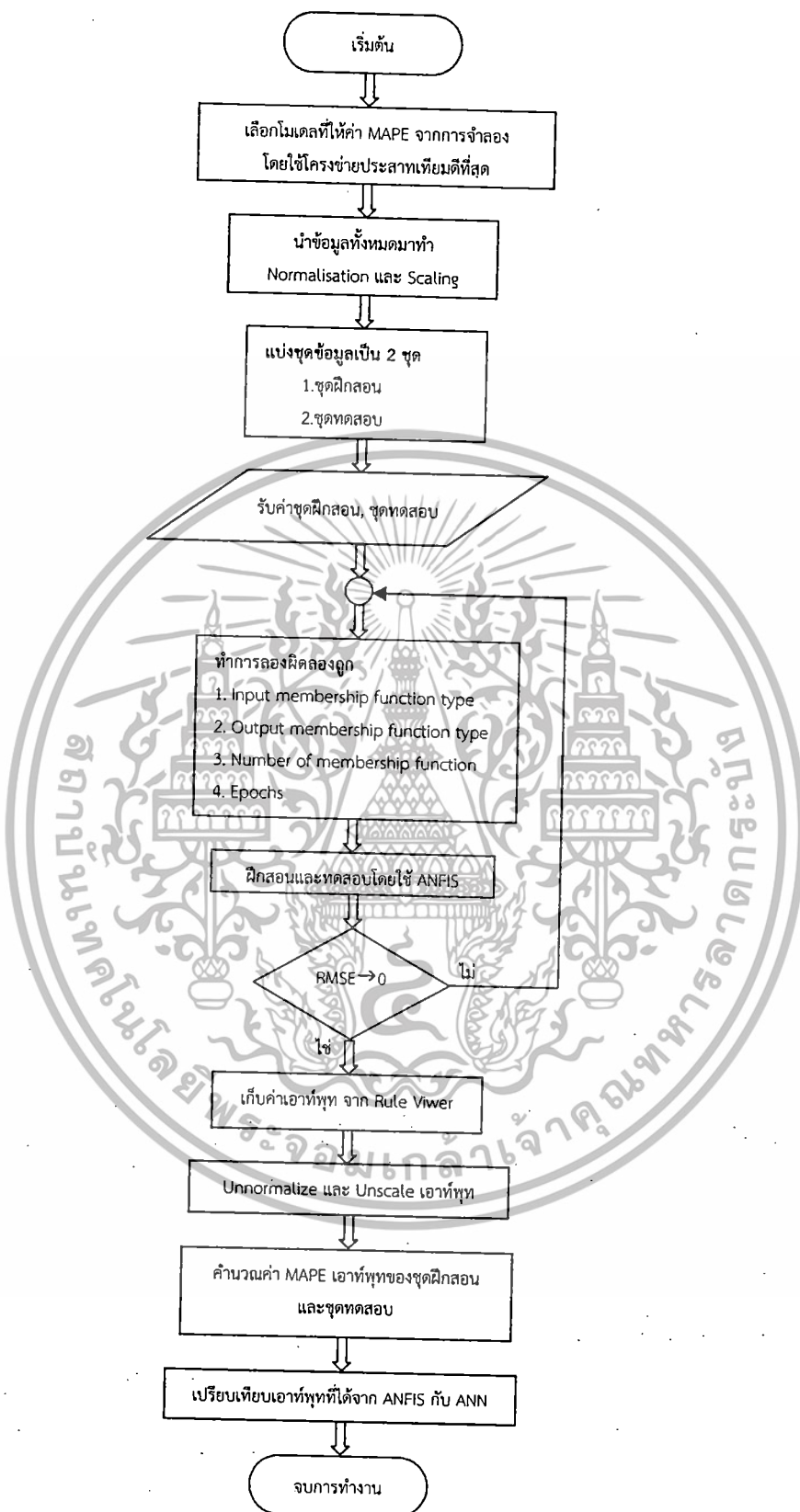
จากรูปที่ 5.1 การจำลองจะแบ่งเป็น 3 รูปแบบ แต่ละรูปแบบจะทำการลองผิดลองถูกโดยการปรับจำนวนนิวรอนของแต่ละชั้นซ่อน โครงสร้าง จำนวนรอบของแต่ละโครงสร้าง Epochs และฟังก์ชันถ่ายโอน จนได้ค่า MAPE ดีที่สุด เมื่อได้ค่าที่ดีที่สุดแล้วนำค่าที่ได้ของแต่ละรูปแบบมาเปรียบเทียบกันเพื่อนำรูปแบบที่ดีที่สุด ไปใช้เป็นข้อมูลเรียนรู้ในแบบจำลองโดยระบบอนุมานฟuzzy โครงข่ายปรับตัวได้

#### 5.4 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้สำหรับระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ได้ใช้ข้อมูลรูปแบบที่มีผลการทดสอบโดยโครงข่ายประสาทเทียมที่มีค่า MAPE ดีที่สุด ซึ่ง คือ รูปแบบที่ 2 ประกอบด้วยอินพุต ประวัติการใช้พลังงาน รหัสเดือนและอัตราการเช่าอาคารของลูกค้า



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.2 Flow Chart แบบจำลองการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดย ANFIS

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 5.2 การทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ จะทำการลองผิดลองถูกโดยการปรับ ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตและเอาต์พุต จำนวนฟังก์ชันสมาชิก Epochs จนได้ค่า Rmse ดีที่สุด แล้วนำเอาต์พุตมาคำนวณค่า Mape เพื่อนำไปเปรียบกับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยโครงข่ายประสาทเทียม



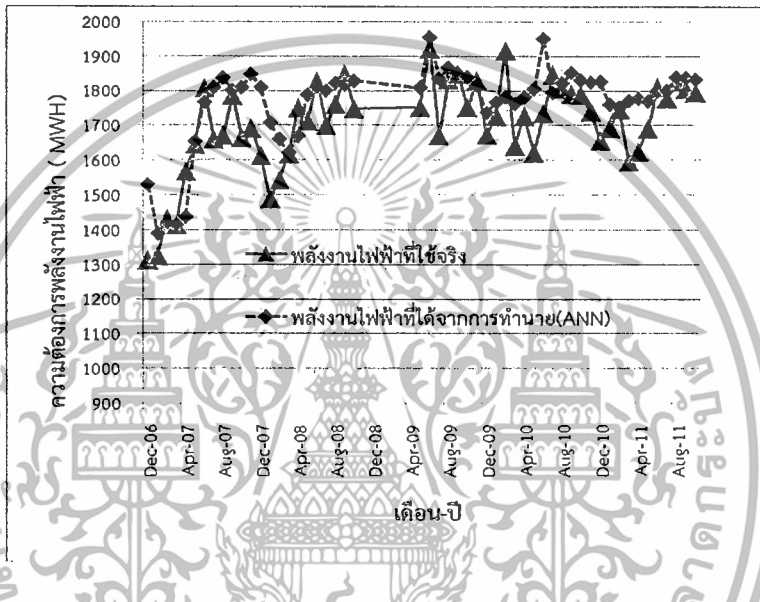
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# บทที่ 6

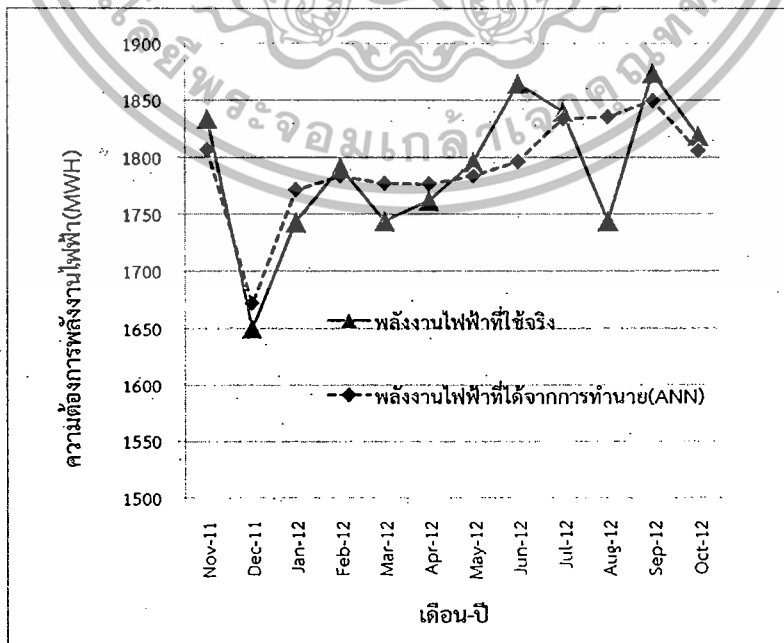
## ผลการทดลอง

### 6.1 ผลการจำลองของโครงข่ายประสาทเทียม

หลังจากได้ทดลองหลายครั้งโดยการเปลี่ยนจำนวนนิวรอนแต่ละชั้นซ่อน โครงสร้าง จำนวนรอบต่อโครงข่าย Epochs และฟังก์ชันถ่ายโอนเพื่อให้ได้ผลการทดสอบเป็นที่น่าพอใจ ได้ผลการจำลองทั้ง 3 รูปแบบ แสดงในรูปที่ 6.1 - รูปที่ 6.6 และตารางที่ 6.1 - ตารางที่ 6.3



รูปที่ 6.1 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 1



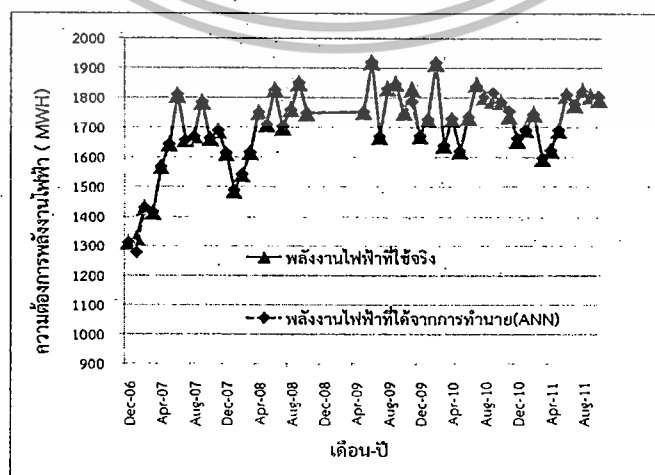
รูปที่ 6.2 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.1 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 1 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน)

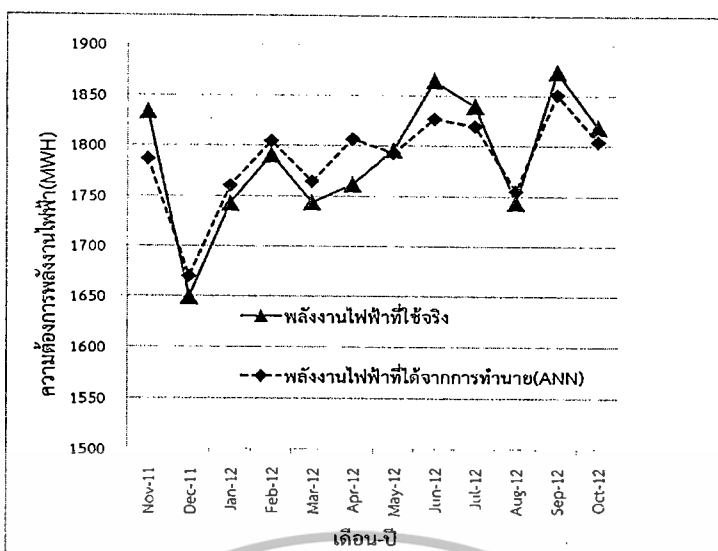
ที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 1	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 2	รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน			เวลาที่ใช้ ในการ เรียนรู้ ( นาที )	MAPE (%) จากการ เรียนรู้	MAPE(%) จากการ ทดสอบ
			ชั้นซ่อน ที่ 1	ชั้นซ่อน ที่ 2	ชั้น เอ๊าท์พุท			
1	11	10	tansig	tansig	tansig	1.9482	2.812	2.0242
2	12	11	tansig	tansig	tansig	1.224	4.6735	2.1124
3	13	12	tansig	tansig	tansig	1.3175	2.3792	2.0878
4	14	13	tansig	tansig	tansig	2.6138	2.6295	1.7311
5	15	14	tansig	tansig	tansig	2.8401	4.0007	2.0083
6	16	15	tansig	tansig	tansig	3.2125	2.0004	1.7323
7	17	16	tansig	tansig	tansig	3.3932	2.0816	1.8148
8	18	17	tansig	tansig	tansig	3.8807	5.0291	1.6314
9	19	18	tansig	tansig	tansig	4.774	2.2029	1.9484

จากรูปที่ 6.1 แสดงกราฟการฝึกสอนรูปแบบที่ 1 รูปที่ 6.2 แสดงให้เห็นถึงผลการทดสอบรูปแบบที่ 1 โดยเส้นทึบแสดงการใช้พลังงานจริงในอาคารและเส้นประแสดงการทำนายของโครงข่ายประสาท เมื่อเปรียบเทียบการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมรูปแบบที่ 1 จากตารางที่ 6.1 พบว่ารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการทำนายการใช้พลังงานนี้คือโครงสร้างที่ให้ค่า Mape มีค่าน้อยที่สุด คือ โครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ ชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 16 และ 15 นิวรอนตามลำดับ มีค่า Mape ของข้อมูลชุดเรียนรู้เท่ากับ 2.0004 % และโครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอน 18 และ 17 นิวรอนตามลำดับ มีค่า Mape ของข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 1.6314 %



รูปที่ 6.3 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการแข่งขันเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิอนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



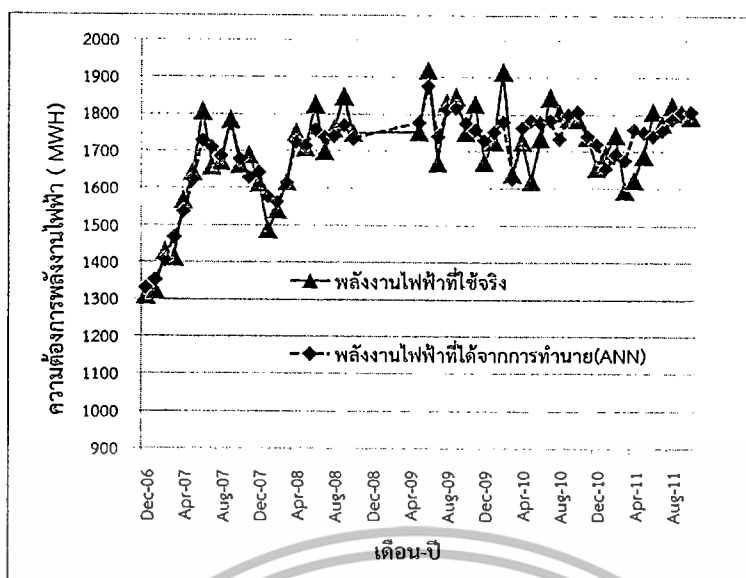
รูปที่ 6.4 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 2

ตารางที่ 6.2 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 2 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์(MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน)

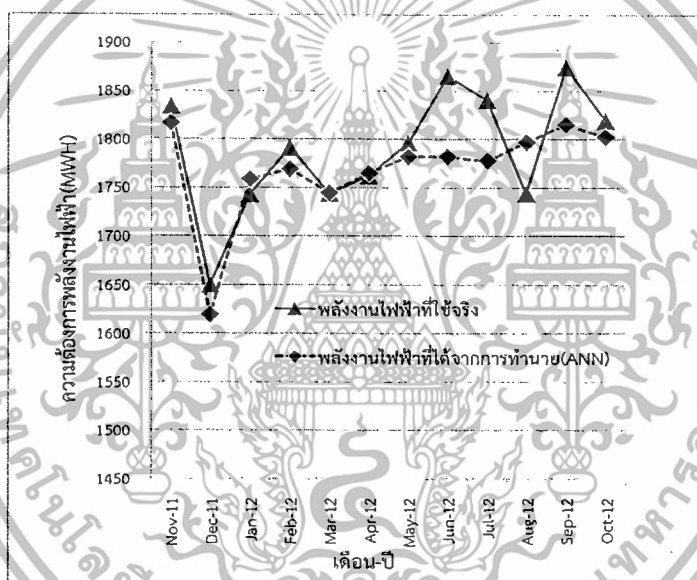
ที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 1	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 2	รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน			เวลาที่ใช้ ในการเรียนรู้ ( นาที )	MAPE (%)	
			ชั้นซ่อน ที่ 1	ชั้นซ่อน ที่ 2	ชั้น เอาต์พุต		จากการ เรียนรู้	จากการ ทดสอบ
1	11	10	tansig	tansig	tansig	0.7110	2.3229	2.1888
2	12	11	tansig	tansig	tansig	0.7417	0.2478	1.2674
3	13	12	tansig	tansig	tansig	1.0285	2.4389	2.5131
4	14	13	tansig	tansig	tansig	1.1186	3.1731	2.2472
5	15	14	tansig	tansig	tansig	0.8404	3.4477	2.1806
6	16	15	tansig	tansig	tansig	1.9258	1.6418	2.2184
7	17	16	tansig	tansig	tansig	1.6605	2.9182	2.0288
8	18	17	tansig	tansig	tansig	7.4133	4.5850	2.1509
9	19	18	tansig	tansig	tansig	1.6767	2.8957	2.2707

ผลการจำลองรูปแบบที่ 2 แสดงในรูปที่ 6.3 – รูปที่ 6.4 และตารางที่ 6.2 ซึ่งรูปที่ 6.3 แสดงกราฟการฝึกสอน รูปที่ 6.4 แสดงให้เห็นถึงผลการทดสอบ โดยเส้นทึบแสดงการใช้พลังงานจริงในอาคารและเส้นประแสดงการทำนายของโครงข่ายประสาท เมื่อเปรียบเทียบการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจากตารางที่ 6.2 พบว่ารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการทำนายการใช้พลังงานนี้คือโครงสร้างที่ให้ค่า Mape มีค่าน้อยที่สุด คือ โครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ ชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 12 และ 11 นิวรอนตามลำดับ มีค่า Mape ของข้อมูลชุดฝึกสอนเท่ากับ 0.2478 % และสำหรับ Mape ของข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 1.2674 %

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.5 แสดงผลการฝึกสอนรูปแบบที่ 3



รูปที่ 6.6 แสดงผลการทดสอบรูปแบบที่ 3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.3 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายรูปแบบที่ 3 ( ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์(MAPE) ของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีรูปแบบจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน)

ที่	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 1	จำนวนนิวรอน ในชั้นซ่อน ที่ 2	รูปแบบฟังก์ชันถ่ายโอน			เวลาที่ใช้ ในการเรียนรู้ ( นาที )	MAPE (%) จากการ เรียนรู้	MAPE(%) จากการ ทดสอบ
			ชั้นซ่อน ที่ 1	ชั้นซ่อน ที่ 2	ชั้น เอาร์ทพุด			
1	11	10	tansig	tansig	tansig	1.3706	1.9199	1.7663
2	12	11	tansig	tansig	tansig	0.9661	3.2146	1.8518
3	13	12	tansig	tansig	tansig	1.6352	2.2746	1.9185
4	14	13	tansig	tansig	tansig	1.5201	2.6727	2.0443
5	15	14	tansig	tansig	tansig	0.832	2.5364	1.7338
6	16	15	tansig	tansig	tansig	1.3378	2.002	1.9238
7	17	16	tansig	tansig	tansig	3.2909	2.2699	2.3038
8	18	17	tansig	tansig	tansig	2.7029	1.8157	2.0249
9	19	18	tansig	tansig	tansig	3.6133	1.239	1.9659

ผลการจำลองรูปแบบที่ 3 แสดงในรูปที่ 6.5 – รูปที่ 6.6 และตารางที่ 6.3 ซึ่งรูปที่ 6.5 แสดงกราฟการฝึกสอน รูปที่ 6.6 แสดงให้เห็นถึงผลการทดสอบ โดยเส้นที่บแสดงการใช้พลังงานจริงในอาคารและเส้นประแสดงการทำนายของโครงข่ายประสาท เมื่อเปรียบเทียบการทดสอบการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมจากตารางที่ 6.3 พบว่ารูปแบบโครงสร้างที่เหมาะสมกับการทำนายการใช้พลังงานนี้คือโครงสร้างที่ให้ค่า Mape มีค่าน้อยที่สุด คือ โครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1 และ ชั้นซ่อนที่ 2 จำนวน 19 และ 18 นิวรอนตามลำดับ มีค่า Mape ของข้อมูลชุดฝึกสอนเท่ากับ 1.239 % และโครงสร้างที่มีจำนวนนิวรอน 15 และ 14 นิวรอนตามลำดับ มีค่า Mape ของข้อมูลชุดทดสอบเท่ากับ 1.7338 %

## 6.2 ผลการจำลองระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

จากการผลการทดสอบโดยโครงข่ายประสาทรูปแบบที่ 2 ให้ผลการทดสอบดีที่สุด เพราะฉะนั้นจึงนำรูปแบบที่ 2 เป็นข้อมูลในการเรียนรู้สำหรับระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้โดยทดลองเปลี่ยนจำนวนฟังก์ชันสมาชิกและEpochs จนได้ค่า Rmse น้อยที่สุด แล้วจึงทำการเปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิกเพื่อให้ได้ Rmse ดีที่สุด ซึ่งแสดงในตารางที่ 6.4 ถึง ตารางที่ 6.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.4 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 1

ที่	จำนวน ฟังก์ชันสมาชิก แต่ละอินพุต	ฟังก์ชัน สมาชิก ของอินพุต	ฟังก์ชัน สมาชิก ของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการ ฝึกสอน	RMSE จากการ ทดสอบ
1	2	trimf	constant	0.2272	20.6798	236.3412
2	2	trimf	linear	1.2333	0.1499	625.3321
3	2	trapmf	constant	0.1725	13.8330	82.8862
4	2	trapmf	linear	1.2532	0.1436	288.4243
5	2	gbellmf	constant	0.1845	13.4872	547.8656
6	2	gbellmf	linear	1.3185	0.3669	432.2908
7	2	gaussmf	constant	0.1650	17.2735	289.2701
8	2	gaussmf	linear	1.2555	0.1423	525.8842
9	2	gauss2mf	constant	0.1687	6.5448	560.4598
10	2	gauss2mf	linear	1.2442	0.4975	202.8681
11	2	pimf	constant	0.1770	18.9354	469.4064
12	2	pimf	linear	1.2975	0.3264	165.8140
13	2	dsigmf	constant	0.1665	14.7364	161.9408
14	2	dsigmf	linear	1.2960	0.4357	194.6214
15	2	psigmf	constant	0.1755	14.7364	161.9408
16	2	psigmf	linear	1.1781	0.6532	256.1339

จากตารางที่ 6.4 เมื่อเปรียบเทียบการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Gaussmf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1423 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Trapmf และฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Constant โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 82.8862 นั้นแสดงให้เห็นว่าการฝึกสอนได้แม่นยำก็ไม่ส่งผลให้ผลการทดสอบออกมาดีที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.5 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 2

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	2	3	2	3	2	2	trimf	constant	0.3608	2.6928	331.7600
2	2	3	2	3	2	2	trimf	linear	8.4060	0.1154	317.7157
3	2	3	2	3	2	2	trapmf	constant	0.3390	25.4208	368.1057
4	2	3	2	3	2	2	trapmf	linear	8.5364	0.2599	362.5328
5	2	3	2	3	2	2	gbellmf	constant	0.3554	2.0249	233.6524
6	2	3	2	3	2	2	gbellmf	linear	8.4346	0.2360	240.5718
7	2	3	2	3	2	2	gaussmf	constant	0.3614	2.4529	294.4469
8	2	3	2	3	2	2	gaussmf	linear	8.5680	0.3126	267.0194
9	2	3	2	3	2	2	gauss2mf	constant	0.3734	4.6871	469.5605
10	2	3	2	3	2	2	gauss2mf	linear	8.5500	0.6955	221.1038
11	2	3	2	3	2	2	pimf	constant	0.4394	25.7643	312.9888
12	2	3	2	3	2	2	pimf	linear	8.5740	0.6073	182.5250
13	2	3	2	3	2	2	dsigmf	constant	0.3584	4.3905	182.8018
14	2	3	2	3	2	2	dsigmf	linear	8.5664	0.9336	216.1902
15	2	3	2	3	2	2	psigmf	constant	0.3614	4.3905	182.8018
16	2	3	2	3	2	2	psigmf	linear	8.5710	0.8096	216.4491

จากตารางที่ 6.5 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1154 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Pimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 182.525

ตารางที่ 6.6 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 3

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	2	3	2	3	3	2	trimf	constant	0.6734	1.3506	177.3465
2	2	3	2	3	3	2	trimf	linear	20.7480	0.1208	144.9271
3	2	3	2	3	3	2	trapmf	constant	0.6884	35.1881	350.0039
4	2	3	2	3	3	2	trapmf	linear	20.9564	0.3372	224.7406
5	2	3	2	3	3	2	gbellmf	constant	0.6914	1.7986	158.8659
6	2	3	2	3	3	2	gbellmf	linear	20.9880	1.1468	182.7204
7	2	3	2	3	3	2	gaussmf	constant	0.7140	1.5519	124.9225
8	2	3	2	3	3	2	gaussmf	linear	20.4600	0.4965	129.4618
9	2	3	2	3	3	2	gauss2mf	constant	0.7154	10.5798	239.7433
10	2	3	2	3	3	2	gauss2mf	linear	20.5050	1.6818	225.8123
11	2	3	2	3	3	2	pimf	constant	0.7094	34.5993	523.9484
12	2	3	2	3	3	2	pimf	linear	20.5336	0.7400	204.8718
13	2	3	2	3	3	2	dsigmf	constant	0.7110	9.2486	201.6705
14	2	3	2	3	3	2	dsigmf	linear	21.0524	1.6556	183.6252
15	2	3	2	3	3	2	psigmf	constant	0.7110	9.2486	201.6705
16	2	3	2	3	3	2	psigmf	linear	21.2894	1.7306	218.6409

จากตารางที่ 6.6 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1208 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Gaussmf และฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Constant โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 124.9225

ตารางที่ 6.7 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 4

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	3	2	2	3	2	2	trimf	constant	0.3284	2.6226	305.3752
2	3	2	2	3	2	2	trimf	linear	8.9334	0.1329	312.6124
3	3	2	2	3	2	2	trapmf	constant	0.3734	29.1567	149.6625
4	3	2	2	3	2	2	trapmf	linear	8.7480	0.1412	128.3773
5	3	2	2	3	2	2	gbellmf	constant	0.3660	2.3252	172.186
6	3	2	2	3	2	2	gbellmf	linear	8.7180	0.4441	158.1373
7	3	2	2	3	2	2	gaussmf	constant	0.3644	2.2179	270.4639
8	3	2	2	3	2	2	gaussmf	linear	8.7944	0.3852	214.0370
9	3	2	2	3	2	2	gauss2mf	constant	0.3690	6.9232	360.7670
10	3	2	2	3	2	2	gauss2mf	linear	8.7404	0.6743	115.5111
11	3	2	2	3	2	2	pimf	constant	0.3614	30.0566	274.2829
12	3	2	2	3	2	2	pimf	linear	8.7450	0.2909	138.4639
13	3	2	2	3	2	2	dsigmf	constant	0.3674	1.5016	146.5315
14	3	2	2	3	2	2	dsigmf	linear	8.6280	0.8146	79.0328
15	3	2	2	3	2	2	psigmf	constant	0.3540	1.5016	146.5315
16	3	2	2	3	2	2	psigmf	linear	8.7510	1.0825	79.1156

จากตารางที่ 6.7 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1329 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Dsigmf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 79.0328

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.8 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 5

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	3	2	2	3	3	2	trimf	constant	0.7200	1.2527	131.3748
2	3	2	2	3	3	2	trimf	linear	20.5304	0.1416	131.8040
3	3	2	2	3	3	2	trapmf	constant	0.6960	33.3460	191.7207
4	3	2	2	3	3	2	trapmf	linear	20.7106	0.2950	173.5894
5	3	2	2	3	3	2	gbellmf	constant	0.6794	3.1571	175.8300
6	3	2	2	3	3	2	gbellmf	linear	20.4914	0.8946	146.6764
7	3	2	2	3	3	2	gaussmf	constant	0.6810	2.0907	135.9440
8	3	2	2	3	3	2	gaussmf	linear	21.4140	0.8397	111.792
9	3	2	2	3	3	2	gauss2mf	constant	0.6960	7.0039	259.1863
10	3	2	2	3	3	2	gauss2mf	linear	20.6970	0.8355	238.6653
11	3	2	2	3	3	2	pimf	constant	0.6720	34.237	350.7829
12	3	2	2	3	3	2	pimf	linear	21.1454	0.5824	270.2916
13	3	2	2	3	3	2	dsigmf	constant	0.6900	11.442	176.0759
14	3	2	2	3	3	2	dsigmf	linear	21.2264	3.9316	272.5311
15	3	2	2	3	3	2	psigmf	constant	0.6854	11.442	176.0759
16	3	2	2	3	3	2	psigmf	linear	21.1844	2.5116	325.9621

จากตารางที่ 6.8 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear มีผลการฝึกสอนที่ดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1416 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Gaussmf และฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 111.792

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.9 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 6

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	3	2	3	3	2	2	trimf	constant	0.7920	0.6605	128.1392
2	3	2	3	3	2	2	trimf	linear	20.1680	0.1043	151.6165
3	3	2	3	3	2	2	trapmf	constant	0.7230	14.2575	1121.277
4	3	2	3	3	2	2	trapmf	linear	20.8900	0.3564	260.4789
5	3	2	3	3	2	2	gbellmf	constant	0.7184	0.4160	162.7260
6	3	2	3	3	2	2	gbellmf	linear	20.9984	1.0310	143.3673
7	3	2	3	3	2	2	gaussmf	constant	0.6840	0.4172	115.5429
8	3	2	3	3	2	2	gaussmf	linear	21.0930	0.3050	113.4260
9	3	2	3	3	2	2	gauss2mf	constant	0.7094	0.4348	337.6573
10	3	2	3	3	2	2	gauss2mf	linear	20.7666	0.8170	286.2239
11	3	2	3	3	2	2	pimf	constant	0.7230	20.879	598.4675
12	3	2	3	3	2	2	pimf	linear	20.9354	0.5042	381.2739
13	3	2	3	3	2	2	dsigmf	constant	0.7290	0.2084	307.8538
14	3	2	3	3	2	2	dsigmf	linear	20.7700	1.3759	321.5606
15	3	2	3	3	2	2	psigmf	constant	0.7514	0.2084	307.8539
16	3	2	3	3	2	2	psigmf	linear	21.0554	1.3527	300.2263

จากตารางที่ 6.9 เมื่อเปรียบเทียบการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1043 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Gaussmf และฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 113.4260

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.10 แสดงผลการทำนายโดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้รูปแบบที่ 7

ที่	จำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุต						ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุต	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ ( นาที )	RMSE จากการฝึกสอน	RMSE จากการทดสอบ
	1	2	3	4	5	6					
1	2	3	2	4	2	2	trimf	constant	0.6668	0.2733	326.6571
2	2	3	2	4	2	2	trimf	linear	16.2120	0.1000	358.0118
3	2	3	2	4	2	2	trapmf	constant	0.5760	20.330	741.9009
4	2	3	2	4	2	2	trapmf	linear	16.1884	0.1600	346.7438
5	2	3	2	4	2	2	gbellmf	constant	0.5820	0.4804	293.8692
6	2	3	2	4	2	2	gbellmf	linear	16.2030	1.0545	228.1272
7	2	3	2	4	2	2	gaussmf	constant	0.5820	0.3577	331.6576
8	2	3	2	4	2	2	gaussmf	linear	16.2410	0.6258	316.9210
9	2	3	2	4	2	2	gauss2mf	constant	0.5924	0.8631	354.5573
10	2	3	2	4	2	2	gauss2mf	linear	16.5336	1.3575	276.7532
11	2	3	2	4	2	2	pimf	constant	0.5880	21.734	260.7872
12	2	3	2	4	2	2	pimf	linear	16.6334	0.9138	398.0861
13	2	3	2	4	2	2	dsigmf	constant	0.5834	0.6688	183.2641
14	2	3	2	4	2	2	dsigmf	linear	16.5334	1.0684	310.4254
15	2	3	2	4	2	2	psigmf	constant	0.5850	0.6688	183.2642
16	2	3	2	4	2	2	psigmf	linear	16.4166	1.0059	310.3399

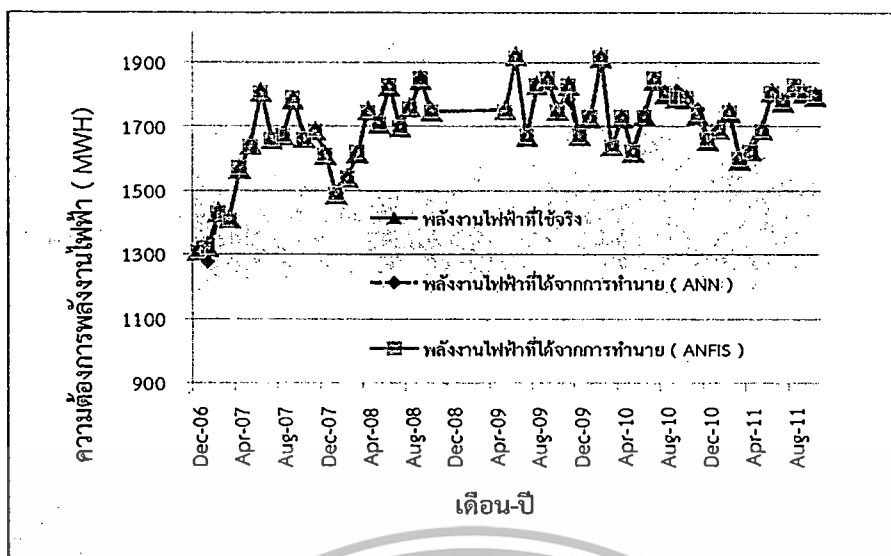
จากตารางที่ 6.10 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบ พบว่าโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตเป็น Trimf และ ฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear มีผลการฝึกสอนดีที่สุดโดยมีค่า Rmse เท่ากับ 0.1000 ส่วนโครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดคือโครงสร้างที่มีฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต Gaussmf และฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse เท่ากับ 183.2641

จากตารางที่ 6.4 ถึงตารางที่ 6.10 โครงสร้างที่มีค่า Rmse ดีที่สุดคือ โครงสร้างที่มีจำนวนฟังก์ชันสมาชิกอินพุตเป็น 3 2 2 3 2 2 ฟังก์ชันสมาชิกอินพุตเป็น Dsigmf และฟังก์ชันสมาชิกเอาต์พุตเป็น Linear โดยมีค่า Rmse ของการทดสอบเป็น 79.0328

### 6.3 เปรียบเทียบผลการจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีปรับตัวได้

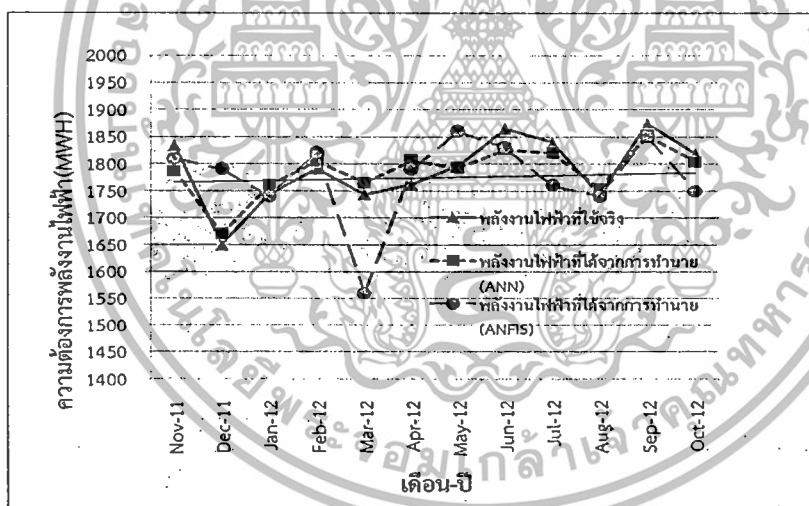
หลังจากได้ทดลองหลายครั้งสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมมีการเปลี่ยนจำนวนนิวรอนแต่ละชั้นซ่อน โครงสร้าง จำนวนรอบต่อโครงสร้าง ฟังก์ชันถ่ายโอนและ Epoch ในส่วนของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีการเปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิก จำนวนฟังก์ชันสมาชิก และ Epoch เพื่อให้ได้ผลการทดสอบเป็นที่น่าพอใจ ได้เปรียบเทียบผลการจำลองแสดงในรูปที่ 6.7 – รูปที่ 6.8 และตารางที่ 6.11- ตารางที่ 6.12

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



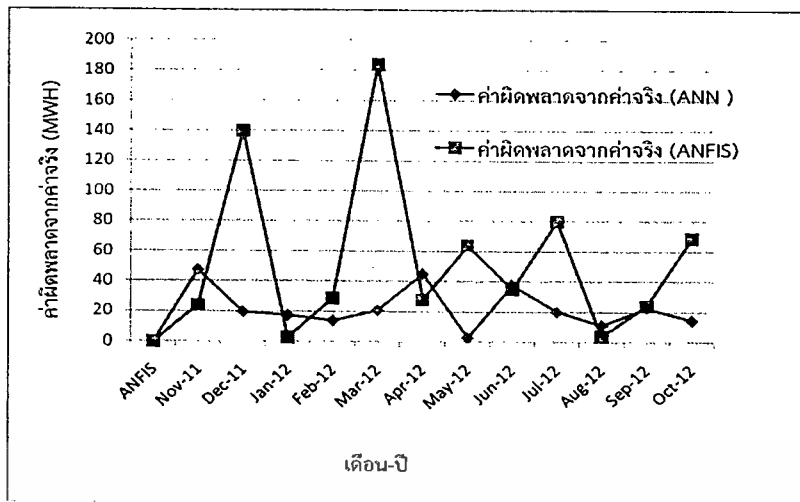
รูปที่ 6.7 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการฝึกสอนของ ANN และ ANFIS

จากรูปที่ 6.7 จะเห็นว่ากราฟของพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซี่ปรับตัวได้ใกล้เคียงกับพลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริง แสดงให้เห็นว่าการฝึกสอนได้อย่างแม่นยำทั้งสองระบบ



รูปที่ 6.8 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการทดสอบของ ANN และ ANFIS

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าผลิตผลผลิตของผลการทดสอบของ ANN และ ANFIS

ตารางที่ 6.11 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าของ ANN และ ANFIS ของข้อมูลชุดทดสอบ

ลำดับที่	พลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริง (MWH)	พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนาย (MWH)		ค่าสมบูรณ์ผลต่างจากค่าจริง	
		ANN	ANFIS	ANN	ANFIS
1	1834	1786.8	1810	47.2	24
2	1650	1669.7	1790	19.7	140
3	1743	1760.4	1740	17.4	3
4	1791	1804.9	1820	13.9	29
5	1744	1764.7	1560	20.7	184
6	1762	1806.9	1790	44.9	28
7	1796	1793	1860	3	64
8	1865	1827.2	1830	37.8	35
9	1840	1820	1760	20	80
10	1744	1755.3	1740	11.3	4
11	1874	1851.3	1850	22.7	24
12	1819	1804.6	1750	14.4	69

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.12 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลและค่าผิดพลาดระหว่าง ANN และ ANFIS

	ANN	ANFIS
Model	Back-Propagation	Sugeno
Transfer Function, MF	1st Layer Tan-Sigmoid	Input 1 Number of MFs 3, dsigmf
	2nd Layer Tan-Sigmoid	Input 2 Number of MFs 2, dsigmf
	Output Layer Tan-Sigmoid	Input 3 Number of MFs 2, dsigmf
		Input 4 Number of MFs 3, dsigmf
		Input 5 Number of MFs 2, dsigmf
		Input 6 Number of MFs 2, dsigmf
		Output MF, linear
Training (sets)	53	53
Testing (sets)	12	12
Training Method	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
Epochs	1000	200
Train MAPE (%)	2.478E-01	1.470E-01
Training Time (minute)	17.12	8.63
Test MAPE (%)	1.2674E+00	3.235E+00

จากรูปที่ 6.8-รูปที่ 6.9 และตารางที่ 6.11 จะเห็นว่ากราฟและค่าของพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าใกล้เคียงกับพลังงานที่ใช้จริงกว่าระบบอนุमानพีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ จากตารางที่ 6.12 ข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบเป็นชุดเดียวกัน การทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ ( Mean Absolute Percentage Error : Mape ) น้อยกว่าระบบอนุमानพีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ แสดงให้ว่าประสิทธิภาพการทำนายโดยมีข้อมูลอินพุทเป็นประวัติการใช้พลังงานไฟฟ้า รหัสเดือน และจำนวนการครอบครองอาคารในงานวิจัยนี้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมดีกว่าระบบอนุमानพีซซีปรับตัวได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

วิธีการจำลองและการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารโดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ได้ศึกษาในวิทยานิพนธ์นี้ ผลการจำลองของคอมพิวเตอร์เป็นที่พอใจ โดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่า MAPE ของการฝึกสอนใกล้เคียงกัน ส่วนในการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.2674 % ซึ่งดีกว่าระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ ( MAPE เท่ากับ 3.235 % ) แต่โครงข่ายประสาทเทียมใช้เวลาเรียนรู้มากกว่า

### 7.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้

ซึ่งผลการจำลองนี้สามารถนำไปบริหารจัดการพลังงานไฟฟ้าในอาคาร โดยสามารถประหยัดพลังงาน วางแผนงบประมาณ และกำหนดค่า demand factor ของการออกแบบอาคารที่คล้ายกับงานวิจัยฉบับนี้ ตัวอย่างเช่น

1. การวางแผนงบประมาณ เดือนถัดไปอาจมีอุณหภูมิที่สูงขึ้น อุณหภูมิลดลงซึ่งได้จากการทำนายหรือการคาดการณ์ เช่น ใกล้เคียงเข้าฤดูร้อนหรือฤดูหนาว และข้อมูลลูกค้ามาเช่าอาคารมากขึ้นหรือลูกค้าเลิกสัญญาเช่า รวมถึงการใช้ไฟฟ้ามากหรือน้อยในสามเดือนก่อนหน้า ซึ่งการทำนายการใช้ไฟฟ้าจะมากหรือน้อยตามปัจจัยดังกล่าว ถ้าการใช้ไฟฟ้าจากการทำนายมากขึ้นก็นำมาทำการจัดสรรงบประมาณในการจ่ายค่าไฟฟ้ามากขึ้น หรือถ้าการใช้ไฟฟ้าจากการทำนายน้อยลงก็นำมาตัดสินใจในการจัดสรรงบประมาณในการจ่ายค่าไฟฟ้าน้อยลงและทำการจัดสรรไปใช้จ่ายอย่างอื่นแทน
2. การประหยัดพลังงาน ถ้าเดือนถัดไปการใช้ไฟฟ้าจากการทำนายมากขึ้น อาจทำการลดการใช้ไฟฟ้า โดยการปิดไฟฟ้าส่วนกลางที่ไม่จำเป็นบางส่วน หรือกำหนดการใช้ลิฟท์ให้จอดในชั้นที่ไม่ตรงกัน รณรงค์ให้มีการเดินขึ้นออฟฟิศกรณีขึ้นไม่หลายชั้น รณรงค์ให้มีการปิดไฟฟ้าทอนพักเที่ยง
3. การกำหนดค่า demand factor ในการณออกแบบอาคารที่คล้ายกัน เช่นถ้ากรณีอากาศมีแนวโน้มร้อนขึ้นในอนาคต หรือตึกที่สร้างใหม่อยู่ในโซนที่อัตราการเช่ามากกว่าปกติ ซึ่งจะส่งผลค่าการทำนายการใช้ไฟฟ้ามากขึ้น ซึ่งก็เป็นข้อมูลการตัดสินใจในการกำหนดค่า demand factor โดยการปรับให้สูงขึ้น

### 7.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์อย่างหนึ่งที่สามารถนำมาใช้ได้โดยมีข้อดีและข้อเสียดังนี้

- ข้อดี
1. สามารถทดลองกับอินพุตจำนวนมากได้
  2. ผลการทดสอบแม่นยำกว่าระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้
- ข้อเสีย
1. ใช้เวลาเรียนรู้มากกว่าระบบอนุमानพีชชีปรับตัวได้ในจำนวนอินพุตเดียวกัน

### 7.3 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร

การใช้ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ในการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าเป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์อย่างหนึ่งที่สามารถนำมาใช้ได้โดยมีข้อดีและข้อเสียดังนี้

- ข้อดี
1. สามารถหาคำตอบได้รวดเร็ว
  2. ชนิดและจำนวนของเมมเบอร์ชิพมิให้เลือกใช้งานหลากหลาย
  3. การฝึกสอนได้อย่างแม่นยำ
- ข้อเสีย
1. ซึ่งต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) การจำลองอาจทำให้ต้องเสียเวลา
  2. จากการทดลองพบว่าถ้ามีอินพุตจำนวนมาก แล้วเลือกจำนวนของฟังก์ชันสมาชิกตั้งแต่ 3 ขึ้นไป จะทำให้หลักการกระทำ (rule) เยอะมาก ใช้เวลารันนานเกินไปหรือไม่สามารถรันได้
  3. ผลการทดสอบคลาดเคลื่อนจากค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

### 7.4 ข้อเสนอแนะ

1. การทดสอบนี้สามารถนำไปใช้ในการทดสอบในอาคารอื่นที่แตกต่างจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้
2. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับจำนวนคนที่ใช้บริการอาคาร
3. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับเวลาทำงานของแต่ละบริษัท
4. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับการครอบครองอาคารเป็นตารางเมตร
5. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับป้องกันความร้อนของกระจกรอบอาคาร โดยคิดอัตราเสื่อมสภาพจากอายุการใช้งาน
6. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับป้องกันความร้อนและดูดซับความร้อนของผนัง ฝ้า เพดาน โดยคิดอัตราเสื่อมสภาพจากอายุการใช้งาน
7. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับความเร็วลมเฉลี่ยในแต่ละเดือน
8. การการทำนายอาจขึ้นอยู่กับอัตราการเติบโตของประเภทรธุรกิจของแต่ละบริษัทที่เช่าอาคาร โดยคำนึงถึงภาพรวมจากการประมาณการเติบโตของธุรกิจแต่ละภาคส่วนของประเทศ หรืออัตรากำไรของบริษัทแต่ละไตรมาสจากการประมาณการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] พยุง มีสัจ, “โครงข่ายประสาทเทียมและระบบฟัซซี”, คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ, เอกสารอัดเสนาเนา.
- [2] สมชาติ จิรวินิจ .2554. การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในระบบ-ไฟฟ้ากำลัง ( Applications of Neural Networks in power System ).ครั้งที่ 1 คณะ-วิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [3] พัฒนพงศ์ เฉลิมเมือง, มณฑล ศาสนนันท์ และ เสฎฐา ศาสนนันท์ การประยุกต์ใช้ทฤษฎี ANFIS ในการวิเคราะห์ปัจจัยสำคัญสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ การประชุมวิชาการด้านการวิจัยดำเนินงานแห่งชาติ วันที่ 24 – 25 กรกฎาคม พ.ศ. 2551
- [4] นัฐวุฒิ กุลมา และคณะ , 2555. “การพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของระบบ กฟผ. โดยใช้ ANFIS”, ปรินญาณิพนธ์ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
- [5] อรรถกร เสี่ยงใส, 2556. “การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้าโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้”, วิทยานิพนธ์ ปรินญาณิพนธ์ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
- [6] ชัยโย ตระกูลไทยรักษ์ และ สมชาติ จิรวินิจ . ( 2555). “การหาค่าตอบออปติมอลเพาเวอร์โพลวโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้” วิศวกรรมสาร มก. ฉบับที่ 81 ปีที่
- [7] นฤมล ชิงเกียรติตระกูล และ สมชาติ จิรวินิจ .(2549). “การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม” วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2.
- [8] Sunny Wan and Xiao-Hua Yu .(2010).“Facility Power Usage Modeling and Short Term Prediction with Artificial Neural Networks” Advance in Neural Networks- ISSN 2010.,Lecture Notes in Computer Science Volume 6064 , pp. 584 – 555.
- [9] S N Sivanandam , S Sumathi and S N Deepa (2006).“Introduction To Neural Network” Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited. NEW DELHI.
- [10] Technical Document 5, Energy Vision 2020 Load Forecast
- [11] M.N SYED-AHMAD , Ahmed Bensenouci , Saleh A. Alghamdi and A.M. Abdel Ghany “SHORT – TERM LOAD FORECASTING USING ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS)”
- [12] Jang. J.-S.R., 1993. “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665 - 685, May/June.
- [13] M.Askari and A.H.D.M. “A new evolving compact optimized Takagi-Sugeno fuzzy model and its application to nonlinear system identification”, *International Journal of System Science*, vol. 43, no.4, pp.776-785, April 2012.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [14] Mrs.J.P.Rothe,Dr.A.K. Wadhvani and Dr.Mrs.s. Wadhawani(2009). "Short Term Load Forecasting Using Multi Parameter Regression" (IJCSIS) International Journal of Computer Science and Information Security,Vol. 6, No. 2, 2009



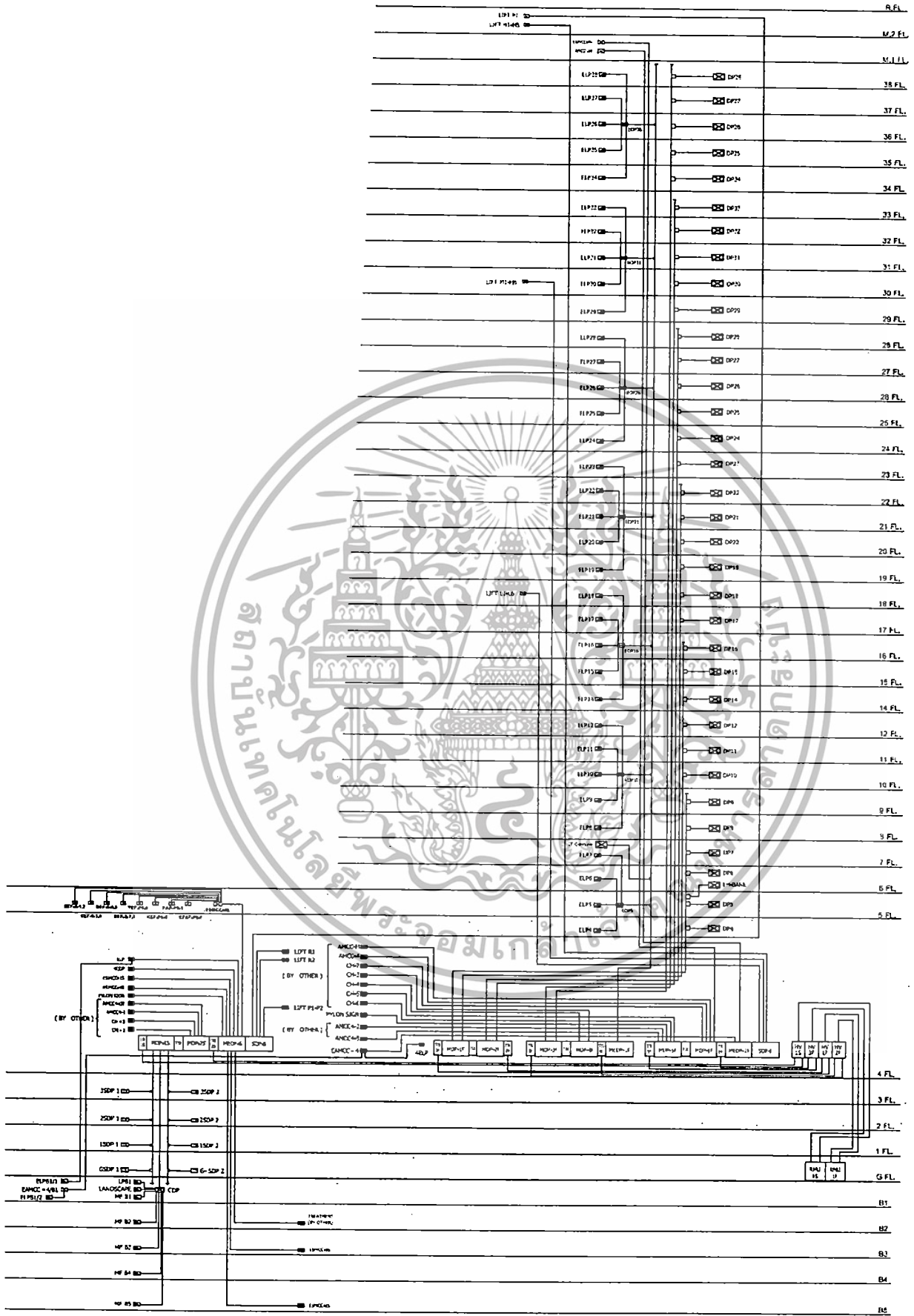
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ก.

แสดงรายละเอียดระบบสิ่งอำนวยความสะดวกและข้อมูลต่างๆที่เกี่ยวกับ  
อาคารคิวเข้าสู่ลุมพินี

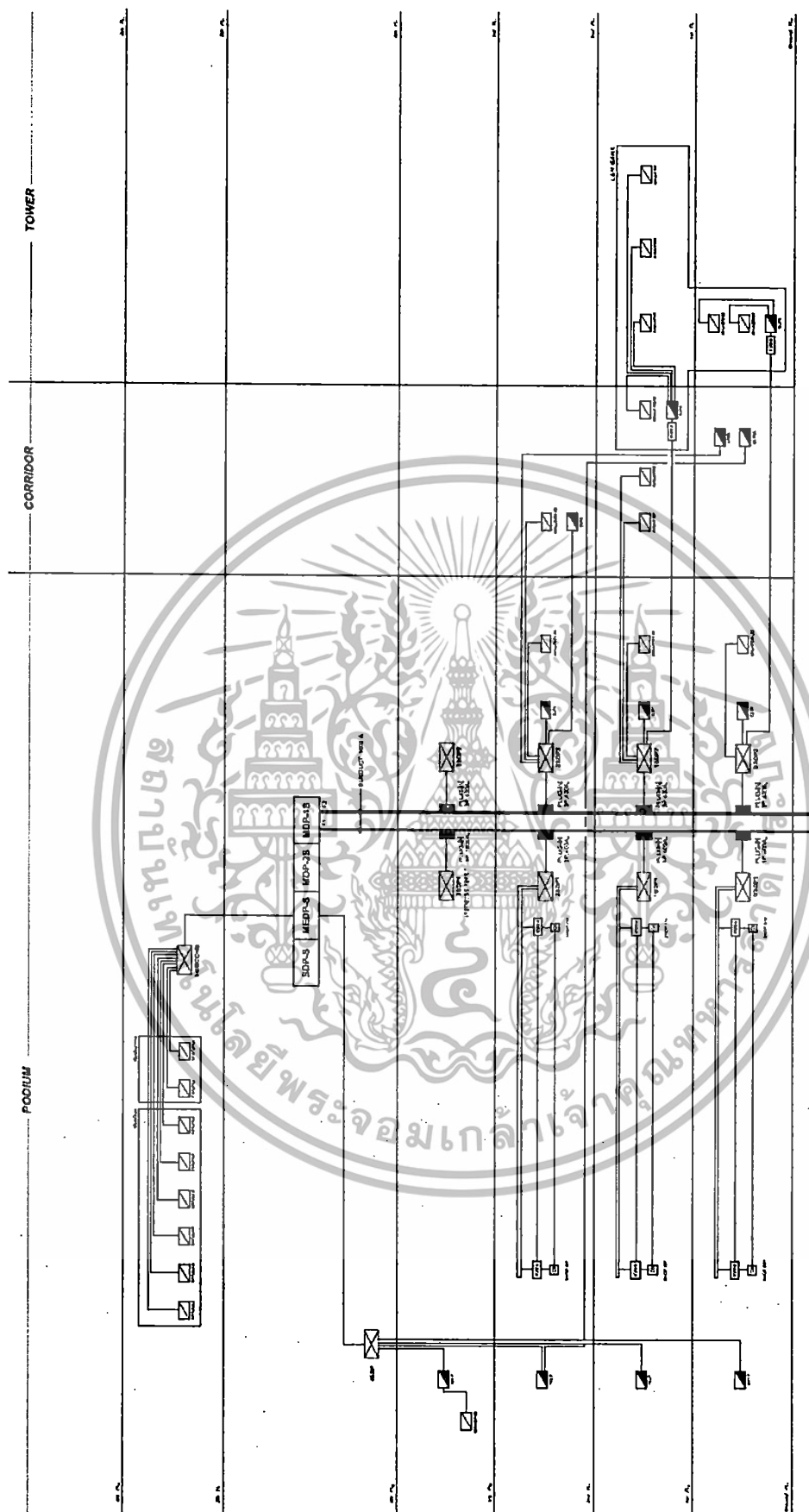


เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



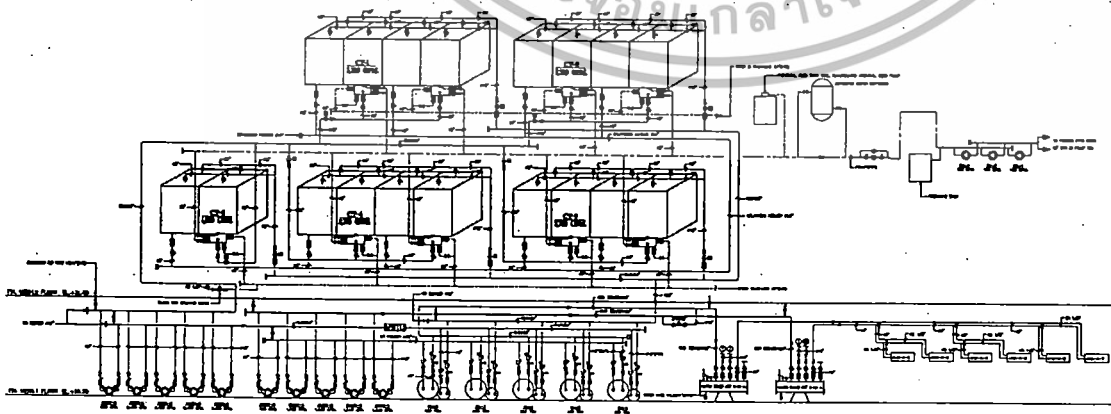
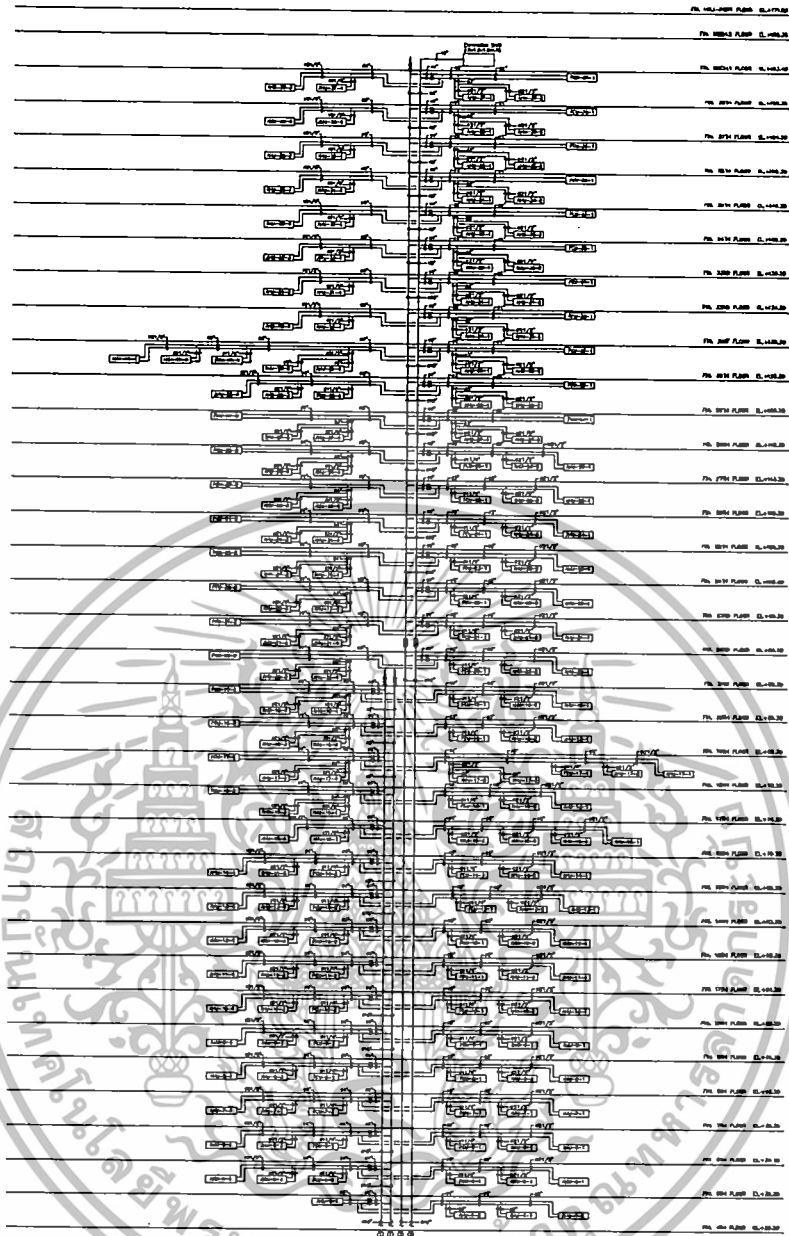
รูปที่ ก.1 ELECTRICAL SYSTEM DIAGRAM สำหรับส่วนออฟฟิศให้เช่า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์หรือการเป็นเจ้าของโดยผู้จัดทำขึ้น โดยผู้จัดทำขึ้นเพื่อประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ก.2 ELECTRICAL SYSTEM DIAGRAM สำหรับส่วนร้านค้าใต้เขา

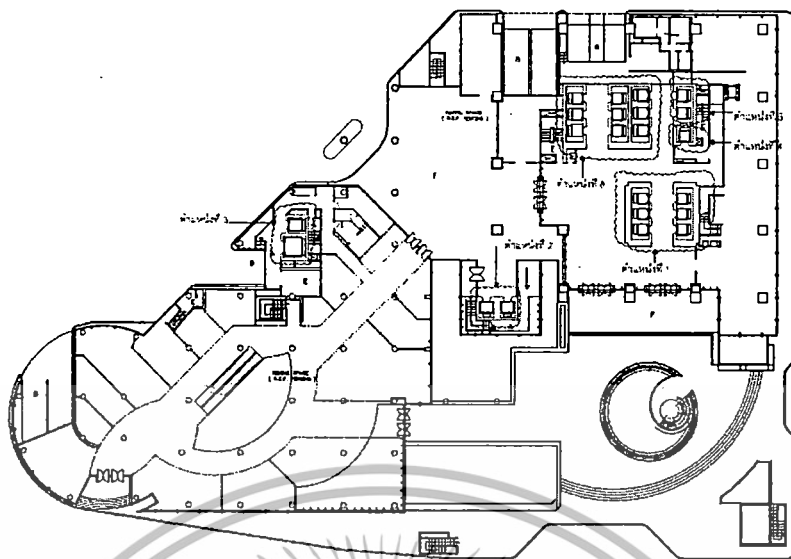
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ก.3 CHILLED AND CONDENSOR WATER PIPE DIAGRAM

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

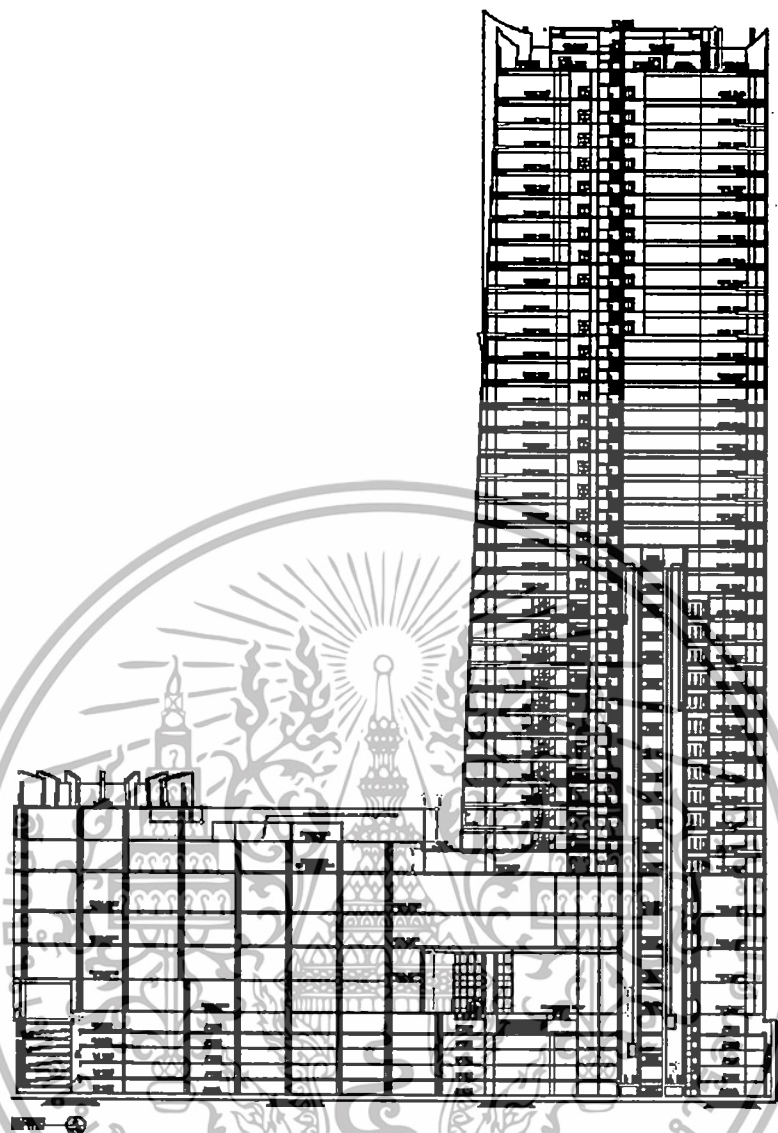




ตำแหน่งที่ 1	ลิฟต์โดยสาร	6 ตัว
ตำแหน่งที่ 2,5,6	ลิฟต์โดยสารระหว่างชั้น 1 กับชั้นใต้ดิน	13 ตัว
ตำแหน่งที่ 3	ลิฟท์ขนของ	2 ตัว
ตำแหน่งที่ 4	ลิฟท์ดับเพลิง	1 ตัว

รูปที่ ก.5 แสดงตำแหน่งลิฟท์และจำนวนลิฟท์ที่ใช้ในอาคาร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รายละเอียด	ข้อมูล	หมายเหตุ
จำนวนยูนิตอพฟิศให้เช่า	152 ยูนิต	-
จำนวนยูนิตร้านค้าให้เช่า	56 ยูนิต	-
พื้นที่เฉลี่ยอพฟิศให้เช่าต่อยูนิต	395 ตร.ม.	-
พื้นที่เฉลี่ยร้านค้าให้เช่าต่อยูนิต	65 ตร.ม.	-
อัตราการเช่าอพฟิศให้เช่า	70%	ณ เดือน ตุลาคม 2012
อัตราการเช่าร้านค้าให้เช่า	90%	ณ เดือน ตุลาคม 2012

รูปที่ ก.6 แสดง SECTION อาคาร

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ข.  
โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร  
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้น ใช้โปรแกรม MATLAB โดยเขียนจาก M-File ซึ่งสามารถแก้ไขข้อมูลได้ที่ตัวแปร DATA

%%%

โปรแกรมสำหรับการจำลองรูปแบบที่ 1

```
clear all
DATA = [ 1457    1111    1457    12    1312
1111    1457    1312    1    1326
1457    1312    1326    2    1431
1312    1326    1431    3    1415
1326    1431    1415    4    1569
1431    1415    1569    5    1645
1415    1569    1645    6    1808
1569    1645    1808    7    1660
1645    1808    1660    8    1672
1808    1660    1672    9    1786
1660    1672    1786    10   1664
1672    1786    1664    11   1690
1786    1664    1690    12   1614
1664    1690    1614    1    1489
1690    1614    1489    2    1543
1614    1489    1543    3    1618
1489    1543    1618    4    1751
1543    1618    1751    5    1711
1618    1751    1711    6    1828
1751    1711    1828    7    1700
1711    1828    1700    8    1634
1828    1700    1761    9    2563
1700    1761    1848    10   1710
1634    2563    1710    5    1753
2563    1710    1753    6    1921
1710    1753    1921    7    1671
1753    1921    1671    8    1834
1921    1671    1834    9    1849
1671    1834    1849    10   1752
1834    1849    1752    11   1829
1849    1752    1829    12   1673
1752    1829    1673    1    1727
1829    1673    1727    2    1916
1673    1727    1916    3    1641
1727    1916    1641    4    1727
1916    1641    1727    5    1621
1641    1727    1621    6    1735
1727    1621    1735    7    1846
1621    1735    1846    8    1805
1735    1846    1805    9    1791
1846    1805    1791    10   1788
1805    1791    1788    11   1739
1791    1788    1739    12   1657
1788    1739    1657    1    1693
1739    1657    1693    2    1746
1657    1693    1746    3    1597
1693    1746    1597    4    1625
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1746	1597	1625	5	1691
1597	1625	1691	6	1809
1625	1691	1809	7	1777
1691	1809	1777	8	1826
1809	1777	1826	9	1806
1777	1826	1806	10	1796
1826	1806	1796	11	1834
1806	1796	1834	12	1650
1796	1834	1650	1	1743
1834	1650	1743	2	1791
1650	1743	1791	3	1744
1743	1791	1744	4	1762
1791	1744	1762	5	1796
1744	1762	1796	6	1865
1762	1796	1865	7	1840
1796	1865	1840	8	1744
1865	1840	1744	9	1874
1840	1744	1874	10	1819

```
];
```

```
tr = 53;%Number Data for train
```

```
ts = 12;%Number Data for test
```

```
sttr = 1;%First data for train
```

```
sttr1 = sttr;
```

```
sttr2 = sttr+1;
```

```
sttr3 = sttr+2;
```

```
entr = sttr+tr-1;
```

```
stts = 54;%First data for test
```

```
ents = stts+ts-1;
```

```
stts1 = tr+1
```

```
ents1 = stts1+ts-1;
```

```
stnode = 11;%Number neural of 1st Hidden
```

```
noderange = 1;
```

```
structure = 9;%Number structure
```

```
roundperstructure = 30;%Number Round per Structure
```

```
INPUT1 = DATA(sttr:entr , 1:4);%Number Input for training
```

```
OUTPUT1 = DATA(sttr:entr , 5);%Number Output for training
```

```
INPUT2 = DATA(stts:ents , 1:4);%Number Input for testing
```

```
OUTPUT2 = DATA(stts:ents , 5);%Number Output for testing
```

```
INPUT = [ INPUT1 ; INPUT2];
```

```
OUTPUT = [ OUTPUT1 ; OUTPUT2];
```

```
OUT = OUTPUT';
```

```
[a,meanp,stdp,b,meant,stdt] = prestd(INPUT',OUTPUT');%Normalization
```

```
mnp = max(max(a));
```

```
mnp = min(min(a));
```

```
awp = 1.8/(mnp-mnp);
```

```
bwp = 0.9 - (awp*mnp);
```

```
pn = (awp*a)+bwp;
```

```
mxt = max(max(b));
```

```
mnt = min(min(b));
```

```
awt = 1.8/(mxt-mnt);
```

```
bwt = 0.9 - (awt*mxt);
```

```
tn = (awt*b)+bwt;
```

```
iitr = [sttr1:3:entr sttr2:3:entr sttr3:3:entr];
```

```
%iiv = [ sttr3:3:entr];
```

```
ptr = pn(:,iitr);
```

```
ttr = tn(:,iitr);
```

```
Br = OUT(:,iitr);
```

```
%pv = pn(:,iiv);
```

```
%tv = tn(:,iiv);
```

```
*Bv = OUT(:,iiv);
```

```
pts = pn(:,stts1:ents1);
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนสำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

tts = tn(:,stts1:ents1);
Bs = OUT(:,stts1:ents1);
v.P = pts;
v.T = tts;
for n = 1 : structure
    start = clock;
    w = stnode+noderange*(n - 1);
    u = w - 1;%Number neural of 2nd Hidden

net=newff(minmax(ptr),[w,u,1],{'tansig','tansig','tansig'},'trainlm')
;%Activation function & Training Algorithm
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=1000;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=inf;
for q = 1: roundperstructure
    [i,j] = size(ptr);
    %net.iw{1,1} = 0.5*ones(w,i);
    %net.lw{2,1} = 0.5*ones(u,w);
    %net.lw{3,2} = 0.5*ones(1,u);
    %net.b{1} = 0.5*ones(w,1);
    %net.b{2} = 0.5*ones(u,1);
    %net.b{3} = 0.5*ones(1,1);
    net.layers(1).initFcn = 'initwb';
    net.inputWeights(1,1).initFcn = 'rands';
    net.biases(1).initFcn = 'rands';
    net.layers(2).initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights(2,1).initFcn = 'rands';
    net.biases(2).initFcn = 'rands';
    net.layers(3).initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights(3,2).initFcn = 'rands';
    net.biases(3).initFcn = 'rands';
    net = init(net);
    [net,tr] = train(net,ptr,ttr,[1],[ ],v);
    Sn = sim(net,ptr);
    S1 = (Sn-bwt)/awt;
    S = poststd(S1,meant,stdt);
    % S = poststd(Sn,meant,stdt);
    SSn = sim(net,pts);
    S2 = (SSn-bwt)/awt;
    SS = poststd(S2,meant,stdt);
    %SS = poststd(SSn,meant,stdt);
    CC1 = [Br - S];
    EE1 = abs(CC1);
    for aa1=1:length (S)
        GG1(aa1) = abs(100*[EE1(1,aa1)/Br(1,aa1)]);
    end
    Rr(q,n) = mean(GG1);
    CC2 = [Bs - SS];
    EE2 = abs(CC2);
    for aa2=1:length (SS)
        GG2(aa2) = abs(100*[EE2(1,aa2)/Bs(1,aa2)]);
    end
    R(q,n) = mean(GG2);
    if q == 1
        q11 = 1;
        n1r = S;
        n1 = SS;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        zr = Rr(q,n)
        z1 = R(q,n)

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

else
    if R(q,n) < min(R(1:q-1,n))
        q11 = q;
        nlr = S;
        nl = SS;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        zr = Rr(q,n)
        z1 = R(q,n)
    end
end
q
n
end
% nlr(:,n) = nlr';
% nll(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaal=1:length (nlr)
    GGG1(aaal) = abs(100*[EEE1(1,aaal)/Br(1,aaal)]);
end
Rlr(n) = mean(GGG1);
CCC2 = [Bs - nl];
EEE2 = abs(CCC2);
for aaa2=1:length (nl)
    GGG2(aaa2) = abs(100*[EEE2(1,aaa2)/Bs(1,aaa2)]);
end
Rl(n) = mean(GGG2);
if n == 1
    n_best = stnode;
    x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
    zr_best = zr
    z1_best = z1
else
    if Rl(n) < min(Rl(1:n-1))
        n_best = w ;
        x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
        zr_best = zr
        z1_best = z1
    end
end
z1_best
mape_r(n) = zr
mape_s(n) = z1
Timetaken(n) = etime(clock,start)/60
end
net=newff(minmax(ptr), [n_best,n_best-
1,1],{'tansig','tansig','tansig'},'trainlm');
net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best;
net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} = y3_best;
Sn = sim(net,ptr);
S1 = (Sn-bwt)/awt;
S = poststd(S1,meant,stdt);
%S = poststd(Sn,meant, stdt);
SSn = sim(net,pts);
S2 = (SSn-bwt)/awt;
SS = poststd(S2,meant, stdt);
%SS = poststd(SSn,meant, stdt);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับโรงเรียนเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

M = [Br ; S];
C1 = [Br - S];
E1 = abs(C1);
F1 = Br;
for a1=1:length (E1)
    G1(a1) = abs(100*[E1(1,a1)/F1(1,a1)]);
end
H = sum(C1.^2);
N = [Bs ; SS];
C2 = [Bs - SS];
E2 = abs(C2);
F2 = Bs;
for a2=1:length (E2)
    G2(a2) = abs(100*[E2(1,a2)/F2(1,a2)]);
end
Timetaken
min1 = min(G1)
mean1 = mean(G1)
max1 = max(G1)
compare1 = M
percenterror1 = G1
compare2 = N
percenterror2 = G2
min2 = min(G2)
mean2 = mean(G2)
max2 = max(G2)
node1 = n_best
node2 = n_best-1
x1_best
x2_best
x3_best
y1_best
y2_best
y3_best
MeanAbsoluteErrorTest = mape_s
MeanAbsoluteErrorTrain = mape_r
SumSquareError = H

save ASAI_n00_timeperround.txt Timetaken -ascii
save ASAI_n00_node1.txt node1 -ascii
save ASAI_n00_node2.txt node2 -ascii
save ASAI_n00_w1.txt x1_best -ascii
save ASAI_n00_w2.txt x2_best -ascii
save ASAI_n00_w3.txt x3_best -ascii
save ASAI_n00_b1.txt y1_best -ascii
save ASAI_n00_b2.txt y2_best -ascii
save ASAI_n00_b3.txt y3_best -ascii
save ASAI_n00_MSE.txt SumSquareError -ascii
save ASAI_n00_MAPE_S.txt MeanAbsoluteErrorTest -ascii
save ASAI_n00_MAPE_R.txt MeanAbsoluteErrorTrain -ascii
save ASAI_n00_testcompare.txt compare2 -ascii
save ASAI_n00_testpercenterror.txt percenterror2 -ascii
save ASAI_n00_trainmin.txt min1 -ascii
save ASAI_n00_trainmean.txt mean1 -ascii
save ASAI_n00_trainmax.txt max1 -ascii
save ASAI_n00_testmin.txt min2 -ascii
save ASAI_n00_testmean.txt mean2 -ascii
save ASAI_n00_testmax.txt max2 -ascii

```

%%%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## โปรแกรมสำหรับการจำลองรูปแบบที่ 2

```

clear all
DATA = [ 1457    1111    1457    12    55.0    50.0    1312
1111    1457    1312    1    55.0    49.0    1326
1457    1312    1326    2    68.0    49.0    1431
1312    1326    1431    3    69.0    49.0    1415
1326    1431    1415    4    77.0    50.0    1569
1431    1415    1569    5    77.0    50.0    1645
1415    1569    1645    6    77.0    50.0    1808
1569    1645    1808    7    77.0    50.0    1660
1645    1808    1660    8    83.0    48.0    1672
1808    1660    1672    9    81.0    50.0    1786
1660    1672    1786    10   81.0    50.0    1664
1672    1786    1664    11   81.0    50.0    1690
1786    1664    1690    12   81.0    50.0    1614
1664    1690    1614    1    82.0    50.0    1489
1690    1614    1489    2    82.0    50.0    1543
1614    1489    1543    3    82.0    50.0    1618
1489    1543    1618    4    82.0    50.0    1751
1543    1618    1751    5    82.0    50.0    1711
1618    1751    1711    6    82.0    50.0    1828
1751    1711    1828    7    82.0    50.0    1700
1711    1828    1700    8    82.0    50.0    1761
1828    1700    1761    9    82.0    50.0    1848
1700    1761    1848    10   82.0    50.0    1749
1634    2563    1710    5    82.0    52.0    1753
2563    1710    1753    6    82.0    52.0    1921
1710    1753    1921    7    82.0    52.0    1671
1753    1921    1671    8    82.0    52.0    1834
1921    1671    1834    9    82.0    52.0    1849
1671    1834    1849    10   82.0    52.0    1752
1834    1849    1752    11   82.0    52.0    1829
1849    1752    1829    12   82.0    52.0    1673
1752    1829    1673    1    82.0    52.0    1727
1829    1673    1727    2    82.0    52.0    1916
1673    1727    1916    3    82.0    49.0    1641
1727    1916    1641    4    82.0    49.0    1727
1916    1641    1727    5    82.0    49.0    1621
1641    1727    1621    6    82.0    49.0    1735
1727    1621    1735    7    82.0    50.0    1846
1621    1735    1846    8    82.0    50.0    1805
1735    1846    1805    9    82.0    52.0    1791
1846    1805    1791    10   82.0    52.0    1788
1805    1791    1788    11   82.0    52.0    1739
1791    1788    1739    12   79.0    53.0    1657
1788    1739    1657    1    78.0    53.0    1693
1739    1657    1693    2    105.0   53.0    1746
1657    1693    1746    3    105.0   53.0    1597
1693    1746    1597    4    105.0   53.0    1625
1746    1597    1625    5    105.0   53.0    1691
1597    1625    1691    6    105.0   53.0    1809
1625    1691    1809    7    105.0   53.0    1777
1691    1809    1777    8    105.0   53.0    1826
1809    1777    1826    9    105.0   53.0    1806
1777    1826    1806    10   107.0   53.0    1796
1826    1806    1796    11   107.0   53.0    1834
1806    1796    1834    12   106.0   53.0    1650
1796    1834    1650    1    106.0   53.0    1743
1834    1650    1743    2    106.0   53.0    1791
1650    1743    1791    3    105.0   53.0    1744

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

1743    1791    1744    4    105.0    53.0    1762
1791    1744    1762    5    105.0    53.0    1796
1744    1762    1796    6    107.0    53.0    1865
1762    1796    1865    7    104.0    53.0    1840
1796    1865    1840    8    104.0    53.0    1744
1865    1840    1744    9    104.0    53.0    1874
1840    1744    1874    10   104.0    53.0    1819
];
tr = 53;%Number Data for train
ts = 12;%Number Data for test
sttr = 1;%First data for train
sttr1 = sttr;
sttr2 = sttr+1;
sttr3 = sttr+2;
entr = sttr+tr-1;
stts = 54;%First data for test
ents = stts+ts-1;
stts1 = tr+1
ents1 = stts1+ts-1;
stnode = 11;%Number neural of 1st Hidden
noderange = 1;
structure =9;%Number structure
roundperstructure = 30;%Number Round per Structure
INPUT1 = DATA(sttr:entr , 1:6);%Number Input for training
OUTPUT1 = DATA(sttr:entr , 7);%Number Output for training
INPUT2 = DATA(stts:ents , 1:6);%Number Input for testing
OUTPUT2 = DATA(stts:ents , 7);%Number Output for testing
INPUT = [ INPUT1 ; INPUT2];
OUTPUT = [ OUTPUT1 ; OUTPUT2];
OUT = OUTPUT';
[a,meanp,stdp,b,meant,stdt] = prestd(INPUT',OUTPUT');%Normalization
mxp = max(max(a));
mnp = min(min(a));
awp = 1.8/(mxp-mnp);
bwp = 0.9 - (awp*mxp);
pn = (awp*a)+bwp;
mxt = max(max(b));
mnt = min(min(b));
awt = 1.8/(mxt-mnt);
bwt = 0.9 - (awt*mxt);
tn = (awt*b)+bwt;
iitr = [sttr1:3:entr sttr2:3:entr sttr3:3:entr];
%iiv = [ sttr3:3:entr];
ptr = pn(:,iitr);
ttr = tn(:,iitr);
Br = OUT(:,iitr);
%pv = pn(:,iiv);
%tv = tn(:,iiv);
%Bv = OUT(:,iiv);
pts = pn(:,stts1:ents1);
tts = tn(:,stts1:ents1);
Bs = OUT(:,stts1:ents1);
v.P = pts;
v.T = tts;
for n = 1 : structure
start = clock;
w = stnode+noderange*(n - 1);
u = w - 1;%Number neural of 2nd Hidden

net=newff(minmax(ptr), [w,u,1], {'tansig','tansig','tansig'}, 'trainlm')
;%Activation function & Training Algorithm

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการแข่งขันเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=1000;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=inf;
for q = 1: roundperstructure
    [i,j] = size(ptr);
    %net.iw{1,1} = 0.5*ones(w,i);
    %net.lw{2,1} = 0.5*ones(u,w);
    %net.lw{3,2} = 0.5*ones(l,u);
    %net.b{1} = 0.5*ones(w,1);
    %net.b{2} = 0.5*ones(u,1);
    %net.b{3} = 0.5*ones(l,1);
    net.layers{1}.initFcn = 'initwb';
    net.inputWeights{1,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{1}.initFcn = 'rands';
    net.layers{2}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{2,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{2}.initFcn = 'rands';
    net.layers{3}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{3,2}.initFcn = 'rands';
    net.biases{3}.initFcn = 'rands';
    net = init(net);
    [net,tr] = train(net,ptr,ttr,[ ],[ ],v);
    Sn = sim(net,ptr);
    S1 = (Sn-bwt)/awt;
    S = poststd(S1,meant,stdt);
    % S = poststd(Sn,meant,stdt);
    SSn = sim(net,pts);
    S2 = (SSn-bwt)/awt;
    SS = poststd(S2,meant,stdt);
    %SS = poststd(SSn,meant,stdt);
    CC1 = [Br - S];
    EE1 = abs(CC1);
    for aa1=1:length (S)
        GG1(aa1) = abs(100*[EE1(1,aa1)/Br(1,aa1)]);
    end
    Rr(q,n) = mean(GG1);
    CC2 = [Bs - SS];
    EE2 = abs(CC2);
    for aa2=1:length (SS)
        GG2(aa2) = abs(100*[EE2(1,aa2)/Bs(1,aa2)]);
    end
    R(q,n) = mean(GG2);
    if q == 1
        ql1 = 1;
        nlr = S;
        nl = SS;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        zr = Rr(q,n)
        zl = R(q,n)
    else
        if R(q,n) < min(R(1:q-1,n))
            ql1 = q;
            nlr = S;
            nl = SS;
            x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
            y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
            zr = Rr(q,n)
            zl = R(q,n)
        end
    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

q
n
end
% nllr(:,n) = nlr';
% nll(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaal=1:length (nlr)
    GGG1(aaal) = abs(100*[EEE1(1,aaal)/Br(1,aaal)]);
end
Rlr(n) = mean(GGG1);
CCC2 = [Bs - nl];
EEE2 = abs(CCC2);
for aaa2=1:length (nl)
    GGG2(aaa2) = abs(100*[EEE2(1,aaa2)/Bs(1,aaa2)]);
end
Rl(n) = mean(GGG2);
if n == 1
    n_best = stnode;
    x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
    zr_best = zr
    zl_best = zl
else
    if Rl(n) < min(Rl(1:n-1))
        n_best = w ;
        x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
        zr_best = zr
        zl_best = zl
    end
end
zl_best
mape_r(n) = zr
mape_s(n) = zl
Timetaken(n) = etime(clock,start)/60
end
net=newff(minmax(ptr),[n_best,n_best-
1,1],{'tansig','tansig','tansig'],'trainlm');
net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best;
net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} = y3_best;
Sn = sim(net,ptr);
S1 = (Sn-bwt)/awt;
S = poststd(S1,meant,stdt);
%S = poststd(Sn,meant,stdt);
SSn = sim(net,pts);
S2 = (SSn-bwt)/awt;
SS = poststd(S2,meant,stdt);
%SS = poststd(SSn,meant,stdt);
M = [Br ; S];
C1 = [Br - S];
E1 = abs(C1);
F1 = Br;
for a1=1:length (E1)
    G1(a1) = abs(100*[E1(1,a1)/F1(1,a1)]);
end
H = sum(C1.^2);
N = [Bs ; SS];
C2 = [Bs - SS];
E2 = abs(C2);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

F2 = Bs;
for a2=1:length (E2)
    G2(a2) = abs(100*[E2(1,a2)/F2(1,a2)]);
end
Timetaken
compare1 = M
percenterror1 = G1
min1 = min(G1)
mean1 = mean(G1)
max1 = max(G1)
compare2 = N
percenterror2 = G2
min2 = min(G2)
mean2 = mean(G2)
max2 = max(G2)
node1 = n_best
node2 = n_best-1
x1_best
x2_best
x3_best
y1_best
y2_best
y3_best
MeanAbsoluteErrorTest = mape_s
MeanAbsoluteErrorTrain = mape_r
SumSquareError = H

save ASAI_n00_timeperround.txt Timetaken -ascii
save ASAI_n00_node1.txt node1 -ascii
save ASAI_n00_node2.txt node2 -ascii
save ASAI_n00_w1.txt x1_best -ascii
save ASAI_n00_w2.txt x2_best -ascii
save ASAI_n00_w3.txt x3_best -ascii
save ASAI_n00_b1.txt y1_best -ascii
save ASAI_n00_b2.txt y2_best -ascii
save ASAI_n00_b3.txt y3_best -ascii
save ASAI_n00_MSE.txt SumSquareError -ascii
save ASAI_n00_MAPE_S.txt MeanAbsoluteErrorTest -ascii
save ASAI_n00_MAPE_R.txt MeanAbsoluteErrorTrain -ascii
save ASAI_n00_testcompare.txt compare2 -ascii
save ASAI_n00_testpercenterror.txt percenterror2 -ascii
save ASAI_n00_trainmin.txt min1 -ascii
save ASAI_n00_trainmean.txt mean1 -ascii
save ASAI_n00_trainmax.txt max1 -ascii
save ASAI_n00_testmin.txt min2 -ascii
save ASAI_n00_testmean.txt mean2 -ascii
save ASAI_n00_testmax.txt max2 -ascii

```

%%%

### โปรแกรมสำหรับการจำลองรูปแบบที่ 3

```

clear all
DATA = [ 1457    1111    1457    12    55    50    27.5    59.9    1312
1111    1457    1312    1    55    49    27.8    61    1326
1457    1312    1326    2    68    49    27.1    66.4    1431
1312    1326    1431    3    69    49    30.5    70.5    1415
1326    1431    1415    4    77    50    30.8    70.3    1569
1431    1415    1569    5    77    50    29.6    76.4    1645
1415    1569    1645    6    77    50    30.3    74.8    1808
1569    1645    1808    7    77    50    28.9    76.7    1660
1645    1808    1660    8    83    48    29.1    74.2    1672

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับใช้ 83 เพื่อใช้ในการเรียนการสอนเท่านั้น ไม่อนุญาตให้ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1808	1660	1672	9	81	50	29.1	75.9	1786
1660	1672	1786	10	81	50	28.7	72.2	1664
1672	1786	1664	11	81	50	27.5	61.1	1690
1786	1664	1690	12	81	50	28.9	61.5	1614
1664	1690	1614	1	82	50	27.8	63.1	1489
1690	1614	1489	2	82	50	27.8	69.5	1543
1614	1489	1543	3	82	50	29.5	67.1	1618
1489	1543	1618	4	82	50	30.2	71.8	1751
1543	1618	1751	5	82	50	29.2	74	1711
1618	1751	1711	6	82	50	29.3	74.6	1828
1751	1711	1828	7	82	50	28.7	75.9	1700
1711	1828	1700	8	82	50	29	74.4	1634
1828	1700	1761	9	82	50	28.5	77	2563
1700	1761	1848	10	82	50	28.5	79.3	1710
1634	2563	1710	5	82	52	29.4	76	1753
2563	1710	1753	6	82	52	29.5	74.1	1921
1710	1753	1921	7	82	52	28.9	75	1671
1753	1921	1671	8	82	52	29.5	75.1	1834
1921	1671	1834	9	82	52	28.8	78.3	1849
1671	1834	1849	10	82	52	28.4	80.1	1752
1834	1849	1752	11	82	52	28	67.1	1829
1849	1752	1829	12	82	52	28	65.9	1673
1752	1829	1673	1	82	52	27.8	72.4	1727
1829	1673	1727	2	82	52	28.4	71.9	1916
1673	1727	1916	3	82	49	30.2	69.1	1641
1727	1916	1641	4	82	49	31.5	70.3	1727
1916	1641	1727	5	82	49	30.2	72.1	1621
1641	1727	1621	6	82	49	30.5	74.3	1735
1727	1621	1735	7	82	50	29.4	78.2	1846
1621	1735	1846	8	82	50	28.6	80.8	1805
1735	1846	1805	9	82	52	28.8	80.4	1791
1846	1805	1791	10	82	52	27.9	79.8	1788
1805	1791	1788	11	82	52	28.2	65.8	1739
1791	1788	1739	12	79	53	27.6	68.5	1657
1788	1739	1657	1	78	53	27.1	59.3	1693
1739	1657	1693	2	105	53	27.6	69.6	1746
1657	1693	1746	3	105	53	27.1	75.3	1597
1693	1746	1597	4	105	53	29.2	76.8	1625
1746	1597	1625	5	105	53	29.7	77.5	1691
1597	1625	1691	6	105	53	29.2	78.3	1809
1625	1691	1809	7	105	53	28.6	79.3	1777
1691	1809	1777	8	105	53	28.5	80.1	1826
1809	1777	1826	9	105	53	28.3	80.8	1806
1777	1826	1806	10	107	53	28.2	80.1	1796
1826	1806	1796	11	107	53	29.3	64.5	1834
1806	1796	1834	12	106	53	26.8	60.4	1650
1796	1834	1650	1	106	53	28.2	72	1743
1834	1650	1743	2	106	53	29	76	1791
1650	1743	1791	3	105	53	30.5	72	1744
1743	1791	1744	4	105	53	31.3	70	1762
1791	1744	1762	5	105	53	30.5	74	1796
1744	1762	1796	6	107	53	29.5	75	1865
1762	1796	1865	7	104	53	28.7	78	1840
1796	1865	1840	8	104	53	28.6	78	1744
1865	1840	1744	9	104	53	27.8	85	1874
1840	1744	1874	10	104	53	27.9	85	1819

```
];
```

```
tr = 53;%Number Data for train
```

```
ts = 12;%Number Data for test
```

```
sttr = 1;%First data for train
```

```
sttrl = sttr;
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

sttr2 = sttr+1;
sttr3 = sttr+2;
entr = sttr+tr-1;
stts = 54;%First data for test
ents = stts+ts-1;
stts1 = tr+1
ents1 = stts1+ts-1;
stnode = 11;%Number neural of 1st Hidden
noderange = 1;
structure =9;%Number structure
roundperstructure = 30;%Number Round per Structure
INPUT1 = DATA(sttr:entr , 1:8);%Number Input for training
OUTPUT1 = DATA(sttr:entr , 9);%Number Output for training
INPUT2 = DATA(stts:ents , 1:8);%Number Input for testing
OUTPUT2 = DATA(stts:ents , 9);%Number Output for testing
INPUT = [ INPUT1 ; INPUT2];
OUTPUT = [ OUTPUT1 ; OUTPUT2];
OUT = OUTPUT';
[a,meanp,stdp,b,meant,stdt] = prestd(INPUT',OUTPUT');%Normalization
mxp = max(max(a));
mnp = min(min(a));
awp = 1.8/(mxp-mnp);
bwp = 0.9 - (awp*mxp);
pn = (awp*a)+bwp;
mxt = max(max(b));
mnt = min(min(b));
awt = 1.8/(mxt-mnt);
bwt = 0.9 - (awt*mxt);
tn = (awt*b)+bwt;
iitr = [sttr1:3:entr sttr2:3:entr sttr3:3:entr];
%iiv = [ sttr3:3:entr];
ptr = pn(:,iitr);
ttr = tn(:,iitr);
Br = OUT(:,iitr);
%pv = pn(:,iiv);
%tv = tn(:,iiv);
%Bv = OUT(:,iiv);
pts = pn(:,stts1:ents1);
tts = tn(:,stts1:ents1);
Bs = OUT(:,stts1:ents1);
v.P = pts;
v.T = tts;
for n = 1 : structure
start = clock;
w = stnode+noderange*(n - 1);
u = w - 1;%Number neural of 2nd Hidden

net=newff(minmax(ptr),[w,u,1],{'tansig','tansig','tansig'},'trainlm')
;%Activation function & Training Algorithm
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=1000;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=inf;
for q = 1: roundperstructure
[i,j] = size(ptr);
%net.iw{1,1} = 0.6*ones(w,i);
%net.lw{2,1} = 0.7*ones(u,w);
%net.lw{3,2} = 0.7*ones(1,u);
%net.b{1} = 0.7*ones(w,1);
%net.b{2} = 0.7*ones(u,1);
%net.b{3} = 0.7*ones(1,1);
net.layers{1}.initFcn = 'initwb';

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

net.inputWeights{1,1}.initFcn = 'rands';
net.biases{1}.initFcn = 'rands';
net.layers{2}.initFcn = 'initwb';
net.layerWeights{2,1}.initFcn = 'rands';
net.biases{2}.initFcn = 'rands';
net.layers{3}.initFcn = 'initwb';
net.layerWeights{3,2}.initFcn = 'rands';
net.biases{3}.initFcn = 'rands';
net = init(net);
[net,tr] = train(net,ptr,ttr,[ ],[ ],v);
Sn = sim(net,ptr);
S1 = (Sn-bwt)/awt;
S = poststd(S1,meant,stdt);
% S = poststd(Sn,meant,stdt);
SSn = sim(net,pts);
S2 = (SSn-bwt)/awt;
SS = poststd(S2,meant,stdt);
%SS = poststd(SSn,meant,stdt);
CC1 = [Br - S];
EE1 = abs(CC1);
for aa1=1:length (S)
    GG1(aa1) = abs(100*[EE1(1,aa1)/Br(1,aa1)]);
end
Rr(q,n) = mean(GG1);
CC2 = [Bs - SS];
EE2 = abs(CC2);
for aa2=1:length (SS)
    GG2(aa2) = abs(100*[EE2(1,aa2)/Bs(1,aa2)]);
end
R(q,n) = mean(GG2);
if q == 1
    ql1 = 1;
    nlr = S;
    nl = SS;
    x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
    y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
    zr = Rr(q,n)
    z1 = R(q,n)
else
    if R(q,n) < min(R(1:q-1,n))
        ql1 = q;
        nlr = S;
        nl = SS;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        zr = Rr(q,n)
        z1 = R(q,n)
    end
end
end
q
n
end
% nlr(:,n) = nlr';
% nll(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaal=1:length (nlr)
    GGG1(aaal) = abs(100*[EEE1(1,aaal)/Br(1,aaal)]);
end
Rlr(n) = mean(GGG1);
CCC2 = [Bs - nl];

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

EEE2 = abs(CCC2);
for aaa2=1:length (n1)
    GGG2(aaa2) = abs(100*[EEE2(1,aaa2)/Bs(1,aaa2)]);
end
Rl(n) = mean(GGG2);
if n == 1
    n_best = stnode;
    x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
    zr_best = zr
    z1_best = z1
else
    if Rl(n) < min(Rl(1:n-1))
        n_best = w ;
        x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
        zr_best = zr
        z1_best = z1
    end
end
z1_best
mape_r(n) = zr
mape_s(n) = z1
Timetaken(n) = etime(clock,start)/60
end
net=newff(minmax(ptr), [n_best,n_best-
1,1],{'tansig','tansig','tansig'},'trainlm');
net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best;
net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} = y3_best;
Sn = sim(net,ptr);
S1 = (Sn-bwt)/awt;
S = poststd(S1,meant,stdt);
%S = poststd(Sn,meant,stdt);
SSn = sim(net,pts);
S2 = (SSn-bwt)/awt;
SS = poststd(S2,meant,stdt);
%SS = poststd(SSn,meant,stdt);
M = [Br ; S];
C1 = [Br - S];
E1 = abs(C1);
F1 = Br;
for a1=1:length (E1)
    G1(a1) = abs(100*[E1(1,a1)/F1(1,a1)]);
end
H = sum(C1.^2);
N = [Bs ; SS];
C2 = [Bs - SS];
E2 = abs(C2);
F2 = Bs;
for a2=1:length (E2)
    G2(a2) = abs(100*[E2(1,a2)/F2(1,a2)]);
end
Timetaken
compare1 = M
percenterror1 = G1
min1 = min(G1)
mean1 = mean(G1)
max1 = max(G1)
compare2 = N
percenterror2 = G2

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารสงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

min2 = min(G2)
mean2 = mean(G2)
max2 = max(G2)
node1 = n_best
node2 = n_best-1
x1_best
x2_best
x3_best
y1_best
y2_best
y3_best
MeanAbsoluteErrorTest = mape_s
MeanAbsoluteErrorTrain = mape_r
SumSquareError = H

```

```

save ASAI_n00_timeperround.txt Timetaken -ascii
save ASAI_n00_node1.txt node1 -ascii
save ASAI_n00_node2.txt node2 -ascii
save ASAI_n00_w1.txt x1_best -ascii
save ASAI_n00_w2.txt x2_best -ascii
save ASAI_n00_w3.txt x3_best -ascii
save ASAI_n00_b1.txt y1_best -ascii
save ASAI_n00_b2.txt y2_best -ascii
save ASAI_n00_b3.txt y3_best -ascii
save ASAI_n00_MSE.txt SumSquareError -ascii
save ASAI_n00_MAPE_S.txt MeanAbsoluteErrorTest -ascii
save ASAI_n00_MAPE_R.txt MeanAbsoluteErrorTrain -ascii
save ASAI_n00_testcompare.txt compare2 -ascii
save ASAI_n00_testpercenterror.txt percenterror2 -ascii
save ASAI_n00_trainmin.txt min1 -ascii
save ASAI_n00_trainmean.txt mean1 -ascii
save ASAI_n00_trainmax.txt max1 -ascii
save ASAI_n00_testmin.txt min2 -ascii
save ASAI_n00_testmean.txt mean2 -ascii
save ASAI_n00_testmax.txt max2 -ascii

```

%%%

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ภาคผนวก ค.

โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร  
โดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารโดยใช้ระบบ อนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

โปรแกรมสำหรับการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยใช้ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้  
ใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งมี toolbox ANFIS Editor GUI (anfisedit) ในกลุ่มของ Fuzzy Logic  
toolboxes โดยเริ่มต้นใส่ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ ในM-File ดังนี้

```
clear
tr=[1457      1111      1457      12  55.0      50.0      1312
1111      1457      1312      1  55.0      49.0      1326
1457      1312      1326      2  68.0      49.0      1431
1312      1326      1431      3  69.0      49.0      1415
1326      1431      1415      4  77.0      50.0      1569
1431      1415      1569      5  77.0      50.0      1645
1415      1569      1645      6  77.0      50.0      1808
1569      1645      1808      7  77.0      50.0      1660
1645      1808      1660      8  83.0      48.0      1672
1808      1660      1672      9  81.0      50.0      1786
1660      1672      1786     10  81.0      50.0      1664
1672      1786      1664     11  81.0      50.0      1690
1786      1664      1690     12  81.0      50.0      1614
1664      1690      1614      1  82.0      50.0      1489
1690      1614      1489      2  82.0      50.0      1543
1614      1489      1543      3  82.0      50.0      1618
1489      1543      1618      4  82.0      50.0      1751
1543      1618      1751      5  82.0      50.0      1711
1618      1751      1711      6  82.0      50.0      1828
1751      1711      1828      7  82.0      50.0      1700
1711      1828      1700      8  82.0      50.0      1761
1828      1700      1761      9  82.0      50.0      1848
1700      1761      1848     10  82.0      50.0      1749
1634      2563      1710      5  82.0      52.0      1753
2563      1710      1753      6  82.0      52.0      1921
1710      1753      1921      7  82.0      52.0      1671
1753      1921      1671      8  82.0      52.0      1834
1921      1671      1834      9  82.0      52.0      1849
1671      1834      1849     10  82.0      52.0      1752
1834      1849      1752     11  82.0      52.0      1829
1849      1752      1829     12  82.0      52.0      1673
1752      1829      1673      1  82.0      52.0      1727
1829      1673      1727      2  82.0      52.0      1916
1673      1727      1916      3  82.0      49.0      1641
1727      1916      1641      4  82.0      49.0      1727
1916      1641      1727      5  82.0      49.0      1621
1641      1727      1621      6  82.0      49.0      1735
1727      1621      1735      7  82.0      50.0      1846
1621      1735      1846      8  82.0      50.0      1805
1735      1846      1805      9  82.0      52.0      1791
1846      1805      1791     10  82.0      52.0      1788
1805      1791      1788     11  82.0      52.0      1739
1791      1788      1739     12  79.0      53.0      1657
1788      1739      1657      1  78.0      53.0      1693
1739      1657      1693      2  105.0     53.0      1746
1657      1693      1746      3  105.0     53.0      1597
1693      1746      1597      4  105.0     53.0      1625
1746      1597      1625      5  105.0     53.0      1691
1597      1625      1691      6  105.0     53.0      1809
1625      1691      1809      7  105.0     53.0      1777
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

1691    1809    1777    8    105.0    53.0           1826
1809    1777    1826    9    105.0    53.0           1806
1777    1826    1806    10   107.0    53.0           1796
];
ts=[1826    1806    1796    11   107.0    53.0           1834
1806    1796    1834    12   106.0    53.0           1650
1796    1834    1650    1    106.0    53.0           1743
1834    1650    1743    2    106.0    53.0           1791
1650    1743    1791    3    105.0    53.0           1744
1743    1791    1744    4    105.0    53.0           1762
1791    1744    1762    5    105.0    53.0           1796
1744    1762    1796    6    107.0    53.0           1865
1762    1796    1865    7    104.0    53.0           1840
1796    1865    1840    8    104.0    53.0           1744
1865    1840    1744    9    104.0    53.0           1874
1840    1744    1874    10   104.0    53.0           1819

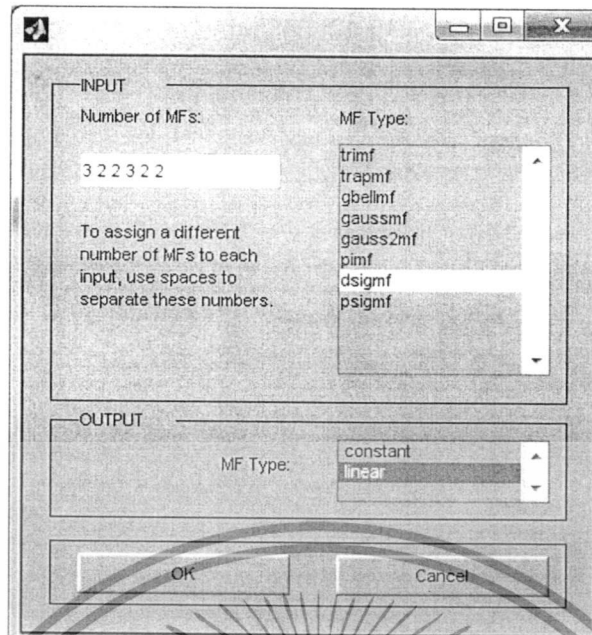
```

จากนั้นทำการรัน โหลดข้อมูลเข้าโปรแกรม เลือกกระบวนการฝึกสอนเป็น hybrid เลือกจำนวน epochs ดังรูปที่ ค.1 แล้วตั้งค่าฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตและเอาท์พุตในส่วนของ Generate FIS ที่ต้องการให้โปรแกรมคำนวณดังรูปที่ ค.2



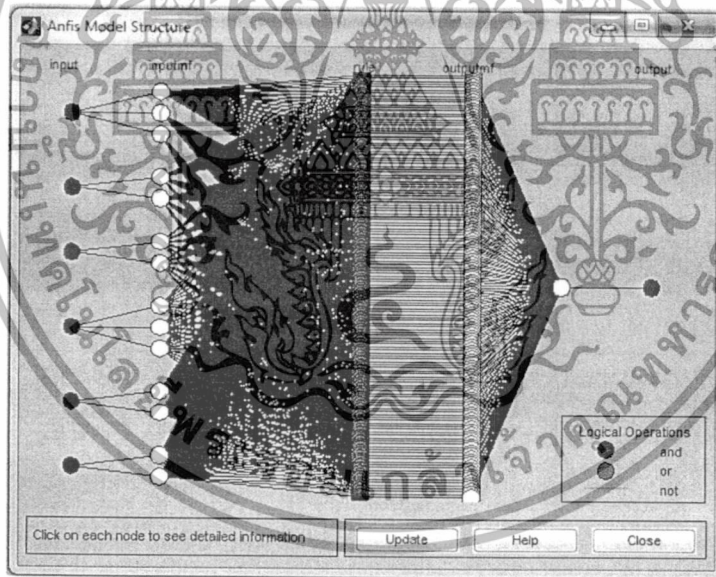
รูปที่ ค.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ค.2 เลือกฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิก

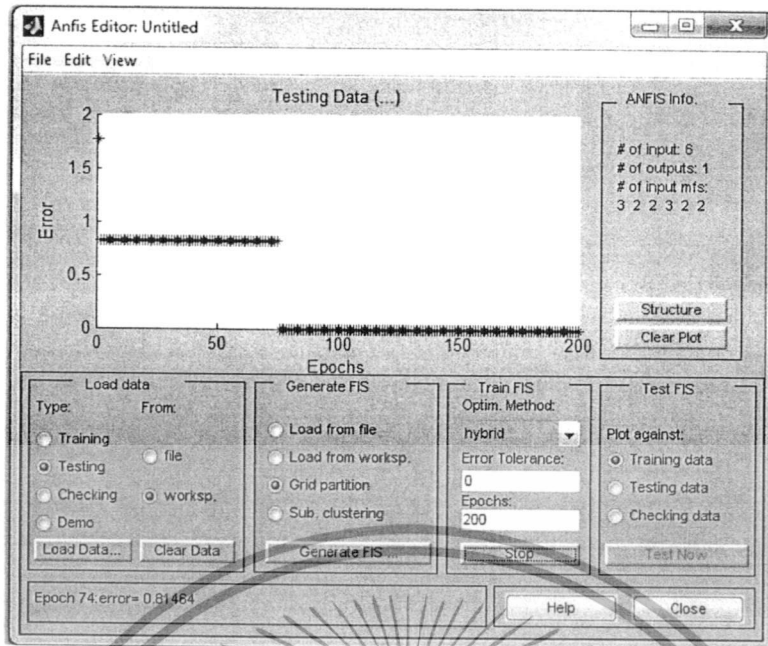
เมื่อเลือกฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิกแล้ว และเลือกจำนวน epochs สามารถคลิกเพื่อดูโครงสร้างของ ANFIS ได้ ที่ Structure ในหน้าต่าง Anfis Editor ดังรูปที่ ค.3



รูปที่ ค.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการประเมิน

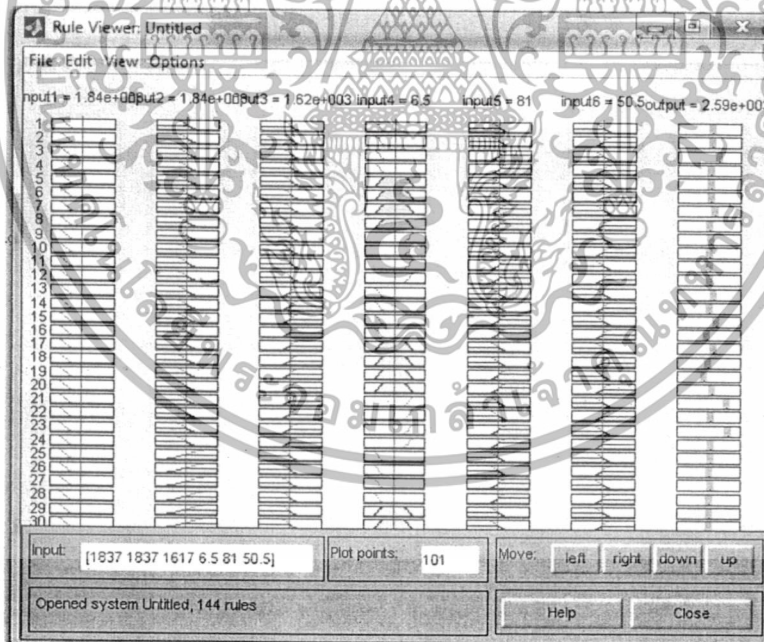
จากนั้นเลือกคลิก Train Now ในหน้าต่าง Anfis Editor เมื่อทำการฝึกสอนจะแสดงหน้าต่างดังรูปที่ ค.4 ตามที่ได้ตั้งค่าไว้เมื่อมีการฝึกสอนเสร็จโปรแกรมจะระบุค่า RMSE ที่ error ด้านล่างซ้าย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ค.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS

เมื่อกระบวนการฝึกสอนเสร็จสิ้นสามารถป้อนตัวแปรอินพุตเพื่อหาค่าเอาต์พุตได้จากเมนู Rule Viewer ดังรูปที่ ค.5



รูปที่ ค.5 หน้าต่าง Rule Viewer

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ง.1 วารสารวิศวกรรมสาร มก. ปีที่ 27 ฉบับที่ 89 ประจำเดือน กรกฎาคม – กันยายน 2557

แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกและการทำนายโหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกและการทำนายโหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้  
Facility Energy Usage Modeling and Medium Term Load Forecasting With Artificial Neural Networks And Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

ศุภเสกข์ เกตุรักษา \*

สมชาติ จิริวิภากร\*\*

Sooppasek Katruksa

Somchat Jiriwibhakorn

Sooppasek.katruksa@yahoo.com kjsomcha@kmitl.ac.th

### บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการสร้างแบบจำลองการใช้พลังงานของสิ่งอำนวยความสะดวกและการทำนายโหลดระยะปานกลางของอาคารคิวเฮ้าส์ลุมพินี เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพการใช้พลังงานในอาคารซึ่งสามารถประหยัดพลังงาน ลดค่าใช้จ่าย และปกป้องสิ่งแวดล้อม ในงานวิจัยนี้ได้ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network, ANN) และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้(ANFIS) เป็นระบบจำลองและทำนายการใช้พลังงานของสิ่งอำนวยความสะดวกในอาคารคิวเฮ้าส์ลุมพินี การทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงานของอาคาร การครอบครองอาคารของลูกค้า ซึ่งผลการทำนายโครงข่ายประสาทเทียมให้ผลการทำนายที่ดีกว่าระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ โดยผลการทดลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ดีที่สุดเท่ากับ 1.2674 %

ในส่วนของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวมีค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ดีที่สุดเท่ากับ 3.5157 %

คำสำคัญ : โครงข่ายประสาทเทียม ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวก การทำนายโหลดระยะปานกลาง

### Abstract.

This paper presents facility energy usage modeling and medium term load forecasting for Qhouse Lumpini Building. Improving the energy efficiency of building can save energy, reduce cost, and protect the environment. In this research, Artificial neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems are used to model and predict the facility power usage of Qhouse Lumpini building. The prediction is based on the building power usage history and occupancy rate. The results indicate that ANN yields better performance than ANFIS. Artificial Neural Network have the best mean absolute percentage error of 1.2674 % Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems have the best mean absolute percentage error of 3.5157 %.

\* นิสิตปริญญาโท สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

\*\* รองศาสตราจารย์ สาขาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

Key words : Artificial Neural Networks, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems ,Facility Energy Usage Modeling, Medium Term Load Forecasting

1 บทนำ

ด้วยแหล่งเชื้อเพลิงที่มีจำกัด และความ ต้องการพลังงานที่เพิ่มมากขึ้น การศึกษาการบริหารจัดการพลังงานได้มีความสำคัญมากขึ้น ระบบการบริหารจัดการประสิทธิภาพพลังงานใน อาคาร สามารถใช้พลังงานได้อย่างเหมาะสม ปรับปรุงความสะดวกสบาย ลดต้นทุนการดำเนินงานในอาคาร และปกป้องสิ่งแวดล้อม

การบริหารจัดการสิ่งอำนวยความสะดวก เป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการทำงานและบำรุงรักษา อาคาร การใช้พลังงานได้รวมเกี่ยวกับการดำเนินงานสิ่งอำนวยความสะดวกในอาคาร ได้แก่ การทำความร้อน การระบายอากาศ การปรับ อากาศ แสงสว่าง การจ่ายน้ำประปา เป็นต้น

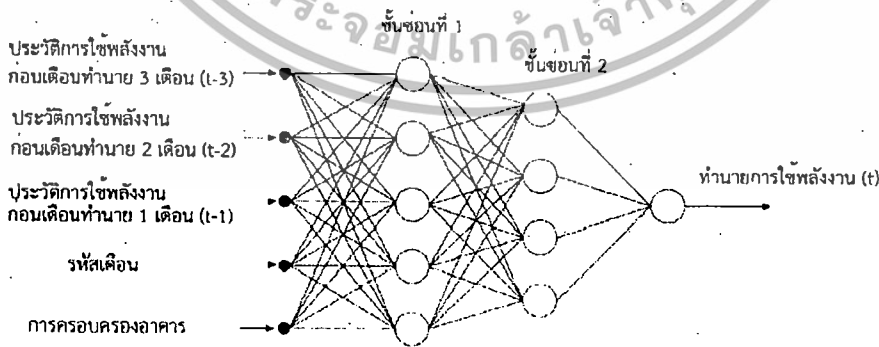
การทำนายการใช้พลังงานของอาคาร บ่อยครั้งขึ้นอยู่กับสถิติ หรือการสร้างแบบจำลอง เชิงตัวเลขของข้อมูลในอดีต อย่างเช่น รูปแบบการ ถดถอยเชิงเส้น อย่างไรก็ตาม รูปแบบเหล่านี้มักจะไม่ถูกต้อง และลำดับแบบจำลองถดถอยเชิงเส้นสูง มาก การวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการใช้พลังงานใน อาคารยังเกี่ยวกับการครอบครองอาคาร นอกจากนี้การประเมินการใช้พลังงานในอาคาร ยัง ขึ้นอยู่กับรูปแบบโครงสร้างทางกายภาพของ

อาคาร เช่นวัสดุที่ใช้รอบอาคาร ( เช่นแยกระหว่าง ภายในและภายนอกอาคาร ตัวอย่างเช่น ผนังก่อ อิฐ ) พื้นที่ในอาคาร วัสดุบนสุดของพื้น ความสูง ของเพดาน ฯลฯ

บทความนี้ จะเน้นการสร้างแบบจำลอง และการทำนายระยะปานกลาง การใช้พลังงาน ของสิ่งอำนวยความสะดวกในอาคารควิเข้าสัณพินี้ ข้อมูลการใช้พลังงานในอดีตและการครอบครอง อาคารของลูกค้าได้ให้ไว้โดยแผนกช่างประจำ อาคาร โดยการจำลองนี้ได้เปรียบเทียบผลการ จำลองของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบ อนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

2 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการ ทำนายปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า

รูปที่ 1 แสดงองค์ประกอบของโครงข่าย ประสาทซึ่งมี 2 ชั้นซ่อน ซึ่งนิเวรอนในชั้นอินพุตจะ ส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิเวรอนในชั้นซ่อนแรกและ ทุกๆนิเวรอนในชั้นซ่อนแรกจะส่งสัญญาณไปยัง ทุกๆนิเวรอนชั้นที่สอง จนในที่สุดทุกๆนิเวรอนชั้น ซ่อนที่ 2 จะส่งสัญญาณไปยังทุกๆนิเวรอนในชั้น เอาท์พุต



รูปที่ 1 รูปแบบโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Levenberg - Marquardt Algorithm เป็นตัวฝึกสอนโครงข่ายประสาท ซึ่งระหว่างฝึกสอนค่า weights และ biases จะถูกปรับโดยสมการ (1)และ(2)ตามลำดับ

$$\Delta W = (J^T(w)J(w)+\mu I)^{-1} J^T(w).e \quad (1)$$

$$\Delta b = (J^T(b)J(w)+\mu I)^{-1} J^T(b).e \quad (2)$$

โดยที่  $J(w)$  คือ Jacobian matrix ของ derivatives ของ error เทียบกับ weight  $J(b)$  คือ Jacobian matrix ของ derivatives ของ error เทียบกับ bias

$e$  คือ matrix ของ errors ระหว่าง target data และ neural network output  $\mu$  คือ ค่าคงที่ ซึ่งค่าเริ่มต้นจะถูกเซตค่าต่างๆ ในส่วนของชั้นซ่อนที่ 1 ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ได้ทดลองใช้ linear transfer function, tan-sigmoid transfer function และ log-sigmoid transfer function สลับกันเพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) น้อยที่สุดหาได้จากสมการที่ (3)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (3)$$

ก่อนฝึกสอนรูปแบบโครงข่ายประสาท จำนวนชั้นซ่อน และ จำนวนเซลล์ซ่อน ในแต่ละชั้นจะต้องระบุ อย่างที่เรารู้จักกัน มิติหรือขนาดของโครงข่ายประสาทอาจจะมีผลดีกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทขนาดใหญ่ (มีชั้นซ่อนมากหรือมีเซลล์ซ่อนมาก) สามารถประมาณฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนได้ อย่างไรก็ตาม มันอาจต้องการพื้นที่หน่วยความจำมากขึ้น และใช้เวลาในการคำนวณมาก นอกจากนี้ความสามารถทั่วไปอาจจะไม่ดี และเป็นสาเหตุของปัญหา Over Fitting (นั่นคือ โครงข่ายประสาทสามารถผ่านข้อมูลการฝึกสอนขณะที่ล้มเหลวในการสร้างเอาต์พุตที่ถูกต้องสำหรับข้อมูลการทดสอบ) อีกอย่างหนึ่ง โครงข่ายที่มีขนาดเล็กกว่าทำงานเร็วกว่าแต่อาจได้รับข้อผิดพลาดของการฝึกสอนสูงขึ้น (เรียกว่า ปัญหา Under Fitting )

3 รูปแบบระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

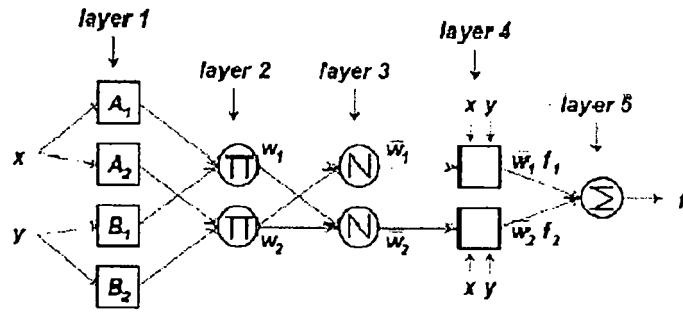
### 3.1 โครงสร้าง ANFIS

เพื่อความเข้าใจสมมติระบบอนุมานโดยฟัซซี่ ภายใต้การพิจารณา มี 2 อินพุต คือ  $x$  และ  $y$  และ 1 เอาต์พุต  $f$  สำหรับโมเดลฟัซซี่ Sugeno ประกอบด้วย 2 ฟัซซี่ ใช้หลัก if - then ดังแสดงดังต่อไปนี้

กฎข้อที่ 1 : If  $x$  คือ  $A_1$  และ  $y$  คือ  $B_1$  then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

กฎข้อที่ 2 : If  $x$  คือ  $A_2$  และ  $y$  คือ  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

เมื่อ  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  เป็นพารามิเตอร์ผลลัพธ์



รูปที่ 2 แสดงโครงสร้างของ ANFIS

โครงสร้างของ ANFIS แสดงในรูปที่ 2 (premise parameters)

สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้ (เอาท์พุทโหนด \$i\$ ในชั้น \$l\$ เช่น \$(O\_{l,i})\$) ชั้นที่ 1 ทุกโหนด \$i\$ ในชั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุทแต่ละตัวดังนี้

$$O_{l,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1, 2 \text{ หรือ } O_{l,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ for } i = 3, 4 \quad (4)$$

เมื่อ \$x, y\$ คือ อินพุทโหนดของโหนด \$i\$  
 \$A\_i, B\_{i-2}\$ คือ สัญลักษณ์ทางภาษาที่เกี่ยวข้องกับฟังก์ชันสมาชิก  
 \$\mu\_{A\_i}, \mu\_{B\_{i-2}}\$ คือ ฟังก์ชันสมาชิก  
 \$O\_{l,i}\$ คือ ค่าฟังก์ชันสมาชิกของ \$A\_i\$ ที่เกิดจากค่า \$x\$

ในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบ Gaussian function เพราะเป็นฟังก์ชันสมาชิกที่ทำให้ผลการทำนายมีความแม่นยำกว่าฟังก์ชันสมาชิกแบบอื่น โดยมีรูปแบบดังนี้

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (5)$$

เมื่อ \$c\_i, \sigma\_i\$ คือ เซตพารามิเตอร์พารามิเตอร์ในชั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์หลักฐาน

ชั้นที่ 2 ทุกโหนดในชั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ \$\Pi\$ ซึ่งคือการคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและส่งออกไปเป็นเอาท์พุท ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (6)$$

ชั้นที่ 3 ทุกโหนดในชั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ \$N\$ ซึ่งจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนัก

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (7)$$

ชั้นที่ 4 ทุกโหนด \$i\$ ในชั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมที่มีฟังก์ชันโหนด

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (8)$$

เมื่อ \$\bar{w}\_i\$ คือ เอาท์พุทของชั้นที่ 3 และ \$(p\_i, q\_i, r\_i)\$ เป็นเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในชั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (Consequent parameter)

ชั้นที่ 5 ชั้นนี้มีโหนดเดียวเป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์ \$\Sigma\$ ซึ่งเอาท์พุทที่ได้คือการรวมกันของสัญญาณเข้ามาทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (9) \quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \quad (10)$$

3.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด

ค่าพารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters) ที่ได้รับ เอาท์พุตทั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (consequent parameter) เพื่อชัดเจนมากขึ้นเอาท์พุต  $f$  สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1+w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \end{aligned}$$

ซึ่งคือเส้นตรงในพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  ดังนั้นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด มีการพัฒนาในส่วนก่อนหน้านี้ สามารถนำมาใช้ได้โดยตรงมากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนคำนวณข้างหน้าของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด โหนดเอาท์พุตส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งขั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ ถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับสัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมาและพารามิเตอร์หลักฐานถูกอัปเดตโดย gradient descent ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงกระบวนการการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS

-	Forward Pass	Backward Pass
Premise Parameters	Fixed	Gradient Descent
Consequent Parameters	Least Squares Estimate	Fixed
Signals	Node Outputs	Error Rates

4 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของการจำลอง

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ในการศึกษานี้ ได้ใช้ข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าในแต่ละเดือนและอัตราการครองครองอาคารของลูกค้าแต่ละเดือนของอาคารคิวเข้าสู่ลมทิน ตั้งแต่เดือน

กันยายน 2549 ถึง เดือนตุลาคม 2555 ตัวอย่างข้อมูลแสดงในตารางที่ 2 ซึ่งการทำนายขึ้นอยู่กับประวัติการใช้พลังงาน รหัสเดือนและการครองครองอาคารของลูกค้า

ตารางที่ 2 แสดงอินพุตข้อมูลที่ใช้เรียนรู้

ลำดับที่	โหลคก่อนเดือน			รหัสเดือนที่ทำนาย (Month Code)	จำนวนการครองครองอาคาร	
	ทำนาย 3 เดือน (MwI)	ทำนาย 2 เดือน (MwI)	ทำนาย 1 เดือน (MwI)		ออฟฟิศให้เช่า (บริษัท)	ร้านค้าให้เช่า (ร้าน)
1	1457	1111	1457	12	55	50
2	1111	1457	1312	1	55	49
3	1457	1312	1326	2	68	49
4	1312	1326	1431	3	69	49
5	1326	1431	1415	4	77	50
6	1431	1415	1569	5	77	50
7	1415	1569	1645	6	77	50
8	1569	1645	1808	7	77	50

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 2 แสดงอินพุตข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (ต่อ)

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือนที่ทำนาย (Month Code)	จำนวนการครอบครองอาคาร	
					ออฟฟิศให้เช่า (บริษัท)	ร้านค้าให้เช่า (ร้าน)
9	1645	1808	1660	8	83	48
10	1808	1660	1672	9	81	50
11	1660	1672	1786	10	81	50
12	1672	1786	1664	11	81	50
13	1786	1664	1690	12	81	50
14	1664	1690	1614	1	82	50
15	1690	1614	1489	2	82	50
16	1614	1489	1543	3	82	50
17	1489	1543	1618	4	82	50
18	1543	1618	1751	5	82	50
19	1618	1751	1711	6	82	50
20	1751	1711	1828	7	82	50
21	1711	1828	1700	8	82	50
22	1828	1700	1761	9	82	50
23	1700	1761	1848	10	82	50
24	1634	2563	1710	5	82	52
25	2563	1710	1753	6	82	52
26	1710	1753	1921	7	82	52
27	1753	1921	1671	8	82	52
28	1921	1671	1834	9	82	52
29	1671	1834	1849	10	82	52
30	1834	1849	1752	11	82	52
31	1849	1752	1829	12	82	52
32	1752	1829	1673	1	82	52
33	1829	1673	1727	2	82	52
34	1673	1727	1916	3	82	49
35	1727	1916	1641	4	82	49
36	1916	1641	1727	5	82	49
37	1641	1727	1621	6	82	49
38	1727	1621	1735	7	82	50
39	1621	1735	1846	8	82	50
40	1735	1846	1805	9	82	52
41	1846	1805	1791	10	82	52
42	1805	1791	1788	11	82	52
43	1791	1788	1739	12	79	53
44	1788	1739	1657	1	78	53
45	1739	1657	1693	2	105	53
46	1657	1693	1746	3	105	53
47	1693	1746	1597	4	105	53
48	1746	1597	1625	5	105	53
49	1597	1625	1691	6	105	53
50	1625	1691	1809	7	105	53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

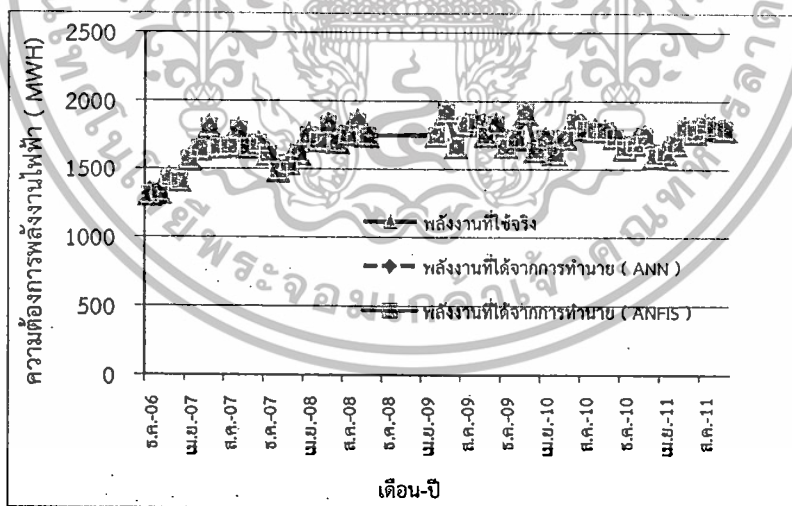
ตารางที่ 2 แสดงอินพุตข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ (ต่อ)

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ท่ายาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ท่ายาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ท่ายาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือนที่ท่ายาย ( Month Code )	จำนวนการครอบครองอาคาร	
					ออฟฟิศให้เช่า (บริษัท)	ร้านค้าให้เช่า (ร้าน)
51	1691	1809	1777	8	105	53
52	1809	1777	1826	9	105	53
53	1777	1826	1806	10	107	53
54	1826	1806	1796	11	107	53
55	1806	1796	1834	12	106	53
56	1796	1834	1650	1	106	53
57	1834	1650	1743	2	106	53
58	1650	1743	1791	3	105	53
59	1743	1791	1744	4	105	53
60	1791	1744	1762	5	105	53
61	1744	1762	1796	6	107	53
62	1762	1796	1865	7	104	53
63	1796	1865	1840	8	104	53
64	1865	1840	1744	9	104	53
65	1840	1744	1874	10	104	53

## 5 ผลการจำลอง

หลังจากได้ทดลองหลายครั้งสำหรับ  
โครงข่ายประสาทเทียมมีการเปลี่ยนจำนวนนิวรอน  
แต่ละชั้นซ่อน ฟังก์ชันถ่ายโอนและepoch ในส่วน

ของระบบอนุกรมพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้มีการ  
เปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิก และepoch เพื่อให้ได้ผล  
การทดสอบเป็นที่น่าพอใจ ได้ผลการจำลองแสดง  
ในรูปที่ 3 - รูปที่ 4 และตารางที่ 3-ตารางที่ 4

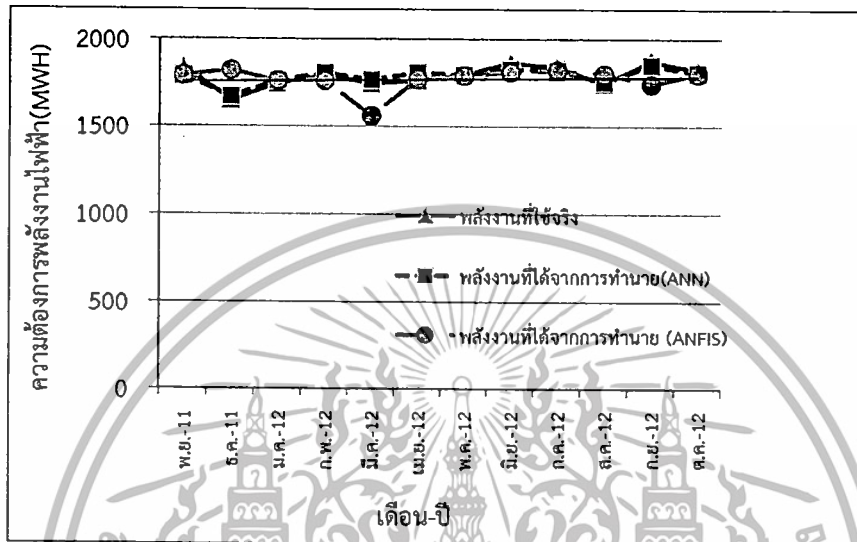


รูปที่ 3 แสดงผลการฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากรูปที่ 3 จะเห็นว่ากราฟของพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานพีซีซึ่งปรับตัวได้ใกล้เคียง

กับพลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริง แสดงให้เห็นว่าการฝึกสอนได้อย่างแม่นยำทั้งสองระบบ



รูปที่ 4 แสดงผลการทดสอบ

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบผลการทำนายการใช้พลังงานไฟฟ้าของ ANN และ ANFIS ของข้อมูลชุดทดสอบ

ลำดับที่	พลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริง (MWH)	พลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนาย (MWH)	
		ANN	ANFIS
1	1834	1786.8	1790
2	1650	1669.7	1820
3	1743	1760.4	1760
4	1791	1804.9	1760
5	1744	1755.3	1560
6	1762	1806.9	1770
7	1796	1793	1790
8	1865	1827.2	1810
9	1840	1820	1820
10	1744	1764.7	1800
11	1874	1851.3	1740
12	1819	1804.6	1800

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลและค่าผิดพลาดระหว่าง ANN และ ANFIS

	ANN	ANFIS	
Model	Back-Propagation	Sugeno	
Transfer Function, MF	1st Layer Tan-Sigmoid	Input 1 Number of MFs 3, gaussmf	
	2nd Layer Tan-Sigmoid	Input 2 Number of MFs 3, gaussmf	
	Output Layer Tan-Sigmoid		Input 3 Number of MFs 3, gaussmf
			Input 4 Number of MFs 3, gaussmf
		Input 5 Number of MFs 3, gaussmf	
		Input 6 Number of MFs 3, gaussmf	
		Output MF, constant	
Training (sets)	53	53	
Testing (sets)	12	12	
Training Method	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)	
Epochs	1000	200	
Train MAPE (%)	2.478E-01	1.4197E-01	
Training Time (minute)	17.12	9.18	
Test MAPE (%)	1.2674E+00	3.5157E+00	

จากรูปที่ 4 และตารางที่ 3 จะเห็นว่า กราฟและค่าของพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนาย โดยโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าใกล้เคียงกับ พลังงานที่ใช้จริงกว่าระบบอนุमानฟัซซีโครงข่าย ปรับตัวได้ จากตารางที่ 4 ข้อมูลชุดฝึกสอนและชุด ทดสอบเป็นชุดเดียวกัน การทดสอบของโครงข่าย ประสาทเทียมได้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) น้อยกว่าระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ แสดงให้เห็นว่าประสิทธิภาพการทำนายโดยโครงข่าย ประสาทเทียมดีกว่าระบบอนุमानฟัซซีปรับตัวได้

#### 6 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

วิธีการจำลองและการทำนายการใช้ พลังงานไฟฟ้าในอาคารโดยโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ได้ ศึกษาในบทความนี้ ผลการจำลองของคอมพิวเตอร์ เป็นที่พอใจ โดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบ อนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่า MAPE ของ

การฝึกสอนใกล้เคียงกัน ส่วนในการทดสอบ โครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า MAPE เท่ากับ 1.2674 % ซึ่งดีกว่าระบบอนุमानฟัซซีโครงข่าย ปรับตัวได้ (MAPE เท่ากับ 3.5157 % ) แต่ โครงข่ายประสาทเทียมใช้เวลาเรียนรู้มากกว่า ซึ่ง ผลการจำลองนี้สามารถนำไปบริหารจัดการ การพลังงานไฟฟ้าในอาคาร และกำหนดค่า demand factor ในการออกแบบอาคารที่คล้าย กับที่ใช้ในงานวิจัยนี้ การทดสอบเพิ่มเติมจะต้อง ดำเนินการต่อไป เพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพของ แบบจำลองนี้ในอนาคต ตัวอย่างเช่นนำวิธีการนี้ สามารถนำไปใช้ทดสอบโดยการรวบรวมข้อมูลของ อาคารที่แตกต่างกัน จำนวนคนที่ใช้อาคาร เวลา ทำงานของแต่ละบริษัทที่เช่าอาคาร การ ครอบครองอาคารเป็นตารางเมตร

#### คำขอบคุณ

ผู้เขียนขอขอบคุณ สำนักงานช่างอาคารวิศวกรรม พินิจในการจัดหาข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] สมชาติ จิรวิภากร .(2554). การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในระบบ-ไฟฟ้ากำลัง ( Applications of Neural Networks in power System ).ครั้งที่ 1 คณะ-วิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [2] นฤมล ชิงเกียรติตระกูล และ สมชาติ จิรวิภากร .(2549). การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมวารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2.
- [3] Sunny Wan and Xiao-Hua Yu .(2010).“Facility Power Usage Modeling and Short Term Prediction with Artificial Neural Networks” Advance in Neural Networks-ISNN 2010.,Lecture Notes in Computer Science Volume 6064 , pp. 584 - 555.
- [4] S N Sivanandam , S Sumathi and S N Deepa (2006).“Introduction To Neural Network” Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited. NEW DELHI.
- [5] Technical Document 5 , Energy Vision 2020 Load Forecast
- [6] M.N SYED-AHMAD , Ahmed Bensenouci , Saleh A. Alghamdi and A.M. Abdel Ghany “ SHORT – TERM LOAD FORECASTING USING ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM ( ANFIS ) ”
- [7] ชัยโย ตระกูลไทยรักษ์ และ สมชาติ จิรวิภากร .( 2555). การหาค่าตอบออปติมอลเพาเวอร์โฟลว์โดยใช้ ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ วิศวกรรมสาร มก. ฉบับที่ 81 ปีที่ 25.
- [8] Jang. J.-S.R., 1993. “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665 - 685, May/Jun.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ก่อนนอร์มอลไลซ์

ลำดับ ที่	อินพุท						เอาต์พุท
	โพลตก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โพลตก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โพลตก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือน ที่ทำนาย ( M. Code )	จำนวนการครอบครองอาคาร		
					ออฟฟิศ ให้เช่า(บริษัท)	ร้านค้า ให้เช่า(ร้าน)	
1	1457	1111	1457	12	55	50	1312
2	1111	1457	1312	1	55	49	1326
3	1457	1312	1326	2	68	49	1431
4	1312	1326	1431	3	69	49	1415
5	1326	1431	1415	4	77	50	1569
6	1431	1415	1569	5	77	50	1645
7	1415	1569	1645	6	77	50	1808
8	1569	1645	1808	7	77	50	1660
9	1645	1808	1660	8	83	48	1672
10	1808	1660	1672	9	81	50	1786
11	1660	1672	1786	10	81	50	1664
12	1672	1786	1664	11	81	50	1690
13	1786	1664	1690	12	81	50	1614
14	1664	1690	1614	1	82	50	1489
15	1690	1614	1489	2	82	50	1543
16	1614	1489	1543	3	82	50	1618
17	1489	1543	1618	4	82	50	1751
18	1543	1618	1751	5	82	50	1711
19	1618	1751	1711	6	82	50	1828
20	1751	1711	1828	7	82	50	1700
21	1711	1828	1700	8	82	50	1761
22	1828	1700	1761	9	82	50	1848
23	1700	1761	1848	10	82	50	1710
24	1634	2563	1710	5	82	52	1753
25	2563	1710	1753	6	82	52	1921
26	1710	1753	1921	7	82	52	1671
27	1753	1921	1671	8	82	52	1834
28	1921	1671	1834	9	82	52	1849
29	1671	1834	1849	10	82	52	1752
30	1834	1849	1752	11	82	52	1829
31	1849	1752	1829	12	82	52	1673
32	1752	1829	1673	1	82	52	1727
33	1829	1673	1727	2	82	52	1916

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.1 (ต่อ)

ลำดับ ที่	อินพุท						เอาต์พุท
	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือน ที่ทำนาย ( M. Code )	จำนวนการครอบครองอาคาร		
					ออฟฟิศ ให้เช่า(บริษัท)	ร้านค้า ให้เช่า(ร้าน)	
34	1673	1727	1916	3	82	49	1641
35	1727	1916	1641	4	82	49	1727
36	1916	1641	1727	5	82	49	1621
37	1641	1727	1621	6	82	49	1735
38	1727	1621	1735	7	82	50	1846
39	1621	1735	1846	8	82	50	1805
40	1735	1846	1805	9	82	52	1791
41	1846	1805	1791	10	82	52	1788
42	1805	1791	1788	11	82	52	1739
43	1791	1788	1739	12	79	53	1657
44	1788	1739	1657	1	78	53	1693
45	1739	1657	1693	2	105	53	1746
46	1657	1693	1746	3	105	53	1597
47	1693	1746	1597	4	105	53	1625
48	1746	1597	1625	5	105	53	1691
49	1597	1625	1691	6	105	53	1809
50	1625	1691	1809	7	105	53	1777
51	1691	1809	1777	8	105	53	1826
52	1809	1777	1826	9	105	53	1806
53	1777	1826	1806	10	107	53	1796
54	1826	1806	1796	11	107	53	1834
55	1806	1796	1834	12	106	53	1650
56	1796	1834	1650	1	106	53	1743
57	1834	1650	1743	2	106	53	1791
58	1650	1743	1791	3	105	53	1744
59	1743	1791	1744	4	105	53	1762
60	1791	1744	1762	5	105	53	1796
61	1744	1762	1796	6	107	53	1865
62	1762	1796	1865	7	104	53	1840
63	1796	1865	1840	8	104	53	1744
64	1865	1840	1744	9	104	53	1874
65	1840	1744	1874	10	104	53	1819

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้พลังงานออร์มอลไลซ์

ลำดับ ที่	อินพุท						เอาต์พุท
	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน	รหัสเดือน ที่ทำนาย	จำนวนการครอบครองอาคาร		
	(MWH)	(MWH)	(MWH)	( M. Code )	ออฟฟิศ ให้เช่า(บริษัท)	ร้านค้า ให้เช่า(ร้าน)	
1	0.2906	0.1000	0.2905	0.9000	0.1000	0.4200	0.1000
2	0.1000	0.2906	0.1000	0.1000	0.1000	0.2600	0.1184
3	0.2906	0.2107	0.1184	0.1727	0.3000	0.2600	0.2563
4	0.2107	0.2185	0.2563	0.2455	0.3154	0.2600	0.2353
5	0.2185	0.2763	0.2353	0.3182	0.4385	0.4200	0.4376
6	0.2763	0.2675	0.4376	0.3909	0.4385	0.4200	0.5374
7	0.2675	0.3523	0.5374	0.4636	0.4385	0.4200	0.7516
8	0.3523	0.3942	0.7516	0.5364	0.4385	0.4200	0.5571
9	0.3942	0.4840	0.5571	0.6091	0.5308	0.1000	0.5729
10	0.4840	0.4025	0.5729	0.6818	0.5000	0.4200	0.7227
11	0.4025	0.4091	0.7227	0.7545	0.5000	0.4200	0.5624
12	0.4091	0.4719	0.5624	0.8273	0.5000	0.4200	0.5966
13	0.4719	0.4047	0.5966	0.9000	0.5000	0.4200	0.4967
14	0.4047	0.4190	0.4967	0.1000	0.5154	0.4200	0.3325
15	0.4190	0.3771	0.3325	0.1727	0.5154	0.4200	0.4034
16	0.3771	0.3083	0.4034	0.2455	0.5154	0.4200	0.5020
17	0.3083	0.3380	0.5020	0.3182	0.5154	0.4200	0.6767
18	0.3380	0.3793	0.6767	0.3909	0.5154	0.4200	0.6241
19	0.3793	0.4526	0.6241	0.4636	0.5154	0.4200	0.7778
20	0.4526	0.4306	0.7778	0.5364	0.5154	0.4200	0.6097
21	0.4306	0.4950	0.6097	0.6091	0.5154	0.4200	0.6898
22	0.4950	0.4245	0.6898	0.6818	0.5154	0.4200	0.8041
23	0.4245	0.4581	0.8041	0.7545	0.5154	0.4200	0.6228
24	0.3882	0.9000	0.6228	0.3909	0.5154	0.7400	0.6793
25	0.9000	0.4300	0.6793	0.4636	0.5154	0.7400	0.9000
26	0.4300	0.4537	0.9000	0.5364	0.5154	0.7400	0.5716
27	0.4537	0.5463	0.5716	0.6091	0.5154	0.7400	0.7857
28	0.5463	0.4085	0.7857	0.6818	0.5154	0.7400	0.8054
29	0.4085	0.4983	0.8054	0.7545	0.5154	0.7400	0.6780
30	0.4983	0.5066	0.6780	0.8273	0.5154	0.7400	0.7791
31	0.5066	0.4532	0.7791	0.9000	0.5154	0.7400	0.5742
32	0.4532	0.4956	0.5742	0.1000	0.5154	0.7400	0.6452
33	0.4956	0.4096	0.6452	0.1727	0.5154	0.7400	0.8934

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ตารางที่ จ.2 (ต่อ)

ลำดับ ที่	อินพุท						เอาต์พุท
	โหลดก่อนเดือน ทำนายน 3 เดือน	โหลดก่อนเดือน ทำนายน 2 เดือน	โหลดก่อนเดือน ทำนายน 1 เดือน	รหัสเดือน ที่ทำนายน ( M. Code )	จำนวนการครอบครองอาคาร		
	(MWH)	(MWH)	(MWH)		ออฟฟิศ ให้เช่า(บริษัท)	ร้านค้า ให้เช่า(ร้าน)	
34	0.4096	0.4394	0.8934	0.2455	0.5154	0.2600	0.5322
35	0.4394	0.5435	0.5322	0.3182	0.5154	0.2600	0.6452
36	0.5435	0.3920	0.6452	0.3909	0.5154	0.2600	0.5059
37	0.3920	0.4394	0.5059	0.4636	0.5154	0.2600	0.6557
38	0.4394	0.3810	0.6557	0.5364	0.5154	0.4200	0.8015
39	0.3810	0.4438	0.8015	0.6091	0.5154	0.4200	0.7476
40	0.4438	0.5050	0.7476	0.6818	0.5154	0.7400	0.7292
41	0.5050	0.4824	0.7292	0.7545	0.5154	0.7400	0.7253
42	0.4824	0.4747	0.7253	0.8273	0.5154	0.7400	0.6609
43	0.4747	0.4730	0.6609	0.9000	0.4692	0.9000	0.5532
44	0.4730	0.4460	0.5532	0.1000	0.4538	0.9000	0.6005
45	0.4460	0.4008	0.6005	0.1727	0.8692	0.9000	0.6701
46	0.4008	0.4207	0.6701	0.2455	0.8692	0.9000	0.4744
47	0.4207	0.4499	0.4744	0.3182	0.8692	0.9000	0.5112
48	0.4499	0.3678	0.5112	0.3909	0.8692	0.9000	0.5979
49	0.3678	0.3832	0.5979	0.4636	0.8692	0.9000	0.7529
50	0.3832	0.4196	0.7529	0.5364	0.8692	0.9000	0.7108
51	0.4196	0.4846	0.7108	0.6091	0.8692	0.9000	0.7752
52	0.4846	0.4669	0.7752	0.6818	0.8692	0.9000	0.7489
53	0.4669	0.4939	0.7489	0.7545	0.9000	0.9000	0.7358
54	0.4939	0.4829	0.7358	0.8273	0.9000	0.9000	0.7857
55	0.4829	0.4774	0.7857	0.9000	0.8846	0.9000	0.5440
56	0.4774	0.4983	0.5440	0.1000	0.8846	0.9000	0.6662
57	0.4983	0.3970	0.6662	0.1727	0.8846	0.9000	0.7292
58	0.3970	0.4482	0.7292	0.2455	0.8692	0.9000	0.6675
59	0.4482	0.4747	0.6675	0.3182	0.8692	0.9000	0.6911
60	0.4747	0.4488	0.6911	0.3909	0.8692	0.9000	0.7358
61	0.4488	0.4587	0.7358	0.4636	0.9000	0.9000	0.8264
62	0.4587	0.4774	0.8264	0.5364	0.8538	0.9000	0.7936
63	0.4774	0.5154	0.7936	0.6091	0.8538	0.9000	0.6675
64	0.5154	0.5017	0.6675	0.6818	0.8538	0.9000	0.8383
65	0.5017	0.4488	0.8383	0.7545	0.8538	0.9000	0.7660

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.3 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 1

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือนที่ทำนาย ( Month Code )
1	1457	1111	1457	12
2	1111	1457	1312	1
3	1457	1312	1326	2
4	1312	1326	1431	3
5	1326	1431	1415	4
6	1431	1415	1569	5
7	1415	1569	1645	6
8	1569	1645	1808	7
9	1645	1808	1660	8
10	1808	1660	1672	9
11	1660	1672	1786	10
12	1672	1786	1664	11
13	1786	1664	1690	12
14	1664	1690	1614	1
15	1690	1614	1489	2
16	1614	1489	1543	3
17	1489	1543	1618	4
18	1543	1618	1751	5
19	1618	1751	1711	6
20	1751	1711	1828	7
21	1711	1828	1700	8
22	1828	1700	1761	9
23	1700	1761	1848	10
24	1634	2563	1710	5
25	2563	1710	1753	6
26	1710	1753	1921	7
27	1753	1921	1671	8
28	1921	1671	1834	9
29	1671	1834	1849	10
30	1834	1849	1752	11
31	1849	1752	1829	12
32	1752	1829	1673	1
33	1829	1673	1727	2

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.3 (ต่อ)

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน(MWH)	รหัสเดือนที่ทำนาย (Month Code )
34	1673	1727	1916	3
35	1727	1916	1641	4
36	1916	1641	1727	5
37	1641	1727	1621	6
38	1727	1621	1735	7
39	1621	1735	1846	8
40	1735	1846	1805	9
41	1846	1805	1791	10
42	1805	1791	1788	11
43	1791	1788	1739	12
44	1788	1739	1657	1
45	1739	1657	1693	2
46	1657	1693	1746	3
47	1693	1746	1597	4
48	1746	1597	1625	5
49	1597	1625	1691	6
50	1625	1691	1809	7
51	1691	1809	1777	8
52	1809	1777	1826	9
53	1777	1826	1806	10
54	1826	1806	1796	11
55	1806	1796	1834	12
56	1796	1834	1650	1
57	1834	1650	1743	2
58	1650	1743	1791	3
59	1743	1791	1744	4
60	1791	1744	1762	5
61	1744	1762	1796	6
62	1762	1796	1865	7
63	1796	1865	1840	8
64	1865	1840	1744	9
65	1840	1744	1874	10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.4 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 2

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือนที่ทำนาย ( Month Code )	อัตราการใช้อาคาร	
					ออฟฟิศให้เช่า (ยูนิต)	ร้านค้าให้เช่า (ยูนิต)
1	1457	1111	1457	12	55	50
2	1111	1457	1312	1	55	49
3	1457	1312	1326	2	68	49
4	1312	1326	1431	3	69	49
5	1326	1431	1415	4	77	50
6	1431	1415	1569	5	77	50
7	1415	1569	1645	6	77	50
8	1569	1645	1808	7	77	50
9	1645	1808	1660	8	83	48
10	1808	1660	1672	9	81	50
11	1660	1672	1786	10	81	50
12	1672	1786	1664	11	81	50
13	1786	1664	1690	12	81	50
14	1664	1690	1614	1	82	50
15	1690	1614	1489	2	82	50
16	1614	1489	1543	3	82	50
17	1489	1543	1618	4	82	50
18	1543	1618	1751	5	82	50
19	1618	1751	1711	6	82	50
20	1751	1711	1828	7	82	50
21	1711	1828	1700	8	82	50
22	1828	1700	1761	9	82	50
23	1700	1761	1848	10	82	50
24	1634	2563	1710	5	82	52
25	2563	1710	1753	6	82	52
26	1710	1753	1921	7	82	52
27	1753	1921	1671	8	82	52
28	1921	1671	1834	9	82	52
29	1671	1834	1849	10	82	52
30	1834	1849	1752	11	82	52
31	1849	1752	1829	12	82	52
32	1752	1829	1673	1	82	52
33	1829	1673	1727	2	82	52

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.4 (ต่อ)

ลำดับ ที่	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อนเดือน ทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือนที่ทำนาย ( Month Code )	อัตราการเข้าอาคาร	
					ออฟฟิศให้เช่า (ยูนิต)	ร้านค้าให้เช่า (ยูนิต)
34	1673	1727	1916	3	82	49
35	1727	1916	1641	4	82	49
36	1916	1641	1727	5	82	49
37	1641	1727	1621	6	82	49
38	1727	1621	1735	7	82	50
39	1621	1735	1846	8	82	50
40	1735	1846	1805	9	82	52
41	1846	1805	1791	10	82	52
42	1805	1791	1788	11	82	52
43	1791	1788	1739	12	79	53
44	1788	1739	1657	1	78	53
45	1739	1657	1693	2	105	53
46	1657	1693	1746	3	105	53
47	1693	1746	1597	4	105	53
48	1746	1597	1625	5	105	53
49	1597	1625	1691	6	105	53
50	1625	1691	1809	7	105	53
51	1691	1809	1777	8	105	53
52	1809	1777	1826	9	105	53
53	1777	1826	1806	10	107	53
54	1826	1806	1796	11	107	53
55	1806	1796	1834	12	106	53
56	1796	1834	1650	1	106	53
57	1834	1650	1743	2	106	53
58	1650	1743	1791	3	105	53
59	1743	1791	1744	4	105	53
60	1791	1744	1762	5	105	53
61	1744	1762	1796	6	107	53
62	1762	1796	1865	7	104	53
63	1796	1865	1840	8	104	53
64	1865	1840	1744	9	104	53
65	1840	1744	1874	10	104	53

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.5 แสดงอินพุตของรูปแบบที่ 3

ลำดับ ที่	โหลดก่อน เดือนทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อน เดือนทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อน เดือนทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือน ที่ทำนาย ( M. Code )	อัตราการเช่าอาคาร		สภาพอากาศ	
					ออฟฟิศ ให้เช่า(ยูนิต)	ออฟฟิศ ให้เช่า(ยูนิต)	อุณหภูมิ เฉลี่ย ( °C )	ความชื้นสัมพัทธ์ เฉลี่ย(%)
1	1457	1111	1457	12	55	50	27.5	59.9
2	1111	1457	1312	1	55	49	27.8	61
3	1457	1312	1326	2	68	49	27.1	66.4
4	1312	1326	1431	3	69	49	30.5	70.5
5	1326	1431	1415	4	77	50	30.8	70.3
6	1431	1415	1569	5	77	50	29.6	76.4
7	1415	1569	1645	6	77	50	30.3	74.8
8	1569	1645	1808	7	77	50	28.9	76.7
9	1645	1808	1660	8	83	48	29.1	74.2
10	1808	1660	1672	9	81	50	29.1	75.9
11	1660	1672	1786	10	81	50	28.7	72.2
12	1672	1786	1664	11	81	50	27.5	61.1
13	1786	1664	1690	12	81	50	28.9	61.5
14	1664	1690	1614	1	82	50	27.8	63.1
15	1690	1614	1489	2	82	50	27.8	69.5
16	1614	1489	1543	3	82	50	29.5	67.1
17	1489	1543	1618	4	82	50	30.2	71.8
18	1543	1618	1751	5	82	50	29.2	74
19	1618	1751	1711	6	82	50	29.3	74.6
20	1751	1711	1828	7	82	50	28.7	75.9
21	1711	1828	1700	8	82	50	29	74.4
22	1828	1700	1761	9	82	50	28.5	77
23	1700	1761	1848	10	82	50	28.5	79.3
24	1634	2563	1710	5	82	52	29.4	76
25	2563	1710	1753	6	82	52	29.5	74.1
26	1710	1753	1921	7	82	52	28.9	75
27	1753	1921	1671	8	82	52	29.5	75.1
28	1921	1671	1834	9	82	52	28.8	78.3
29	1671	1834	1849	10	82	52	28.4	80.1
30	1834	1849	1752	11	82	52	28	67.1
31	1849	1752	1829	12	82	52	28	65.9
32	1752	1829	1673	1	82	52	27.8	72.4
33	1829	1673	1727	2	82	52	28.4	71.9

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ จ.5 (ต่อ)

ลำดับ ที่	โหลดก่อน เดือนทำนาย 3 เดือน (MWH)	โหลดก่อน เดือนทำนาย 2 เดือน (MWH)	โหลดก่อน เดือนทำนาย 1 เดือน (MWH)	รหัสเดือน ที่ทำนาย ( M. Code )	อัตราการเช่าอาคาร		สภาพอากาศ	
					ออฟฟิศ ให้เช่า(ยูนิต)	ออฟฟิศ ให้เช่า(ยูนิต)	อุณหภูมิ เฉลี่ย ( °C)	ความชื้นสัมพัทธ์ เฉลี่ย(%)
34	1673	1727	1916	3	82	49	30.2	69.1
35	1727	1916	1641	4	82	49	31.5	70.3
36	1916	1641	1727	5	82	49	30.2	72.1
37	1641	1727	1621	6	82	49	30.5	74.3
38	1727	1621	1735	7	82	50	29.4	78.2
39	1621	1735	1846	8	82	50	28.6	80.8
40	1735	1846	1805	9	82	52	28.8	80.4
41	1846	1805	1791	10	82	52	27.9	79.8
42	1805	1791	1788	11	82	52	28.2	65.8
43	1791	1788	1739	12	79	53	27.6	68.5
44	1788	1739	1657	1	78	53	27.1	59.3
45	1739	1657	1693	2	105	53	27.6	69.6
46	1657	1693	1746	3	105	53	27.1	75.3
47	1693	1746	1597	4	105	53	29.2	76.8
48	1746	1597	1625	5	105	53	29.7	77.5
49	1597	1625	1691	6	105	53	29.2	78.3
50	1625	1691	1809	7	105	53	28.6	79.3
51	1691	1809	1777	8	105	53	28.5	80.1
52	1809	1777	1826	9	105	53	28.3	80.8
53	1777	1826	1806	10	107	53	28.2	80.1
54	1826	1806	1796	11	107	53	29.3	64.5
55	1806	1796	1834	12	106	53	26.8	60.4
56	1796	1834	1650	1	106	53	28.2	72
57	1834	1650	1743	2	106	53	29	76
58	1650	1743	1791	3	105	53	30.5	72
59	1743	1791	1744	4	105	53	31.3	70
60	1791	1744	1762	5	105	53	30.5	74
61	1744	1762	1796	6	107	53	29.5	75
62	1762	1796	1865	7	104	53	28.7	78
63	1796	1865	1840	8	104	53	28.6	78
64	1865	1840	1744	9	104	53	27.8	85
65	1840	1744	1874	10	104	53	27.9	85

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นายศุภเสกข์ เกตุรักษา
วัน เดือน ปีเกิด	31 ตุลาคม 2521 ที่จังหวัดอุบลราชธานี
ที่อยู่	84 หมู่ที่ 8 ต.นากระแซง อ.เดชอุดม จ.อุบลราชธานี
ประวัติการศึกษา	2549 สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนปทุมพิทยาคม
	2545 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงาน	2545-2547 วิศวกรสอบเสียบเครื่องมือวัด บริษัท เดลต้า อิเล็กทรอนิกส์ มหาชน จำกัด (ไทยแลนด์)
	2547-2548 วิศวกรไฟฟ้าประกอบอาคาร บริษัท ไทยเซ็่มคอน (ไทยแลนด์) จำกัด
	2548-2549 วิศวกรออกแบบระบบไฟฟ้า บริษัท บางกอกแพลนเนอร์ จำกัด
	2549-2549 วิศวกรออกแบบระบบไฟฟ้า บริษัท ไมน์ฮาร์ด (ประเทศ ไทย) จำกัด
	2549-ปัจจุบัน วิศวกรควบคุมงานก่อสร้างระบบไฟฟ้า ประปา และปรับ อากาศในอาคาร (ประจำ) บริษัท ควอลิตี้เฮ้าส์ มหาชน จำกัด
	วิศวกรออกแบบและควบคุมงานระบบไฟฟ้า (พาร์ทไทม์) บริษัท โมเดิร์นดี จำกัด
	วิศวกรออกแบบและควบคุมงานระบบไฟฟ้า (พาร์ทไทม์) บริษัท ยูนิเวอร์แซล ดีไซน์แอนด์ คอนสตรัคชั่น จำกัด
	วิศวกรออกแบบระบบโซล่าเซลล์ (พาร์ทไทม์) บริษัท นิว อีเนอจี พัลส์ จำกัด
	ดีพาร์ตเมนต์ คณิตและฟิสิกส์ ม.ปลาย-มหาวิทยาลัย (เสาว์- อาทิตย์) โรงเรียน บ้านวิชาการ
ใบประกอบวิชาชีพ ผลงานทางวิชาการ	สามัญวิศวกรไฟฟ้าแขนงไฟฟ้ากำลัง 15 มิถุนายน 2552 1. แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกและการ ทำนายโหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบ อนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ วารสารวิศวกรรมสาร มก. (มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์) ปีที่ 27 ฉบับที่ 89 ประจำเดือน กรกฎาคม - กันยายน 2557

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้