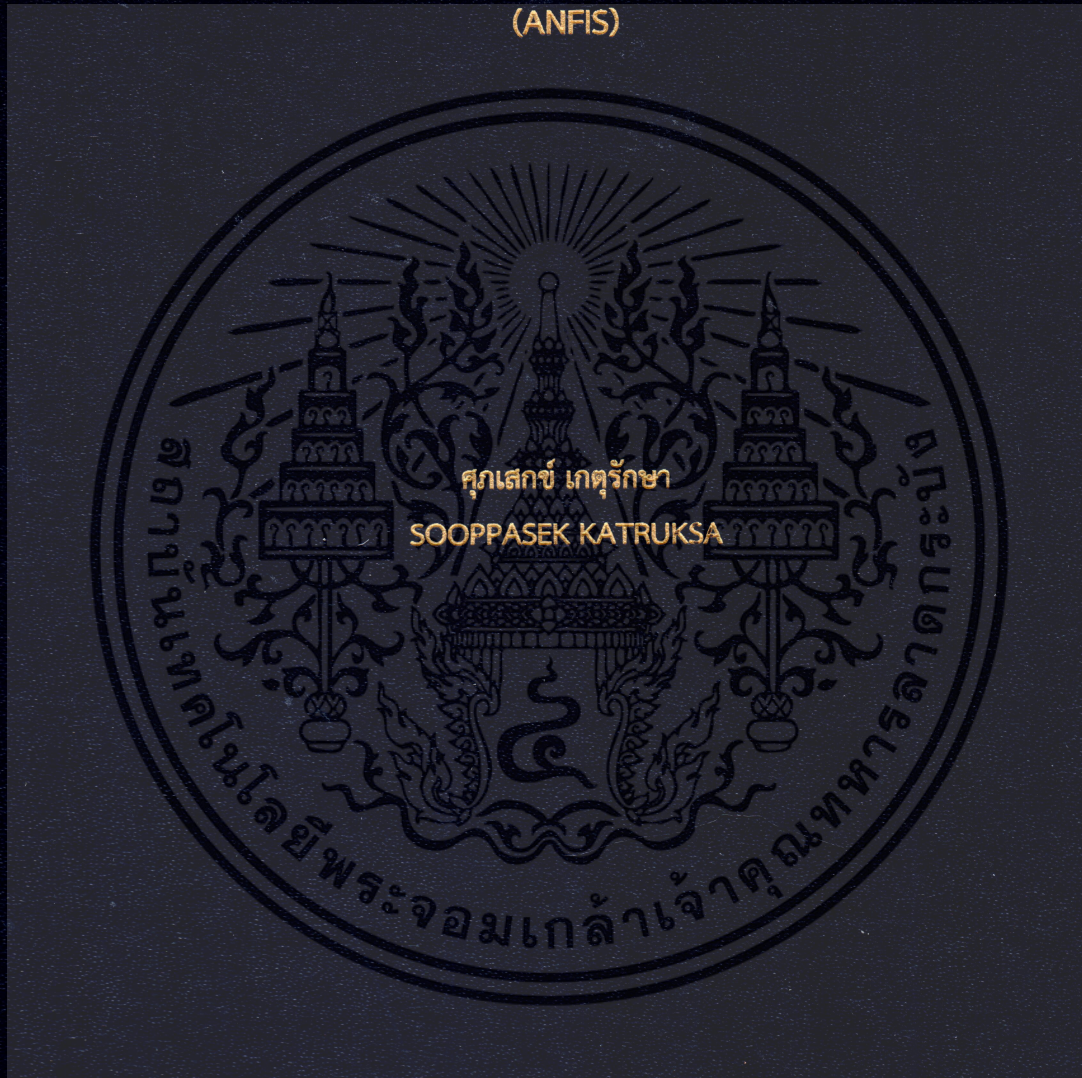


การพยากรณ์โหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียม  
และระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

MID-TERM LOAD FORECASTING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL  
NETWORKS (ANNS) AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM  
(ANFIS)



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2563

KMITL-2020-EN-D-018-102

การพยากรณ์โหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียม  
และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

MID-TERM LOAD FORECASTING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL  
NETWORKS (ANNS) AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM  
(ANFIS)



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า

คณะวิศวกรรมศาสตร์

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

พ.ศ.2563

KMITL-2020-EN-D-018-102

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

MID-TERM LOAD FORECASTING BASED ON ARTIFICIAL NEURAL  
NETWORKS (ANNS) AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEM  
(ANFIS)



A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
DOCTOR OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING  
FACULTY OF ENGINEERING  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG  
2020  
KMITL-2020-EN-D-018-102

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2020

FACULTY OF ENGINEERING

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์โหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้
นักศึกษา	นายศุภเสกข์ เกตุรักษา
รหัสประจำตัว	57601416
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2563
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร

### บทคัดย่อ

งานวิจัยฉบับนี้นำเสนอการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยและการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง นอกจากนี้ยังมีการประยุกต์ใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีนและค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่กับอินพุตก่อนฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ข้อมูลที่ใช้เป็นอินพุตประกอบด้วยประวัติการกำลังไฟฟ้าสูงสุดและประวัติการใช้พลังงานไฟฟ้าซึ่งจะอยู่ในรูปของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ผลลัพธ์ที่มวบรวมในประเทศไทยไตรมาส รหัสเดือน และตัวเลขบอกกลุ่ม ผลการฝึกสอนและทดสอบแสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนให้ผลแม่นยำที่สุดสำหรับกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ส่วนพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ได้รับผลการทดสอบดีที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน ส่วนการประยุกต์การจัดกลุ่มแบบเคมีนกับอินพุตก่อนฝึกสอนและทดสอบด้วยทุกตัวแบบพยากรณ์มีประสิทธิภาพมากกว่าข้อมูลที่ไม่จัดกลุ่มด้วยเคมีน ได้มีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยล่วงหน้า ปี 2558, 2559, 2560 ผลการพยากรณ์ระบบอนุมานฟัซซีมีความแม่นยำมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ปี 2559, 2560, 2561 ระบบอนุมานฟัซซีปรับตัวได้มีประสิทธิภาพมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน ผลการพยากรณ์ดังกล่าวข้างต้นสามารถนำไปประยุกต์ในการบริหารจัดการของการไฟฟ้าทั้งสองหน่วยงานได้ ตัวอย่างเช่น การซ่อมบำรุงรักษา การจัดซื้อพลังงานไฟฟ้าจากเอกชน การคาดการณ์กำไรที่จะได้รับในแต่ละเดือนหรือไตรมาส การกำหนดพื้นที่การซื้อไฟฟ้าพลังงานแสงอาทิตย์จากประชาชน และการก่อสร้างสถานีไฟฟ้าใหม่ เป็นต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

<b>Thesis</b>	Mid-Term Load Forecasting Based on Artificial Neural Networks (ANNS) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
<b>Student</b>	Mr. Sooppasek Katruksa
<b>Student ID.</b>	57601416
<b>Degree</b>	Doctor of Engineering
<b>Program</b>	Electrical Engineering
<b>Year</b>	2020
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc.Prof.Dr. Somchat Jiriwibhakorn

### ABSTRACT

This study presents forecast of peak electrical load of the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) and the electrical energy of the Metropolitan Electricity Authority (MEA). In addition, input data were clustered by K-means algorithms before training by Artificial Neural Networks (ANNS) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). In this study, the input data consists of historical peak load statistics of Thailand (simple moving average), historical electricity statistics of Bangkok (simple moving average), month codes, quarterly gross domestic product (QGDP) and cluster number. The results of training and testing show that ANN model with two hidden layers exhibits the most accurate performance for peak electrical load of the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT). Meanwhile, ANN model with four hidden layers provides the most accurate forecast on electrical energy of the Metropolitan Electricity Authority (MEA). Furthermore, this study found that input data which are clustered by K-means algorithms before training and testing have better accuracy than the non-clustered data. Moreover, in the prediction of the peak load of EGAT in 2015, 2016 and 2017, the ANFIS model shows more accurate forecasting results than ANN model with two hidden layers. Meanwhile, in the prediction of electrical energy of MEA in 2016, 2017 and 2018, the ANFIS model exhibits better performance than ANN model with four hidden layers. The above forecast models can be applied to improve electrical load management of both organizations to be more efficient, including, maintenance and procurement of electrical energy from private sector, forecasting monthly or quarterly profits, determine the area of solar power purchase and investment in new substations, etc.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยความกรุณาอย่างยิ่งจากอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.สมชาติ จิรวิภากร ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ ช่วยแก้ปัญหาต่างๆ ตลอดจนให้ความรู้ ในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ซึ่งผู้วิจัยต้องขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ผู้วิจัยขอขอบพระคุณ การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยและการไฟฟ้านครหลวง ที่เอื้อเพื่อ ข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุดในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้ บิดา มารดา ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และ ถวายทอดประสพการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

ศุภเสกข์ เกตุรักษา



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VIII
สารบัญรูป.....	IX
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา.....	2
1.4 ขอบเขตของการศึกษา.....	2
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา.....	2
บทที่ 2 ทบทวนวรรณกรรม.....	6
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	8
3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน.....	10
3.1.1 โครงข่ายประสาทป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น.....	10
3.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิวรอน.....	10
3.1.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม.....	11
3.1.1.3 ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	13
3.1.1.4 อัลกอริทึมต่างๆในการเรียนรู้.....	15
3.2 การเลือกชนิดของอินพุตและเอาต์พุต.....	19
3.3 การเลือกขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม.....	19
3.4 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	20
3.5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดและพลังงานไฟฟ้า.....	21
.....	21
บทที่ 4 ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	24
4.1 ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic, FL).....	24
4.2 ระบบนิวโรฟัซซี (Neuro-Fuzzy System).....	26

## สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
4.3 ตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable).....	27
4.4 กฎของฟัซซี (Fuzzy Rules) .....	28
4.5 รูปแบบระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ( ANFIS ).....	28
4.5.1 โครงสร้าง ANFIS.....	28
4.5.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด.....	31
4.6 ฟังก์ชันสมาชิก .....	31
4.6.1 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (triangular membership function) .....	32
4.6.2 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function).....	32
4.6.3 ฟังก์ชันตัวเอส (Smooth Membership Function).....	33
4.6.4 ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian membership function).....	33
4.6.5 ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped membership function) .....	34
4.6.6 ฟังก์ชันตัวแซด (Z-membership function).....	35
4.6.7 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function).....	35
4.7 โครงสร้างและโมเดลของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์ กำลังไฟฟ้าสูงสุดและพลังงานไฟฟ้า.....	36
บทที่ 5 การจัดกลุ่มแบบเคมีน .....	39
5.1 ขั้นตอนการจัดกลุ่มแบบเคมีน .....	39
5.2 การจัดกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนด้วยโปรแกรม IBM SPSS STATISTICS 20 .....	40
บทที่ 6 วิธีการจำลองการการใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด.....	48
6.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	48
6.1.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน .....	48
6.1.2 เงื่อนไขในการทดสอบ.....	49
6.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ.....	49
6.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ .....	52
6.2.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน .....	52
6.2.2 เงื่อนไขในการทดสอบ.....	53
บทที่ 7 ผลการทดลองการพยากรณ์การการใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด.....	56

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ(ต่อ)

หน้า

7.1 ผลการทดลองการประเมินกรณีศึกษาการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดด้วยโครงข่าย ประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่ง ประเทศไทย.....	56
7.1.1 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของการทดสอบ .....	56
7.1.2 ผลการฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม .....	56
7.1.3 ผลการฝึกสอนและทดสอบด้วยระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัว .....	63
7.1.4 เปรียบเทียบผลการทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzy โครงข่ายปรับตัวได้.....	65
7.1.5 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzy โครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2558, 2559 และ 2560.....	66
7.1.6 สรุปผลและข้อเสนอแนะ .....	70
7.2 การประยุกต์วิธีจัดกลุ่มแบบเคมีนร่วมกับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยโครงข่าย ประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ของการไฟฟ้านครหลวง .....	70
7.2.1 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของการทดสอบ .....	70
7.2.2 ผลการทดสอบ.....	71
7.2.2.1 ผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง .....	71
7.2.2.2 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ปี 2559, 2560 และ 2561.....	74
7.2.3 สรุปผลและข้อเสนอแนะ .....	78
บทที่ 8 สรุปผลการวิจัย ข้อเสนอแนะและงานวิจัยในอนาคต .....	79
8.1 การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ในการ พยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด .....	79
8.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การใช้พลังงาน ไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด .....	80
8.3 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ในการพยากรณ์ การใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด .....	80
8.4 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ การจัดกลุ่มเคมีนก่อนพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาท เทียมและระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้.....	80
8.5 ข้อเสนอแนะ .....	81

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญ(ต่อ)

หน้า

8.6 งานวิจัยในอนาคต การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเชิงพื้นที่ (Spatial Electrical Load Forecast ).....	81
8.6.1 โครงสร้างการพยากรณ์เชิงพื้นที่.....	81
8.6.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์เชิงพื้นที่.....	82
8.6.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้า.....	82
เอกสารอ้างอิง .....	84
ภาคผนวก ก. โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	88
ภาคผนวก ข. โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบอนุพันธ์ซิกซ์โครงข่ายปรับตัวได้.....	109
ภาคผนวก ค. บทความที่ได้รับการตีพิมพ์.....	115
ภาคผนวก ง. ตารางข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย.....	135
ประวัติผู้เขียน.....	150

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และดัดแปลงอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1	โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ ..... 8
4.1	การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS..... 31
5.1	แสดงชุดศูนย์กลางเริ่มต้นของแต่ละกลุ่ม ..... 46
5.2	แสดงประวัติการทำซ้ำและค่าเปลี่ยนแปลงศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม..... 46
5.3	แสดงชุดศูนย์กลางสุดท้ายของแต่ละกลุ่ม..... 47
5.4	แสดงจำนวนชุดข้อมูลของแต่ละกลุ่ม..... 47
7.1	แสดงการเปรียบเทียบผลการการจำลองด้วยการลองผิดลองถูกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน ..... 62
7.2	แสดงการเปรียบเทียบผลการการจำลองด้วยการลองผิดลองถูกด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้..... 64
7.3	แสดงการเปรียบเทียบค่ารากที่สองค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองและค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของข้อมูลทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้..... 66
7.4	แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ปี 2558, 2559, 2560 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ..... 69
7.5	แสดงเปรียบเทียบการทดสอบการลองผิดลองถูกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้..... 73
7.6	แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ปี 2559, 2560, 2561 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ..... 77
ง.1	แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย..... 137
ง.2	แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงกรณีไม่ได้จัดกลุ่ม ..... 142
ง.3	แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงกรณีมีการจัดกลุ่ม ..... 146

## สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
1.1 แสดงขั้นตอนของการศึกษาการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิต.....	4
1.2 แสดงขั้นตอนของการศึกษาการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง.....	5
3.1 โคจรข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่า bias (b).....	10
3.2 โคจรข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบที่มีค่า bias (b).....	11
3.3 โคจรข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุต.....	11
3.4 โคจรข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น.....	12
3.5 โคจรข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น.....	12
3.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต.....	13
3.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น.....	14
3.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอคซิกมอยด์.....	14
3.9 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์.....	15
3.10 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้า ฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.....	21
3.11 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 3 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้า ฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.....	22
3.12 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้า ฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.....	22
3.13 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม.....	22
3.14 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม.....	23
3.15 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม.....	23
3.16 โครงสร้างโคจรข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม.....	23
4.1 การทำงานร่วมกันระหว่าง ANN และ FIS.....	24
4.2 การทำงานพร้อมกันระหว่าง ANN และ FIS.....	24
4.3 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซี.....	25
4.4 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา.....	27
4.5 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟัซซี.....	28

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
4.6 แสดงเหตุผลของฟuzzy.....	29
4.7 โครงสร้างของระบบอนุมานนิเวศฟuzzyแบบปรับตัวได้.....	29
4.8 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม.....	32
4.9 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู.....	33
4.10 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเอส.....	33
4.11 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน.....	34
4.12 ฟังก์ชันสมาชิกแบบประฆังคว่ำ.....	34
4.13 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวแซด.....	35
4.14 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์.....	36
4.15 โครงสร้างระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย.....	37
4.16 โครงสร้างระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม.....	37
4.17 โครงสร้างระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม.....	38
5.1 ขั้นตอนวิธีการจัดกลุ่มข้อมูลเคมีน.....	40
5.2 แสดงวิธีเตรียมข้อมูลอินพุตเพื่อนำเข้าจัดกลุ่มด้วย K-means ของโปรแกรม SPSS.....	41
5.3 แสดงการคัดลอกข้อมูลจาก Exel ไปวางใน SPSS.....	42
5.4 แสดงการเลือก Tool bar K-Mean Cluster.....	42
5.5 แสดงหน้าต่าง K-Mean Cluster Analysis.....	43
5.6 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis : Iterate.....	43
5.7 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Save New Variable.....	44
5.8 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis : Options.....	44
5.9 แสดงตัวแปรตัวเลขบอกกลุ่ม.....	45
5.10 แสดง IBM SPSS Statistics Viewer.....	45
6.1 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม.....	51
6.2 หน้าต่างการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม.....	52
6.3 หน้าต่างการออกแบบและตั้งค่าพารามิเตอร์ของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้.....	54
6.4 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้.....	55
7.1 แสดงผลการประมวลผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ้อน.....	57

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
7.2 แสดงผลการประมวผลผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้นซ่อน.....	57
7.3 แสดงผลการประมวผลผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน.....	58
7.4 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน .....	59
7.5 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นซ่อน .....	59
7.6 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นซ่อน .....	60
7.7 แสดงผลการฝึกสอนด้วยข้อมูล 150 เดือนของโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน .....	60
7.8 แสดงผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน.....	61
7.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 2,3 และ 4 ชั้นซ่อน .....	61
7.10 แสดงกราฟเปรียบเทียบบรากที่สองค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองกับจำนวนรอบการ ทำซ้ำ.....	63
7.11 แสดงกราฟผลการฝึกสอนด้วยระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ .....	63
7.12 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนและระบบอนุमान ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ .....	65
7.13 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาท เทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้.....	65
7.14 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบ อนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2558 .....	66
7.15 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2558 .....	67
7.16 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบ อนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2559 .....	67
7.17 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559 .....	68
7.18 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบ อนุमानฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2560 .....	68

## สารบัญญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
7.19 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559.....	69
7.20 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและจำแนก ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน .....	71
7.21 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและจำแนก ประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน .....	72
7.22 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและจำแนก ประเภทของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ .....	72
7.23 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบ อนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2559.....	74
7.24 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559.....	75
7.25 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบ อนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2560.....	75
7.26 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2560.....	76
7.27 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบ อนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2561.....	76
7.28 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2561.....	77
8.1 โครงสร้างหลักของการพยากรณ์เชิงพื้นที่ .....	82
ข.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace.....	112
ข.2 เลือกฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิก.....	112
ข.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการประเมิน .....	113
ข.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS .....	113
ข.5 หน้าต่าง Rule Viewer.....	114

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด มีการศึกษาวิจัยอย่างหลากหลายด้วยตัวแบบการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่งต่องานทางด้านไฟฟ้าทั้งการผลิตและจำหน่าย ซึ่งการไฟฟ้าทั้งส่วนการไฟฟ้าฝ่ายผลิต การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค และการไฟฟ้านครหลวงจะมีแผนหรือส่วนที่ทำการพยากรณ์โดยเฉพาะ เพื่อประโยชน์ในการวางแผนการจำหน่ายไฟฟ้า การซื้อไฟฟ้าจากเอกชน การซ่อมบำรุง และการก่อสร้างสถานีไฟฟ้าใหม่ให้สอดคล้องความต้องการ เป็นต้น

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะรวบรวมงานวิจัยที่ทางผู้เขียนได้ตีพิมพ์ในวารสารและงานสัมมนานำเสนอ ซึ่งได้มีการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยใช้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ ข้อมูลเป็นอินพุตประกอบด้วยประวัติกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยประยุกต์การใช้ค่าเฉลี่ยการเคลื่อนที่เข้ากับประวัติกำลังไฟฟ้า คือค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12, 9, 6, 3 เดือนเนื่องเขียนกราฟดูลักษณะของกราฟค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่จำนวนเดือนที่น้อยตัดค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่จำนวนเดือนที่มากกว่า กรณีตัดขึ้นจะพบว่าค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุด ณ เดือนที่พยากรณ์เพิ่มขึ้นตาม เมื่อตัดลงค่ากำลังไฟฟ้าสูงสุด ณ เดือนที่พยากรณ์ก็ลดลงด้วย นั่นเป็นเหตุผลที่ทางผู้เขียนได้ประยุกต์ใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เข้ากับประวัติกำลังไฟฟ้าสูงสุด ส่วนอินพุตที่เป็นรหัสเดือนเนื่องจากแต่ละเดือนจะบ่งบอกถึงฤดูกาลการใช้ไฟฟ้าที่แตกต่างกัน เช่นฤดูร้อนจะมีแนวโน้มการใช้ไฟฟ้ามากกว่าปกติ ส่วนฤดูหนาวจะมีการใช้ไฟฟ้าน้อยกว่าปกติ และอินพุตที่ QGDP ซึ่งเป็น GDP รายไตรมาส เนื่องจากการพยากรณ์รายเดือนจึงต้องใช้ GDP รายไตรมาสซึ่งจะเหมาะสมกว่าการใช้ GDP รายปี เหตุผลที่ใช้ปัจจัยทางด้าน QGDP มาพิจารณาในการเป็นอินพุต การมี QGDP มากเป็นการบ่งบอกถึงการบริโภค อุปโภคมากขึ้น เช่น ต้องผลิตมากขึ้น การทำงานมากขึ้น เป็นต้น ซึ่งจะส่งผลให้การใช้ไฟฟ้ามากขึ้นไปด้วย

สำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง นอกจากจะมีการประยุกต์ใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่กับประวัติพลังงานไฟฟ้าและ ยังมีการประยุกต์ใช้การจัดกลุ่มแบบเคมีกับอินพุตก่อนการพยากรณ์ด้วยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชซีโครงข่ายปรับตัวได้ เนื่องจากทางผู้เขียนได้สังเกตเห็นว่าการจัดกลุ่มทำให้รูปแบบของข้อมูลเป็นระเบียบมากขึ้นอาจจะส่งผลให้การเรียนรู้ด้วยทั้งสองตัวแบบดีขึ้น ซึ่งจะส่งผลให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีขึ้นไปด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากวิจัยดังกล่าวได้นำมาสรุปลงวิทยานิพนธ์นี้ โดยอธิบายทฤษฎีที่ใช้ วิธีทดสอบ ผลการทดสอบ และมีการสรุปผลพร้อมข้อเสนอแนะ โดยจะเน้นการสร้างแบบจำลองและการพยากรณ์ระยะปานกลาง

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด
2. เพื่อศึกษาการจัดกลุ่มแบบเคมีนกับอินพุตก่อนพยากรณ์ด้วยตัวแบบพยากรณ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพ
3. เพื่อศึกษาและออกแบบระบบอนุमानพีซซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงและกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย
4. เพื่อศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 3 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน
5. เพื่อศึกษาผลที่ได้จากการพยากรณ์แต่ละแบบมีข้อดี และข้อเสียอย่างไร รวมถึงการนำผลการพยากรณ์ไปใช้ให้เกิดประโยชน์มากที่สุด

## 1.3 สมมติฐานของการศึกษา

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงตั้งสมมติฐานว่า การประยุกต์ใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และการจัดกลุ่มแบบเคมีนกับอินพุต ก่อนนำไปพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानพีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ และโครงข่ายประสาทเทียม จะส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น และการเพิ่มชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมจะส่งผลให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพดีขึ้น

## 1.4 ขอบเขตของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์นี้จะทำการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง และกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งการพยากรณ์จะเน้นการพยากรณ์ระยะปานกลาง ( ล่วงหน้า 1 เดือน ) ซึ่งปัจจัยที่ใช้ในการพยากรณ์จะประกอบไปด้วย ประวัติการใช้พลังงานไฟฟ้า และกำลังไฟฟ้าสูงสุด ( เป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ) รหัสเดือน QGDP และตัวเลขที่จัดกลุ่มด้วยเคมีน

## 1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

1. การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 1.1 ศึกษาปัญหาและปรึกษาอาจารย์ที่ปรึกษา
- 1.2 ศึกษาและรวบรวมข้อมูลปัจจัยที่มีนัยสำคัญต่อกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิต
- 1.3 ศึกษาทฤษฎีและการใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม
- 1.4 ศึกษาทฤษฎีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่
- 1.5 ประยุกต์ใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่กับประวัติกำลังไฟฟ้าสูงสุด
- 1.6 จัดเตรียมชุดข้อมูลฝึกสอน ( train ) และชุดข้อมูลทดสอบ ( test )
- 1.7 ทดลองฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) เพื่อหาชุดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
- 1.8 วิเคราะห์ผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
- 1.9 ศึกษาทฤษฎีและการใช้โปรแกรม MATLAB สำหรับระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
- 1.10 ใช้ข้อมูลชุดเดียวกับฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมาทดลองฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) เพื่อหาชุดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
- 1.11 วิเคราะห์ผลที่ได้จากระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
- 1.12 เปรียบเทียบผลทดสอบที่ได้จาก ANN และ ANFIS วิเคราะห์และสรุปข้อมูล
2. การพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง
  - 2.1 ศึกษาปัญหาและปรึกษาอาจารย์ที่ปรึกษา
  - 2.2 ศึกษาทฤษฎีและการใช้โปรแกรม SPSS สำหรับการจัดกลุ่มเคมีน
  - 2.3 ประยุกต์ใช้การจัดกลุ่มเคมีนกับอินพุทก่อนจัดชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ
  - 2.4 จัดเตรียมชุดข้อมูลฝึกสอน ( train ) และชุดข้อมูลทดสอบ ( test )
  - 2.5 ทดลองฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) เพื่อหาชุดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดด้วยโครงข่ายประสาทเทียม
  - 2.6 วิเคราะห์ผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
  - 2.7 ใช้ข้อมูลชุดเดียวกับฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมมาทดลองฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) เพื่อหาชุดที่มีประสิทธิภาพมากที่สุดด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
  - 2.8 วิเคราะห์ผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
  - 2.9 เปรียบเทียบผลทดสอบที่ได้จาก ANN และ ANFIS วิเคราะห์และสรุปข้อมูล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



แผนงานศึกษาการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง																														
หัวข้อ	รายละเอียด	ระยะเวลา	เริ่มต้น	สิ้นสุด	ปี												หมายเหตุ													
					2560	2561	2562	2563	2564	2565	2566	2567	2568	2569	2570	2571														
2	การขยายงานการใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง	15 เดือน	ก.พ. 60	เม.ย. 61	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ธ.ค.	ก.พ.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.	พ.ค.	มิ.ย.	ก.ค.	ธ.ค.	ก.พ.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.			
2.1	ศึกษาปัญหาและวิเคราะห์การจ่ายไฟฟ้า	1 เดือน	ก.พ. 60	ก.พ. 60																										
2.2	ศึกษาทางเลือกการใช้งบประมาณ SPSS สำหรับการจัดกลุ่ม	1 เดือน	มี.ค. 60	มี.ค. 60																										
2.3	ประยุกต์ใช้การจำลองแบบเชิงคณิตศาสตร์เพื่อทดสอบและขยายผล	2 เดือน	เม.ย. 60	พ.ค. 60																										
2.4	จัดเตรียมชุดข้อมูลทดสอบ ( Train ) และชุดข้อมูลทดสอบ ( Test )	2 เดือน	เม.ย. 60	ก.ค. 60																										
2.5	ทดลองใช้ก่อน ( Train ) และทดสอบ ( Test )	3 เดือน	ก.ค. 60	ต.ค. 60																										
2.6	เก็บข้อมูลที่มีประสิทธิภาพจากที่ศูนย์โครงการวิจัย	1 เดือน	พ.ย. 60	พ.ย. 60																										
2.7	ใช้ข้อมูลชุดเดียวกับข้อมูลแบบหลายตัวแปรจากประเภทที่นิยมทดลอง	3 เดือน	ธ.ค. 60	ก.พ. 61																										
2.8	สำรวจข้อมูลแบบเชิงสำรวจเชิงปริมาณ	1 เดือน	มี.ค. 61	มี.ค. 61																										
2.9	เปรียบเทียบผลการทดลองที่ได้จาก ANN และ ANFIS 3 ครั้งและสรุปข้อมูล	1 เดือน	เม.ย. 61	เม.ย. 61																										

รูปที่ 1.2 แสดงขั้นตอนของการศึกษาการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 2

# การทบทวนวรรณกรรม (Literature Review)

ที่ผ่านมาได้มีการวิจัยหลายชิ้นงานที่พยายามใช้เทคนิคหลายอย่างเพื่อพยากรณ์โหลดไฟฟ้า ตัวอย่างเช่น มีการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) ในการพยากรณ์ความต้องการโหลดของสมาร์ตกริดและอาคาร การศึกษานี้ได้ทบทวนเทคนิคการพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ โดยการระบุ ประเมินและวิเคราะห์ประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์โหลดบนพื้นฐานของปัญญาประดิษฐ์ และระบุช่วงเวลาในการศึกษา [1] การพยากรณ์โหลดระยะสั้นของอาคารที่ไม่ใช่ที่พักอาศัยและเปรียบเทียบวิธีการและคุณสมบัติของแบบจำลองของการพยากรณ์ที่แตกต่างกัน วัตถุประสงค์การวิจัยเพื่อพัฒนารูปแบบใหม่สำหรับการพยากรณ์โหลดในมหาวิทยาลัย [2] การพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะสั้นและสั้นมากโดยโครงข่ายประสาทเทียมในอาคารโดยการประเมินวิธีการฝึกสอนแบบ Bayesian regularization (BR) และ Levenberg-Marquardt (LM) [3] ได้มีการศึกษาโดยประยุกต์ใช้อัลกอริทึมใหม่กับโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการพยากรณ์โหลดระยะสั้นและผลลัพธ์ของการจำลองแม่นยำกว่าวิธีพื้นฐาน [4] การพยากรณ์โหลด 4 ส่วน ได้แก่ พื้นที่พักอาศัย, เชิงพาณิชย์, อุตสาหกรรม, ไฟสาธารณะพื้นที่เมืองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งสามารถลดกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยการบริหารจัดการ [5] ผู้เขียนได้นำเสนอการถดถอยแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, การถดถอยแบบเบาบาง  $L1 / 2$ , กระบวนการแบบส่งค่าย้อนกลับและการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเฉลี่ยเคลื่อนที่ถดถอยแบบอัตโนมัติในการพยากรณ์โหลดไฟฟ้าระยะปานกลาง โดยใช้ปัจจัยทางเศรษฐกิจ สภาพอากาศ วันหยุดและเหตุการณ์ต่างๆ [6] การพยากรณ์การใช้พลังงานประจำปีในอิหร่านโดยใช้แบบจำลองร่วมกันของอนุกรมเวลาเฉลี่ยเคลื่อนที่ถดถอยแบบอัตโนมัติและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ การทดสอบได้เปรียบเทียบการพยากรณ์ผสมแบบอื่น ๆ [7] งานวิจัยได้ใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียมพยากรณ์ความต้องการโหลดรายชั่วโมงตามฤดูกาลสำหรับสามพื้นที่ของมหาวิทยาลัยและแบบจำลองได้รับการฝึกสอนและทดสอบโดยพารามิเตอร์สภาพอากาศ ได้ดำเนินการเปรียบเทียบผลพยากรณ์ของสามพื้นที่เพื่อค้นหาราคาที่สองค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยที่น้อยที่สุด [8] กรณีศึกษาได้ใช้วิธี GARCH, แบบจำลองเลขชี้กำลังตามฤดูกาล, แบบจำลองอนุกรมเวลาเฉลี่ยเคลื่อนที่ถดถอยแบบอัตโนมัติ และวิธีโครงข่ายประสาทเทียม แบบจำลองทั้งสี่ได้พยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดสำหรับอาคารของมหาวิทยาลัย 28 แห่งในกรุงโซลประเทศเกาหลีใต้ ผลการจำลองแสดงให้เห็นว่าระบบโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดโดยมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์เท่ากับ 1.69% [9] แบบจำลองการถดถอยแบบอัตโนมัติ และระบบโครงข่ายประสาทเทียม ได้นำไปใช้ในการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเมินสำหรับการพยากรณ์ความต้องการโหลดไฟฟ้าระยะกลางและระยะสั้น การศึกษาแสดงให้เห็นว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำดีกว่าแบบจำลองการถดถอยแบบอัตโนมัติทั้งการประมาณระยะกลางและระยะสั้น [10] การวิจัยได้เปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม ต้นไม้ตัดสินใจแบบถดถอยและการถดถอยแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ โดยการเรียนรู้ด้วยข้อมูลอินพุตเดียวกัน ผลการวิเคราะห์ทางสถิติบ่งชี้ว่าวิธีการต้นไม้ตัดสินใจการถดถอยให้ค่ารากที่สองค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยดีที่สุด [11] กรณีศึกษาได้นำเสนอแบบจำลองระบบโครงข่ายฟิวส์ซีในการพัฒนาเพื่อคาดการณ์โหลดล่วงหน้าหนึ่งปี ของเมืองมูบิรัฐอาตามาวา ประเทศไนจีเรีย การพยากรณ์ด้วยพารามิเตอร์สภาพอากาศมีค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์เท่ากับ 1.22% ซึ่งเป็นผลลัพธ์ที่น่าพอใจ [12] ได้มีการศึกษาวิจัยการใช้ไฟฟ้าเชิงพื้นที่ โดยพิจารณาจากการที่สภาพสังคม สภาพเศรษฐกิจ และการใช้ไฟฟ้าในพื้นที่เขตเมืองของจีนเริ่มมีความเสี่ยง ซึ่งได้ศึกษาการเปลี่ยนแปลงของการใช้ที่ดินกับความหนาแน่นของใช้โหลดไฟฟ้าต่อพื้นที่ ในผลการทดสอบของกรณีศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าการจำลองนี้เป็นวิธีทางวิทยาศาสตร์ [13] การวิจัยการพยากรณ์การใช้กำลังไฟฟ้าสูงสุดเชิงพื้นที่ในอำเภอฉางยี่ของจีน โดยได้ใช้อุปกรณ์เวลาในการพยากรณ์เป็นเป็นเซลล์เล็ก ๆ ตามพีคเตอร์ที่จ่ายแต่ละเมือง 30 พีคเตอร์ ผลการทดสอบพบว่าการพยากรณ์เป็นเซลล์ตามพีคเตอร์มีความแม่นยำกว่าการพยากรณ์เป็นเขตพื้นที่ใหญ่ [14] มีการศึกษาโดยสร้าง shape file ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์และระบบกำหนดตำแหน่ง โดยกำหนดเส้นทาง ตำแหน่งอาคาร ตำแหน่งหม้อแปลง และตำแหน่งเสาไฟฟ้า เป็นต้น พิจารณาร่วมการไหลของโหลดและการจ่ายโหลด ผลการทดสอบสรุปได้ว่า สามารถบริการผู้ใช้ไฟฟ้าได้ดีขึ้น ลดความสูญเสียทางด้านเทคนิค สามารถตรวจสอบและแก้ไขข้อบกพร่องได้เร็วขึ้น และมีรายได้จากการขายไฟฟ้ามากขึ้น [15]

สืบเนื่องจากการทบทวนวรรณกรรมดังกล่าวข้างต้น ไม่ว่าจะเป็นการใช้ตัวแบบการพยากรณ์แบบการใช้ปัญญาประดิษฐ์หรือโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน การผสมตัวแบบพยากรณ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ และมีการเปรียบเทียบการพยากรณ์หลายตัวแบบเพื่อหาตัวแบบที่ประสิทธิภาพดีที่สุด นำมาซึ่งการวิจัยฉบับนี้โดยมีการประยุกต์ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และการจัดกลุ่มแบบเคมีนก่อนการฝึกสอนด้วยตัวแบบพยากรณ์เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ และได้มีการเปรียบเทียบการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 3 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุमानฟิวส์ซีโครงข่ายปรับตัวได้เพื่อหาตัวแบบที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ที่สุด นอกจากนี้ยังมีการทบทวนวรรณกรรมการพยากรณ์เชิงพื้นที่เพื่อให้ทางผู้สนใจเป็นแนวทางในการวิจัยในอนาคต

## โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียมคือโมเดลที่ใช้ในการพยากรณ์แบบไม่เชิงเส้น ได้รับความนิยมมากขึ้นในการใช้พยากรณ์โหลดไฟฟ้า ซึ่งเป็นโมเดลที่สามารถพยากรณ์โดยไม่ทราบรูปแบบข้อมูลแต่จะเรียนรู้จากประวัติข้อมูลและอิทธิพลภายนอก โครงข่ายประสาทเทียมสามารถใช้อินพุตที่หลากหลาย ชั้นซ่อน และชั้นเอาพุตเพื่อประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนและไม่เชิงเส้นระหว่างอินพุตและเอาพุต โดยเชื่อมถึงกันด้วย weight และ bias การเพิ่มจำนวนนิวรอนอาจส่งผลต่อกลุ่มข้อมูลบางกลุ่ม แต่อาจจะส่งผลให้ข้อมูลบางกลุ่มมีความแม่นยำน้อยลง [3] [16]

ตารางที่ 3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ[17]

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  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ (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
Hopfield 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 Resonance 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  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีการสอน (Supervised Neural Networks)

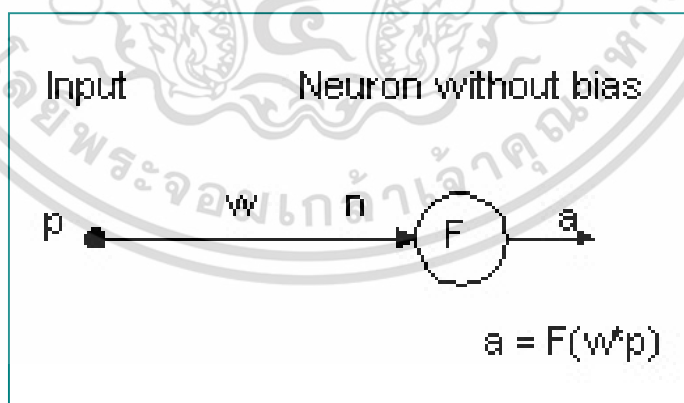
โครงข่ายประสาทเทียมเป็นตัวแทนที่เรียนรู้รูปแบบข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต การเรียนรู้จะเป็นรูปการการพยากรณ์และเปรียบเทียบค่าที่พยากรณ์ได้กับเอาพุต โดยจะเปรียบเทียบค่าผิดพลาดแต่ละรอบของโครงสร้างเป็นค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาด โดยจะเรียนรู้ข้อมูลที่ฝึกสอนในลักษณะพยากรณ์ แล้วจะการทดสอบประสิทธิภาพหรือพยากรณ์ด้วยข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเรียนรู้มาก่อน [2]

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

โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น เป็นการปรับค่าด้วย weight และ bias ในแต่ละชั้นซ่อน และส่งต่อเป็นทอดๆ จนถึงชั้นเอาต์พุต โดยงานวิจัยนี้ได้ทดสอบและทดลอง ตั้งแต่ 2 ชั้นซ่อน 3 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน แต่ได้เลือกรูปแบบที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดในการนำเสนอ

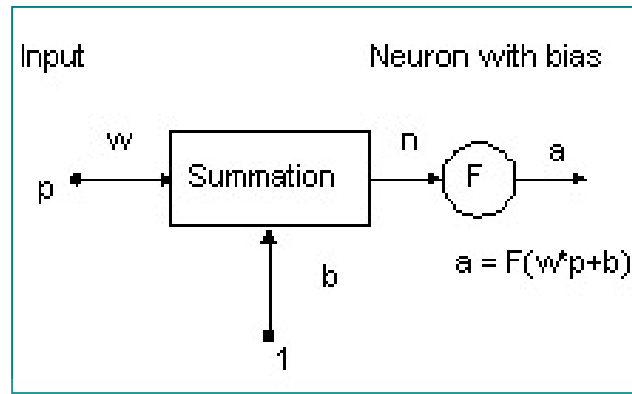
##### 3.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิวรอน[18]

รูปที่ 3.1 เป็นรูปแบบง่ายๆ คือมี หนึ่งอินพุต หนึ่งเอาต์พุต มีการปรับค่าด้วย ถ่วงน้ำหนัก อย่างเดียวโดยไม่มี ไบแอส ส่วนรูปที่ 3.2 ลักษณะคล้ายรูปที่ 3.1 แต่มีเพิ่มการปรับค่าด้วยไบแอส รูปที่ 3.3 เป็นรูปแบบที่ซับซ้อนขึ้นโดยมีหลายอินพุต หนึ่งเอาต์พุต มีการปรับค่าทั้ง ถ่วงน้ำหนัก และ ไบแอส

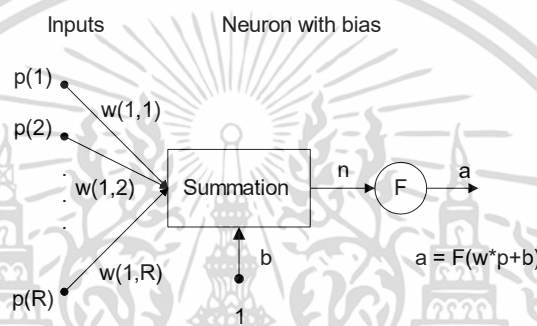


รูปที่ 3.1 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่า bias (b)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบที่มีค่า bias (b)



รูปที่ 3.3 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุต

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

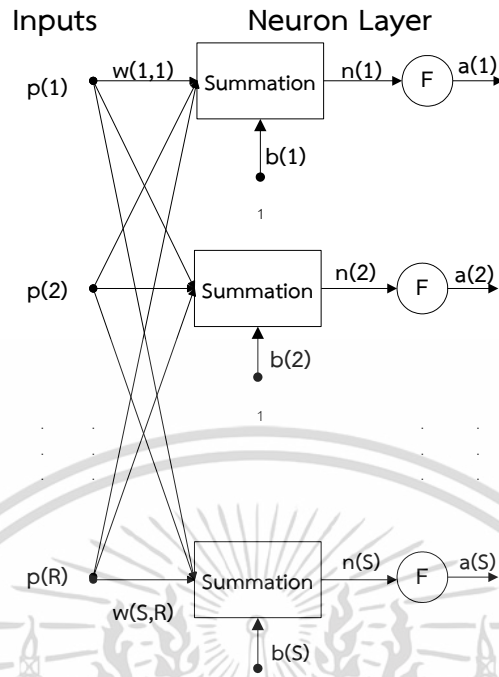
ในรูปที่ 3.3 แสดงโครงข่ายประสาทเทียม 1 เซลล์นิวรอนมี  $R$  อินพุต และหนึ่งเอาต์พุต โดย เอาต์พุต  $n$  เป็นตัวแปรตาม ส่วน  $p$ ,  $w$  และ  $b$  เป็นตัวแปรต้น ดังแสดงดังสมการที่ (3.1)

$$n = p(1).w(1,1) + p(2).w(1,2) + \dots + p(R).w(1,R) + b \quad (3.1)$$

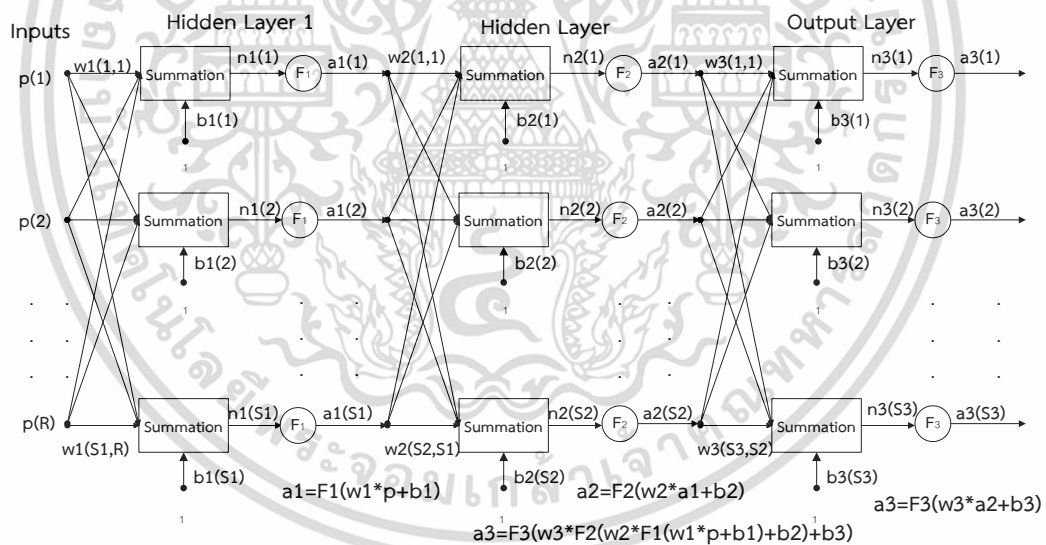
### 3.1.1.2 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม[18]

แต่ละชั้นจะมีโหนดหรือนิวรอนเรียงกันในแนวดิ่ง ซึ่งโครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งชั้นแสดงในรูปที่ 3.4 ส่วนโครงสร้างที่มีหลายๆชั้นเรียงกันเรียกว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นดังแสดงใน

รูปที่ 3.5 เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น



รูปที่ 3.5 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น

ในรูปที่ 3.4 แสดงนิวรอนจำนวน  $s$  ตัวที่ต่อขนานกันประกอบขึ้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 1 ชั้น ในรูปที่ 3.5 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ประกอบด้วยชั้นอินพุต 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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้กับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้เผยแพร่ให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่า Error  $e(i)$  เมื่อ  $i = 1, 2, 3, \dots, S3$  ที่ชั้นเอาต์พุต คือ ผลต่างของเอาต์พุต  $a3(i)$  ของโครงข่ายประสาทเทียม และค่าเป้าหมาย (target) ,  $t(i)$  ดังแสดงในสมการที่ (2.2)

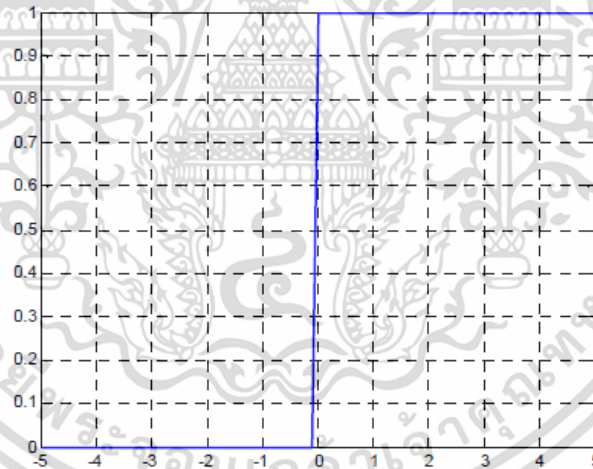
$$e(i) = t(i) - a3(i) ; i = 1, 2, 3, \dots, S3 \quad (3.2)$$

### 3.1.1.3 ฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function)[18]

ฟังก์ชันถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) จะใช้ในการคำนวณเอาต์พุต ซึ่งในนิวรอนที่อยู่ในชั้นเดียวกันจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเดียวกันมีอยู่หลายชนิดด้วยกันดังต่อไปนี้

- 1) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต (Hard limit transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.3)

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



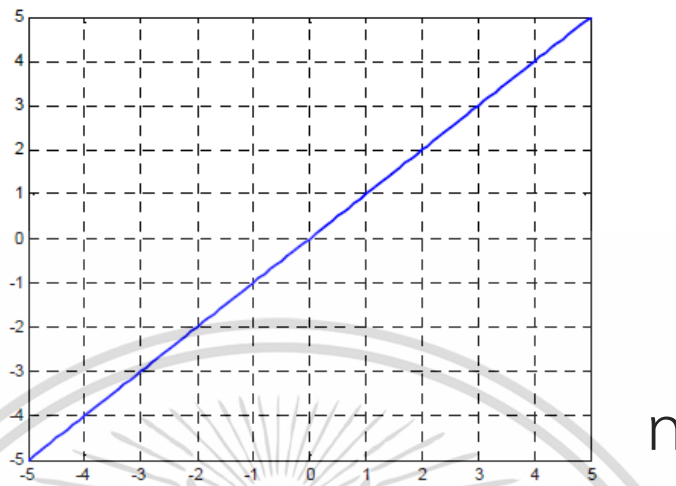
รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต [17]

- 2) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (linear transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.4)

$$a(n) = n \quad (3.4)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

a

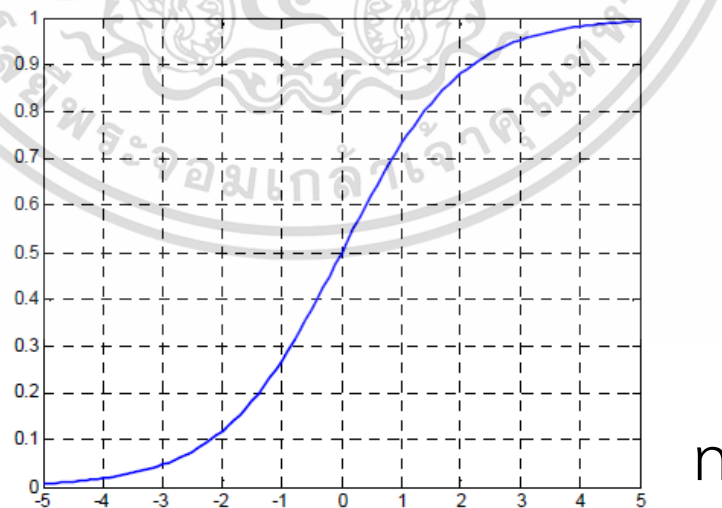


รูปที่ 3.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น [17]

- 2) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ ล็อกซิกมอยด์ (Log-Sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.5)

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

a



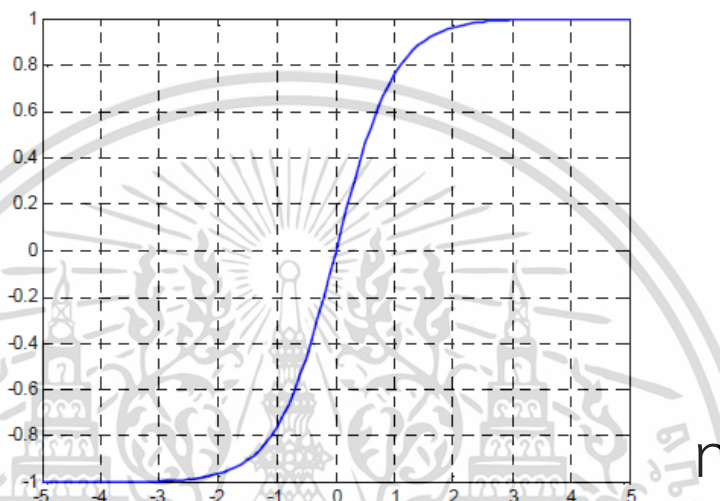
รูปที่ 3.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลอกซิกมอยด์ [17]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- 3) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ แทนซิกมอยด์ (Tan-Sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.6)

$$a(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^n} \quad (3.6)$$

a



รูปที่ 3.9 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ [17]

#### 3.1.1.4 อัลกอริทึมต่างๆในการเรียนรู้ [18]

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะต้องเตรียมข้อมูลฝึกสอน (Training Data, Training Pattern) ไว้ และต้องอาศัยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ เพื่อมาปรับพารามิเตอร์ 2 ตัวที่สำคัญในกระบวนการเรียนรู้ซึ่งได้แก่ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) และค่าไบแอส (bias,  $b$ ) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ดังแสดงในรูปที่ 3.5 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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หลักการของการแพร่ค่าย้อนกลับ คือการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก ( weights ) และค่าไบแอส ( biases ) ตามสมการ (3.7) และ (3.8) ตามลำดับของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะทำให้ค่า Sum-Squared Error (SSE) ตามสมการ (3.9) มีค่าลดลงเข้าใกล้ศูนย์

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \quad (3.7)$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b \quad (3.8)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (3.9)$$

โดยที่  $N$  คือ จำนวนของข้อมูลฝึกสอน

การฝึกสอนด้วยการแพร่ค่าย้อนกลับ อาจจะทำให้เกิด Local Minimum มากกว่าค่า Global Minimum ซึ่งถ้า Local Minimum ที่พบเป็นที่พอใจในการแก้ปัญหา นั้นได้ก็ไม่มีปัญหาอะไร แต่ถ้ายังไม่สามารถแก้ปัญหานั้นเป็นที่น่าพอใจเราก็สามารถแก้ไขได้โดยการเพิ่มจำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อน (Hidden Layer) หรืออาจเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ชั้นเป็น 2 ชั้นซ่อน ซึ่งแน่นอนว่าการเพิ่มจำนวนนิเวรอน 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 (3.10) และ (3.11) ตามลำดับ

$$\Delta w_{iq,t} = (1 - m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial w_{iq,t}} + m \cdot \Delta w_{iq,(t-1)} \quad (3.10)$$

$$\Delta b_{j,t} = (1 - m) \cdot \eta \cdot \frac{\partial SSE}{\partial w_{j,t}} + m \cdot \Delta b_{j,(t-1)} \quad (3.11)$$

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

ถ้า  $SSE_{new} > SSE_{old}$  แล้ว

1.ลดค่า  $\eta$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

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 (3.12) และ (3.13)

ตามลำดับ

$$\Delta w = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1} J^T(w).e \quad (3.12)$$

$$\Delta b = [J^T(b)J(b) + \mu I]^{-1} J^T(b).e \quad (3.13)$$

โดยที่

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

$J(b)$  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

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_{3(1,1)}} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{3(1,2)}} & \cdots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_{3(1,S2)}} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_{3(2,1)}} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{3(2,2)}} & \cdots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_{3(2,S2)}} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial e(S3)}{\partial w_{3(S3,1)}} & \frac{\partial e(S3)}{\partial w_{3(S3,2)}} & \cdots & \frac{\partial e(S3)}{\partial w_{3(S3,S2)}} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(S3)}{\partial b_3(S3)} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

ระหว่างการฝึกสอน  $\mu$  จะถูกปรับค่าดังนี้คือ  $\mu$  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 ทุกอินพุทจะถูกป้อนเข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการคำนวณ (Epoch หรือ Iteration) ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (3.12) และ (3.13) ตามลำดับ ในแต่ละรอบของการคำนวณ จะใช้เวลาในการคำนวณนานและใช้หน่วยความจำมากกว่า The Generalised Delta Rule Algorithm แต่ Levenberg-Marquardt Algorithm จะมีประสิทธิภาพดีกว่าและใช้จำนวนรอบของการคำนวณในการฝึกสอนน้อยกว่าทำให้ใช้เวลารวมในการฝึกสอนน้อยกว่า

ส่วน The Generalised Delta Rule Algorithm ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส สำหรับแต่

ละ input pattern ในทุกๆ epoch จะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (3.12) และ (3.13) ตามลำดับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 3.2 การเลือกชนิดของอินพุตและเอาต์พุต

ลักษณะอินพุตและเอาต์พุต มีอยู่ 2 แบบด้วยกัน คือแบบต่อเนื่อง (Continuous) และแบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete) ยกตัวอย่างเช่น การเปลี่ยนแปลงของระดับโหนดเป็นลักษณะแบบต่อเนื่อง ส่วนการเปลี่ยนแปลงของตำแหน่งที่เกิดฟอลต์ (Fault) เป็นลักษณะแบบไม่ต่อเนื่อง

### 3.3 การเลือกขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม[18]

Guideline อันหนึ่งสำหรับใช้ในการเลือกจำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน ในหลายๆ ปัญหา คือกฎของ “geometric pyramid”

โดยที่จำนวนของนิวรอนเป็นลักษณะคล้ายรูปปิรามิต ซึ่งมีจำนวนลดลงจากอินพุตไปยังเอาต์พุต สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feed-forward) ที่ประกอบด้วย 1 ชั้นซ่อน จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนจะคำนวณได้จากสมการที่ (3.14)

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน} = \sqrt{c \cdot d} \quad (3.14)$$

$$c = \text{จำนวนของตัวแปรอินพุต}$$

$$d = \text{จำนวนของตัวแปรเอาต์พุต}$$

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ที่ประกอบด้วย 2 ชั้นซ่อน จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนในแต่ละชั้นซ่อน จะคำนวณได้จากสมการที่ (3.15) ถึง (3.16)

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 1} = d \cdot r^2 \quad (3.15)$$

$$\text{จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนที่ 2} = d \cdot r \quad (3.16)$$

$$r = \sqrt[3]{\frac{c}{d}}$$

$$c = \text{จำนวนของตัวแปรอินพุต}$$

$$d = \text{จำนวนของตัวแปรเอาต์พุต}$$

นอกจากนี้ขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม จะสามารถหาได้โดยวิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยจะเริ่มจากจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนน้อยๆ และถูกเพิ่มขึ้น

เรื่อยๆ จนถึงค่าสูงสุดที่ตั้งไว้ ซึ่งในแต่ละขั้นตอนจะถูกตรวจสอบโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ละกลุ่มของ ข้อมูลฝึกสอนโดยกำหนดให้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนแรกมากกว่าชั้นซ่อนที่สองอยู่หนึ่ง หรือสามนิรอน

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้วิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยกำหนดให้จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนแรกมากกว่าจำนวนนิรอนในชั้นที่สองอยู่หนึ่งนิรอน และลด ทีละ 1 จนถึงชั้นซ่อนสุดท้าย

ส่วนเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม นั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวนของนิรอน ซึ่งอยู่ในชั้นซ่อน และมีความสัมพันธ์กันในลักษณะกราฟ Exponential

### 3.4 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม[18]

ลักษณะทั่วไปที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยวิธีการฝึกสอนที่ใช้มีความสำคัญที่ต้องแน่ใจว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม มีขนาดไม่ใหญ่จนเกินความจำเป็นซึ่งขึ้นอยู่กับความไม่เป็นเชิงเส้นของการประยุกต์ใช้ที่ถูกพิจารณา

ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอาจใช้ข้อมูลที่แตกต่างกัน 3 ชุด ได้แก่ ข้อมูลสำหรับฝึกสอน (training) ข้อมูลสำหรับตรวจสอบความก้าวหน้าในการเรียนรู้ (validation) และข้อมูลสำหรับทดสอบ (test) ซึ่งจะเป็นข้อมูลชุดใหม่ที่โครงข่ายประสาทเทียม ไม่เคยเห็นมาก่อน (unseen data) ซึ่งหลังจากการเรียนรู้สิ้นสุดลงโครงข่ายประสาทเทียม จะประมาณค่าเอาต์พุตของข้อมูลชุดทดสอบ[1]

ก่อนฝึกสอนรูปแบบโครงข่ายประสาท จำนวนชั้นซ่อน และ จำนวนเซลล์ซ่อน ในแต่ละชั้น จะต้องระบุ อย่างที่เรา รู้กัน มิติหรือขนาดของโครงข่ายประสาทอาจจะมีผลกับการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาท โดยทั่วไปโครงข่ายประสาทขนาดใหญ่ (มีชั้นซ่อนมากหรือมีเซลล์ซ่อนมาก) สามารถประมาณฟังก์ชันไม่เชิงเส้นที่ซับซ้อนได้ อย่างไรก็ตาม มันอาจต้องการพื้นที่หน่วยความจำมากขึ้น และใช้เวลาในการคำนวณมาก นอกจากนี้ความสามารถทั่วไปอาจจะไม่ดี และเป็นสาเหตุของปัญหา Over Fitting (นั่นคือ โครงข่ายประสาท สามารถผ่านข้อมูลการฝึกสอนขณะที่ล้มเหลวในการสร้างเอาต์พุตที่ถูกต้องสำหรับข้อมูลการทดสอบ) อีกอย่างหนึ่ง โครงข่ายที่มีขนาดเล็กกว่า ทำงานเร็วกว่า แต่อาจได้รับข้อผิดพลาดของการฝึกสอนสูงขึ้น (เรียกว่า ปัญหา Under Fitting ) [19]

สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เพื่อความสะดวกและง่ายในการนำไปใช้งานเฉพาะข้อมูลสำหรับ

ฝึกสอนและทดสอบที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ เลือกใช้ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่ขึ้นต้นการคำนวณว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

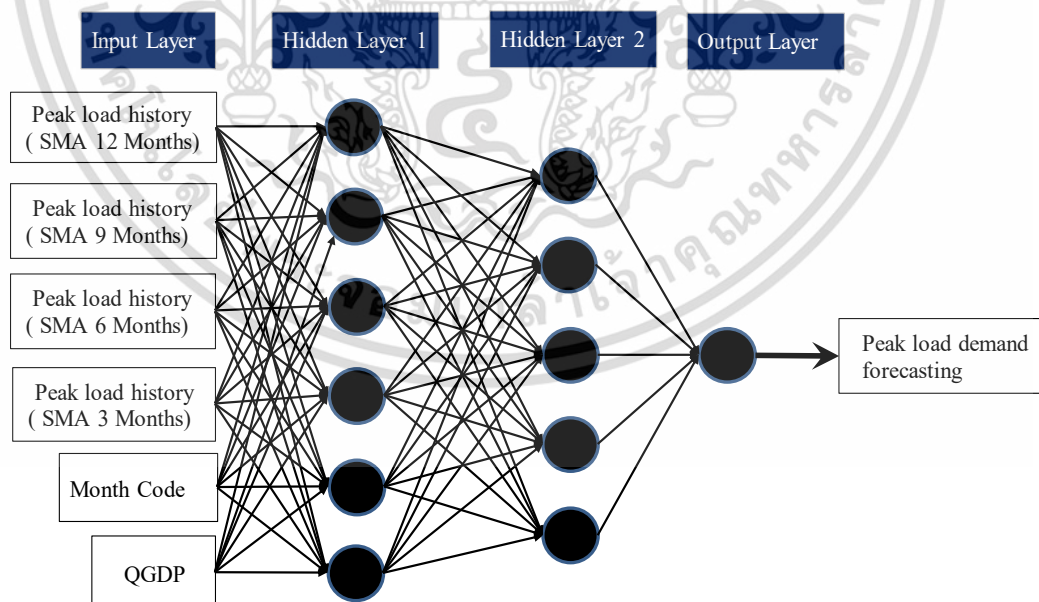
วิธีการฝึกสอนแบบ Levenberg-Marquardt Algorithm โดยจำนวนนิรอนในแต่ละชั้นซ่อนได้มีการเพิ่มลด และ ได้ทดลองใช้ linear transfer function, tan-sigmoid transfer function และ log-sigmoid transfer function สลับกันเพื่อหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) น้อยที่สุด หาได้จากสมการที่ (3.17)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (3.17)$$

โดยที่ n คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

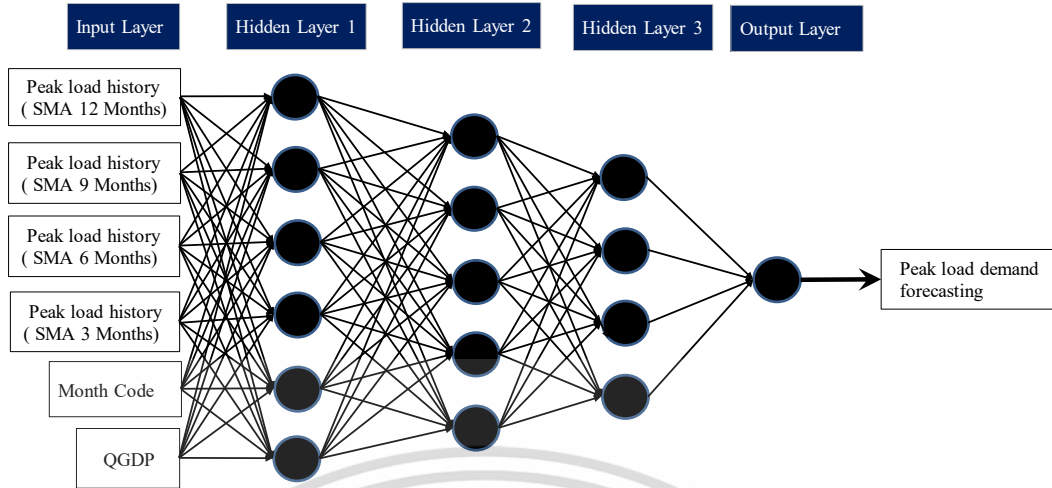
### 3.5 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดและพลังงานไฟฟ้า

โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 3 ชั้นซ่อน และ 4 ชั้นซ่อน สำหรับพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย แสดงในรูปที่ 3.10-รูปที่ 3.12 ส่วนโครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ 4 ชั้นซ่อน สำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง โดยอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม แสดงในรูปที่ 3.13-รูปที่ 3.14 ส่วนข้อมูลอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม แสดงในรูปที่ 3.15-รูปที่ 3.16

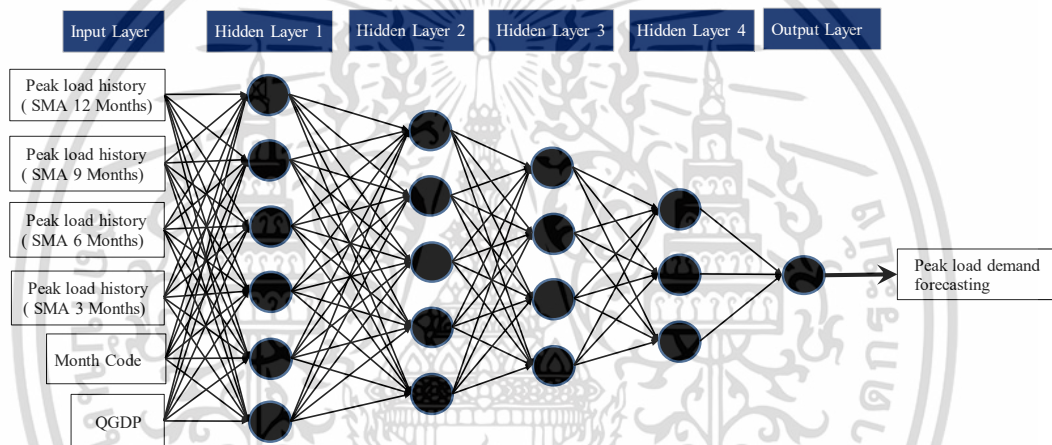


รูปที่ 3.10 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

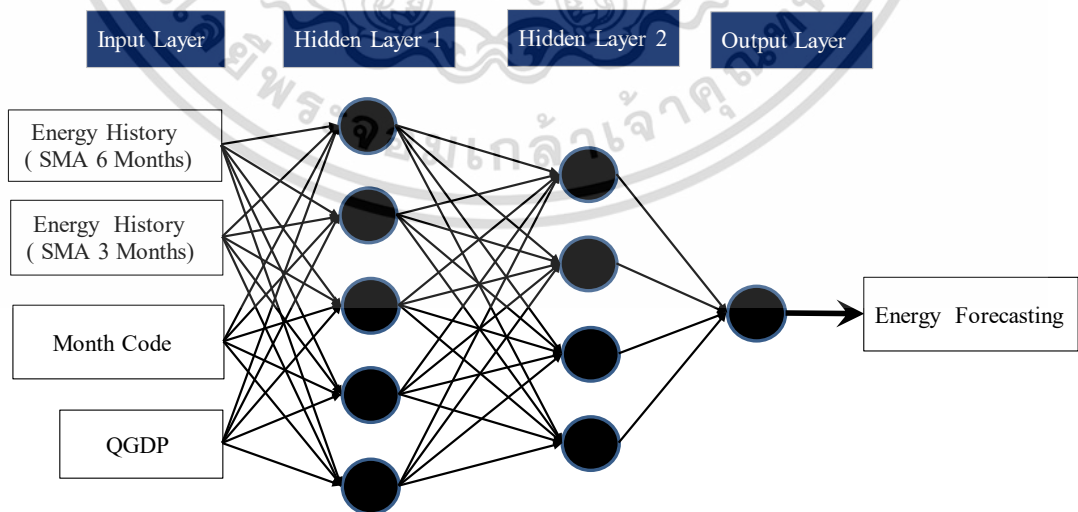
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.11 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย



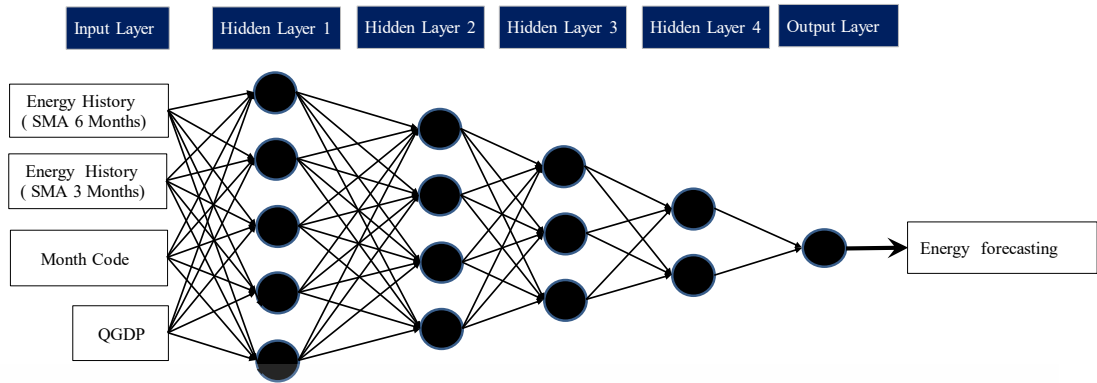
รูปที่ 3.12 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย



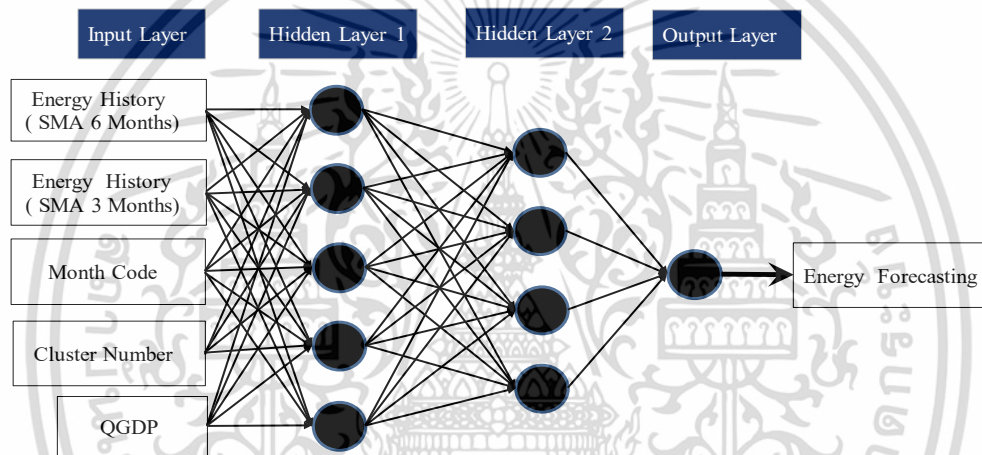
รูปที่ 3.13 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการ

ไฟฟ้านครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม

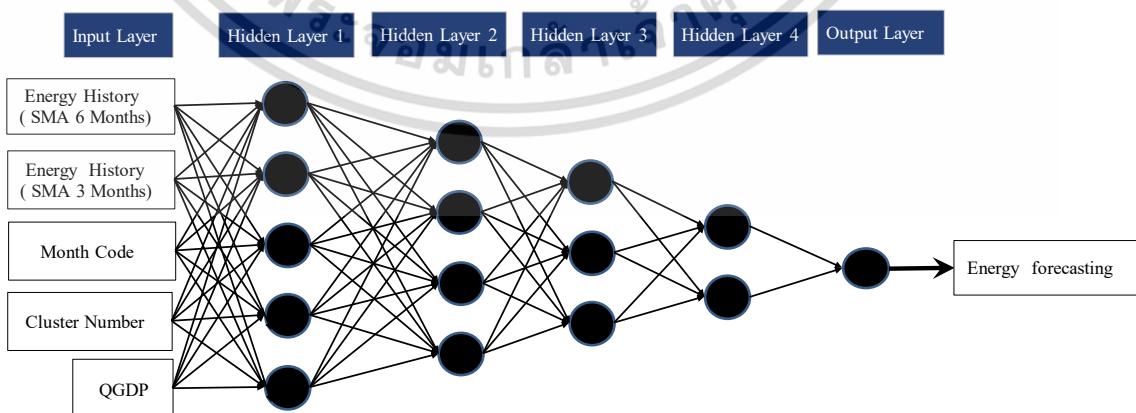
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.14 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม



รูปที่ 3.15 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม



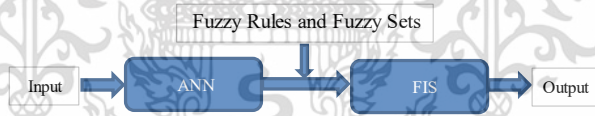
รูปที่ 3.16 โครงสร้างโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยข้อมูลอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

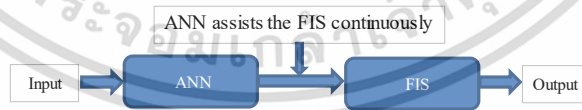
## ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems)

ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems) เป็นตัวแบบหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ที่ได้รับความนิยมอย่างมาก โดยเป็นการประยุกต์ระบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับกับฟัซซีลอจิก โดยเริ่มต้นจากอนุกรมเวลาซึ่งเป็นงานของจาง [20] ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้เป็นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร ซึ่งจะอยู่ในกฎ ถ้า-แล้ว (if – then) โดยสามารถตีความเพื่อได้ผลลัพธ์ ซึ่งไม่สามารถทำได้โดยโครงข่ายประสาทเทียม เป็นหนึ่งในตัวแบบที่ดีที่สุดของฟังก์ชันพยากรณ์โดยระบบอนุมานฟัซซี [7]

ปัญหาที่ซับซ้อนหลายอย่าง การรวมใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) และระบบอนุมานฟัซซี (FIS) สามารถเพิ่มประสิทธิภาพได้ การรวมกันของ ANNs และ FIS แบ่งออกเป็นสามประเภท ดังนี้ รูปแบบที่ทำงานพร้อมกัน ทำงานร่วมกันและรวมกันอย่างสมบูรณ์ [21] ตัวอย่างแสดงในรูปที่ 4.1 และรูปที่ 4.2



รูปที่ 4.1 การทำงานร่วมกันระหว่าง ANN และ FIS [21]



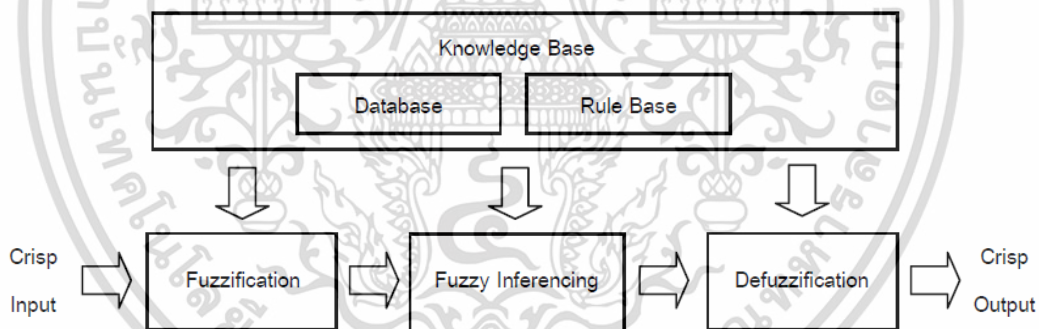
รูปที่ 4.2 การทำงานพร้อมกันระหว่าง ANN และ FIS [21]

### 4.1 ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic, FL) [22]

ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic, FL) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือไม่ชัดเจนคล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์คิดค้นโดย L. A. Zadeh ในปีค.ศ. 1965 ที่อาศัยฟัซซีเซต (Fuzzy Set) เพื่อสื่อถึงความไม่แน่นอน [12] โดยในฟัซซีเซตนี้จะกำหนดค่าความเป็นสมาชิก (Degree of Membership) ให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งแตกต่างจากเซตแบบฉบับ (Classical Set) ที่มีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่าเท่านั้นคือ 0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หมายถึงไม่เป็นสมาชิกและ 1 หมายถึงเป็นสมาชิกการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่สนใจนั้นอาศัยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก(Membership Function) ซึ่งมีอยู่หลายชนิดเช่นฟังก์ชันสามเหลี่ยมฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูฟังก์ชันซิกมอยด์ฟังก์ชันเกาส์เซียนเป็นต้นการเลือกใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะขึ้นอยู่กับข้อมูลของตัวแปรนั้นๆนอกจากนี้ฟัซซีเซตยังใช้กับตัวแปรเชิงภาษา (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) ซึ่งมีหลายวิธีเช่นวิธีถ่วงน้ำหนัก, วิธีการหาจุดศูนย์กลางเป็นต้นจะเห็นได้ว่าการทำงานของ FL คล้ายกับ ANN ในการประมาณค่าความสัมพันธ์ต่างกันตรงที่FL ไม่ได้ใช้การเรียนรู้แต่อาศัยองค์ความรู้ที่อยู่ในฐานความรู้ (Knowledge Base)



รูปที่ 4.3 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซี

FL ถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์เนื่องจากมีจุดเด่นตรงที่มีตรรกะการใช้เหตุผลเหมือนมนุษย์และใช้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญมากกว่าการใช้ทฤษฎีนอกจากนี้ยังสามารถรองรับกับพฤติกรรมแบบพลวัต (Dynamic Behaviors) รวมถึงความไม่แน่นอนได้ด้วยแต่ทั้งนี้ FL เองก็มีข้อจำกัดในการใช้เช่นกันกล่าวคือ FL เป็นการประมาณโดยใช้ตรรกะภายใต้ความไม่แน่นอนดังนั้นจึงไม่เหมาะที่จะใช้กับงานที่ต้องการความแม่นยำสูงนอกจากนี้การที่ FL ไม่มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตัวเองจึงไม่สามารถใช้หาคำตอบของปัญหาที่ไม่มีใครรู้คำตอบดังนั้นผู้เชี่ยวชาญจึงมีความจำเป็นอย่างมากในการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตั้งกฎฟัซซีในฐานความรู้หากไม่สามารถหาผู้เชี่ยวชาญมาช่วยได้ก็ไม่สามารถใช้ FL ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

## 4.2 ระบบนิวโรฟัซซี (Neuro-Fuzzy System) [22]

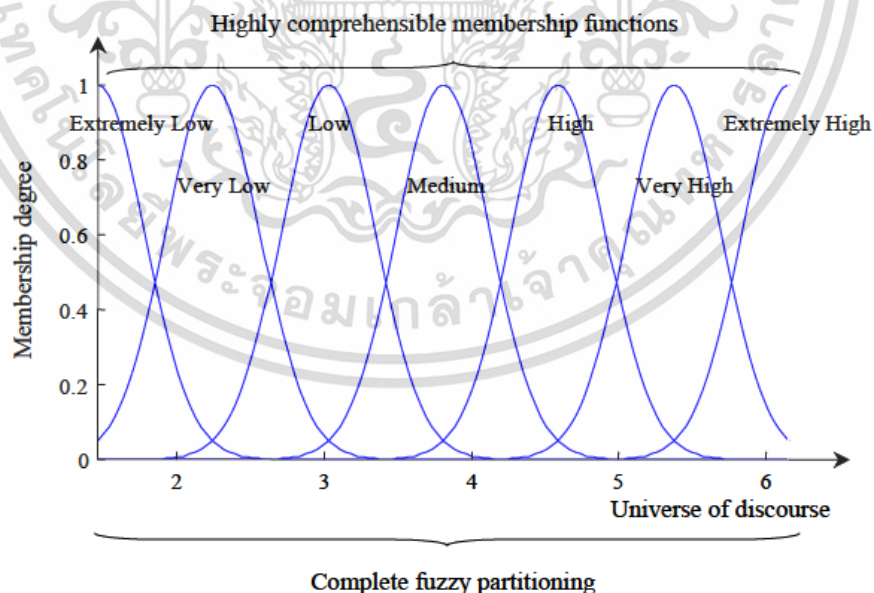
วิธีต่างๆทางคณิตศาสตร์ที่ได้กล่าวไปต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไม่มีวิธีใดที่จะดีกว่าวิธีอื่นในทุกๆด้านยกตัวอย่างเช่นโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks, ANN) มีข้อดีตรงที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบต่างๆได้และยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในโครงข่ายได้แต่มีข้อเสียตรงที่ไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้ในขณะที่ฟัซซีลอจิกหรือตรรกศาสตร์คลุมเครือ (Fuzzy Logic, FL) มีจุดเด่นตรงที่มีการใช้เหตุผลในเชิงตรรกะเหมือนความคิดของมนุษย์สามารถอธิบายการตัดสินใจได้จากกฎฟัซซีและสามารถใช้กับข้อมูลที่คลุมเครือได้ แต่ข้อเสียของ FL อยู่ตรงที่ไม่สามารถเรียนรู้และปรับแต่งกฎต่างๆด้วยตัวเองต้องอาศัยผู้เชี่ยวชาญหรือผู้มีความรู้มากำหนดโครงสร้างและกฎให้ด้วยเหตุนี้จึงมีนักวิจัยสนใจนำวิธีต่างๆมาผสมกันเป็นระบบผสม (Hybrid System) เพื่อนำข้อดีของแต่ละวิธีมารวมกันและขจัดข้อจำกัดของแต่ละวิธีออกไปหนึ่งในระบบผสมดังกล่าวได้แก่การนำ ANN ผสมกับ FL ได้เป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีหรือระบบนิวโรฟัซซีซึ่งระบบนิวโรฟัซซีที่เป็นที่นิยมได้แก่ระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, ANFIS) ที่เสนอโดย J.-S. R. Jang [24] ในปี ค.ศ. 1993

การเรียนรู้ของ ANFIS จะใช้ขั้นตอนการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid Learning Algorithm) จากวัฏจักรการเรียนรู้แบบสองทางโดยในการคำนวณไปข้างหน้า (Forward Pass) จะปรับค่าพารามิเตอร์ของข้อตามโดยใช้วิธีการประเมินกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Estimate) ในขณะที่การคำนวณย้อนหลัง (Backward Pass) จะใช้วิธีปรับตามความลาดชัน (Gradient Descent) สำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ของข้อตั้ง

การใช้ ANFIS ในการพยากรณ์เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้นในปัจจุบันเนื่องจากคุณสมบัติในการเรียนรู้และการใช้เหตุผลทำให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำมากขึ้นส่วนเรื่องข้อจำกัดของ ANFIS นั้นเวลาที่ ANFIS ใช้ในการเรียนรู้เป็นสิ่งที่ใช้ ANFIS ต้องตระหนักถึงปัญหานี้จะทวีความรุนแรงมากขึ้นเมื่อใช้กับระบบที่มีพฤติกรรมแบบพลวัตชนิดไม่เชิงเส้น (Non-linear Dynamic Behaviors) เพราะในระบบแบบนี้จะมีกฎฟัซซีแบบถ้า-แล้วจำนวนมากทำให้ต้องใช้เวลาในการเรียนรู้นานมากขึ้นจึงไม่เหมาะกับการนำไปใช้งานแบบทำงานทันที (Real-time Applications) แต่ก็มียุวิธีที่จะช่วยจำกัดจำนวนของกฎฟัซซีได้โดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูล (Data Clustering) เช่นการจัดกลุ่มแบบลบออก (Subtractive Clustering) [23]

### 4.3 ตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable) [25]

เซตแบบฟัซซีสามารถประยุกต์ใช้ในการอธิบายค่าของตัวแปรเช่นเดียวกับเซตแบบดั้งเดิม เช่น ประโยค “อุณหภูมิในห้องเย็น” คำว่า “เย็น” เป็นคำที่ใช้แสดงปริมาณอุณหภูมิ ในทางรูปนัย สามารถเขียนได้เป็น ปริมาณอุณหภูมิ ในห้อง เย็น หรือ Temperature Quantity is Cold ตัวแปร Temperature Quantity เป็นตัวแปรเชิงภาษา ซึ่งเป็นแนวคิดที่สำคัญมากในตรรกะแบบฟัซซี ตัวแปรเชิงภาษาช่วยกำหนดค่าของสิ่งที่จะอธิบายทั้งในรูปคุณภาพโดยใช้พจน์ภาษา(Linguistic Term) และในรูปปริมาณ โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก ซึ่งแสดงความของเซตแบบฟัซซี 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 แสดงตัวอย่างเซตตัวแปรภาษาของเซตฟัซซี ได้แก่ Extremely Low, Very Low, Low, Medium, High, Very High และ Extremely High

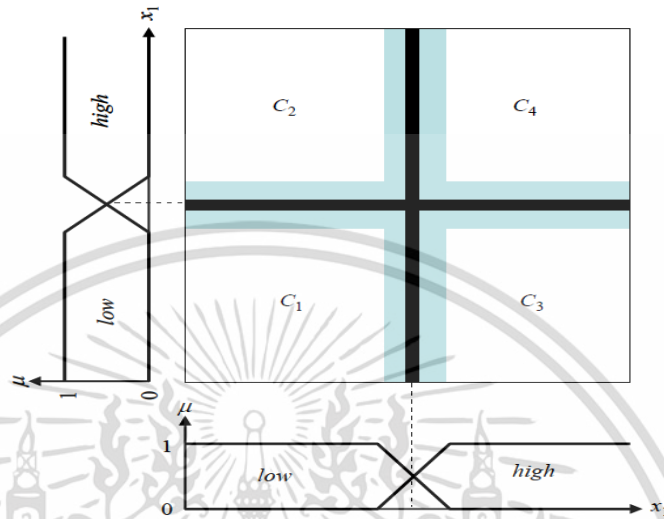


รูปที่ 4.4 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.4 กฎของฟัซซี (Fuzzy Rules) [25]

วิทยาการเกี่ยวกับฟัซซีลอจิกมีจำนวนมาก แต่ที่นิยมและการประยุกต์ใช้งานมากที่สุดน่าจะเป็นกฎฟัซซีแบบ if-then ตัวอย่างการใช้กฎในการแยกกลุ่มดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.5 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟัซซี

จากรูปที่ 4.5 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  $C_3$   
 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

#### 4.5 รูปแบบระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) [20]

##### 4.5.1 โครงสร้าง ANFIS

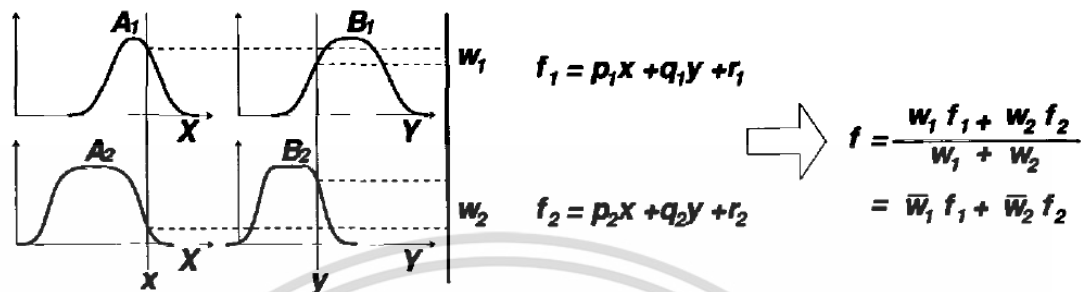
เพื่อความเข้าใจสมมุติระบบอนุมานโดยฟัซซี ภายใต้การพิจารณา มี 2 อินพุต คือ  $x$  และ  $y$  และ 1 เอาต์พุต  $f$  สำหรับโมเดลฟัซซี Sugeno ประกอบด้วย 2 ฟัซซี ใช้หลัก if – then ดังแสดงดังต่อไปนี้

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

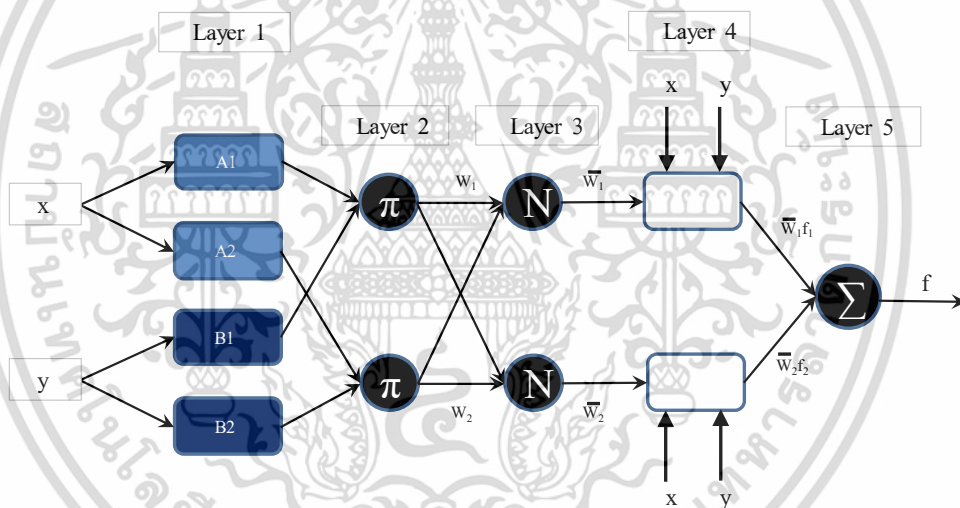
กฎข้อที่ 2 : If  $x$  คือ  $A_2$  และ  $y$  คือ  $B_2$  then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อ  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  เป็นพารามิเตอร์ผลลัพธ์  
 การให้เหตุผลฟัซซีแสดงในรูปที่ 2 และโครงสร้างของ ANFIS แสดงในรูปที่ 3 สามารถอธิบาย  
 ได้ดังต่อไปนี้ (เอาท์พุทโหนด  $i$  ในชั้น  $l$  เช่น  $O_{l,i}$ )



รูปที่ 4.6 แสดงเหตุผลของฟัซซี



รูปที่ 4.7 โครงสร้างของระบบอนุมานนิเวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

ชั้นที่ 1 ทุกโหนด  $i$  ในชั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันสมาชิกของตัวแปรอินพุท  
 แต่ละตัวดังนี้

$$\begin{aligned}
 O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1,2 \text{ หรือ} \\
 O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(x), \text{ for } i = 3,4
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$

เมื่อ  $x, y$  คือ อินพุทโหนดของโหนด  $i$

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

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

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

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

ในงานวิจัยนี้ใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบ Sigmoidal function เพราะเป็นฟังก์ชันสมาชิกที่ทำให้ผลการทำนายมีความแม่นยำกว่าฟังก์ชันสมาชิกแบบอื่น โดยมีรูปแบบดังนี้

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + e^{-(a_i(x-c_i))}} \quad (4.2)$$

เมื่อ  $c_i, a_i$  คือ เซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในขั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters)

ขั้นที่ 2 ทุกโหนดในขั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $\pi$  ซึ่งคือการคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและส่งออกเป็นเอาต์พุต ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \mu_{B_i}(y), i=1,2 \quad (4.3)$$

ขั้นที่ 3 ทุกโหนดในขั้นนี้เป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $N$  ซึ่งจะทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนัก

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i=1,2 \quad (4.4)$$

ขั้นที่ 4 ทุกโหนด  $i$  ในขั้นนี้เป็นโหนดสี่เหลี่ยมที่มีฟังก์ชันโหนด

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4.5)$$

เมื่อ  $\bar{w}_i$  คือ เอาต์พุตของขั้นที่ 3 และ  $\{p_i, q_i, r_i\}$  เป็นเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในขั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (Consequent parameter)

ขั้นที่ 5 ขั้นนี้มีโหนดเดียวเป็นโหนดวงกลมสัญลักษณ์  $\Sigma$  ซึ่งเอาต์พุตที่ได้คือการรวมกันของสัญญาณเข้ามาทั้งหมด

$$O_{5,i} = \sum \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (4.6)$$

#### 4.5.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด [20]

จาก

รูปที่ 2 และรูปที่ 3 จะเห็นว่าค่าพารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters) ที่ได้รับ เอาท์พุททั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (consequent parameter) เพื่อชัดเจนมากขึ้นเอาท์พุท  $f$  สามารถเขียนใหม่ได้ดังนี้

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1+w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1+w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \\ &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (4.7)$$

ซึ่งคือเส้นตรงในพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  และ  $r_2$  ดังนั้นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด มีการพัฒนาในส่วนก่อนหน้า สามารถนำมาใช้ได้โดยตรงมากขึ้น โดยเฉพาะใน ส่วนคำนวณข้างหน้าของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด โหนดเอาท์พุทส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งขั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ ถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับสัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมาและพารามิเตอร์หลักฐานถูกอัปเดตโดย gradient descent ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 4.1 การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS

	ส่งผ่านไปด้านหน้า	ส่งผ่านกลับมา
พารามิเตอร์หลักฐาน	ไม่เปลี่ยนแปลง	ปรับด้วยวิธีความลาดชันที่สุด
พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์	ปรับด้วยวิธีประเมินค่ากำลังสองน้อยที่สุด	ไม่เปลี่ยนแปลง
สัญญาณ	โหนดเอาท์พุท	สัญญาณความผิดพลาด

#### 4.6 ฟังก์ชันสมาชิก [21], [25]

ฟังก์ชันสมาชิก (membership function) เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งานโดยเริ่มจากการแทนที่กับตัวแทนที่มีความไม่ชัดเจนไม่แน่นอนและ

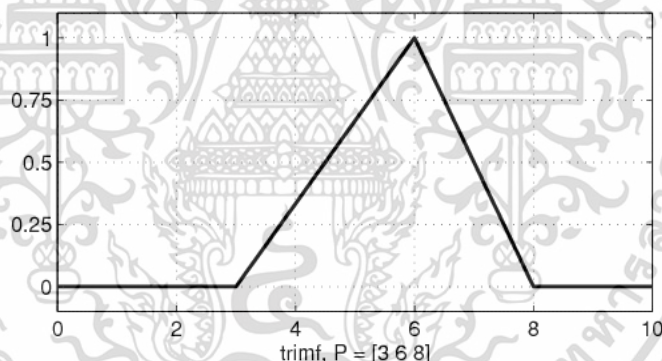
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

คลุมเครือดังนั้นส่วนที่สำคัญต่อคุณสมบัติหรือการดำเนินการของฟัซซีเพราะรูปร่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหาโดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะไม่สมมาตรกันหรือสมมาตรกันทุกประการก็ได้ชนิดของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้งานทั่วไปมีหลายชนิดดังนี้

#### 4.6.1 ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (triangular membership function)

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

$$\text{triangular}(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ (c-x)/(c-b) & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (4.8)$$



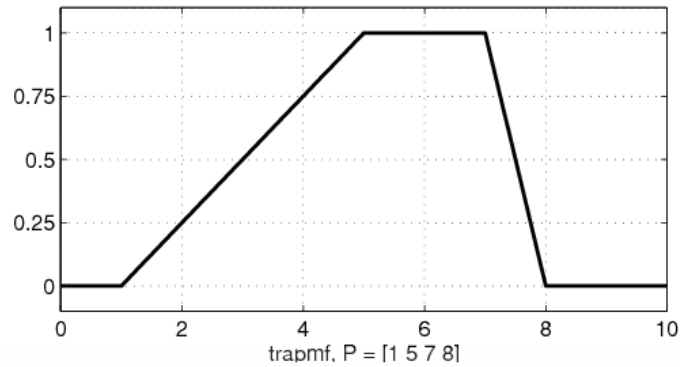
รูปที่ 4.8 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสามเหลี่ยม

#### 4.6.2 ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function)

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

$$\text{trapezoidal}(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ (d-x)/(d-c) & c \leq x < d \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (4.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

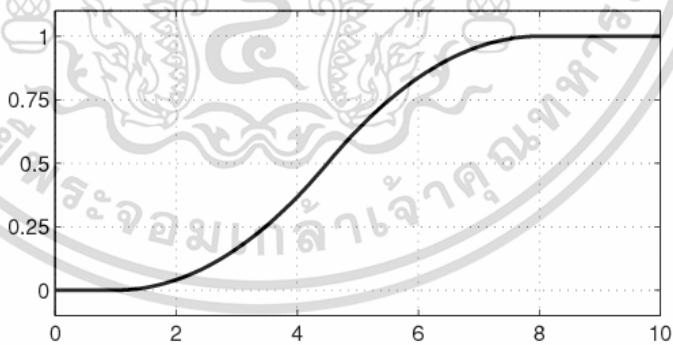


รูปที่ 4.9 ฟังก์ชันสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู

#### 4.6.3 ฟังก์ชันตัวเอส (Smooth Membership Function)

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

$$S(x;a,b) = \begin{cases} 0 & x < a \\ 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left( \frac{x-b}{b-a} \right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1 & x \geq b \end{cases} \quad (4.10)$$



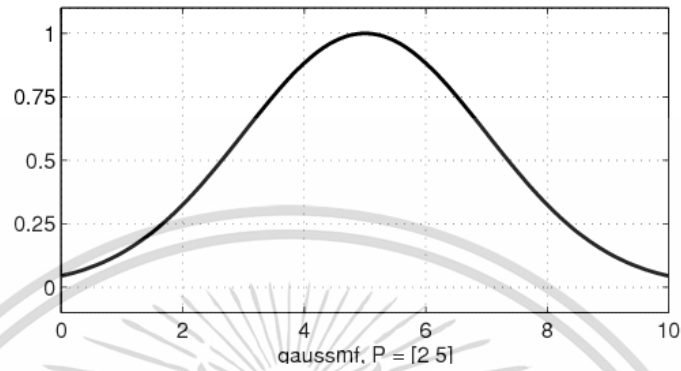
รูปที่ 4.10 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวเอส

#### 4.6.4 ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian membership function)

ฟังก์ชันเกาส์เซียนมีทั้งหมด 2 พารามิเตอร์คือ  $\{m, \sigma\}$  ซึ่ง  $m$  หมายถึงค่าเฉลี่ยและ  $\sigma$  หมายถึงค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

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

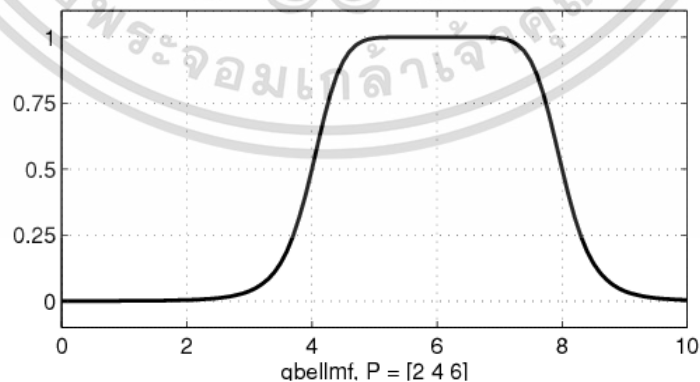


รูปที่ 4.11 ฟังก์ชันสมาชิกแบบเกาส์เซียน

#### 4.6.5 ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped membership function)

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

$$\text{bell-shaped}(x : a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (4.12)$$



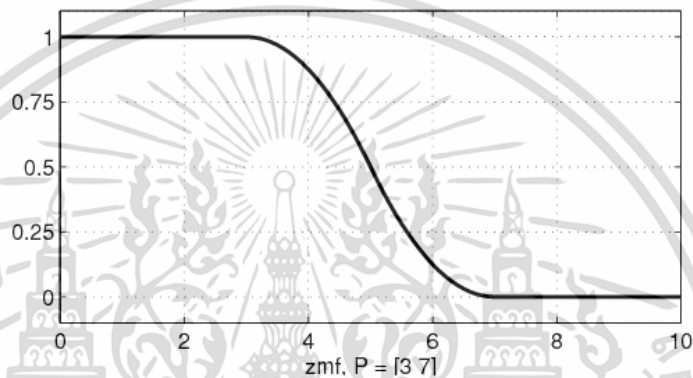
รูปที่ 4.12 ฟังก์ชันสมาชิกแบบระฆังคว่ำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 4.6.6 ฟังก์ชันตัวแฮด (Z-membership function)

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

$$Z(x:a,b)=\begin{cases} 1 & x < a \\ 1-2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2 & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ 2\left(\frac{x-b}{b-a}\right)^2 & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 0 & x \geq b \end{cases} \quad (4.13)$$



รูปที่ 4.13 ฟังก์ชันสมาชิกแบบตัวแฮด

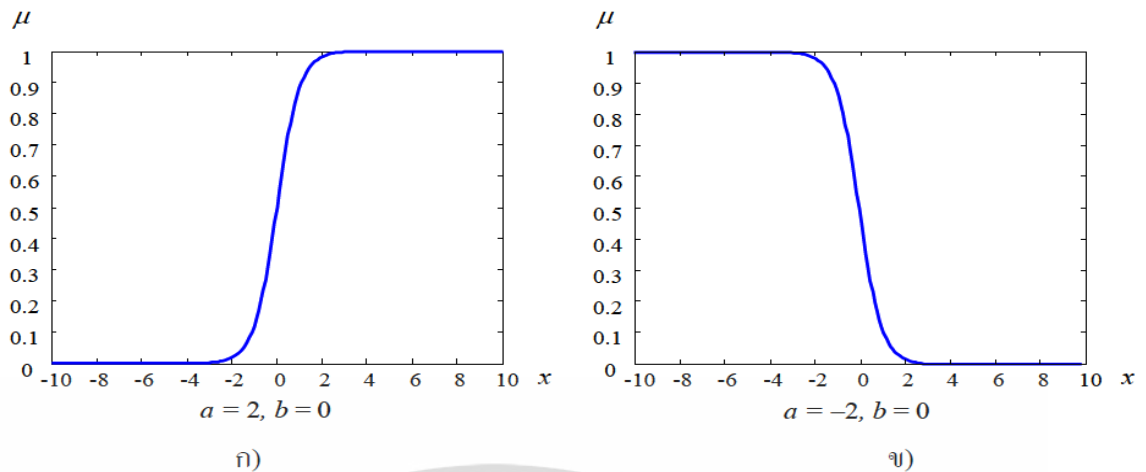
#### 4.6.7 ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function)

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

$$\text{sigmoid}(x:a,b) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-b))} \quad (4.14)$$

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

ตัวอย่างกราฟแสดงความเป็นสมาชิกเมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $a = 2$  และ  $b = 0$  จะได้กราฟดังภาพที่ 4.14 ก) และเมื่อกำหนดพารามิเตอร์  $a = 2$  และ  $b = 0$  จะได้กราฟดังรูปที่ 4.14 ข)

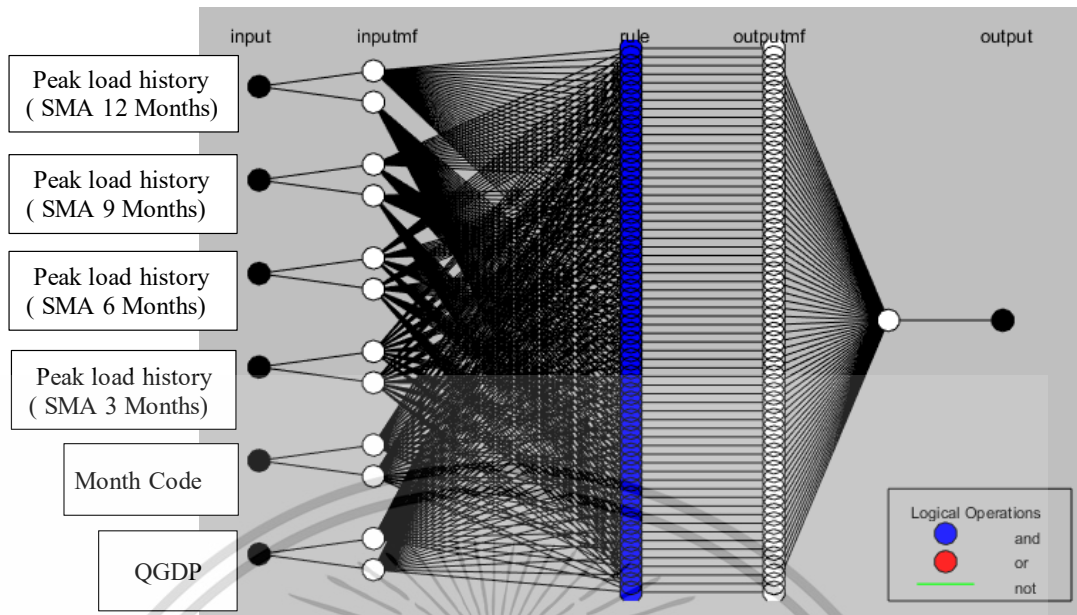


รูปที่ 4.14 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์

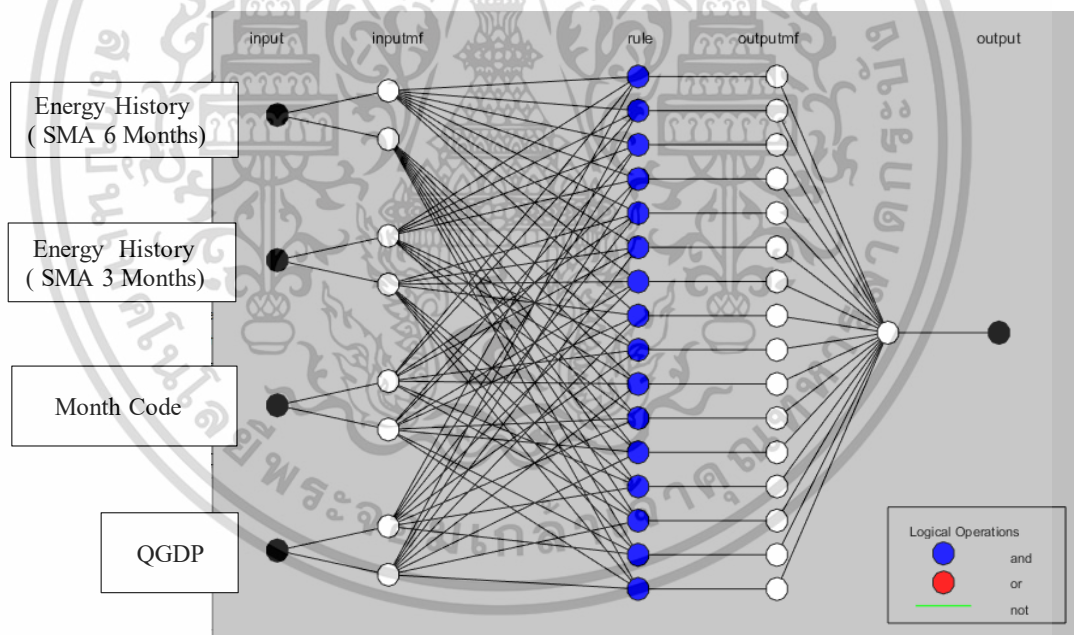
การเลือกฟังก์ชันสมาชิก จะต้องเลือกตามความเหมาะสมความครอบคลุมของข้อมูลที่จะรับเข้ามาโดยสามารถที่ทับซ้อนกันเพื่อให้การดำเนินงานราบเรียบซึ่งมีความเป็นสมาชิกหลายค่าได้และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเปลี่ยนแปลงแก้ไขให้เหมาะกับงานที่กำลังปฏิบัติงานหรือตามความต้องการ

#### 4.7 โครงสร้างและโมเดลของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดและพลังงานไฟฟ้า

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะเลือกใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้โมเดล Sugeno อันดับ 1 วิธีการเรียนรู้แบบ Hybrid ใช้วิธีการลองผิดลองถูก (Trial and Error) สำหรับปรับค่าเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันโดยเริ่มจากการปรับจำนวนของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันที่มีค่าน้อยๆ และถูกเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงค่าสูงสุดและปรับเปลี่ยนชนิดของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันจนครบทั้งหมดแล้วเลือกวิธีที่มีค่าค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) น้อยที่สุด ซึ่งโครงสร้างระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้สำหรับพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยแสดงในรูป 4.15 ส่วนโครงสร้างที่ใช้สำหรับพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงที่ฝึกสอนด้วยอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่มและจัดกลุ่มแสดงในรูปที่ 4.16 และรูปที่ 4.17 ตามลำดับ

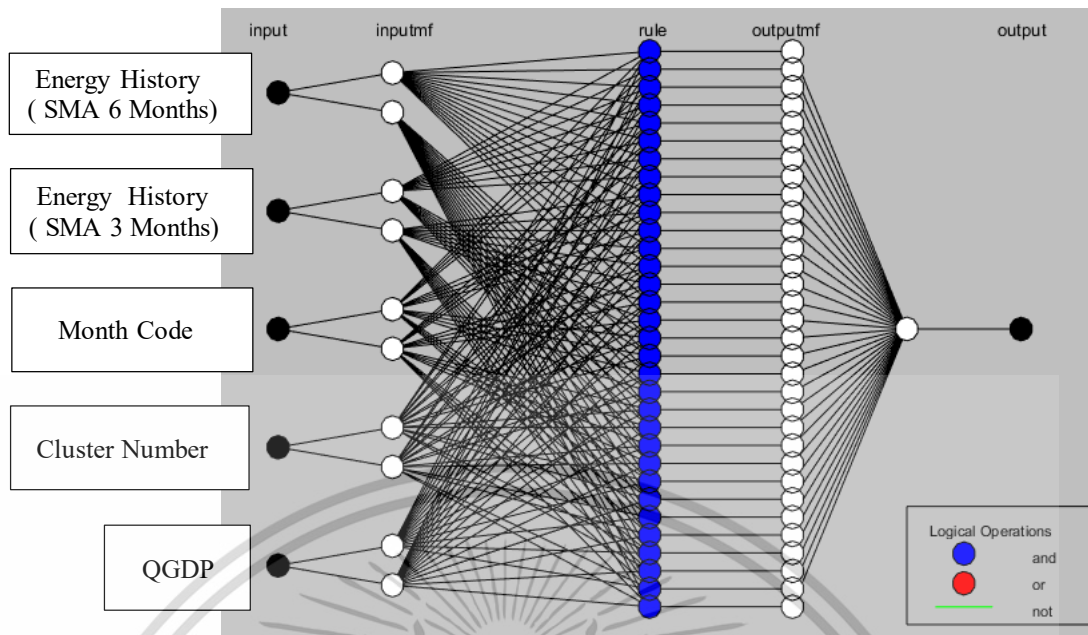


รูปที่ 4.15 โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย [31]



รูปที่ 4.16 โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยอินพุตที่ไม่ได้จัดกลุ่ม [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.17 โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ใช้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงด้วยอินพุตที่มีการจัดกลุ่ม [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## การจัดกลุ่มแบบเคมีน ( k-Means Clustering Algorithm)

อัลกอริทึมเคมีนได้มีการนำเสนอโดย ค็อก ( ค.ศ. 1957 ) และพิชเซอร์ ( ค.ศ. 1958 ) และได้มีการพัฒนาโดยฮาร์ทิกาน ( ค.ศ. 1975 ) และแมคควีน ( ค.ศ. 1967 ) โดยนำพารามิเตอร์อินพุต k และ ส่วนที่แบ่งซึ่งเป็นชุดของ n วัตถุจัดเป็น n กลุ่ม หลังจากมีการจัดกลุ่ม ที่คล้ายกันภายในกลุ่มจะอยู่สูง แต่ที่คล้ายกันระหว่างกลุ่มจะอยู่ต่ำ กลุ่มที่คล้ายกันจะวัดได้จากค่าเฉลี่ยของวัตถุในหนึ่งกลุ่ม ซึ่ง สามารถดูได้จากจุดกึ่งกลางหรือจุดศูนย์กลางโน้มถ่วงของกลุ่มข้อมูล [26]

### 5.1 ขั้นตอนการจัดกลุ่มแบบเคมีน [26]

ขั้นตอนวิธีการดำเนินการของอัลกอริทึมเคมีนดังแสดงในรูปที่ 5.1 มีขั้นตอนดังนี้

อินพุต :

K : จำนวนของกลุ่มข้อมูล

D : จำนวนชุดข้อมูลที่บรรจุ n วัตถุ

เอาต์พุต : ชุดของข้อมูล k กลุ่มข้อมูล

วิธีการ

- 1) สุ่มเลือก k วัตถุจาก D ซึ่งเป็นศูนย์กลางของกลุ่มข้อมูลเริ่มต้น
- 2) ประมวลผลซ้ำ
- 3) จัดวัตถุแต่ละอันที่คล้ายเป็นกลุ่มเดียวกัน ซึ่งขึ้นอยู่กับค่าเฉลี่ยของวัตถุที่อยู่ในกลุ่มข้อมูลนั้น
- 4) ปรับปรุงค่าเฉลี่ย ตัวอย่างเช่น คำนวณค่าเฉลี่ยของวัตถุสำหรับกลุ่มข้อมูลแต่ละกลุ่ม
- 5) พอได้เกณฑ์ค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองใกล้เคียงกัน จึงหยุดการประมวลผลซ้ำ

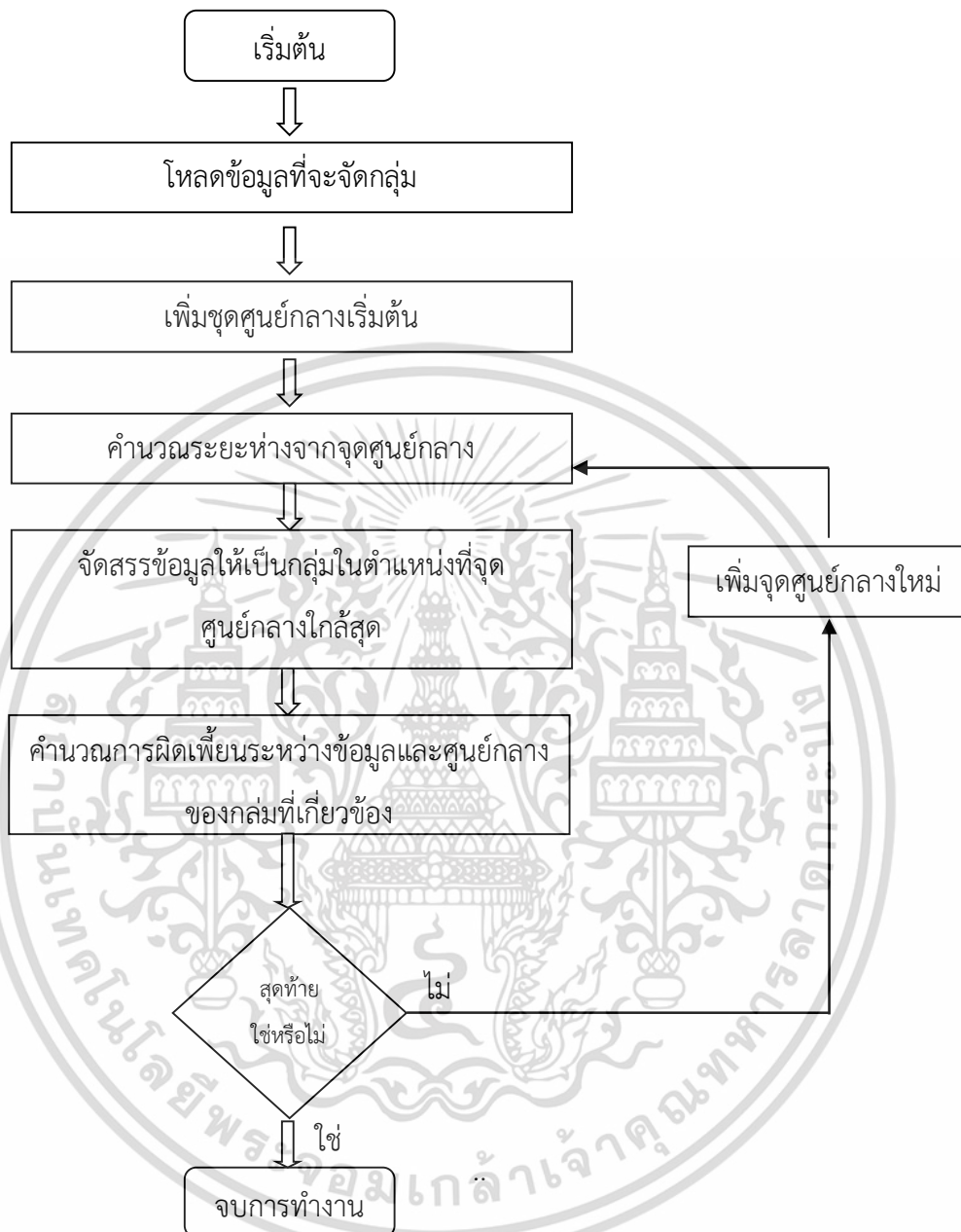
$$E = \sum_{i=1}^k |P - m_i|^2 \tag{5.1}$$

โดยที่ E : ผลรวมของค่าผิดพลาดกำลังสองสำหรับวัตถุทั้งหมดในชุดข้อมูล

P : จุดในพื้นที่ที่เป็นตัวแทนของวัตถุที่กำหนดให้

$m_i$  : ค่าเฉลี่ยของกลุ่มข้อมูล  $C_i$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ในเชิงการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.1 ขั้นตอนวิธีการจัดกลุ่มข้อมูลเคมีน [26]

## 5.2 การจัดกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนด้วยโปรแกรม IBM SPSS STATISTICS 20 [27]

ขั้นตอนการจัดกลุ่มด้วยเคมีน [27]

ขั้นตอนที่ 1 จัดข้อมูลด้วยโปรแกรม EXEL ดังแสดงในรูปที่ 5.2

ขั้นตอนที่ 2 เปิดโปรแกรม SPSS

ขั้นตอนที่ 3 คัดลอกข้อมูลอินพุตจาก EXEL มาวางใน SPSS ดังแสดงในรูปที่ 5.3

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 4 ไปที่โปรแกรม SPSS เลือก Tool bar analyz

ขั้นตอนที่ 5 เลือก Classify

ขั้นตอนที่ 6 เลือก K-Means Cluster ดังแสดงในรูปที่ 5.4 แล้วจะขึ้นหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis ดังแสดงในรูปที่ 5.5

ขั้นตอนที่ 7 เลือกตัวแปรที่ต้องการจัดกลุ่ม ตั้งค่าจำนวนกลุ่มที่ต้องการจัด คลิกปุ่ม Iterate จะขึ้นหน้าต่าง K-Means Analysis : Iterate แล้วเลือกจำนวนการประมวลผลซ้ำสูงสุด แล้วกด continue เพื่อยืนยัน ดังแสดงในรูปที่ 5.6

ขั้นตอนที่ 8 คลิกปุ่ม save จะขึ้นหน้าต่าง K-Means Cluster: Save New Variable และติ๊กถูกเลือก Cluster Membership เพื่อให้แสดงตัวแปรเพิ่มเป็นหมายเลขกลุ่ม แล้วกด continue เพื่อยืนยัน ดังแสดงในรูปที่ 5.7

ขั้นตอนที่ 9 คลิกปุ่ม option จะขึ้นหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis: options แล้วเลือก Initial Cluster Centers แล้วกด continue เพื่อยืนยัน ดังแสดงในรูปที่ 5.8

ขั้นตอนที่ 10 คลิกปุ่ม ok เพื่อดำเนินการจัดกลุ่ม จะมีตัวแปรเพิ่มอีกหนึ่งตัวเป็นหมายเลขของกกลุ่มดังแสดงในรูปที่ 5.9 และจะแสดงหน้าต่าง output IBM SPSS Statistics Viewer ดังแสดงดังรูปที่ 5.10 ซึ่งรายละเอียดแสดงในตารางที่ 5.1 – 5.4

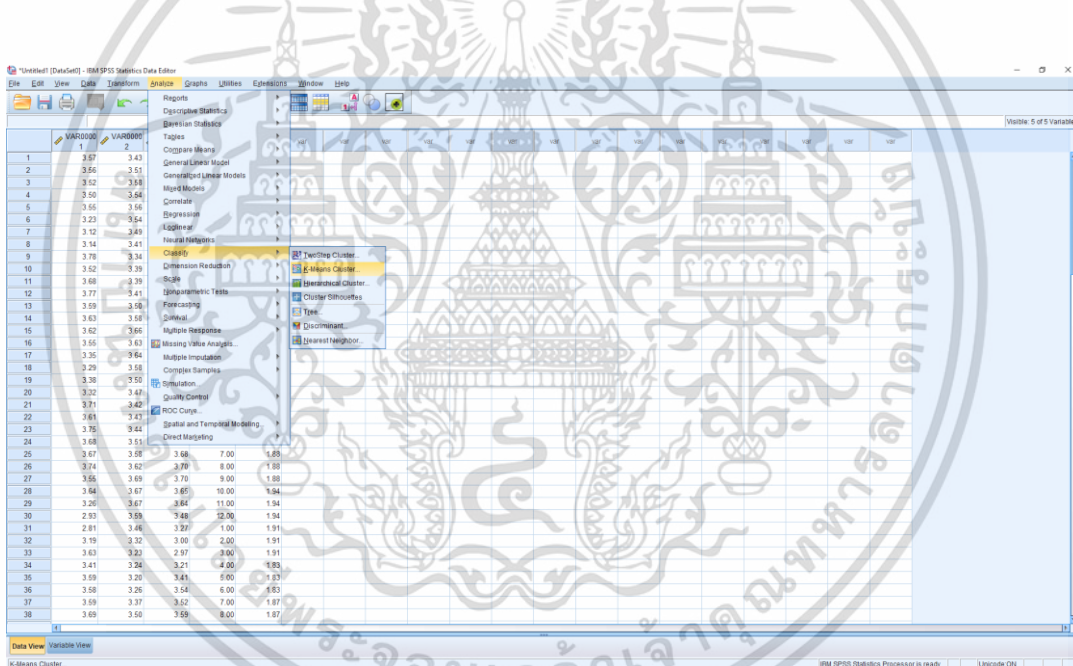
Monthly Generation (GWH)	Monthly Consumption (GWH)	Monthly Code	GDP (reference year = 2002) (ล้านบาท)	Monthly Output (GWH)
1,810,070.00	3,061.00		3,061	
1,810,070.00	3,167.00		3,167	
1,810,070.00	3,721.00		3,721	
1,738,309.00	3,409.00		3,409	
1,738,309.00	3,634.00		3,634	
1,738,309.00	3,572.00		3,572	
1,738,309.00	3,568.00		3,568	
1,738,309.00	3,558.00		3,558	
1,738,309.00	3,516.00		3,516	
1,738,309.00	3,497.00		3,497	
1,738,309.00	3,552.00		3,552	
1,738,309.00	3,227.00		3,227	
1,738,309.00	3,115.00		3,115	
1,738,309.00	3,138.00		3,138	
1,738,309.00	3,783.00		3,783	
1,738,309.00	3,524.00		3,524	
1,738,309.00	3,676.00		3,676	
1,738,309.00	3,771.00		3,771	
1,738,309.00	3,591.00		3,591	
1,738,309.00	3,630.00		3,630	
1,738,309.00	3,615.00		3,615	
1,738,309.00	3,552.00		3,552	
1,738,309.00	3,347.00		3,347	
1,738,309.00	3,293.00		3,293	
1,738,309.00	3,380.00		3,380	
1,738,309.00	3,321.00		3,321	
1,738,309.00	3,712.00		3,712	
1,738,309.00	3,606.00		3,606	
1,738,309.00	3,750.00		3,750	
1,738,309.00	3,681.00		3,681	
1,738,309.00	3,670.00		3,670	
1,738,309.00	3,740.00		3,740	

รูปที่ 5.2 แสดงวิธีเตรียมข้อมูลอินพุตเพื่อนำเข้าจัดกลุ่มด้วย K-means ของโปรแกรม SPSS

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

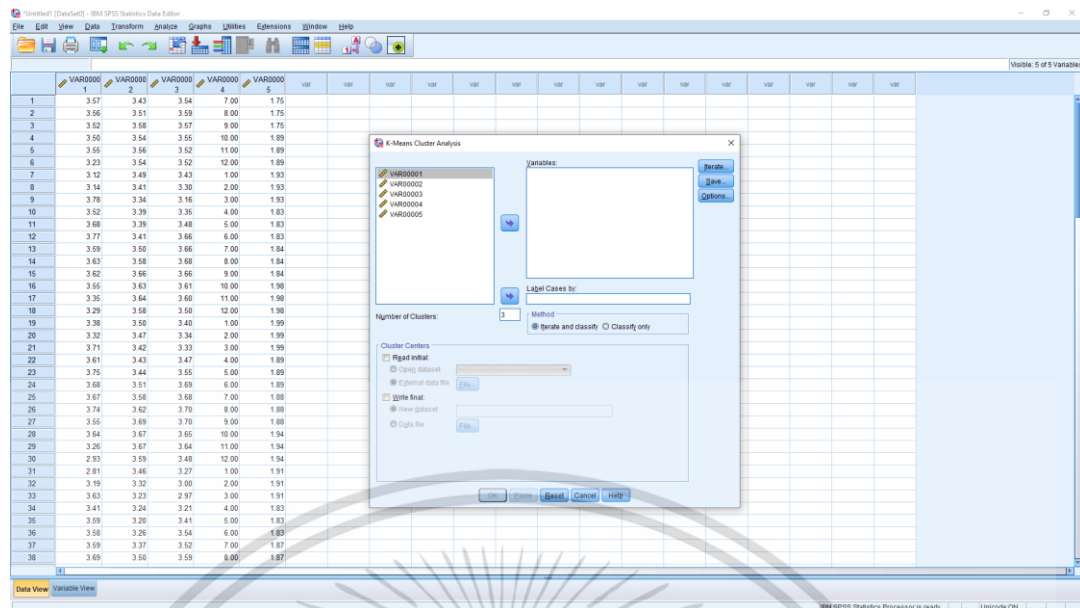
	VAR00001	VAR00002	VAR00003	VAR00004	VAR00005
1	3.87	3.43	3.54	7.00	1.75
2	3.56	3.51	3.59	8.00	1.75
3	3.52	3.58	3.57	9.00	1.75
4	3.50	3.54	3.55	10.00	1.89
5	3.55	3.45	3.52	11.00	1.89
6	3.23	3.54	3.52	12.00	1.89
7	3.12	3.49	3.43	1.00	1.93
8	3.14	3.41	3.30	2.00	1.93
9	3.78	3.34	3.16	3.00	1.93
10	3.52	3.39	3.35	4.00	1.83
11	3.68	3.39	3.48	5.00	1.83
12	3.77	3.41	3.66	6.00	1.83
13	3.59	3.50	3.66	7.00	1.84
14	3.63	3.58	3.68	8.00	1.84
15	3.62	3.66	3.66	9.00	1.84
16	3.55	3.63	3.61	10.00	1.98
17	3.35	3.64	3.60	11.00	1.98
18	3.29	3.68	3.50	12.00	1.98
19	3.38	3.50	3.40	1.00	1.99
20	3.32	3.47	3.34	2.00	1.99
21	3.71	3.42	3.33	3.00	1.99
22	3.61	3.43	3.47	4.00	1.89
23	3.75	3.44	3.55	5.00	1.89
24	3.68	3.51	3.69	6.00	1.89
25	3.67	3.58	3.68	7.00	1.88
26	3.74	3.62	3.70	8.00	1.88
27	3.55	3.69	3.70	9.00	1.88
28	3.64	3.67	3.65	10.00	1.94
29	3.26	3.67	3.64	11.00	1.94
30	2.93	3.59	3.48	12.00	1.94
31	2.81	3.46	3.27	1.00	1.91
32	3.19	3.32	3.00	2.00	1.91
33	3.63	3.23	2.97	3.00	1.91
34	3.41	3.24	3.21	4.00	1.83
35	3.59	3.20	3.41	5.00	1.83
36	3.58	3.26	3.54	6.00	1.83
37	3.59	3.37	3.52	7.00	1.87
38	3.69	3.50	3.59	8.00	1.87

รูปที่ 5.3 แสดงการคัดลอกข้อมูลจาก Excel ไปวางใน SPSS [27]

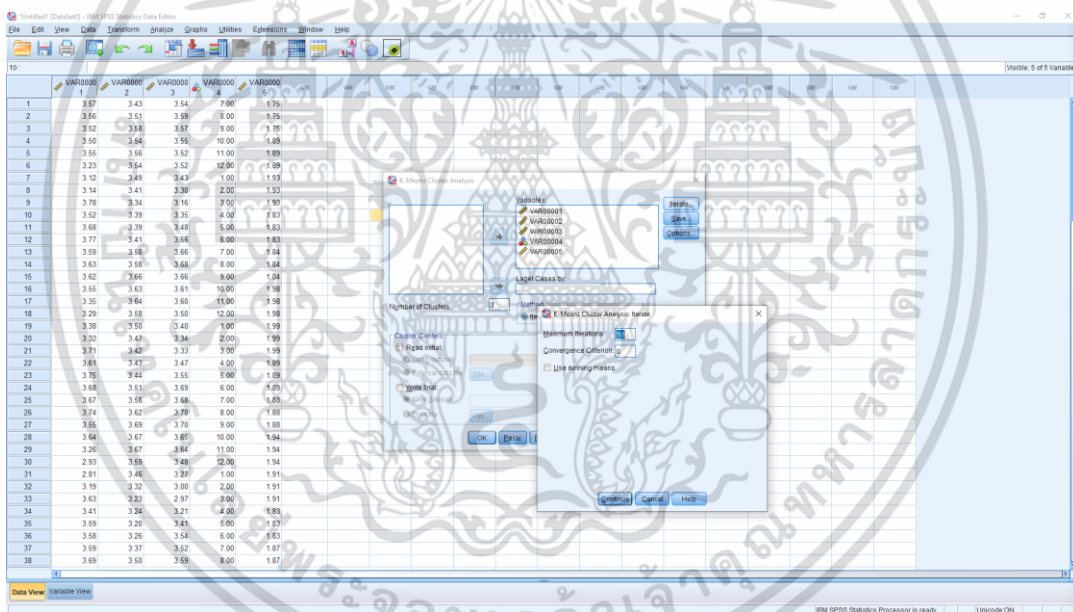


รูปที่ 5.4 แสดงการเลือก Tool bar K-Mean Cluster [27]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



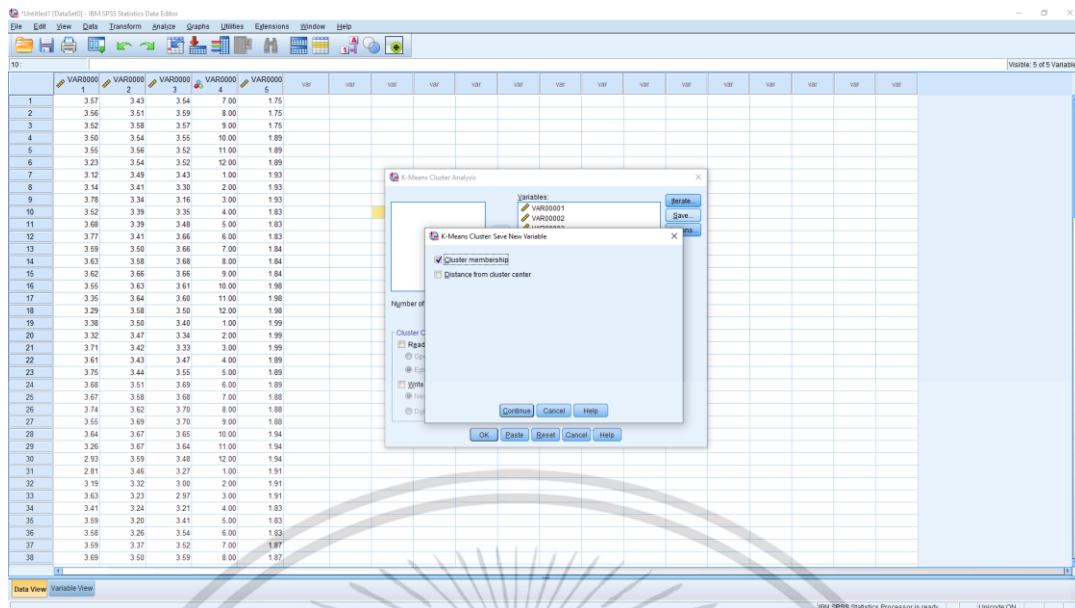
รูปที่ 5.5 แสดงหน้าต่าง K-Mean Cluster Analysis [27]



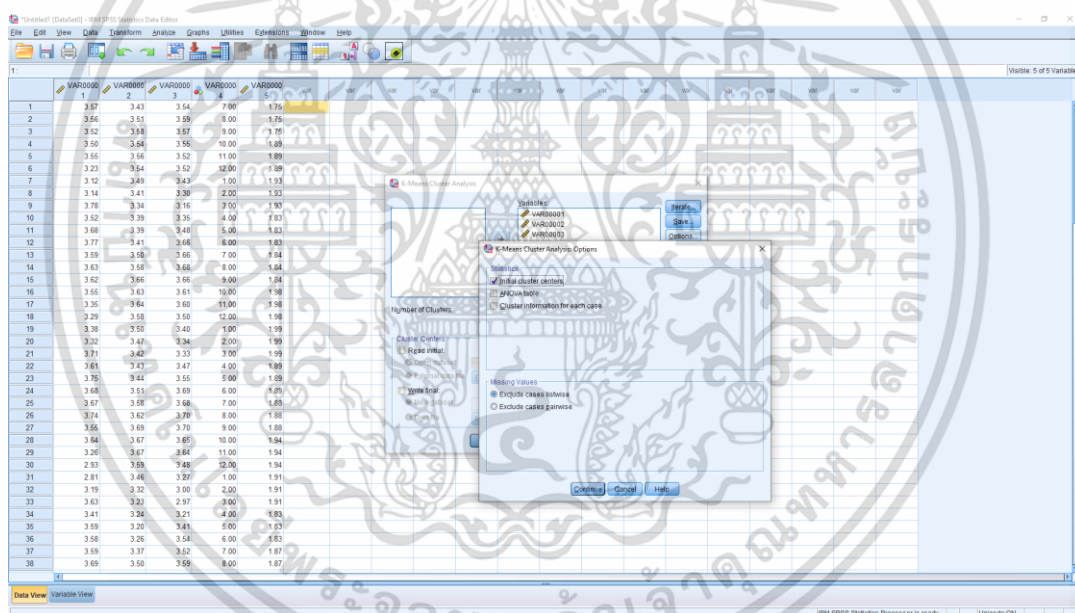
รูปที่ 5.6 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis : Iterate [27]

จากรูปที่ 5.6 แสดงการนำเข้าตัวแปรอินพุตที่ต้องการจัดกลุ่ม มีทั้งหมด 5 ตัวแปร จำนวนกลุ่ม 3 กลุ่ม จำนวนทำซ้ำสูงสุด 10 ครั้ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สแกนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 5.7 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Save New Variable [27]



รูปที่ 5.8 แสดงหน้าต่าง K-Means Cluster Analysis : Options [27]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สวอนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Figure 5.9 shows a screenshot of the IBM SPSS Data Editor window. The main area displays a data view with 38 rows and 15 columns. The columns are labeled VAR00001 through VAR00015, and the rows are numbered 1 through 38. The data appears to be a list of values for each variable across the rows.

รูปที่ 5.9 แสดงตัวแปรตัวเลขบอกกลุ่ม [27]

Figure 5.10 shows a screenshot of the IBM SPSS Statistics Viewer window. The main area displays the 'Quick Cluster' dialog box. The dialog box contains several sections: 'Initial Cluster Centers', 'Iteration History', and 'Final Cluster Centers'. The 'Initial Cluster Centers' section shows a table with 5 rows and 3 columns. The 'Iteration History' section shows a table with 3 rows and 3 columns. The 'Final Cluster Centers' section shows a table with 5 rows and 3 columns. The 'Number of Cases in each Cluster' section shows a table with 3 rows and 2 columns.

Cluster	1	2	3
VAR00001	4.42	2.93	2.81
VAR00002	3.93	3.59	3.46
VAR00003	4.27	3.89	3.27
VAR00004	4.06	12.00	1.60
VAR00005	2.20	1.94	1.91

Iteration	1	2	3
1	314	1,479	18,223
2	154	276	504
3	.000	.000	.000

Cluster	1	2	3
VAR00001	3.95	3.87	3.64
VAR00002	3.71	3.87	3.61
VAR00003	3.89	3.83	3.90
VAR00004	6.65	10.50	2.50
VAR00005	2.03	1.12	2.15

Cluster	1	2	3
1	38,000		
2		40,000	
3			20,000
Valid			114,000
Missing			.000

รูปที่ 5.10 แสดง IBM SPSS Statistics Viewer [27]

ตัวอย่างการจัดกลุ่มข้อมูลด้วยโปรแกรม IBM SPSS STATISTICS 20 ก่อนฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้แสดงในตารางที่ 5.1 ถึง ตารางที่ 5.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 แสดงจุดศูนย์กลางเริ่มต้นของแต่ละกลุ่ม [27]

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
INPUT1	19.21	19.23	23.97	14.28	24.31	14.15
INPUT2	19.46	19.27	24.52	14.34	24.17	14.4
INPUT3	18.98	18.85	24.14	14.19	24.07	14.22
INPUT4	18.88	18.77	24.27	14.13	24.04	14.18
INPUT5	2	10	12	3	4	3
INPUT6	12	1	12	1	2	12
INPUT7	1.02	1.02	1.29	0.78	1.29	0.78
OUTPUT	18.45	18.88	24.07	14.21	24.59	14.12

จากตารางที่ 5.1 ผลรวมค่าสัมบูรณ์ระยะห่างของศูนย์กลางเริ่มต้นต่ำสุด คือ 11.36 ( กลุ่มที่ 4 และ กลุ่มที่ 6 )

ตารางที่ 5.2 แสดงประวัติการทำซ้ำและค่าเปลี่ยนแปลงศูนย์กลางของแต่ละกลุ่ม [27]

Iteration	Change in Cluster Centers					
	1	2	3	4	5	6
1	4.056	4.101	3.884	3.997	3.179	3.721
2	1.177	0.34	0.626	0.66	0.862	1.233
3	0.436	0	0.218	0.272	1.017	0
4	0.232	0.174	0	0.271	0.437	0
5	0	0	0.196	0	0.256	0
6	0	0	0	0	0	0

จากตารางที่ 5.2 การลู่เข้าจะสิ้นสุดลงเมื่อค่าเปลี่ยนแปลงศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มไม่มีการเปลี่ยนแปลง โดยค่าสัมบูรณ์ค่าเปลี่ยนแปลงสูงสุดของศูนย์กลางมีค่าเป็น 0.000 ซึ่งสิ้นสุดที่การทำซ้ำครั้งที่ 6

ตารางที่ 5.3 แสดงชุดศูนย์กลางสุดท้ายของแต่ละกลุ่ม [27]

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
INPUT1	20.34	19.84	23.11	15.75	23.66	15.5
INPUT2	20.56	19.77	23.36	15.77	23.55	15.74
INPUT3	20.71	19.78	23.62	15.81	23.37	15.91
INPUT4	20.65	19.93	23.7	16.09	23.52	15.88
INPUT5	4.23	7.47	10.92	4.26	7.32	5
INPUT6	9.33	3.74	8.48	3.39	3.11	9.71
INPUT7	1.05	1.02	1.19	0.83	1.23	0.82
OUTPUT	20.32	20.52	23.5	16.43	24.26	15.73

จากตารางที่ 5.3 ผลรวมค่าสัมบูรณ์ระยะห่างของศูนย์กลางสุดท้ายจะลดจากศูนย์กลางเริ่มต้น โดยมีค่าต่ำสุด คือ 8.36 ( กลุ่มที่ 4 และกลุ่มที่ 6 )

ตารางที่ 5.4 แสดงจำนวนชุดข้อมูลของแต่ละกลุ่ม [27]

Cluster	1	40 sets
	2	34 sets
	3	25 sets
	4	23 sets
	5	19 sets
	6	21 sets
Valid		162 sets
Missing		0 sets

จากตารางที่ 5.4 กลุ่มที่ 1 มีจำนวนชุดข้อมูลมากที่สุด กลุ่มที่ 5 มีจำนวนชุดข้อมูลน้อยสุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 6

# วิธีการทดลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด

## 6.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม [31]

### 6.1.1 เจ็อนไซในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm นั้นจะมีเจ็อนไซพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

#### 1. Performance Gradient Factor

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 เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสให้ลูเข้าหาคำตอบ 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

ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเป็นเจ็อนไซหนึ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการหาคำตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

#### 4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ในที่นี้คือการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว

## 6.1.2 เงื่อนไขในการทดสอบ

### 1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประเทียมนั้น จะวัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมนี้ใช้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) ตามสมการ 6.1

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (6.1)$$

โดยที่

$Real\ result_i$	คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ใช้จริงในอาคาร
$Predicted\ result_i$	คือ ค่าพลังงานไฟฟ้าที่ได้จากการทำนายโดย ANN
$n$	คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

### 6.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ

#### 1. เงื่อนไขต่างๆ ภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในโครงข่ายประเทียมนั้นแบบแพร่ค่าย้อนกลับนี้ โดยทั่วไปจะมี 2 วิธี คือกำหนดค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยตนเองหรืออีกวิธีคือให้โปรแกรมทำการเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธีการสุ่มเลือก สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้วิธีการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเนื่องจากการฝึกสอนในแต่ละรอบนั้นมีทิศทางกรูเข้าสู่อคำตอบที่แตกต่างกันออกไป

ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสนั้นมีอยู่หลายวิธีด้วยกันสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งมีประสิทธิภาพและมีความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด โดยในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเป็นจำนวน 1000 ครั้ง (Epoch) ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบนั้นจะคำนวณหาค่าผิดพลาดของคำตอบที่ข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดทดสอบแต่ละชุดเพื่อเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (mean absolute percentage error) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับ

ค่า MAPE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้า และทำการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอสในรอบที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดข้อมูลทดสอบมีค่าต่ำสุด

จำนวนรอบของการฝึกสอน เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจนครบแล้ว ถือว่าเป็นหนึ่งรอบของการฝึกสอน ซึ่งหลังจากจบหนึ่งรอบของการฝึกสอนก็จะทำการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นค่าที่ต่างจากค่าเริ่มต้นที่ผ่านมาและจะทำจนครบจำนวนรอบที่เราได้กำหนดไว้ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้จำนวนรอบของการฝึกสอนในแต่ละโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 30 รอบต่อโครงสร้าง และเลือกรอบของการฝึกสอนที่ทำให้ค่า MAPE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด

จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาทเทียม จำนวนนิรอนในชั้นซ่อนจะมีผลต่อเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน นั่นคือถ้าจำนวนนิรอนมากเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนก็จะมากตามไปด้วย แต่จำนวนนิรอนนั้นไม่ได้เป็นสิ่งที่ทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณภาพ นั่นคือจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่มากไม่ได้เป็นตัวชี้ว่าโครงข่ายประสาทเทียมจะมีประสิทธิภาพดี ในบางปัญหาจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่น้อยก็อาจจะมีประสิทธิภาพดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนที่มาก วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้จำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยกำหนดให้จำนวนนิรอนของชั้นซ่อนที่ 1 มากกว่าจำนวนนิรอนของชั้นซ่อนถัดไป อยู่จำนวน 1 นิรอน ลดลงไปที่ละ 1 จนถึงชั้นซ่อนสุดท้าย

## 2. ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

รูปที่ 6.1 แสดงขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 เตรียมข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตด้วย EXCEL

ขั้นตอนที่ 2 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ

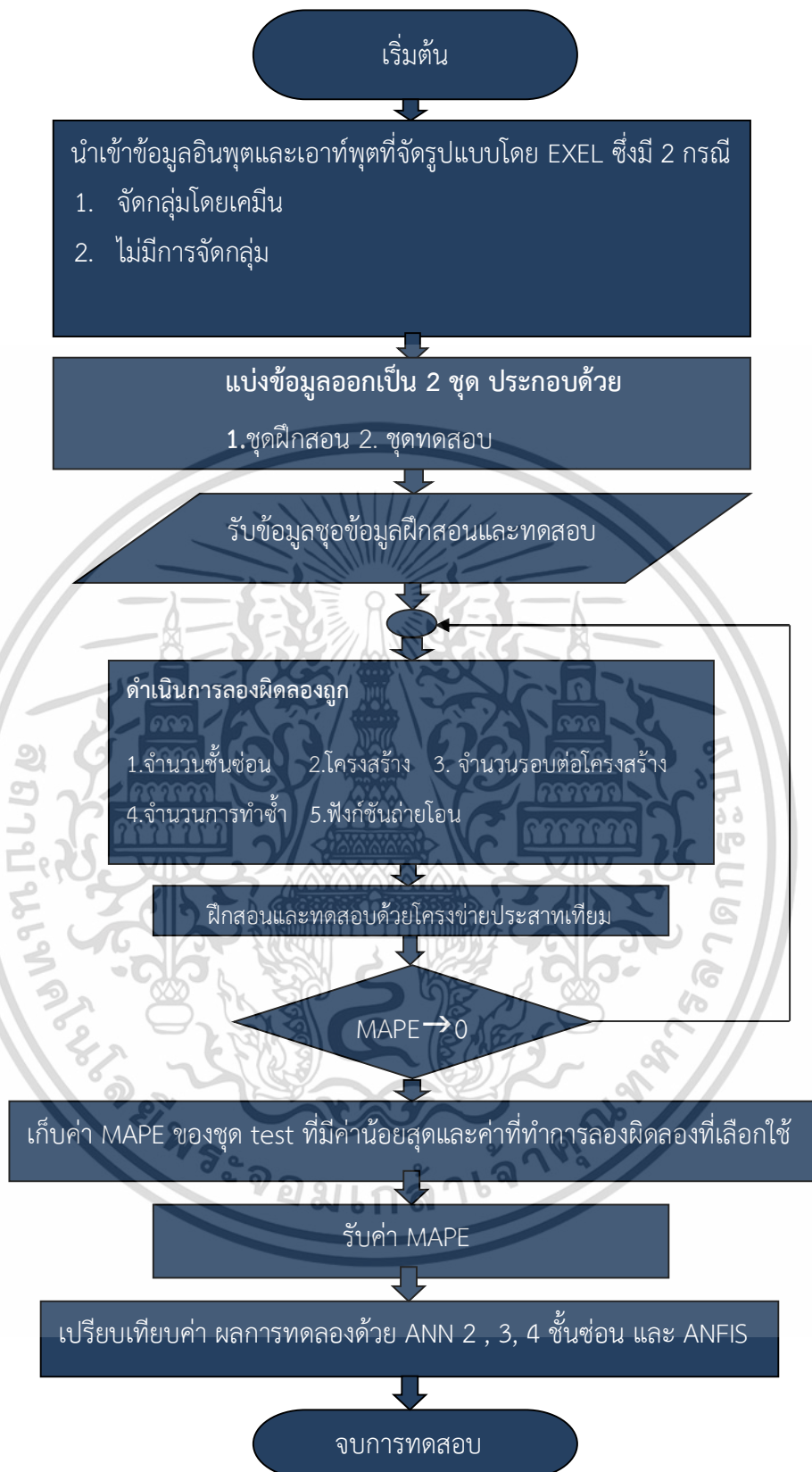
ขั้นตอนที่ 3 รับผิดชอบข้อมูล ชุดฝึกสอนและทดสอบไปวางใน M-file ของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 4 ดำเนินการลองผิดลองถูกโดยปรับจำนวนชั้นซ่อน โครงสร้าง จำนวนรอบต่อโครงสร้าง จำนวนการประมวลผลซ้ำ และฟังก์ถ่ายโอน

ขั้นตอนที่ 5 ดำเนินการทดลองโดยโครงข่ายประสาทเทียมจนได้ค่า MAPE น้อยสุด

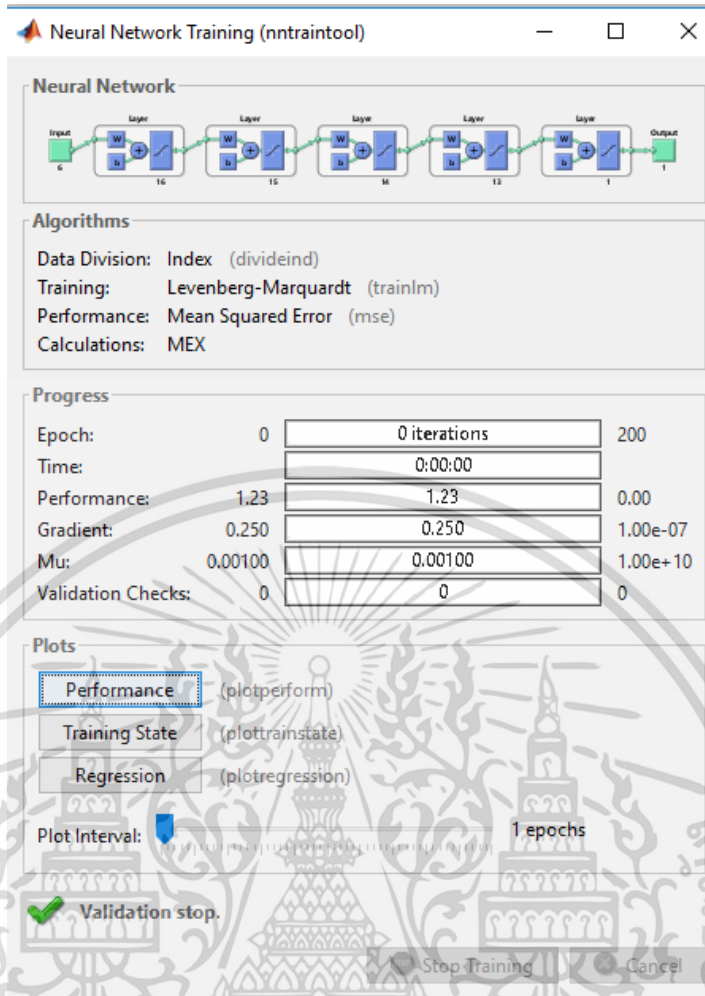
ขั้นตอนที่ 6 เก็บค่าลองผิดลองถูกที่ให้ค่า MAPE ดีที่สุด

ขั้นตอนที่ 7 เปรียบเทียบผลการทดสอบ



รูปที่ 6.1 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียม [30]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.2 หน้าต่างการฝึกสอนของโครงข่ายประสาทเทียม [31]

รูปที่ 6.2 จะแสดงหน้าต่างการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน การประมวลผลซ้ำ 200 รอบ Performance เริ่มต้นที่ 1.23 สิ้นสุดที่ 0.00 Gradient Factor เริ่มต้นที่ 0.25 สิ้นสุดที่  $1.00 \times 10^{-7}$   $\mu$  เริ่มต้นที่ 0.001 สิ้นสุดที่  $1.00 \times 10^{+10}$

## 6.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ [31]

### 6.2.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริด นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

#### 1. $\eta$ และ $m$ Factor

Adaptive Learning Rate ( $\eta$ ) และ Momentum Term ( $m$ ) เป็นค่าคงที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้ลู่ออกค่าตอบ โดยที่  $m$  มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และจะเซตค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.9 ส่วน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$\eta$  จะใช้ค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.01 และค่าตัวแปรทั้งสองจะถูกปรับระหว่างการศึกษาโดยการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากค่า 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

ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้นั้นจะเป็นเงื่อนไขที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาคำตอบของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้มีประสิทธิภาพการหาคำตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

## 4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

ในที่นี้คือการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้จะสามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว

### 6.2.2 เงื่อนไขการทดสอบ

#### 1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ จะวัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้นี้ใช้รากที่สองค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ตามสมการที่ 6.2 โดยการลองผิดลองถูกจากการเปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิก และ Epochs จนได้ค่า RMSE น้อยที่สุด แล้วนำค่าที่ได้จากการพยากรณ์มาคำนวณหา MAPE เพื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Real\ Result_i - Predicted\ Result_i]^2} \quad (6.2)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

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

## 6.2.2 ขั้นตอนการทดสอบด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

ขั้นตอนการทดสอบด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้แสดงดังรูปที่ 6.4 ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 เตรียมข้อมูลอินพุตและเอาท์พุตด้วย EXCEL

ขั้นตอนที่ 2 แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ

ขั้นตอนที่ 3 คัดลอกข้อมูล ชุดฝึกสอนและทดสอบจาก EXCEL ไปวางใน M-file ของตัวแบบระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ แล้วกดรัน

ขั้นตอนที่ 4 เรียกหน้าต่างระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ด้วยการพิมพ์ anfisedit ที่ M-file แล้วจะแสดงหน้าต่างดังรูปที่ 6.3

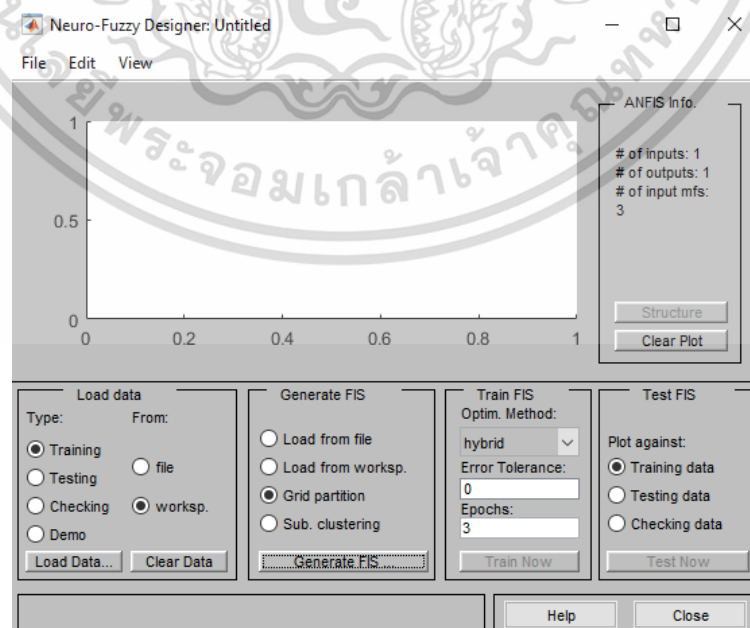
ขั้นตอนที่ 5 คลิกเลือก workspace จากหน้าต่าง load data เพื่อนำเข้าข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ

ขั้นตอนที่ 6 คลิกเลือก Generate Fis เพื่อตั้งค่าประเภทฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิก

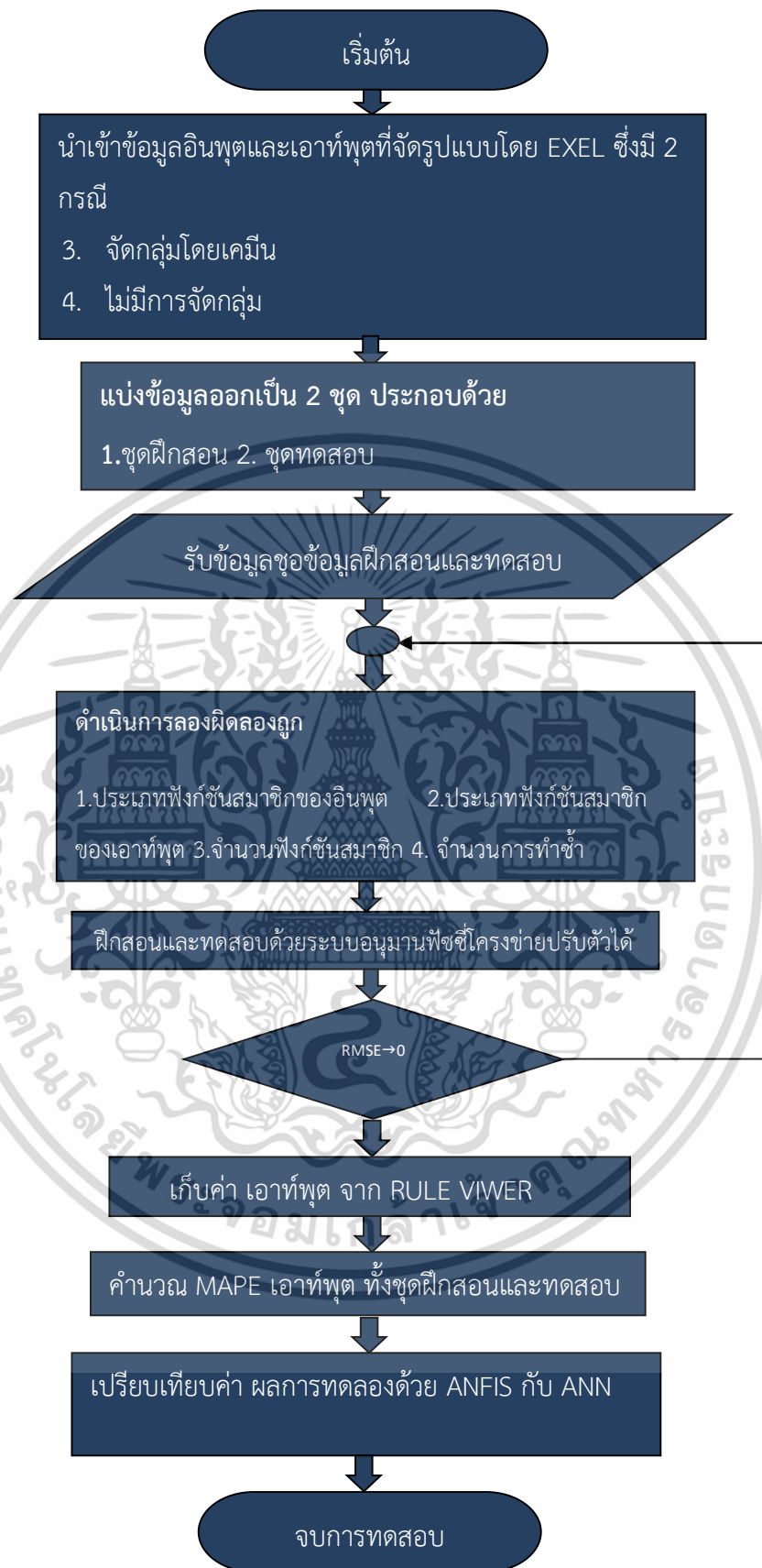
ขั้นตอนที่ 7 ตั้งค่าจำนวนครั้งการประมวลผลซ้ำจากหน้าต่าง Train Fis Box

ขั้นตอนที่ 8 ทำการฝึกสอนโดยปรับ ประเภทฟังก์ชันสมาชิก จำนวนฟังก์ชันสมาชิก และจำนวนครั้งการประมวลผลซ้ำจนกระทั่งค่า RMSE น้อยสุด

ขั้นตอนที่ 9 รับค่าเอาท์พุตจาก RULE VIEWER และคำนวณค่า MAPE ทั้งชุดฝึกสอนและทดสอบเพื่อเปรียบเทียบกับค่าที่พยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม



รูปที่ 6.3 หน้าต่างการออกแบบและตั้งค่าพารามิเตอร์ของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ [31]  
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ใช้ได้เห็นใบแจ้งประโยชน์ในการศึกษา  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.4 Flow Chart แบบจำลองการพยากรณ์โดยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ [30]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ผลการทดลองการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด

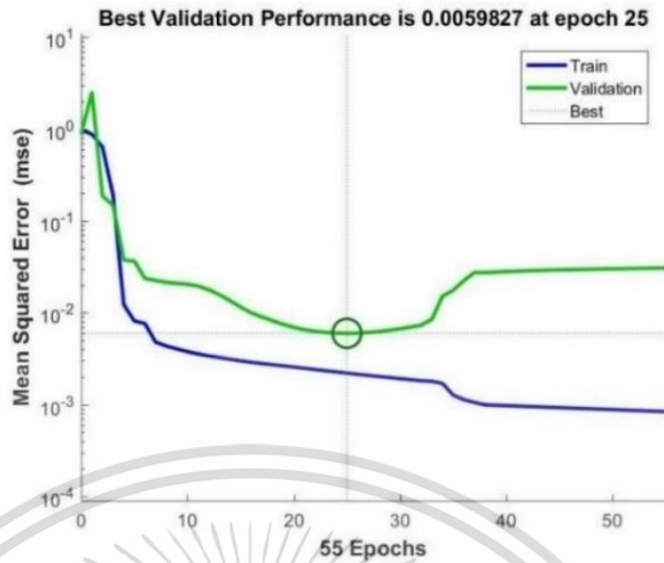
### 7.1 ผลการทดลองการประเมินกรณีศึกษาการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุমানฟuzzyปรับตัวได้ ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

#### 7.1.1 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของการทดสอบ

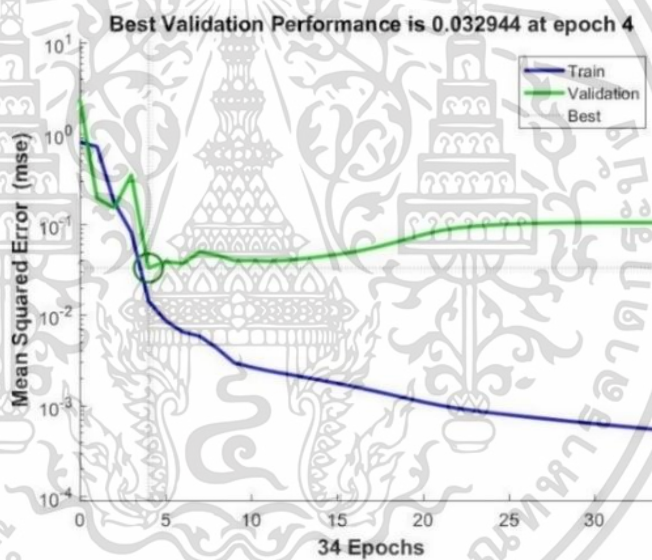
ในหัวข้อนี้จะเป็นการนำเสนอผลการจำลองด้วยตัวแบบที่ใช้พยากรณ์ โดยอินพุตได้แบ่งออกเป็นชุดฝึกสอนจำนวน 150 ชุด และชุดทดสอบจำนวน 12 ชุด ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมได้ทำการทดลองเพื่อค่าที่แม่นยำที่สุดด้วยการลองผิดลองถูก ด้วยการปรับจำนวนชั้นซ่อน จำนวนนิวรอน อัลกอริทึม โครงสร้าง จำนวนรอบต่อโครงสร้าง จำนวนรอบการประมวลผลซ้ำและฟังก์ชันถ่ายโอน ส่วนระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ได้ทำการปรับฟังก์ชันสมาชิก จำนวนฟังก์ชันสมาชิก และการประมวลผลซ้ำ สำหรับงานวิจัยนี้ได้นำเสนอ โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2, 3, 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ส่วนกรณีที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมที่มีชั้นซ่อนมากกว่า 4 ชั้นซ่อนไม่ได้นำเสนอเพราะผลการทดลองไม่ได้แม่นยำมากขึ้นและยังใช้เวลาในการเรียนรู้มากขึ้น ส่วนข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกสอนและทดสอบในการทดลองนี้ ประกอบด้วย ประวัติการกำลังไฟฟ้าสูงสุด ในรูปของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ [32] รหัสเดือน และผลิตภัณฑ์มวลรวมภายในประเทศรายไตรมาส (QGDP) [33] แสดงในภาคผนวก ง ตารางที่ ง.1 หลังจากทำการฝึกสอนและทดสอบได้โครงสร้างที่ให้ผลการทดสอบดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ จะนำโครงสร้างดังกล่าว รวมถึง weight และ bias ทำการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุด ปี 2558, 2559 และ 2560 ด้วยพารามิเตอร์อินพุตประเภทเดียวกับการฝึกสอนและทดสอบ และดำเนินการเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย รวมถึงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของทั้งสองตัวแบบ

#### 7.1.2 ผลการฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับผลการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3, และ 4 ชั้นซ่อน ซึ่งได้ทำการทดลองเพื่อหาผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 7.1-7.9 และตารางที่ 7.1

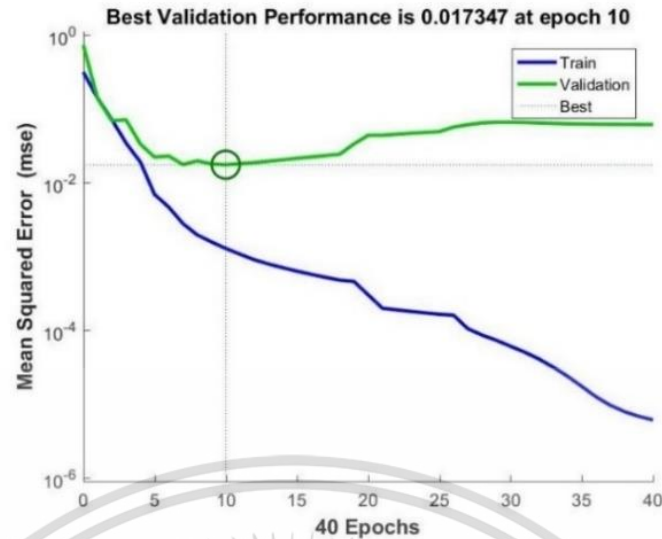


รูปที่ 7.1 แสดงผลการประเมินผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน [31]



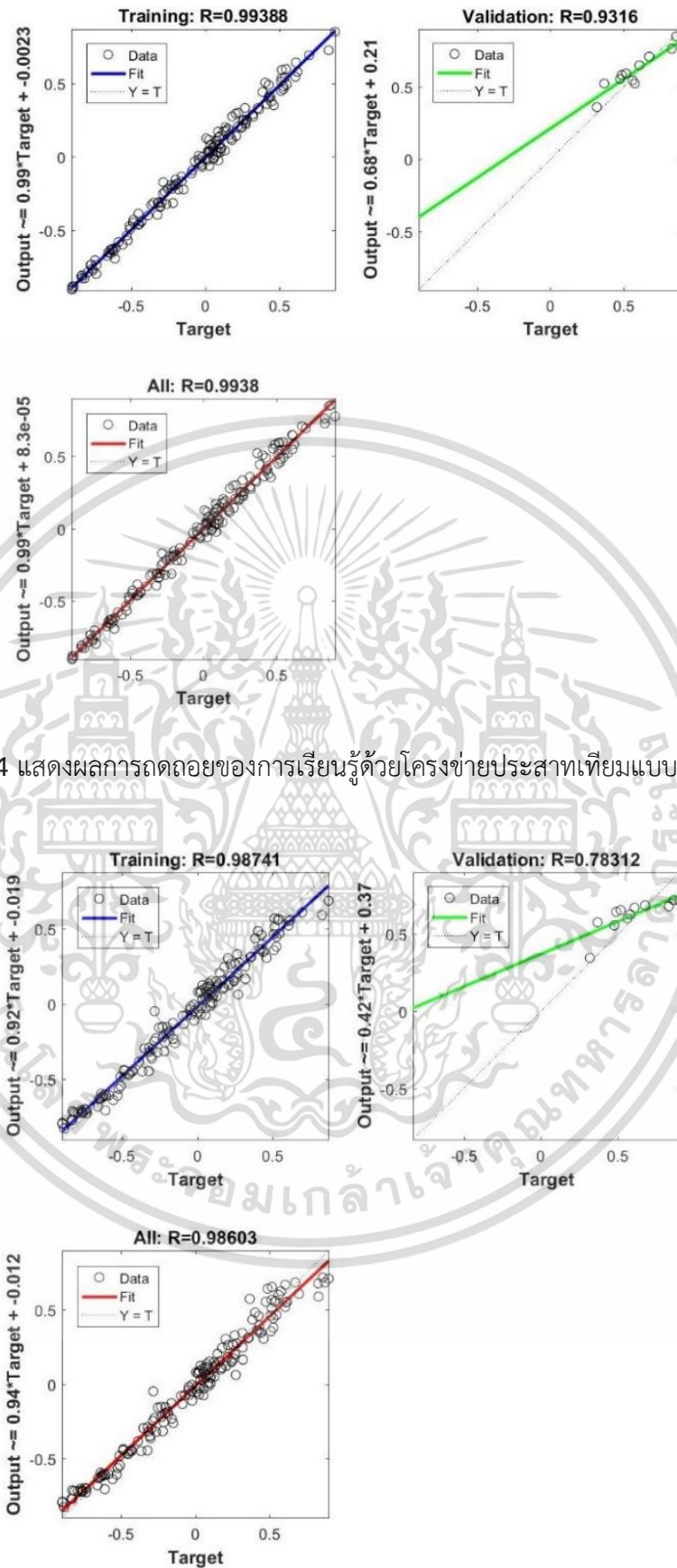
รูปที่ 7.2 แสดงผลการประเมินผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้นซ่อน [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

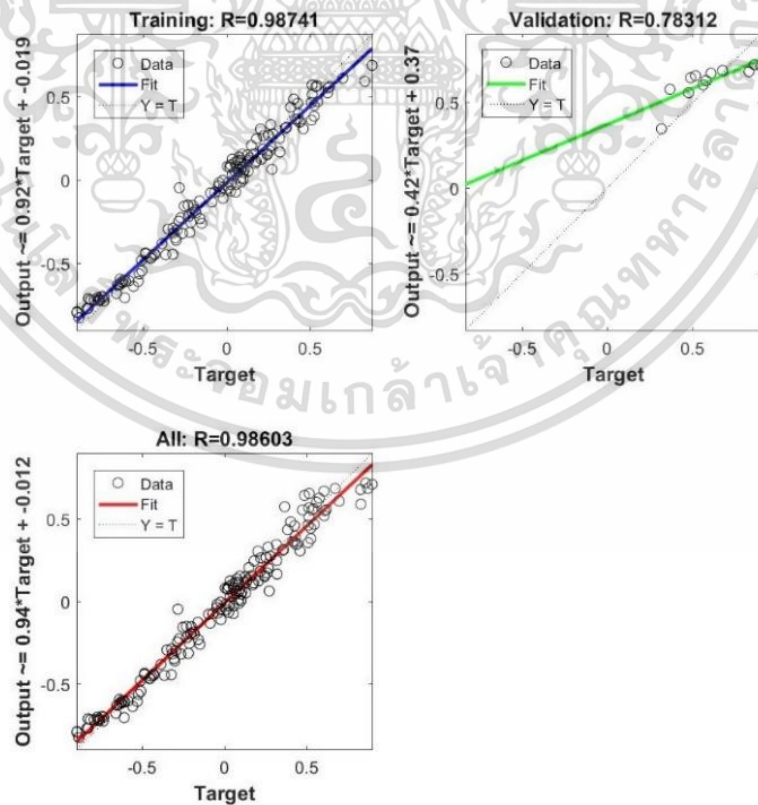


รูปที่ 7.3 แสดงผลการประมวลผลซ้ำและค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองของโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน [31]

รูปที่ 7.1, 7.2 และ 7.3 แสดงผลการประมวลผลด้วยโครงข่ายประสาทเทียม จะพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประเทียม 2, 3, และ 4 ชั้นซ่อน มีแนวโน้มลู่เข้าและหยุดการประมวลผลซ้ำที่ 55, 34 และ 40 รอบตามลำดับ และเกิด Over Fitting หลังการประมวลผลซ้ำ 25, 4 และ 10 รอบตามลำดับ ส่วนการประเมินการถดถอยแสดงในรูปที่ 7.4, 7.5 และ 7.6 โดยการถดถอยของโครงข่ายประเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อนคือ 0.99388, 0.98741 และ 0.9965 นั้นแสดงให้เห็นว่าค่าเอาท์พุทที่ได้จากการฝึกสอนกับค่าเป้าหมายสอดคล้องกันทั้งสามตัวแบบการพยากรณ์ ซึ่งจะส่งผลให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพและแม่นยำ

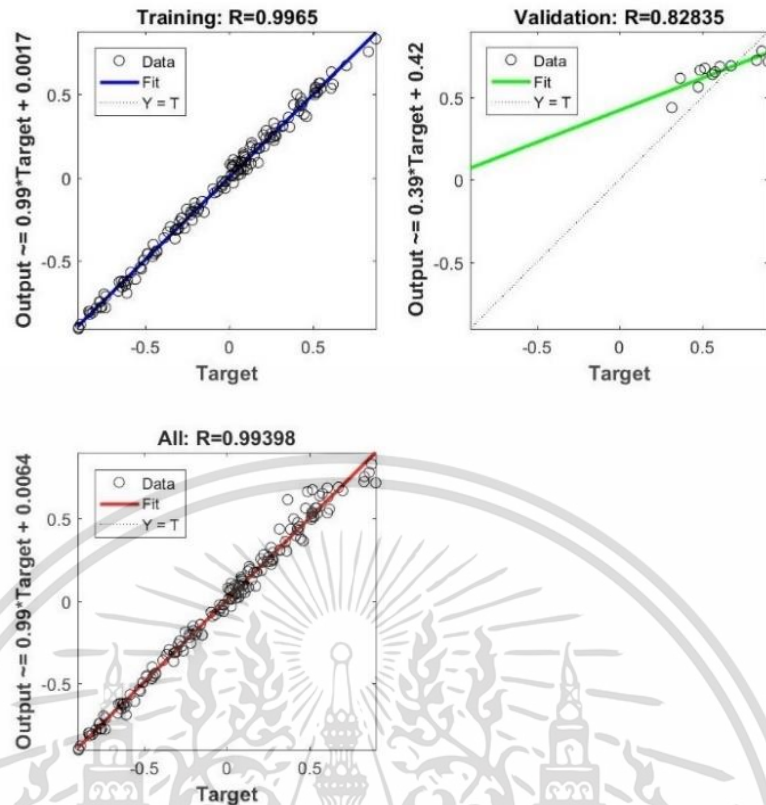


รูปที่ 7.4 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ้อน [31]

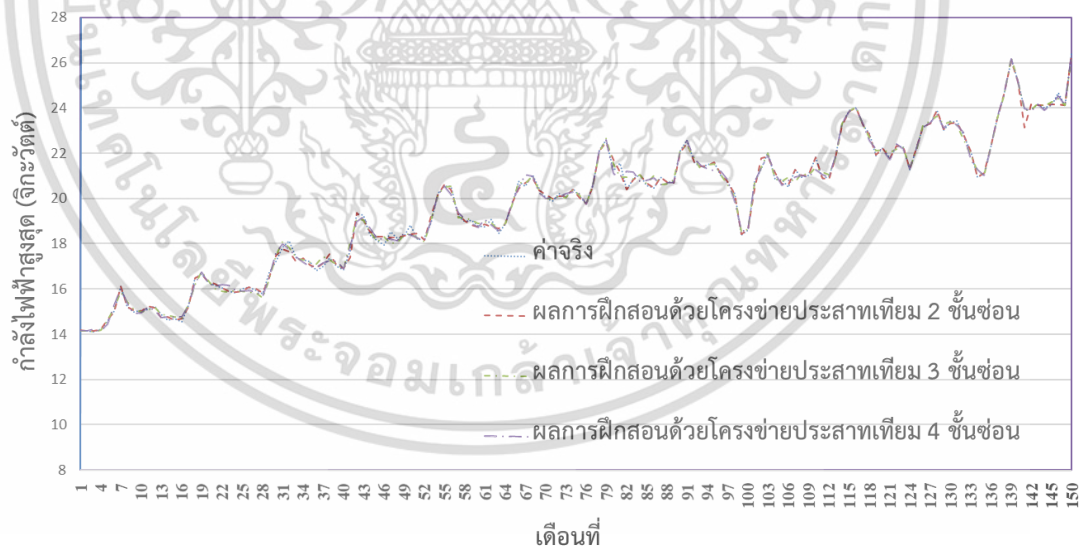


รูปที่ 7.5 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นซ้อน [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



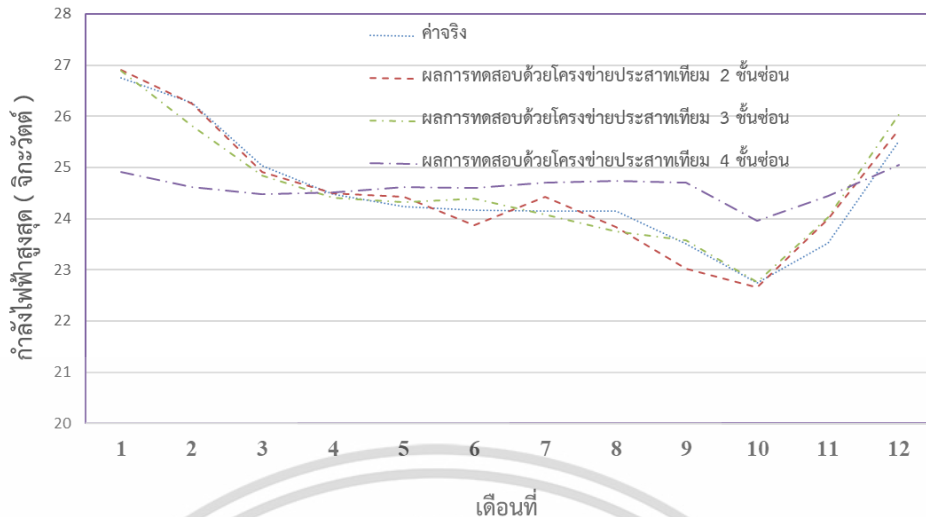
รูปที่ 7.6 แสดงผลการถดถอยของการเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นซ้อน [31]



รูปที่ 7.7 แสดงผลการฝึกสอนด้วยข้อมูล 150 เดือนของโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ้อน

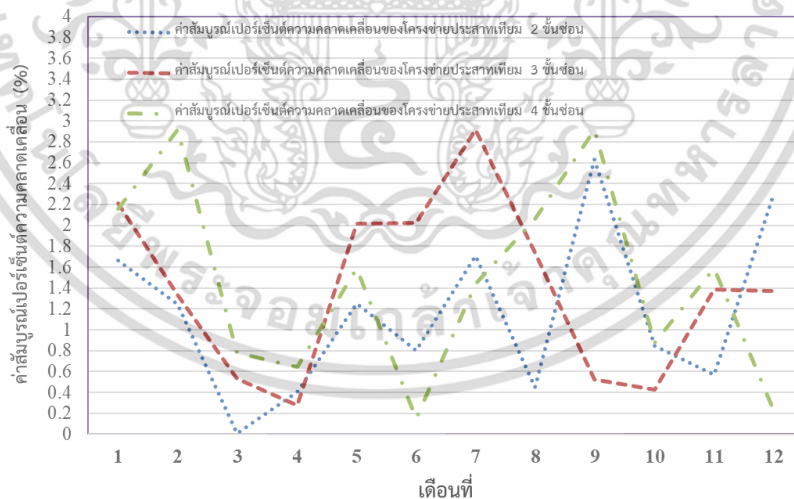
รูปที่ 7.7 แสดงผลการฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม โดยทำการทดลองลงมือทดลองจากค่าความคลาดเคลื่อนเข้าใกล้ศูนย์ จากกราฟจะเห็นว่าค่าที่ได้จากการฝึกสอนกับค่าจริงใกล้เคียงกันทั้งสามตัวแบบ ซึ่งเพียงพอที่จะใช้ในการทดสอบหรือพยากรณ์ได้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 7.8 แสดงผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน

ผลการทดสอบแสดงในรูปที่ 7.8 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสามตัวแบบเปรียบเทียบกับค่าจริงทุกเดือน จะพบว่ากราฟแสดงผลค่าทดสอบกับค่าจริงจะคล้อยตามกัน ดังนั้นเพื่อให้ผลการเปรียบเทียบชัดเจนมากขึ้น การประเมินผลได้ทำการเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนและค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนดังแสดงดังรูปที่ 7.9 และ ตารางที่ 7.1 ตามลำดับ



รูปที่ 7.9 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน

จากรูปที่ 7.9 จะพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน มีประสิทธิภาพดีที่สุดด้วยค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 2.6% เมื่อเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 และ 4 ชั้นซ่อน ซึ่งมีค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสูงสุดประมาณ 3.0 %

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

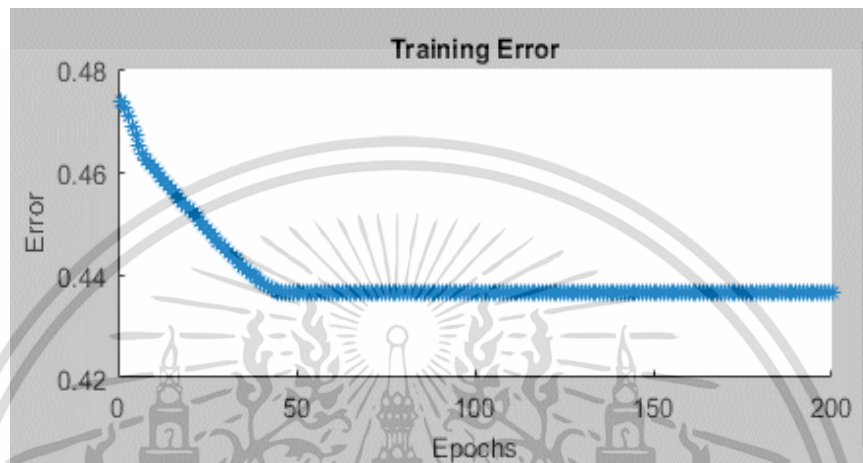
ตารางที่ 7.1 แสดงการเปรียบเทียบผลการการจำลองด้วยการลองผิดลองถูกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน

	โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน	โครงข่ายประสาทเทียม 3 ชั้นซ่อน	โครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน
โมเดล	Back -Propagation	Back -Propagation	Back -Propagation
	1st Layer	1st Layer	1st Layer
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid
	2nd Layer	2nd Layer	2nd Layer
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid
ฟังก์ชันถ่ายโอน	Output Layer	3rd Layer	3rd Layer
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid
		Output Layer	4th Layer
		Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid
			Output Layer
			Tan-Sigmoid
ข้อมูลฝึกสอน (ชุด)	150	150	150
ข้อมูลทดสอบ (ชุด)	12	12	12
วิธีการเรียนรู้	Levenberg -Marquardt	Levenberg -Marquardt	Levenberg -Marquardt
จำนวนรอบการทำซ้ำ	200	200	200
เวลาเรียนรู้ (นาที)	14.45	20.32	27.09
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลฝึกสอน	0.5171	0.6860	0.7543
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลทดสอบ	1.1527	1.3966	1.4458

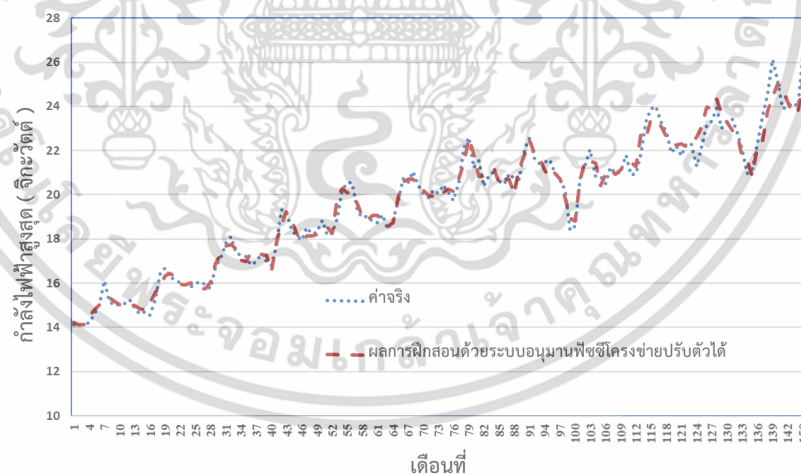
จากตารางที่ 7.1 โครงข่ายประสาทเทียมทั้งสามรูปแบบมีการจำลองและทดสอบด้วยข้อมูลฝึกสอน 150 ชุด ข้อมูลทดสอบ 12 ชุด จนได้ผลการทดสอบที่ดีที่สุดด้วย วิธีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-Sigmoid และการประมวลผลซ้ำ 200 รอบ โดยผลการฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อน มีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเป็น 0.5171%, 0.6860% และ 0.7543% ตามลำดับ ส่วนผลการทดสอบมีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนเป็น 1.1527%, 1.3966% และ 1.4458% ตามลำดับ จะเห็นว่าผลการทดลองด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อนมีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดทั้งการฝึกสอนและการทดสอบและยังใช้เวลาน้อยที่สุด และนำผลการทดสอบนี้ดำเนินการเปรียบเทียบกับผลการทดสอบด้วยระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ต่อไป

### 7.1.3 ผลการฝึกสอนและทดสอบด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งมีเป็นต้นแบบที่มีวิธีการสอนแบบ Back Propagation (BP) และ Least Square Gradient Decent Back Propagation (Hybrid BP) ซึ่งผลการทดลองแสดงในรูปที่ 7.10-7.11 และตารางที่ 7.2



รูปที่ 7.10 แสดงกราฟเปรียบเทียบรากที่สองค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองกับจำนวนรอบการประมวลผลซ้ำ [31]



รูปที่ 7.11 แสดงกราฟผลการฝึกสอนด้วยระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

จากรูปที่ 7.10 จะพบว่า การฝึกสอนระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ด้วยการประมวลผลซ้ำ 200 รอบ จะมีค่าความคลาดเคลื่อนเริ่มต้นที่สูงและจะลู่เข้าหาค่าที่เหมาะสมหรือต่ำสุดที่จำนวนการประมวลผลซ้ำในช่วง 50 – 200 รอบ ส่วนในรูปที่ 7.11 จะเปรียบเทียบค่าได้จากการฝึกสอนและค่าจริงซึ่งใกล้เคียงกัน และทำการประเมินค่าความคลาดเคลื่อนด้วยการคำนวณค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ความคลาดเคลื่อนได้ 1.6243% ดังแสดงในตารางที่ 7.2 ซึ่งเพียงพอที่จะใช้ในการพยากรณ์หรือทดสอบ

ตารางที่ 7.2 แสดงการเปรียบเทียบผลการการจำลองด้วยการลองผิดลองถูกด้วยระบบอนุมานฟuzzy ที่โครงสร้างปรับตัวได้

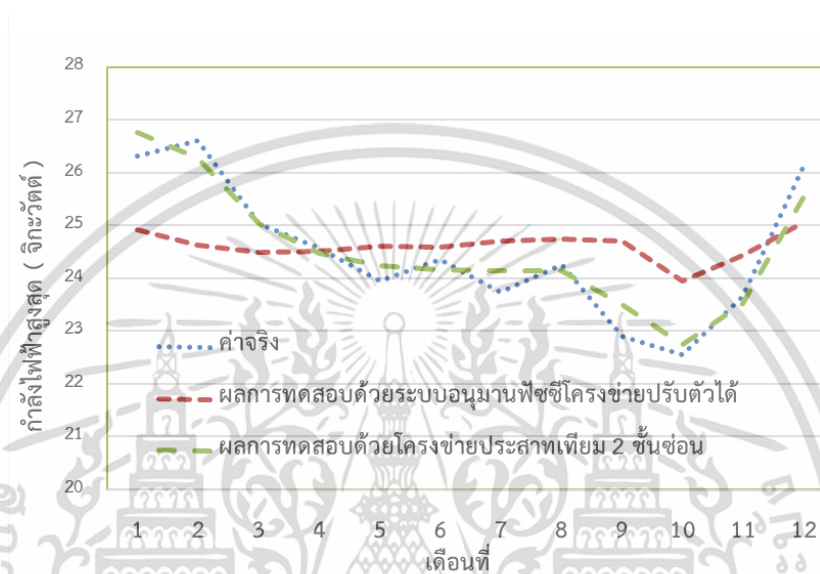
ระบบอนุมานฟuzzy โครงสร้างปรับตัวได้	
โมเดล	Sugeno
ฟังก์ชันสมาชิก	Input 1 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Input 2 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Input 3 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Input 4 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Input 5 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Input 6 Number of MFs 2 , Gbellmf
	Output MF, constant
ข้อมูลฝึกสอน (ชุด)	150
ข้อมูลทดสอบ (ชุด)	12
วิธีการเรียนรู้	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
จำนวนรอบการทำซ้ำ	200
เวลาเรียนรู้ ( นาที )	0.25
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลฝึกสอน	1.6243
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลทดสอบ	3.8739

จากตารางที่ 7.2 แสดงผลการประเมินผลการทดลองด้วยระบบอนุมานฟuzzy โครงสร้างปรับตัวได้ โดยผลการทดสอบดีที่สุดด้วย ฟังก์ชันสมาชิกแบบ Gbell จำนวนฟังก์ชันสมาชิกเป็น 2 จำนวนรอบการประมวลผลซ้ำที่ 200 รอบ โดยค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของการทดสอบที่ดีที่สุดคือ 3.8739% แล้วนำผลการทดสอบนี้ไปเปรียบเทียบกับระบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งจะนำเสนอในข้อ 7.1.4 ต่อไป

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 7.1.4 เปรียบเทียบผลการทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

หลังจากได้ทำการลองผิดลองถูกในหัวข้อที่ 7.1.2 และ 7.1.3 เพื่อหาผลการทดสอบที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ซึ่งนำผลที่ได้มาเปรียบเทียบเพื่อหาวิธีที่ดีที่สุดดังแสดงในรูปที่ 7.12-7.13 และตารางที่ 7.3



รูปที่ 7.12 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้



รูปที่ 7.13 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

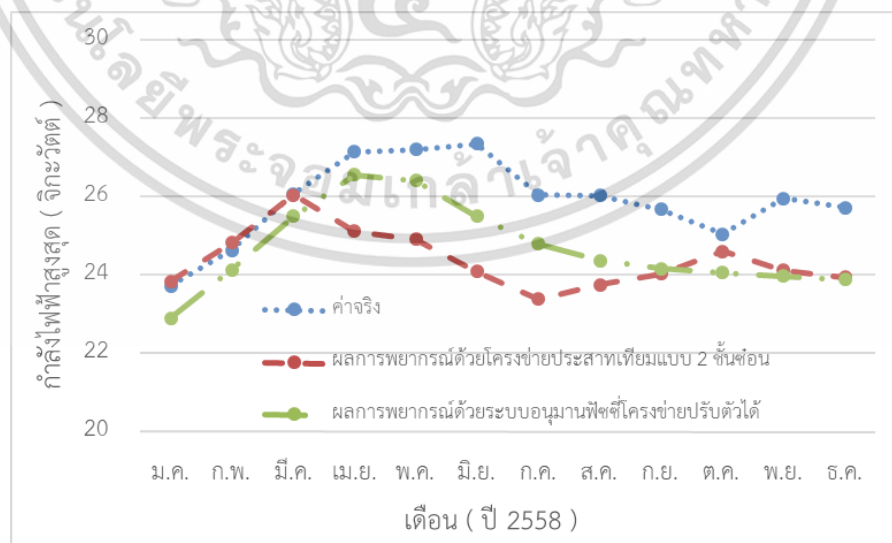
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 7.3 แสดงการเปรียบเทียบค่าราคาที่สองค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองและค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของข้อมูลทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

	โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน		ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้	
	RMSE ( GW )	MAPE ( % )	RMSE ( GW )	MAPE ( % )
การฝึกสอน	0.1589	0.5171	0.4363	1.6243
การทดสอบ	0.3393	1.1527	1.1107	3.8739

จากรูปที่ 7.12 จะพบว่าผลการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนสอดคล้องกับค่าจริงมากกว่าผลการทดสอบด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ รูปที่ 7.13 แสดงให้เห็นว่าค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนน้อยกว่า 3 เปอร์เซ็นต์ เมื่อเปรียบเทียบกับระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้พบว่าค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนมากถึง 8 เปอร์เซ็นต์ ส่วนตารางที่ 7.3 จะพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนน้อยกว่าระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ทั้งค่าราคาที่สองค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองและค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ดังนั้นจากข้อมูลดังกล่าวชี้ให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนมีผลการฝึกสอนและทดสอบแม่นยำกว่าระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

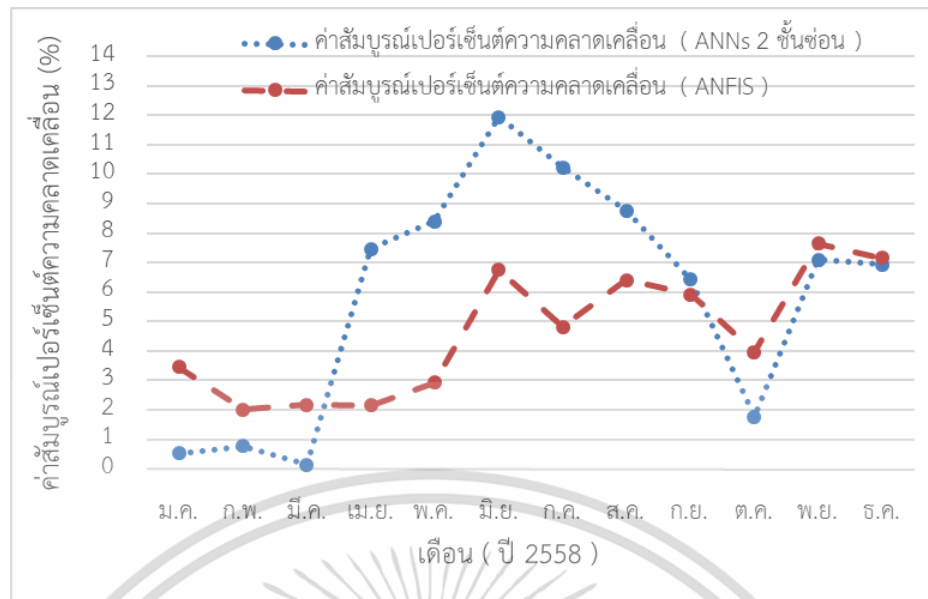
7.1.5 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีปรับตัวได้ ปี 2558, 2559 และ 2560



รูปที่ 7.14 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน

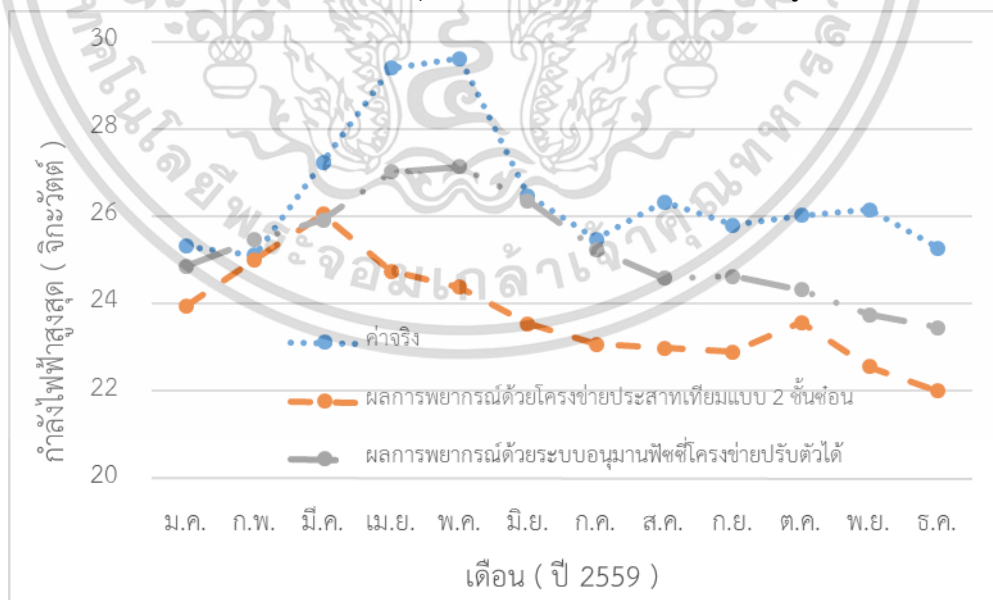
และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2558

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



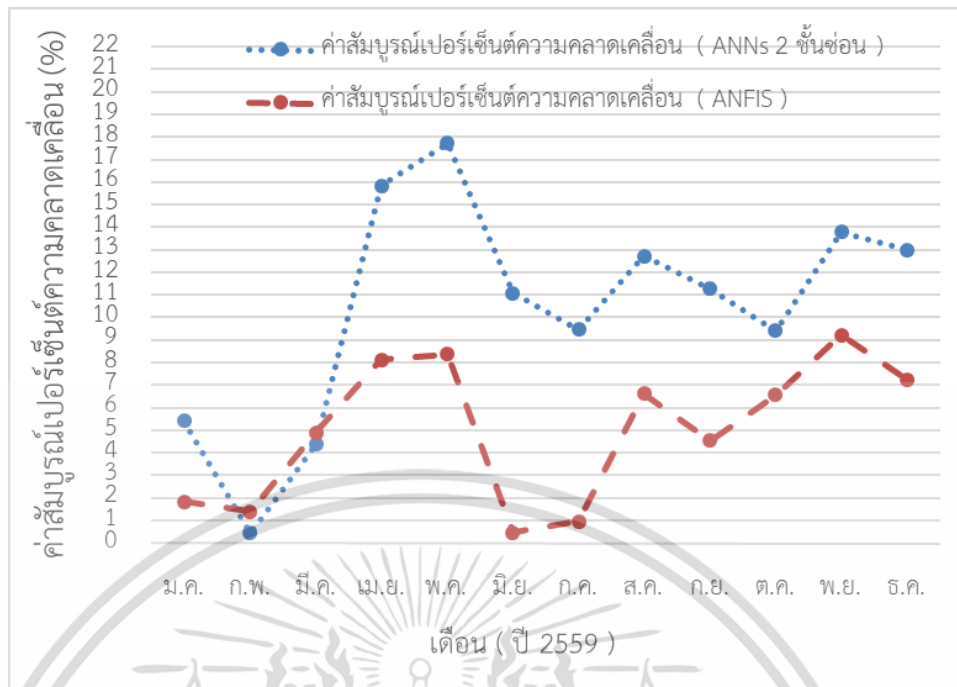
รูปที่ 7.15 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2558

จากรูปที่ 7.14 จะเห็นว่ากราฟค่าการพยากรณ์ของปี 2558 การพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่าคล้อยตามค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนในรูปที่ 7.15 ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้น้อยกว่า 8% ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมมากถึง 12% จากกรณีดังกล่าวข้างต้นแสดงให้เห็นว่า การพยากรณ์ของปี 2558 ผลที่ได้จากระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวมีความถูกต้องมากกว่า



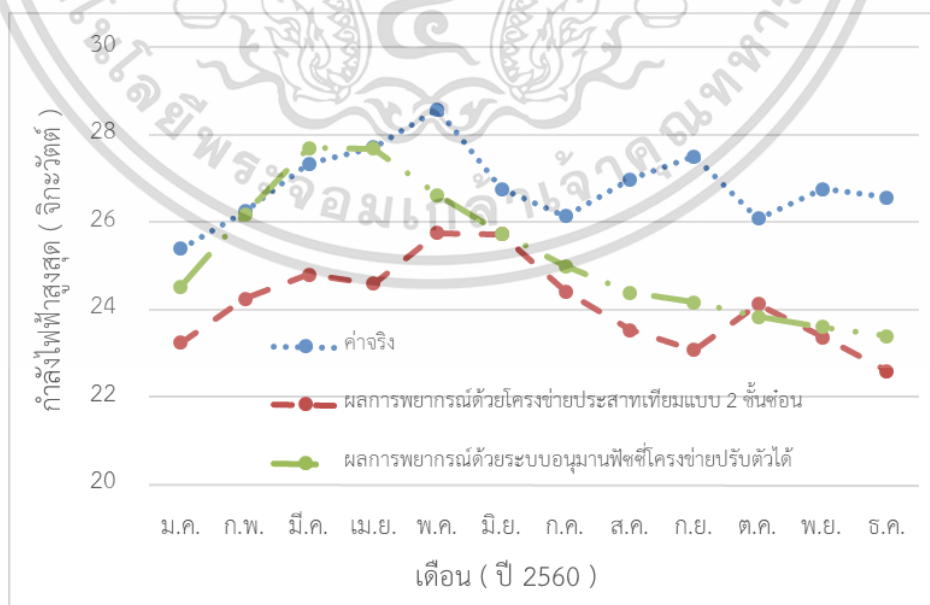
รูปที่ 7.16 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2559

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 7.17 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559

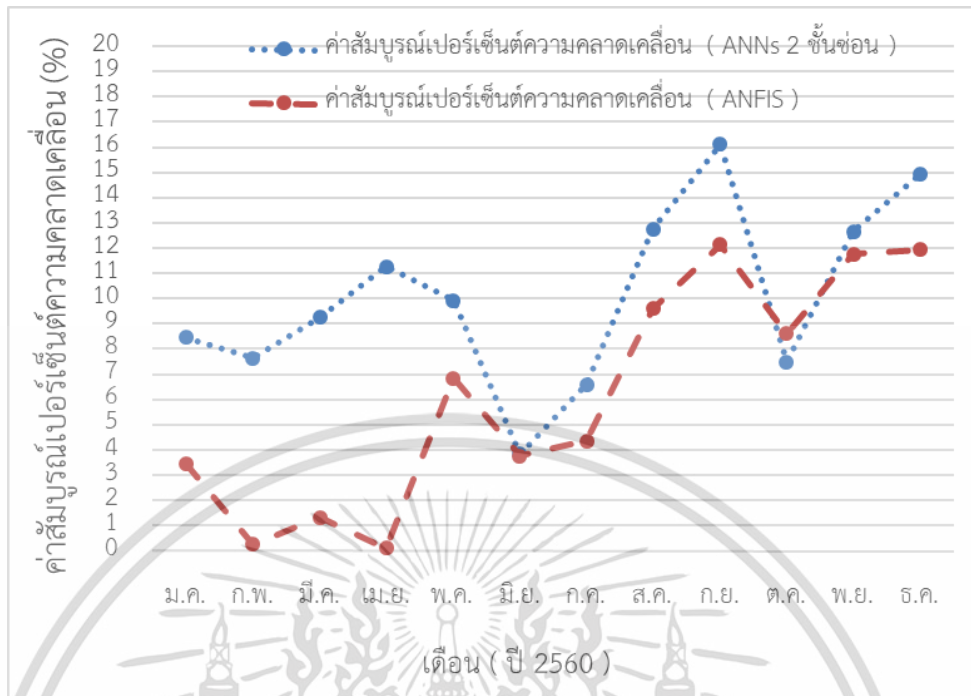
ผลการพยากรณ์ซึ่งแสดงในรูปที่ 7.16 ซึ่งค่าที่ได้จากระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้จะใกล้เคียงจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าสูงสุดประมาณ 9% และ 18% ตามลำดับดังแสดงในรูป 7.17 จากผลในรูปที่ 7.16 และ 7.17 ดังกล่าวสรุปได้ว่าผลการพยากรณ์ของปี 2559 โครงข่ายประสาทเทียมมีความเที่ยงตรงน้อยกว่าระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้



รูปที่ 7.18 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน

และระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 7.19 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559

ผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้จะใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งแสดงในรูปที่ 7.18 ส่วนกราฟที่แสดงในรูปที่ 7.19 จะพบว่าค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ต่ำสุดเกือบประมาณ 0% ส่วนโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าที่น้อยที่สุดประมาณ 4% ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซี่มีประสิทธิภาพมากกว่าสำหรับการพยากรณ์ล่วงหน้าของปี 2560

ตารางที่ 7.4 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ปี 2558, 2559, 2560 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

ปี	MAPE ( % ) ผลการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิต	
	โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน	ระบบอนุมานฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้
2558	5.8705	4.6147
2559	10.3754	5.0197
2560	10.0759	6.1789

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนแสดงในตารางที่ 7.4 จะพบว่า การพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่าน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียมของการพยากรณ์ทั้งสามปี ( ปี 2558, 2559, 2560) ซึ่งเป็นการยืนยันว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวมีประสิทธิภาพดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

### 7.1.6 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การทดลองนี้นำเสนอการพยากรณ์ไหลระยะกลางโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) และระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) การศึกษาได้มุ่งเน้นไปที่การคาดการณ์การไหลล่วงหน้าหนึ่งเดือนด้วยข้อมูลอินพุตเพียง 6 ชุด ประกอบด้วยประวัติกำลังไฟฟ้าสูงสุด (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน, 9 เดือน, 6 เดือนและ 3 เดือน) รหัสเดือนและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศรายไตรมาส (QGDP) โดยทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2, 3 และ 4 ชั้นซ่อนและพบว่าการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนไม่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์และยังใช้เวลาในการเรียนรู้มากขึ้น

ในการวิจัยได้ทำการประเมินและเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม(ANNs) 2, 3, 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้(ANFIS) การทดสอบทุกตัวแบบการพยากรณ์ ได้รับการฝึกสอนด้วยข้อมูลชุดเดียวกัน ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) ของการฝึกสอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ANNs) 2, 3, 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้(ANFIS) มีค่า 0.5171%, 0.6860%, 0.7543% และ 1.6243% ตามลำดับ ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) ของการทดสอบคือ 1.1527%, 1.3966%, 1.4458% และ 3.8739% ตามลำดับ ผลการฝึกสอนและทดสอบแสดงให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบ 2 ชั้นซ่อน มีประสิทธิภาพการฝึกสอนและทดสอบที่ดีที่สุด ส่วนการพยากรณ์ล่วงหน้า ปี 2558, 2559, และ 2560 ผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้มีความแม่นยำมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งแตกต่างจากผลการฝึกสอนและทดสอบ ทั้งนี้สาเหตุเนื่องจากการฝึกสอนและทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมเกิดการ Over Fitting และเกิดจากมีหลายปัจจัยที่ยังไม่ได้นำมาพิจารณาในการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ ตัวอย่างเช่น ปัจจัยทางการเมือง ใช้ QGDP ใช้ราคาปีฐานเป็นหลักโดยไม่ได้ใช้ราคาปี ณ ปัจจุบัน เป็นต้น กระบวนการทดลองนี้สามารถช่วยในการบริหารการจำหน่ายไฟฟ้า กำหนดเวลาและวางแผนการบำรุงรักษา การวิจัยเพิ่มเติมจะดำเนินการโดยใช้เทคนิคอื่น ๆ เช่นวิธีการเรียนรู้แบบอื่น ๆ และวิธีการที่นำเสนอนี้สามารถใช้ร่วมกับเทคโนโลยีระบบสารสนเทศทางภูมิศาสตร์ (GIS)

## 7.2 ผลการทดลองกรณีศึกษาโดยการประยุกต์ใช้เคมินร่วมการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ของการไฟฟ้านครหลวง

### 7.2.1 ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้ของการทดสอบ

ข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ในการศึกษาจะแสดงในภาคผนวก ง ตารางที่ ง.2 และ ง.3 ได้ใช้ข้อมูลการจำหน่ายพลังงานไฟฟ้าในแต่ละเดือนของการไฟฟ้านครหลวงและผลิตภัณฑ์มวลรวมในเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

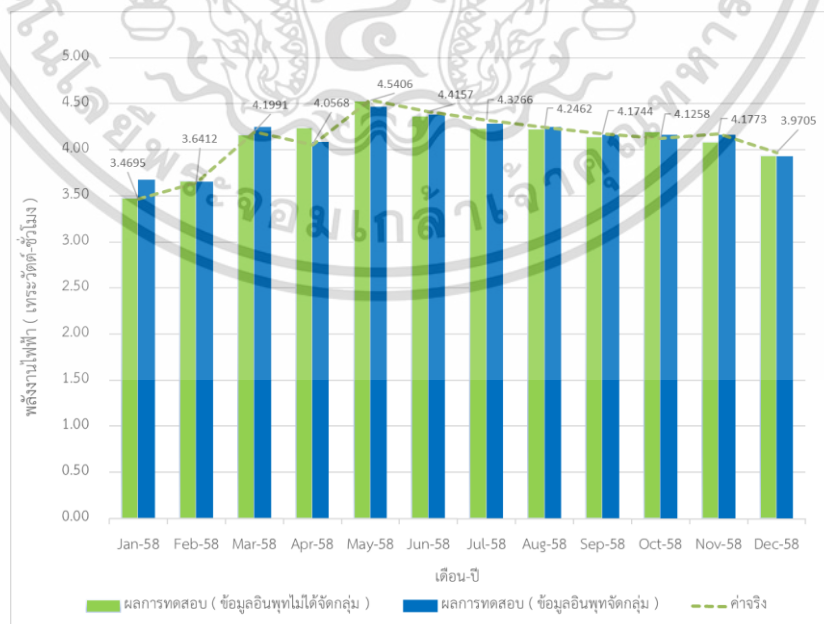
ประเทศ ตั้งแต่เดือนมกราคม 2549 ถึง เดือนธันวาคม 2558 ตัวอย่างข้อมูลที่แสดงในตารางที่ ง.2 เป็นข้อมูลก่อนจำแนกประเภทด้วยเคมีน ซึ่งการพยากรณ์ขึ้นอยู่กับประวัติพลังงานไฟฟ้า ( ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน 3 เดือน ) รหัสเดือนและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ส่วนตารางที่ ง.3 เป็นข้อมูลหลังจำแนกประเภทด้วยเคมีน ซึ่งการพยากรณ์ขึ้นอยู่กับประวัติพลังงานไฟฟ้า ( ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน 3 เดือน ) ตัวเลขแสดงการจัดกลุ่มอินพุต รหัสเดือนและผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ และมีการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าปี 2559, 2560 และ 2561 โดยใช้โครงสร้าง weight และ bias ที่ดีที่สุด ที่ฝึกสอนและทดสอบด้วยข้อมูลข้างต้นในการพยากรณ์และเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการไฟฟ้านครหลวง [33], [34]

## 7.2.2 ผลการทดสอบ

### 7.2.2.1 ผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง

หลังจากได้แบ่งข้อมูลที่มีการจำแนกประเภทด้วยเคมีนและไม่มีการจำแนกประเภทเป็นข้อมูลสำหรับเรียนรู้ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ( 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน ) และระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

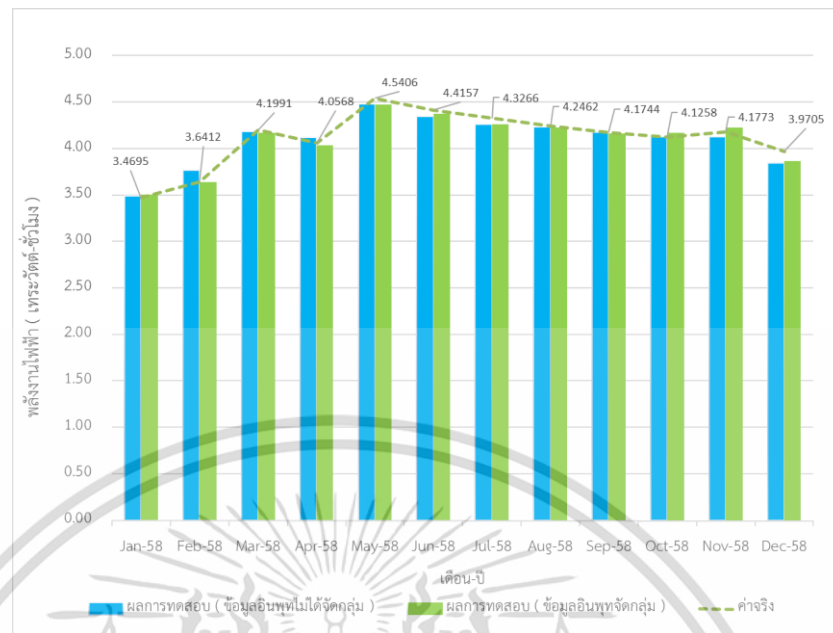
โครงข่ายประสาทเทียมมีการเปลี่ยนจำนวนนิวรอนแต่ละชั้นซ่อน โครงสร้าง จำนวนรอบต่อโครงข่าย ฟังก์ชันถ่ายโอนและepoch ในส่วนของระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีการเปลี่ยนฟังก์ชันสมาชิก จำนวนฟังก์ชันสมาชิก และepoch โดยข้อมูลที่มีการจัดกลุ่มได้ทำการจัดกลุ่มเป็นรูปแบบที่แตกต่างกันเพื่อให้ได้ผลทดสอบเป็นที่น่าพอใจ โดยเลือกรูปแบบการจัดกลุ่มที่ให้ผลการทดสอบที่ดีที่สุดคือจัดกลุ่มแบบ 6 กลุ่ม ผลการทดสอบแสดง รูปที่ 7.20- รูปที่ 7.22 และตารางที่ 7.5



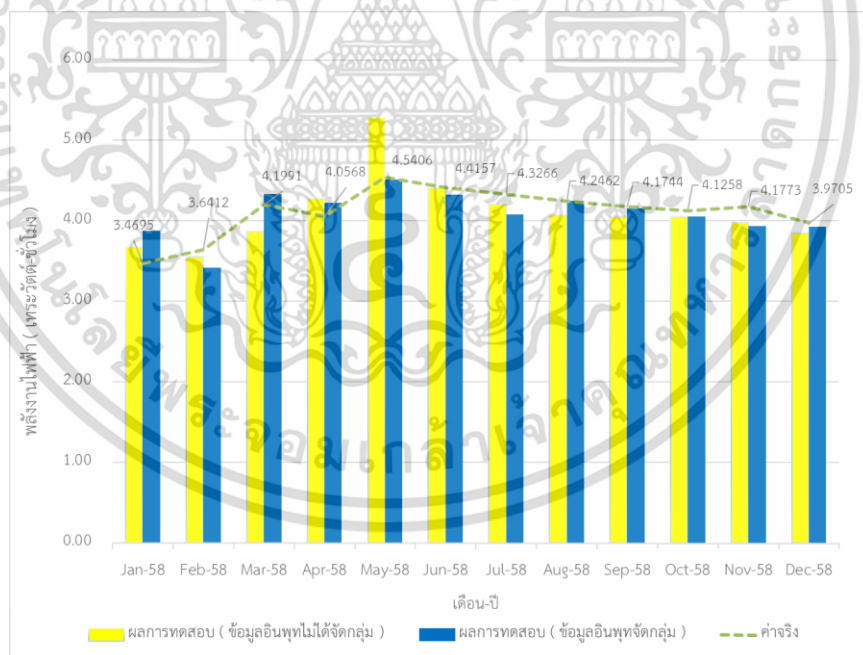
รูปที่ 7.20 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและ

จำแนกประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 7.21 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและจำแนกประเภทของโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน



รูปที่ 7.22 แสดงเปรียบเทียบผลการทดสอบพลังงานไฟฟ้าข้อมูลเรียนรู้ที่ไม่ได้จำแนกประเภทและจำแนกประเภทของระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

จากรูปที่ 7.20 - รูปที่ 7.22 เมื่อเปรียบเทียบผลการทดสอบด้วยข้อมูลที่จำแนกประเภทและไม่ได้จำแนกประเภท พบว่าผลการทดสอบด้วยข้อมูลที่มีการจำแนกประเภทใกล้เคียงกับค่าจริง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มากกว่าข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภท ทั้งสามตัวแบบพยากรณ์ คือ โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

ตารางที่ 7.5 แสดงเปรียบเทียบการทดสอบการลองผิดลองถูกด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

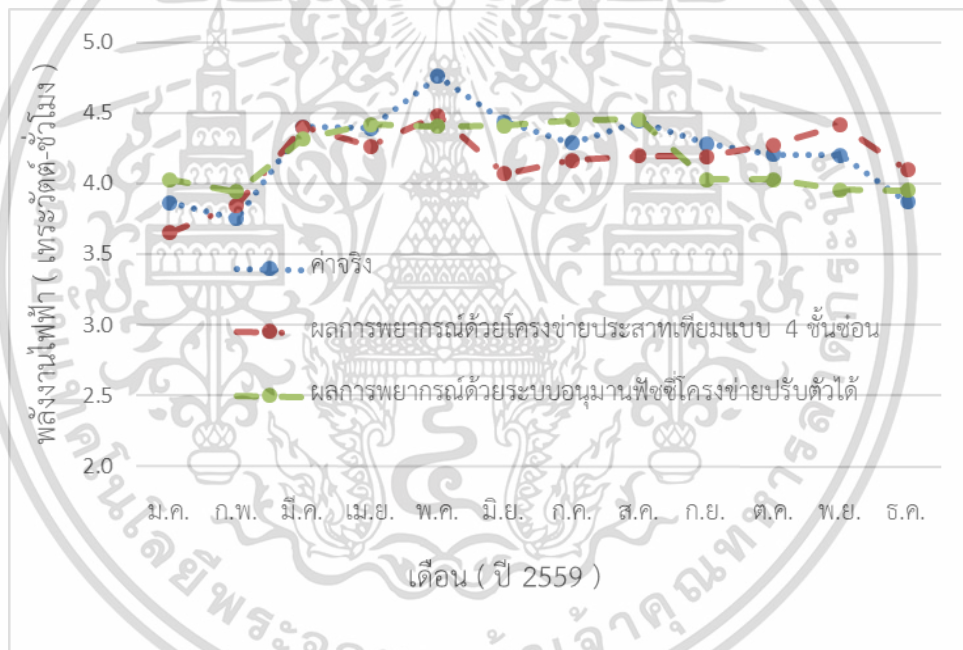
	โครงข่ายประสาทเทียม	โครงข่ายประสาทเทียม	ระบบอนุมานฟัซซี
	2 ชั้นซ่อน	4 ชั้นซ่อน	โครงข่ายปรับตัวได้
โมเดล	Back -Propagation	Back -Propagation	Sugeno
	1st Layer	1st Layer	Input 1 Number of MFs 2
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Dsigmf ( C ), Trapmf ( NC )
	2nd Layer	2nd Layer	Input 2 Number of MFs 2
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Dsigmf ( C ), Trapmf ( NC )
ฟังก์ชันถ่ายโอน , ฟังก์ชันสมาชิก	Output Layer	3rd Layer	Input 3 Number of MFs 2
	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Dsigmf ( C ), Trapmf ( NC )
		4th Layer	Input 4 Number of MFs 2
		Tan-Sigmoid	Dsigmf ( C ), Trapmf ( NC )
		Output Layer	Input 5 Number of MFs 2
		Tan-Sigmoid	Dsigmf ( C ),
			Input 6 Number of MFs 2
			Dsigmf ( C )
			Output MF, Linear ( NC )
			Output MF, Constant ( C )
ข้อมูลฝึกสอน (ชุด)	102	102	102
ข้อมูลทดสอบ (ชุด)	12	12	12
วิธีการเรียนรู้	Levenberg -Marquardt	Levenberg -Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
จำนวนรอบการทำซ้ำ	200	200	200
เวลาที่ใช้เรียนรู้ ( นาที ) สำหรับข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภท	9.12	21.59	0.15
เวลาที่ใช้เรียนรู้ ( นาที ) สำหรับข้อมูลที่จำแนกประเภท	15.48	52.25	0.23
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภท	1.3117	1.2648	4.8329
ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (%) สำหรับข้อมูลที่จำแนกประเภท	1.1781	0.9668	3.5602
REMARK : C=จำแนกประเภท , NC = ไม่ได้จำแนกประเภท			

จากตารางที่ 7.5 เมื่อเปรียบเทียบแต่ละตัวแบบพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าด้วยข้อมูลที่มี

การจำแนกประเภทและไม่มีกรจำแนกประเภทจะเห็นว่าผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

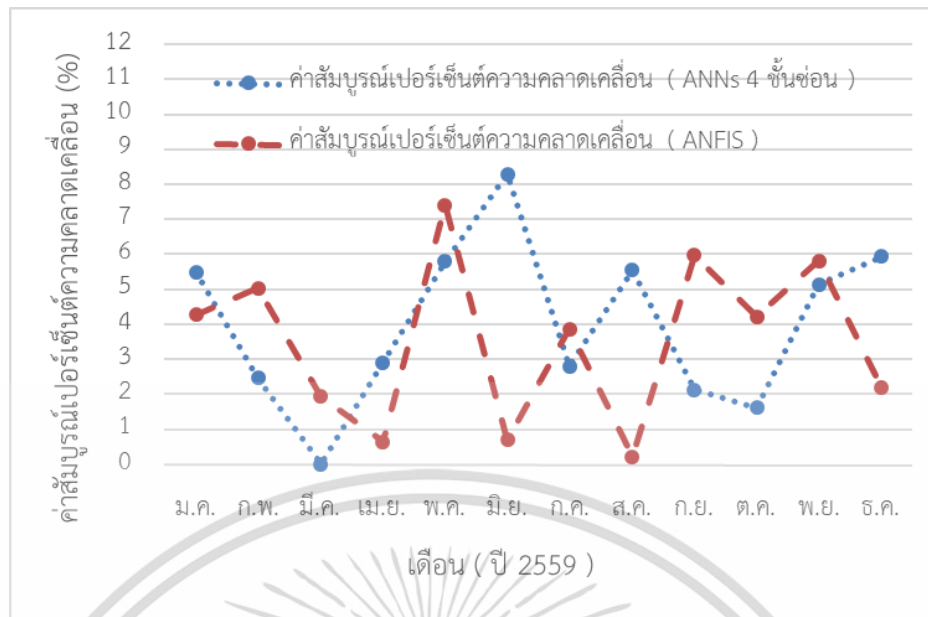
ทั้ง 2 ตัวแบบให้ผลการทดสอบดีที่สุดด้วย ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-Sigmoid จำนวนรอบการประมวลผลซ้ำ 200 รอบ การเรียนรู้แบบ Levenberg Marquardt ส่วนระบบอนุमानพีซีซีโครงข่ายปรับตัวได้ให้ผลการทดสอบดีที่สุดด้วย ข้อมูลที่จำแนกประเภทฟังก์ชันสมาชิกของอินพุทเป็น Dsigmf ฟังก์ชันสมาชิกของเอาพุทเป็น Constant ข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภทฟังก์ชันสมาชิกของอินพุทเป็น Trapmf ฟังก์ชันสมาชิกของเอาพุทเป็น Linear จำนวนการประมวลผลซ้ำ 200 รอบ เรียนรู้ด้วยวิธี Hybrid ( Gradient Descent, LSE ) หลังจากเปรียบเทียบทั้งสามตัวแบบพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นให้ค่า MAPE น้อยที่สุด 0.9668 % สำหรับข้อมูลที่มีการการจำแนกประเภท นั้น แสดงให้เห็นว่าโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นซ่อน มีประสิทธิภาพดีที่สุดในสำหรับข้อมูลสำหรับข้อมูลที่จำแนกประเภท

#### 7.2.2.2 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ปี 2559, 2560 และ 2561



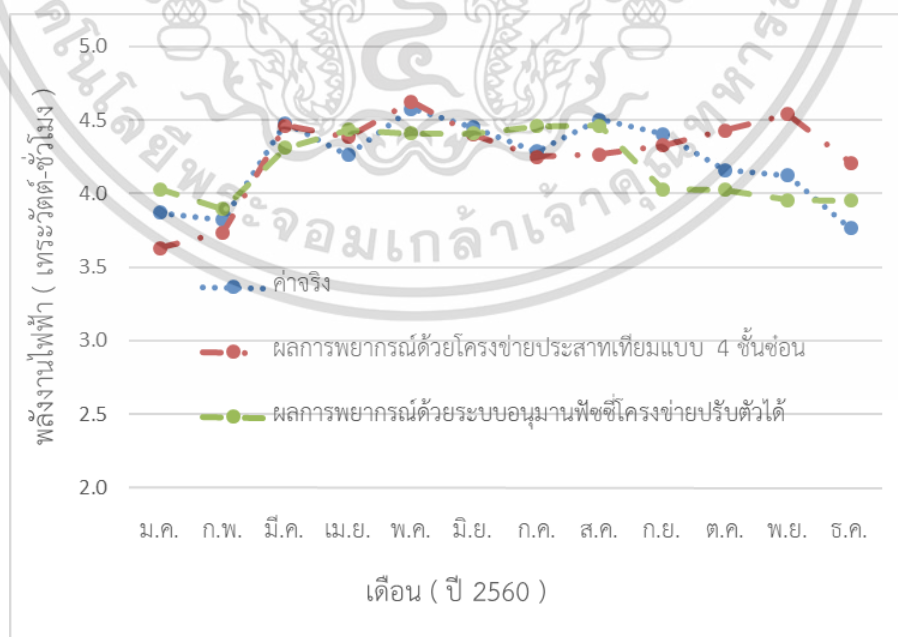
รูปที่ 7.23 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุमानพีซีซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2559

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



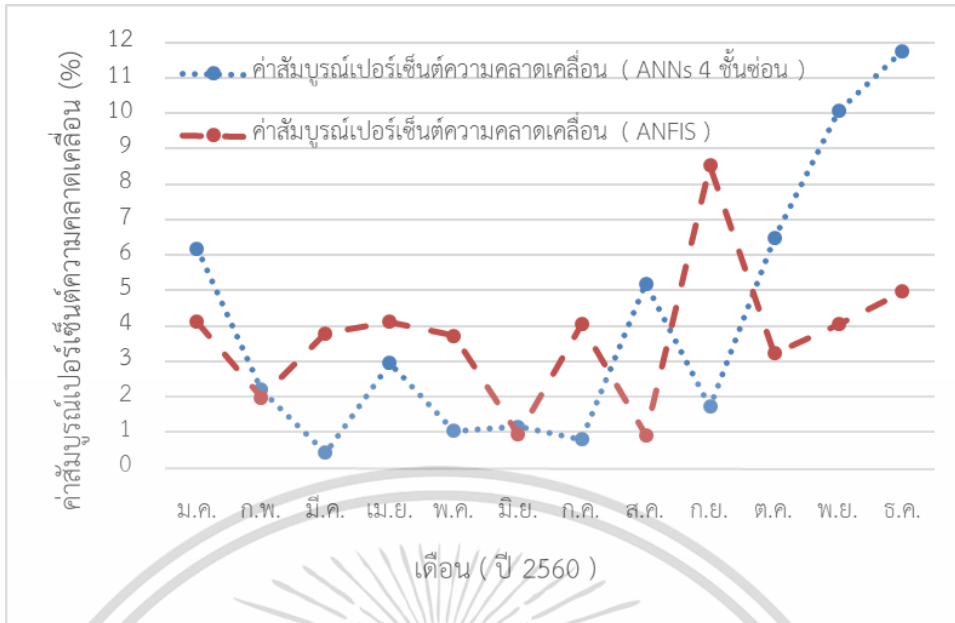
รูปที่ 7.24 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2559

กราฟที่แสดงในรูปที่ 7.23 จะเห็นว่าการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้สูงกว่าค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม และเมื่อเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนในรูปที่ 7.24 พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าที่สูงสุดมากกว่าค่าสูงสุดของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ในทำนองเดียวกันค่าน้อยที่สุดระบบอนุมานฟัซซีจะมีค่าน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ผลการพยากรณ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์สำหรับปี 2559 ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวมีความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า



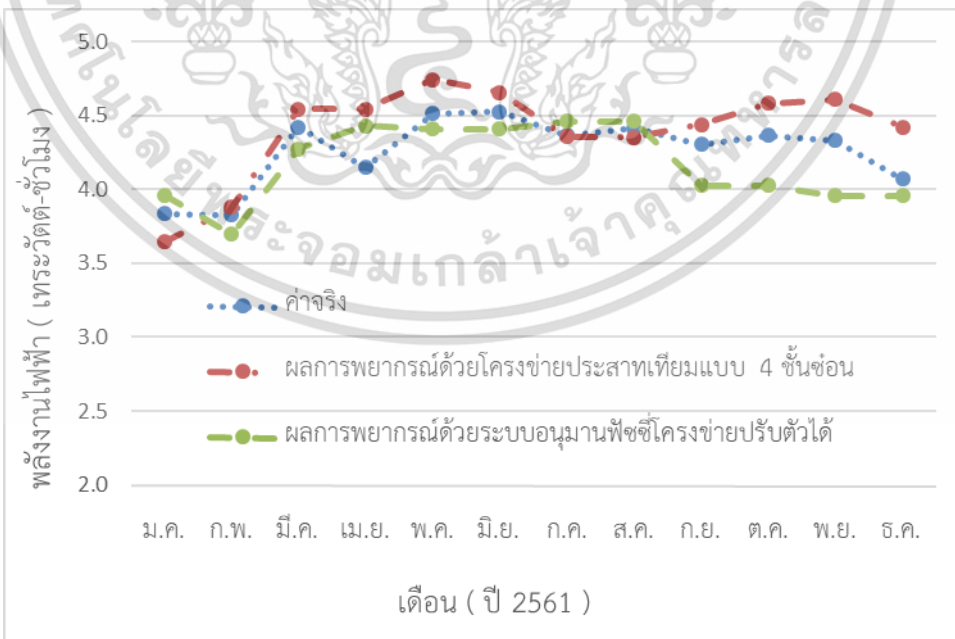
รูปที่ 7.25 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2560

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



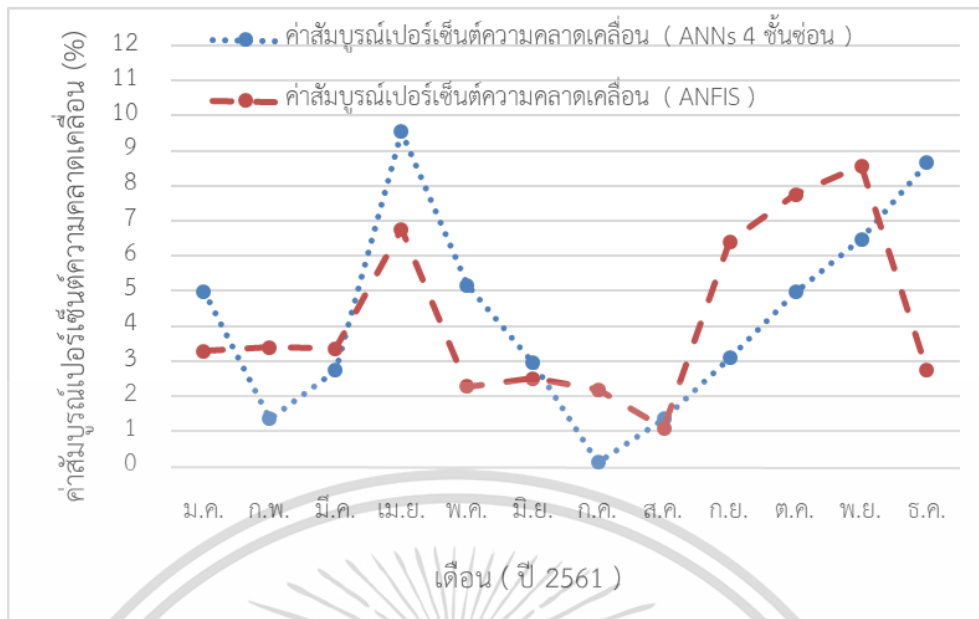
รูปที่ 7.26 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2560

ผลการพยากรณ์ดังรูปที่ 7.25 ค่าพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้คล้อยตามค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม ส่วนกราฟที่แสดงในรูปที่ 7.26 การเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ พบว่าค่าสูงสุดของโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าประมาณ 12% มากกว่าระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ซึ่งมีค่าประมาณ 8.8% จากผลพยากรณ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีความแม่นยำมากกว่าในการพยากรณ์ปี 2560



รูปที่ 7.27 แสดงกราฟเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุमानฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ปี 2561

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 7.28 แสดงกราฟเปรียบเทียบค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของผลการพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน และ ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ปี 2561

จากรูปที่ 7.27 และ 7.28 ผลการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียมและค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสูงสุดโครงข่ายประสาทเทียมจะมีค่ามากกว่า ส่วนค่าที่น้อยที่สุดระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าน้อยกว่า ซึ่งแสดงถึงการมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าของระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ของการพยากรณ์ในปี 2561

ตารางที่ 7.6 แสดงการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ปี 2559, 2560, 2561 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

ปี	MAPE ( % ) ผลการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง	
	โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน	ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้
2559	4.0121	3.5216
2560	4.1620	3.6988
2561	4.2840	4.2003

ตารางที่ 7.5 จะเห็นว่าค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า ปี 2559, 2560, 2561 ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่าน้อยกว่าโครงข่ายประสาทเทียม แม้จะใกล้เคียงกันแต่ก็เพียงพอที่จะแสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์ด้วยระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวมีประสิทธิภาพมากกว่าในการพยากรณ์ล่วงหน้าทั้งสามปี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิใช่สัญญาใด ๆ อย่างเป็นทางการและไม่มีการรับประกันใด ๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 7.2.3 บทสรุปและข้อเสนอแนะ

การพยากรณ์การจำหน่ายพลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ( 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน ) และระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ เพื่อเปรียบเทียบความสัมพันธ์แต่ละตัวแบบกับข้อมูลที่มีการจำแนกประเภทและไม่ได้จำแนกประเภท พบว่า ข้อมูลที่มีการจำแนกประเภทที่ทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อน 4 ชั้นซ่อน และระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ มีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน คือ 1.1781%, 0.9668% และ 3.5602% ตามลำดับ ส่วนผลการทดสอบด้วยข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภทให้ค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน คือ 1.3117%, 1.2648% และ 4.8329% จากข้อมูลดังกล่าวจะพบว่าข้อมูลที่จำแนกประเภทให้ผลการทดสอบที่ดีกว่าข้อมูลที่ไม่ได้จำแนกประเภททั้งสามตัวแบบ นั้นแสดงให้เห็นว่าการจำแนกประเภทมีผลการต่อการทดสอบ โดยเฉพาะการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นซ่อน ซึ่งมีค่าเฉลี่ยสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนดีที่สุด ในส่วนของการพยากรณ์ล่วงหน้าปี 2559, 2560, 2561 โดยการเปรียบเทียบโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อนและระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัว พบว่าระบบอนุমানฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้มีผลการพยากรณ์ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม 4 ชั้นซ่อน ซึ่งผลที่ได้ไม่สอดคล้องกับผลการฝึกสอนและทดสอบที่โครงข่ายประสาทเทียมให้ผลที่ดีกว่า เนื่องจากการฝึกสอนและทดสอบเกิด Over Fitting และสาเหตุมาจากหลายๆปัจจัยที่ไม่ได้นำเข้าเป็นอินพุตของการพยากรณ์ในงานวิจัยนี้ เช่น อุณหภูมิ QGDP ที่อาจจะต้องพิจารณาในเฉพาะส่วนกรุงเทพมหานคร เป็นต้น ซึ่งผลการจำลองนี้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับตัวแบบการทำนายอื่นให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ซึ่งจะเป็นประโยชน์ในการบริหารจัดการการจ่ายโหลด การวางแผนการซ่อมบำรุงสถานีไฟฟ้า และจัดสรรงบประมาณต่างๆ ต่อไป

## สรุปผลการวิจัย ข้อเสนอแนะและงานวิจัยในอนาคต

วิธีการพยากรณ์การใช้กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง พบว่าการพยากรณ์ทั้งสองการไฟฟ้าโดยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ที่ได้ศึกษาในวิทยานิพนธ์นี้ โครงข่ายประสาทเทียม 2 ชั้นซ่อนให้ผลที่แม่นยำกว่าสำหรับการฝึกสอนและทดสอบข้อมูลกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 4 ชั้นซ่อน มีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับการฝึกสอนและทดสอบข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง นอกจากนี้การจัดกลุ่มด้วยเคมีนก่อนการฝึกสอนและทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ ผลปรากฏว่าข้อมูลที่มีการจัดกลุ่มให้ผลถูกต้องกว่าข้อมูลที่ไม่ได้จัดกลุ่ม และได้ทำการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของปี 2558, 2559 และ 2560 ด้วยโครงสร้างที่ดีที่สุดจากการฝึกสอนและทดสอบของทั้งสองตัวแบบ พบว่าการพยากรณ์ด้วยระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้มีประสิทธิภาพดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมทั้งสามปี ส่วนการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของปี 2559, 2560 และ 2561 โดยเลือกอินพุตแบบจัดกลุ่ม และใช้โครงสร้างที่ดีที่สุดจากการฝึกสอนและทดสอบ ปรากฏว่าระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้มีความแม่นยำมากกว่าเช่นเดียวกับการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุด ผลการพยากรณ์ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้มีค่าใกล้เคียงค่าจริงมากกว่า ซึ่งแตกต่างจากผลการฝึกสอนและทดสอบเนื่องจากการฝึกสอนและทดสอบของโครงข่ายประสาทเทียมเกิด Over Fitting และการที่ไม่ได้นำปัจจัยบางปัจจัยมาเป็นอินพุต ตัวอย่างเช่น สภาวะทางการเมืองซึ่งในช่วงที่มีการพยากรณ์การเมืองค่อนข้างจะมีความมั่นคง คือช่วง ปี 2558-2561 เป็นรัฐบาลคสช. แต่ในช่วงการฝึกสอนและทดสอบมีวิกฤติเศรษฐกิจซบโพร้มปี 2550-2551 การประท้วงนปช.ปี 2553 ภาวะน้ำท่วมปี 2554 การประท้วงกปปส.ปี 2556-2557

### 8.1 การประยุกต์ใช้ โครงข่ายประสาทเทียม ระบบอนุमानพีชชีโครงข่ายปรับตัวได้ และการจัดกลุ่มแบบเคมีน

ซึ่งผลการจากการทดสอบนี้จะสามารถไปบริหารจัดการทางด้านไฟฟ้าของการไฟฟ้าได้ ตัวอย่างเช่น

1. การวางแผนงบประมาณ เดือนถัดไปอาจมีอุณหภูมิที่สูงขึ้น ไตรมาสถัดมี QGDP เพิ่มขึ้น หรือแม้แต่ตัวเลขเดือนบ่งบอกว่าเดือนไหนมีการใช้ไฟฟ้าหรือกำลังไฟฟ้าประมาณเท่าไร ซึ่งจะปัจจัยในการเตรียมงบประมาณที่เพิ่มขึ้น หรือลดลงในการจัดซื้อไฟฟ้าจากเอกชน รวมถึงการประมาณการรายได้ที่ได้จากการขายไฟฟ้าให้ประชาชน หรือเอกชน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2. การประหยัดพลังงาน การทราบการประมาณการใช้ไฟฟ้าจะเป็นประโยชน์ในการรณรงค์ให้ประชาชนเห็นคุณค่าของการใช้ไฟฟ้า หรือประหยัดการใช้ไฟฟ้าเป็นพิเศษกรณีพยากรณ์การจ่ายไฟฟ้าอาจไม่เพียงพอต่อผู้ใช้บริการ
3. การบำรุงรักษา การที่จะทราบว่าอาจมีการใช้ไฟฟ้ามากหรือน้อยในเดือนถัดไปทำให้สามารถวางแผนการหยุดการจ่ายไฟฟ้าบางสถานีเพื่อซ่อมบำรุงให้สอดคล้องกับปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประชาชนในเขตนั่นๆ

## 8.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด

การใช้โครงข่ายประสาทเทียมในการพยากรณ์เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์อย่างหนึ่งที่สามารถนำมาใช้ได้โดยมีข้อดีและข้อเสียดังนี้

**ข้อดี**

1. สามารถทดลองกับอินพุตจำนวนมากได้
2. ผลการทดสอบแม่นยำกว่าระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้
3. สามารถลองผิดลองถูก (Trial and Error) ได้หลากหลายกว่าระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้

**ข้อเสีย**

1. ใช้เวลาเรียนรู้มากกว่าระบบอนุมานฟuzzyปรับตัวได้ในจำนวนอินพุตเดียวกัน

## 8.3 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ในการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด

การใช้ระบบอนุมานฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ในการพยากรณ์เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์อย่างหนึ่งที่สามารถนำมาใช้ได้โดยมีข้อดีและข้อเสียดังนี้

**ข้อดี**

1. สามารถหาคำตอบได้รวดเร็ว
2. ชนิดและจำนวนของเมมเบอร์ชิพมิให้เลือกใช้งานหลากหลาย
3. ผลการพยากรณ์ใกล้เคียงค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

**ข้อเสีย**

1. ซึ่งต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) การจำลองอาจทำให้ต้องเสียเวลา
2. จากการทดลองพบว่าถ้ามีอินพุตจำนวนมาก แล้วเลือกจำนวนของฟังก์ชันสมาชิกตั้งแต่ 3 ขึ้นไป จะทำให้หลักการกระทำ (rule) เยอะมาก ใช้เวลารันนานเกินไปหรือไม่สามารถรันได้

3. ผลการทดสอบคลาดเคลื่อนจากค่าจริงมากกว่าโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

#### 8.4 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ การจัดกลุ่มแบบเคมีนก่อนพยากรณ์ด้วย โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

การจัดกลุ่มแบบเคมีนเป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยจัดข้อมูลก่อนการพยากรณ์ ที่สามารถนำมาใช้ได้โดยมีข้อดีและข้อเสียดังนี้

- ข้อดี
1. ข้อมูลเป็นระเบียบมากขึ้นซึ่งส่งผลต่อการพยากรณ์ที่แม่นยำขึ้น
  2. การจัดกลุ่มสามารถนำตัวเลขของอกกลุ่มมาเป็นตัวแปรในการจัดกลุ่มได้อีก ซึ่งจะส่งผลให้การทำนายแม่นยำขึ้นในระดับหนึ่ง
- ข้อเสีย
1. การใช้ตัวเลขจัดกลุ่มมาเป็นอินพุตเพิ่มอีกชุด จะส่งผลให้ใช้เวลาในการฝึกสอนด้วยตัวแบบพยากรณ์นานขึ้น

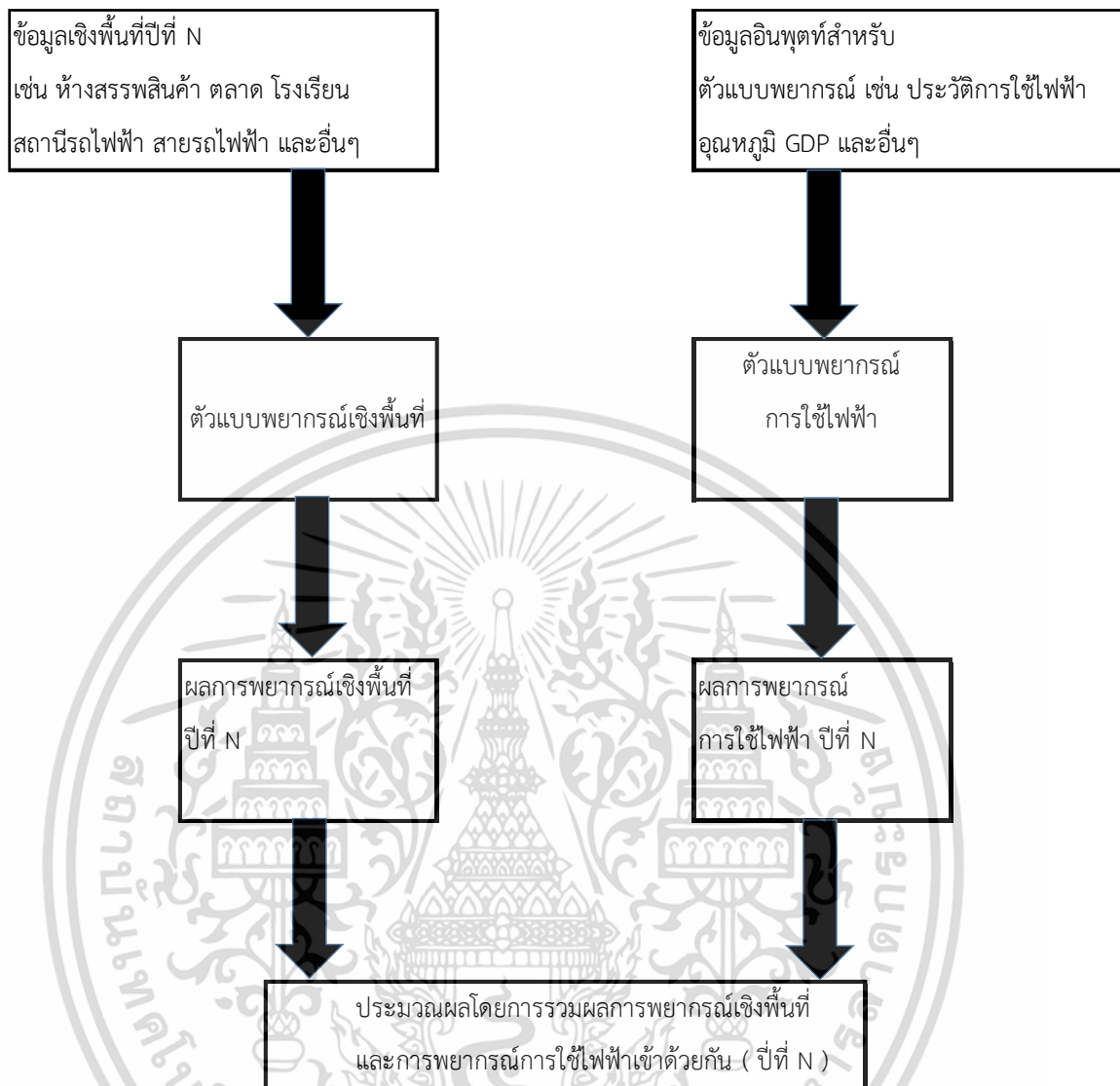
#### 8.5 ข้อเสนอแนะ

1. สามารถใช้การจัดกลุ่มแบบอื่นที่ไม่ใช่ การจัดกลุ่มแบบเคมีนก่อนทำพยากรณ์ด้วยตัวแบบพยากรณ์ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพได้
2. พยากรณ์ด้วยตัวแบบอื่นที่ไม่ใช่โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพได้

#### 8.6 งานวิจัยในอนาคต การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเชิงพื้นที่ (Spatial Electrical Load Forecast )

การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าเชิงพื้นที่ เป็นการพยากรณ์ที่ละเอียดเนื่องจากเป็นการพยากรณ์ที่คำนึงถึงความหนาแน่นของการเข้าใช้พื้นที่ ซึ่งมีความสัมพันธ์กับการพลังงานไฟฟ้า โดยใช้โปรแกรมคอมพิวเตอร์ศึกษาความเป็นไปได้ของการใช้พลังงานแต่ละพื้นที่ โดยสัมพันธ์ความหนาแน่นของ ห้างสรรพสินค้า ตลาด โรงเรียน สถานีรถไฟ ไฟฟ้า เส้นทางรถไฟ ไฟฟ้า เป็นต้น การพยากรณ์จะต้องใช้ประกอบกับการพยากรณ์ด้วยตัวแบบปัญญาประดิษฐ์ เช่น การพยากรณ์ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ เป็นต้น การพยากรณ์ด้วยวิธีนี้จะทำให้ทราบถึงการใช้พลังงานไฟฟ้าเฉพาะเจาะจงเป็นพื้นที่ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการบริหารจัดการในการจำหน่ายไฟฟ้า และวางแผนการติดตั้งสถานีไฟฟ้าให้สอดคล้องกับการใช้พลังงานไฟฟ้าแต่ละพื้นที่ [28]

8.6.1 โครงสร้างการพยากรณ์เชิงพื้นที่ ซึ่งมีโครงสร้างหลักดังรูปที่ 8.1 ซึ่งประกอบด้วยการพยากรณ์ 2 ส่วนที่ไม่เกี่ยวข้องกัน



รูปที่ 8.1 โครงสร้างหลักของการพยากรณ์เชิงพื้นที่

8.6.1.1 ตัวแบบการพยากรณ์เชิงพื้นที่ เป็นการพยากรณ์ความหนาแน่นของการเข้าใช้พื้นที่แต่ละเขต โดยพิจารณาจากการเข้าใช้พื้นที่แต่ละประเภท ตามข้อมูลซึ่งนำมาประมวลผลและพยากรณ์การใช้ไฟฟ้า ซึ่งจะใช้ชุดโปรแกรมในพยากรณ์เชิงพื้นที่ ตัวอย่างเช่น ArcGIS เป็นต้น

8.6.1.2 ตัวแบบการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้า เป็นตัวแบบที่ใช้ ประวัติการใช้ไฟฟ้า อุณหภูมิ GDP และปัจจัยอื่นๆ อีกหลายปัจจัยที่มีผลส่งผลกระทบต่อการใช้ไฟฟ้าในอนาคต ซึ่งการพยากรณ์มีหลายรูปแบบ เช่น โครงข่ายประสาทเทียม ระบบอนุมานฟuzzy ซี่ปรับตัวได้ เป็นต้น ซึ่งความเที่ยงตรงแต่ละรูปแบบจะแตกต่างกัน ซึ่งขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ของอินพุตและเอาต์พุตของแต่ละแบบ และอัลกอริทึมที่เหมาะสมกับข้อมูลที่แตกต่างกันการเลือกใช้อาจเปรียบเทียบโดยใช้หลายตัวแบบพยากรณ์และเลือกตัวแบบที่ให้ผลเที่ยงตรงที่สุด แล้วนำไปประมวลผลร่วมกับการพยากรณ์เชิงพื้นที่

ตัวอย่างการศึกษาวิจัยเชิงพื้นที่ เช่น การศึกษาความสัมพันธ์การเข้าใช้พื้นที่กับการใช้ไฟฟ้า [13] เป็นต้น ส่วนโปรแกรมที่ใช้ประกอบการพยากรณ์เชิงพื้นที่มีหลายโปรแกรม ตัวอย่างเช่น ArcGIS [28], [29] ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้แนบงานงานวิจัยที่ได้นำเสนองานสัมมนา ICEAST 2019 เกี่ยวกับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าเชิงพื้นที่ของการไฟฟ้านครหลวงต้งแสดงใน ภาคผนวก ค.3



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Raza M. O., Khosravi A. “A review of Artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and building.” **Renewable and Sustainable Energy Reviews ( Elsevier )**, vol.50, October 2015, pp. 1352–1372
- [2] Raza M. O., Khosravi A. “A review of Artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and building.” **Renewable and Sustainable Energy Reviews ( Elsevier )**, vol.50, October 2015, pp. 1352–1372
- [3] Dagdougui H., Bagheri F., Le H. and L. “Dessaint L. Neural network model for short-term and very-short-term load forecasting in district building.” **Energy & Buildings ( Elsevier)**, vol.203, September 2019, pp. 1-10
- [4] Singh P., Dwivedi P. “Integration of new evolution approach with artificial neural network for solving short term load forecasting problem.” **Applied Energy ( Elsevier)**, vol. 217, March 2018, pp. 537-549
- [5] Ganguly A., Goswami K. and Sil A. K. “ANN technique based mid term load forecasting as a case study for peak load reduction.” **IEEE Applied Signal Processing Conference ( ASPCON )**, Dec 2018, pp. 262-266
- [6] Liu Y., Zhao J., Liu J., Chen Y. and Ouyang H. “Regional midterm electricity demand forecasting based on economic , weather, holiday and events factors.” **IEEJ Transaction on Electrical and Electronic Engineering**, vol. 15 n.2, January 2020, pp. 225-234
- [7] Barak S., Saeedeh Sadegh S. “Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA-ANFIS hybrid algorithm.” **Electrical Power and Energy Systems ( Elsevier)**, vol. 82, March 2016, pp. 92-104
- [8] Yuan J., Farnham C., Azuma C. and Emura K. “Predictive artificial neural network models to forecast the seasonal hourly electricity consumption for a University Campus.” **Sustainable Cities and Society ( Elsevier )**, vol. 42, June 2018, pp. 82-92

- [9] Kim Y., Son H. G. and Kim S. “Short term electricity load forecasting for institutional buildings.” **Energy Reports ( Elsevier )**, vol. 5, September 2019, pp, 1270-1280
- [10] Moustris K., Kavadias K. A., Zafirakis D. and Kaldellis J. K. “Medium, short and very short-term prognosis of load demand for the Greek Island of Tilos using artificial neural networks and human thermal comfort-discomfort biometeorological data.” **Renewable Energy ( Elsevier )**, vol. 147, August 2019, pp. 100-109
- [11] Lusi P., Khalilpour K. R., Andrew L. and Liebman A. “Short-term residential load forecasting : Impact of calendar effects and forecast granularity.” **Applied Energy ( Elsevier )**, vol. 205, August 2017, pp. 654-669
- [12] Ali D., Yohanna M., Ijasini P. M. and Garkikda M. B. “Application of fuzzy-Neuro to model weather parameter variability impacts on electrical load based on long-term forecasting.” **Alexandria Engineering Journal ( Elsevier )**, vol. 57, January 2017, pp. 223-233
- [13] He Y. X., Zhang J. X., Xu Y., Gao Y., Xia T. and He H. Y. “Forecasting the urban power load in china based on the risk analysis of land-use change and load density,” **Electrical Power and Energy Systems 73**, pp. 71-79 , April 2015
- [14] Xiao B., Guo P. W., Mu G., Yan G. G., Li P., Cheng H. W., Li J. F. and Bai Y. “A Spatial Load Forecasting Method based on th Theory of Clustering Analysis.”, **International Conference on Applied and Industrial Engineering ( Physics Procedia )** , vol.24, 2012, pp. 176-183
- [15] Kumar A., Shandilya A. M. and Katiyar S. K. “Application of GIS And GPS in Distribution Power Sector.” **International Journal of Advanced Electrical and Electronics Engineering ( IJAEEE )**, vol.2, 2013, pp. 23 -26
- [16] Sivanandam S. N., Sumathi S. and Deepa S. N. **Introduction To Neural Network**. New Delhi, Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited 2006
- [17] พยุง มีสัจ. “โครงข่ายประสาทเทียมและระบบฟuzzy” **คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ**, เอกสารอัดเสนา
- [18] สมชาติ จิรวิภากร. **การประยุกต์ใช้งานโครงข่ายประสาทเทียมในระบบ-ไฟฟ้ากำลัง ( Applications of Neural Networks in power System )**. คณะ-วิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง. ครั้งที่ 1, 2554

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [19] นฤมล ชิ่งเถียรตระกูล และ สมชาติ จิรวิภากร .(2549). “การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม” **วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ**, ปีที่ 16, ฉบับที่ 2, 2549
- [20] Jang J.-S.R., 1993. “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System.” **IEEE Trans. Syst., Man, Cybern**, May/Jun 1993, vol. 23, no. 3, pp. 665 – 685
- [21] Sumathi S., Surekha P. **Computational Intelligence Paradigms Theory & Applications using MATLAB**. London: Routledge 2010
- [22] นัฐวุฒิ กุลมา และคณะ. “การพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของระบบกฟผ. โดยใช้ ANFIS.” **ปริญญาณิพนธ์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**. 2555
- [23] Askari M., 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, April 2012, no.4, pp.776-785
- [24] ชัยโย ตระกูลไทยรักษ์ และ สมชาติ จิรวิภากร . “การหาค่าตอบออปติมอลเพาเวอร์โพลวโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.” **วิศวกรรมสาร มก.,2555**, ฉบับที่ 81
- [25] อรรถกร เสียงใส. “การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้าโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.” **วิทยานิพนธ์ ปริญญาโทมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**. 2556.
- [26] Bongil K., Juneho P., “Comparative Study on Short-term Electric Load Forecasting Techniques,” **International Journal of Control and Automation**, Vol.7, 2014, No.8, pp. 93-102
- [27] IBM SPSS STATISTICS 20
- [28] ArcGIS Desktop 10.6.1
- [29] สรรค์ใจ กลิ่นดาว. **แนวคิดและวิธีการจัดการข้อมูลเชิงพื้นที่**. ครั้งที่ 1, สำนักพิมพ์โอเดียนสโตร์, 2555
- [30] ศุภเสกข์ เกตุรักษา. “แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกและการทำนายโหลดระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้.” **วิทยานิพนธ์ ปริญญาโทมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง**. 2556.
- [31] Molor C. **MATLAB & Simulink Release 2016a ( The MathWorks, Inc. 1984-2016 )**.
- [32] Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) (Government organization of thailand, <https://www.egat.co.th> ).

- [33] Office of the National Economic and Social Development Council of Thailand ( Government organization of thailand, <https://www.nesdc.go.th> ).
- [34] Metropolitan Electricity Authority (MEA), <https://www.meo.or.th> ).



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด

### โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงและกำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้น ใช้โปรแกรม MATLAB โดยเขียนจาก M-File ซึ่งสามารถแก้ไขข้อมูลได้ที่ตัวแปร DATA

%%%

ตัวอย่างโปรแกรมสำหรับการพยากรณ์แบบ 2 ชั้นซ้อน (การพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงกรณีอินพุตมีการจัดกลุ่ม 6 กลุ่ม)

```
clear all
DATA = [3.4273 3.5383 7 2 1.7468 3.5680
3.5118 3.5913 8 2 1.7468 3.5580
3.5770 3.5660 9 4 1.7468 3.5160
3.5428 3.5473 10 4 1.8937 3.4970
3.5575 3.5237 11 6 1.8937 3.5520
3.5438 3.5217 12 6 1.8937 3.2270
3.4863 3.4253 1 5 1.9288 3.1150
3.4108 3.2980 2 5 1.9288 3.1380
3.3408 3.1600 3 1 1.9288 3.7830
3.3853 3.3453 4 1 1.8295 3.5240
3.3898 3.4817 5 3 1.8295 3.6760
3.4105 3.6610 6 3 1.8295 3.7710
3.5012 3.6570 7 2 1.8422 3.5910
3.5805 3.6793 8 2 1.8422 3.6300
3.6625 3.6640 9 4 1.8422 3.6150
3.6345 3.6120 10 4 1.9791 3.5520
3.6392 3.5990 11 6 1.9791 3.3470
3.5843 3.5047 12 6 1.9791 3.2930
3.5047 3.3973 1 5 1.9929 3.3800
3.4695 3.3400 2 5 1.9929 3.3210
3.4180 3.3313 3 1 1.9929 3.7120
3.4342 3.4710 4 1 1.8939 3.6060
3.4432 3.5463 5 3 1.8939 3.7500
3.5103 3.6893 6 3 1.8939 3.6810
3.5750 3.6790 7 2 1.8836 3.6700
3.6233 3.7003 8 2 1.8836 3.7400
3.6932 3.6970 9 4 1.8836 3.5540
3.6668 3.6547 10 4 1.9399 3.6370
3.6720 3.6437 11 6 1.9399 3.2590
3.5902 3.4833 12 6 1.9399 2.9260
3.4643 3.2740 1 5 1.9070 2.8086
3.3208 2.9979 2 5 1.9070 3.1879
3.2287 2.9742 3 1 1.9070 3.6313
3.2416 3.2093 4 1 1.8341 3.4052
3.2030 3.4081 5 3 1.8341 3.5911
3.2583 3.5425 6 3 1.8341 3.5759
3.3667 3.5241 7 2 1.8736 3.5933
3.4974 3.5867 8 2 1.8736 3.6922
3.5815 3.6204 9 4 1.8736 3.6091
3.5778 3.6315 10 4 2.0387 3.6101
3.6119 3.6371 11 6 2.0387 3.4386
3.5865 3.5526 12 6 2.0387 3.3181
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับผู้ใช้เท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5436	3.4556	1	5	2.1394	3.4350
3.5172	3.3972	2	5	2.1394	3.5229
3.4890	3.4253	3	1	2.1394	3.8941
3.5365	3.6173	4	1	1.9972	3.7601
3.5615	3.7257	5	3	1.9972	3.9894
3.6533	3.8812	6	3	1.9972	3.9922
3.7656	3.9139	7	2	1.9819	3.9173
3.8460	3.9663	8	2	1.9819	3.7659
3.8865	3.8918	9	4	1.9819	3.7851
3.8683	3.8227	10	4	2.1095	3.6540
3.8506	3.7350	11	6	2.1095	3.5261
3.7734	3.6551	12	6	2.1095	3.4722
3.6868	3.5508	1	5	2.2084	3.3217
3.5875	3.4400	2	5	2.2084	3.4233
3.5304	3.4057	3	1	2.2084	3.7014
3.5164	3.4821	4	1	2.0347	3.5041
3.4914	3.5429	5	3	2.0347	3.9502
3.5621	3.7185	6	3	2.0347	3.9479
3.6414	3.8007	7	2	2.0297	3.8916
3.7364	3.9299	8	2	2.0297	3.8727
3.8113	3.9041	9	4	2.0297	3.8971
3.8439	3.8871	10	4	2.0237	3.6435
3.8672	3.8044	11	6	2.0237	3.4164
3.7782	3.6523	12	6	2.0237	3.2780
3.6665	3.4460	1	5	2.2721	3.5807
3.6147	3.4250	2	5	2.2721	3.8038
3.6032	3.5542	3	1	2.2721	4.2418
3.6607	3.8754	4	1	2.1587	3.9851
3.7176	4.0102	5	3	2.1587	4.3469
3.8727	4.1912	6	3	2.1587	4.1017
4.0100	4.1446	7	2	2.1317	4.0869
4.0944	4.1785	8	2	2.1317	3.9723
4.1224	4.0537	9	4	2.1317	3.9223
4.0692	3.9938	10	4	2.3339	3.9959
4.0710	3.9635	11	6	2.3339	4.0241
4.0172	3.9807	12	6	2.3339	3.8232
3.9708	3.9477	1	5	2.3899	3.7832
3.9202	3.8768	2	5	2.3899	3.7712
3.8866	3.7925	3	1	2.3899	4.2275
3.9375	3.9273	4	1	2.2158	4.0479
3.9462	4.0156	5	3	2.2158	4.4626
4.0193	4.2460	6	3	2.2158	4.1406
4.0722	4.2170	7	2	2.1860	4.0181
4.1113	4.2071	8	2	2.1860	4.0887
4.1642	4.0825	9	4	2.1860	3.9141
4.1120	4.0070	10	4	2.3451	3.9599
4.0973	3.9876	11	6	2.3451	3.9024
4.0040	3.9255	12	6	2.3451	3.3016
3.8641	3.7213	1	5	2.3776	3.2937
3.7434	3.4993	2	5	2.3776	3.4609
3.6388	3.3521	3	1	2.3776	4.0943
3.6688	3.6163	4	1	2.2338	4.0780
3.6885	3.8777	5	3	2.2338	4.4982
3.7878	4.2235	6	3	2.2338	4.3109
3.9560	4.2957	7	2	2.2055	4.1688
4.1019	4.3260	8	2	2.2055	4.1253
4.2126	4.2017	9	4	2.2055	4.0926
4.2123	4.1289	10	4	2.3947	4.0520
4.2080	4.0899	11	6	2.3947	4.0295
4.1298	4.0580	12	6	2.3947	3.6522
4.0201	3.9112	1	5	2.4477	3.4695

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

3.9035  3.7171  2   5   2.4477  3.6412
3.8228  3.5876  3   1   2.4477  4.1991
3.8406  3.7699  4   1   2.2935  4.0568
3.8414  3.9657  5   3   2.2935  4.5406
3.9266  4.2655  6   3   2.2935  4.4157
4.0538  4.3377  7   2   2.2686  4.3266
4.1967  4.4276  8   2   2.2686  4.2462
4.2975  4.3295  9   4   2.2686  4.1744
4.2934  4.2491 10   4   2.4615  4.1258
4.3049  4.1821 11   6   2.4615  4.1773
4.2443  4.1592 12   6   2.4615  3.9705
];
tr = 102;%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 = 103;%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 =6;%Number structure
roundperstructure = 30;%Number Round per Structure
INPUT1 = DATA(sttr:entr , 1:5);%Number Input for training
OUTPUT1 = DATA(sttr:entr , 6);%Number Output for training
INPUT2 = DATA(stts:ents , 1:5);%Number Input for testing
OUTPUT2 = DATA(stts:ents , 6);%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);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

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=200;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=1;
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, [], [], 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;
        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))
            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)
        end
    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        z1 = R(q,n)
    end
end
q
n
end
% nllr(:,n) = nlr';
% nll(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaa1=1:length (nlr)
    GGG1(aaa1) = abs(100*[EEE1(1,aaa1)/Br(1,aaa1)]);
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);
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);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

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

```

%%%

ตัวอย่างโปรแกรมสำหรับการพยากรณ์แบบ 3 ชั้นซ้อน (การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย)

```

clear all
DATA = [14.0492 14.3345 14.4363 14.2558 10 0.78 14.1393

```

14.0876 14.3921 14.3064 14.2556 11 0.78 14.1339

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

14.1496	14.3953	14.2160	14.1751	12	0.78	14.1246
14.2840	14.3350	14.1942	14.1326	1	0.78	14.2118
14.3333	14.2565	14.2062	14.1568	2	0.78	14.6008
14.3746	14.2481	14.2437	14.3124	3	0.78	15.0129
14.4034	14.3323	14.3706	14.6085	4	0.74	16.1264
14.5041	14.5530	14.7017	15.2467	5	0.74	15.1878
14.5467	14.6433	14.8774	15.4424	6	0.74	14.9923
14.6081	14.7255	15.0220	15.4355	7	0.74	15.0451
14.6835	14.8262	15.1609	15.0751	8	0.74	15.0967
14.7436	14.9332	15.2435	15.0447	9	0.74	15.2473
14.8266	15.0579	15.2826	15.1297	10	0.80	14.8645
14.8870	15.1304	15.0723	15.0695	11	0.80	14.6049
14.9263	15.1309	14.9751	14.9056	12	0.80	14.7076
14.9748	15.0970	14.9277	14.7257	1	0.81	14.5525
15.0032	14.9221	14.8456	14.6217	2	0.81	15.2608
15.0582	14.9302	14.8729	14.8403	3	0.81	16.4853
15.1809	15.0961	15.0793	15.4329	4	0.78	16.6811
15.2272	15.2779	15.3820	16.1424	5	0.78	16.2931
15.3193	15.4108	15.6634	16.4865	6	0.78	16.1569
15.4163	15.5119	15.9050	16.3770	7	0.79	16.0298
15.4984	15.6413	16.1512	16.1599	8	0.79	15.9121
15.5663	15.7866	16.2597	16.0329	9	0.79	15.8182
15.6139	15.9100	16.1485	15.9200	10	0.85	15.9923
15.7079	16.0700	16.0337	15.9075	11	0.85	16.0742
15.8303	16.1603	15.9973	15.9616	12	0.85	15.9297
15.9322	16.0986	15.9594	15.9987	1	0.87	15.7775
16.0343	15.9982	15.9173	15.9271	2	0.87	16.7235
16.1561	16.0460	16.0526	16.1436	3	0.87	17.2222
16.2176	16.1644	16.2866	16.5744	4	0.83	17.8264
16.3130	16.3640	16.5923	17.2574	5	0.83	18.1214
16.4654	16.6095	16.9335	17.7233	6	0.83	17.3686
16.5663	16.7818	17.1733	17.7721	7	0.84	17.2718
16.6698	16.9239	17.4223	17.5873	8	0.84	17.2052
16.7776	17.0496	17.5026	17.2819	9	0.84	16.8162
16.8608	17.1481	17.4349	17.0977	10	0.92	16.9889
16.9438	17.2827	17.2954	17.0034	11	0.92	17.3694
17.0517	17.3545	17.1700	17.0582	12	0.92	16.9828
17.1395	17.3279	17.1057	17.1137	1	0.93	16.8317
17.2273	17.2173	17.0324	17.0613	2	0.93	17.6723
17.3064	17.1674	17.1102	17.1623	3	0.93	19.3258
17.4817	17.3849	17.5285	17.9433	4	0.88	19.2521
17.6005	17.6049	17.9057	18.7501	5	0.88	18.3735
17.6215	17.7347	18.0730	18.9838	6	0.88	18.1313
17.6851	17.8809	18.2645	18.5856	7	0.90	17.9303
17.7400	17.9855	18.4476	18.1450	8	0.90	18.5262
17.8500	18.1140	18.5899	18.1959	9	0.90	18.2297
17.9678	18.2525	18.4072	18.2287	10	0.97	18.3095
18.0779	18.4167	18.2501	18.3551	11	0.97	18.8363
18.2001	18.5461	18.3272	18.4585	12	0.97	18.1612
18.2983	18.4167	18.3322	18.4357	1	0.96	18.2612
18.4175	18.3066	18.3874	18.4196	2	0.96	18.94
18.5231	18.3695	18.4563	18.4541	3	0.96	20.2215
18.5977	18.6018	18.7883	19.1409	4	0.93	20.5375
18.7049	18.8915	19.1596	19.8997	5	0.93	20.5368
18.8851	19.1149	19.4430	20.4319	6	0.93	19.2375
18.9773	19.2268	19.6224	20.1039	7	0.94	18.9601
19.0631	19.2991	19.7389	19.5781	8	0.94	19.0394
19.1059	19.3217	19.7555	19.0790	9	0.94	18.7759
19.1514	19.3900	19.5145	18.9251	10	1.02	18.7587
19.1888	19.4453	19.2181	18.8580	11	1.02	19.0924
19.2102	19.4622	18.9773	18.8757	12	1.02	18.4497

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

19.2342	19.2653	18.8460	18.7669	1	1.02	18.8792
19.2857	19.0811	18.8326	18.8071	2	1.02	19.6957
19.3487	18.9876	18.9419	19.0082	3	1.02	20.7448
19.3923	19.1551	19.2701	19.7732	4	0.98	20.5313
19.3918	19.3297	19.5655	20.3239	5	0.98	21.064
19.4357	19.5546	19.8941	20.7800	6	0.98	20.4393
19.5359	19.7395	20.2257	20.6782	7	0.99	20.0403
19.6259	19.8819	20.4192	20.5145	8	0.99	19.8697
19.6951	19.9682	20.4482	20.1164	9	0.99	20.2135
19.8149	20.1642	20.3597	20.0412	10	1.07	20.0523
19.9227	20.2945	20.2799	20.0452	11	1.07	20.4436
20.0353	20.3776	20.1765	20.2365	12	1.07	20.0922
20.1722	20.3051	20.1186	20.1960	1	1.06	19.7548
20.2451	20.2189	20.0710	20.0969	2	1.06	20.5929
20.3199	20.1665	20.1916	20.1466	3	1.06	22.161
20.4379	20.3578	20.5161	20.8362	4	1.02	22.5861
20.6091	20.6407	20.9384	21.7800	5	1.02	21.2342
20.6233	20.7923	21.0702	21.9938	6	1.02	21.5554
20.7163	20.9414	21.3141	21.7919	7	1.03	20.3963
20.7460	20.9796	21.4210	21.0620	8	1.03	20.853
20.8279	21.0251	21.4643	20.9349	9	1.03	21.0627
20.8987	21.1329	21.2813	20.7707	10	1.13	20.5944
20.9439	21.2262	20.9493	20.8367	11	1.13	20.4834
20.9472	21.2141	20.8242	20.7135	12	1.13	20.9579
21.0193	21.0804	20.7246	20.6786	1	1.13	20.7334
21.1009	20.8745	20.7808	20.7249	2	1.13	20.7082
21.1105	20.8161	20.7567	20.7998	3	1.13	22.1121
21.1064	20.8779	20.9316	21.1846	4	1.07	22.5682
21.1049	21.1193	21.2605	21.7962	5	1.07	21.61
21.1363	21.2034	21.4483	22.0968	6	1.07	21.3958
21.1230	21.2404	21.5213	21.8580	7	1.07	21.4892
21.2140	21.3398	21.6473	21.4983	8	1.07	21.5901
21.2755	21.4628	21.7942	21.4917	9	1.07	21.0137
21.2714	21.4690	21.6112	21.3643	10	1.08	20.7114
21.2811	21.4665	21.3017	21.1051	11	1.08	20.2009
21.2576	21.4102	21.0669	20.6420	12	1.08	18.3941
21.0439	20.9970	20.5666	19.7688	1	1.05	18.6029
20.8664	20.5565	20.0855	19.0660	2	1.05	20.7536
20.8702	20.4613	19.9461	19.2502	3	1.05	21.3181
20.8040	20.4527	19.9968	20.2249	4	1.02	22.0449
20.7604	20.5144	20.2191	21.3722	5	1.02	20.8275
20.6952	20.4297	20.3235	21.3968	6	1.02	20.8448
20.6493	20.4109	20.7320	21.2391	7	1.04	20.5057
20.5673	20.3881	21.0491	20.7260	8	1.04	21.2579
20.5396	20.5055	21.1332	20.8695	9	1.04	20.9574
20.5349	20.7903	21.0730	20.9070	10	1.14	21.02
20.5607	21.0589	20.9022	21.0784	11	1.14	21.8042
20.6943	21.1756	21.0650	21.2605	12	1.14	20.8856
20.9019	21.1276	21.0718	21.2366	1	1.18	20.9695
21.0991	21.0081	21.1491	21.2198	2	1.18	21.87229
21.1923	21.1242	21.2515	21.2425	3	1.18	23.30405
21.3578	21.3974	21.6426	22.0486	4	1.11	23.89772
21.5122	21.7743	22.1222	23.0247	5	1.11	24.0099
21.7774	22.0801	22.4898	23.7372	6	1.11	23.2373
21.9768	22.3334	22.8818	23.7150	7	1.11	22.8655
22.1734	22.5385	23.1978	23.3709	8	1.11	21.8934
22.2264	22.5484	23.2013	22.6654	9	1.11	22.2150
22.3312	22.6961	23.0198	22.3246	10	1.19	21.7745
22.3941	22.7855	22.6659	21.9610	11	1.19	22.2948
22.4350	22.8325	22.3801	22.0947	12	1.19	22.3022
22.5530	22.7211	22.2242	22.1238	1	1.22	21.2883

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาติให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

22.5796 22.4312 21.9614 21.9618 2 1.22 22.2069
22.6075 22.2309 22.0136 21.9325 3 1.22 23.1563
22.5951 22.2219 22.1705 22.2172 4 1.14 23.3221
22.5472 22.2726 22.4284 22.8951 5 1.14 23.9002
22.5380 22.4956 22.6960 23.4596 6 1.14 23.0292
22.5207 22.5861 22.8172 23.4172 7 1.16 23.3514
22.5612 22.7613 23.1610 23.4269 8 1.16 23.4425
22.6903 22.8888 23.3670 23.2744 9 1.16 22.8086
22.7397 22.9451 23.3090 23.2008 10 1.08 22.0621
22.7637 23.0310 23.0990 22.7711 11 1.08 20.9546
22.6520 22.8919 22.6081 21.9418 12 1.08 21.1049
22.5523 22.6640 22.2873 21.3739 1 1.22 22.2511
22.6325 22.5450 22.1040 21.4369 2 1.22 23.5544
22.7448 22.5065 22.1226 22.3035 3 1.22 24.5715
22.8627 22.6779 22.4164 23.4590 4 1.19 26.1211
23.0960 22.9856 23.0929 24.7490 5 1.19 25.2073
23.2049 23.1817 23.8017 25.3000 6 1.19 23.9273
23.2797 23.3060 24.2721 25.0852 7 1.19 23.9326
23.3282 23.5139 24.5524 24.3557 8 1.19 24.1557
23.3876 23.8695 24.6526 24.0052 9 1.19 24.0093
23.4877 24.1923 24.5589 24.0325 10 1.29 24.1313
23.6601 24.4012 24.2273 24.0988 11 1.29 24.6579
23.9687 24.5238 24.1357 24.2662 12 1.29 24.0739
24.2161 24.4685 24.1601 24.2877 1 1.29 23.3908
24.3111 24.1651 24.0698 24.0408 2 1.29 24.5894
24.3973 24.0965 24.1421 24.0180 3 1.29 26.4230
24.5516 24.3738 24.5444 24.8011 4 1.23 26.3246
24.5686 24.6395 24.9099 25.7790 5 1.23 26.5981
24.6845 24.9109 25.2333 26.4486 6 1.23 25.0380
24.7771 25.0252 25.3940 25.9869 7 1.22 24.5684
24.8300 25.0738 25.5903 25.4015 8 1.22 23.9417
24.8122 24.9942 25.4823 24.5160 9 1.22 24.3637
24.8417 25.0264 25.1391 24.2913 10 1.30 23.7415
24.8092 25.0654 24.7086 24.0156 11 1.30 24.2512
24.7754 25.0278 24.3174 24.1188 12 1.30 22.9052
24.6780 24.6369 23.9619 23.6326 1 1.28 22.5569
24.6085 24.2183 23.6267 23.2378 2 1.28 23.6586
24.5309 23.8917 23.5795 23.0402 3 1.28 26.1059
];
tr = 150;%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 = 151;%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 =6;%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';

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

[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
    s = u - 1;%Number neural of 3rd Hidden
net=newff(minmax(ptr),[w,u,s,1],{'tansig','tansig','tansig','tansig'}
,'trainlm');%Activation function & Training Algorithm
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=200;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=1;
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.layers{4}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{4,3}.initFcn = 'rands';
    net.biases{4}.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);

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

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;
    nlr = S;
    nl = SS;
    x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};x4 =
net.lw{4,3};
    y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};y4 = net.b{4};
    zr = Rr(q,n)
    z1 = R(q,n)
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};x4 =
= net.lw{4,3};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};y4 =
net.b{4};
        zr = Rr(q,n)
        z1 = R(q,n)
    end
end
q
n
end
% n1lr(:,n) = nlr';
% n1l(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaa1=1:length (nlr)
    GGG1(aaa1) = abs(100*[EEE1(1,aaa1)/Br(1,aaa1)]);
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 ;x4_best = x4 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;y4_best = y4 ;
    zr_best = zr
    z1_best = z1

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

else
    if R1(n) < min(R1(1:n-1))
        n_best = w ;
        x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;x4_best =
x4 ;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;y4_best =
y4 ;
        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,n_best-
2,1],{'tansig','tansig','tansig','tansig'},'trainlm');
net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best;net.lw{4,3} = x4_best;
net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} =
y3_best;net.b{4} = y4_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
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

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

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

```

%%%

ตัวอย่างโปรแกรมสำหรับการพยากรณ์แบบ 4 ชั้นซ้อน (การพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย)

```

clear all
DATA = [14.0492 14.3345 14.4363 14.2558 10 0.78 14.1393
14.0876 14.3921 14.3064 14.2556 11 0.78 14.1339
14.1496 14.3953 14.2160 14.1751 12 0.78 14.1246
14.2840 14.3350 14.1942 14.1326 1 0.78 14.2118
14.4034 14.3323 14.3706 14.6085 4 0.74 16.1264
14.5041 14.5530 14.7017 15.2467 5 0.74 15.1878
14.5467 14.6433 14.8774 15.4424 6 0.74 14.9923
14.6081 14.7255 15.0220 15.4355 7 0.74 15.0451
14.6835 14.8262 15.1609 15.0751 8 0.74 15.0967
15.0582 14.9302 14.8729 14.8403 3 0.81 16.4853
15.1809 15.0961 15.0793 15.4329 4 0.78 16.6811
15.2272 15.2779 15.3820 16.1424 5 0.78 16.2931
14.3333 14.2565 14.2062 14.1568 2 0.78 14.6008
14.3746 14.2481 14.2437 14.3124 3 0.78 15.0129
14.7436 14.9332 15.2435 15.0447 9 0.74 15.2473
14.8266 15.0579 15.2826 15.1297 10 0.80 14.8645
14.8870 15.1304 15.0723 15.0695 11 0.80 14.6049
14.9263 15.1309 14.9751 14.9056 12 0.80 14.7076
14.9748 15.0970 14.9277 14.7257 1 0.81 14.5525
15.0032 14.9221 14.8456 14.6217 2 0.81 15.2608
15.8303 16.1603 15.9973 15.9616 12 0.85 15.9297
15.9322 16.0986 15.9594 15.9987 1 0.87 15.7775
16.0343 15.9982 15.9173 15.9271 2 0.87 16.7235
16.1561 16.0460 16.0526 16.1436 3 0.87 17.2222
15.3193 15.4108 15.6634 16.4865 6 0.78 16.1569

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาค้นคว้าเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

15.4163	15.5119	15.9050	16.3770	7	0.79	16.0298
15.4984	15.6413	16.1512	16.1599	8	0.79	15.9121
15.5663	15.7866	16.2597	16.0329	9	0.79	15.8182
15.6139	15.9100	16.1485	15.9200	10	0.85	15.9923
15.7079	16.0700	16.0337	15.9075	11	0.85	16.0742
21.2811	21.4665	21.3017	21.1051	11	1.08	20.2009
21.2576	21.4102	21.0669	20.6420	12	1.08	18.3941
21.0439	20.9970	20.5666	19.7688	1	1.05	18.6029
16.2176	16.1644	16.2866	16.5744	4	0.83	17.8264
16.6698	16.9239	17.4223	17.5873	8	0.84	17.2052
16.7776	17.0496	17.5026	17.2819	9	0.84	16.8162
16.8608	17.1481	17.4349	17.0977	10	0.92	16.9889
16.9438	17.2827	17.2954	17.0034	11	0.92	17.3694
17.0517	17.3545	17.1700	17.0582	12	0.92	16.9828
22.5523	22.6640	22.2873	21.3739	1	1.22	22.2511
22.6325	22.5450	22.1040	21.4369	2	1.22	23.5544
17.4817	17.3849	17.5285	17.9433	4	0.88	19.2521
17.6005	17.6049	17.9057	18.7501	5	0.88	18.3735
17.6215	17.7347	18.0730	18.9838	6	0.88	18.1313
17.6851	17.8809	18.2645	18.5856	7	0.90	17.9303
17.7400	17.9855	18.4476	18.1450	8	0.90	18.5262
17.8500	18.1140	18.5899	18.1959	9	0.90	18.2297
17.9678	18.2525	18.4072	18.2287	10	0.97	18.3095
18.0779	18.4167	18.2501	18.3551	11	0.97	18.8363
18.2001	18.5461	18.3272	18.4585	12	0.97	18.1612
18.2983	18.4167	18.3322	18.4357	1	0.96	18.2612
19.3923	19.1551	19.2701	19.7732	4	0.98	20.5313
19.3918	19.3297	19.5655	20.3239	5	0.98	21.064
19.4357	19.5546	19.8941	20.7800	6	0.98	20.4393
18.4175	18.3066	18.3874	18.4196	2	0.96	18.94
18.5231	18.3695	18.4563	18.4541	3	0.96	20.2215
22.6903	22.8888	23.3670	23.2744	9	1.16	22.8086
22.7397	22.9451	23.3090	23.2008	10	1.08	22.0621
22.7637	23.0310	23.0990	22.7711	11	1.08	20.9546
22.6520	22.8919	22.6081	21.9418	12	1.08	21.1049
18.9773	19.2268	19.6224	20.1039	7	0.94	18.9601
19.0631	19.2991	19.7389	19.5781	8	0.94	19.0394
19.1059	19.3217	19.7555	19.0790	9	0.94	18.7759
19.1514	19.3900	19.5145	18.9251	10	1.02	18.7587
22.5796	22.4312	21.9614	21.9618	2	1.22	22.2069
22.6075	22.2309	22.0136	21.9325	3	1.22	23.1563
22.5951	22.2219	22.1705	22.2172	4	1.14	23.3221
19.1888	19.4453	19.2181	18.8580	11	1.02	19.0924
19.2102	19.4622	18.9773	18.8757	12	1.02	18.4497
19.2342	19.2653	18.8460	18.7669	1	1.02	18.8792
19.2857	19.0811	18.8326	18.8071	2	1.02	19.6957
19.3487	18.9876	18.9419	19.0082	3	1.02	20.7448
20.2451	20.2189	20.0710	20.0969	2	1.06	20.5929
20.3199	20.1665	20.1916	20.1466	3	1.06	22.161
19.5359	19.7395	20.2257	20.6782	7	0.99	20.0403
19.6259	19.8819	20.4192	20.5145	8	0.99	19.8697
19.6951	19.9682	20.4482	20.1164	9	0.99	20.2135
19.8149	20.1642	20.3597	20.0412	10	1.07	20.0523
19.9227	20.2945	20.2799	20.0452	11	1.07	20.4436
20.0353	20.3776	20.1765	20.2365	12	1.07	20.0922
20.1722	20.3051	20.1186	20.1960	1	1.06	19.7548
21.1105	20.8161	20.7567	20.7998	3	1.13	22.1121
21.1064	20.8779	20.9316	21.1846	4	1.07	22.5682
21.1049	21.1193	21.2605	21.7962	5	1.07	21.61
20.4379	20.3578	20.5161	20.8362	4	1.02	22.5861
20.6091	20.6407	20.9384	21.7800	5	1.02	21.2342

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

20.6233	20.7923	21.0702	21.9938	6	1.02	21.5554
20.7163	20.9414	21.3141	21.7919	7	1.03	20.3963
20.7460	20.9796	21.4210	21.0620	8	1.03	20.853
20.8279	21.0251	21.4643	20.9349	9	1.03	21.0627
20.8987	21.1329	21.2813	20.7707	10	1.13	20.5944
20.9439	21.2262	20.9493	20.8367	11	1.13	20.4834
20.9472	21.2141	20.8242	20.7135	12	1.13	20.9579
21.0193	21.0804	20.7246	20.6786	1	1.13	20.7334
21.1009	20.8745	20.7808	20.7249	2	1.13	20.7082
20.8702	20.4613	19.9461	19.2502	3	1.05	21.3181
20.8040	20.4527	19.9968	20.2249	4	1.02	22.0449
20.7604	20.5144	20.2191	21.3722	5	1.02	20.8275
21.1363	21.2034	21.4483	22.0968	6	1.07	21.3958
21.1230	21.2404	21.5213	21.8580	7	1.07	21.4892
21.2140	21.3398	21.6473	21.4983	8	1.07	21.5901
23.3282	23.5139	24.5524	24.3557	8	1.19	24.1557
23.3876	23.8695	24.6526	24.0052	9	1.19	24.0093
23.4877	24.1923	24.5589	24.0325	10	1.29	24.1313
18.8851	19.1149	19.4430	20.4319	6	0.93	19.2375
20.8664	20.5565	20.0855	19.0660	2	1.05	20.7536
21.3578	21.3974	21.6426	22.0486	4	1.11	23.89772
21.5122	21.7743	22.1222	23.0247	5	1.11	24.0099
21.7774	22.0801	22.4898	23.7372	6	1.11	23.2373
21.9768	22.3334	22.8818	23.7150	7	1.11	22.8655
20.6952	20.4297	20.3235	21.3968	6	1.02	20.8448
20.6493	20.4109	20.7320	21.2391	7	1.04	20.5057
20.5673	20.3881	21.0491	20.7260	8	1.04	21.2579
20.5396	20.5055	21.1332	20.8695	9	1.04	20.9574
20.5349	20.7903	21.0730	20.9070	10	1.14	21.02
20.5607	21.0589	20.9022	21.0784	11	1.14	21.8042
20.6943	21.1756	21.0650	21.2605	12	1.14	20.8856
20.9019	21.1276	21.0718	21.2366	1	1.18	20.9695
21.0991	21.0081	21.1491	21.2198	2	1.18	21.87229
21.1923	21.1242	21.2515	21.2425	3	1.18	23.30405
22.1734	22.5385	23.1978	23.3709	8	1.11	21.8934
22.2264	22.5484	23.2013	22.6654	9	1.11	22.2150
22.3312	22.6961	23.0198	22.3246	10	1.19	21.7745
22.3941	22.7855	22.6659	21.9610	11	1.19	22.2948
22.4350	22.8325	22.3801	22.0947	12	1.19	22.3022
22.5530	22.7211	22.2242	22.1238	1	1.22	21.2883
22.5472	22.2726	22.4284	22.8951	5	1.14	23.9002
22.5380	22.4956	22.6960	23.4596	6	1.14	23.0292
22.5207	22.5861	22.8172	23.4172	7	1.16	23.3514
22.5612	22.7613	23.1610	23.4269	8	1.16	23.4425
23.0960	22.9856	23.0929	24.7490	5	1.19	25.2073
23.2049	23.1817	23.8017	25.3000	6	1.19	23.9273
23.2797	23.3060	24.2721	25.0852	7	1.19	23.9326
16.3130	16.3640	16.5923	17.2574	5	0.83	18.1214
16.4654	16.6095	16.9335	17.7233	6	0.83	17.3686
16.5663	16.7818	17.1733	17.7721	7	0.84	17.2718
22.7448	22.5065	22.1226	22.3035	3	1.22	24.5715
22.8627	22.6779	22.4164	23.4590	4	1.19	26.1211
21.2755	21.4628	21.7942	21.4917	9	1.07	21.0137
21.2714	21.4690	21.6112	21.3643	10	1.08	20.7114
18.5977	18.6018	18.7883	19.1409	4	0.93	20.5375
18.7049	18.8915	19.1596	19.8997	5	0.93	20.5368
17.1395	17.3279	17.1057	17.1137	1	0.93	16.8317
17.2273	17.2173	17.0324	17.0613	2	0.93	17.6723
17.3064	17.1674	17.1102	17.1623	3	0.93	19.3258
23.6601	24.4012	24.2273	24.0988	11	1.29	24.6579
23.9687	24.5238	24.1357	24.2662	12	1.29	24.0739

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

24.2161 24.4685 24.1601 24.2877 1 1.29 23.3908
24.3111 24.1651 24.0698 24.0408 2 1.29 24.5894
24.3973 24.0965 24.1421 24.0180 3 1.29 26.4230
24.5516 24.3738 24.5444 24.8011 4 1.23 26.3246
24.5686 24.6395 24.9099 25.7790 5 1.23 26.5981
24.6845 24.9109 25.2333 26.4486 6 1.23 25.0380
24.7771 25.0252 25.3940 25.9869 7 1.22 24.5684
24.8300 25.0738 25.5903 25.4015 8 1.22 23.9417
24.8122 24.9942 25.4823 24.5160 9 1.22 24.3637
24.8417 25.0264 25.1391 24.2913 10 1.30 23.7415
24.8092 25.0654 24.7086 24.0156 11 1.30 24.2512
24.7754 25.0278 24.3174 24.1188 12 1.30 22.9052
24.6780 24.6369 23.9619 23.6326 1 1.28 22.5569
24.6085 24.2183 23.6267 23.2378 2 1.28 23.6586
24.5309 23.8917 23.5795 23.0402 3 1.28 26.1059
];
tr = 150;%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 = 151;%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 =6;%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;

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

v.T = tts;
for n = 1 : structure
    start = clock;
    w = stnode+noderange*(n - 1);
    u = w-1;%Number neural of 2nd Hidden
    s = u-1;%Number neural of 3rd Hidden
    t = s-1;%Number neural of 4th Hidden
net=newff(minmax(ptr), [w,u,s,t,1], {'tansig','tansig','tansig','tansig',
', 'tansig'}, 'trainlm');%Activation function & Training Algorithm
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=200;%Epochs or Iteration
net.trainParam.max_fail=1;
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.layers{4}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{4,3}.initFcn = 'rands';
    net.biases{4}.initFcn = 'rands';
    net.layers{5}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{5,4}.initFcn = 'rands';
    net.biases{5}.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
        q11 = 1;
        nlr = S;
        nl = SS;

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};x4 =
net.lw{4,3};x5 = net.lw{5,4};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};y4 =
net.b{4};y5 = net.b{5};
        z1 = R(q,n)
    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};x4
= net.lw{4,3};x4 = net.lw{4,3};x5 = net.lw{5,4};
            y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};y4 =
net.b{4};y5 = net.b{5};
            zr = Rr(q,n)
            z1 = R(q,n)
        end
    end
    q
    n
end
% n1lr(:,n) = nlr';
% n11(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaa1=1:length (nlr)
    GGG1(aaa1) = abs(100*[EEE1(1,aaa1)/Br(1,aaa1)]);
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 ;x4_best = x4
;x5_best = x5 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;y4_best = y4
;y5_best = y5 ;
    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 ;x4_best =
x4 ;x5_best = x5;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;y4_best =
y4 ;y5_best = y5 ;
        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,n_best-2,n_best-
3,1],{'tansig','tansig','tansig','tansig','tansig','trainlm'});

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best; net.lw{4,3} = x4_best; net.lw{5,4} = x5_best;
net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} =
y3_best; net.b{4} = y4_best; net.b{5} = y5_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
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

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารหลวงส่วนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปเผยแพร่ภายนอก

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

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  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ข.

โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุด  
โดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าและกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงและพลังงานไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ ใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งมี toolbox ANFIS Editor GUI (anfisedit) ในกลุ่มของ Fuzzy Logic toolboxes โดยเริ่มต้นใส่ข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบ ใน M-File ดังนี้

ตัวอย่างข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบสำหรับการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวง

```
clear
tr=[3.4273 3.5383 7 1.7468 3.5680
3.5118 3.5913 8 1.7468 3.5580
3.5770 3.5660 9 1.7468 3.5160
3.5428 3.5473 10 1.8937 3.4970
3.5575 3.5237 11 1.8937 3.5520
3.5438 3.5217 12 1.8937 3.2270
3.4863 3.4253 1 1.9288 3.1150
3.4108 3.2980 2 1.9288 3.1380
3.3408 3.1600 3 1.9288 3.7830
3.3853 3.3453 4 1.8295 3.5240
3.3898 3.4817 5 1.8295 3.6760
3.4105 3.6610 6 1.8295 3.7710
3.5012 3.6570 7 1.8422 3.5910
3.5805 3.6793 8 1.8422 3.6300
3.6625 3.6640 9 1.8422 3.6150
3.6345 3.6120 10 1.9791 3.5520
3.6392 3.5990 11 1.9791 3.3470
3.5843 3.5047 12 1.9791 3.2930
3.5047 3.3973 1 1.9929 3.3800
3.4695 3.3400 2 1.9929 3.3210
3.4180 3.3313 3 1.9929 3.7120
3.4342 3.4710 4 1.8939 3.6060
3.4432 3.5463 5 1.8939 3.7500
3.5103 3.6893 6 1.8939 3.6810
3.5750 3.6790 7 1.8836 3.6700
3.6233 3.7003 8 1.8836 3.7400
3.6932 3.6970 9 1.8836 3.5540
3.6668 3.6547 10 1.9399 3.6370
3.6720 3.6437 11 1.9399 3.2590
3.5902 3.4833 12 1.9399 2.9260
3.4643 3.2740 1 1.9070 2.8086
3.3208 2.9979 2 1.9070 3.1879
3.2287 2.9742 3 1.9070 3.6313
3.2416 3.2093 4 1.8341 3.4052
3.2030 3.4081 5 1.8341 3.5911
3.2583 3.5425 6 1.8341 3.5759
3.3667 3.5241 7 1.8736 3.5933
3.4974 3.5867 8 1.8736 3.6922
3.5815 3.6204 9 1.8736 3.6091
3.5778 3.6315 10 2.0387 3.6101
3.6119 3.6371 11 2.0387 3.4386
3.5865 3.5526 12 2.0387 3.3181
3.5436 3.4556 1 2.1394 3.4350
3.5172 3.3972 2 2.1394 3.5229
3.4890 3.4253 3 2.1394 3.8941
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนสำหรับการใช้ภายในเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.5365	3.6173	4	1.9972	3.7601
3.5615	3.7257	5	1.9972	3.9894
3.6533	3.8812	6	1.9972	3.9922
3.7656	3.9139	7	1.9819	3.9173
3.8460	3.9663	8	1.9819	3.7659
3.8865	3.8918	9	1.9819	3.7851
3.8683	3.8227	10	2.1095	3.6540
3.8506	3.7350	11	2.1095	3.5261
3.7734	3.6551	12	2.1095	3.4722
3.6868	3.5508	1	2.2084	3.3217
3.5875	3.4400	2	2.2084	3.4233
3.5304	3.4057	3	2.2084	3.7014
3.5164	3.4821	4	2.0347	3.5041
3.4914	3.5429	5	2.0347	3.9502
3.5621	3.7185	6	2.0347	3.9479
3.6414	3.8007	7	2.0297	3.8916
3.7364	3.9299	8	2.0297	3.8727
3.8113	3.9041	9	2.0297	3.8971
3.8439	3.8871	10	2.0237	3.6435
3.8672	3.8044	11	2.0237	3.4164
3.7782	3.6523	12	2.0237	3.2780
3.6665	3.4460	1	2.2721	3.5807
3.6147	3.4250	2	2.2721	3.8038
3.6032	3.5542	3	2.2721	4.2418
3.6607	3.8754	4	2.1587	3.9851
3.7176	4.0102	5	2.1587	4.3469
3.8727	4.1912	6	2.1587	4.1017
4.0100	4.1446	7	2.1317	4.0869
4.0944	4.1785	8	2.1317	3.9723
4.1224	4.0537	9	2.1317	3.9223
4.0692	3.9938	10	2.3339	3.9959
4.0710	3.9635	11	2.3339	4.0241
4.0172	3.9807	12	2.3339	3.8232
3.9708	3.9477	1	2.3899	3.7832
3.9202	3.8768	2	2.3899	3.7712
3.8866	3.7925	3	2.3899	4.2275
3.9375	3.9273	4	2.2158	4.0479
3.9462	4.0156	5	2.2158	4.4626
4.0193	4.2460	6	2.2158	4.1406
4.0722	4.2170	7	2.1860	4.0181
4.1113	4.2071	8	2.1860	4.0887
4.1642	4.0825	9	2.1860	3.9141
4.1120	4.0070	10	2.3451	3.9599
4.0973	3.9876	11	2.3451	3.9024
4.0040	3.9255	12	2.3451	3.3016
3.8641	3.7213	1	2.3776	3.2937
3.7434	3.4993	2	2.3776	3.4609
3.6388	3.3521	3	2.3776	4.0943
3.6688	3.6163	4	2.2338	4.0780
3.6885	3.8777	5	2.2338	4.4982
3.7878	4.2235	6	2.2338	4.3109
3.9560	4.2957	7	2.2055	4.1688
4.1019	4.3260	8	2.2055	4.1253
4.2126	4.2017	9	2.2055	4.0926
4.2123	4.1289	10	2.3947	4.0520
4.2080	4.0899	11	2.3947	4.0295
4.1298	4.0580	12	2.3947	3.6522

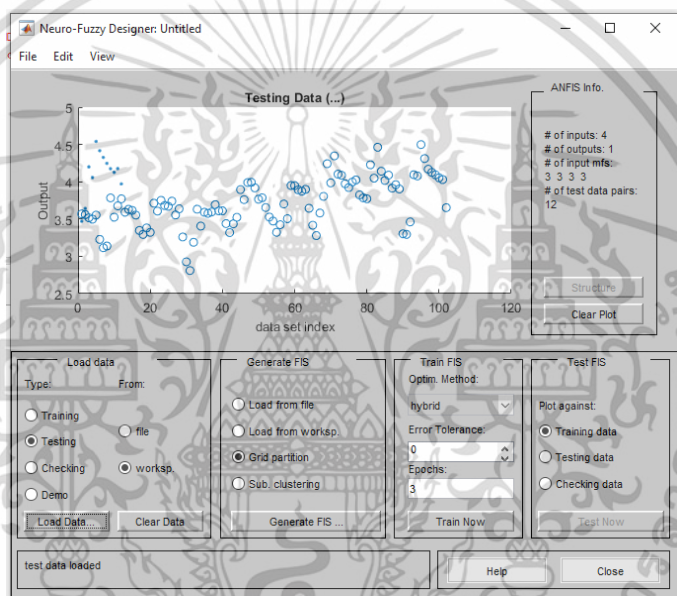
];  
ts=[4.0201 3.9112 1 2.4477 3.4695  
3.9035 3.7171 2 2.4477 3.6412  
3.8228 3.5876 3 2.4477 4.1991

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกิจการเชิงงานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

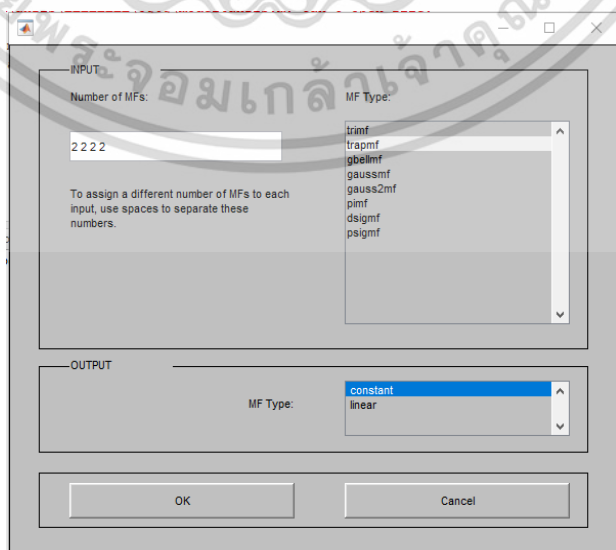
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.8406	3.7699	4	2.2935	4.0568
3.8414	3.9657	5	2.2935	4.5406
3.9266	4.2655	6	2.2935	4.4157
4.0538	4.3377	7	2.2686	4.3266
4.1967	4.4276	8	2.2686	4.2462
4.2975	4.3295	9	2.2686	4.1744
4.2934	4.2491	10	2.4615	4.1258
4.3049	4.1821	11	2.4615	4.1773
4.2443	4.1592	12	2.4615	3.9705

];  
 จากนั้นทำการรัน โหลดข้อมูลเข้าโปรแกรม โดย“anfisedit” เลือกกระบวนการฝึกสอนเป็น hybrid เลือกจำนวน epochs ดังรูปที่ ค.1 แล้วตั้งค่าฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตและเอาท์พุตในส่วนของ Generate FIS ที่ต้องการให้โปรแกรมคำนวณดังรูปที่ ค.2



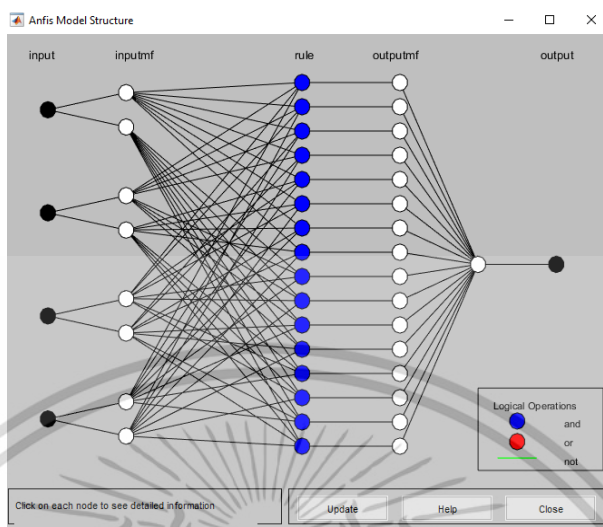
รูปที่ ข.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace [31]



รูปที่ ข.2 เลือกฟังก์ชันสมาชิกและจำนวนฟังก์ชันสมาชิก [31]

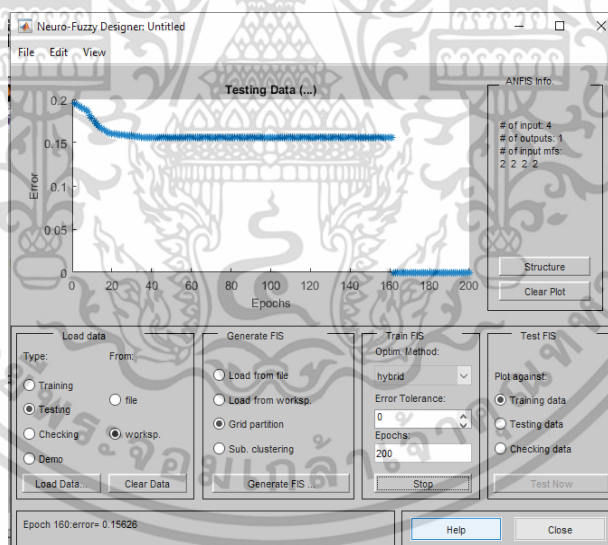
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่หวังกำไร หรือเพื่อวัตถุประสงค์อื่นใด กรุณาแจ้งเจ้าของลิขสิทธิ์ก่อนการนำออกไปใช้

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



รูปที่ ข.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการประเมิน [31]

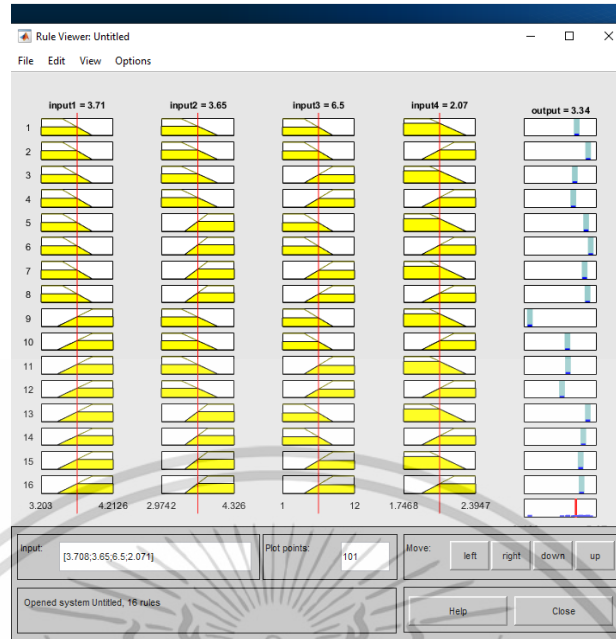
จากนั้นเลือกคลิก **Train Now** ในหน้าต่าง **Anfis Editor** เมื่อทำการฝึกสอนจะแสดงหน้าต่างดังรูปที่ ค.4 ตามที่ได้ตั้งค่าไว้เมื่อมีการฝึกสอนเสร็จโปรแกรมจะระบุค่า RMSE ที่ error ด้านล่างซ้าย



รูปที่ ข.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS [31]

เมื่อกระบวนการฝึกสอนเสร็จสิ้นสามารถป้อนตัวแปรอินพุตเพื่อหาค่าเอาต์พุตได้จากเมนู **Rule Viewer** ดังรูปที่ ค.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ ข.5 หน้าต่าง Rule Viewer [31]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ค.  
บทความที่ได้รับการตีพิมพ์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค.1 International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.) August 2020  
 Evaluation of mid-term load forecasting case study based on Adaptive  
 Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks  
 (ANNs)

International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.), Vol. xx, n. x

**Evaluation of mid-term load forecasting case study based on Adaptive  
 Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural  
 Networks (ANNs)**

Sooppasek Katruksa<sup>1</sup>, Somchat Jiriwibhakorn<sup>2\*</sup>

**Abstract** – This paper presents the different techniques for Thailand's medium-term load forecasting. It expected that load forecasting can effectively improve the electrical load efficiency of the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT). In addition, the accuracy of load forecasting is an important part of decision-making for power plant investment and the planning of the power distribution system. In this study, the input data has been trained by several predictive models, which have been artificial neural networks (2, 3 and 4 hidden layers) and adaptive neuro-fuzzy inference systems. Learning and prediction depends on three important factors, including Thailand's peak load history (simple moving average of 12 months, 9 months, 6 months and 3 months), month codes and quarterly gross domestic product (QGDGP). The results show that training ANN with two hidden layers produces the best predictive performance. The most accurate load forecast using this method is 1.1527% of MAPE and 14.45 minutes of learning time.

**Keywords:** Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), Artificial Neural Networks (ANNs), Medium Term Load Forecasting

**Nomenclature**

ANNs	artificial neural networks
ANFIS	adaptive neuro-fuzzy inference system
APE	absolute percentage error
A <sub>i</sub> , B <sub>i</sub>	linguistic labels
a, b, c, d	parameter set
e	matrix of errors between the target data and the neural network
FIS	fuzzy inference systems
Gbellmf	generalized bell-shaped membership function
J(b)	Jacobian matrix of derivatives of each error to each bias
J(w)	Jacobian matrix of derivatives of each error to each weight
LSE	least squares estimate
MFs	membership function
MAPE	mean absolute percentage error
RMSE	root mean square error
p <sub>1</sub> , q <sub>1</sub> , r <sub>1</sub>	consequent parameters
p <sub>2</sub> , q <sub>2</sub> , r <sub>2</sub>	consequent parameters
QGDGP	quarterly gross domestic product
SMA	simple moving average
μ	constant e.g. the initial value of equals 0.001
O <sub>i</sub> , μ <sub>A<sub>i</sub></sub> (x)	membership function of A <sub>i</sub>
O <sub>i</sub> , μ <sub>B<sub>i</sub></sub> (y)	membership function of B <sub>i</sub>

**I. Introduction**

Load forecasting is an important work because energy demand is continually increasing, especially for Southeast Asian nations, including Thailand and other nine member nations [1], [2]. Load forecasting is very important for modern power systems in maintenance planning, power distribution system planning, and power plant investment [2].

Load forecasting can be divided into three types according to forecast time: short-term, medium-term, and long-term forecast. Short-term ones range from a few hours to a few weeks, which is important in daily or weekly management [3]. Medium-term forecasts involve projections that last for a week to a month. This is important for substation maintenance plans, private electricity procurement, and electricity distribution planning [3]. Long-term forecasts last from one month to many years. This type of forecast involves assessing future power demand growth as the economy grows [3]. For medium-term forecasts, more accurate load forecasting will lead to proper power system scheduling and planning. In addition, it will also reduce the operating costs of the power system [1].

Medium-term load forecasting is influenced by many factors such as population, economic growth, social changes, weather changes, industrial development, electricity price conditions, working days or holiday periods [4]. It is impossible to consider all the factors in a single predictive model, so only the most important

predictors are considered [4]. This article focuses on medium-term load forecasting. Several important factors affecting Thailand's electrical load include Thailand's peak load history (simple moving average of 12 months, 9 months, 6 months and 3 months) [26], month codes and quarterly gross domestic product (QGDP) [27] are considered in this prediction.

The rest of the paper is organized as follows. Section II provides a literature survey of other researchers on electricity load forecasting. The proposed work and the models used in this research consists of the Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) are described in Section III. The simulation work and the analysis are discussed in Section IV. Finally, the conclusion and further work are given in Section V.

## II. Related Research Review

Recently, many researchers have tried to apply many techniques to predict the electrical load. For example, artificial intelligence (AI) is used to predict the load requirements of smart grids and buildings [5]. The paper reviews the short-term load forecasting techniques based on AI by identifying, evaluating, and analyzing the performance of AI-based load forecasting models and identifying gaps in the study [5]. In [6], authors have studied the short-term load forecasting of non-residential buildings and compares the methods and properties of different predictive models. The purpose of paper is to develop a new model for load forecasting in university [6]. Artificial Neural Networks are used to forecast short-term and very-short term in district buildings by evaluated Bayesian regularization (BR) and Levenberg-Marquardt (LM) [7]. In [8], authors have applied a new algorithm with Artificial Neural Networks for short-term load forecasting and the results of their simulation more accurate than baseline method. Authors have used Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for short-term load forecasting [9], [10]. In [11], load forecasting for four section, including Domestic, Commercial, Industrial, Public lighting in the city area by Artificial Neural Networks has been presented. The study can decrease peak load by management. In [12], the authors have proposed support vector machine regression,  $L_{1/2}$  sparse regression, back-propagation, and autoregressive integrated moving average time-series analysis for Midterm electricity demand forecasting by economic, weather, holiday and events factors. In [13], the annual energy consumption in Iran is forecasted using ensemble Arima-Anfis forecasting Model and comparison between other hybrid prediction models. In [14], the ANNs method forecasted the seasonal hourly load demand for three area of university and the model has been trained and tested by weather parameter. The three area forecasted are compared to find the smallest RMSE [14]. In [15], GARCH-based methods, multiple seasonal exponential models, ARIMA models, and ANN methods have been proposed to forecast peak electricity demand for 28

university building in Seul, Korea. The simulation results indicate that the best efficiency is obtained by ANNs model with external variable of 1.69% MAPE [15]. In [16], AR and ANNs models have been evaluated for medium and short-term forecasting. The study show that the ANNs methods have better accuracy than AR models for both medium and short-term estimating [16]. In [19], authors have compared neural network, regression trees and support vector regression by learning same input data. The statistical analysis results indicates that regression trees have obtained best RMSE [19]. In [20], authors have proposed fuzzy-neuro model for developing in order to predict a year before the load of Mubi, Adamawa state. The forecasting based on weather parameters has obtained the MAPE of 1.22 % that is satisfactory results.

## III. The Proposed Work

### III.1 The Artificial Neural Networks for Peak Load Prediction [14], [15], [16]

Artificial neural networks (ANNs) method has been proposed in the 1950s [16]. The model is similar to the human brain that is a highly complex biological organism. An ANN that includes an input layer, one or more hidden layers, and an output layer is called a multilayer ANN. Each layer is connected together, with some weights and deviations, consisting of several neurons. During the study, the input is entered into the ANNs. Artificial neural networks learn by adjusting or adapting weights and biases by comparing target data with neural network output. In this paper, a multilayer neural network (2, 3 and 4 hidden layers) is proposed. As shown in Fig. 1, the ANNs with two hidden layers are trained by peak load history (simple moving average of 12 months, 9 months, 6 months and 3 months) [26], month codes and quarterly gross domestic product (QGDP) [27].

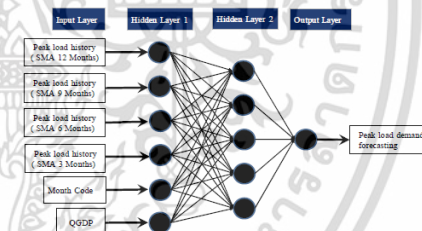


Fig. 1. The Neural Network with two hidden layers structure for peak load prediction

Input data passes through different layers by performing activation functions and nonlinear mapping [6]. For the activation function of this study, tan-sigmoid has been used in order to calculate the neuron output as shown in equation (1) and Fig.2 [18].

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

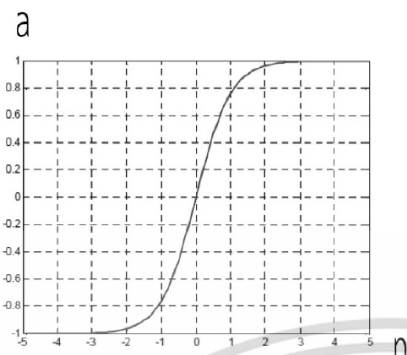


Fig. 2. Tan-Sigmoid function [18]

Weights and biases are adapted from the Levenberg-Marquardt algorithm, following equations (2) and (3) [17].

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

$$\Delta b = (J^T(b) J(b) + \mu I)^{-1} J^T(b) \cdot e \quad (3)$$

Where,  $J(w)$  is the Jacobian matrix comparing the derivative of the error function with weight;  $J(b)$  is the Jacobian matrix comparing the derivative of the error function with biases;  $e$  is the output error between the neural network and the target output;  $\mu$  is a learning parameter [17].

Integrating artificial neural networks with other technologies is one of the several ways to improve the efficacy of artificial neural networks. In this study, a simple moving average has been applied to input data before it has been trained by forecasting models. For evaluation, MAPE has been used to compare the efficacy by using equation (4) below:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{RealResult_i - PredictedResult_i}{RealResult_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

III.2 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems [13], [20], [21], [24].

Several complex problems use artificial neural networks (ANNs) and fuzzy inference systems (FIS) as solutions. The integration of artificial neural networks (ANNs) and fuzzy inference systems (FIS) can increase efficiency. The combination of ANNs and FIS is divided into three types; they are concurrent, collaborative, and fully fused models.

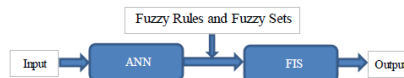


Fig. 3. Cooperative NF model [21]

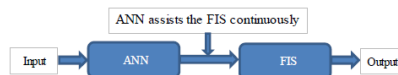


Fig. 4. Concurrent NF model [21]

Figures 3 and 4 describe cooperative and concurrent NF models on ANFIS [21].

The Anfis Architecture shown on Fig. 5 is five layer network [13],[22],[23]. The fuzzy inference has two inputs  $x$  and  $y$ , and one output  $f$ . Assuming that the rule base contains two fuzzy inputs, the rules of the Sugeno type are described as:

- Rule 1: If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$ , then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$ ,
- Rule 2: If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$ , then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$ .

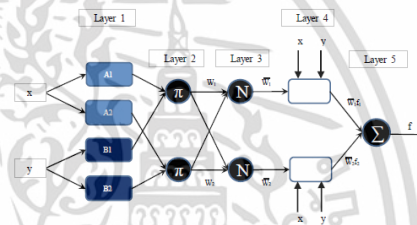


Fig. 5. Equivalent ANFIS [22]

Layer 1: Square node with a node function:

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1, 2 \text{ or} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ for } i = 3, 4 \end{aligned} \quad (5)$$

Where,  $x, y$  are the inputs,  $A_i, B_i$  are the linguistic labels, and  $O_{1,i}$  is the membership function of  $A_i, B_i$ . In this paper,  $\mu_{A_i}(x), \mu_{B_{i-2}}(y)$  are chosen as Gbell function and  $\pi$ -shaped built-in functions as shown in the following equations (6) and (7).

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c_1}{a_1} \right|^{2b_1}} \quad (6)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่เว้นกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\mu_{A_i}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a_i \\ 2 \left[ \frac{x-a_i}{b_i-a_i} \right]^2, & a_i \leq x \leq \frac{a_i+b_i}{2} \\ 1 - 2 \left[ \frac{x-b_i}{b_i-a_i} \right]^2, & \frac{a_i+b_i}{2} \leq x \leq b_i \\ 1, & b_i \leq x \leq c_i \\ 1 - 2 \left[ \frac{x-c_i}{d_i-c_i} \right]^2, & c_i \leq x \leq \frac{c_i+d_i}{2} \\ 2 \left[ \frac{x-d_i}{d_i-c_i} \right]^2, & \frac{c_i+d_i}{2} \leq x \leq d_i \\ 0, & x \geq d_i \end{cases} \quad (7)$$

Where, {a<sub>i</sub>, b<sub>i</sub>, c<sub>i</sub>, d<sub>i</sub>} is the parameter set and membership functions A<sub>i</sub>. B<sub>i</sub> are the linguistic labels. The parameters in this layer are premised parameters.

**Layer 2:** Circle node (π), which multiplies the output of layer 1, is shown in equation (8) below:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, \quad (8)$$

**Layer 3:** Circle node (N). The outputs of this layer, called normalization, are derived from the equation (9) below:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (9)$$

**Layer 4:** Square node, with node function:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (10)$$

Where, w<sub>i</sub> is the output of layer 3 and {p<sub>i</sub>, q<sub>i</sub>, r<sub>i</sub>} is the parameter set. The parameter set is called consequent parameters.

**Layer 5:** Circle node (Σ) is the output shown in the equation below:

$$O_{5,i} = \sum w_i f_i = \frac{\sum w_i f_i}{\sum w_i} \quad (11)$$

The ANFIS architecture is shown in Fig. 5. The output is as follows [22]:

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \\ &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (12)$$

The output is a linear equation. The parameters are: p<sub>1</sub>, q<sub>1</sub>, r<sub>1</sub>, p<sub>2</sub>, q<sub>2</sub>, and r<sub>2</sub>. Table 1 shows the activities in each pass [22].

TABLE I  
TWO PASSES IN THE HYBRID LEARNING PROCEDURE FOR ANFIS

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

III.3. Design of The Anfis-Based Model [9]

The ANFIS model has been adapted by choosing from the following list of parameters:

- Membership function type
- Number of membership functions
- Learning algorithm
- Epoch size
- Data size
- Number of input variables

Model efficacy can be calculated by Root Mean Square Error (RMSE) following Eq. (13):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [Real\ Result_i - Predicted\ Result_i]^2} \quad (13)$$

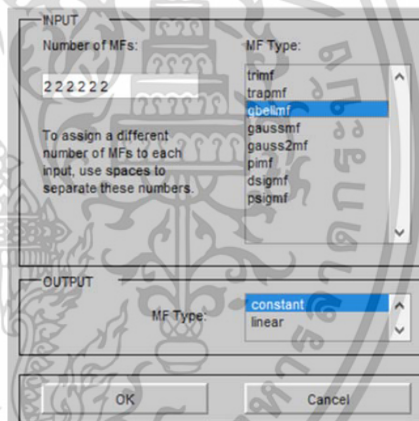


Fig. 6. The design of the ANFIS model (membership Function type & Number of membership function) [25]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

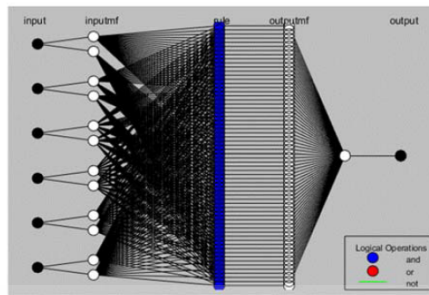


Fig. 7. ANFIS model structure for this research [25]

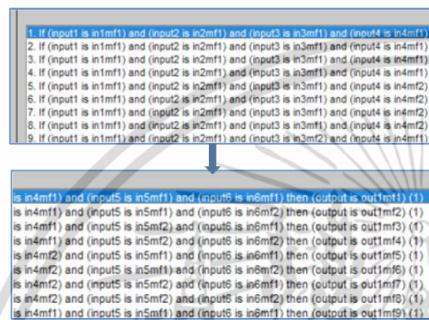


Fig. 8. Fuzzy rules of ANFIS model [25]

The sample of setting of the ANFIS model shown in Figs. 6 and 7 which the setting of ANFIS with six input data, two membership functions, gbell of the types of the input membership functions, and constant of the types of the output membership functions.

Fig.8 shows 9 of 64 fuzzy rules that are obtained by ANFIS model of the sugeno type. The in1 to in6 are model inputs that are (1) the simple moving average 12 months, (2) the simple moving average 9 months, (3) the simple moving average 6 months, (4) the simple moving average 3 months, (5) month code, (6) QGDP, Out1 is peak electricity load, which is model output. The number of rules depends on a number of input and membership function.

III.4 Methodological for Load Forecasting

III.4.1 Choosing Learning Data

The learning data for this research used the peak power data of each month of the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) and quarterly gross domestic product (QGDP) from October 2000 to Mar 2014. A sample of the data is shown in Table 2. The prediction depended on the maximum power history (moving average of 12 months, 9 months, 6 months, 3 months) [26], month code (1-12 refer

to January to December) and quarterly gross domestic product (QGDP) [27]. There were 150 training data (Data No. 1 to 150) and 12 testing data (Data No. 151 to 162).

TABLE II  
LEARNING DATA [27], [28]

Data	12 Months	9 Months	6 Months	3 Months	Month	Output	
No.	SMA	SMA	SMA	SMA	Code	QGDP	
	(GW)	(GW)	(GW)	(GW)		(GW)	
1	14.0492	14.3345	14.4363	14.2558	10	0.78	14.1393
2	14.0876	14.3921	14.3064	14.2556	11	0.78	14.1339
3	14.1496	14.3953	14.2160	14.1751	12	0.78	14.1246
4	14.2840	14.3350	14.1942	14.1356	1	0.78	14.2118
5	14.3333	14.2565	14.2062	14.1568	2	0.78	14.6008
6	14.3746	14.2481	14.2437	14.3124	3	0.78	15.0129
7	14.4034	14.3323	14.3706	14.6085	4	0.74	16.1264
8	14.5041	14.5530	14.7017	15.2467	5	0.74	15.1878
9	14.5467	14.6433	14.8774	15.4424	6	0.74	14.9923
10	14.6081	14.7255	15.0220	15.4355	7	0.74	15.0451
11	14.6335	14.8262	15.1699	15.0751	8	0.74	15.0967
12	14.7436	14.9332	15.2435	15.0447	9	0.74	15.2473
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
151	24.5516	24.3738	24.4444	24.8011	4	1.23	26.3246
152	24.6586	24.6395	24.9099	25.7790	5	1.23	26.5981
153	24.6545	24.9109	25.2333	26.4486	6	1.23	25.0380
154	24.7771	25.0252	25.3940	25.9869	7	1.22	24.5684
155	24.8390	25.0738	25.5903	25.4015	8	1.22	23.9417
156	24.8322	24.9942	25.4823	24.5160	9	1.22	24.3637
157	24.8417	25.0264	25.3391	24.2913	10	1.30	23.7415
158	24.8092	25.0654	24.7086	24.0156	11	1.30	24.2512
159	24.7754	25.0278	24.3174	24.1188	12	1.30	22.9052
160	24.6780	24.6369	23.9610	23.6326	1	1.28	22.5569
161	24.6085	24.2183	23.6267	23.2378	2	1.28	23.6586
162	24.5309	23.8917	23.5795	23.0402	3	1.28	26.1659

III.4.2 Choosing Computer Specification

The computer specification for this research are:

- Manufacture : ASUSTek Computer Inc.
- Processor : Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU @ 1.60 GHz
- Installed memory (RAM) : 8.00 GB (7.88 GB usable)
- System type : 64-bit Operating System , x64-based Processor

III.4.3 Forecasting procedures and choosing an appropriate adapting parameters forecasting method

The appropriate parameters of each input data type and factor for estimated have difference depend on each pattern of data. The parameters, which fit to this research, may be same or different with other study and the results are compared by measuring with MAPE, APE, and RMSE. This paper begins comparing ANNs 2, 3, and 4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

hiddens then it is compared to ANFIS for an easy evaluation. The Flow chart of load forecasting by ANN and ANFIS shows the procedure to find best performance by repeated, varied attempts that continued until good results is depicted in Figs. 9 and 10.

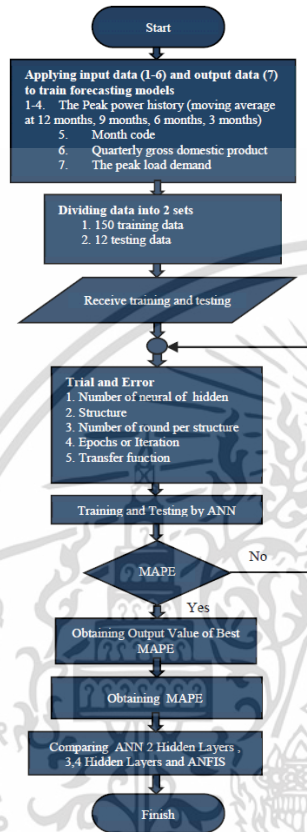


Fig. 9. The flow chart of the ANN model for the load forecasting

As seen in Fig. 9, the ANN has been conducted by step following:  
 Step 1: Applying input and output data to M-file of forecasting model.  
 Step 2: Dividing as 150 training data and 12 testing data.  
 Step 3: Adjusting the number of hidden neural, the structure, and the round number per structure. The epochs or iteration and the transfer function have been conducted until the best MAPE value has been obtained.  
 Step 4: Getting the best performance and compare with the load prediction by ANFIS.

The training window and progress are shown in Fig. 10.

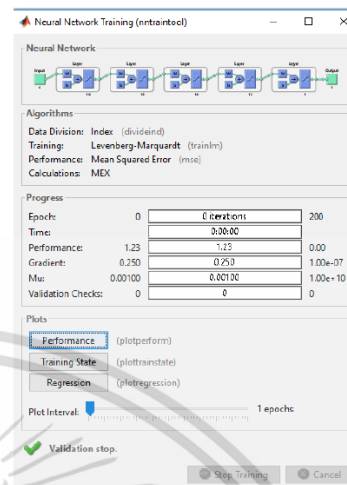


Fig. 10. The neural network training window of the ANNs with four hidden layers model [25]

As presented in Fig. 12, the ANFIS procedures are as follows:

- Step 1: Bringing the input and output data to M-file of prediction model.
- Step 2: Dividing as 150 training data and 12 testing data.
- Step 3: Running and calling the ANFIS window by "anfisedit" and the setting window shown in Fig. 11.

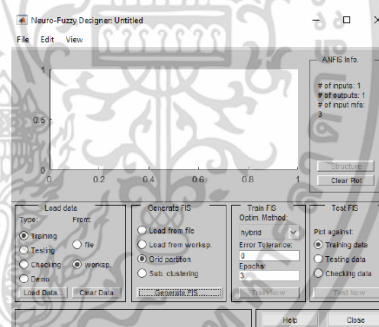


Fig. 11. The setting window of the ANFIS model [25]

- Step 4: Choosing the workspace to load train and test data into ANFIS.
- Step 5: Choosing the Generate FIS tab. Setting the number of membership function and the membership function type.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Step 6: Choosing the Train Fis box and set epochs.  
 Step 7: Training and adjusting to correct the error by adjusting the types of input and output membership functions, the number of membership functions and the epochs until receiving the best RMSE value.  
 Step 8: Getting the output and calculated the MAPE value in order to compare it with the load prediction by using ANNs.

membership function and iteration. This paper has proposed only the ANNs with 2,3 and 4 hidden layers and Anfis because the ANNs with more than 4 hidden layers have time consuming and experimental results have not significantly improved.

IV.1 Artificial Neural Networks Simulation Results

The results of ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers are shown in Figs. 13-21 and Table 3.

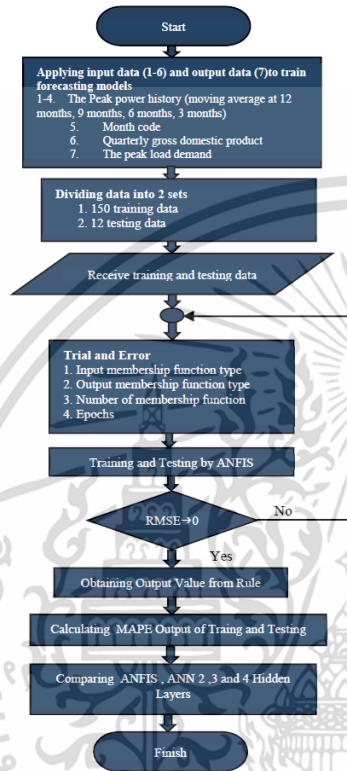


Fig. 12. The flow chart of the ANFIS model for load forecasting

IV. Simulation Work and Analysis

In this part, the simulation results of the all proposed models are presented. The input data has been divided into two sets for training 150 sets and testing 12 sets. The best performance of Artificial Neural Networks has been found by selecting the number of hidden layers, number of neurons, algorithm, structure, round per structure, epochs and type of transfer function through trial and error. Then, anfis is evaluated to find the best accuracy through trial and error of membership function type, number of

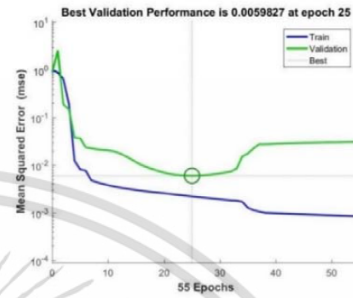


Fig. 13. The number of epochs vs. mean squared error for ANNs with two hidden layers [25]

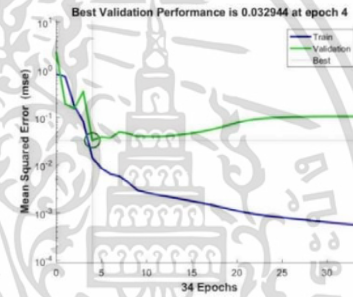


Fig. 14. The number of epochs vs. mean squared error for ANNs with three hidden layers [25]

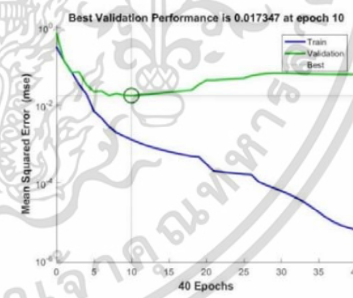


Fig. 15. The number of epochs vs. mean squared error for ANNs with four hidden layers [25]

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The performance plot between the mean square error and the number of epochs of the ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers are proposed in Figs.13,14 and 15. The suitable value of ANNs with 2,3 and 4 hidden layers are converged by 55, 34 and 40 epochs respectively. The trained and validated regression involved in ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers are seen in Figs.16, 17, and 18, which have obtained the values of 0.99388, 0.98741 and 0.9965 respectively. It indicates that the target value is corresponding with lines and all three models have good efficiency to learn the shape of data in order to conduct the forecasting for testing data sets.

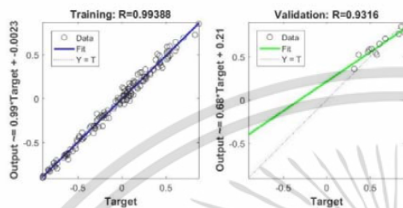


Fig. 16. The training regression for ANNs with two hidden layers [25]

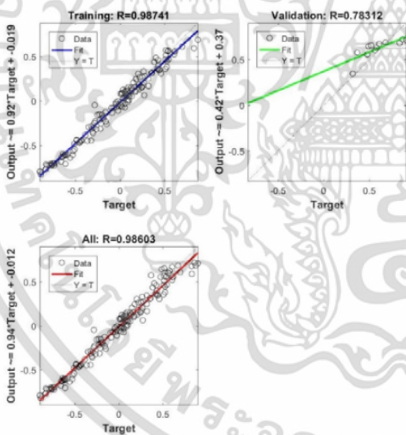


Fig. 17. The training regression for ANNs with three hidden layers [25]

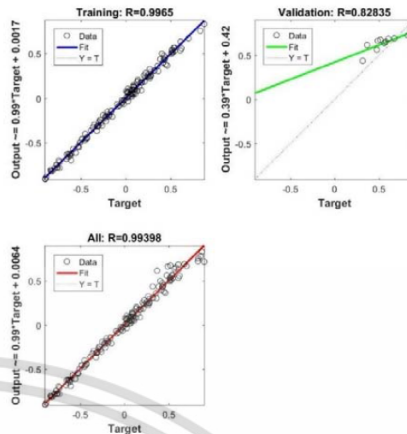


Fig. 18. The training regression for ANNs with four hidden layers [25]

Fig.19 shows the training accomplishment of the all ANNs models. The training results by trial and error until the error value is close to zero. The error value is measured by the mean absolute percentage error ( MAPE ) calculated. The best and the worst MAPE has been 0.5171% and 0.7543% respectively during 150 months data sets, that is a good enough value to predict the future load.

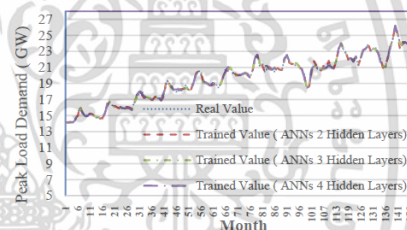


Fig. 19. Training results 150 months of ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers

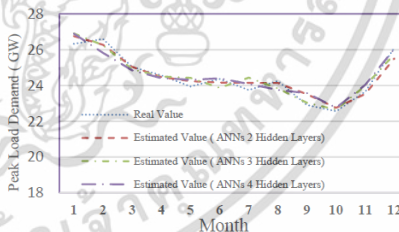


Fig. 20. Testing results (Prediction results 12 months) of peak load demand by ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The predicting results are shown in Fig. 20. It can be observed that the performance is evaluated by comparing predicted loads with actual values for every month. The prediction of ANNs with 2,3 and 4 hidden layers correspond to actual values. For more clearly results, the estimating data is compared by absolute percentage error (APE) and mean absolute percentage error (MAPE) as shown in Fig.21 and Table 3.

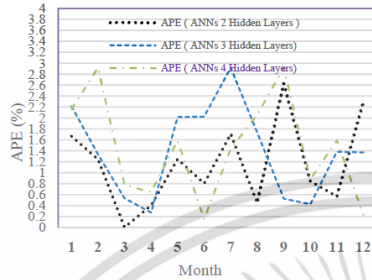


Fig. 21. Absolute percentage error (APE) of peak load demand estimated by ANNs with 2,3 and 4 hidden layers

Fig.21 proposes the APE for ANNs with 2,3 and 4 hidden layers. As presented, ANNs with two hidden layers have lower error than other models. On the peak load demand, the ANNs with two hidden layers estimating model have the best efficiency with an APE of less than 2.6% compared to ANNs with three and four hidden layers with an estimating error of about 3.0%.

TABLE III  
THE BEST PARAMETER AND RESULTS OF ANNS BY HEURISTIC METHOD

	ANNs 2 Hidden	ANNs 3 Hidden	ANNs 4 Hidden
<b>Model</b>	Back-Propagation	Back-Propagation	Back-Propagation
<b>Transfer function</b>	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid	Tan-Sigmoid
<b>Trained data (Sets)</b>	150	150	150
<b>Estimated data (Sets)</b>	12	12	12
<b>Learning method</b>	Levenberg-Marquardt	Levenberg-Marquardt	Levenberg-Marquardt
<b>Epochs</b>	200	200	200
<b>Learning time (Minutes)</b>	14.45	20.32	27.09
<b>MAPE (%) for Trained data</b>	0.5171	0.6860	0.7543
<b>MAPE (%) for Estimated data (Testing data)</b>	1.1527	1.3966	1.4458

The ANNs efficiency is evaluated by heuristic is shown in table 3. All the models have good results with Levenberg-Marquardt Algorithm . Tan-Sigmoid transfer function and 200 epochs. The training performance obtained by ANNs with 2, 3 and 4 hidden layers are MAPE of 0.5171% ,0.6860% and 0.7543% respectively. The estimated MAPE of ANNs 2, 3 and 4 hidden layers are 1.1527%,1.3966% and 1.4458% respectively. The results show that the ANNs with two hidden layers have MAPE of both training and estimating less than others and the least time. Then the results are compared further with the best results of ANFIS in section IV.3.

IV.2 Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System results

The ANFIS Model is trained by back propagation (BP) and least square gradient decent back propagation (Hybrid BP) . The results are presented in Figs. 22, 23, 24 and Table 4.

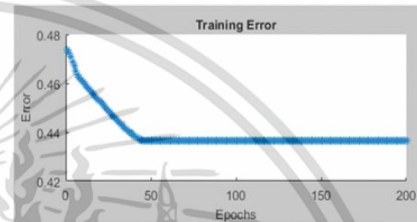


Fig. 22. The number of epochs vs. root mean square error ( RMSE) for ANFIS [25]

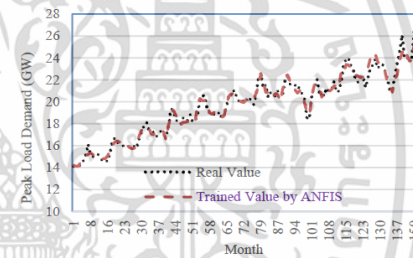


Fig. 23. Training results of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

The graph between the root mean square error and the number of iteration of the training algorithm of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is presented in Fig. 22. The training error value has decreased from high value until minimal and has converged to optimum error value of about 50 epochs to 200 epochs. Fig. 23 presents the training comparison of Anfis training value with actual values. The graph shows that the training has good results in order to evaluate the error by calculating MAPE. The MAPE of all the training results of Anfis are 1.6243% as shown in table 4 . It is an effective value to estimate the future peak load demand.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE IV  
THE BEST PARAMETERS AND RESULTS OF ANFIS BY TRIAL AND ERROR METHOD

ANFIS	
Model	Sugeno
Membership function	Input 1 Number of MFs 2 , Gbellmf Input 2 Number of MFs 2 , Gbellmf Input 3 Number of MFs 2 , Gbellmf Input 4 Number of MFs 2 , Gbellmf Input 5 Number of MFs 2 , Gbellmf Input 6 Number of MFs 2 , Gbellmf Output MF, constant
Trained data (Sets)	150
Estimated data (Sets)	12
Learning method	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
Epochs	200
Learning time (Minutes)	0.25
MAPE (%) for Trained data	1.6243
MAPE (%) for Estimated data (Testing data)	3.8739

The ANFIS performance is evaluated through trial and error. The best accuracy is achieved by ANFIS with gbell membership function, two membership function, 200 epochs, and the best MAPE of estimated of 3.8739% as shown in table 4 . Then the best results are compared to the best ones of ANNs as presented in section IV.3.

IV.3 Evaluated results of Artificial Neural Networks and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

The results of sections IV.1 and IV.2 have found the best accuracy by guess and check until the MAPE is minimal. Then the best results of both models are compared in order to evaluate to find the best Method for this research as proposed in Figs. 24, 25 and table 5.

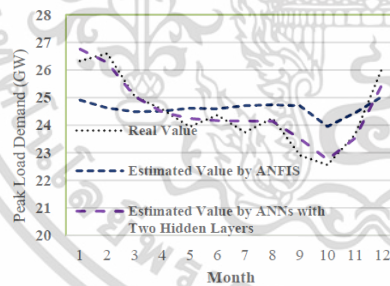


Fig. 24. Evaluation results of ANNs with two hidden layers and Anfis

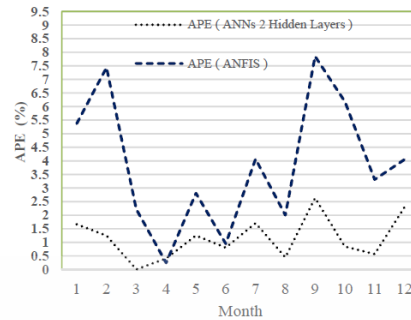


Fig. 25. Evaluation absolute percentage error (APE) of ANNs with two hidden layers and ANFIS

TABLE V  
EVALUATION RMSE AND MAPE OF ANNS WITH TWO HIDDEN LAYERS AND ANFIS

	ANNs with two hidden layers		ANFIS	
	RMSE (GW)	MAPE (%)	RMSE (GW)	MAPE (%)
Training	0.1589	0.5171	0.4363	1.6243
Estimating (Testing)	0.3393	1.1527	1.1107	3.8739

Fig. 24 illustrates the prediction results comparison of ANNs with two hidden layers and ANFIS. The prediction value of ANNs with two hidden layers are more corresponding with actual values than ANFIS. As seen in Fig. 25, the APE of ANNs with two hidden layers is less than 3.0 %, but The ANFIS reaches 8.0 %. Finally, according to the forecasting results in Table 5, it is indicated that the ANNs with two hidden layers have both RMSE and MAPE less than the ANFIS. It can be observed that the ANN model with two hidden layers has given more accurate predictions than the Anfis method.

V. Conclusion

This paper has presented models of mid-term load forecasting using Artificial Neural Network (ANNs) and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). The paper has focused on month-ahead load forecasting with only six input data including the peak load history (moving average 12 months, 9 months, 6 months and 3 months), month code and quarterly gross domestic product (QGDP). ANNs with 2, 3, 4 hidden layers have been examined and it has been found out that increasing the number of layers has no affect on accuracy of prediction and has more time to learning.

The paper has evaluated and compared the ANNs with 2, 3, 4 hidden layers and ANFIS. In accordance with experimental, all the models have been trained by same

input data. The MAPE of training of ANNs with 2, 3, 4 hidden layers and ANFIS models have been 0.5171%, 0.6860%, 0.7543% and 1.6243%, respectively. The MAPE of the testing have been 1.1527%, 1.3966%, 1.4458% and 3.8739% respectively. The prediction results show that the ANN with two hidden layers produces the best prediction performance. These procedures can help for electricity distribution, maintenance schedule, and cogeneration planning. Further research will be carried out using other techniques such as other machine learning method and this proposed method can be combined with geographic information system (GIS) technology.

## References

- [1] Y. Wen Huang, N. Kittner, D.M. Kammen, ASEAN grid flexibility : Preparedness for grid integration of renewable energy, *Energy Policy (Elsevier)*, vol. 128, May 2019, pp. 711-726.
- [2] W. Kong, Z. Y. Dong, Y. Jia, J. David, Y. Xu, Y. Zhang, Short-Term Residential Load Forecasting Based on LSTM Recurrent Neural Network, *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 10 n. 1, January 2019, pp. 841-851.
- [3] S.M. Baek, Mid-term Load Pattern Forecasting with Recurrent Artificial Neural Network, *Special Section on Artificial Intelligence Technologies for Electric Power Systems (IEEE Access)*, vol. 7, December 2019, pp. 172830-172838.
- [4] K. B. Lindberg, P. Seljom, H. Madsen, D. Fischer, M. Korpas, Long-term electricity load forecasting: Current and future trends, *Utilities Policy (Elsevier)*, vol. 58, June 2019, pp. 102-119.
- [5] M. O. Raza, A. Khosravi, A review of Artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and building, *Renewable and Sustainable Energy Reviews (Elsevier)*, vol. 50, October 2015, pp. 1352-1372.
- [6] J. Massana, C. Pous, L. Burgas, J. Melendez, J. Colomer, Short-term load forecasting in a non-residential building contrasting models and attributes, *Energy and Buildings (Elsevier)*, vol. 92, April 2015, pp. 322 - 330.
- [7] H. Dagdougui, F. Bagheri, H. Le, L. Dessaint, Neural network model for short-term and very-short-term load forecasting in district building, *Energy & Buildings (Elsevier)*, vol. 203, September 2019, pp. 1-10.
- [8] P. Singh, P. Dwivedi, Integration of new evolution approach with artificial neural network for solving short term load forecasting problem, *Applied Energy (Elsevier)*, vol. 217, March 2018, pp. 537-549.
- [9] S. Pal, A. K. Sharma, Short-term Load Forecasting Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, *International Journal of Novel Research in Electrical and Mechanical Engineering*, vol. 2 n.2, May-August 2015, pp. 65-71.
- [10] H. P. Oak, S. J. Honade, ANFIS Based Short-Term Load Forecasting, *International Journal of Current Engineering and Technology*, vol. 5 n. 3, June 2015, pp. 1878-1880.
- [11] A. Ganguly, K. Goswami, A. K. Sil, ANN technique based mid term load forecasting as a case study for peak load reduction, *IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*, Dec 2018, pp. 262-266.
- [12] Y. Liu, J. Zhao, J. Liu, Y. Chen, H. Ouyang, Regional midterm electricity demand forecasting based on economic, weather, holiday and events factors, *IEEE Transaction on Electrical and Electronic Engineering*, vol. 15 n.2, January 2020, pp. 225-234.
- [13] S. Barak, S. Saeedeh Sadegh, Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA-ANFIS hybrid algorithm, *Electrical Power and Energy Systems (Elsevier)*, vol. 82, March 2016, pp. 92-104.
- [14] J. Yuan, C. Farnham, C. Azuma, K. Emura, Predictive artificial neural network models to forecast the seasonal hourly electricity consumption for a University Campus, *Sustainable Cities and Society (Elsevier)*, vol. 42, June 2018, pp. 82-92.
- [15] Y. Kim, H. G. Son, S. Kim, Short term electricity load forecasting for institutional buildings, *Energy Reports (Elsevier)*, vol. 5, September 2019, pp. 1270-1280.
- [16] K. Moustris, K. A. Kavadias, D. Zafirakis, J. K. Kaldellis, Medium, short and very short-term prognosis of load demand for the Greek Island of Tilos using artificial neural networks and human thermal comfort-discomfort biometeorological data, *Renewable Energy (Elsevier)*, vol. 147, August 2019, pp. 100-109.
- [17] S. Jirivibhakorn, Applications of Neural Networks in Power System (Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang 2011).
- [18] S. N. Sivanandam, S. Sumathi, S. N. Deepa, Introduction To Neural Network. New Delhi (Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited 2006).
- [19] P. Lulus, K. R. Khalilpour, L. Andrew, A. Liebman, Short-term residential load forecasting : Impact of calendar effects and forecast granularity, *Applied Energy (Elsevier)*, vol. 205, August 2017, pp. 654-669.
- [20] D. Ali, M. Yohanna, P. M. Ijasini, M. B. Garkikda, Application of fuzzy-Neuro to model weather parameter variability impacts on electrical load based on long-term forecasting, *Alexandria Engineering Journal (Elsevier)*, vol. 57, January 2017, pp. 223-233.
- [21] S. Sumathi, P. Surekha, Computational Intelligence Paradigms Theory & Applications using MATLAB (London: Routledge 2010 <https://www.crcpress.com/>).
- [22] J. S. R. Jang, Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 3 n. 3, May-June 1993, pp. 665-685.
- [23] K. Wannakam, S. Jirivibhakorn, Evaluation of Generation System Reliability Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs), *International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E)*, vol. 13 n. 3, May-June 2018, pp. 204-212.
- [24] P. Cortes-Antonio, I. Batyrshin, A. Martinez-Cruz, L. A. Villa-Vargas, M. A. Ramirez-Salinas, I. Rudas, O. Castillo, H. Molina-Lozano, Learning rules for Sugeno ANFIS with parametric conjunction operation, *Applied Soft Computing Journal (Elsevier)*, vol. 89, January 2020, pp. 1-14.
- [25] C. Moler, MATLAB & Simulink Release 2016a (The MathWorks, Inc. 1984-2016).
- [26] M. M. Ali, M. Z. Babai, J. E. Boylan, A. A. Syntetos, On the use of Simple Moving Average for supply chains where information is not shared, *IFAC-PaperOnLine*, vol. 48 n. 3, August 2015, pp. 1756-1761.

- [27] Office of the National Economic and Social Development Council of Thailand ( Government organization of thailand, <https://www.nesdc.go.th> ).
- [28] Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) (Government organization of thailand, <https://www.egat.co.th> ) .

### Authors' information

<sup>1</sup>Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok, Thailand (e-mail: sooppasek.katruksa@yahoo.com).

<sup>2</sup>\*Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Ladkrabang, Bangkok, Thailand (e-mail: somchat.ji@kmitl.ac.th).

\* Corresponding author.



**Sooppasek Katruksa**<sup>1</sup> received the B.S. and M.S. degrees in electrical engineering from King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand, in 2002 and 2014, respectively. He is currently pursuing the Ph.D. degree in electrical engineering at King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand. He is Thai Professional License No. 1105 Level III.

He has more than 10 years of experiences in electrical and communication system design and installation for a wide variety of residential, commercial, industrial, hotel and resort. His research interests are in load forecasting and power quality of power systems.



**Somchat Jiriwibhakorn**<sup>2\*</sup> received B.S. and M.S. degrees in Electrical Engineering from King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand, in 1994 and 1997, respectively, and a Ph.D. in Electrical Engineering from Imperial College, University of London, UK, in 2000. He was a lecturer from 1994 to 2002, an Associate Professor from 2006

to the present with the Faculty of Electrical Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang at Bangkok, Thailand. His present research interests are in power system stability, power system optimization, power system planning and forecasting, and applications of neural networks and anfis in power engineering.

## ๙.2 The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019)

### Application Data for Electricity Load Forecasting Models

The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019)

# Application Data for Electricity Load Forecasting Models

Sooppasek Katruksa  
 Electrical Engineering Department  
 Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of  
 Technology Ladkrabang, Ladkrabang District 10520  
 Bangkok, Thailand  
 sooppasek.katruksa@yahoo.com

Somchat Jirivibhakorn  
 Electrical Engineering Department  
 Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of  
 Technology Ladkrabang, Ladkrabang District 10520  
 Bangkok, Thailand  
 somchat.ji@kmitl.ac.th

**Abstract**— This paper used artificial neural networks (ANN) in medium-term energy forecasting for the Metropolitan Electricity Authority (MEA) area of Bangkok, Thailand. This method could improve the electricity load efficiency of the MEA. Moreover, the combined ANN with the GIS in next paper have a key role in the decision-making for investment in new substation and power system planning for maintenance and operation. The input data were clustered by K-means algorithms before training by forecasting the models. In this research, the energy forecasting models were the ANN (2 hidden & 4 hidden). The prediction was based on the MEA's electrical energy history (six months; three months) and the gross domestic product (GDP). The results appeared to indicate that the prediction of ANN 4 hidden (Classified Data Input) is more accurate.

**Keywords**— Artificial Neural Networks, Geographic Information System

#### I. INTRODUCTION

Even with limited fuel sources, there is a growing demand for more energy. Therefore, predictive power is gaining more importance; for example, for planning information, power distribution management, and having sufficient budget. [1]

Reliable forecasting of electricity is very important for Thailand's power supply. At present, the country's electricity demand is likely to rise, as electrical power is a necessity for everyday life and is also a key factor for economic growth. Consequently, the forecasting of the consumption of electrical energy must be accurate. Moreover, there many factors that affect the consumption of electricity that need to be analysed; such as, economic conditions, population, number of appliances, electrical behaviour of consumers, and weather. [1]

#### II. ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS (ANN) FOR ENERGY FORECASTING [2][3][4][5]

Electrical energy can be modelled as a nonlinear function. The prediction depends on several parameters including the history (six months moving average; three months moving average), month code, classification number, and gross domestic product (GDP) (refer to Equation 1).

$$P(t) = f[P(t_6), P(t_3), M(t), C(t), G(t)] \quad (1)$$

Where  $t$  is the time index,

$P(t_6)$  is the energy history (six months moving average),

$P(t_3)$  is the energy history (three months moving average),

$M(t)$  is the month code,

$C(t)$  is the classification number

and  $G(t)$  is the GDP

The feed-forward backpropagation neural network was applied to this research. This consisted of a number of neural networks: such as, the input layer, output layer, and a hidden layer. As defined in Equation (1), the input was  $P(t_6)$ ,  $P(t_3)$ ,  $M(t)$ ,  $C(t)$  and  $G(t)$ , and the output was  $P(t)$ . This neural network was a multi-input system and a single output system. Figure 1 shows the neural network components with four hidden layers. Every neuron of each input layer from the first to the fourth hidden layer sent signals to every connecting layer until the fourth layer where they sent a signal to every neuron in the output layer.



Fig. 1. The neural network model for the prediction of energy [2].

The Levenberg – Marquardt algorithm (LMA) was used to train the ANN. Additionally, the activation functions of the hidden layer and output layer were a linear transfer function, tan-sigmoid transfer function and log-sigmoid transfer function. These were selected by a trial and error method. As such, the efficiency of the ANN was compared by the following *mean absolute percentage error* (MAPE) equation (2):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Real\ Result_i - Predicted\ Result_i}{Real\ Result_i} \right| \times 100\% \quad (2)$$

#### III. ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS [6][7]

An Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System is a combination of ANN and FL into a fuzzy neural network system or a Neuro-Fuzzy System. The ANFIS was proposed by J.-S. R. Jang in 1993 [7] and has a basic structure as shown in Figure 2. There are two inputs,  $x_1$  and  $x_2$ , and  $y$  is the only output, and there are two Takagi-Sugeno-Kang (TSK) fuzzy rules as follows:

Rule 1: If  $x_1$  is  $A_1$  and  $x_2$  is  $B_1$ , then  $f_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1$ .  
 Rule 2: If  $x_1$  is  $A_2$  and  $x_2$  is  $B_2$ , then  $f_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2$ .

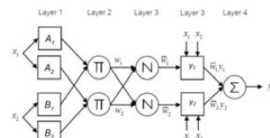


Fig. 2. The structure of the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System[7].

The structure of ANFIS is divided into 5 layers:

**Layer 1:** Acts to convert imported data into fuzzy values by calculating membership values from the membership function. The nodes in this layer are rectangular, which indicate that the parameter values can be adjusted. The parameters in this node refers to the parameters of the membership function, called the Premise Parameters.

**Layer 2:** Serves to multiply the signals sent from the first layer by using the T-norm Operator. This layer sends the output to Layer 3. The number of nodes in this layer is equal to the number of fuzzy rules and the output signal ( $w$ ) is the Firing Strength of each rule. The nodes in this layer are circular, indicating that the parameters cannot be adjusted.

**Layer 3:** Performs the Firing Strength adjustment to make the sum from every rule have one value by dividing the Firing Strength by the sum of the Firing Strength from every rule. The result is called the Normalized Firing Strength ( $w$ ) node. In this layer, there is a circle showing that the parameter value cannot be adjusted.

**Layer 4:** Performs the calculation of the results of the fuzzy rules, which are  $w_i(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$  for rule 1. The nodes in this layer are rectangular, indicating that the parameters of this node ( $p_i, q_i, r_i$ ) can be adjusted. These parameters are called the Consequent Parameters.

**Layer 5:** Acts as a combination of signals from all nodes of Layer 4. The nodes in this layer are circular, indicating that they cannot adjust the parameters.

The learning of ANFIS uses the hybrid learning algorithm from the two-way learning cycle. By forward calculation, the parameters are adjusted based on the Least Squares Estimate, while the Backward Pass uses the slope adjustment method (Gradient Descent) for adjusting the parameters.

III. K-MEANS CLUSTERING ALGORITHM [8]

The K-means clustering algorithm was first proposed by MacQueen (1967). The flow chart of the K-means clustering is shown in Figure 2.

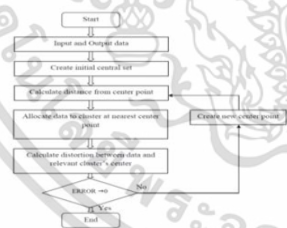


Fig. 3. K-means clustering procedure [8].

The example of the clustering data with the IBM SPSS STATISTICS 20 programme (K-means algorithms) as input to train the ANN is shown in Tables 1-3.

Table 1. Initial cluster centres [9].

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
INPUT1	3.367	3.229	3.946	4.298	4.020	3.590
INPUT2	3.524	2.974	4.016	4.330	3.911	3.483
INPUT3	7.000	3.000	5.000	9.000	1.000	12.000
INPUT4	1.874	1.907	2.216	2.269	2.448	1.940

Table 1. shows that the absolute of the minimum starting centre distance is 4.1312 (Clusters 1 and 4).

Table 2 Final cluster centres [9].

	Cluster					
	1	2	3	4	5	6
INPUT1	3.783	3.566	3.627	3.891	3.650	3.857
INPUT2	3.935	3.494	3.833	3.877	3.507	3.783
INPUT3	7.500	3.500	5.500	9.500	1.500	11.500
INPUT4	2.015	2.120	2.055	2.083	2.185	2.152

Table 2 shows that the absolute values of the final centre distance was reduced from the initial centre. The lowest was 2.1617 (Clusters 2 and 5).

Table 3 Number of cases in each cluster [9].

Cluster	1	20 sets
	2	18 sets
3	18 sets	
4	20 sets	
5	18 sets	
6	20 sets	
Valid	114 sets	
Missing	0 sets	

Table 3 shows that Clusters 1, 4, and 6 had 20 sets of data whereas Clusters 2, 3, and 5 only had 18 sets of data.

IV. LEARNING DATA FOR THE FORECASTING MODEL

The data used for this study were monthly electricity consumption data (Jan 2006 to Dec 2015) of the Metropolitan Electricity Authority (MEA) and gross domestic product (GDP). The data were clarified by K-means algorithms before being trained by a forecasting model. An example of the classification data is shown in Table 4. The forecasting depended on the MEA's electricity energy history (six months; three months), month code, classification number, and GDP.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Table 4 The input was classified by K-means algorithms and the target data.

Data No.	6 Months Moving Average (TWH)	3 Months Moving Average (TWH)	Month Code	GDP	Classification Number	Output (TWH)
1	3.4270	3.5380	7	1.7470	1.0000	3.5680
2	3.5120	3.5910	8	1.7470	1.0000	3.5580
3	3.5770	3.5660	9	1.7470	4.0000	3.5160
112	4.293	4.249	10.000	2.462	4.000	4.126
113	4.305	4.182	11.000	2.462	6.000	4.177
114	4.244	4.159	12.000	2.462	6.000	3.971

V. THE EXPERIMENTAL RESULTS

A. Electricity forecasting of the Metropolitan Electricity Authority (MEA)

This was divided into classified and non-classified tests for learning by the neural networks (two hidden and four hidden layers). There was a change in the number of neurons in each layer's transfer function and period. The data were grouped into different sets to obtain the satisfactory results. The results are shown in Figures 4 and Table 5-7.

Table 5 Comparison of the electrical power forecast results (non-classified learning data).

MONTH - YEAR	THE ACTUAL ELECTRICAL ENERGY (TWH)	ELECTRICAL ENERGY PREDICTIONS (TWH)		
		ANN 2 HIDDEN	ANN 4 HIDDEN	ANFIS
Jan-2015	3.4695	3.4806	3.4876	3.6778
Feb-2015	3.6412	3.6646	3.7665	3.5509
Mar-2015	4.1991	4.1629	4.1795	3.8651
Apr-2015	4.0568	4.2424	4.1186	4.2766
May-2015	4.5406	4.5300	4.4764	5.2855
Jun-2015	4.4157	4.3667	4.3487	4.4072
Jul-2015	4.3266	4.2354	4.2609	4.2032
Aug-2015	4.2462	4.2275	4.2339	4.0715
Sep-2015	4.1744	4.1456	4.1788	4.053
Oct-2015	4.1258	4.1971	4.1285	4.0503
Nov-2015	4.1773	4.0877	4.1281	3.9792
Dec-2015	3.9705	3.9353	3.8460	3.8477

Table 6 Comparison of the electrical power forecast results (classified data).

MONTH - YEAR	THE ACTUAL ELECTRICAL ENERGY (TWH)	ELECTRICAL ENERGY PREDICTIONS (TWH)		
		ANN 2 HIDDEN	ANN 4 HIDDEN	ANFIS
Jan-2015	3.4695	3.6732	3.5065	3.8735
Feb-2015	3.6412	3.6542	3.6382	3.4136
Mar-2015	4.1991	4.2485	4.1673	4.3308
Apr-2015	4.0568	4.0863	4.0365	4.2275
May-2015	4.5406	4.4684	4.4755	4.5148
Jun-2015	4.4157	4.3845	4.3771	4.3223
Jul-2015	4.3266	4.2831	4.2573	4.0787
Aug-2015	4.2462	4.2476	4.2280	4.2516
Sep-2015	4.1744	4.1610	4.1638	4.1566
Oct-2015	4.1258	4.1633	4.1688	4.0540
Nov-2015	4.1773	4.1618	4.2249	3.9367
Dec-2015	3.9705	3.9279	3.8676	3.9301

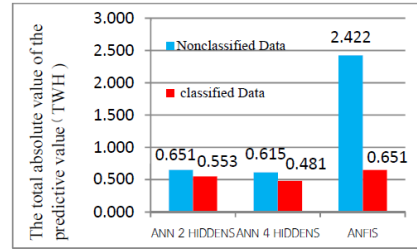


Fig.4. Comparison of the absolute value of the predictive value of each model (non-classified data).

Figure 4 shows the absolute value of each predicted error with the classified and non-classified data. Bar 1 represents the non-classified data, whereas Bar 2 represents the classified data. It can be seen that the predicted results of all models showed less error-prone classification data than the non-classified data. Thus, this indicates that the classified results had more predictive effects. Moreover, the graph shows that the performance of the four hidden layers of the ANN was better than all of the models for both types of data.

Table 7 Comparison of the data and MAPE values of each model.

Model	ANN 2 HIDDEN	ANN 4 HIDDEN	ANFIS	
	Back Propagation	Back Propagation	Sugeno	
Transfer Function	1st Layer Tan-Sigmoid	1st Layer Tan-Sigmoid	Input 1 Number of MF2 Dsigmf (C),Trapmf (NC)	
	2nd Layer Tan-Sigmoid	2nd Layer Tan-Sigmoid	Input 2 Number of MF2 Dsigmf (C),Trapmf (NC)	
	Output Layer Tan-Sigmoid	3rd Layer Tan-Sigmoid	Input 3 Number of MF2 Dsigmf (C),Trapmf (NC)	
	MF Transformation	4th Layer Tan-Sigmoid	4th Layer Tan-Sigmoid	Input 4 Number of MF2 Dsigmf (C),Trapmf (NC)
		Output Layer Tan-Sigmoid	Output Layer Tan-Sigmoid	Input 5 Number of MF2 Dsigmf (C)
				Input 6 Number of MF2 Dsigmf (C)
			Output MF Linear (NC)	
			Output MF Constant (C)	
Training Data (Sets)	102	102	102	
Testing Data (Sets)	12	12	12	
Learning Method	Levenberg-Marquardt	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)	
Epochs	200	200	200	
Learning Time (m) for Nonclassified Data	9.12	21.59	0.15	
Learning Time (m) for Classified Data	15.48	53.25	0.23	
MAPE (%) for Nonclassified Data	1.3117E+00	1.2648E+00	4.8319E+00	
MAPE (%) for Classified Data	1.1781E+00	9.6680E-01	3.5602E+00	

Table 7 shows the comparison of each model. The power consumption predicted with the classified and non-classified data shows that the predicted result with the four hidden layers of the neural network had the lowest MAPE value of

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.2648% for non-classified data and 0.9668 % for the classified data, respectively. This shows that the four hidden layers of the neural network was most effective for the data used in this study. In comparing the classified data and non-classified data, which predicted the different models, it was found that the classified data gave a lesser MAPE value than the non-classified data. Based on the forecast results, the classification of the data results would better predict the power consumption.

## VI. CONCLUSION

The results of the computer prediction of the electricity distribution of the Metropolitan Electricity Authority (MEA) using artificial neural networks (two hidden and four hidden layers), ANFIS and classified data before learning were satisfactory. These findings were obtained by comparing the classified and non-classified data, which was done with a neural network model neural network (four hidden layers), and ANFIS showed the best predictive results with a MAPE of 0.9668%. Thus, these simulated results can be used to improve the management of the load distribution, power station maintenance planning, and budget allocation. Moreover, the forecasting method can be applied to spatial forecasting in the next paper.

## REFERENCES

- [1] S. Samarasinghe, 2006 Neural Networks for Time-Series Forecasting: Neural Networks for Applied Sciences and Engineering From Fundamentals to Complex Pattern Recognition. Auerbach Publications 2006, pp. 437-554.
- [2] S. Jirivibhakorn, Applications of Neural Networks in Power System, 1<sup>st</sup> ed., Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, 2011.
- [3] S. N. Sivanandam , S. Sumathi, and S. N. Deepa, Introduction To Neural Network, Tata McGraw-Hill Publishing Company Limited, 2006, NEW DELHI.
- [4] S. Wan and X-H. Yu, "Facility Power Usage Modeling and Short Term Prediction with Artificial Neural Networks," Advance in Neural Networks-ISBN 2010, Lecture Notes in Computer Science, Vol. 6064 , pp. 584 – 555.
- [5] M. Qamar Raza and A. Khosravi, "A review on Artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and building," Renewable and Sustainable Energy Reviews 50 (2015), pp. 1352 - 1372.
- [6] N. Kantanantha, "Forecasting by Causal Methods," Engineering Journal, ISSN: 1906-3636, Vol. 4 , Issue 1, [ Online ], Available: <http://www.ej.eng.chula.ac.th>
- [7] K. Bongil and P. Juneho, "Comparative Study on Short-term Electric Load Forecasting Techniques," International Journal of Control and Automation (2014), Vol.7, No.8, pp. 93-102
- [8] J. S. R. Jang, "Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics 1993 , pp. 665-685.
- [9] IBM SPSS STATISTICS 20

### ค.3 The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019)

## Electricity Load Forecasting Based on a Geographic Information System

The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019)

# Electricity Load Forecasting Based on a Geographic Information System

Sooppasek Katruksa  
Electrical Engineering Department  
Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of  
Technology Ladkrabang, Ladkrabang District 10520  
Bangkok, Thailand  
sooppasek.katruksa@yahoo.com

Somchat Jiriwibhakorn  
Electrical Engineering Department  
Faculty of Engineering, King Mongkut's Institute of  
Technology Ladkrabang, Ladkrabang District 10520  
Bangkok, Thailand  
somchat.ji@kmitl.ac.th

**Abstract** — This paper continues to develop the previous paper on Application Data for Electricity Load Forecasting Models by applying the method to the geographic information system (GIS) technology in medium-term energy forecasting for the Metropolitan Electricity Authority (MEA) area of Bangkok, Thailand. This method can be employed to improve the electricity load efficiency of the MEA. The spatial prediction plays a key role in the expansion of the areas of electricity distribution, such as the decision-making regarding investment in new substations and power system planning for maintenance and operations. The results appear to indicate that the prediction of the point density of the MEA areas was proportional to the electricity demand in the MEA areas.

**Keywords**— Geographic Information System, Load Forecasting

### I. INTRODUCTION

Increased efficiency and accuracy and more specific information are required for the prediction of the use of electrical energy in order to make the operations of the electricity distribution, such as maintenance and expansion of service areas, convenient and fast. Therefore, this research proposes a method to predict the use of spatial electricity, which is divided according to the MEA's service areas of electricity. By using the point density of important places such as the BTS, the MRT, department stores, schools, markets, etc., the research determines whether the point density of each location, when overlapping, corresponds to the electrical energy usage of each electric service area. This research is a part of predicting the use of electrical energy using a variety of methods.

### II. SPATIAL POWER DEMAND FORECAST [1][2][3]

Spatial power demand forecasting is predicting for small area in which the service area of the electricity is divided into small rectangles (grid). This method of forecasting is very precise because it calculates and knows the amount of the position and time that there will be the demand for electricity in the future. It can also be used to design a transmission system and build a new substation. Moreover, spatial power demand can reduce the impact on the planning and design of the power system due to the least error in forecasting.

#### A. Spatial forecasting principle

Spatial forecasting predicts the future electricity demand, and the results of the forecast include the size, position and time.

1.) Method of the division of the spatial forecast area : Spatial forecasting can be divided into small areas as shown

in Figures 1 and 2. There are two methods for dividing the area of the electricity.



Fig. 1. Dividing based on the electricity service area.

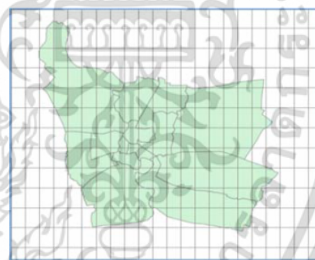


Fig. 2. Divided into small squares (grid).

a) *Categorising* : by customer area or a polygon is dividing into areas according to the scope of the electricity services. This method is directly predicted by the distribution of the electrical power in each district .

b) *In segregating into small squares (grid)* : the area is divided into smaller squares. Then, the electricity consumption of each small square area is analysed.

2) *Method of division of the customer class* : The spatial module and per capita are based on the customer class as shown in Table 1. This defines the behaviour of the electricity usage and behaviour in the selection of the appropriate environment to use for each type of location. Hence, classifying customers by their behaviour of electricity usage and in a similar group can gain a greater accurate forecast.

Table 1 Example of electric user classification [1]

Class		Definition
Spatial Customer Model Requirements Residential	Agricultural	farmhouses
	Rural	non-farm homes outside urban/suburban areas
	Single family-low density	single family homes on large lots
	Single family-normal density	single family homes - average density
	Single family-high density	townhouses,row houses
Commercial	Multi-family housing	apartments,duplexes,row houses
	Retail small	stores,strip centers
	Retail large	shopping malls centers
	Offices	professional buildings tall buildings
Transportation	High-rise	often distinguished/localationally different
	Municipal office&schools	mrt ,bts

3) *Spatial Data* : Spatial data are a digital map of Bangkok, which is supported by the Bangkok Geographic Information Technology Centre. A shape file was used in this research, and some of the examples are shown in Figures 3-4.



Fig. 3. Bangkok Mass Transit System (BTS) station map, and Metropolitan Rapid Transit (MRT) Chaloen Ratchamongkhon Line station map, and Bangkok Airport Rail Link station map (ARL). [4] [5]

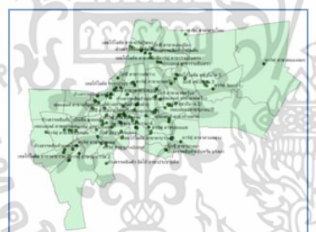


Fig. 4. Shopping malls in Bangkok. [3] [4]

4) *Density estimation* [6]-Density estimation or density calculation can be performed either as point features or line features. This can estimate the energy of each area by point feature overlays and multiple line features. Then, the electricity demand in each area can be analysed.

a) *Point density calculation* : is the calculation of the density of points around the individual output cells. Neighbouring cells are centred around each cell and include the number of points in the neighbourhood and are then divided by the area of the neighbourhood. Point density can

be applied to the density of buildings, hotels, department stores, hospitals, schools, houses, etc.

b) *Line density calculation* : is the calculation of the density of the lines in the neighbourhood of the output cell in the form of distance per unit area. The selection relies on the distance unit of the map of the incoming feature. If the distance is in metres, the area will be square kilometres by default, and the resulting line density will be in metres per square kilometre. Calculating line density is conducted by creating a circle around the central cell using the search radius. The length of each line within the circle is multiplied by the value in the population field and includes those multipliers. Then, it is divided by the circle area as shown in the following equation:

$$\text{Density} = ((L1 \times V1) + (L2 \times V2)) / (\text{area of the circle})$$

where L1, L2 is the part of the line inside the circle, and V1, V2 are the values in the population field.

### III. THE EXPERIMENTAL RESULTS

#### A. Spatial energy forecasting of the metropolitan area

The calculations of the point density of the shape file including the spatial data layers is shown in Figures 5-9.

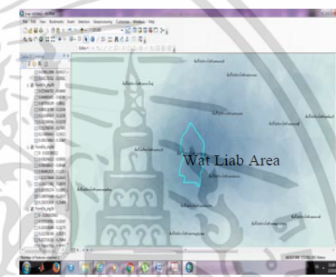


Fig. 5. The point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority, Wat Liab area in Bangkok

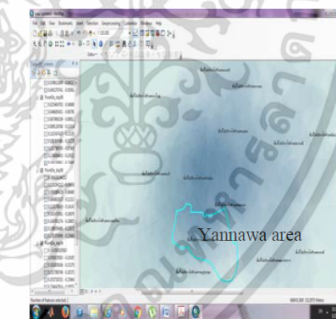


Fig. 6. The point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority, Yannawa area in Bangkok.

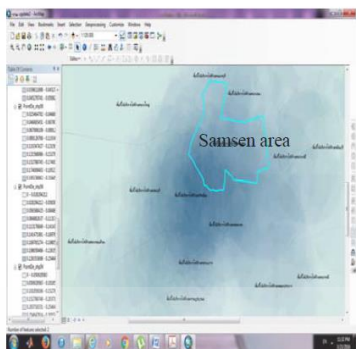


Fig. 7. The point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority, Samsen area in Bangkok.

Table 2 showing the point density by choosing four different points of each electricity service area, which considered the intensity from the highest to the lowest.

Metropolitan Electricity Authority Area	Point	The point density of each spatial data layers			
		layer 1	layer 2	layer 3	layer 4
Yanawa	1	0.255	0.293	0.115	0.000
	2	0.076	0.133	0.000	0.000
	3	0.000	0.191	0.076	0.000
	4	0.000	0.089	0.000	0.000
Wat Liab	1	0.433	0.369	0.178	0.000
	2	0.306	0.280	0.127	0.000
	3	0.420	0.331	0.166	0.000
	4	0.318	0.407	0.166	0.000
Samsen	1	0.369	0.382	0.178	0.089
	2	0.038	0.178	0.064	0.089
	3	0.191	0.191	0.102	0.140
	4	0.089	0.280	0.051	0.000
Bangkapi	1	0.191	0.318	0.102	0.000
	2	0.038	0.255	0.000	0.000
	3	0.013	0.115	0.000	0.000
	4	0.000	0.153	0.000	0.000
Bang Khen	1	0.038	0.089	0.000	0.000
	2	0.013	0.115	0.000	0.000
	3	0.013	0.051	0.000	0.000
	4	0.000	0.013	0.000	0.000

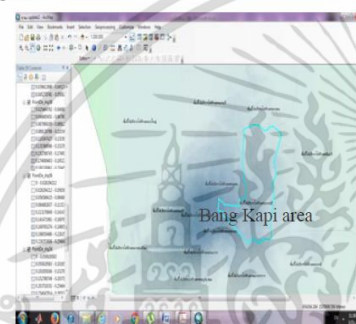


Fig. 8. The point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority, Bang Kapi area in Bangkok.

Table 3 showing the point density by choosing four different points of each electricity service area, which considered the intensity from the highest to the lowest.

Metropolitan Electricity Authority Area	Point	The point density of each spatial data layers				
		layer 5	layer 6	layer 7	layer 8	layer 9
Yanawa	1	0.000	0.242	0.293	0.509	5.730
	2	0.000	0.204	0.229	0.433	4.058
	3	0.000	0.127	0.140	0.242	2.626
	4	0.000	0.064	0.038	0.127	1.035
Wat Liab	1	0.000	0.255	0.395	0.547	7.003
	2	0.000	0.229	0.369	0.373	7.958
	3	0.000	0.242	0.331	0.509	7.003
	4	0.000	0.255	0.306	0.522	4.138
Samsen	1	0.000	0.293	0.280	0.458	4.058
	2	0.000	0.140	0.153	0.191	4.377
	3	0.000	0.357	0.089	0.153	2.626
	4	0.000	0.318	0.102	0.178	1.273
Bangkapi	1	0.025	0.242	0.089	0.191	2.228
	2	0.013	0.089	0.051	0.204	1.830
	3	0.000	0.115	0.051	0.153	1.512
	4	0.000	0.025	0.038	0.102	0.875
Bang Khen	1	0.000	0.153	0.089	0.166	0.716
	2	0.000	0.025	0.025	0.115	2.467
	3	0.000	0.025	0.025	0.064	1.373
	4	0.000	0.013	0.025	0.025	0.716

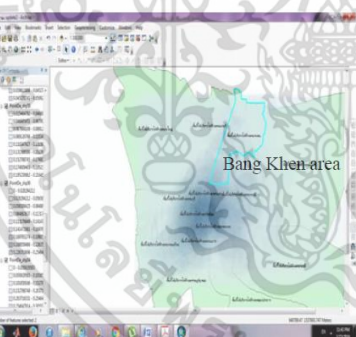


Fig. 9. The point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority, Bang Khen area in Bangkok.

Table 4 Comparison of the point density and Kilowatt Hour per square metre of each area of the Metropolitan Electricity Authority (MEA).

Metropolitan Electricity Authority Area	The point density of including spatial data layers					Kilowatt-Hour per SQ.M. of MEA Each Area Year 2015
	Point 1	Point 2	Point 3	Point 4	Average 4 point	
Yanawa	7.436	5.153	3.403	1.353	4.336	54.695
Wat Liab	9.180	9.842	9.002	6.112	8.534	77.037
Samsen	6.108	5.230	3.848	2.292	4.370	72.518
Bangkapi	3.387	2.480	1.958	1.194	2.254	26.820
Bang Khen	1.251	2.760	1.451	0.793	1.564	22.155

Table 4 showing the point density of including the spatial data layers for the Metropolitan Electricity Authority of each area in Bangkok

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

It can be obviously seen from Table 4 that the Kilowatt Hour per square metre is the same as the average of the four points density of each electricity service area. For example, the electricity service area of Wat Liab is measured along with the maximum electrical energy per square metre, and the point density of the electricity area services of Wat Liab is also the most compared to other electricity service areas.

#### IV. CONCLUSION

The results of the computer prediction of the electricity distribution of the Metropolitan Electricity Authority (MEA) are satisfactory. The forecasting method can be applied to spatial forecasting and indicated that the density of the features in each MEA area varied in accordance with the amount of electricity consumed per service area. Therefore, the findings of this study are useful for more efficient management planning, such as for the installation of new substations in the future.

#### REFERENCES

- [1] S. Heng, "Application of Geographic Information System in Spatial Load Forecasting: A Case Study of PEA," M.E. thesis, Dept. Elect. Eng., KMUTT, Bangkok, Thailand, 2002.
- [2] B. Xiao, P.W. Guo, G. Mu, G.G. Yan, P. Li, H.W. Cheng, J.F. Li and Y. Bai, "A Spatial Load Forecasting Method based on the Theory of Clustering Analysis," International Conference on Applied and Industrial Engineering, Physics Procedia 24 (2012), pp. 176-183 [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com>
- [3] Y.X. HE, J.X. Zhang, Y. Xu, Y. Gao, T. Xia, and H.Y. He, "Forecasting the urban power load in china based on the risk analysis of land-use change and load density," Electrical Power and Energy Systems 73, pp. 71-79, April 2015.
- [4] BMA GIS Center [Online]. Available: <http://www.bangkokgis.com>
- [5] S. Klindao, ArcGis Program Using, 1<sup>st</sup> ed., Publisher : Odeon Store, 2013, pp. 355-382.
- [6] S. Klindao, Application of Geographic Information System in Spatial Area, 1<sup>st</sup> ed., Publisher : Odeon Store, 2012, pp. 383-409.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ( QGDP ณ ราคา 2531) [32], [33]

ลำดับ ที่	อินพุต						เอาต์พุต (จิกะวัตต์)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 9 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (จิกะวัตต์)	รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
1	14.0492	14.3345	14.4363	14.2558	10	0.78	14.1393
2	14.0876	14.3921	14.3064	14.2556	11	0.78	14.1339
3	14.1496	14.3953	14.2160	14.1751	12	0.78	14.1246
4	14.2840	14.3350	14.1942	14.1326	1	0.78	14.2118
5	14.3333	14.2565	14.2062	14.1568	2	0.78	14.6008
6	14.3746	14.2481	14.2437	14.3124	3	0.78	15.0129
7	14.4034	14.3323	14.3706	14.6085	4	0.74	16.1264
8	14.5041	14.5530	14.7017	15.2467	5	0.74	15.1878
9	14.5467	14.6433	14.8774	15.4424	6	0.74	14.9923
10	14.6081	14.7255	15.0220	15.4355	7	0.74	15.0451
11	14.6835	14.8262	15.1609	15.0751	8	0.74	15.0967
12	14.7436	14.9332	15.2435	15.0447	9	0.74	15.2473
13	14.8266	15.0579	15.2826	15.1297	10	0.80	14.8645
14	14.8870	15.1304	15.0723	15.0695	11	0.80	14.6049
15	14.9263	15.1309	14.9751	14.9056	12	0.80	14.7076
16	14.9748	15.0970	14.9277	14.7257	1	0.81	14.5525
17	15.0032	14.9221	14.8456	14.6217	2	0.81	15.2608
18	15.0582	14.9302	14.8729	14.8403	3	0.81	16.4853
19	15.1809	15.0961	15.0793	15.4329	4	0.78	16.6811
20	15.2272	15.2779	15.3820	16.1424	5	0.78	16.2931
21	15.3193	15.4108	15.6634	16.4865	6	0.78	16.1569
22	15.4163	15.5119	15.9050	16.3770	7	0.79	16.0298
23	15.4984	15.6413	16.1512	16.1599	8	0.79	15.9121
24	15.5663	15.7866	16.2597	16.0329	9	0.79	15.8182
25	15.6139	15.9100	16.1485	15.9200	10	0.85	15.9923
26	15.7079	16.0700	16.0337	15.9075	11	0.85	16.0742
27	15.8303	16.1603	15.9973	15.9616	12	0.85	15.9297
28	15.9322	16.0986	15.9594	15.9987	1	0.87	15.7775
29	16.0343	15.9982	15.9173	15.9271	2	0.87	16.7235
30	16.1561	16.0460	16.0526	16.1436	3	0.87	17.2222
31	16.2176	16.1644	16.2866	16.5744	4	0.83	17.8264

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เข้าไปใช้ประโยชน์ด้านการศึกษา  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ( QGDP ณ ราคา 2531) (ต่อ) [32], [33]

ลำดับ ที่	อินพุต					รหัสด เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	เอาท์พุท (จิกะวัตต์)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 9 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 1 เดือน (จิกะวัตต์)			
32	16.3130	16.3640	16.5923	17.2574	5	0.83	18.1214	
33	16.4654	16.6095	16.9335	17.7233	6	0.83	17.3686	
34	16.5663	16.7818	17.1733	17.7721	7	0.84	17.2718	
35	16.6698	16.9239	17.4223	17.5873	8	0.84	17.2052	
36	16.7776	17.0496	17.5026	17.2819	9	0.84	16.8162	
37	16.8608	17.1481	17.4349	17.0977	10	0.92	16.9889	
38	16.9438	17.2827	17.2954	17.0034	11	0.92	17.3694	
39	17.0517	17.3545	17.1700	17.0582	12	0.92	16.9828	
40	17.1395	17.3279	17.1057	17.1137	1	0.93	16.8317	
41	17.2273	17.2173	17.0324	17.0613	2	0.93	17.6723	
42	17.3064	17.1674	17.1102	17.1623	3	0.93	19.3258	
43	17.4817	17.3849	17.5285	17.9433	4	0.88	19.2521	
44	17.6005	17.6049	17.9057	18.7501	5	0.88	18.3735	
45	17.6215	17.7347	18.0730	18.9838	6	0.88	18.1313	
46	17.6851	17.8809	18.2645	18.5856	7	0.90	17.9303	
47	17.7400	17.9855	18.4476	18.1450	8	0.90	18.5262	
48	17.8500	18.1140	18.5899	18.1959	9	0.90	18.2297	
49	17.9678	18.2525	18.4072	18.2287	10	0.97	18.3095	
50	18.0779	18.4167	18.2501	18.3551	11	0.97	18.8363	
51	18.2001	18.5461	18.3272	18.4585	12	0.97	18.1612	
52	18.2983	18.4167	18.3322	18.4357	1	0.96	18.2612	
53	18.4175	18.3066	18.3874	18.4196	2	0.96	18.94	
54	18.5231	18.3695	18.4563	18.4541	3	0.96	20.2215	
55	18.5977	18.6018	18.7883	19.1409	4	0.93	20.5375	
56	18.7049	18.8915	19.1596	19.8997	5	0.93	20.5368	
57	18.8851	19.1149	19.4430	20.4319	6	0.93	19.2375	
58	18.9773	19.2268	19.6224	20.1039	7	0.94	18.9601	
59	19.0631	19.2991	19.7389	19.5781	8	0.94	19.0394	
60	19.1059	19.3217	19.7555	19.0790	9	0.94	18.7759	
61	19.1514	19.3900	19.5145	18.9251	10	1.02	18.7587	
62	19.1888	19.4453	19.2181	18.8580	11	1.02	19.0924	
63	19.2102	19.4622	18.9773	18.8757	12	1.02	18.4497	
64	19.2342	19.2653	18.8460	18.7669	1	1.02	18.8792	
65	19.2857	19.0811	18.8326	18.8071	2	1.02	19.6957	
66	19.3487	18.9876	18.9419	19.0082	3	1.02	20.7448	
67	19.3923	19.1551	19.2701	19.7732	4	0.98	20.5313	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ในเชิงพาณิชย์ได้

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ( QGDP ณ ราคา 2531) (ต่อ) [32], [33]

ลำดับ ที่	อินพุต				รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	เอาท์พุท (จิกะวัตต์)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 9 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (จิกะวัตต์)			
68	19.3918	19.3297	19.5655	20.3239	5	0.98	21.064
69	19.4357	19.5546	19.8941	20.7800	6	0.98	20.4393
70	19.5359	19.7395	20.2257	20.6782	7	0.99	20.0403
71	19.6259	19.8819	20.4192	20.5145	8	0.99	19.8697
72	19.6951	19.9682	20.4482	20.1164	9	0.99	20.2135
73	19.8149	20.1642	20.3597	20.0412	10	1.07	20.0523
74	19.9227	20.2945	20.2799	20.0452	11	1.07	20.4436
75	20.0353	20.3776	20.1765	20.2365	12	1.07	20.0922
76	20.1722	20.3051	20.1186	20.1960	1	1.06	19.7548
77	20.2451	20.2189	20.0710	20.0969	2	1.06	20.5929
78	20.3199	20.1665	20.1916	20.1466	3	1.06	22.161
79	20.4379	20.3578	20.5161	20.8362	4	1.02	22.5861
80	20.6091	20.6407	20.9384	21.7800	5	1.02	21.2342
81	20.6233	20.7923	21.0702	21.9938	6	1.02	21.5554
82	20.7163	20.9414	21.3141	21.7919	7	1.03	20.3963
83	20.7460	20.9796	21.4210	21.0620	8	1.03	20.853
84	20.8279	21.0251	21.4643	20.9349	9	1.03	21.0627
85	20.8987	21.1329	21.2813	20.7707	10	1.13	20.5944
86	20.9439	21.2262	20.9493	20.8367	11	1.13	20.4834
87	20.9472	21.2141	20.8242	20.7135	12	1.13	20.9579
88	21.0193	21.0804	20.7246	20.6786	1	1.13	20.7334
89	21.1009	20.8745	20.7808	20.7249	2	1.13	20.7082
90	21.1105	20.8161	20.7567	20.7998	3	1.13	22.1121
91	21.1064	20.8779	20.9316	21.1846	4	1.07	22.5682
92	21.1049	21.1193	21.2605	21.7962	5	1.07	21.61
93	21.1363	21.2034	21.4483	22.0968	6	1.07	21.3958
94	21.1230	21.2404	21.5213	21.8580	7	1.07	21.4892
95	21.2140	21.3398	21.6473	21.4983	8	1.07	21.5901
96	21.2755	21.4628	21.7942	21.4917	9	1.07	21.0137
97	21.2714	21.4690	21.6112	21.3643	10	1.08	20.7114
98	21.2811	21.4665	21.3017	21.1051	11	1.08	20.2009
99	21.2576	21.4102	21.0669	20.6420	12	1.08	18.3941
100	21.0439	20.9970	20.5666	19.7688	1	1.05	18.6029
101	20.8664	20.5565	20.0855	19.0660	2	1.05	20.7536
102	20.8702	20.4613	19.9461	19.2502	3	1.05	21.3181
103	20.8040	20.4527	19.9968	20.2249	4	1.02	22.0449

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับใช้ภายในเท่านั้น ไม่ควรเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดลอกเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ( QGDP ณ ราคา 2531) (ต่อ) [32], [33]

ลำดับ ที่	อินพุต				รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	เอาท์พุท (จิกะวัตต์)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 9 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (จิกะวัตต์)			
104	20.7604	20.5144	20.2191	21.3722	5	1.02	20.8275
105	20.6952	20.4297	20.3235	21.3968	6	1.02	20.8448
106	20.6493	20.4109	20.7320	21.2391	7	1.04	20.5057
107	20.5673	20.3881	21.0491	20.7260	8	1.04	21.2579
108	20.5396	20.5055	21.1332	20.8695	9	1.04	20.9574
109	20.5349	20.7903	21.0730	20.9070	10	1.14	21.02
110	20.5607	21.0589	20.9022	21.0784	11	1.14	21.8042
111	20.6943	21.1756	21.0650	21.2605	12	1.14	20.8856
112	20.9019	21.1276	21.0718	21.2366	1	1.18	20.9695
113	21.0991	21.0081	21.1491	21.2198	2	1.18	21.87229
114	21.1923	21.1242	21.2515	21.2425	3	1.18	23.30405
115	21.3578	21.3974	21.6426	22.0486	4	1.11	23.89772
116	21.5122	21.7743	22.1222	23.0247	5	1.11	24.0099
117	21.7774	22.0801	22.4898	23.7372	6	1.11	23.2373
118	21.9768	22.3334	22.8818	23.7150	7	1.11	22.8655
119	22.1734	22.5385	23.1978	23.3709	8	1.11	21.8934
120	22.2264	22.5484	23.2013	22.6654	9	1.11	22.2150
121	22.3312	22.6961	23.0198	22.3246	10	1.19	21.7745
122	22.3941	22.7855	22.6659	21.9610	11	1.19	22.2948
123	22.4350	22.8325	22.3801	22.0947	12	1.19	22.3022
124	22.5530	22.7211	22.2242	22.1238	1	1.22	21.2883
125	22.5796	22.4312	21.9614	21.9618	2	1.22	22.2069
126	22.6075	22.2309	22.0136	21.9325	3	1.22	23.1563
127	22.5951	22.2219	22.1705	22.2172	4	1.14	23.3221
128	22.5472	22.2726	22.4284	22.8951	5	1.14	23.9002
129	22.5380	22.4956	22.6960	23.4596	6	1.14	23.0292
130	22.5207	22.5861	22.8172	23.4172	7	1.16	23.3514
131	22.5612	22.7613	23.1610	23.4269	8	1.16	23.4425
132	22.6903	22.8888	23.3670	23.2744	9	1.16	22.8086
133	22.7397	22.9451	23.3090	23.2008	10	1.08	22.0621
134	22.7637	23.0310	23.0990	22.7711	11	1.08	20.9546
135	22.6520	22.8919	22.6081	21.9418	12	1.08	21.1049
136	22.5523	22.6640	22.2873	21.3739	1	1.22	22.2511
137	22.6325	22.5450	22.1040	21.4369	2	1.22	23.5544
138	22.7448	22.5065	22.1226	22.3035	3	1.22	24.5715
139	22.8627	22.6779	22.4164	23.4590	4	1.19	26.1211

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้เพื่อประโยชน์อื่นใด

ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์กำลังไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ( QGDP ณ ราคา 2531) (ต่อ) [32], [33]

ลำดับ ที่	อินพุต					ผลิตภัณ์รวม รวมภายในประเทศ (ล้านบาท)	เอาท์พุต (จิกะวัตต์)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 12 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 9 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (จิกะวัตต์)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (จิกะวัตต์)	รหัส เดือน		
140	23.0960	22.9856	23.0929	24.7490	5	1.19	25.2073
141	23.2049	23.1817	23.8017	25.3000	6	1.19	23.9273
142	23.2797	23.3060	24.2721	25.0852	7	1.19	23.9326
143	23.3282	23.5139	24.5524	24.3557	8	1.19	24.1557
144	23.3876	23.8695	24.6526	24.0052	9	1.19	24.0093
145	23.4877	24.1923	24.5589	24.0325	10	1.29	24.1313
146	23.6601	24.4012	24.2273	24.0988	11	1.29	24.6579
147	23.9687	24.5238	24.1357	24.2662	12	1.29	24.0739
148	24.2161	24.4685	24.1601	24.2877	1	1.29	23.3908
149	24.3111	24.1651	24.0698	24.0408	2	1.29	24.5894
150	24.3973	24.0965	24.1421	24.0180	3	1.29	26.4230
151	24.5516	24.3738	24.5444	24.8011	4	1.23	26.3246
152	24.5686	24.6395	24.9099	25.7790	5	1.23	26.5981
153	24.6845	24.9109	25.2333	26.4486	6	1.23	25.0380
154	24.7771	25.0252	25.3940	25.9869	7	1.22	24.5684
155	24.8300	25.0738	25.5903	25.4015	8	1.22	23.9417
156	24.8122	24.9942	25.4823	24.5160	9	1.22	24.3637
157	24.8417	25.0264	25.1391	24.2913	10	1.30	23.7415
158	24.8092	25.0654	24.7086	24.0156	11	1.30	24.2512
159	24.7754	25.0278	24.3174	24.1188	12	1.30	22.9052
160	24.6780	24.6369	23.9619	23.6326	1	1.28	22.5569
161	24.6085	24.2183	23.6267	23.2378	2	1.28	23.6586
162	24.5309	23.8917	23.5795	23.0402	3	1.28	26.1059

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์ไม่ได้จัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต				เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
1	3.4273	3.5383	7	1.7468	3.5680
2	3.5118	3.5913	8	1.7468	3.5580
3	3.5770	3.5660	9	1.7468	3.5160
4	3.5428	3.5473	10	1.8937	3.4970
5	3.5575	3.5237	11	1.8937	3.5520
6	3.5438	3.5217	12	1.8937	3.2270
7	3.4863	3.4253	1	1.9288	3.1150
8	3.4108	3.2980	2	1.9288	3.1380
9	3.3408	3.1600	3	1.9288	3.7830
10	3.3853	3.3453	4	1.8295	3.5240
11	3.3898	3.4817	5	1.8295	3.6760
12	3.4105	3.6610	6	1.8295	3.7710
13	3.5012	3.6570	7	1.8422	3.5910
14	3.5805	3.6793	8	1.8422	3.6300
15	3.6625	3.6640	9	1.8422	3.6150
16	3.6345	3.6120	10	1.9791	3.5520
17	3.6392	3.5990	11	1.9791	3.3470
18	3.5843	3.5047	12	1.9791	3.2930
19	3.5047	3.3973	1	1.9929	3.3800
20	3.4695	3.3400	2	1.9929	3.3210
21	3.4180	3.3313	3	1.9929	3.7120
22	3.4342	3.4710	4	1.8939	3.6060
23	3.4432	3.5463	5	1.8939	3.7500
24	3.5103	3.6893	6	1.8939	3.6810
25	3.5750	3.6790	7	1.8836	3.6700
26	3.6233	3.7003	8	1.8836	3.7400
27	3.6932	3.6970	9	1.8836	3.5540
28	3.6668	3.6547	10	1.9399	3.6370
29	3.6720	3.6437	11	1.9399	3.2590
30	3.5902	3.4833	12	1.9399	2.9260
31	3.4643	3.2740	1	1.9070	2.8086
32	3.3208	2.9979	2	1.9070	3.1879
33	3.2287	2.9742	3	1.9070	3.6313
34	3.2416	3.2093	4	1.8341	3.4052

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์ไม่ได้จัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต				เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
35	3.2030	3.4081	5	1.8341	3.5911
36	3.2583	3.5425	6	1.8341	3.5759
37	3.3667	3.5241	7	1.8736	3.5933
38	3.4974	3.5867	8	1.8736	3.6922
39	3.5815	3.6204	9	1.8736	3.6091
40	3.5778	3.6315	10	2.0387	3.6101
41	3.6119	3.6371	11	2.0387	3.4386
42	3.5865	3.5526	12	2.0387	3.3181
43	3.5436	3.4556	1	2.1394	3.4350
44	3.5172	3.3972	2	2.1394	3.5229
45	3.4890	3.4253	3	2.1394	3.8941
46	3.5365	3.6173	4	1.9972	3.7601
47	3.5615	3.7257	5	1.9972	3.9894
48	3.6533	3.8812	6	1.9972	3.9922
49	3.7656	3.9139	7	1.9819	3.9173
50	3.8460	3.9663	8	1.9819	3.7659
51	3.8865	3.8918	9	1.9819	3.7851
52	3.8683	3.8227	10	2.1095	3.6540
53	3.8506	3.7350	11	2.1095	3.5261
54	3.7734	3.6551	12	2.1095	3.4722
55	3.6868	3.5508	1	2.2084	3.3217
56	3.5875	3.4400	2	2.2084	3.4233
57	3.5304	3.4057	3	2.2084	3.7014
58	3.5164	3.4821	4	2.0347	3.5041
59	3.4914	3.5429	5	2.0347	3.9502
60	3.5621	3.7185	6	2.0347	3.9479
61	3.6414	3.8007	7	2.0297	3.8916
62	3.7364	3.9299	8	2.0297	3.8727
63	3.8113	3.9041	9	2.0297	3.8971
64	3.8439	3.8871	10	2.0237	3.6435
65	3.8672	3.8044	11	2.0237	3.4164
66	3.7782	3.6523	12	2.0237	3.2780
67	3.6665	3.4460	1	2.2721	3.5807
68	3.6147	3.4250	2	2.2721	3.8038

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้านครหลวงกรณีไม่ได้จัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต				เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
69	3.6032	3.5542	3	2.2721	4.2418
70	3.6607	3.8754	4	2.1587	3.9851
71	3.7176	4.0102	5	2.1587	4.3469
72	3.8727	4.1912	6	2.1587	4.1017
73	4.0100	4.1446	7	2.1317	4.0869
74	4.0944	4.1785	8	2.1317	3.9723
75	4.1224	4.0537	9	2.1317	3.9223
76	4.0692	3.9938	10	2.3339	3.9959
77	4.0710	3.9635	11	2.3339	4.0241
78	4.0172	3.9807	12	2.3339	3.8232
79	3.9708	3.9477	1	2.3899	3.7832
80	3.9202	3.8768	2	2.3899	3.7712
81	3.8866	3.7925	3	2.3899	4.2275
82	3.9375	3.9273	4	2.2158	4.0479
83	3.9462	4.0156	5	2.2158	4.4626
84	4.0193	4.2460	6	2.2158	4.1406
85	4.0722	4.2170	7	2.1860	4.0181
86	4.1113	4.2071	8	2.1860	4.0887
87	4.1642	4.0825	9	2.1860	3.9141
88	4.1120	4.0070	10	2.3451	3.9599
89	4.0973	3.9876	11	2.3451	3.9024
90	4.0040	3.9255	12	2.3451	3.3016
91	3.8641	3.7213	1	2.3776	3.2937
92	3.7434	3.4993	2	2.3776	3.4609
93	3.6388	3.3521	3	2.3776	4.0943
94	3.6688	3.6163	4	2.2338	4.0780
95	3.6885	3.8777	5	2.2338	4.4982
96	3.7878	4.2235	6	2.2338	4.3109
97	3.9560	4.2957	7	2.2055	4.1688
98	4.1019	4.3260	8	2.2055	4.1253

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.2 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์ไม่ได้จัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต				เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
99	4.2126	4.2017	9	2.2055	4.0926
100	4.2123	4.1289	10	2.3947	4.0520
101	4.2080	4.0899	11	2.3947	4.0295
102	4.1298	4.0580	12	2.3947	3.6522
103	4.0201	3.9112	1	2.4477	3.4695
104	3.9035	3.7171	2	2.4477	3.6412
105	3.8228	3.5876	3	2.4477	4.1991
106	3.8406	3.7699	4	2.2935	4.0568
107	3.8414	3.9657	5	2.2935	4.5406
108	3.9266	4.2655	6	2.2935	4.4157
109	4.0538	4.3377	7	2.2686	4.3266
110	4.1967	4.4276	8	2.2686	4.2462
111	4.2975	4.3295	9	2.2686	4.1744
112	4.2934	4.2491	10	2.4615	4.1258
113	4.3049	4.1821	11	2.4615	4.1773
114	4.2443	4.1592	12	2.4615	3.9705

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์มีการจัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต					เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ตัวเลข แสดงกลุ่ม ( 6 กลุ่ม )	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
1	3.4273	3.5383	7	2	1.7468	3.5680
2	3.5118	3.5913	8	2	1.7468	3.5580
3	3.5770	3.5660	9	4	1.7468	3.5160
4	3.5428	3.5473	10	4	1.8937	3.4970
5	3.5575	3.5237	11	6	1.8937	3.5520
6	3.5438	3.5217	12	6	1.8937	3.2270
7	3.4863	3.4253	1	5	1.9288	3.1150
8	3.4108	3.2980	2	5	1.9288	3.1380
9	3.3408	3.1600	3	1	1.9288	3.7830
10	3.3853	3.3453	4	1	1.8295	3.5240
11	3.3898	3.4817	5	3	1.8295	3.6760
12	3.4105	3.6610	6	3	1.8295	3.7710
13	3.5012	3.6570	7	2	1.8422	3.5910
14	3.5805	3.6793	8	2	1.8422	3.6300
15	3.6625	3.6640	9	4	1.8422	3.6150
16	3.6345	3.6120	10	4	1.9791	3.5520
17	3.6392	3.5990	11	6	1.9791	3.3470
18	3.5843	3.5047	12	6	1.9791	3.2930
19	3.5047	3.3973	1	5	1.9929	3.3800
20	3.4695	3.3400	2	5	1.9929	3.3210
21	3.4180	3.3313	3	1	1.9929	3.7120
22	3.4342	3.4710	4	1	1.8939	3.6060
23	3.4432	3.5463	5	3	1.8939	3.7500
24	3.5103	3.6893	6	3	1.8939	3.6810
25	3.5750	3.6790	7	2	1.8836	3.6700
26	3.6233	3.7003	8	2	1.8836	3.7400
27	3.6932	3.6970	9	4	1.8836	3.5540
28	3.6668	3.6547	10	4	1.9399	3.6370
29	3.6720	3.6437	11	6	1.9399	3.2590
30	3.5902	3.4833	12	6	1.9399	2.9260
31	3.4643	3.2740	1	5	1.9070	2.8086
32	3.3208	2.9979	2	5	1.9070	3.1879

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์มีการจัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต					เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ตัวเลข แสดงกลุ่ม ( 6 กลุ่ม )	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
33	3.2287	2.9742	3	1	1.9070	3.6313
34	3.2416	3.2093	4	1	1.8341	3.4052
35	3.2030	3.4081	5	3	1.8341	3.5911
36	3.2583	3.5425	6	3	1.8341	3.5759
37	3.3667	3.5241	7	2	1.8736	3.5933
38	3.4974	3.5867	8	2	1.8736	3.6922
39	3.5815	3.6204	9	4	1.8736	3.6091
40	3.5778	3.6315	10	4	2.0387	3.6101
41	3.6119	3.6371	11	6	2.0387	3.4386
42	3.5865	3.5526	12	6	2.0387	3.3181
43	3.5436	3.4556	1	5	2.1394	3.4350
44	3.5172	3.3972	2	5	2.1394	3.5229
45	3.4890	3.4253	3	1	2.1394	3.8941
46	3.5365	3.6173	4	1	1.9972	3.7601
47	3.5615	3.7257	5	3	1.9972	3.9894
48	3.6533	3.8812	6	3	1.9972	3.9922
49	3.7656	3.9139	7	2	1.9819	3.9173
50	3.8460	3.9663	8	2	1.9819	3.7659
51	3.8865	3.8918	9	4	1.9819	3.7851
52	3.8683	3.8227	10	4	2.1095	3.6540
53	3.8506	3.7350	11	6	2.1095	3.5261
54	3.7734	3.6551	12	6	2.1095	3.4722
55	3.6868	3.5508	1	5	2.2084	3.3217
56	3.5875	3.4400	2	5	2.2084	3.4233
57	3.5304	3.4057	3	1	2.2084	3.7014
58	3.5164	3.4821	4	1	2.0347	3.5041
59	3.4914	3.5429	5	3	2.0347	3.9502
60	3.5621	3.7185	6	3	2.0347	3.9479
61	3.6414	3.8007	7	2	2.0297	3.8916
62	3.7364	3.9299	8	2	2.0297	3.8727
63	3.8113	3.9041	9	4	2.0297	3.8971
64	3.8439	3.8871	10	4	2.0237	3.6435

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงภรณ์มีการจัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต					เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ตัวเลข แสดงกลุ่ม ( 6 กลุ่ม )	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
65	3.8672	3.8044	11	6	2.0237	3.4164
66	3.7782	3.6523	12	6	2.0237	3.2780
67	3.6665	3.4460	1	5	2.2721	3.5807
68	3.6147	3.4250	2	5	2.2721	3.8038
69	3.6032	3.5542	3	1	2.2721	4.2418
70	3.6607	3.8754	4	1	2.1587	3.9851
71	3.7176	4.0102	5	3	2.1587	4.3469
72	3.8727	4.1912	6	3	2.1587	4.1017
73	4.0100	4.1446	7	2	2.1317	4.0869
74	4.0944	4.1785	8	2	2.1317	3.9723
75	4.1224	4.0537	9	4	2.1317	3.9223
76	4.0692	3.9938	10	4	2.3339	3.9959
77	4.0710	3.9635	11	6	2.3339	4.0241
78	4.0172	3.9807	12	6	2.3339	3.8232
79	3.9708	3.9477	1	5	2.3899	3.7832
80	3.9202	3.8768	2	5	2.3899	3.7712
81	3.8866	3.7925	3	1	2.3899	4.2275
82	3.9375	3.9273	4	1	2.2158	4.0479
83	3.9462	4.0156	5	3	2.2158	4.4626
84	4.0193	4.2460	6	3	2.2158	4.1406
85	4.0722	4.2170	7	2	2.1860	4.0181
86	4.1113	4.2071	8	2	2.1860	4.0887
87	4.1642	4.0825	9	4	2.1860	3.9141
88	4.1120	4.0070	10	4	2.3451	3.9599
89	4.0973	3.9876	11	6	2.3451	3.9024
90	4.0040	3.9255	12	6	2.3451	3.3016
91	3.8641	3.7213	1	5	2.3776	3.2937
92	3.7434	3.4993	2	5	2.3776	3.4609
93	3.6388	3.3521	3	1	2.3776	4.0943
94	3.6688	3.6163	4	1	2.2338	4.0780
95	3.6885	3.8777	5	3	2.2338	4.4982
96	3.7878	4.2235	6	3	2.2338	4.3109

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ ง.3 แสดงตัวอย่างข้อมูลสำหรับเรียนรู้ ของการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าของการไฟฟ้า นครหลวงกรุงที่มีการจัดกลุ่ม ( QGDP ณ ราคา 2545) (ต่อ) [33], [34]

ลำดับ ที่	อินพุต					เอาต์พุต (เทระวัตต์-ชั่วโมง)
	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 6 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 3 เดือน (เทระวัตต์-ชั่วโมง)	รหัส เดือน	ตัวเลข แสดงกลุ่ม ( 6 กลุ่ม )	ผลิตภัณฑ์มวล รวมภายในประเทศ (ล้านล้านบาท)	
97	3.9560	4.2957	7	2	2.2055	4.1688
98	4.1019	4.3260	8	2	2.2055	4.1253
99	4.2126	4.2017	9	4	2.2055	4.0926
100	4.2123	4.1289	10	4	2.3947	4.0520
101	4.2080	4.0899	11	6	2.3947	4.0295
102	4.1298	4.0580	12	6	2.3947	3.6522
103	4.0201	3.9112	1	5	2.4477	3.4695
104	3.9035	3.7171	2	5	2.4477	3.6412
105	3.8228	3.5876	3	1	2.4477	4.1991
106	3.8406	3.7699	4	1	2.2935	4.0568
107	3.8414	3.9657	5	3	2.2935	4.5406
108	3.9266	4.2655	6	3	2.2935	4.4157
109	4.0538	4.3377	7	2	2.2686	4.3266
110	4.1967	4.4276	8	2	2.2686	4.2462
111	4.2975	4.3295	9	4	2.2686	4.1744
112	4.2934	4.2491	10	4	2.4615	4.1258
113	4.3049	4.1821	11	6	2.4615	4.1773
114	4.2443	4.1592	12	6	2.4615	3.9705

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา 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
	2557 วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงาน	2545-2547 วิศวกรสอบเทียบเครื่องมือวัด บริษัทเดลต้า อิเล็กทรอนิกส์ มหาชน จำกัด (ไทยแลนด์)
	2547-2548 วิศวกรไฟฟ้าประกอบอาคาร บริษัท ไทยเซ็มคอน (ไทยแลนด์) จำกัด
	2548-2549 วิศวกรออกแบบระบบไฟฟ้า บริษัท บางกอกแพลนเนอร์ จำกัด
	2549-2549 วิศวกรออกแบบระบบไฟฟ้า บริษัท ไมน์ฮาร์ด (ประเทศ ไทย) จำกัด
	2549-ปัจจุบัน วิศวกรควบคุมงานก่อสร้างระบบไฟฟ้า ประปา และปรับ อากาศในอาคาร (ประจำ) บริษัท ควอลิตี้เฮ้าท์ มหาชน จำกัด
	2547-ปัจจุบัน ออกแบบสถานีไฟฟ้าย่อย ออกแบบระบบไฟฟ้ากำลัง และสื่อสารสำหรับ คอนโดมิเนียม ห้างสรรพสินค้า พิพิธภัณฑน์ โรงแรม โรงงานอุตสาหกรรม อาคาร สำนักงาน ระบบไฟฟ้าใต้ดิน รวมถึงบ้านพักอาศัย ตัวเตอรื คณิตและฟิสิกส์ ม.ปลาย-มหาวิทยาลัย (เสาร์- อาทิตย์) โรงเรียน บ้านวิชาการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## ใบประกอบวิชาชีพ

วุฒิวิศวกรไฟฟ้าแขนงไฟฟ้ากำลัง 14 ตุลาคม 2558

## ผลงานทางวิชาการ

1. Evaluation of mid-term load forecasting case study based on Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and Artificial Neural Networks (ANNs), International Review of Electrical Engineering (I.R.E.E.) August 2020
2. Application Data for Electricity Load Forecasting Models, The 5th International Conference on Engineering Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019) at Luang Prabang , Lao PDR 2-5 July 2019
3. Electricity Load Forecasting Based on a Geographic Information System, The 5th International Conference on Engineering, Applied Sciences and Technology (ICEAST 2019) at Luang Prabang , Lao PDR 2-5 July 2019
4. แบบจำลองการใช้พลังงานไฟฟ้าของสิ่งอำนวยความสะดวกและการทำงานายโหลระยะปานกลางด้วยโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้, วารสารวิศวกรรมสาร มก. (มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์) ปีที่ 27 ฉบับที่ 89 ประจำเดือน กรกฎาคม – กันยายน 2557
5. การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในระยะยาวของกฟผ. โดยโครงข่ายประสาทเทียม, การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 42 วันที่ 30 ตุลาคม – 1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2562 ณ โรงแรมเดอะกรีนเนอร์รี่ เขาใหญ่ จังหวัดนครราชสีมา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆ ทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้