การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้
กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี

Peak Demand Forecasting Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Case Study: Prince of Songkla University Pattani Campus

กุลนันทน์ ศรีเจริญ
Kullanan Sricharoen

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the Degree of Master of Science in Management of Information Technology
Prince of Songkla University
2559

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี

Peak Demand Forecasting Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Case Study: Prince of Songkla University Pattani Campus

กุลนันทน์ ศรีเจริญ
Kullanan Sricharoen

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์
A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements for the
Degree of Master of Science in Management of Information Technology
Prince of Songkla University
2559

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

ชื่อวิทยานิพนธ์ การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี

ผู้เขียน กุลนันทน์ ศรีเจริญ

สาขาวิชา วิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

....

(ดร.อนันท์ ชกสุริวงค์)

คณะกรรมการสอบ

....ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาตราจารย์ ดร.วัชรวลี ตั้งคุปตานนท์)

....กรรมการ

ดร.อนันท์ ชกสุริวงค์)

....กรรมการ

(ดร.เดือนเพ็ญ กชกรจารุพงศ์)

บัณฑิตวิทยาลัย มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ

....

(รองศาสตราจารย์ ดร. ธีระพล ศรีชนะ)

คณบดีบัณฑิตวิทยาลัย

ขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้มาจากการศึกษาวิจัยของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

ลงชื่อ ....

(ดร.อนันท์ ชกสุริวงค์)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ลงชื่อ ....

(กุลนันทน์ ศรีเจริญ)

นักศึกษา

ข้าพเจ้าขอรับรองว่า ผลงานวิจัยนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และไม่ได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

ลงชื่อ ....

(กุลนันทน์ ศรีเจริญ)

นักศึกษา

ชื่อวิทยานิพนธ์ การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี
ผู้เขียน นางสาวกุลนันทน์ ศรีเจริญ
สาขาวิชา การจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ
ปีการศึกษา 2558

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS) เพื่อใช้พยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) โดยการทดลองสร้างตัวแบบจาก 5 ปัจจัย แบ่งเป็นการฝึกสอนและทดสอบตัวแบบ ANFIS ด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบไฮบริด ซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีแบคพรอพพาเกชั่น โดยใช้ฟังก์ชั่นความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนและแบบระฆังคว่ำ และวัดประสิทธิภาพโดยค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ผลจากศึกษา พบว่าตัวแบบที่ใช้ฟังก์ชั่นความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนให้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์น้อยที่สุด เท่ากับ 0.003% จากผลการพยากรณ์ดังกล่าวสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการคำนวณการใช้ไฟฟ้าเพื่อบริหารจัดการพลังงานต่อไป

Thesis Title Peak Demand Forecasting Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Case Study: Prince of Songkla University Pattani Campus

Author Miss Kullanan Sricharoen

Major Program Management of Information Technology

Academic Year 2015

ABSTRACT

This research aims to study ANFIS for Peak Demand forecasting. In the study, we used 5 factors by constructing models. The essential process of this study is to find the best ANFIS Model for forecasting Peak Demand .The 5 factors are given for training and testing the ANFIS configuration with the help of hybrid learning algorithm consisting of backpropagation and least-squares estimation with gaussian membership, bell-shape function which is trained and tested using 5 factors. The results show that our proposed gaussian membership has minimum mean absolute percentage error of 0.003% can be considered as a good method for Peak Demand forecasting. Thus, our experimental results can be applied to calculated electric power for energy management.

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้ สำเร็จลุล่วงไปได้ ด้วยความช่วยเหลือเป็นอย่างดีจากอาจารย์ที่ปรึกษา ดร.อนันท์ ชกสุริวงค์ ที่คอยเอาใจใส่ ให้ความช่วยเหลือและอดทนกับผู้วิจัยมาโดยตลอด เนื้อหาของวิทยานิพนธ์นี้จะมีความสมบูรณ์และถูกต้องไม่ได้หากไม่ได้ความอนุเคราะห์จากคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ขอบพระคุณ ผู้ช่วยศาสตรจารย์ ดร.วัชรวลี ตั้งคุปตานนท์ และ ดร.เดือนเพ็ญ กชกรจารุพงศ์ ที่กรุณาให้ความรู้และช่วยกลั่นกรองวิทยานิพนธ์ ขอบพระคุณอาจารย์เพื่อนทุกคน และเจ้าหน้าที่หลักสูตร สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลังสงขลานครินทร์ ที่ให้ความช่วยเหลือให้แนะนำในการจัดทำเอกสารและช่วยอำนวยความสะดวกเป็นอย่างดี ผู้วิจัยขอขอบคุณมา ณ โอกาส นี้

ท้ายสุดนี้ ขอขอบพระคุณผู้สนับสนุนหลักอย่างเป็นทางการ ได้แก่ คุณแม่อรนุช คุณพ่อกิจจา และน้องสาวชุณหกาญจน์ ศรีเจริญ ที่ส่งเสริมสนับสนุนและเป็นกำลังใจมาโดยตลอด

กุลนันทน์ ศรีเจริญ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ	**(5)**
ABSTRACT	**(6)**
กิตติกรรมประกาศ	**(7)**
สารบัญ	**(8)**
รายการตาราง	**(10)**
รายการภาพประกอบ	**(11)**
บทที่ 1 บทนำ	**1**
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	2
1.3 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย	4
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
1.5 ขอบเขตของงานวิจัย	4
บทที่ 2 ทฤษฎีและหลักการ	**5**
2.1 ความรู้ด้านพลังงาน	5
2.2 การพยากรณ์	8
2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN)	9
2.4 ตรรกศาสตร์แบบคลุมเครือ (Fuzzy Logic)	14
2.5 ระบบอนุมานฟัซซีบนฐานโครงข่ายปรับตัวได้	17
2.6 โปรแกรม Matrix Laboratory: MATLAB	21
บทที่ 3 วิธีการดำเนินการวิจัย	**24**
3.1 การเตรียมข้อมูล	25
3.2 การออกแบบแบบจำลอง	28

สารบัญ (ต่อ)

หน้า

3.3 การฝึกสอนแบบจำลอง 29
3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลจากแบบจำลอง 33

บทที่ 4 ผลการดำเนินการวิจัย 37
4.1 ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท 37
4.2 การเปรียบเทียบแบบจำลอง 38
4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง 44

บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ 47
5.1 บทสรุปการวิจัย 47
5.2 การอภิปรายผล 48
5.3 ข้อเสนอแนะ 49

เอกสารอ้างอิง 50

ภาคผนวก 52
ภาคผนวก ก: ผลงานตีพิมพ์และเผยแพร่ 52
ภาคผนวก ข: ตัวอย่างข้อมูลการใช้ไฟฟ้า (Load Profile) ใน 1 วัน ของมหาวิทยาลัย สงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี จากระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading: AMR) ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค 64
ภาคผนวก ค: ตัวอย่างข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของจังหวัดปัตตานี ปี 2546 67
ภาคผนวก ง: การกำหนดช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (0.00น.-23.45น.) แต่ละวัน 69
ภาคผนวก จ: ตัวอย่างปัจจัยเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด จำนวน 10 อินพุท (เดือนมกราคม ปี 2551) 70
ภาคผนวก ฉ: ตัวอย่างปัจจัยจำนวน 5 อินพุท ที่ผ่านการปรับค่าข้อมูล (Normalize) แล้ว (เดือนมกราคม ปี 2551) 71

ภาคผนวก ช: เปรียบเทียบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เป็นค่าจริงจากชุดข้อมูลพยากรณ์กับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลอง 2 72

ประวัติผู้เขียน 73

รายการตาราง

ตารางที่ **หน้า**

2.1.5 อัตราค่าไฟฟ้า ประเภทที่ 3 แรงดัน 22 – 33 กิโลโวลต์ 6
2.1.6-ก องค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าต่อเดือน อัตราTOU ประเภทที่ 3 7
3.1.4-ก ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท 26
3.1.4-ข ค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) โดยใช้ Linear Regression 27
3.3.2-ก ชุดทดสอบ 2 31
3.3.2-ข ผลการทดสอบตัวแบบด้วยชุดทดสอบ 2 32
3.4-ก การนำเข้าข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง 33
3.4-ข การโหลดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง 34
3.4-ค กำหนดรูปแบบการตีความหมายของฟัซซี ในส่วนของ Generate FIS 35
3.4-ง การเรียนรู้ของโครงข่ายเพื่อพัฒนาเป็นแบบจำลอง 35
3.4-จ เอาท์พุทที่ได้ โดยการ plot error ระหว่างการเรียนรู้ของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนเทียบกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ 36
3.4-จ เอาท์พุทที่ได้จากการเรียนรู้ของนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ 36
4.2-ก ตัวอย่างชุดข้อมูลพยากรณ์เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ 38
4.2-ข ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 1 อินพุท 2 1 2 3 3 39
4.2-ค ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 2 อินพุท 2 2 1 2 3 40
4.2-ง ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 3 อินพุท 2 2 1 5 1 42
4.2-จ ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 4 อินพุท 1 3 1 3 2 43
4.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์จากตัวแบบ 44

รายการภาพประกอบ

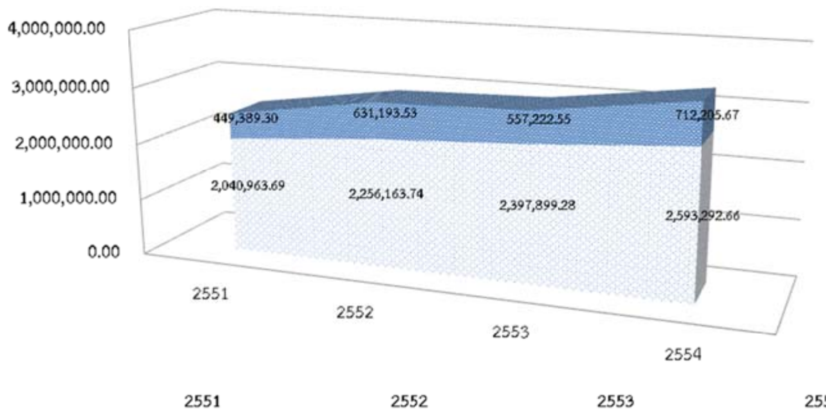
ภาพประกอบที่		หน้า
1.1 - ก	เปรียบเทียบค่ากระแสไฟฟ้าเฉลี่ยต่อปีและปริมาณไฟฟ้า ปี 2551-2554	1
1.1 - ข	เปรียบเทียบองค์ประกอบค่าไฟฟ้าโดยเฉลี่ยปี 2551-2554	2
2.1.6	แนวการใช้ไฟฟ้าในอัตรา TOU	8
2.2	โครงข่ายประสาทเทียม	9
2.3.1-ก	เซลล์ประสาทชั้นเดียว	10
2.3.1-ข	เซลล์ประสาทหลายชั้น	10
2.3.4-ก	โครงสร้างของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ 3 ชั้น	12
2.3.4-ข	การแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์	13
2.3.5	การเกิด over fitting	13
2.4	Boolean logic และ Fuzzy Logic	14
2.4.2-ก	กราฟของฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู	15
2.4.2-ข	กราฟของฟังก์ชันเกาส์เซียน	15
2.4.2-ค	กราฟของฟังก์ชันระฆังคว่ำ	16
2.4.4	โครงสร้างพื้นฐานของการประมวลผลแบบฟัซซี	17
2.5	โครงสร้างระบบอนุมานฟัซซีบนฐานโครงข่ายที่ปรับตัวได้	18
2.5.1	โครงสร้างโมเดลฟัซซีซูเกโน	19
2.5.2	หลักการทำงานของแบบจำลอง ANFIS	19
2.6.1	โปรแกรม MATLAB : neural networks toolbox	22
3	ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด	24
3.3.2	ผลการเรียนรู้ในการทดสอบแบบจำลอง	32
3.4-ก	การนำเข้าข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง	33
3.4-ข	การโหลดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง	34
3.4-ค	กำหนดรูปแบบการตีความหมายของฟัซซีในส่วนของ Generate FIS	34
3.4-ง	การเรียนรู้ของโครงข่ายฯ เพื่อพัฒนาเป็นแบบจำลอง	35
3.4-จ	เอาท์พุทที่ได้ โดยการ Plot Error ระหว่างการเรียนรู้ของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนเทียบกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ	35
3.4-ฉ	เอาท์พุทที่ได้จากการเรียนรู้ของนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้	36
4.3-ก	แนวโน้มการเรียนรู้ของและโครงสร้าง ANFIS ของแบบจำลอง 2	45

บทที่ 1
บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ตามพระราชกฤษฎีกากำหนดอาคารควบคุม พ.ศ.2538 มาตรา 3 กำหนดให้อาคารหลังเดียว หรือหลายหลังภายใต้เลขที่บ้านเดียวกัน ที่มีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้าชุดเดียวหรือหลายชุดรวมกัน มีขนาดตั้งแต่ 1,000 กิโลวัตต์ หรือ1,175 กิโลโวลต์แอมแปร์ขึ้นไปเป็นอาคารควบคุม [1] ทั้งนี้ พระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน พ.ศ.2535 ซึ่งแก้ไขเพิ่มเติมโดยพระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน (ฉบับที่ 1) พ.ศ.2550 มาตรา 21 (1) และ (2) ได้กำหนดให้อาคารที่มีขนาดและปริมาณการใช้พลังงาน ตามที่กำหนดในพระราชกฤษฎีกากำหนดอาคารควบคุม พ.ศ.2538 ต้องดำเนินการอนุรักษ์พลังงาน [2]

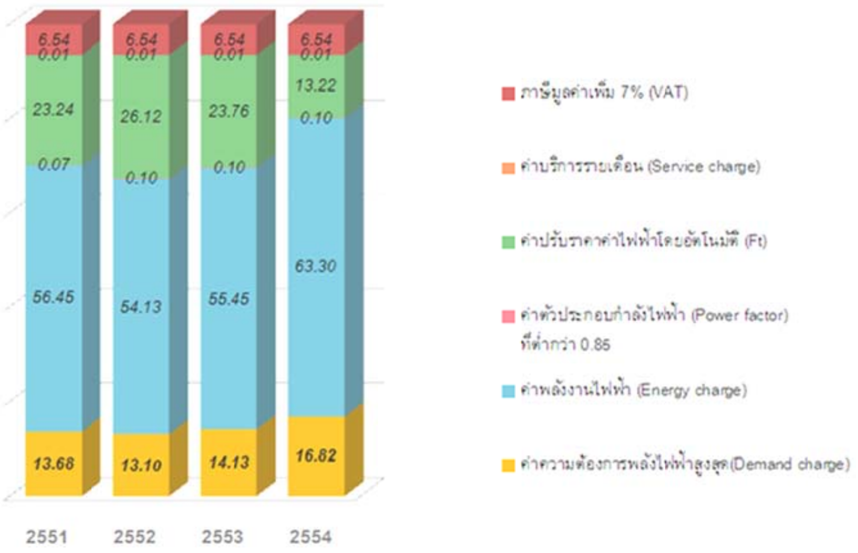
มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี มีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้า จำนวน 28 เครื่อง มีขนาดรวมกันทั้งสิ้น 15,980 กิโลโวลต์แอมแปร์ และจะมีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้าพิ่มเติมในปี 2559 อีกจำนวน 4 เครื่อง ขนาดรวม 2,800 กิโลโวลต์แอมแปร์ มีปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ยต่อเดือน (ในระหว่างปี 2551-2554) จำนวน 587,502.76 กิโลวัตต์ คิดเป็นเงินทั้งสิ้นรวม 2,322,079.84 บาท [3] โดยมีค่ากระแสไฟฟ้าเฉลี่ยต่อปีและปริมาณไฟฟ้า ในปี 2551-2554 ดังภาพประกอบที่ 1.1-ก



	2551	2552	2553	2554
ปริมาณไฟฟ้า(Kwh)	449,389.30	631,193.53	557,222.55	712,205.67
ค่ากระแสไฟฟ้าเฉลี่ยต่อปี	2,040,963.69	2,256,163.74	2,397,899.28	2,593,292.66

ภาพประกอบที่ 1.1 - ก เปรียบเทียบค่ากระแสไฟฟ้าเฉลี่ยต่อปีและปริมาณไฟฟ้า ปี 2551-2554

เมื่อวิเคราะห์จากองค์ประกอบของค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละเดือนในอัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (Time of Use Rate: TOU) พบว่า เมื่อมีการใช้ไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้น นอกจากจะต้องชำระค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy charge) มากขึ้นแล้ว ยังต้องเสียค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (Demand charge) ซึ่งเป็นค่าปรับให้กับการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค โดยคิดจากค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนเฉลี่ยในช่วง 15 นาที ในอัตราหน่วยละ 132.93 บาทต่อกิโลวัตต์ (แรงดัน 22-23 KV)



ภาพประกอบที่ 1.1 - ข เปรียบเทียบองค์ประกอบค่าไฟฟ้าโดยเฉลี่ยปี 2551-2554

เพื่อเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคาร ผู้วิจัยจึงมีแนวความคิดที่ว่า หากสามารถพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) ที่จะเกิดขึ้นล่วงหน้าได้ จะเป็นปัจจัยสำคัญที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจการวางแผนการใช้พลังงานไฟฟ้า รวมถึงสามารถบริหารจัดการการใช้พลังงานไฟฟ้า ตามพระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน พ.ศ. 2535 อีกด้วย

1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมในพยากรณ์ ดังนี้

อรนิตย์ พันธ์ประสิทธิ์เวชและวรนุช เกิดสินธ์ชัย (2547) ได้ทำการศึกษาเทคนิคการนำโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับมาประยุกต์ใช้พยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าระยะสั้น โดยนำข้อมูลความต้องการพลังงานไฟฟ้าจากสถานีไฟฟ้าไผ่สิงโต อุณหภูมิ ประเภทของวัน-เวลา มาเป็นปัจจัยอินพุทให้ผลการพยากรณ์ที่ดีกว่าเทคนิคพยากรณ์เชิงสถิติแบบบ๊อกซ์และเจนกินส์ [4]

วีระศักดิ์ อิงคปกรณ์และวุฒิชัย วิทยาอนุมาส (2544) ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าของสถานีไฟฟ้าย่อย นิคมอุตสาหกรรมอมตะนคร จังหวัดชลบุรี ล่วงหน้า 24 ชั่วโมง โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Feed-Forward และการเรียนรู้แบบ Back-Propagation โดยใช้ข้อมูลการใช้พลังงานรายชั่วโมง อุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด ประเภทของวันหยุดและวันหยุด เป็นข้อมูลอินพุท ผลการพยากรณ์ มีค่าผิดพลาดเฉลี่ยต่ำสุด เท่ากับ 2.34% [5]

เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว (2544) สร้างโมเดลพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามและโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ประกอบด้วย ชุดข้อมูลและชุดทดสอบ และทำการสอนด้วยเทคนิคการแพร่กระจายย้อนกลับ ฝึกสอนด้วยวิธี Levenberg-Maquardt Algorithm (Trainlm) และฟังก์ชันการปรับการเรียนรู้แบบ LearnD (Grad Descent) เมื่อเปรียบเทียบค่า MSE พบว่า โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามมีความเหมาะสมที่สุดสำหรับใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมัน มีค่าความผิดพลาดในการเรียนรู้ เท่ากับ 0.0190 และค่าความผิดพลาดในการทดสอบ เท่ากับ 0.3690 [6]

พัฒนพงศ์ เฉลิมเมือง มณฑลี และเสฎฐา ศาสนนันทน์ (2551) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยสู่ความสำเร็จในแต่ละขั้นตอนของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์กับตัวชี้วัดความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์ เพื่อทำนายแนวโน้มสู่ความสำเร็จในกลุ่มอุตสาหกรรมชิ้นส่วนจักรกล แม่พิมพ์และยานยนต์ โดยการประยุกต์ใช้ทฤษฎี ANFIS ผลการทำนายมีความถูกต้องเฉลี่ยเท่ากับ 74.4% [7]

ยุพดี ปรีดีและพุธษดี ศิริแสงตระกูล (2553) สร้างตัวแบบ ANFIS จากปัจจัยเสี่ยงเบาหวาน 8 ปัจจัย และผลการตรวจระดับน้ำตาลในภาวะอดอาหาร (FPG) เพื่อใช้วินิจฉัยภาวะก่อนเบาหวานชนิด IGT จากนั้นรวมกลุ่ม 8 ปัจจัยให้อยู่ในเทอมของ 3 ปัจจัย ด้วยเทคนิค Factor Analysis จากนั้นฝึกให้ตัวแบบเรียนรู้และทดสอบด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบไฮบริด พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุด คือ โมเดลที่ใช้อัตราส่วนของชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบ 90:10 ใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบสี่เหลี่ยมคางหมู ค่าเปอร์เซ็นต์ความถูกต้องเท่ากับ 84.51 ค่าความไวและความจำเพาะ 83.33 และ 84.75 ตามลำดับ [8]

หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ (2554) นำเสนอวิธีการทำนายอุณหภูมิในแต่ละวันล่วงหน้าด้วยระบบนิวโรฟัซซี โดยใช้ปัจจัยอุณหภูมิ ค่าความชื้นสัมพัทธ์ ค่าปริมาณน้ำฝน เพื่อเปรียบเทียบกับระหว่างระบบนิวโรฟัซซีแบบ ANFIS และ ระบบนิวโรฟัซซีแบบ Subtractive Clustering พบว่าตัวแบบพยากรณ์ที่ใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบ Subtractive Clustering ให้ค่าความถูกต้องที่ 100% [9]

นฤมล ซิ่งเสถียรตระกูล (2549) ได้นำเสนอการพยากรณ์โหลดระยะสั้นของระบบจำหน่ายแรงดัน 22 kV วงจรที่ 1 สถานีไฟฟ้าบางเลน การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค เขต 3 (ภาคกลาง) จังหวัดนครปฐม โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม แบบ Back-Propagation ลักษณะการเรียนรู้

แบบมีผู้สอน โดยใช้ความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการพลังงานไฟฟ้ากับอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด โดยการใช้เทคนิคเชิงสถิติสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเชิงพหุ (R^2) พบว่าค่า MAPE เท่ากับ 5.7525% [10]

ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยจะพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยการประยุกต์ใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้แบบเซลล์ประสาทหลายชั้น (Multi-Layered Perceptron: MLP) ใช้การเรียนรู้แบบไฮบริด โดยใช้ข้อมูลวันเดือนปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด, ชนิดของวัน, ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด, ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด, ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด และอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด มาเป็นปัจจัยในการพยากรณ์

1.3 วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

1.3.1 เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ที่มีผลต่อการการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

1.3.2 เพื่อศึกษาวิธีการวิเคราะห์ ออกแบบระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ สำหรับนำมาใช้การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

1.3.3 เพื่อศึกษาผลที่ได้จากระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้และเปรียบเทียบโครงสร้างแบบจำลองแบบใดจะมีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ทราบถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเกิดค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) เพื่อจะสามารถนำไปวางแผนการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารและเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการด้านพลังงานได้มากขึ้น ซึ่งเป็นไปตามพระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน พ.ศ. 2535 ว่าด้วยการนำระบบการบริหารจัดการด้านพลังงานมาใช้ในหน่วยงาน

1.5 ขอบเขตของงานวิจัย

การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี โดยการออกแบบและสร้างแบบจำลองนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ โดยใช้ปัจจัยที่ได้จากระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading: AMR) การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ตั้งแต่เดือนมกราคม 2551-ธันวาคม 2554 มาเป็นอินพุทให้กับแบบจำลอง จากนั้นทดสอบประสิทธิภาพแบบจำลอง เพื่อหารูปแบบโครงสร้างแบบจำลองที่ดีที่สุดในการพยากรณ์

บทที่ 2
ทฤษฎีและหลักการ

2.1 ความรู้ด้านพลังงาน

สุธน พิทักษ์ (2550) ได้สรุปความหมายของพลังงานไว้ดังนี้ พลังงาน หมายถึง ความสามารถในการทำงานในตัวของสิ่งที่อาจให้งานได้ โดยการทำให้วัตถุหรือธาตุเกิดการเคลื่อนที่หรือเปลี่ยนรูปแบบไปได้ [11] แบ่งได้ 2 ประเภท คือ

1) พลังงานหมุนเวียนหรือพลังงานประเภทที่เกิดทดแทนใหม่ได้ ได้แก่ พลังงานจากฟืนและถ่าน แกลบ กากอ้อย พลังงานลม พลังงานจากชีวมวล พลังงานความร้อนใต้พิภพ ฯลฯ

2) พลังงานประเภทที่ใช้แล้วหมดไป เช่น น้ำมัน ก๊าซธรรมชาติ ถ่านหิน ฯลฯ

2.1.1 พลังงานไฟฟ้า

พลังงานไฟฟ้า หมายถึง พลังงานที่ได้จากปฏิกิริยาเคมีแบบหนึ่ง ที่มีผลให้เกิดกระแสไฟฟ้าขึ้น โดยกระแสไฟฟ้าที่เกิดขึ้นจะไหลผ่านความต้านทานไฟฟ้า หากต่อให้เป็นวงจรกระแสไฟฟ้าอาจทำให้เกิดผลต่างกัน ดังเช่นก่อให้เกิดอำนาจแม่เหล็กเกิดความร้อนหรือแสงสว่าง ฯลฯ

2.1.2 กำลังไฟฟ้า (Electric Power)

กำลังไฟฟ้า คือ พลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไปในเวลา 1 วินาที มีหน่วยเป็นวัตต์ (W) หรือจูล (J) ต่อวินาที โดยกำลังไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าแต่ละชนิด จะหาได้จากพลังงานไฟฟ้าที่เครื่องใช้ไฟฟ้านั้นใช้ไป ในเวลา 1 วินาที ซึ่งเขียนเป็นความสัมพันธ์ได้ดังนี้

$$\text{กำลังไฟฟ้า } (W) = \text{พลังงานไฟฟ้า}(J)/\text{เวลา } (s) \qquad (2\text{-}1)$$

การวัดพลังงานไฟฟ้าที่ใช้ในบ้าน มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์-ชั่วโมง (Kwh) หรือเรียกว่า หน่วย (Unit: ยูนิต) โดยพลังงานไฟฟ้า 1 กิโลวัตต์-ชั่วโมง หมายถึง พลังงานไฟฟ้าที่ใช้ไป 1,000 วัตต์ ในเวลา 1 ชั่วโมง ซึ่งเขียนเป็นความสัมพันธ์ ดังนี้

$$\text{พลังงานไฟฟ้า } (Unit) = \text{กำลังไฟฟ้า } (kWh) \times \text{เวลา } (h) \qquad (2\text{-}2)$$

2.1.3 ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

คือ ค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนเฉลี่ยทุก 15 นาที มีหน่วยเป็นกิโลวัตต์ (kW) หรือ เมกะวัตต์ (MW) (เศษของกิโลวัตต์ ถ้าไม่ถึง 0.5 กิโลวัตต์ตัดทิ้ง ตั้งแต่ 0.5 กิโลวัตต์ขึ้นไป คิดเป็น 1 กิโลวัตต์) [10]

2.1.4 การจัดการใช้พลังงานในระบบไฟฟ้า

สุธน พิทักษ (2550) อธิบายว่า การจัดการใช้พลังงานในระบบไฟฟ้า หมายถึงกิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการจัดการและการควบคุมการใช้เครื่องจักร อุปกรณ์ไฟฟ้า แสงสว่าง ทั้งนี้ค่าไฟฟ้าที่ลดลงส่งผลให้การใช้พลังงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด ซึ่งสามารถควบคุมและจัดการได้ [11] โดยการดำเนินการดังต่อไปนี้

- ลดค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy Charge)
- ลดค่าพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)
- กำหนดดัชนีที่ใช้วัดประสิทธิภาพของการจัดการและควบคุมไฟฟ้าให้เหมาะสม เช่น Load Factor, Power Factor ฯลฯ
- เลือกรูปแบบอัตราโครงสร้างค่าไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้งาน
- การใช้อุปกรณ์ควบคุมอัตโนมัติ(Demand Controller) เพื่อใช้ควบคุมการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด

2.1.5 อัตราค่าไฟฟ้า

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ได้กำหนดอัตราค่าไฟฟ้าและค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดตามประเภทของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละเดือนในอัตราแตกต่างกันออกไปขึ้นอยู่กับแรงดันไฟฟ้าที่ใช้และอัตราโครงสร้างค่าไฟฟ้า (อัตราปกติ, อัตรา TOU, อัตรา TOD) ผู้ใช้ไฟฟ้าที่ต้องเสียค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด คือ ผู้ใช้ไฟฟ้าประเภทที่ 3, 4, 5 และประเภทที่ 6 ซึ่งมีการใช้พลังงานไฟฟ้าโดยเฉลี่ยในรอบ 3 เดือน เกินกว่า 250,000 หน่วย [12]

มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี เป็นหน่วยงานของรัฐ จัดอยู่ในประเภทที่ 3 คือ กิจการขนาดกลาง คือ มีความต้องการพลังไฟฟ้าเฉลี่ยใน 15 นาทีสูงสุด ตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ แต่ไม่ถึง 1,000 กิโลวัตต์ และมีปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 3 เดือนก่อนหน้าไม่เกิน 250,000 หน่วยต่อเดือน โดยต่อผ่านเครื่องวัดไฟฟ้าเครื่องเดียว และใช้แรงดันไฟฟ้า ขนาด 22 กิโลโวลต์ ใช้อัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (Time of Use Rate: TOU) ในการคำนวณอัตราค่าไฟฟ้า ดังตารางที่ 2.1.5

ตาราง 2.1.5 อัตราค่าไฟฟ้า ประเภทที่ 3 แรงดัน 22 – 33 กิโลโวลต์

ค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์)	ค่าพลังงานไฟฟ้า (บาท/หน่วย)		ค่าบริการ (บาท/เดือน)
Peak	Peak	Off Peak	ค่าบริการ
132.93	3.7731	2.2695	312.24

ช่วง Peak คือ ตั้งแต่วันจันทร์-ศุกร์ เวลา 09.00-22.00 น.

ช่วง Off Peak คือ ตั้งแต่วันจันทร์-ศุกร์ เวลา 22.00-09.00 น. วันเสาร์-อาทิตย์ และวันหยุดราชการ (ไม่รวมวันหยุดชดเชย)

2.1.6 องค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าแบบอัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (Time of Use Rate: TOU) [13]

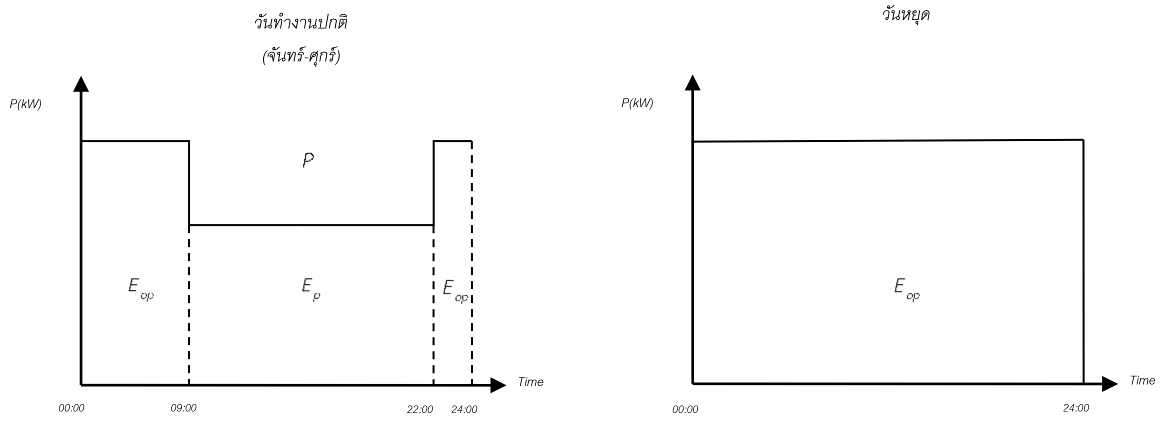
การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ได้กำหนดองค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าต่อเดือนแบบอัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (Time of Use Rate: TOU) ประเภทที่ 3 แรงดัน 22 – 33 กิโลโวลต์ ดังนี้

ตารางที่ 2.1.6-ก องค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าต่อเดือน อัตราTOU ประเภทที่ 3

องค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าต่อเดือน	การคำนวณ
1) ค่าไฟฟ้าฐาน • ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Demand Charge) • ค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy Charge)	 •ค่าพลังไฟฟ้าสูงสุดเฉลี่ยในช่วง 15 นาที คูณด้วย132.93 บาท • หน่วยการใช้ไฟฟ้า (Unit) x อัตราค่าไฟฟ้าในแต่ละช่วงเวลา (Peak/Off Peak)
2) ค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้า (Power Factor) ที่ต่ำกว่า 0.85	คิดจากค่ากิโลวาร์สูงสุด เฉพาะส่วนที่เกิน 61.97% ของค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Demand Charge) กิโลวาร์ละ 56.07 บาท
3) ค่าบริการรายเดือน (Service charge)	312.24 บาท
4) ค่าปรับราคาค่าไฟฟ้าโดยอัตโนมัติ (Ft)	ค่าไฟฟ้าที่ปรับเปลี่ยนเพิ่มขึ้นหรือลดลงตามการเปลี่ยนแปลงของต้นทุนค่าใช้จ่ายด้านเชื้อเพลิงและค่าซื้อไฟฟ้า ที่อยู่นอกเหนือการควบคุมของการไฟฟ้า
5) ภาษีมูลค่าเพิ่ม 7% (VAT)	เรียกเก็บ ร้อยละ 7 จากรายการ 1-4 ข้างต้น

จากองค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าข้างต้น พบว่าหากสามารถควบคุมค่าไฟฟ้าฐานและค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้าที่ต่ำกว่า 0.85 ได้ โดยการหลีกเลี่ยงการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้กระแสไฟฟ้าสูงพร้อมๆ กัน ในช่วง Peak (09.00-22.00 น. ของวันจันทร์ถึงวันศุกร์ ที่ไม่ใช่วันหยุดราชการปกติ) ให้มากที่สุด และการปรับปรุงตัวประกอบกำลังไฟฟ้าให้มีค่าสูงขึ้น เพื่อที่จะได้ลดความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (P) และปริมาณพลังงานไฟฟ้า (E_p) ให้ต่ำลง โดยภาพประกอบที่

2.1.6 คือ รูปแบบการใช้ไฟฟ้าในอัตรา TOU เพื่อให้เกิดประสิทธิภาพสูงสุด คือ ใช้ในช่วงเวลา Off Peak (E_{op}) [14]



ภาพประกอบที่ 2.1.6 แนวการใช้ไฟฟ้าในอัตรา TOU [14]

2.1.7 การลดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Demand Charge)

แนวทางการลดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสามารถพิจารณาได้จากค่าที่ได้จากการวัดความสม่ำเสมอของการใช้พลังงานไฟฟ้า หรือตัวประกอบโหลด (Load Factor) [13] ดังสมการ 2-3

$$\text{ตัวประกอบโหลด} = \frac{\text{จำนวนหน่วยที่ใช้ทั้งหมดใน 1 เดือน (kWh)}}{\text{กำลังไฟฟ้าสูงสุดที่ใช้ใน 1 เดือน (kW)} \times \text{จำนวนชั่วโมงใน 1 เดือน (h)}} \qquad (2\text{-}3)$$

เนื่องจากตัวประกอบโหลดเป็นตัวประกอบสำคัญในการคิดต้นทุนการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยหากตัวประกอบโหลดสูง จะทำให้ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดอยู่ในเกณฑ์ที่เหมาะสม การปรับปรุงค่าตัวประกอบโหลดให้สูงขึ้น สามารถดำเนินการได้ ตัวอย่างเช่น

- ลดจำนวนกิโลวัตต์สูงสุด (Peak Demand) ลง
- ลดการใช้จำนวนกิโลวัตต์-ชั่วโมง (Unit) ลง เพื่อให้สมดุลกับค่าจำนวนกิโลวัตต์สูงสุดที่ลดลง แม้ว่าการลดจำนวนกิโลวัตต์-ชั่วโมง (Unit) จะมีผลต่อการเพิ่มค่าตัวประกอบโหลดไม่มาก แต่จะส่งผลโดยตรงต่อค่าไฟฟ้าที่ลดลงได้ [13]

2.2 การพยากรณ์

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล (2554) ได้ให้ความหมายว่า การพยากรณ์ คือ การคาดคะเนหรือทำนายสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคตด้วยการศึกษาแนวโน้ม รูปแบบการเกิดเหตุการณ์จากข้อมูลในอดีต รวมถึงข้อสรุปของผู้พยากรณ์ ซึ่งมีความจำเป็นสำหรับใช้ในการวางแผนตัดสินใจในเรื่องต่างๆ [15]

2.2.1 การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้า

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล (2554) ได้แบ่งการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้า เป็น 4 ช่วงเวลา ดังนี้

1) การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้นมาก มีช่วงห่างในการพยากรณ์อยู่ในช่วง 2-3 วินาที ถึง 15 นาที เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้า 2-3 นาที ถึง 2-3 ชั่วโมง

2) การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้า มีช่วงห่างในการพยากรณ์อยู่ในช่วง 30 นาที ถึง 1 ชั่วโมง 30 นาที ปัจจัยที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าแต่ละวัน ค่าความต้องการไฟฟ้าที่จุดของเวลาที่พิจารณา ฯลฯ

3) การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะปานกลาง มีช่วงห่างในการพยากรณ์คล้ายกับการพยากรณ์ระยะสั้น เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้า 2-3 สัปดาห์ ถึง 3 ปี การพยากรณ์ระยะปานกลางให้ความสำคัญกับจังหวะการใช้พลังงาน และปัจจัยทางภูมิอากาศเล็กน้อย

4) การพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะยาว เป็นการพยากรณ์ล่วงหน้า 2-3 ปี ถึง 40 ปี โดยนำปัจจัยทางเศรษฐศาสตร์ ประชากรมาร่วมพิจารณา

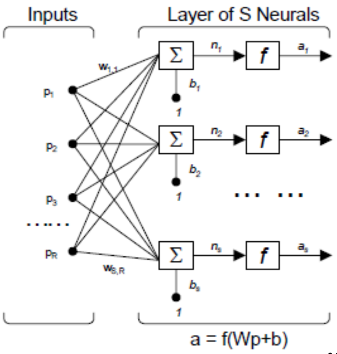
2.3 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial neural network: ANN)

พยุง มีสัจ (2553) ได้อธิบายโครงข่ายประสาทเทียมว่า เป็นการจำลองการทำงานโครงข่ายประสาทของมนุษย์ (Biological Neurons) ซึ่งประกอบด้วยส่วนของการประมวลผล (Neuron) โดยทุกๆ Neuron สามารถมีอินพุทได้หลายอินพุท แต่มีเอาต์พุทเพียงเอาต์พุทเดียว และทุกๆ เอาต์พุทจะแยกไปยังอินพุทของ Neuron อื่นๆ และเชื่อมต่อเป็นโครงข่ายฯ ทั้งนี้การติดต่อกันระหว่าง Neuron ทุกๆ อินพุทจะมีตัวกำหนดกำลังของการติดต่อภายในและช่วยในการตัดสินใจ (Weight) โดยการทำงานของ Neuron บางโครงข่ายจะถูกกำหนดไว้ตายตัว แต่บางโครงข่ายสามารถจะปรับได้โดยการตั้งค่า หรือ Neuron สามารถปรับได้ด้วยตัวเอง ซึ่งเป็นความสามารถในการเรียนรู้และจดจำของโครงข่ายประสาทเทียม [16]

2.3.1 สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม

- เซลล์ประสาทชั้นเดียว (Single-Layered Perceptron: SLP)

ประกอบด้วย เมทริกซ์น้ำหนัก (W), วงจรรวม ($\sum$), เวกเตอร์ไบอัส (b), ฟังก์ชันถ่ายโอน (f), และเวกเตอร์เอาต์พุต (a)



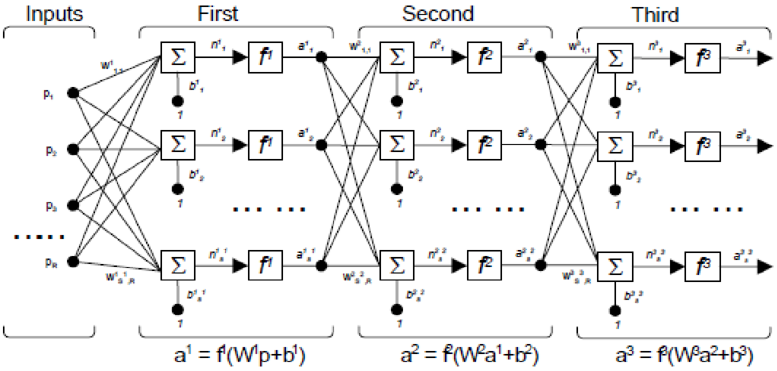
ภาพประกอบที่ 2.3.1-ก เซลล์ประสาทชั้นเดียว [16]

- เซลล์ประสาทหลายชั้น (Multi-Layered Perceptron: MLP) ประกอบด้วยเซลล์ประสาทหลายชั้น ซึ่งเลขยกกำลังเป็นตัวเลขกำกับชั้น ชั้นที่มีอินพุทเป็นอินพุทของโครงข่าย (Input Layer), ชั้นที่มีเอาท์พุทเป็นเอาท์พุทของโครงข่าย (Output Layer) และชั้นอื่นๆ คือชั้นซ่อน (Hidden Layer)

การเรียกชื่อโครงสร้างของโครงข่ายเรียกตามโครงสร้างของแต่ละชั้น ตัวอย่างเช่น “โครงข่าย 2-4-1” หมายถึง โครงข่ายที่มี 1 ชั้นอินพุต 1 ชั้นซ่อน และ 1 ชั้นเอาต์พุต ดังนี้

- ชั้นอินพุท มี 2 อินพุท
- ชั้นซ่อน มี 4 เซลล์
- ชั้นเอาท์พุท มี 1 อินพุท

จากภาพประกอบที่ 2.3.1-ข จะได้สมการเอาท์พุท ตามลำดับชั้นซ่อน ดังนี้

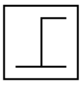


ภาพประกอบที่ 2.3.1-ข เซลล์ประสาทหลายชั้น [16]

2.3.2 ทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันของโครงข่าย (Transfer Function)

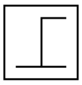
หรือเรียกว่า ฟังก์ชันถ่ายโอน โดยส่วนของเอาท์พุทที่ได้จาก Neuron จะถูกกระตุ้น (Activation) เพื่อให้ได้ค่าออกมาและส่งต่อไปยัง Neuron ถัดไป โดยทรานส์เฟอร์ฟังก์ชันซึ่งจะมีลักษณะเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เป็นเชิงเส้นก็ได้ [17] เช่น

1) Hard Limit Transfer Function: จะให้ค่าเอาท์พุท 2 ค่า ตามค่าอินพุท เช่น ค่าอินพุทมีค่าต่ำกว่า 0 จะให้เอาท์พุทเป็น 0 หากมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 จะให้ค่าเอาท์พุทเป็น 1



$$a = hardlim(n) = hardlim(Wp+b) \qquad , a = \begin{cases} 0, n < 0 \\ 1, n \geq 0 \end{cases} \tag{2-4}$$

2) Linear Transfer Function: จะให้ค่าเอาท์พุทตามค่าอินพุทที่ป้อนเข้ามา



$$a = purelin(n) = purelin(Wp+b) = n \tag{2-5}$$

3) Log-Sigmoid Transfer Function: จะให้ค่าเอาท์พุทระหว่าง 0 ถึง 1

$$a = logsig(n) = logsig(Wp+b) \qquad , a = \frac{1}{1+e^{-n}} \tag{2-6}$$

2.3.3 การเรียนรู้โครงข่ายประสาทเทียม (Learning of Neural Network)

ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล (2555) ได้อธิบายขั้นตอนการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม ว่าเป็นกระบวนการที่ปรับค่าน้ำหนักของแต่โหนด โดยอาศัยประสบการณ์การเรียนรู้ของโครงข่ายฯ ทั้งนี้ในแต่ละรอบการคำนวณจะนำผลลัพธ์ที่ได้ มาเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการทดลอง หลังจากนั้นโครงข่ายฯ จะกลับไปเรียนรู้ในรอบต่อไป พร้อมกับการปรับค่าถ่วงน้ำหนัก เพื่อให้ค่าที่ได้ใหม่มีความแม่นยำมากขึ้น [20] ทั้งนี้ Bhokha, S.,(1998) อธิบายไว้ว่าการปรับค่าถ่วงน้ำหนักนั้น เป็นการปรับขึ้นหรือปรับลงก็ได้ [21] Lippmann,R.P, (1987) ได้เสนอแนวทางการวัดประสิทธิภาพว่าโครงข่ายฯ จะสามารถเรียนรู้ได้ดีเพียงใด สามารถดูได้จากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error) ในชั้นเอาท์พุท [22]

ลดาวัลย์ สุขชัย (2549) ได้อธิบายเกี่ยวกับการเรียนรู้ของโครงข่ายฯ ไว้ว่า การเรียนรู้ของโครงข่ายฯ คือ การสอนให้โครงข่ายคำนวณข้อมูลเอาท์พุทพร้อมกับการปรับปรุงค่าน้ำหนัก (Weight) โดยการนำข้อมูลอินพุทที่ป้อนเข้าโครงข่ายฯ และอาศัยกระบวนการทำซ้ำ (Iterative) [17] และได้แบ่งการเรียนรู้ของโครงข่ายฯ เป็น 3 ประเภท คือ

1) การเรียนแบบมีการสอน (Supervised Learning)

เป็นการใช้ชุดการสอน (Training Data Set) โดย Neuron ในชั้นซ่อนจะปรับค่าน้ำหนักแบบสุ่มในระหว่างการสอน โครงข่ายฯ จะเกิดความแตกต่างระหว่างเอาท์พุท

ที่คำนวณได้และค่าจริง จากนั้นจะมีการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อลดความแตกต่างระหว่างทั้งสองค่าให้น้อยที่สุด

2) การเรียนรู้แบบไม่มีการสอน (Unsupervised Learning)

เป็นการปรับตัวเองโดยไม่มีค่าจริงในการเรียนรู้ของ Neuron ในชั้นซ่อน โดยใช้หลักทางสถิติ ด้วยการหาค่าสถิติของชุดการสอนและจัดกลุ่มออกเป็นระดับต่างๆ โครงข่ายฯ จะหาค่าเอาท์พุทจากความสัมพันธ์ระหว่างอินพุทและเอาท์พุท

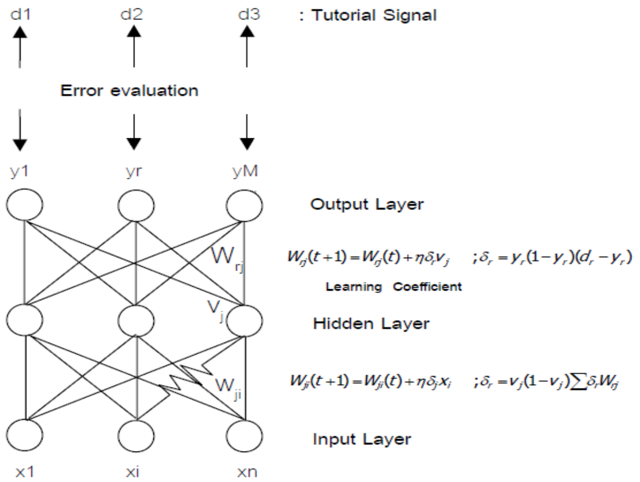
3) การเรียนรู้เชิงบังคับ (Reinforcement Learning)

เป็นการเรียนรู้แบบทั้งมีการสอนและไม่มีการสอน ในระหว่างการสอนจะมีเพียงข้อมูลอินพุท และเมื่อได้เอาท์พุทจะบอกว่าถูกหรือผิด แต่ไม่ได้บอกว่าเอาท์พุทที่ถูกต้องคืออะไร

2.3.4 การเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Back Propagation Learning Algorithm)

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล (2544) ได้อธิบายว่าการเรียนรู้แบบแพร่กลับ เป็นการเรียนรู้แบบมีการสอน การเรียนรู้แบบนี้ช่วยในการแก้ปัญหาที่ต้องการรูปแบบ โดยการป้อนรูปแบบที่ต้องการเข้าไป โครงข่ายฯ จะให้รูปแบบเอาท์พุทออกมา โดยมีการปรับคำตอบให้อยู่ในระดับที่ยอมรับได้จนกว่าค่าความผิดพลาดจะน้อยลง [15]

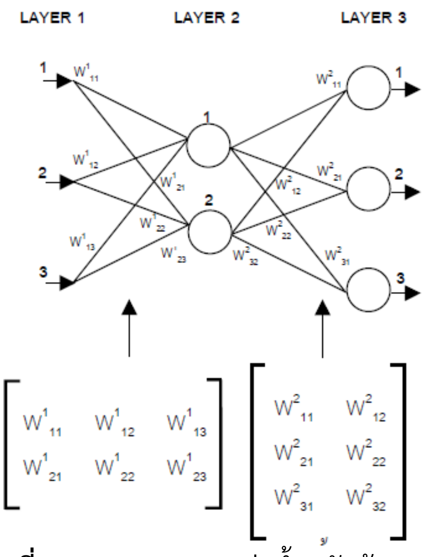
- โครงสร้างของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ



ภาพประกอบที่ 2.3.4-ก โครงสร้างของการเรียนรู้แบบแพร่กลับ 3 ชั้น [16]

- การแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์

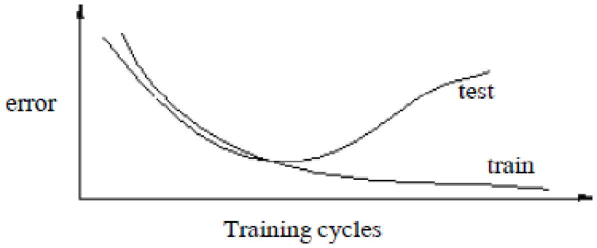
การแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์ตามโครงสร้างของโหนด w_{21}^{1} หมายถึงค่าน้ำหนักจากอินพุทที่ 1 ของหน่วยประมวลผลที่ 2 ในระดับชั้นที่ 1 ดังภาพประกอบที่ 2.3.4-ข



ภาพประกอบที่ 2.3.4-ข การแทนค่าน้ำหนักด้วยเมตริกซ์ [16]

2.3.5 การหยุดการสอน (Stop Training)

การหยุดการสอนโครงข่ายทำได้โดยกำหนดรอบการสอน (Epochs) และการกำหนดค่าความผิดพลาด (Error) ที่ยอมรับได้ ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างข้อมูลจริง และผลลัพธ์ที่โครงข่ายฯ สามารถคำนวณได้ แต่การสอนโครงข่ายที่นานเกินไปจะทำให้เกิดปัญหาที่โครงข่ายเรียนรู้จนได้ผลลัพธ์ที่มีค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด แต่เมื่อนำมาทดสอบค่าความถูกต้องด้วยชุดทดสอบแล้ว พบว่าไม่สามารถที่จะให้ผลลัพธ์ได้ดีจริง [21] หรือเรียกว่า Over Fitting ดังภาพประกอบที่ 2.3 .5



ภาพประกอบที่ 2.3.5 การเกิด over fitting [21]

2.3.6 การวัดประสิทธิภาพ

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล (2554) ได้อธิบายว่าการวัดประสิทธิภาพ เป็นการวัดผลจากการสอนโครงข่ายฯ ให้เรียนรู้ ซึ่งจะต้องมีกระบวนการสอนวนซ้ำหลายๆ รอบ สามารถวัดได้จากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้ารูปแบบโครงข่ายฯ ใดให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด แสดงว่ารูปแบบนั้นมีประสิทธิภาพดีที่สุด [15] การหาค่า MAPE หาได้จากสมการ ดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{X_{actual,i}-X_{ANFIS,i}}{M_{actual,i}}\right| \times 100\% \qquad (2\text{-}7)$$

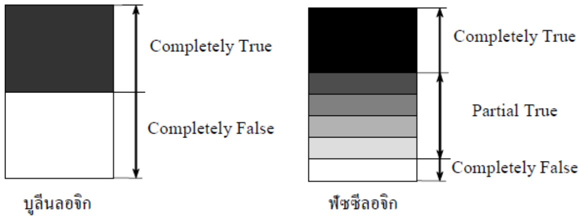
โดยที่ $X_{ANFIS,i}$ คือ ค่าที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับตัวได้ ตัวที่ i

$X_{actual,i}$ คือ ค่าที่เกิดขึ้นจริง ตัวที่ i

N คือ จำนวนข้อมูลของชุดทดสอบ

2.4 ตรรกศาสตร์แบบคลุมเครือ (Fuzzy Logic)

หรือ ฟัซซีลอจิก พยุง มีสัจ (2553) อธิบายไว้ว่า เป็นการสรุปด้วยหลักเหตุและผลที่ไม่มีความแน่นอนของข้อมูล โดยยอมให้มีความยืดหยุ่นได้ เลียนแบบความคิดที่ซับซ้อนของมนุษย์ ข้อแตกต่างของฟัซซีลอจิกกับตรรกศาสตร์แบบจริงเท็จ (Boolean Logic) ที่มีค่าความจริงจะอยู่ในช่วงระหว่างจริงกับเท็จ แต่บูลีนลอจิกมีค่าเป็นจริงกับเท็จเท่านั้น [16] โดยเซตของเหตุการณ์ที่ไม่แน่นอนนี้ เรียกว่า ฟัซซีเซต (Fuzzy Set) [23]



ภาพประกอบที่ 2.4 Boolean Logic และ Fuzzy Logic [16]

2.4.1 ฟัซซีเซต (Fuzzy Set)

ฟัซซีเซตเป็นเซตที่มีขอบเขตความราบเรียบ มีค่าสมาชิกระหว่าง 0 และ 1 โดยมีขอบเขตการเปลี่ยนแปลงไม่ได้เปลี่ยนแปลงแบบทันทีทันใด มีนิยามฟัซซีเซต เมื่อ x คือ เซตที่ไม่ว่าง ฟัซซีเซต A สามารถได้จากฟังก์ชันความเป็นสมาชิก

$$\mu_A(x)X\colon \rightarrow [0,1] \qquad (2\text{-}8)$$

เมื่อ A คือ ฟัซซีเซต A

x คือ สมาชิกของเซต

$\mu_A(x)$ คือ ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก หรือเขียนได้เป็น $A(x)$

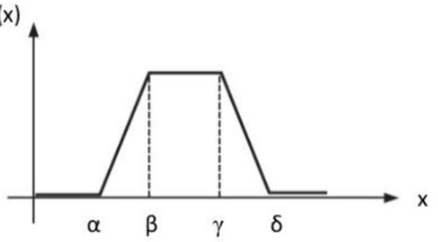
X คือ เอกภพสัมพัทธ์หรือประชากร

2.4.2 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Membership Function)

เป็นการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปร [23] โดยการแทนที่ตัวแปรที่ไม่มีความชัดเจนและคลุมเครือ ซึ่งเป็นส่วนที่สำคัญของฟัซซี เนื่องจากรูปร่างของฟังก์ชันฯ ส่งผลต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหา นันทกา สุวรรณไตรย์ (2552) ได้ยกตัวอย่างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้งานทั่วไป 3 ชนิด ดังนี้

1) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (Trapezoidal Membership Function) มีพารามิเตอร์ 4 ค่า คือ $\{a, b, c, d\}$ ดังสมการ (2-9)

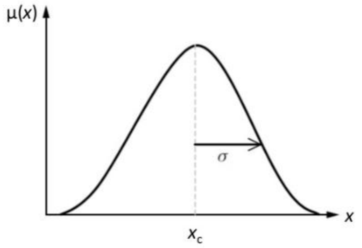
$$trapezoidal(x: a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \le x \le b \\ 1 & b \le x < c \\ (c-x)/(c-b) & b \le x \le c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (2\text{-}9)$$



ภาพประกอบที่ 2.4.2-ก กราฟของฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู [23]

2) ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Membership Function) มีพารามิเตอร์ 2 ค่า คือ $\{m, \sigma\}$ โดย m คือ ค่าเฉลี่ย และ σ คือ ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ดังสมการ (2-10)

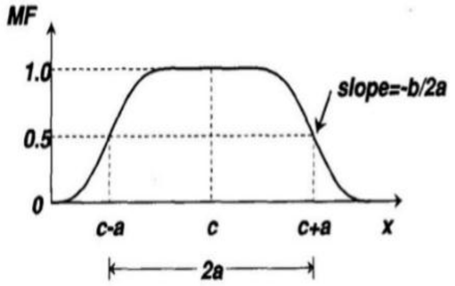
$$guassian(x: m, \sigma) = exp\left[-\frac{(x-m^2)}{\sigma^2}\right] \quad (2\text{-}10)$$



ภาพประกอบที่ 2.4.2-ข กราฟของฟังก์ชันเกาส์เซียน [23]

3) ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped Membership Function) มีพารามิเตอร์ 3 ค่าคือ $\{a, b, c\}$ ดังสมการ (2-11)

$$bell - shaped(x: a, b, c)\frac{1}{1+\left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \tag{2-11}$$



ภาพประกอบที่ 2.4.2-ค กราฟของฟังก์ชันระฆังคว่ำ [23]

2.4.3 รูปแบบกฎฟัซซี

พยุง มีสัจ (2553) อธิบายไว้ว่า ในระบบฟัซซี องค์ความรู้สามารถแสดงในรูปประโยค ดังนี้

ถ้า ข้อตั้ง (ข้อนำ)	**ดังนั้น** ข้อยุติ (ข้อตาม)
IF Premise (Antecedents),	**THEN** Conclusion

หรือ รูปแบบฐานกฎ "ถ้า-ดังนั้น" เป็นรูปแบบการแสดงอนุมาน อธิบายได้ว่า หากทราบความจริง (ข้อตั้ง ข้อสมมุติฐาน หรือข้อนำ) แล้ว สามารถอนุมานหรือหาข้อสรุปความจริง (ข้อยุติหรือข้อตาม) [16]

2.4.4 โครงสร้างพื้นฐานและการประมวลผลของระบบฟัซซี

โครงสร้างพื้นฐานและการประมวลผลของระบบฟัซซี แสดงดังภาพประกอบที่ 2.4.4 พยุง มีสัจ (2553) แบ่งขั้นตอนการทำงานของระบบฟัซซีได้ 4 ส่วน ดังนี้

1) การสร้างฟัซซีอินพุท โดยการแปลงข้อมูลอินพุท ซึ่งอยู่ในรูปแบบที่เรียกว่า ทวินัย (Crisp) ให้เป็นอินพุทแบบตัวแปรฟัซซี โดยสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิก และมีการกำหนดข้อมูลในลักษณะตัวแปรเชิงภาษา (Linguistic Variable)

2) การสร้างความสัมพันธ์ระหว่างทุกอินพุท ในรูปแบบกฎการควบคุมระบบด้วยตัวแปรเชิงภาษา ถ้า(If) และ(And) หรือ (Or) และนำมาประมวลผลรวมกัน เพื่อการตัดสินใจที่เหมาะสม

3) การหาฟัซซีเอาท์พุท โดยนำกฎที่สร้างขึ้นมาประมวลกับฟัซซีอินพุท โดยทำให้เป็นค่าที่คลุมเครือ (Fuzzification) เพื่อตีความหาเหตุผล อาจจะใช้เทคนิค Max-Min Method หรือ Max-Dot Method

4) การสรุปเหตุผลฟัซซี โดยแปลงฟัซซีเอาท์พุทให้เป็นทวินัยเอาท์พุท (Defuzzification) ด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ เช่น การหาจุดศูนย์ถ่วง (Central of Gravity) เป็นการเฉลี่ยผลที่ได้จากการตีความหาเหตุ หาได้จากการประมาณค่า ดังสมการ (2-12)

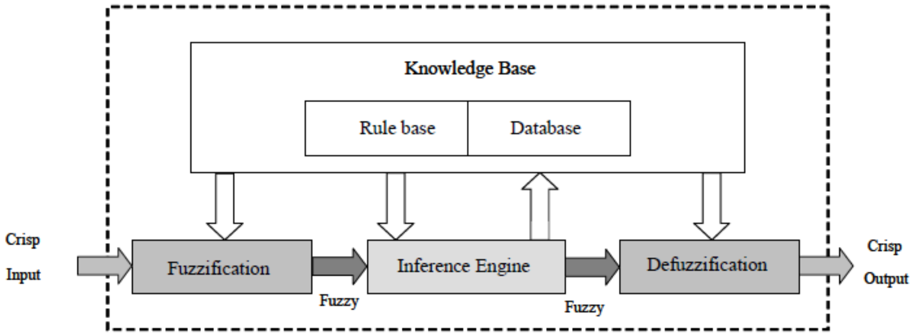
$$COG = \frac{\sum_{i=1}^{N} \propto_i w_i}{\sum_{i=1}^{N} \propto_i} \qquad (2\text{-}12)$$

เมื่อ COG คือค่าของจุดศูนย์ถ่วง

N คือ ค่าตั้งแต่ตำแหน่งที่ 1 ถึงตำแหน่งที่ i

$\propto_i$ คือ ค่าฟัซซีของเอาท์พุทในเซตฟัซซีตำแหน่งที่ i

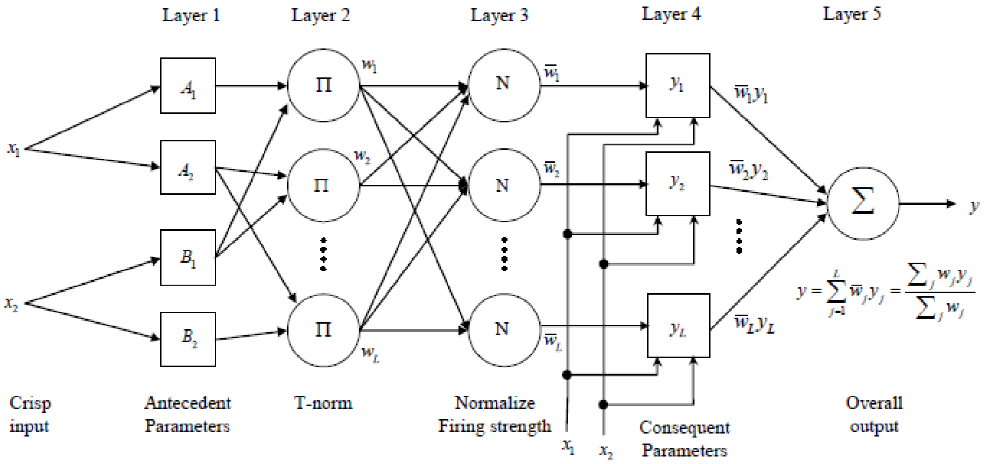
w_i คือ พื้นที่ใต้โค้งของเซตฟัซซีตำแหน่งที่ i



ภาพประกอบที่ 2.4.4 โครงสร้างพื้นฐานและการประมวลผลแบบฟัซซี [16]

2.5 ระบบอนุมานฟัซซีบนฐานโครงข่ายปรับตัวได้

พยุง มีสัจ (2553) ได้อธิบายเกี่ยวกับการแก้ปัญหาด้วยเทคนิคเพียงเทคนิคเดียวนั้นไม่สามารถแก้ปัญหาได้ทั้งหมด เนื่องจากแต่ละปัญหาจะมีคุณสมบัติในการคำนวณที่แตกต่างกันไป ซึ่งทำให้แก้ปัญหาได้เฉพาะอย่าง เช่น โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติในการเรียนรู้ แต่ไม่สามารถใช้อธิบายถึงคำตอบ ในขณะที่ระบบฟัซซีสามารถให้เหตุผลด้วยข้อมูลที่คลุมเครือและสามารถอธิบายถึงการตัดสินใจด้วยกฎฟัซซี แต่ไม่มีความสามารถในการเรียนรู้กฎโดยอัตโนมัติจากข้อมูลที่มี [16] ด้วยข้อจำกัดที่กล่าวมา ทำให้เกิดวิธีการผสมระบบหลายระบบเข้าด้วยกัน เช่น ระบบฟัซซีเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียม ในชื่อ ระบบฟัซซีนิวรัลเน็ตเวิร์ค (Fuzzy Neural Network) และระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System: ANFIS) เมื่อนำทั้งสองวิธีนี้มารวมกันจะกลายเป็นระบบสามารถเรียนรู้และตีความให้เหตุผลได้ ซึ่งเป็นการแก้ปัญหาจากข้อด้อยทั้งของแต่ละวิธีที่กล่าวมาข้างต้น



ภาพประกอบที่ 2.5 โครงสร้างระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS) [16]

จากภาพประกอบที่ 2.5 เป็นโครงสร้างอย่างง่ายของ ANFIS ซึ่งมี 2 อินพุท แต่ละอินพุท แบ่งเป็น 2 ฟัซซีเซต มิติที่ 1 แบ่งฟัซซีเซต เป็น A_1A_2 และ มิติที่ 2 แบ่งเป็น B_1B_2 โดยโหนดที่เป็นสี่เหลี่ยม หมายถึง โหนดที่มีพารามิเตอร์ที่ปรับได้ ส่วนโหนดที่เป็นวงกลมจะไม่สามารถปรับพารามิเตอร์ได้

ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ ใช้เทคนิคฟัซซีพื้นฐาน 2 เทคนิค ได้แก่ โมเดลฟัซซีแมนดานิ (Mandani Fuzzy) และโมเดลฟัซซีซูเกโน (Sugeno Fuzzy) ทั้งสองวิธีการมีข้อแตกต่างที่ผลค่าเอาท์พุทฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (Output MF) ซึ่งวิธีโมเดลฟัซซีซูเกโนสามารถเลือกได้ทั้งฟังก์ชันเชิงเส้นหรือเลือกเป็นค่าคงที่ได้ กรณี ANFIS ซึ่งได้รับการพัฒนามาจากโมเดลฟัซซีซูเกโน ดังนั้นผู้วิจัยจึงขออธิบายเฉพาะโมเดลฟัซซีซูเกโน

2.5.1 โมเดลฟัซซีซูเกโน (Sugeno Fuzzy)

นันทกา สุวรรณไตรย์ (2552) อธิบายโครงสร้างของฟัซซีซูเกโนหรือฟัซซีทีเอส (TS: Takagi-Sugeno Fuzzy) แสดงไว้ดังรูปที่ 2.5.1 ตัวอย่างจำนวนข้อมูลอินพุตขนาด 2 มิติ นำมาประมวลผลฟังก์ชันความเป็นสมาชิกด้านอินพุต (Input MF) จากนั้นนำผลที่ได้มากำหนดค่าน้ำหนักของกฎ (Rule Weight) เพื่อใช้เป็นค่าตัวแปรของการประมวลผลที่เอาท์พุทและสามารถแสดงความสัมพันธ์ ดังนี้

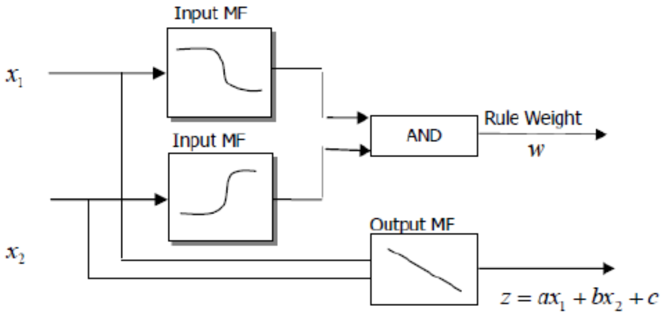
$$Y_{out} = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i Z_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \qquad (2\text{-}13)$$

เมื่อ Y_{out} คือ เอาท์พุท

w_iZ_i คือ โหนดที่ i มีการปรับค่าน้ำหนักแล้ว

w_i คือ ค่าน้ำหนักของกฎ โหนดที่ i

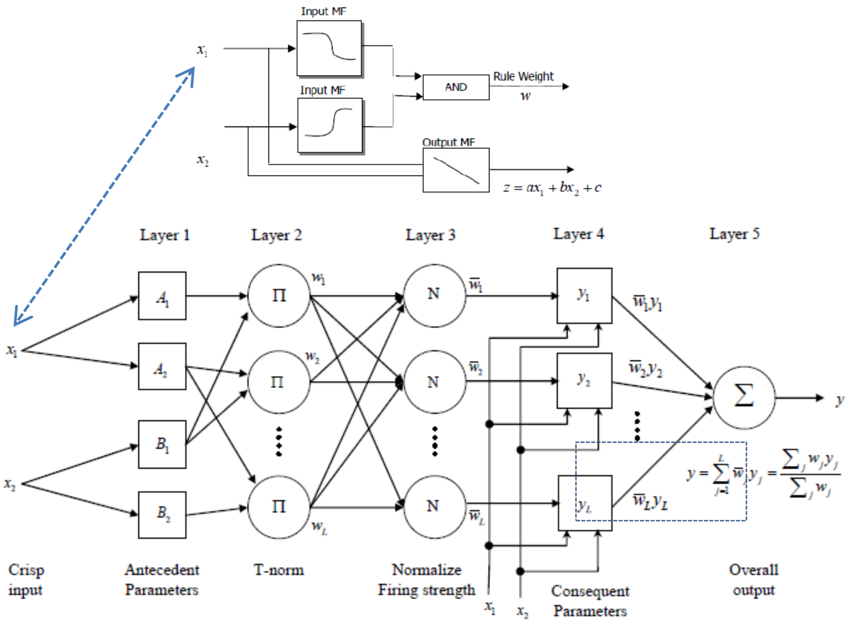
n คือ จำนวนกฎของฟัซซี



ภาพประกอบที่ 2.5.1 โครงสร้างโมเดลฟัซซีซูเกโน [23]

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกด้านอินพุท สามารถเลือกใช้ฟังก์ชันได้หลายรูปแบบ ผู้วิจัยเลือกใช้ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian Function) และฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped Function) เปรียบเทียบกัน เนื่องจากลักษณะของข้อมูลมีลักษณะกระจายตัวที่สอดคล้องกับฟังก์ชันดังกล่าว ในส่วนของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกด้านเอาท์พุท สามารถเลือกใช้ได้ 2 รูปแบบ คือ ลำดับที่ศูนย์ (Zero Order) เป็นการกำหนดความเป็นสมาชิกด้านเอาท์พุทด้วยค่าคงที่ และลำดับที่หนึ่ง (First Order) เป็นการกำหนดแบบสมการเชิงเส้น

2.5.2 หลักการทำงานของแบบจำลอง ANFIS



ภาพประกอบที่ 2.5.2 หลักการทำงานของแบบจำลอง ANFIS [16]

จากภาพประกอบที่ 2.5.2 แสดงตัวอย่างโครงสร้าง ANFIS ที่ประกอบด้วยอินพุท 2 ตัวแปร คือ x_1, x_2 และเอาท์พุท 1 ตัว คือ y ประกอบด้วย 5 ชั้น (Layer) โดยมีหลักการทำงานดังนี้

1) Layer 1: Antecedent Parameters มีหน้าที่แยกลักษณะของอินพุทแต่ละโหนด โดยทุกโหนด j สามารถปรับพารามิเตอร์ได้ โดยมีฟังก์ชันโหนดเป็นที่หาค่าฟัซซีจากคริสป์อินพุท(x) ผ่านฟังก์ชันนความเป็นสมาชิก $\mu_{Ai}(x)$ ดังสมการที่ (2-14)

$$O_j^1 = \mu_{A_i}(x) \tag{2-14}$$

เมื่อ O_j^i คือ ค่าความเป็นสมาชิกของพจน์ภาษา Ai โดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก $\mu_{Ai}(x)$ อาจเป็นลักษณะฟังก์ชันรูประฆังคว่ำ

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1+[\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2]^{b_i}} \tag{2-15}$$

หรือแบบเกาเซียน

$$\mu_{A_i}(x) = \exp(-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2) \tag{2-16}$$

เมื่อ $\{a_i, b_i, c_i\}$ เป็นเซตพารามิเตอร์ c_i เป็นค่ากลางของฟังก์ชัน a_iและ b_i เป็นตัวกำหนดความชันของฟังก์ชัน โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เช่น ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (Triangular MF) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยม (Trapezoidal MF)

2) Layer 2: T-norm Operator เป็นชั้นเชื่อมโยงค่าฟัซซีจากแต่ละมิติ โดยฟังก์ชันของโหนดนี้ไม่สามารถปรับพารามิเตอร์ได้ แต่ละจุดของส่วนนี้จะใช้สัญลักษณ์ $\prod$ ซึ่งหมายถึงการคูณสัญญาณที่เป็นฟัซซีเข้าด้วยกัน และส่งค่าฟัซซีผลคูณเป็นสัญญาณออก โดยแต่ละจุดของส่วนนี้เอาท์พุทที่ได้ของแต่ละจุด คือ w_j ที่เรียกว่า Firing Strength จากกฎแต่ละข้อ และ $\mu_{ji}(x_i)$ เป็นค่าฟัซซีจากมิติที่ i ของกฎข้อที่ j ดังสมการที่ (2-17)

$$w_j = \mu_{j1}(x_1)\times\mu_{j2}(x_2), \quad j=1...L \tag{2-17}$$

3) Layer 3: Normalize Firing Strength เป็นชั้นทำค่าฟัซซีผลรวมจากข้อตั้งทุกกฎให้เป็นหนึ่ง แต่ละจุดของโหนด ใช้สัญลักษณ์ N หมายถึง การทำ Normalize Firing Strength คือ การหาอัตราส่วนของ w ทั้งหมด

$$\overline{w}_j = \frac{w_j}{w_1+w_2+\cdots+w_L}, \quad j=1...L \tag{2-18}$$

4) Layer 4: Consequent Parameters แต่ละจุดของส่วนนี้จะรับค่ามาจากชั้นก่อนหน้าและจากค่าคงที่ของสมเชิงเส้น ฟังก์ชันและพารามิเตอร์ของโหนดนี้สามารถปรับค่าได้ ค่าเอาท์พุทจากชั้นนี้หาได้จากสมการ (2-19)

$$O_j^4 = \overline{w}_j y_j = \overline{w}_j(r_{j0}+r_{j1}x_1+r_{j2}x_2) \tag{2-19}$$

5) Layer 5: Overall Output เป็นชั้นเอาท์พุทของโครงข่ายฯ ฟังก์ชันของโหนดนี้จะคงที่ไม่เปลี่ยนแปลง ทำหน้าที่รวมสัญญาณทั้งหมดเข้าด้วยกัน โดยมีสัญลักษณ์ของโหนดเป็น $\sum$ โดย $\overline{w}^r = [\overline{w}_1\ \overline{w}_2 \ldots\ \overline{w}_L]$ เป็นค่าฟัซซีที่ผ่านการนอมอลไลซ์จากกฎข้อ $1-L$ และ $\overline{y}^r = [y_1\ y_2\ \ldots y_L]$ เป็นส่วนข้อตามของกฎข้อ $1-L$ เอาท์พุทของโหนดหาได้จากสมการ (2-20)

$$O_1^5 = \overline{\mathbf{w}}^T\mathbf{y} = \sum_{j=1}^{L}\overline{w}_j y_j = \frac{\sum_j w_j y_j}{\sum_j w_j} \tag{2-20}$$

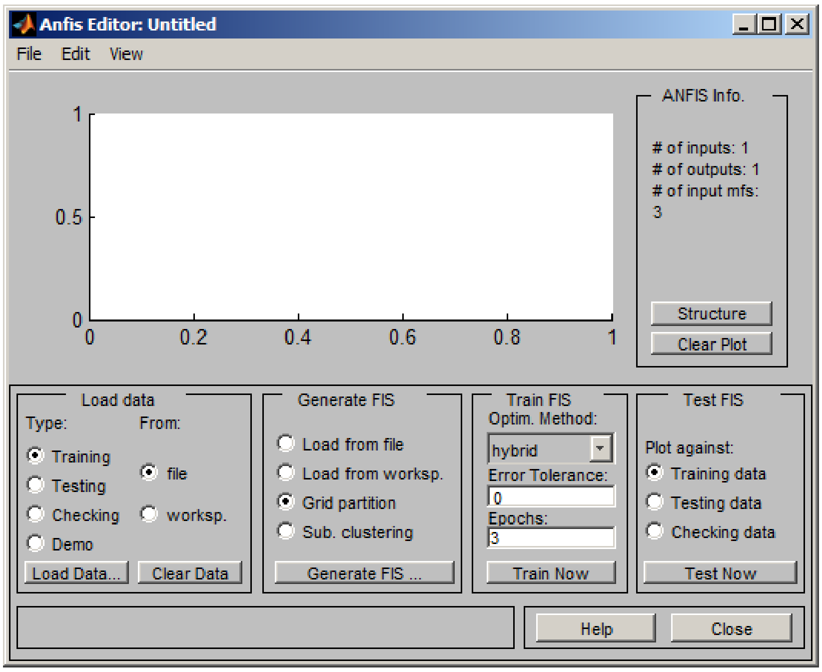
2.6 โปรแกรม Matrix Laboratory: MATLAB [24]

MATLAB เป็นภาษาคอมพิวเตอร์ชั้นสูง (High-level Language) สำหรับใช้ในการคำนวณทางเทคนิคที่มีการคำนวณเชิงตัวเลข กราฟิกที่มีความซับซ้อน และการจำลองแบบเพื่อให้มองเห็นภาพได้ง่ายและชัดเจน โดยมีกล่องเครื่องมือที่ใช้ในการหาคำตอบเรียกว่า Toolbox ซึ่งจะมีฟังก์ชันต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับการแก้ปัญหาในสาขานั้นๆ ให้เลือกประยุกต์ใช้งาน เช่น การประมวลผลสัญญาณ (Signal Processing Toolbox) การประมวลผลภาพ (Image Processing Toolbox) ระบบควบคุม (Control System Toolbox) โครงข่ายประสาท (Neural Networks Toolbox) ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic Toolbox) เป็นต้น

ส่วนของงานวิจัยนี้เลือกใช้กล่องโครงข่ายประสาท (Neural Networks Toolbox) และฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic Toolbox) เพื่อใช้ในการสร้างตัวแบบ ANFIS โดย MATLAB ได้เตรียมเครื่องมือการใช้งานในลักษณะ GUI

2.6.1 การทำงานของ ANFIS ใน MATLAB

การใช้งานโปรแกรม MATLAB ทำโดยการปอนชุดคำสั่งใน Command window *ด้วยคำสั่ง anfisedit*



ภาพประกอบที่ 2.6.1 โปรแกรม MATLAB : Neural Networks Toolbox

การทำงานของ MATLAB แบ่งเป็น 3 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

1) Initializing

FIS = GENFIS1(DATA)

เป็นคำสั่งเพื่อใช้ในการการสร้างเอาท์พุทโมเดลฟัซซีซูเกโนโดยใช้ตารางพาร์ทิชันกับข้อมูล (ไม่มีการจัดกลุ่ม) หากไม่มีการระบุฟังก์ชันการเป็นสมาชิก จะถูกกำหนดค่าเริ่มต้นด้วยฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบระฆังคว่ำ 'gbellmf' และฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบ 'linear' สำหรับเอาท์พุท หากต้องการระบุ สามารถใช้คำสั่ง

FIS = GENFIS1(DATA, NUMMFS, INPUTMF, OUTPUTMF)

ตัวอย่างคำสั่ง คือ *fis = genfis1(data, [3 7], char('pimf', 'trimf'));* เป็นการสร้างเอาท์พุทโมเดลฟัซซีซูเกโน กำหนดจำนวนสมาชิกฟังก์ชัน [3 7] ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของอินพุทแบบ ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกของเอาท์พุทแบบสามเหลี่ยม

2) Training and Testing

[FIS,ERROR] = ANFIS(TRNDATA,INITFIS)

ANFIS ในโปรแกรม MATLAB ใช้การเรียนรู้แบบไฮบริด (Hybrid Learning) โดยการกำหนดจำนวนฟังก์ชันการเป็นสมาชิก และให้ผลลัพท์เพียง 1 เอาท์พุท ด้วยโมเดล

ฟัซซีแบบซูเกโน มีโครงสร้างเริ่มต้นที่เรียกว่า Fuzzy Inference Systems (FIS) โดยการระบุค่า Error ที่ยอมรับได้ และชุดข้อมูลที่ฝึกสอน

3) Using

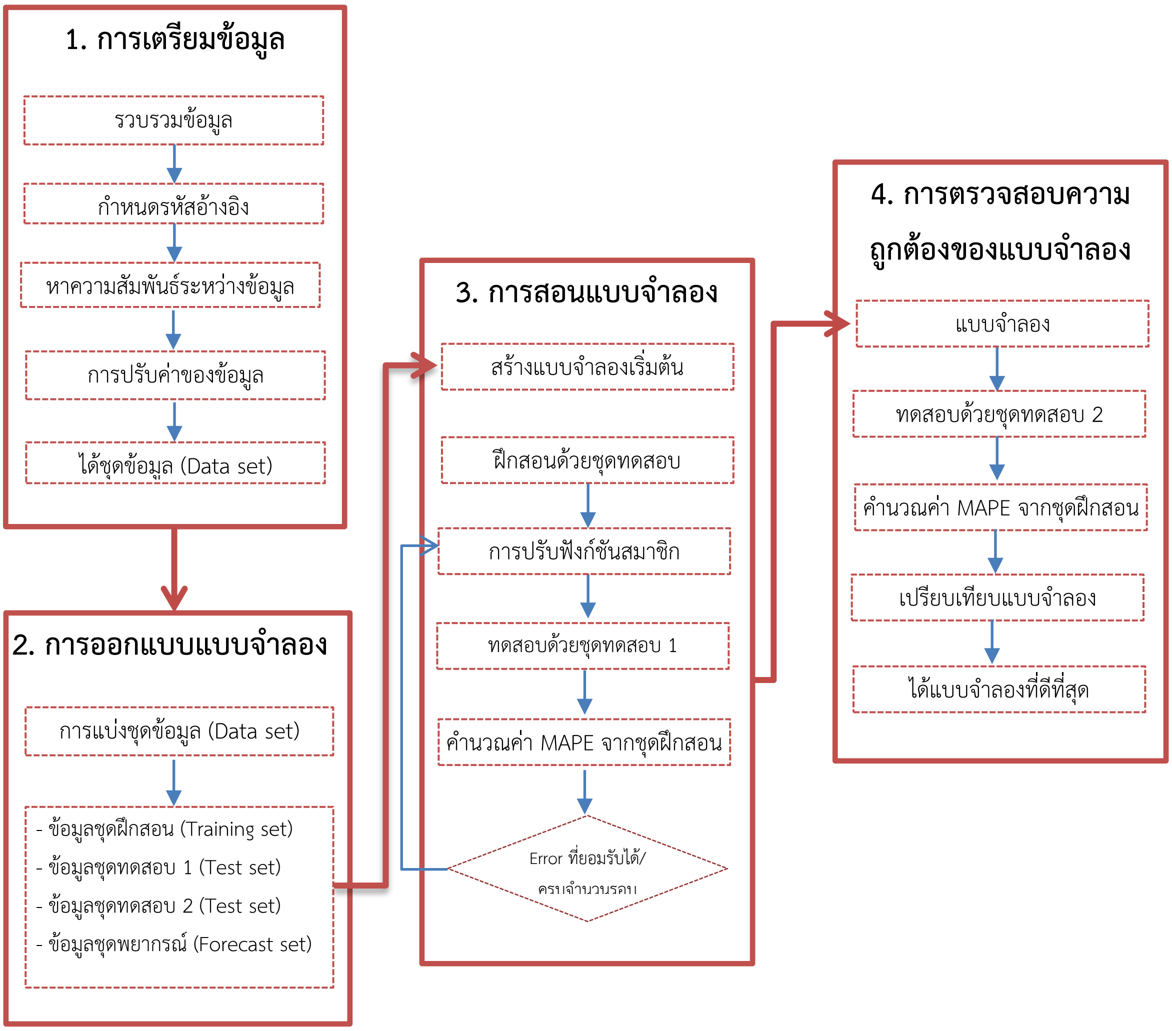
*Y = EVALFIS(*DATA,*FIS)*

เป็นการสร้างเอาท์พุทตามโครงสร้าง FIS

ทั้งนี้ คำสั่งที่เกี่ยวข้องกับ ANFIS มีรายละเอียดค่อนข้างมากและซับซ้อน งานวิจัยนี้จึงเลือกใช้การประมวลผล ANFIS ด้วยโปรแกรม MATLAB : neural networks toolbox แบบ GUI เพื่อให้สามารถปรับการตั้งค่าต่างๆ ได้อย่างสะดวก

บทที่ 3
วิธีการดำเนินการวิจัย

การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มีขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมข้อมูล การออกแบบแบบจำลอง การสอนแบบจำลอง และการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง แสดงขั้นตอนดังภาพประกอบที่ 3



ภาพประกอบที่ 3 ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด

3.1 การเตรียมข้อมูล

3.1.1 ข้อมูลจากผู้ใช้ไฟฟ้า (User) จากระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading: AMR) ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

ผู้วิจัยใช้ข้อมูลจากผู้ใช้ไฟฟ้า (User) ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานีหมายเลขผู้ใช้ไฟฟ้า1203101898040700 หมายเลขมิเตอร์ 23049855 จากเว็บไซต์ www.amr.pea.co.th โดยข้อมูลที่ได้ประกอบด้วย ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (kW), ค่ากิโลวาร์สูงสุด (KVarMAX), วันเดือนปี (Date), เวลา (Time) ตั้งแต่เวลา 0.00 – 24.00 น. เป็นช่วงที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด และช่วงเวลา TOU เป็น Off Peak, Peak หรือ Holiday และจากการประสานงานขอข้อมูลการใช้ไฟฟ้า (Load Profile) เพิ่มเติมในรูปแบบ Spread Sheet จากการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค รวม 31,415 เรคคอร์ด

3.1.2 สถานีอุตุนิยมวิทยาปัตตานี

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล (2544) ได้ประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น โดยใช้ข้อมูลอุณหภูมิมาเป็นปัจจัยร่วม ผู้วิจัยจึงได้ประสานงานขอข้อมูลอุณหภูมิในรูปแบบ Spread sheet จากสถานีอุตุนิยมวิทยาปัตตานี ณ อ.หนองจิก จ.ปัตตานี ข้อมูลประกอบด้วย ค่าอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด หน่วยองศาเซลเซียส ของจังหวัดปัตตานี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551-ธันวาคม พ.ศ. 2554 โดยมีลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายวันมาเป็นปัจจัยร่วมในการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าสำหรับงานวิจัยนี้

3.1.3 การกำหนดรหัสอ้างอิง

เมื่อได้ข้อมูลการใช้ไฟฟ้าจากระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติแลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดแล้ว ผู้วิจัยได้กำหนดการแสดงชนิดของ โดยการกำหนดชนิดของวันจากปฏิทินวันหยุดราชการ วันทำการมีค่าเป็น 1 วันหยุดมีค่า เป็น 0 และกำหนดช่วงเวลาการเกิดค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด ตั้งแต่เวลา 0.00น.-23.45น. เมื่อนำข้อมูลที่ได้จากทั้งสองส่วนมาประกอบกัน โดยรวบรวมข้อมูลเฉพาะเรคคอร์ดที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด ใน 1 วัน เหลือเพียง 1,461 เรคคอร์ด เพื่อจะกำหนดเป็นปัจจัยในการวิเคราะห์ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด จำนวน 10 อินพุทประกอบด้วย

1) วันที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (DATE) มีค่าตั้งแต่ 1-31
2) เดือนที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MONTH) มีค่าตั้งแต่ 1-12
3) ปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (YEAR) มีค่าตั้งแต่ 2551-2555
4) ชนิดของวัน (Day_Type) โดย 0-วันหยุด, 1-วันทำการ)
5) ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด(MAX_kWh)
6) ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh)

7) ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw)

8) ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak) มีค่าตั้งแต่ 1-96,

9) อุณหภูมิสูงสุด (Max_Temp)

10) อุณหภูมิต่ำสุด(Min_Temp)

3.1.4 การพิจารณาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท

การเลือกข้อมูลที่จะนำมาใช้สำหรับให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ จะต้องใช้ความสัมพันธ์ของในแต่ละตัวแปร เพื่อนำมาเป็นข้อสนับสนุนว่าตัวแปรที่นำมาใช้เป็นข้อมูลอินพุทนั้น มีความสัมพันธ์กันกับค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้เทคนิคสถิติค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) เพื่อหาว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันอยู่ในรูปเชิงเส้น และอยู่ในทิศทางเดียวกันหรือไม่ โดยสัญลักษณ์ R แทนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หาก R แสดงค่าลบ หมายความว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกัน หาก R แสดงค่าบวก หมายความว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน นอกจากนี้หากไม่พิจารณาเครื่องหมาย ค่าของ R มีค่าใกล้ 1 มากขึ้น หมายความว่าตัวแปรนั้นความสัมพันธ์กันมากขึ้นด้วย และในทางกลับกันถ้า R มีค่าเข้าใกล้ 0 หมายความว่าตัวแปรมีความสัมพันธ์กันน้อย และเมื่อ R มีค่า เท่ากับ 0 หมายความว่า ไม่มีความสัมพันธ์กันของตัวแปร โดยค่า R สามารถหาได้ ดังนี้

$$R = \frac{\sum(X-\bar{X})(Y-\bar{Y})}{\sqrt{\left(\sum(X-\bar{X})^2\sum(Y-\bar{Y})^2\right)}} \quad (3\text{-}1)$$

เมื่อ R คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธระหวางตัวแปร x และตัวแปร y

$\bar{x}$ และ $\bar{y}$ คือ คาเฉลี่ยของขอมูล x และ y ตามลำดับ

ผลจากการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ระหว่างข้อมูลอินพุต 10 ปัจจัย ประกอบด้วย วันที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (DATE), เดือนที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MONTH), ปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (YEAR), ชนิดของวัน (Day_Type) ,ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh), ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw), ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด(TIME_Peak), อุณหภูมิสูงสุด (Max_Temp), อุณหภูมิต่ำสุด(Min_Temp) และข้อมูลเอาท์พุท (ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด: MAX_kWh) ได้ผลดังตาราง 3.1.4-ก

ตารางที่ 3.1.4-ก ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธระหว่างข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท

Correlations

		YEAR	MONTH	DATE	DAY_TYPE	MAX_KW	MIN_KW	TIME_Peak	MAX_TEMP	MIN_TEMP	MIN_KWH	MAX_KWH
MAX_KWH	Pearson Correlation	.068**	.104**	.032	.312**	.948**	.623**	-.348**	.091**	.074**	.366**	1
	Sig. (2-tailed)	.010	.000	.222	.000	.000	.000	.000	.000	.005	.000	.
	N	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1455	1461	1461

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

จากตารางที่ 3.1.4-ก จะเห็นได้ว่า ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh) มีความสัมพันธ์กับค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด : MAX_kw มากที่สุด (ค่า R=0.948) รองลงมาคือ ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด : MIN_kw (ค่า R=0.623) ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด : MIN_kWh (ค่า R=0.366) ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด : TIME_Peak (ค่า R=0.348), ชนิดของวัน : Day_Type (ค่า R= 0.312), เดือนที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด : MONTH (R=0.104) และอุณหภูมิสูงสุด : Max_Temp มีความสัมพันธ์น้อยที่สุด (ค่า R=0.091) ตามลำดับ

ทั้งนี้ ปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (YEAR) วันที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (DATE) และอุณหภูมิต่ำสุด (Min_Temp) ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh) เนื่องจากมีค่า Pearson Correlation > 0.05 ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือก 5 ตัวแปรแรกที่เหมาะสมจะเป็นข้อมูลอินพุทสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh) จำนวน 5 อินพุต ดังนี้

1) ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kw)
2) ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw)
3) ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh)
4) ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak)
5) ชนิดของวัน (Day_Type)

เมื่อนำทั้ง 5 อินพุท ไปคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) โดยวิธีการเลือกแบบคัดเลือกเข้า (Enter Selection) ดังตารางที่ 3.1.4-ข

ตารางที่ 3.1.4-ข ค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) โดยใช้ Linear Regression

Model Summary

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate
1	1.000[a]	1.000	1.000	.000003

a. Predictors: (Constant), MAX_TEMP, DAY_TYPE, MIN_KWH, MONTH, TIME_Peak, MAX_KW, MIN_KW

พบว่า มีค่าเท่ากับ 1.000 หมายความว่าอินพุท สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรเอาท์พุทได้ 100% จึงสามารถสรุปได้ว่าทั้ง 5 อินพุท เป็นปัจจัยที่มีผลต่อค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด เชื่อว่าสามารถนำไปใช้พยากรณ์ได้

3.1.5 การปรับค่าของข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีนิวโรฟัซซี

พรทิพย์ วิเศษศรีพงษ์ (2550) ได้อธิบายการปรับค่าของข้อมูล ว่าเป็นการขยายช่วงของข้อมูลทั้งหมด เพื่อลดโอกาสที่ข้อมูลที่พยากรณ์ได้จะอยู่นอกขอบเขต [18] ดังนั้นจึงต้องปรับ

ค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงของข้อมูลที่เหมาะสม ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดให้ช่วงของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1

$$X_{new} = \frac{x_n - x_{\min}}{(x_{max} - x_{\min})} \tag{3-2}$$

โดย x_{new} คือ ข้อมูลที่ได้รับการ Normalize แล้ว

x_n คือ ข้อมูลที่ต้องการ Normalize

x_{min} คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุด

x_{max} คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงที่สุด

3.2 การออกแบบแบบจำลอง

3.2.1 การแบ่งชุดข้อมูล

ในการศึกษาจะนำข้อมูลแต่ละชุดมาแบ่งเป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ เพื่อหาโครงข่ายประสาทเทียมที่เหมาะสำหรับการนำไปพยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดในปี 2555 โดยจะแบ่งข้อมูลเป็น 3 ชุด ดังนี้

1) ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท ตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 – ธันวาคม 2553 (1,096 เรคคอร์ด)
2) ชุดข้อมูลทดสอบ 1 (Test Set) ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท ตั้งแต่เดือนมกราคม – ธันวาคม 2554 (365 เรคคอร์ด)
3) ชุดข้อมูลทดสอบ 2 (Test Set) ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท เดือนมิถุนายน 2554 (30 เรคคอร์ด) เนื่องจากเป็นเดือนที่มีการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุดในแต่ละปี
4) ชุดข้อมูลพยากรณ์ (Forecast Set) ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท เดือนมิถุนายน ปี 2555 (30 เรคคอร์ด) เนื่องจากเป็นเดือนที่มีการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุด

การทดลองจะเป็นการหารูปแบบโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีแบบแพร่ค่าย้อนกลับที่เหมาะสมสำหรับการนำไปสร้างเป็นแบบจำลองเพื่อใช้พยากรณ์ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดต่อไป

3.2.2 การหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสม

ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล (2555) ได้อธิบายการหาจำนวนชั้นซ่อนที่เหมาะสมโดยใช้ความสัมพันธ์ของอินพุทข้างต้น ผู้วิจัยจะสร้าง ANFIS ที่มี 5 อินพุทโหนด และ 1 เอาท์พุทโหนด โดยใช้โครงสร้างของ Fuzzy Inference System แบบ Sugeno (Sugeno FIS Structure) [20] ขั้นตอนในการสร้างแบบจำลอง ANFIS เริ่มจากการสร้างโครงสร้างเริ่มต้น FIS (Initial FIS Structure) จากชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) ด้วยวิธี Subtractive Clustering ซึ่งจะเป็นการ

สร้างกลุ่มของข้อมูลที่จะเป็นตัวกำหนดจำนวนกฎและจำนวนสมาชิก (Antecedent MF) มีขั้นตอนดังนี้

1) กำหนดรัศมีของ Cluster และคำนวณค่าความหนาแน่นของแต่ละจุดอินพุท x_i

$$P(x_i) = \sum_j^n e^{\frac{4}{5}|x_i - x_j|} \quad (3\text{-}3)$$

2) เลือกจุดข้อมูลที่ให้ค่าความหนาแน่นมากที่สุดเป็น Center ใน Cluster แรก
3) นำข้อมูลที่อยู่ภายใน Cluster ออก เพื่อนำข้อมูลที่เหลือมาหา Center ของ Cluster ต่อไป
4) ทำซ้ำในข้อ 3-4 จนได้ว่าไม่เหลือจุดที่จะหา Center ของ Cluster ได้อีกต่อไป

หลังจากที่ได้กลุ่ม Cluster ของข้อมูลแล้วจะได้โครงสร้างเริ่มต้น FIS ซึ่งจะนำไปกำหนดจำนวนกฎและจำนวนสมาชิก โดยผู้วิจัยเลือกฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านอินพุทที่ใช้เปรียบเทียบกัน คือ ‘gaussmf’ ‘gauss2mf’,‘gbellmf’ ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านเอาท์พุท คือ ‘linear’ ซึ่งกระบวนการนี้สามารถทำได้โดยการใช้ ฟังก์ชันใน MATLAB Toolbox ดังนี้

in_fis = genfis2(Inp, Tar,radius);

โดย in_fis คือ โครงสร้าง FIS เริ่มต้นที่ได้จากข้อมูล ซึ่งเป็นตัวกำหนดจำนวนกฎและจำนวนสมาชิก

Inp คือ จำนวนข้อมูล 5 อินพุทโหนด (5 มิติ)

Tar คือ ค่า MAX_kWh เริ่มต้น

radius คือ รัศมีของ cluster งานวิจัยนี้กำหนดเป็น 0.25 ทุกมิติ

3.3 การฝึกสอนแบบจำลอง

Learning Algorithm จากภาพประกอบที่ 2.5 จะเห็นว่ามีค่าตัวแปรที่จะใช้ในตัวแบบ 2 กลุ่มคือ ตัวแปรที่ใช้ในฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านอินพุทเรียกว่า Antecedent Parameter และตัวแปรที่ใช้ในฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านเอาท์พุท เรียกว่า Consequent Parameter ด้วยกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริด (Hybrid Learning Algorithm) [20] ระหว่างวิธีการ Least-squares Method และ Gradient Descent Method ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล (2555) อธิบายขั้นตอนการเรียนรู้แบบไฮบริดไว้ดังนี้

1) กระบวนการ Forward Pass of Learning : เป็นการเริ่มด้วยตั้งค่าเริ่มต้นของ Antecedent Parameter และคำนวณหาค่า Consequent Parameter โดยใช้วิธีการ Least-Squares Method

2) กระบวนการ Backward Pass of Learning : คำนวณ Error และค่าอนุพันธ์ยกกำลังสองของค่า Error เทียบกับแต่ละโหนดของเอาท์พุทย้อนกลับไปจนถึงอินพุทเลเยอร์ โดยปรับค่า Premise Parameter ด้วยวิธีการ Gradient Descent

3) ทำ 1-2 ซ้ำจนกระทั่งค่า Error ต่ำกว่า Error Goal หรือจำนวนรอบการทำซ้ำเกินกว่าจำนวนรอบสูงสุด จึงหยุดกระบวนการ Learning ซึ่งขั้นตอนเหล่านี้สามารถทำได้โดยการใช้ฟังก์ชันใน MATLAB Toolbox ดังนี้

[out_fis,error] = anfis(trnData,in_fis,[epoch gold])

โดย out_fis คือ โครงสร้าง FIS ที่ผ่านการเรียนรู้
error คือ Root Mean Square Error ของ Training Data Error กำหนดเป็น 0.01
trnData คือ เมทริกข้อมูลอินพุท [ข้อมูลอินพุท]
in_fis คือ โครงสร้าง FIS เริ่มต้นที่ได้จากข้อ 3.2
epoch คือ จำนวนรอบการทำซ้ำสูงสุด กำหนดเป็น 200
gold คือ ค่าความผิดพลาดสูงสุดที่ยอมรับได้ กำหนด 0.005

3.3.1 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

ในทดสอบแต่ละครั้ง จะมีการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบเพื่อเปรียบเทียบกัน โดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้าตัวแบบใดให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด แสดงว่ารูปแบบโครงสร้างนั้น มีประสิทธิภาพดีที่สุด การหาค่า MAPE หาได้จากสมการ ดังนี้

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{MAX_kwh_{actual,i} - MAX_kwh_{ANFIS,i}}{MAX_kwh_{actual,i}}\right| \times 100\%$$

โดยที่ MAX_kwh_{ANFIS} คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับตัวได้
$MAX_kwh_{actual,i}$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นจริง
N คือ จำนวนข้อมูลของชุดทดสอบ

3.3.2 การทดสอบแบบจำลอง

งานวิจัยของ ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล (2555) ระบุว่าการทดสอบแบบจำลองเพื่อเป็นการทดสอบว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้จากชุดข้อมูลฝึกสอนได้ดีเพียงใด โดยใช้ชุดข้อมูลที่เคยใช้สำหรับการสอนมาทดสอบ ซึ่งแบบจำลองที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำได้ เมื่อใช้ชุดทดสอบมาทดสอบ จะเป็นแบบจำลองที่น่าเชื่อถือเพื่อทำการทดสอบแบบจำลองต่อไป โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ดังนี้

1) ชุดทดสอบ 1 สำหรับสอนแบบจำลองให้จดจำและเรียนรู้ข้อมูล

2) ชุดทดสอบ 2 สำหรับทดสอบแบบจำลอง โดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะนำมาคำนวณหาค่าผิดพลาด (Error) ซึ่งค่าความผิดพลาดที่น้อยจะแสดงถึงความสามารถในการทำนายที่สูง

จากนั้น ใช้ชุดข้อมูลทั้งหมดเป็นทั้งชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดทดสอบ โดยนำชุดข้อมูลทั้งหมดมาสอนโครงข่ายก่อน และหลังจากนั้นชุดทดสอบ 2 มาทดสอบโครงข่าย

ตารางที่ 3.3.2-ก ชุดทดสอบ 2

	ANFIS-gauss		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.792	0.792	0.000	0.694	0.124	0.064	0.920
0.712	0.712	0.000	0.615	0.136	0.035	0.951
0.642	0.642	0.000	0.728	0.134	0.165	0.743
0.188	0.188	0.000	0.170	0.094	0.433	1.307
0.164	0.164	0.000	0.246	0.498	0.547	2.331
0.939	0.999	0.064	0.405	0.568	0.024	0.974
0.955	0.955	0.000	0.924	0.033	0.002	0.998
0.837	0.838	0.001	0.839	0.002	0.005	0.994
0.851	0.856	0.005	0.894	0.050	0.016	0.981
0.913	0.913	0.000	0.841	0.079	0.836	0.085
0.301	0.301	0.000	0.213	0.293	0.216	0.283
0.248	0.250	0.008	0.380	0.534	0.011	0.956

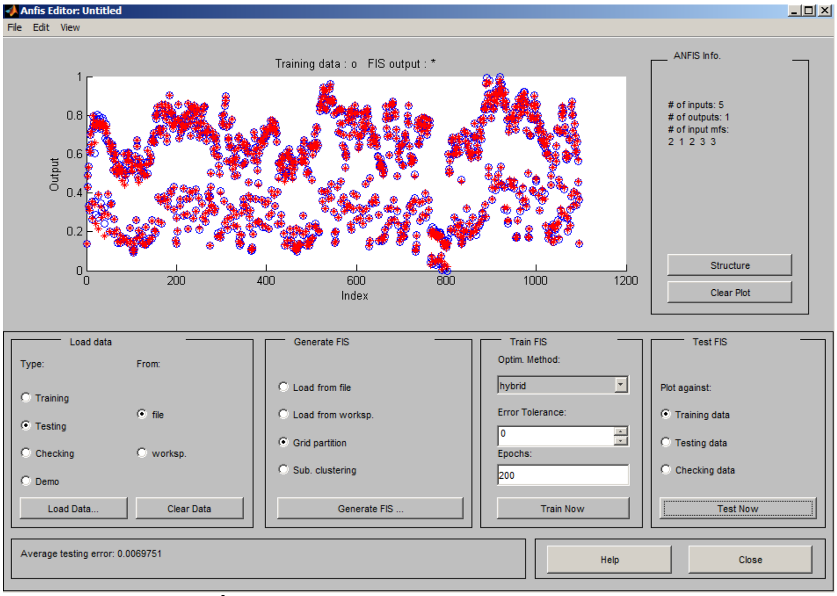
ตารางที่ 3.3.2-ข ผลการทดสอบตัวแบบด้วยชุดทดสอบ 2

	ANFIS-gauss		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.876	0.899	0.026	0.790	0.098	0.968	0.105
0.900	0.900	0.000	0.645	0.283	0.044	0.952
0.853	0.857	0.005	0.710	0.168	1.860	1.181
0.858	0.858	0.000	0.670	0.219	1.860	1.169
0.919	0.919	0.000	0.867	0.056	0.002	0.998
0.329	0.329	0.000	0.147	0.553	0.112	0.660

ตารางที่ 3.3.2-ข ผลการทดสอบตัวแบบด้วยชุดทดสอบ 2 **(ต่อ)**

	ANFIS-gauss		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.275	0.299	0.087	0.193	0.298	0.186	0.324
0.968	0.968	0.000	0.316	0.673	0.022	0.977
0.997	0.998	0.001	1.000	0.003	0.965	0.032
0.917	0.918	0.001	0.948	0.034	0.125	0.864
0.960	0.961	0.001	0.908	0.054	0.900	0.062
0.896	0.996	0.112	1.005	0.122	1.060	0.183
0.432	0.433	0.002	0.297	0.313	0.362	0.162
0.253	0.253	0.000	0.270	0.066	1.130	3.459
0.878	0.878	0.000	0.816	0.070	0.024	0.972
0.945	0.945	0.000	0.890	0.058	0.842	0.109
0.907	0.937	0.033	0.914	0.008	0.910	0.004
0.877	0.877	0.000	0.503	0.427	0.008	0.991
	MAPE	**0.000**	MAPE	**0.007**	MAPE	**0.027**

จากตารางที่ 3.3.2-ข และภาพประกอบที่ 3.3.2 เป็นการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ชุดทดสอบที่ 2 คือ ข้อมูลเดือนมิถุนายน 2554 ซึ่งได้ทำการสอนให้แบบจำลองได้เรียนรู้ไว้แล้ว จะเห็นว่าฟังก์ชันเกาส์เซียน ให้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.000 ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองชนิดอื่น สามารถนำแบบจำลองดังกล่าวมาใช้ทดสอบกับชุดทดสอบ 1 ซึ่งเป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เรียนรู้มาก่อนเพื่อนำไปพยากรณ์ต่อไปได้

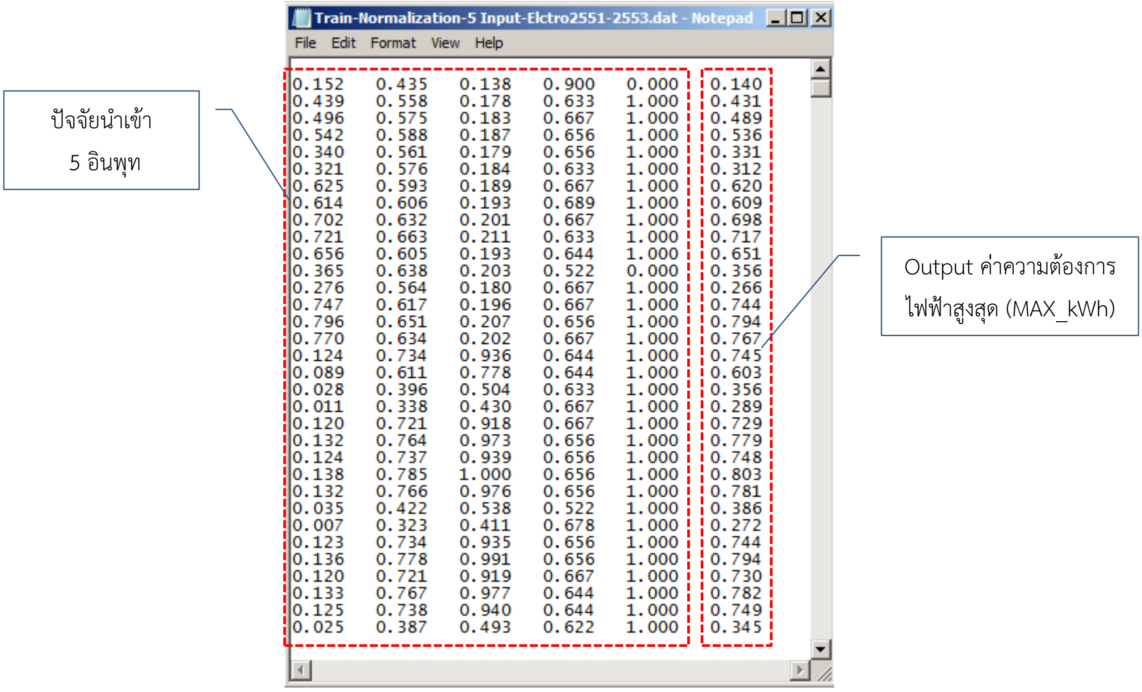


ภาพประกอบที่ 3.3.2 ผลการเรียนรู้ในการทดสอบแบบจำลอง

3.4 การวิเคราะห์ข้อมูลจากแบบจำลอง

เมื่อทราบความสัมพันธ์ของอินพุทต่างๆ ที่มีผลต่อการเกิดค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดและทดสอบแบบจำลองแล้ว จะทำการวิเคราะห์ผลด้วยวีธีนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

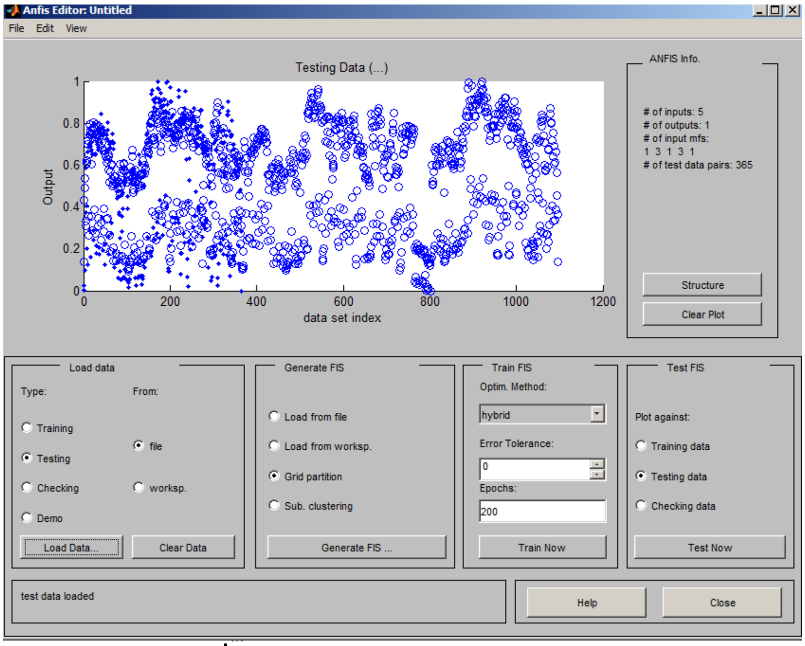
1) การนำเข้าข้อมูลชุดฝึกสอน ในรูปแบบ .dat



0.152	0.435	0.138	0.900	0.000	0.140
0.439	0.558	0.178	0.633	1.000	0.431
0.496	0.575	0.183	0.667	1.000	0.489
0.542	0.588	0.187	0.656	1.000	0.536
0.340	0.561	0.179	0.656	1.000	0.331
0.321	0.576	0.184	0.633	1.000	0.312
0.625	0.593	0.189	0.667	1.000	0.620
0.614	0.606	0.193	0.689	1.000	0.609
0.702	0.632	0.201	0.667	1.000	0.698
0.721	0.663	0.211	0.633	1.000	0.717
0.656	0.605	0.193	0.644	1.000	0.651
0.365	0.638	0.203	0.522	0.000	0.356
0.276	0.564	0.180	0.667	1.000	0.266
0.747	0.617	0.196	0.667	1.000	0.744
0.796	0.651	0.207	0.656	1.000	0.794
0.770	0.634	0.202	0.667	1.000	0.767
0.124	0.734	0.936	0.644	1.000	0.745
0.089	0.611	0.778	0.644	1.000	0.603
0.028	0.396	0.504	0.633	1.000	0.356
0.011	0.338	0.430	0.667	1.000	0.289
0.120	0.721	0.918	0.667	1.000	0.729
0.132	0.764	0.973	0.656	1.000	0.779
0.124	0.737	0.939	0.656	1.000	0.748
0.138	0.785	1.000	0.656	1.000	0.803
0.132	0.766	0.976	0.656	1.000	0.781
0.035	0.422	0.538	0.522	1.000	0.386
0.007	0.323	0.411	0.678	1.000	0.272
0.123	0.734	0.935	0.656	1.000	0.744
0.136	0.778	0.991	0.656	1.000	0.794
0.120	0.721	0.919	0.667	1.000	0.730
0.133	0.767	0.977	0.644	1.000	0.782
0.125	0.738	0.940	0.644	1.000	0.749
0.025	0.387	0.493	0.622	1.000	0.345

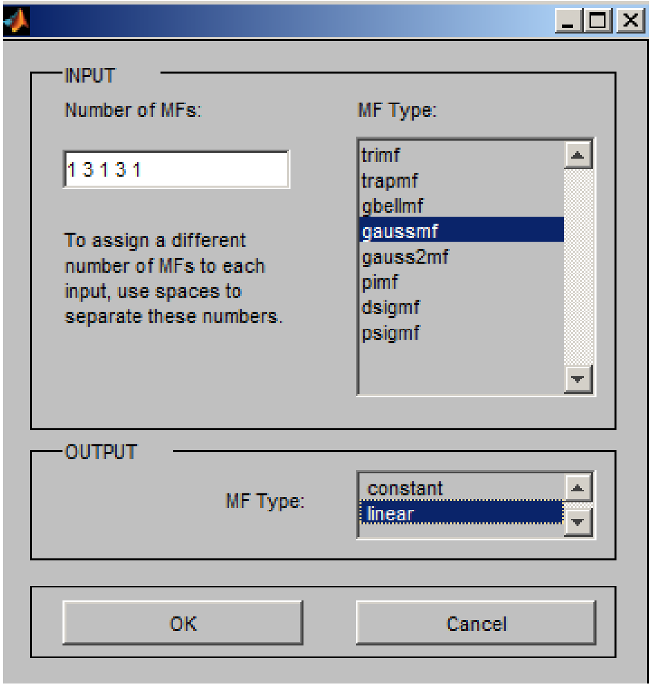
ภาพประกอบที่ 3.4-ก การนำเข้าข้อมูลเพื่อใช้ในการฝึกสอนแบบจำลอง

2) เข้าสู่โปรแกรม MATLAB โดยใช้คำสั่ง “anfisedit” เพื่อเข้าใช้งาน Anfis Toolbox และโหลด Training set และ Test set เข้าสู่โปรแกรม และกำหนดแบบจำลองโดยใช้นิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ แบบไฮบริด จำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุทที่ใช้ในการจำลอง เป็นการเลือกมาจากกระบวนการลองผิดลองถูก (Trial and Error) โดยทำการฝึกสอน 200 รอบ (Epochs) และเปรียบเทียบฟังก์ชันเกาส์เซียน (gauss) และฟังก์ชันระฆังคว่ำ (gbellmf)



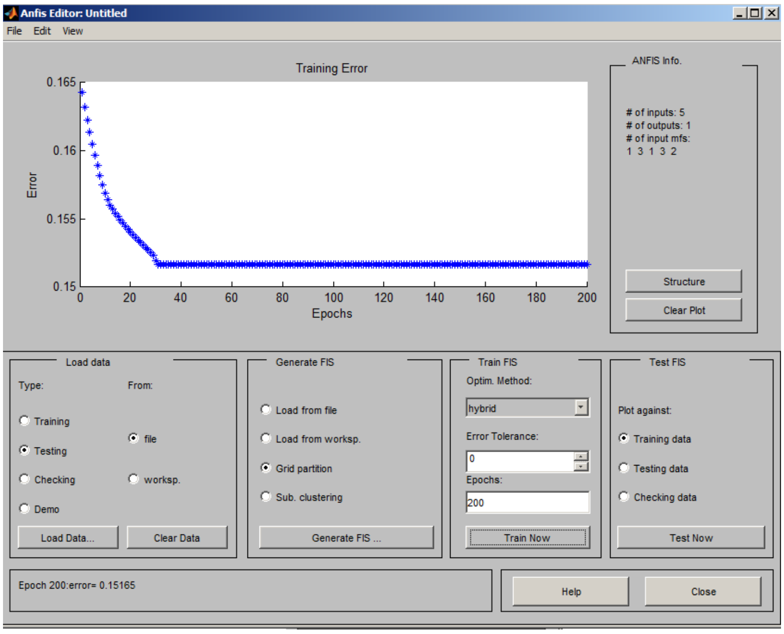
ภาพประกอบที่ 3.4-ข การโหลดข้อมูลสำหรับสร้างแบบจำลอง

3) กำหนดรูปแบบการตีความหมายของฟัซซี ในส่วนของ Generate FIS ซึ่งจะเป็นเป็นการกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุท และรูปแบบของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุทเพื่อใช้เป็นตัวตั้งต้นสร้างแบบจำลอง ตัวอย่างเช่น การใช้กระบวนการลองผิดลองถูก กำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุท คือ [1 3 1 3 1] ใช้อินพุทฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gauss) และเอาท์พุทฟังก์ชันเชิงเส้น (Linear)

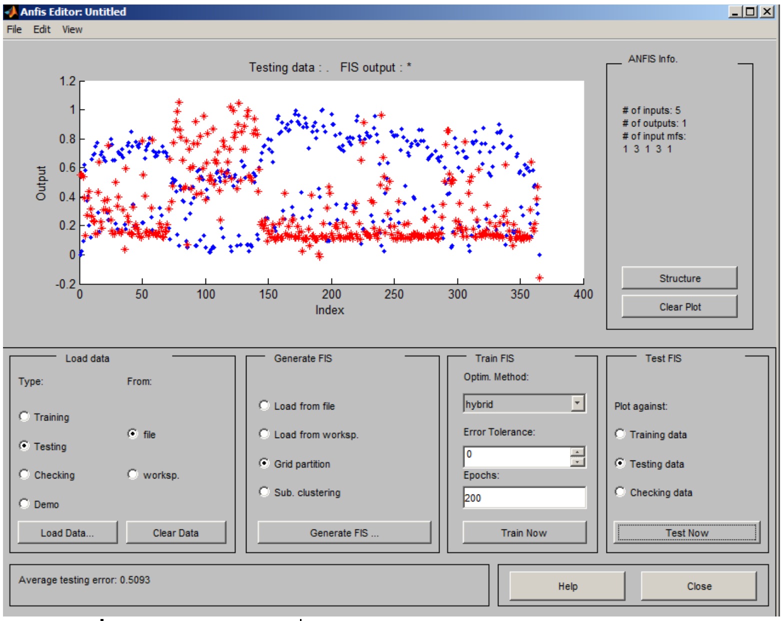


ภาพประกอบที่ 3.4-ค กำหนดรูปแบบการตีความหมายของฟัซซีในส่วนของ Generate FIS

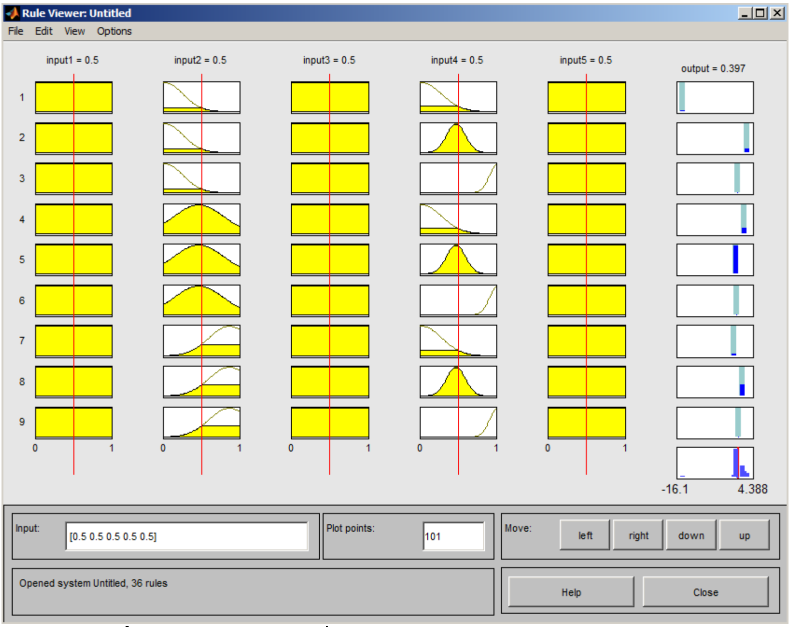
4) เมื่อทำการเรียนรู้จนกระทั่งครบตามเงื่อนไข คือ 200 รอบแล้ว ค่าความผิดพลาดจะมีค่าคงที่ จากภาพประกอบที่ 3.4-ง แสดงการเรียนรู้ของโครงข่ายเพื่อพัฒนาเป็นแบบจำลอง และเมื่อฝึกให้ตัวแบบเรียนรู้ และทราบแนวโน้มประสิทธิภาพการเรียนรู้ข้อมูลผ่านการ Plot Error แล้วจะได้เอาท์พุทในรูปของแต่ละอินพุทจากการเรียนรู้ของนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ ซึ่งจะมีส่วนของกฎฟัซซีเพิ่มเติม ดังภาพประกอบที่ 3.4-ฉ



ภาพประกอบที่ 3.4-ง การเรียนรู้ของโครงข่ายฯ เพื่อพัฒนาเป็นแบบจำลอง



ภาพประกอบที่ 3.4-จ เอาท์พุทที่ได้ โดยการ Plot Error ระหว่างการเรียนรู้ของข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนเทียบกับข้อมูลที่ใช้ทดสอบ



ภาพประกอบที่ 3.4-ฉ เอาท์พุทที่ได้จากการเรียนรู้ของนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

เมื่อตัวแบบมีการเรียนรู้เป็นไปตามเงื่อนไขการหยุด คือ ค่าความผิดพลาดสูงสุดที่ยอมรับได้ คือ 0.005 หรือ จำนวนรอบในการคำนวณครบ 200 รอบอย่างใดอย่างหนึ่ง จากนั้นจะเป็นทำการทดสอบด้วยข้อมูลชุดพยากรณ์ เพื่อเปรียบเทียบค่าเอาท์พุทที่คำนวณได้จากแบบจำลองและค่าจริง ซึ่งเอาท์พุทของแบบจำลองจะอยู่ในรูปของ Rule Viewer โดยกรอกค่าอินพุทค่าจริงที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์ของชุดพยากรณ์ลงในช่อง Input จากภาพประกอบที่ 3.4-จ เป็นการทดสอบข้อมูลอินพุท [0.5 0.5 0.5 0.5 0.5] ประกอบด้วย ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kw) ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw) ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh) ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak) ชนิดของวัน (Day_Type) ตามลำดับของปัจจัย โดยมีค่าเอาท์พุท ซึ่งคือค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด มีค่าเท่ากับ 0.397

เมื่อได้แบบจำลองนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ ที่ได้จากข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี แล้วผู้วิจัยได้ออกแบบการทดลองเพื่อทดสอบแบบจำลอง 4 แบบ ที่ โดยเปรียบเทียบด้วยจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ต่างกัน และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเกาส์เซียน (gauss) และฟังก์ชันระฆังคว่ำ (gbellmf) จากนั้นจะเป็นการวิเคราะห์เพื่อประเมินหาค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากแบบจำลองเปรียบเทียบกับค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นจริงต่อไป

บทที่ 4
ผลการดำเนินการวิจัย

ในบทนี้เป็นการกล่าวถึงผลการดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับความสัมพันธ์ของอินพุทต่างๆ กับค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดและการเปรียบเทียบแบบจำลองระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS) ที่เหมาะสมในการพยากรณ์ค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดจากแบบจำลองที่แตกต่างกันในแง่ของรูปแบบและจำนวนฟังก์ชันสมาชิก เพื่อนำมาเปรียบเทียบจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ของชุดทดสอบและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลองและจากค่าจริง ผลที่ได้พบว่าตัวแบบที่ดีที่สุดส่วนใหญ่ คือ ตัวแบบที่ใช้อินพุท 5 ตัว ที่มีความสัมพันธ์กับเอาท์พุทแต่ละตัวมากที่สุด

4.1 ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท

ผลจากการคำนวนค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ระหว่างข้อมูลอินพุต 10 ตัว กับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด: MAX_kwh ประกอบด้วย

- ปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (YEAR) มีค่า R เท่ากับ 0.068
- เดือนที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MONTH) มีค่า R เท่ากับ 0.104
- วันที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (DATE) มีค่า R เท่ากับ 0.032
- ชนิดของวัน (Day_Type) มีค่า R เท่ากับ 0.312
- ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด: (MAX_kW) มีค่า R เท่ากับ 0.948
- ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh) มีค่า R เท่ากับ 0.623
- ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด มีค่า R เท่ากับ 0.348
- อุณหภูมิสูงสุด (Max_Temp) มีค่า R เท่ากับ 0.091
- อุณหภูมิต่ำสุด(Min_Temp) มีค่า R เท่ากับ 0.074
- ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw) มีค่า R เท่ากับ 0.366

ทั้งนี้ ปีที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (YEAR) วันที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (DATE) และอุณหภูมิต่ำสุด (Min_Temp) ไม่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นกับค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh) เนื่องจากมีค่า Pearson Correlation > 0.05 ดังนั้น ผู้วิจัยจึงเลือก 5 ตัวแปรแรกที่เหมาะสมจะเป็นข้อมูลอินพุทสำหรับสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh) จำนวน 5 อินพุต ดังนี้

- ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kw)
- ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw)
- ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh)
- ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak)
- ชนิดของวัน (Day_Type)

และเมื่อนำทั้ง 5 อินพุท ไปคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) โดยวิธีการเลือกแบบคัดเลือกเข้า (Enter Selection) ดังตารางที่ 3.1.4-ค มีค่าเท่ากับ 1.000 หมายความว่า อินพุท สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรเอาท์พุทได้ 100% จึงสามารถสรุปได้ว่าทั้ง 5 อินพุท เป็นปัจจัยที่มีผลต่อค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด เชื่อว่าสามารถนำไปใช้พยากรณ์ได้

4.2 การเปรียบเทียบแบบจำลอง

การเปรียบเทียบแบบจำลองโดยการใช้ชุดข้อมูลพยากรณ์ (Forecast Patterns) ซึ่งเป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท เดือนมิถุนายน ปี 2555 เนื่องจากเป็นเดือนที่มีการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุดในปี (จำนวน 30 เรคคอร์ด) ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้วเป็นตัวเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองก่อนนำไปใช้ในการพยากรณ์ ดังตารางที่ 4.2-ก

ตารางที่ 4.2-ก ตัวอย่างชุดข้อมูลพยากรณ์เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ

MAX_kW	MIN_kW	MIN_kWh	TIME_Peak	Day_Type	Actual-MAX_kWh
0.792	0.929	0.929	0.648	1.000	0.792
0.712	0.821	0.821	0.648	1.000	0.712
0.642	0.793	0.793	0.625	1.000	0.642
0.188	0.753	0.793	0.909	1.000	0.188
0.164	0.756	0.756	0.966	1.000	0.164
0.939	0.884	0.884	0.659	1.000	0.939
0.955	0.913	0.913	0.648	1.000	0.955
0.837	0.932	0.932	0.477	1.000	0.837
0.851	0.875	0.875	0.625	1.000	0.851
0.841	0.373	0.117	0.323	1.000	0.913
0.301	0.801	0.801	0.500	1.000	0.301
0.248	0.737	0.737	0.670	1.000	0.248
0.372	0.649	0.925	0.635	1.000	0.876
0.883	0.096	0.309	0.489	1.000	0.900
0.858	0.895	0.895	0.659	1.000	0.853
0.858	0.895	0.895	0.659	1.000	0.858

ตารางที่ 4.2-ก ตัวอย่างชุดข้อมูลพยากรณ์เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ (ต่อ)

MAX_kW	MIN_kW	MIN_kWh	TIME_Peak	Day_Type	Actual-MAX_kWh
0.919	0.929	0.929	0.670	1.000	0.919
0.329	0.798	0.798	0.693	1.000	0.329
0.275	0.780	0.780	0.648	1.000	0.275
0.968	0.891	0.891	0.648	1.000	0.968
1.000	0.787	0.227	0.518	1.000	0.997
.955	0.546	0.700	0.609	1.000	0.917
0.918	0.750	0.173	0.136	1.000	0.960
0.118	0.454	0.918	0.573	1.000	0.896
0.046	0.343	0.573	0.336	1.000	0.432
0.300	0.157	0.173	0.136	1.000	0.253
0.878	0.916	0.916	0.625	1.000	0.878
0.973	0.806	0.082	0.500	1.000	0.945
0.918	0.657	0.173	0.373	1.000	0.907
0.877	0.887	0.887	0.625	1.000	0.877

นอกจากนี้ ในการทดสอบด้วยเทคนิคลองผิดลองถูก ในการกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุทแต่ละครั้ง จะมีการวัดประสิทธิภาพเพื่อเปรียบเทียบกัน โดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้าตัวแบบใดให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด แสดงว่าตัวแบบนั้น มีประสิทธิภาพดีที่สุด

ตารางที่ 4.2-ข ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 1 อินพุท 2 1 2 3 3

	แบบจำลอง 1 mf : 2 1 2 3 3					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.792	0.756	0.045	0.869	0.097	1.790	1.260
0.712	0.751	0.055	0.835	0.173	1.670	1.345
0.642	0.754	0.175	0.820	0.278	1.570	1.446
0.188	0.183	0.025	0.754	3.018	1.010	4.382
0.164	0.166	0.011	0.770	3.688	1.040	5.332
0.939	0.924	0.016	0.885	0.057	1.820	0.939
0.955	0.933	0.023	0.903	0.055	1.860	0.947
0.837	0.703	0.160	0.932	0.113	1.260	0.505
0.851	0.781	0.082	0.902	0.060	1.830	1.150
0.913	0.871	0.046	0.909	0.005	1.870	1.047
0.301	0.331	0.099	0.696	1.311	0.659	1.188
0.248	0.247	0.003	0.650	1.623	0.765	2.087
0.876	0.806	0.080	0.898	0.025	1.820	1.077

ตารางที่ 4.2-ข ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกแบบจำลอง 1 อินพุท 2 1 2 3 3 (ต่อ)

	แบบจำลอง 1 mf : 2 1 2 3 3					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.900	0.869	0.034	0.877	0.025	1.800	1.001
0.853	0.746	0.125	0.939	0.101	1.370	0.606
0.858	0.823	0.040	0.867	0.011	1.790	1.087
0.919	0.725	0.211	0.858	0.066	1.800	0.959
0.329	0.317	0.037	0.708	1.151	0.890	1.704
0.275	0.255	0.073	0.680	1.472	0.792	1.879
0.968	0.762	0.213	0.907	0.063	1.860	0.922
0.997	0.922	0.075	0.884	0.113	1.880	0.885
0.917	0.832	0.093	0.961	0.048	1.390	0.516
0.960	0.964	0.004	0.905	0.057	1.850	0.927
0.896	0.747	0.166	0.958	0.070	1.550	0.731
0.432	0.443	0.025	0.752	0.740	1.070	1.476
0.253	0.267	0.054	0.787	2.106	1.020	3.025
0.878	0.780	0.111	0.912	0.039	1.860	1.119
0.945	0.984	0.041	0.917	0.029	1.880	0.990
0.907	0.931	0.027	0.908	0.001	1.880	1.073
0.877	0.782	0.108	0.911	0.039	1.850	1.109
	MAPE	0.003	MAPE	0.018	MAPE	0.047

จากตารางที่ 4.2-ข จะได้ว่า ค่า MAPE ของจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 1 2 3 3] ของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน มีค่าเท่ากับ 0.003 ซึ่งให้ค่าที่ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน 2 และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบระฆังคว่ำ ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.018 และ 0.047 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2-ค ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิก**แบบจำลอง 2** อินพุท 2 2 1 2 3

	แบบจำลอง 2 mf : 2 2 1 2 3					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.792	0.790	0.003	0.790	0.003	0.795	0.004
0.712	0.745	0.046	0.745	0.046	0.757	0.063
0.642	0.695	0.083	0.695	0.083	0.709	0.105
0.188	0.562	1.995	0.562	1.995	0.371	0.977
0.164	0.571	2.477	0.571	2.477	0.370	1.253
0.939	0.854	0.090	0.854	0.090	0.824	0.122
0.955	0.861	0.099	0.861	0.099	0.829	0.132

ตารางที่ 4.2-ค ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิก**แบบจำลอง 2** อินพุท 2 2 1 2 3 **(ต่อ)**

	แบบจำลอง 2 mf : 2 2 1 2 3					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.837	0.827	0.012	0.827	0.012	0.818	0.023
0.851	0.822	0.034	0.822	0.034	0.809	0.050
0.913	0.831	0.090	0.831	0.090	0.614	0.328
0.301	0.437	0.451	0.437	0.451	0.323	0.072
0.248	0.484	0.953	0.484	0.953	0.353	0.425
0.876	0.387	0.558	0.387	0.558	0.397	0.547
0.900	0.880	0.022	0.880	0.022	0.801	0.110
0.853	0.892	0.046	0.892	0.046	0.619	0.274
0.858	0.892	0.040	0.892	0.040	0.619	0.278
0.919	0.845	0.080	0.845	0.080	0.801	0.128
0.329	0.560	0.701	0.560	0.701	0.619	0.881
0.275	0.515	0.872	0.515	0.872	0.411	0.494
0.968	0.866	0.105	0.866	0.105	0.367	0.621
0.997	0.915	0.082	0.915	0.082	0.829	0.169
0.917	0.971	0.059	0.971	0.059	0.834	0.091
0.960	0.920	0.042	0.920	0.042	0.774	0.194
0.896	0.207	0.769	0.207	0.769	0.825	0.079
0.432	0.262	0.394	0.262	0.394	0.299	0.308
0.253	0.306	0.206	0.356	0.405	0.412	0.626
0.878	0.834	0.050	0.834	0.050	0.817	0.069
0.945	0.906	0.041	0.906	0.041	0.834	0.117
0.907	0.900	0.007	0.900	0.007	0.794	0.124
0.877	0.834	0.049	0.834	0.049	0.816	0.070
	MAPE	0.012	**MAPE**	0.012	**MAPE**	0.010

จากตารางที่ 4.2-ค จะได้ว่าค่า MAPE ของจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 2 1 2 3] ของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบระฆังคว่ำ ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.010 ซึ่งให้ค่าที่ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับ ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนและฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน2 มีค่าเท่ากับ 0.012

ตารางที่ 4.2-ง ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิก**แบบจำลอง 3** อินพุท 2 2 1 5 1

	แบบจำลอง 3 mf : 2 2 1 5 1					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.792	0.755	0.047	0.892	0.126	1.760	1.222
0.712	0.749	0.052	0.854	0.199	1.670	1.345
0.642	0.742	0.156	0.777	0.211	1.470	1.290
0.188	0.155	0.174	0.103	0.451	0.330	0.758
0.164	0.122	0.257	0.011	0.932	0.411	1.502
0.939	0.755	0.196	0.932	0.007	1.830	0.950
0.955	0.760	0.204	0.931	0.025	1.830	0.916
0.837	0.679	0.189	0.836	0.001	1.400	0.672
0.851	0.770	0.095	0.854	0.003	1.710	1.009
0.913	0.869	0.049	0.825	0.097	0.542	0.407
0.301	0.717	1.380	0.841	1.792	0.661	1.194
0.248	0.655	1.643	0.659	1.659	0.767	2.095
0.876	0.743	0.152	0.762	0.130	0.944	0.078
0.900	0.809	0.101	0.915	0.017	1.530	0.701
0.853	0.867	0.017	0.879	0.031	0.857	0.005
0.858	0.867	0.011	0.879	0.025	0.857	0.001
0.919	0.740	0.195	0.929	0.011	1.870	1.035
0.329	0.692	1.102	0.724	1.200	0.890	1.704
0.275	0.684	1.486	0.688	1.501	0.890	2.235
0.968	0.764	0.211	0.934	0.035	1.820	0.881
0.997	0.996	0.001	0.992	0.005	0.836	0.162
0.917	0.819	0.107	0.891	0.028	1.590	0.734
0.960	0.925	0.036	0.906	0.056	0.607	0.368
0.896	0.706	0.212	0.647	0.278	0.617	0.311
0.432	0.913	1.113	0.274	0.366	0.209	0.516
0.253	0.297	0.172	0.291	0.148	0.245	0.033
0.878	0.769	0.124	0.862	0.018	1.740	0.982
0.945	0.990	0.048	0.971	0.028	0.775	0.180
0.907	0.931	0.027	0.905	0.002	0.626	0.310
0.877	0.771	0.121	0.862	0.017	1.730	0.972
	MAPE	0.011	MAPE	0.010	MAPE	0.027

จากตารางที่ 4.2-ง จะได้ว่า ค่า MAPE ของจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 2 1 5 1] ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน 2 ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.010

ซึ่งให้ค่าที่ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนและฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบระฆังคว่ำ ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.010 และ 0.027 ตามลำดับ

ตารางที่ 4.2-จ ค่าความผิดพลาดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิก**แบบจำลอง** 4 อินพุท 1 3 1 3 2

	แบบจำลอง 4 mf: 1 3 1 3 2					
	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
Actual-MAX_kWh	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF	ANFIS	DIFF
0.792	0.908	0.146	0.924	0.167	0.907	0.145
0.712	0.815	0.144	0.765	0.074	0.829	0.164
0.642	0.791	0.232	0.737	0.148	0.797	0.242
0.188	0.368	0.961	0.364	0.940	0.463	1.467
0.164	0.370	1.253	0.365	1.222	0.457	1.783
0.939	0.866	0.077	0.856	0.088	0.881	0.061
0.955	0.896	0.062	0.901	0.057	0.901	0.057
0.837	0.830	0.009	0.952	0.137	0.858	0.025
0.851	0.873	0.026	0.843	0.010	0.887	0.042
0.913	0.949	0.039	0.490	0.464	0.087	0.905
0.301	0.769	1.553	0.750	1.490	0.794	1.636
0.248	0.714	1.881	0.709	1.861	0.669	1.700
0.876	0.609	0.305	0.630	0.281	0.568	0.352
0.900	0.663	0.263	0.692	0.231	0.600	0.333
0.853	0.791	0.073	0.001	0.999	0.413	0.516
0.858	0.368	0.571	0.011	0.987	0.413	0.518
0.919	0.370	0.597	0.922	0.003	0.896	0.025
0.329	0.866	1.631	0.733	1.227	0.764	1.321
0.275	0.896	2.257	0.727	1.643	0.766	1.785
0.968	0.830	0.142	0.868	0.103	0.890	0.080
0.997	0.873	0.124	0.735	0.263	0.784	0.214
0.917	0.949	0.035	0.442	0.518	0.525	0.428
0.960	0.769	0.199	1.240	0.292	0.085	0.911
0.896	0.714	0.203	0.407	0.546	0.502	0.440
0.432	0.609	0.409	0.930	1.152	0.024	0.944
0.253	0.663	1.616	0.200	0.211	1.300	4.130
0.878	0.154	0.825	0.906	0.032	0.908	0.035
0.945	0.891	0.057	0.755	0.201	0.800	0.153
0.907	0.759	0.163	0.676	0.255	0.600	0.338
0.877	0.771	0.121	0.862	0.017	0.089	0.898
	MAPE	0.018	MAPE	0.017	MAPE	0.024

จากตารางที่ 4.2-จ จะได้ว่า ค่า MAPE ของจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [1 3 1 3 2] ของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน2 มีค่าเท่ากับ 0.017 ซึ่งให้ค่าที่ต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน และฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบระฆังคว่ำ ซึ่งให้ค่า MAPE เท่ากับ 0.018 และ 0.024 ตามลำดับ

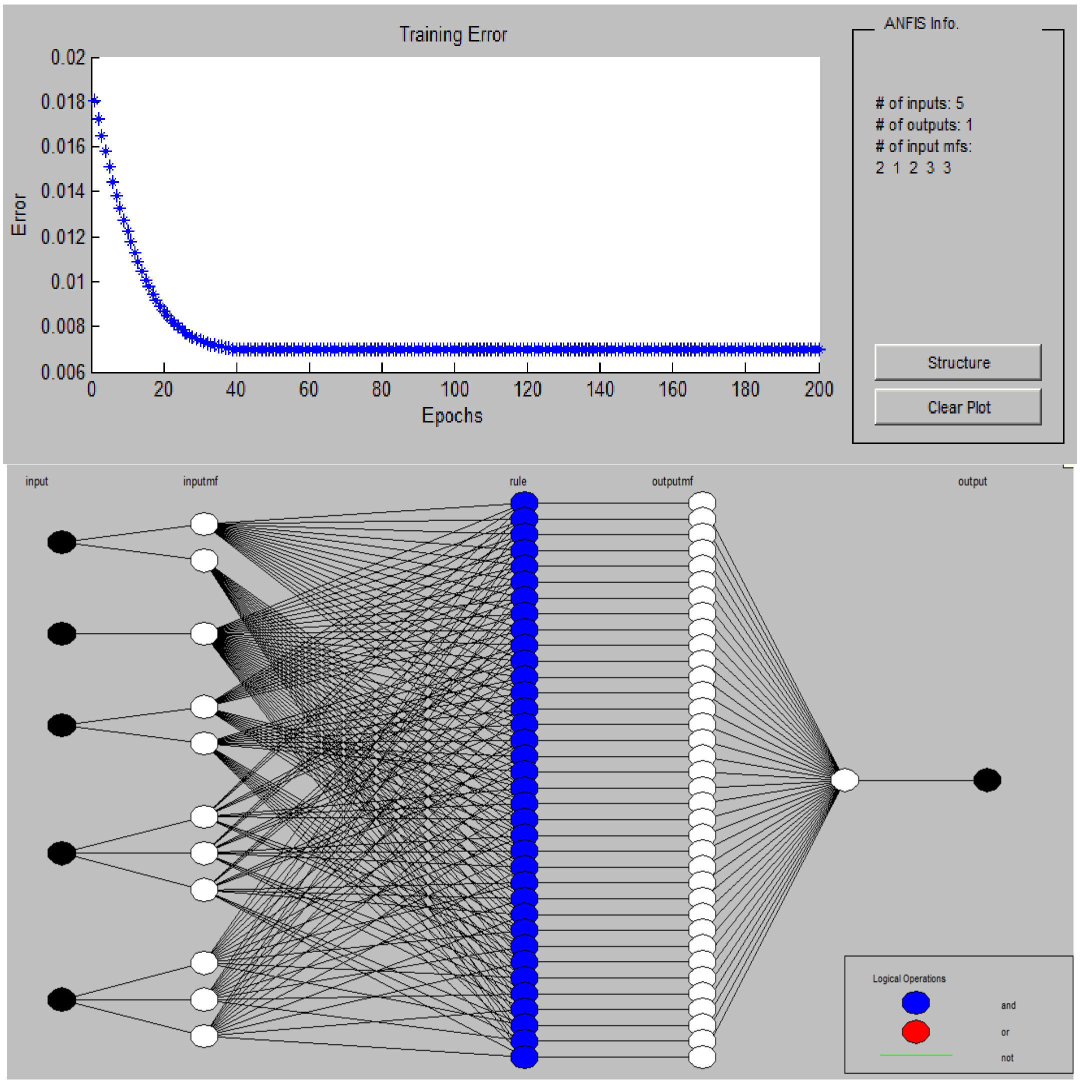
4.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

นอกจากการวัดจากการวัดประสิทธิภาพตัวแบบโดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์แล้ว ผู้วิจัยได้วัดประสิทธิภาพโดยใช้วิธีทางสถิติด้วยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ โดยการนำข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุด มาเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากแบบจำลอง ดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์จากตัวแบบ

Model	(mf)	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
		MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2
แบบจำลอง 1	**1 3 1 3 2**	0.018	0.235	0.017	0.244	0.024	-0.068
แบบจำลอง 2	**2 1 2 3 3**	0.003	0.970	0.018	0.900	0.047	0.904
แบบจำลอง 3	**2 2 1 2 3**	0.012	0.678	0.012	0.675	0.010	0.749
แบบจำลอง 4	**2 2 1 5 1**	0.011	0.713	0.010	0.785	0.027	0.593

จากตารางที่ 4.3 แสดงค่าความผิดพลาดเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์จากตัวแบบ โดยแบบจำลอง 2 จำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 1 2 3 3] ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย เท่ากับ 0.003 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.970 โดยผลลัพท์จาก MATLAB แสดงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับปัจจัยทั้ง 5 คือ 102 โหนด ได้กฎฟัซซี 36 จากโครงสร้างการเรียนรู้ข้อมูลตามแบบจำลองนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้แบบจำลอง 2 มีโครงสร้าง ANFIS ดังภาพประกอบที่ 4.3-ก




```
ANFIS info:
    Number of nodes: 102
    Number of linear parameters: 36
    Number of nonlinear parameters: 22
    Total number of parameters: 58
    Number of training data pairs: 1096
    Number of checking data pairs: 0
    Number of fuzzy rules: 36
```

ภาพประกอบที่ 4.3-ก แนวโน้มการเรียนรู้ของและโครงสร้าง ANFIS ของแบบจำลอง 2

เมื่อนำผลที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง 2 จำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 1 2 3 3] ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์ เปรียบเทียบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เป็นค่าจริงจากชุดข้อมูลพยากรณ์กับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลอง 2 ดังภาคผนวก ฉ

การดำเนินการวิจัยนี้ ได้ดำเนินการศึกษาการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ โดยการนำปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ 5 อินพุท มาสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้นิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้แบบไฮบริด ทั้งนี้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้ในการจำลอง เป็นการเลือกมาจากกระบวนการลองผิดลองถูก (Trial and error) โดยทำการฝึกสอน 200 รอบ(Epochs) และเปรียบเทียบฟังก์ชันเกาส์เซียน (gauss) กับฟังก์ชันระฆังคว่ำ (gbellmf) จากนั้นจึงประเมินและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยเปรียบเทียบจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) ของชุดทดสอบ และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ของค่าที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลองและจากค่าจริง

บทที่ 5
สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 บทสรุปในการวิจัย

5.1.1 ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท

จากการวิจัยครั้งนี้ พบว่าอินพุทข้อมูลการใช้ไฟฟ้า ปี 2551-2553 จำนวน 5 ปัจจัย ได้แก่ ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh), ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh), ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw), ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak) และชนิดของวัน (Day_Type) เป็นปัจจัยที่สามารถพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดได้ มีค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 1.000

5.1.2 การทดสอบแบบจำลอง

การทดสอบแบบจำลอง โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลการเรียนรู้ (ข้อมูลเดือนมกราคม-ธันวาคม 2554) สำหรับสอนแบบจำลองให้จดจำและเรียนรู้ข้อมูล ชุดทดสอบ 2 สำหรับทดสอบแบบจำลอง (ข้อมูล มิถุนายน 2554) โดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะถูกคำนวณออกมาเป็นค่าความผิดพลาด พบว่าเมื่อได้ทำการสอนแบบจำลองให้เรียนรู้ ข้อมูลเดือนมิถุนายน 2554 ซึ่งเป็นข้อมูลที่แบบจำลองได้เรียนรู้ไว้แล้ว จะเห็นว่าฟังก์ชันเกาส์เซียน ให้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 0.000 ซึ่งเป็นค่าที่ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับแบบจำลองชนิดอื่น สามารถนำแบบจำลองดังกล่าวมาใช้ทดสอบกับชุดทดสอบ 1 ซึ่งเป็นข้อมูลที่แบบจำลองเคยไม่เรียนรู้มาก่อนเพื่อนำไปพยากรณ์ต่อไปได้

5.1.3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง

เปรียบเทียบโดยการใช้ชุดข้อมูลพยากรณ์ (Forecast Patterns) ซึ่งเป็นข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท เดือนมิถุนายน ปี 2555 ที่ผ่านการนอร์มอลไลซ์แล้ว สามารถเปรียบเทียบแบบจำลองได้จากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ระหว่างข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากตัวแบบ พบว่าแบบจำลอง 2 ซึ่งมีจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 1 2 3 3] ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 0.003 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.970 โดยผลลัพท์ที่จาก MATLAB แสดงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับปัจจัยทั้ง 5 คือ 102 โหนด ได้กฎฟัซซี 36 จากโครงสร้างการเรียนรู้ข้อมูลตามแบบจำลองนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้แบบจำลอง 2 ที่ได้จากการทดลอง ดังนี้

Number of nodes: 102

Number of linear parameters: 36

Number of nonlinear parameters: 22

Total number of parameters: 58

Number of training data pairs: 1096

Number of checking data pairs: 0

Number of fuzzy rules: 36

5.2 อภิปรายผล

5.2.1 การประยุกต์ใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

การวัดและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยใช้ค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) และการทดสอบด้วยตัวชี้วัดทางสถิติค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ พบว่าตัวแบบที่มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน สามารถใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี ได้มีประสิทธิภาพกว่าตัวแบบที่มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกชนิดอื่น ซึ่งจะเห็นได้จากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่อยู่ในระดับสูงกว่าและค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของข้อมูลที่น้อยกว่า

5.2.2 ข้อดีและข้อเสียในการนำระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด

ผลที่ได้จากการศึกษาที่กล่าวมาข้างต้น พบว่าข้อดีของการนำระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ คือ มีจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ครอบคลุมกับการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูล สามารถเลือกใช้ให้เหมาะสมเพื่อแก้ปัญหาที่แตกต่างกันได้ แต่มีข้อเสีย คือ ไม่สามารถระบุจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกได้ว่าควรใช้จำนวนสมาชิกเท่าใดหรือชนิดฟังก์ชันใด จึงให้คำตอบที่ดีที่สุด ต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) รวมถึงการใช้จำนวนปัจจัยมาเป็นอินพุทจำนวนมาก โปรแกรม MATLAB จะเกิดข้อจำกัดในการคำนวณ เนื่องจากโครงข่ายฯ ที่มีขนาดใหญ่จะใช้เวลาในการคำนวณมากขึ้น และหน่วยความจำอาจจะไม่เพียงพอ นอกจากนี้ ตัวแบบจากงานวิจัยนี้ถูกสร้างมาจากความสัมพันธ์เฉพาะของข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานีจาก 5 อินพุทข้างต้นเท่านั้น ซึ่งจะมีข้อจำกัดในการพยากรณ์

5.3 ข้อเสนอแนะ

1) การนำระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ใช้ได้ดีกับข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่มีความสัมพันธ์กัน หากข้อมูลอินพุทมีความสัมพันธ์มากขึ้น ส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากขึ้น

2) ในการพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดดังกรณีศึกษานั้น ควรนำปัจจัยอื่นๆ มาพิจารณาร่วมด้วย เช่น จำนวนนักศึกษา จำนวนบุคลากร พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าทั้งหมด ฯลฯ ทั้งนี้ ควรทดสอบความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดก่อน

3) การแก้ปัญหาเรื่องการใช้หน่วยความจำและเวลาในการคำนวณนาน ควรจะพิจารณาใช้โปรแกรม Python เนื่องจากภาษา Python เป็นภาษาประเภท Server Side Script มี Server ช่วยในการประมวล จากนั้นจึงส่งผลลัพธ์กลับมายัง Client

เอกสารอ้างอิง

[1] พระราชกฤษฎีกากำหนดอาคารควบคุม พ.ศ.2538

[2] พระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน (ฉบับที่ 1) พ.ศ.2550

[3] กองอาคารสถานที่วิทยาเขตปัตตานี มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี, ระบบสารสนเทศ: งานสาธารณูปการ [ออนไลน์], 3 เมษายน 2556. แหล่งที่มาhttp://intranet.pn.psu.ac.th/index.php

[4] อรนิตย์ พันธ์ประสิทธิ์เวชและวรนุช เกิดสินธ์ชัย, 2547. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม, การประชุมวิชาการวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 30, ศูนย์แสดงสินค้าและการประชุมอิมแพค อารีน่าเมืองทองธานี, กรุงเทพฯ, หน้า 39-40

[5] วีระศักดิ์ อิงคปกรณ์และวุฒิชัย วิทยาอนุมาส, 2544. การทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม, ปริญญานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

[6] เกียรติศักดิ์ จันทร์แก้ว, 2554. การเปรียบเทียบผลการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปาล์มน้ำมันโดยการใช้โครงข่ายประสาทเทียมฟังก์ชันพหุนามและโครงข่ายประสาทเทียม, The Graduate Research Conference 12th, มหาวิทยาลัยขอนแก่น

[7] พัฒนพงศ์ เฉลิมเมือง มณฑลี และเสฎฐา ศาสนนันทน์, 2551. การประยุกต์ใช้ทฤษฎี ANFIS ในการวิเคราะห์ปัจจัยสู่ความสำเร็จของกระบวนการพัฒนาผลิตภัณฑ์, การประชุมวิชาการด้านการวิจัยดำเนินงานแห่งชาติ ประจำปี 2551 วันที่ 24-25 กรกฎาคม 2551

[8] ยุพดี ปรีดีและพุธษดี ศิริแสงตระกูล,2553. การวินิจฉัยภาวะก่อนเบาหวานชนิด IGT โดยเทคนิคการวิเคราะห์ปัจจัยและนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้. การประชุมวิชาการนานาชาติร่วมสาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์และวิศวกรรมซอฟต์แวร์ ครั้งที่ 7, 12-14 พฤษภาคม 2553

[9] หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ, 2554. การทำนายค่าอุณหภูมิล่วงหน้าโดยใช้ระบบนิวโรฟัซซี, การประชุมเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 25 วันที่ 19-21 ตุลาคม 2554

[10] นฤมล ซิ่งเสถียรตระกูล, 2549. การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม, วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2 เมษายน - มิถุนายน

[11] สุธน พิทักษ, 2550. การอนุรักษพลังงานไฟฟาในโรงงานอุตสาหกรรม กรณีศึกษา บริษัท อีพีอีแพคเกจจิ้ง (ประเทศไทย) จำกัด, ปริญญานิพนธ์มหาบัณฑิต สาขาวิชาอุตสาหกรรมศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

[12] กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน, 2552. คู่มือผู้รับผิดชอบด้านพลังงาน (ฉบับเพิ่มศักยภาพ). ปทุมธานี: สำนักพัฒนาทรัพยากรบุคคลด้านพลังงาน

[13] การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค, อัตราค่าไฟฟ้า [ออนไลน์], 16 กรกฎาคม 2555. แหล่งที่มา http://www.erc.or.th/ERCWeb2/Upload/Download/PEA-Tariff.pdf

[14] กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงานม 2548, คู่มือชุดความรู้การอนุรักษ์พลังงานสำหรับสำนักงาน [ออนไลน์], 28 กรกฎาคม 2555: แหล่งที่มา http://old.energy.go.th/moen/Index.aspx?MenuID=132

[15] ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล, 2544. การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น. วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต. มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

[16] พยุง มีสัจ, 2553. เอกสารประกอบการสอนรายวิชาโครงข่ายประสาทเทียมและระบบฟัซซี, คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ

[17] ลดาวัลย์ สุขชัย, 2549. การพยากรณ์ยอดขายโดยใช้เทคนิคนิวรอลฟัซซีเนตเวิร์ก, วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต, สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง

[18] พรทิพย์ วิเศษศรีพงษ์, 2550. การพยากรณ์ราคาแนฟทาด้วยระบบนิวโรฟัซซี, วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (บริหารเทคโนโลยีสารสนเทศ). สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

[19] ตอง ศรีคชา, 2550. การคาดการณราคาหุ้นระยะสั้นโดยวิธีการผสมผสานทำซ้ำตัวกรองความชัน การปรับตัวเขาหาและการปรับตัวการเรียนรูนิวรอลฟซซี, วิทยานิพนธ์ปริญญาปรัชญาดุษฎีบัณฑิต (เทคโนโลยีสารสนเทศ) สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกลาพระนครเหนือ

[20] ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล, 2555. การเปรียบเทียบแบบจำลองระบบผสมโครงข่ายประสาทเทียมฟัซซี่กับแบบจาลองโครงข่ายใยประสาทประดิษฐ์เพื่อทาการประมาณค่าออกซิเจนที่ใช้ในการย่อยสลายสารอินทรีย์โดยแบคทีเรีย: กรณีศึกษาคลองแสนแสบ. รายงานการวิจัยคณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏสวนสุนันทา

[21] Bhokha, S., 1998. Application of artificial neural networks to cost and duration forecasting for buildings. Ph.D Thesis. Asian Institute of Technology.

[22] Lippmann,R.P, 1987. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine, : 4–22.

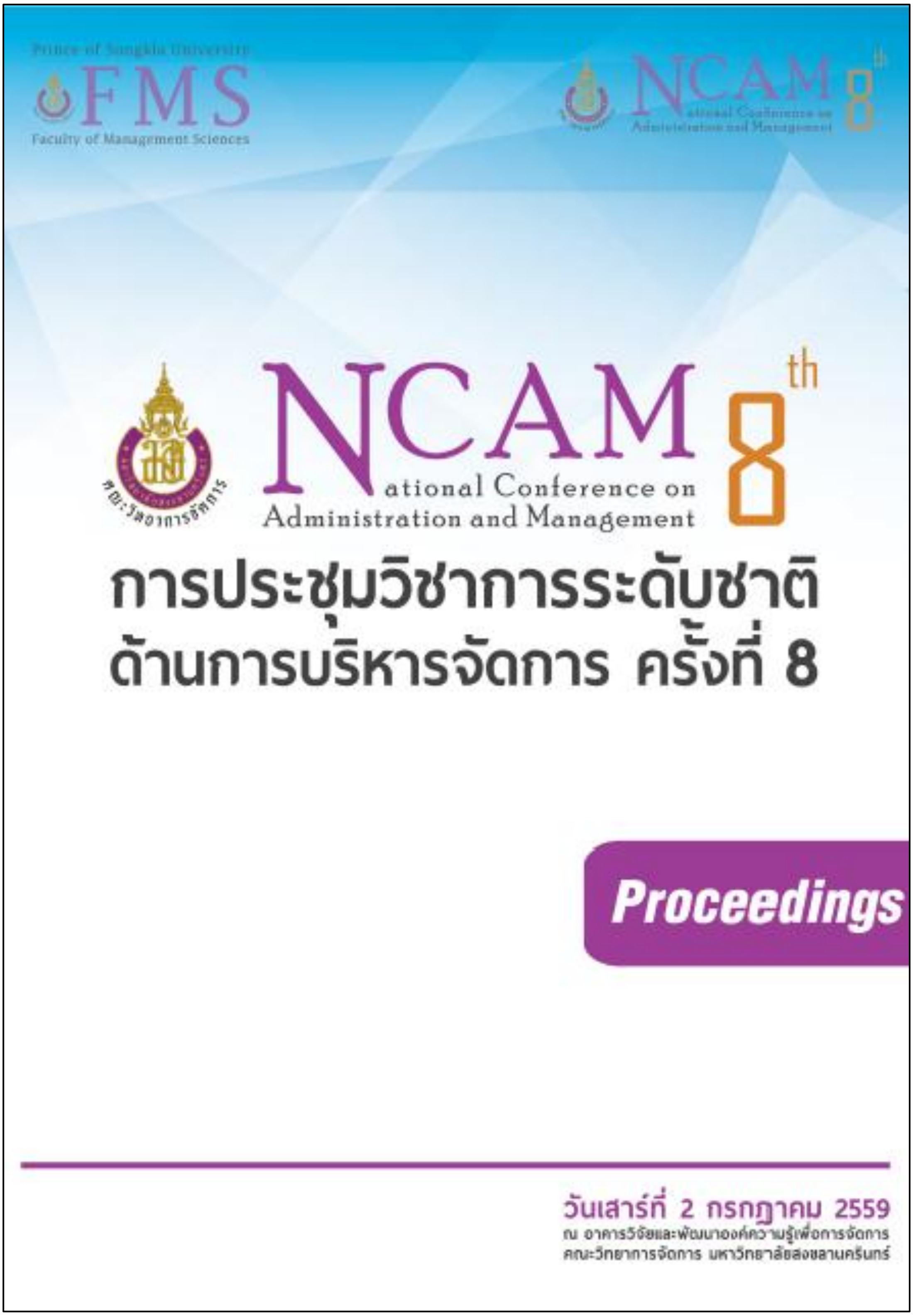
[23] นันทกา สุวรรณไตรย์, 2552. การจำแนกข้อมูลโดยใช้เทคนิคนิวโร-ฟัซซี. การศึกษาอิสระปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น

[24] Dmitry Bystrov, Jerker Westin, PRACTICE. NEURO-FUZZY LOGIC SYSTEMS MATLAB TOOLBOX GUI

[25] Heikki Koivo1, 2000. ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) By Heikki Koivo1[ออนไลน์],5 เมษายน 2559:แหล่งที่มา ttp://equipe.nce.ufrj.br/adriano/fuzzy/transparencias/anfis/anfis.pdf

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก : ผลงานตีพิมพ์และเผยแพร่



การประชุมวิชาการระดับชาติด้านการบริหารจัดการ ครั้งที่ 8 วันที่ 2 กรกฎาคม พ.ศ. 2559
คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์

การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี

Peak Demand Forecasting Based on Adaptive Neuro-fuzzy Inference System Case Study: Prince of Songkla University Pattani Campus

กุลนันทน์ ศรีเจริญ Kullanan Sricharoen[1]
อนันท์ ชกสุริวงค์ Anant Choksuriwong[2]

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS) เพื่อใช้พยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) โดยการทดลองสร้างตัวแบบจาก 5 ปัจจัย แบ่งเป็นการฝึกสอนและทดสอบตัวแบบ ANFIS ด้วยอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบไฮบริด ซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่างวิธีกำลังสองน้อยที่สุดและวิธีแบคพรอพพาเกชั่น โดยใช้ฟังก์ชั่นความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียนและแบบระฆังคว่ำ และวัดค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (MAPE) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2) ผลจาการวิจัย พบว่าตัวแบบที่ใช้ฟังก์ชั่นความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน ให้ค่าความถูกต้องในการพยากรณ์มากกว่าตัวแบบชนิดอื่น สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการคำนวณการใช้ไฟฟ้าเพื่อบริหารจัดการพลังงานต่อไป

คำสำคัญ: ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด การบริหารจัดการพลังงาน

Abstract

This research aims to study ANFIS for Peak Demand forecasting. In the study, we used 5 factors by constructing models. The essential process of this study is to find the best ANFIS Model for forecasting Peak Demand. The five factors are given for training and testing the ANFIS configuration with the help of hybrid learning algorithm consisting of back propagation and least-squares estimation with Gaussian membership, bell-shape function which is trained and tested using five factors. The results show that our proposed Gaussian membership has minimum mean absolute percent error: MAPE and R^2 can be considered as a good method for Peak Demand forecasting. The experimental results can be applied to calculated electric power for energy management.

Keywords: ANFIS, Peak Demand, Energy Management

[1] นักศึกษาระดับปริญญาโท หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการเทคโนโลยีสารสนเทศ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ E-mail : sricharoan@gmail.com
[2] ดร.อาจารย์ที่ปรึกษา ภาควิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ E-mail : ant@coe.psu.ac.th

บทนำ

ตามพระราชกฤษฎีกากำหนดอาคารควบคุม พ.ศ.2538 มาตรา 3 กำหนดให้อาคารหลังเดียว หรือหลายหลังภายใต้เลขที่บ้านเดียวกัน ที่มีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้าชุดเดียวหรือหลายชุดรวมกัน มีขนาดตั้งแต่ 1,000 กิโลวัตต์ หรือ 1,175 กิโลโวลต์แอมแปร์ขึ้นไปเป็นอาคารควบคุม ทั้งนี้ พระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน พ.ศ.2535 ซึ่งแก้ไขเพิ่มเติมโดยพระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน (ฉบับที่ 1) พ.ศ.2550 มาตรา 21 (1) และ (2) ได้กำหนดให้อาคารที่มีขนาดและปริมาณการใช้พลังงาน ตามที่กำหนดในพระราชกฤษฎีกากำหนดอาคารควบคุม พ.ศ.2538 ต้องดำเนินการอนุรักษ์พลังงาน มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี มีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้า จำนวน 28 เครื่อง มีขนาดรวมกันทั้งสิ้น 15,980 กิโลโวลต์แอมแปร์ และจะมีการติดตั้งหม้อแปลงไฟฟ้าเพิ่มเติมในปี 2559 อีกจำนวน 4 เครื่อง ขนาดรวม 2,800 กิโลโวลต์แอมแปร์ เมื่อวิเคราะห์จากองค์ประกอบของค่ากระแสไฟฟ้าในแต่ละเดือนในอัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (TOU) พบว่าเมื่อมีการใช้ไฟฟ้าเพิ่มมากขึ้น นอกจากจะต้องชำระค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy charge) มากขึ้นแล้ว ยังต้องเสียค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (Demand charge) ซึ่งเป็นค่าปรับ โดยคิดจากค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนเฉลี่ยในช่วง15 นาที ในอัตราหน่วยละ 132.93 บาทต่อกิโลวัตต์ (แรงดัน 22-23 KV) ดังนั้น หากสามารถทราบค่าความต้องการพลังไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้นล่วงหน้า จะสามารถควบคุมค่าไฟฟ้าฐาน โดยวางแผนการหลีกเลี่ยงการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้กระแสไฟฟ้าสูงพร้อมๆ กันในอาคารและเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการด้านพลังงานได้มากขึ้น

วัตถุประสงค์

1) เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ที่มีผลต่อการการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

2) เพื่อศึกษาวิธีการวิเคราะห์ ออกแบบระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ สำหรับนำมาใช้การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

3) เพื่อศึกษาผลที่ได้จากระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้และเปรียบเทียบโครงสร้างแบบจำลองแบบใดจะมีความเหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

ทราบถึงปัจจัยที่มีผลต่อการเกิดค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) เพื่อจะสามารถนำไปวางแผนการใช้พลังงานไฟฟ้าในอาคารและเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการด้านพลังงานได้มากขึ้น ซึ่งเป็นไปตามพระราชบัญญัติการส่งเสริมการอนุรักษ์พลังงาน พ.ศ. 2535ว่าด้วยการนำระบบการบริหารจัดการด้านพลังงานมาใช้ในหน่วยงาน

ทบทวนวรรณกรรม และการพัฒนาสมมติฐาน

1. ความรู้เกี่ยวกับพลังงาน (กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน, 2552)

1.1 ความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand)

หมายถึง ค่าสูงสุดของค่าพลังไฟฟ้าในแต่ละเดือนเฉลี่ยทุก 15 นาที มีหน่วยเป็น กิโลวัตต์ (kW) หรือ เมกะวัตต์ (MW) (เศษของกิโลวัตต์ ถ้าไม่ถึง 0.5 กิโลวัตต์ตัดทิ้ง ตั้งแต่ 0.5 กิโลวัตต์ขึ้นไป คิดเป็น 1 กิโลวัตต์)

1.2 อัตราค่าไฟฟ้า

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ได้กำหนดอัตราค่าไฟฟ้าและค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดตามประเภทของผู้ใช้ไฟฟ้าแต่ละเดือนในอัตราแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับแรงดันไฟฟ้าที่ใช้ และอัตราโครงสร้างค่าไฟฟ้า (อัตราปกติ, อัตรา TOU, อัตรา TOD) ผู้ใช้ไฟฟ้าที่ต้องเสียค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด คือ ผู้ใช้ไฟฟ้าประเภทที่ 3, 4, 5 และประเภทที่ 6 มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี เป็นหน่วยงานของรัฐ จัดอยู่ในประเภทที่ 3 คือ กิจการขนาดกลาง ซึ่งมีความต้องการพลังไฟฟ้าเฉลี่ยใน 15 นาทีสูงสุด ตั้งแต่ 30 กิโลวัตต์ แต่ไม่ถึง 1,000 กิโลวัตต์ และมีปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 3 เดือนก่อนหน้าไม่เกิน 250,000 หน่วยต่อเดือน โดยต่อผ่านเครื่องวัดไฟฟ้าเครื่องเดียว และใช้แรงดันไฟฟ้า ขนาด 22 กิโลโวลต์ ใช้อัตราตามช่วงเวลาของการใช้ (TOU) ในการคำนวณอัตราค่าไฟฟ้า

ตารางที่ 1 อัตราค่าไฟฟ้า ประเภทที่ 3 แรงดัน 22 – 33 กิโลโวลต์

ค่าความต้องการพลังไฟฟ้า (บาท/กิโลวัตต์)	ค่าพลังงานไฟฟ้า (บาท/หน่วย)		ค่าบริการ (บาท/เดือน)
Peak	Peak	Off Peak	ค่าบริการ
132.93	3.7731	2.2695	312.24

ช่วง Peak คือ ตั้งแต่วันจันทร์-ศุกร์ เวลา 09.00-22.00 น.

ช่วง Off Peakคือ ตั้งแต่วันจันทร์-ศุกร์ เวลา 22.00-09.00 น. วันเสาร์-อาทิตย์ และวันหยุดราชการ (ไม่รวมวันหยุดชดเชย)

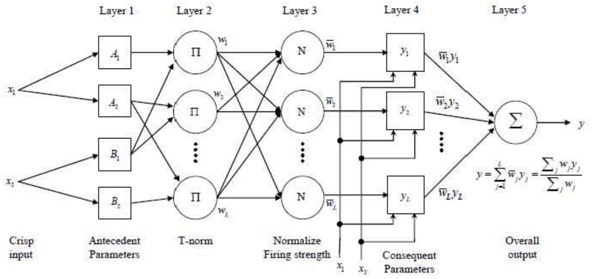
จากองค์ประกอบการคำนวณค่าไฟฟ้าข้างต้น พบว่าหากสามารถควบคุมค่าไฟฟ้าฐาน และค่าตัวประกอบกำลังไฟฟ้าที่ต่ำกว่า 0.85 ได้ โดยการหลีกเลี่ยงการใช้อุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้กระแสไฟฟ้าสูงพร้อมๆ กัน ในช่วง Peak ให้มากที่สุด และการปรับปรุงตัวประกอบกำลังไฟฟ้าให้มีค่าสูงขึ้น เพื่อที่จะได้ลดความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (P) และปริมาณพลังงานไฟฟ้า (E_P) ให้ต่ำลง

1.3 **การจัดการใช้พลังงานในระบบไฟฟ้า**

หมายถึง กิจกรรมที่เกี่ยวข้องกับการจัดการและการควบคุมการใช้เครื่องจักร อุปกรณ์ไฟฟ้า แสงสว่าง โดยค่าไฟฟ้าที่ลดลงส่งผลให้การใช้พลังงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด สามารถควบคุมและจัดการได้ (สุธน พิทักษ์, 2550) โดยการลดค่าพลังงานไฟฟ้า (Energy Charge) ลดค่าพลังไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand) กำหนดดัชนีที่วัดประสิทธิภาพของการจัดการและควบคุมไฟฟ้าให้เหมาะสม เลือกรูปแบบอัตราโครงสร้างค่าไฟฟ้าให้เหมาะสมกับการใช้งาน และการใช้อุปกรณ์ควบคุมอัตโนมัติ (Demand Controller) เพื่อใช้ควบคุมการใช้พลังงานไฟฟ้าสูงสุด เป็นต้น

2. **ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้**

พยุง มีสัจ (2553) ได้อธิบายเกี่ยวกับการแก้ปัญหาด้วยเทคนิคเพียงเทคนิคเดียวนั้นไม่สามารถแก้ปัญหาได้ทั้งหมด เนื่องจากแต่ละปัญหาจะมีคุณสมบัติในการคำนวณที่แตกต่างกันไป ซึ่งทำให้แก้ปัญหาได้เฉพาะอย่าง เช่น โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติในการเรียนรู้ แต่ไม่สามารถใช้อธิบายถึงคำตอบ ในขณะที่ระบบฟัซซีสามารถให้เหตุผลด้วยข้อมูลที่คลุมเครือและสามารถอธิบายถึงการตัดสินใจด้วยกฎฟัซซี แต่ไม่มีความสามารถในการเรียนรู้กฎโดยอัตโนมัติจากข้อมูลที่มี ด้วยข้อจำกัดที่กล่าวมา จึงเกิดวิธีการผสมระบบหลายระบบเข้าด้วยกัน เช่น ระบบฟัซซีเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียมในชื่อ ระบบฟัซซีนิวรัลเน็ตเวิร์ค (Fuzzy Neural Network) และระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System: ANFIS)



ภาพที่ 1 โครงสร้างระบบฟัซซีแบบปรับตัวได้ (พยุง มีสัจ, 2553)

ภาพที่ 2 เป็นโครงสร้างอย่างง่ายของ ANFIS ซึ่งมี 2 อินพุท แต่ละอินพุท แบ่งเป็น 1 ฟัซซีเซต มิติที่ 1 แบ่งฟัซซีเซต เป็น $A_1 A_2$ และ มิติที่ 2 แบ่งเป็น $B_1 B_2$ โดยโหนดที่เป็นสี่เหลี่ยมหมายถึง โหนดที่มีพารามิเตอร์ที่ปรับได้ ส่วนโหนดที่เป็นวงกลมจะไม่สามารถปรับพารามิเตอร์ได้

2.1 **หลักการทำงานของระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้**

จากภาพที่ 1 แสดงโครงสร้าง ANFIS ที่ประกอบด้วยอินพุท 2 ตัวแปร คือ x_1, x_2 และเอาท์พุท 1 ตัว คือ y ประกอบด้วย 5 ชั้น (Layer) โดยมีหลักการทำงานดังนี้

1) Layer 1: Antecedent Parameters มีหน้าที่แยกลักษณะของอินพุทแต่ละโหนด โดยทุกโหนด j สามารถปรับพารามิเตอร์ได้ โดยมีฟังก์ชันโหนดเป็นที่หาค่าฟัซซีจากคริสป์อินพุท(x) ผ่านฟังก์ชันนความเป็นสมาชิก $\mu_{Ai}(x)$ ดังสมการที่ (2-14)

$$O_j^1 = \mu_{A_i}(x) \qquad (2\text{-}1)$$

เมื่อ O_j^i คือ ค่าความเป็นสมาชิกของพจน์ภาษา Ai โดยฟังก์ชันความเป็นสมาชิก $\mu_{Ai}(x)$ อาจเป็นลักษณะฟังก์ชันรูประฆังคว่ำ

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1+[\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2]^{b_i}} \qquad (2\text{-}2)$$

หรือแบบเกาเซียน

$$\mu_{A_i}(x) = \exp(-\left(\frac{x-c_i}{a_i}\right)^2) \qquad (2\text{-}3)$$

เมื่อ $\{a_i, b_i, c_i\}$ เป็นเซตพารามิเตอร์ c_i เป็นค่ากลางของฟังก์ชัน a_iและ b_i เป็นตัวกำหนดความชันของฟังก์ชัน โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เช่น ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (Triangular MF) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยม (Trapezoidal MF)

2) Layer 2: T-norm Operator เป็นชั้นเชื่อมโยงค่าฟัซซีจากแต่ละมิติ โดยฟังก์ชันของโหนดนี้ไม่สามารถปรับพารามิเตอร์ได้ แต่ละจุดของส่วนนี้จะใช้สัญลักษณ์ $\prod$ หมายถึงการคูณสัญญาณที่เป็นฟัซซีเข้าด้วยกัน และส่งค่าฟัซซีผลคูณเป็นสัญญาณออก โดยแต่ละจุดของส่วนนี้ เอาท์พุทที่ได้ของแต่ละจุด คือ w_j ที่เรียกว่า Firing Strength จากกฎแต่ละข้อ และ $\mu_{ji}(x_i)$ เป็นค่าฟัซซีจากมิติที่ i ของกฎข้อที่ j ดังสมการที่ (2-17)

$$w_j = \mu_{j1}(x_1) \times \mu_{j2}(x_2), \quad j = 1...L \qquad (2\text{-}4)$$

3) Layer 3: Normalize Firing Strength เป็นชั้นทำค่าฟัซซีผลรวมจากข้อตั้งทุกกฎให้เป็นหนึ่ง แต่ละจุดของโหนด ใช้สัญลักษณ์ N หมายถึง การทำ Normalize Firing Strength คือการหาอัตราส่วนของ w ทั้งหมด

$$\bar{w}_j = \frac{w_j}{w_1 + w_2 + \cdots + w_L}, \quad j = 1...L \qquad (2\text{-}5)$$

4) Layer 4: Consequent Parameters แต่ละจุดของส่วนนี้จะรับค่ามาจากชั้นก่อนหน้าและจากค่าคงที่ของสมเชิงเส้น ฟังก์ชันและพารามิเตอร์ของโหนดนี้สามารถปรับค่าได้ ค่าเอาท์พุทจากชั้นนี้หาได้จากสมการ (2-19)

$$O_j^4 = \bar{w}_j y_j = \bar{w}_j (r_{j0} + r_{j1}x_1 + r_{j2}x_2) \qquad (2\text{-}6)$$

5) Layer 5: Overall Output เป็นชั้นเอาท์พุทของโครงข่ายฯ ฟังก์ชันของโหนดนี้จะคงที่ไม่เปลี่ยนแปลง ทำหน้าที่รวมสัญญาณทั้งหมดเข้าด้วยกัน โดยมีสัญลักษณ์ของโหนดเป็น

$\sum$ โดย $\overline{w}^{r} = [\overline{w}_1\ \overline{w}_2 \dots\ \overline{w}_L]$ เป็นค่าฟัซซีที่ผ่านการนอมอลไลซ์จากกฎข้อ $1-L$ และ $\overline{y}^{r} = [y_1\ y_2 \dots y_L]$ เป็นส่วนข้อตามของกฎข้อ $1-L$ เอาท์พุทของโหนดหาได้จากสมการ (2-20)

$$O_1^5 = \overline{\mathbf{w}}^T \mathbf{y} = \sum_{j=1}^{L} \overline{w}_j y_j = \frac{\sum_j w_j y_j}{\sum_j w_j} \tag{2-7}$$

วิธีดำเนินการวิจัย

การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ มีขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอน คือ การเตรียมข้อมูล การออกแบบแบบจำลอง การสอนแบบจำลอง และการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลอง

1. การเตรียมข้อมูล

ใช้ข้อมูลจากผู้ใช้ไฟฟ้า (User) ของมหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี จากเว็บไซต์ www.amr.pea.co.th โดยข้อมูลที่ได้ประกอบด้วย ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (kW), ค่ากิโลวาร์สูงสุด (KVarMAX), วันเดือนปี (Date), เวลา (Time) ตั้งแต่เวลา 0.00-24.00 น. เป็นช่วงที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด และช่วงเวลา TOU เป็น Off Peak, Peak หรือ Holiday รวม 31,415 เรคคอร์ด และค่าอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุด หน่วยองศาเซลเซียส ของจังหวัดปัตตานี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ.2551-ธันวาคม พ.ศ. 2554 โดยมีลักษณะการเก็บข้อมูลเป็นรายวัน มาเป็นปัจจัยร่วมในการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าสำหรับงานวิจัยนี้

1.1 การเลือกข้อมูลอินพุท

เลือกจากความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและข้อมูลเอาท์พุท เพื่อนำมาเป็นข้อสนับสนุนในการพยากรณ์ว่า ตัวแปรนั้นมีความสัมพันธ์กับค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient: R) ค่า R สามารถหาได้ดังนี้

$$R = \frac{\sum(X-\bar{X})(Y-\bar{Y})}{\sqrt{\left(\sum(X-\bar{X})^2 \sum(Y-\bar{Y})^2\right)}} \tag{2-8}$$

เมื่อ R คือ สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่าง x และ y , $\overline{x}$ และ $\overline{y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของข้อมูล x และ y

ผลจากการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ระหว่างข้อมูลอินพุท 9 ตัว ได้ผลภาพที่ 3

Correlations

		YEAR	MONTH	DATE	DAY_TYPE	MAX_KW	MIN_KW	TIME_Peak	MAX_TEMP	MIN_TEMP	MIN_KWH	MAX_KWH
MAX_KWH	Pearson Correlation	.068**	.104**	.032	.312**	.948**	.623**	-.348**	.091**	.074**	.366**	1
	Sig. (2-tailed)	.010	.000	.222	.000	.000	.000	.000	.000	.005	.000	.
	N	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1461	1455	1461	1461

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

ภาพที่ 3 ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลอินพุทและเอาท์พุท

จากภาพที่ 4 ผู้วิจัยเลือกตัวแปร ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kw), ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw) , ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh), ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak), ชนิดของวัน (Day_Type) จำนวน 5 อินพุท

เนื่องจากมีค่า Pearson Correlation > 0.05 เมื่อนำทั้ง 5 อินพุท ไปคำนวณหาค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) โดยวิธีการเลือกแบบคัดเลือกเข้า (Enter Selection) พบว่า R^2 มีค่าเท่ากับ 1.000 หมายความว่าอินพุทสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรเอาท์พุทได้ 100% สามารถสรุปได้ว่าทั้ง 5 ปัจจัยมีผลต่อการเกิดค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด ซึ่งเหมาะสมจะเป็นข้อมูลอินพุทสำหรับสร้างแบบจำลองและเชื่อว่าสามารถนำไปใช้พยากรณ์ได้

1.2 การปรับค่าของข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ด้วยวิธีนิวโรฟัซซี

เป็นการขยายช่วงของข้อมูลทั้งหมด เพื่อลดโอกาสที่ข้อมูลที่พยากรณ์ได้จะอยู่นอกขอบเขต ดังนั้นจึงต้องมีการปรับค่าของข้อมูล (Normalize) ให้อยู่ในช่วงของข้อมูลที่เหมาะสม ซึ่งงานวิจัยนี้กำหนดให้ช่วงของข้อมูลอยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1

$$X_{new} = \frac{x_n - x_{\min}}{(x_{max} - x_{\min})} \quad (2\text{-}9)$$

โดย x_{new} คือ ข้อมูลที่ได้รับการ Normalize แล้ว x_n คือ ข้อมูลที่ต้องการ Normalize x_{min} คือ ข้อมูลที่มีค่าต่ำที่สุด และ x_{max} คือ ข้อมูลที่มีค่าสูงที่สุด

2. การออกแบบโครงข่ายและการสอนโครงข่าย

2.1 การแบ่งชุดข้อมูล

ในการศึกษาจะนำข้อมูลแต่ละชุดมาแบ่งเป็นชุดข้อมูลฝึกสอนและชุดทดสอบเพื่อฝึกสอนแบบจำลอง โดยจะแบ่งข้อมูลเป็น 4 ชุด ใช้ข้อมูลการใช้ไฟฟ้า 5 อินพุท ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกสอนตั้งแต่เดือนมกราคม 2551 – ธันวาคม 2553 (1,096 เรคคอร์ด) ชุดข้อมูลทดสอบ 1 ตั้งแต่เดือนมกราคม-ธันวาคม 2554 (365 เรคคอร์ด) ชุดข้อมูลทดสอบ 2 เดือนมิถุนายน 2554 (30 เรคคอร์ด) เนื่องจากเป็นเดือนที่มีการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุดในแต่ละปี ชุดข้อมูลเดือนมิถุนายน ปี 2555 (30 เรคคอร์ด) เนื่องจากเป็นเดือนที่มีการใช้ไฟฟ้าเฉลี่ยสูงสุด

การทดลองจะเป็นการหารูปแบบโครงสร้างของ ANFIS ใช้การเรียนรู้แบบไฮบริด ซึ่งเป็นการผสมวิธีการ Least-squares Method กับ Gradient Descent Method ตัวกำหนดจำนวนกฎและจำนวนสมาชิก (Antecedent MF) โดยการสร้างกลุ่มของข้อมูลที่จะเป็น ด้วยวิธี Subtractive Clustering ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านอินพุทที่ใช้เปรียบเทียบกัน คือ 'gaussmf' 'gauss2mf','gbellmf' ฟังก์ชันการเป็นสมาชิกด้านเอาท์พุท คือ 'linear' ทั้งนี้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้ในการจำลอง เป็นการเลือกมาจากกระบวนการลองผิดลองถูก (Trial and error) โดยทำการฝึกสอนให้แบบจำลองเรียนรู้ 200 รอบ (Epochs) ค่าความคลาดเคลื่อนไม่เกิน 0.05

3. การตรวจสอบความถูกต้องแบบจำลอง

งานวิจัยของ ศิริลักษณ์ อารีรัชชกุล (2555) อธิบายว่าเป็นการทดสอบแบบจำลองว่าสามารถเรียนรู้จากชุดข้อมูลฝึกสอนได้ดีเพียงใด โดยใช้ชุดข้อมูลที่เคยใช้สำหรับการสอนมาทดสอบ ซึ่งหากผลลัพธ์จากชุดทดสอบมีความแม่นยำ จึงถือเป็นแบบจำลองที่น่าเชื่อถือ ใช้ชุดทดสอบ 1 สอนแบบจำลองให้จดจำและเรียนรู้ข้อมูล ชุดทดสอบ 2 ทดสอบแบบจำลอง โดยผลลัพธ์ที่แตกต่างระหว่างค่าจริง และค่าที่ได้จากชุดทดสอบจะนำมาคำนวณหาค่าผิดพลาด (Error) ซึ่งค่าความผิดพลาดที่น้อย จะแสดงถึงความสามารถในการทำนายที่สูง

ในการทดสอบแต่ละครั้ง จะวัดประสิทธิภาพเพื่อเปรียบเทียบกัน โดยดูจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) ของชุดทดสอบ ถ้ารูปแบบโครงสร้างใดให้ค่า MAPE ที่ต่ำที่สุด แสดงว่ารูปแบบโครงสร้างนั้น มีประสิทธิภาพดีที่สุด การหาค่า MAPE หาได้จากสมการ ดังนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{MAX_kwh_{actual,i} - MAX_kwh_{ANFIS,i}}{MAX_kwh_{actual,i}}\right| \times 100\% \qquad (2\text{-}10)$$

โดยที่ MAX_kwh_{ANFIS} คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมแบบปรับตัวได้ $MAX_kwh_{actual,i}$ คือ ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นจริง N คือ จำนวนข้อมูลของชุดทดสอบ

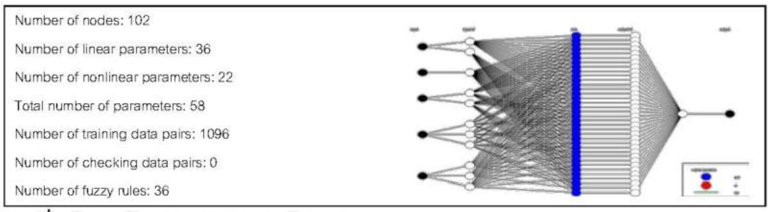
ผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ ศึกษาการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้โดยการนำปัจจัยอินพุท 5 ตัว ปี 2551-2553 มาสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยการทดสอบแบบจำลองโดยใช้ชุดทดสอบ 1 และ 2 เพื่อวัดความแม่นยำของแบบจำลอง ก่อนนำไปพยากรณ์ จากนั้นจึงประเมินและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยเปรียบเทียบจากค่าเปอร์เซ็นต์เฉลี่ยผิดพลาดสมบูรณ์ของชุดทดสอบและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของค่าที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลองและจากค่าจริง ได้ผลตามตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจากชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์จากตัวแบบ

Model	(mf)	gaussmf		gauss2mf		gbellmf	
		MAPE	R^2	MAPE	R^2	MAPE	R^2
แบบจำลอง 1	1 3 1 3 2	0.018	0.235	0.017	0.244	0.024	-0.068
แบบจำลอง 2	2 1 2 3 3	0.003	0.970	0.018	0.900	0.047	0.904
แบบจำลอง 3	2 2 1 2 3	0.012	0.678	0.012	0.675	0.010	0.749
แบบจำลอง 4	2 2 1 5 1	0.011	0.713	0.010	0.785	0.027	0.593

จากตารางที่ 2 แสดงค่าความผิดพลาดเฉลี่ยและค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลชุดข้อมูลพยากรณ์และข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์จากแบบจำลอง โดยแบบจำลอง 2 ซึ่งมีจำนวนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของอินพุท [2 1 2 3 3] ด้วยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย เท่ากับ 0.003 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.970



ภาพที่ 4 โครงสร้าง ANFIS ของแบบจำลอง 2

จากภาพที่ 4 แสดงผลลัพท์ที่ได้จาก MATLAB แสดงจำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับปัจจัยทั้ง 5 คือ 102 โหนด ได้กฎฟัซซี 36 จากโครงสร้างการเรียนรู้ข้อมูลตามแบบจำลองนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้แบบจำลอง 2

บทสรุป วิจารณ์ และข้อเสนอแนะ

บทสรุป

ผลการศึกษาครั้งนี้ พบว่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลการใช้ไฟฟ้า ปี 2551-2553 จำนวน 5 ปัจจัย ได้แก่ ค่าพลังงานไฟฟ้าสูงสุด (MAX_kWh), ค่าพลังงานไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kWh), ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าต่ำสุด (MIN_kw), ช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (TIME_Peak) และชนิดของวัน (Day_Type) ซึ่งเป็นข้อมูลอินพุท เป็นปัจจัยที่สามารถพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดได้ มีค่าสัมประสิทธิ์ในการตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 1.000

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์แบบจำลอง พบว่าแบบจำลองที่มีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบเกาส์เซียน มีค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (MAPE) เท่ากับ 0.003 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ เท่ากับ 0.970 จำนวนโหนดในชั้นซ่อนที่เหมาะสมกับปัจจัยทั้ง 5 คือ 102 โหนด ได้กฎฟัซซี 36 กฎ

วิจารณ์

ผลที่ได้จากการศึกษาที่กล่าวมาข้างต้น พบว่าข้อดีของการนำระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ คือ มีจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกที่ครอบคลุมกับการกระจายตัวของกลุ่มข้อมูล สามารถเลือกใช้ให้เหมาะสมเพื่อแก้ปัญหาที่แตกต่างกันได้ แต่มีข้อเสีย คือ ไม่สามารถระบุจำนวนและชนิดของฟังก์ชันการเป็นสมาชิกได้ว่าควรใช้จำนวนสมาชิกเท่าใดหรือชนิดฟังก์ชันใด จึงให้คำตอบที่ดีที่สุด ต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (Trial and Error) นอกจากนี้ ตัวแบบจากงานวิจัยนี้ถูกสร้างมาจากความสัมพันธ์เฉพาะของข้อมูลการใช้ไฟฟ้าของ

มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานีจาก 5 อินพุทข้างต้นเท่านั้น ซึ่งเป็นข้อมูลเฉพาะในพื้นที่เท่านั้น จึงมีข้อจำกัดในการพยากรณ์

ข้อเสนอแนะ

การนำระบบนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ใช้ได้ดีกับข้อมูลอินพุทและเอาท์พุทที่มีความสัมพันธ์กัน หากข้อมูลอินพุทมีความสัมพันธ์มากขึ้น ส่งผลให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ควรนำปัจจัยอื่นๆ มาพิจารณาร่วมด้วย เช่น จำนวนนักศึกษา จำนวนบุคลากร พฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้าทั้งหมด ฯลฯ ทั้งนี้ ควรทดสอบความสัมพันธ์ของแต่ละปัจจัยที่ส่งผลต่อการเกิดค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุดก่อน

เอกสารอ้างอิง

กรมพัฒนาพลังงานทดแทนและอนุรักษ์พลังงาน กระทรวงพลังงาน. (2552). *คู่มือผู้รับผิดชอบด้านพลังงาน (ฉบับเพิ่มศักยภาพ)*. ปทุมธานี : สำนักพัฒนาทรัพยากรบุคคลด้านพลังงาน

การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค. (2556). *อัตราค่าไฟฟ้า*. http://www.erc.or.th/ERCWeb2/Upload/Download/PEA-Tariff.pdf. สืบค้นเมื่อวันที่ 16 กรกฎาคม 2557.

นฤมล ซิ่งเสถียรตระกูล. (2549). *การพยากรณ์โหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม*. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 16 ฉบับที่ 2 เมษายน - มิถุนายน 2549

สุธน พิทักษ์. (2550). *การอนุรักษ์พลังงานไฟฟ้าในโรงงานอุตสาหกรรม กรณีศึกษา บริษัท อีพีอี แพคเกจจิ้ง (ประเทศไทย) จำกัด*, ปริญญานิพนธ์มหาบัณฑิต สาขาวิชาอุตสาหกรรมศึกษา มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ

ปภัศร์ชกรณ์ อารีย์กุล. (2544). *การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเพื่อการพยากรณ์ความต้องการกำลังไฟฟ้าระยะสั้น*.วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต.มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์.

พยุง มีสัจ. (2553) *เอกสารประกอบการสอนรายวิชาโครงข่ายประสาทเทียมและระบบฟัซซี*. คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ.

ลดาวัลย์ สุขชัย. (2549). *การพยากรณ์ยอดขายโดยใช้เทคนิคนิวรอลฟัซซีเนตเวิร์ก*, วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต, สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

วีระศักดิ์ อิงคปกรณ์และวุฒิชัย วิทยาอนุมาส.(2544). *การทำนายโหลดระยะสั้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม*. ปริญญานิพนธ์ วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.

ภาคผนวก ข : ตัวอย่างข้อมูลการใช้ไฟฟ้า (Load Profile) ใน 1 วัน ของมหาวิทยาลัย สงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี จากระบบอ่านมิเตอร์อัตโนมัติ (Automatic Meter Reading: AMR) ของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค

DATE_M	WHIMP	kWh	kW	WHEXP	VARIMP	kVarh	kVar	VOLTA	VOLTB	VOLTC
01/01/2008 00:00:00	10.66	127.92	511.68	0	8.62	103.44	413.76	113	0	113
01/01/2008 00:15:00	10.78	129.36	517.44	0	8.32	99.84	399.36	112	0	112
01/01/2008 00:30:00	11.07	132.84	531.36	0	8.33	99.96	399.84	112	0	112
01/01/2008 00:45:00	11.10	133.20	532.80	0	8.13	97.56	390.24	112	0	112
01/01/2008 01:00:00	10.31	123.72	494.88	0	7.99	95.88	383.52	113	0	113
01/01/2008 01:15:00	10.36	124.32	497.28	0	8.26	99.12	396.48	113	0	113
01/01/2008 01:30:00	10.76	129.12	516.48	0	8.22	98.64	394.56	113	0	113
01/01/2008 01:45:00	10.59	127.08	508.32	0	8.07	96.84	387.36	113	0	113
01/01/2008 02:00:00	10.29	123.48	493.92	0	7.92	95.04	380.16	113	0	113
01/01/2008 02:15:00	9.75	117.00	468.00	0	7.70	92.40	369.60	113	0	113
01/01/2008 02:30:00	9.91	118.92	475.68	0	7.77	93.24	372.96	113	0	113
01/01/2008 02:45:00	10.15	121.80	487.20	0	7.91	94.92	379.68	114	0	114
01/01/2008 03:00:00	10.09	121.08	484.32	0	7.89	94.68	378.72	114	0	114
01/01/2008 03:15:00	9.46	113.52	454.08	0	7.75	93.00	372.00	114	0	114
01/01/2008 03:30:00	9.62	115.44	461.76	0	7.95	95.40	381.60	114	0	114
01/01/2008 03:45:00	9.50	114.00	456.00	0	7.33	87.96	351.84	113	0	113
01/01/2008 04:00:00	10.07	120.84	483.36	0	7.54	90.48	361.92	113	0	113
01/01/2008 04:15:00	9.95	119.40	477.60	0	7.44	89.28	357.12	113	0	113
01/01/2008 04:30:00	9.63	115.56	462.24	0	7.25	87.00	348.00	113	0	113
01/01/2008 04:45:00	9.47	113.64	454.56	0	7.03	84.36	337.44	113	0	113
01/01/2008 05:00:00	9.57	114.84	459.36	0	6.88	82.56	330.24	113	0	113
01/01/2008 05:15:00	9.66	115.92	463.68	0	6.67	80.04	320.16	112	0	112
01/01/2008 05:30:00	9.74	116.88	467.52	0	7.00	84.00	336.00	113	0	113
01/01/2008 05:45:00	9.15	109.80	439.20	0	7.27	87.24	348.96	113	0	113
01/01/2008 06:00:00	9.24	110.88	443.52	0	7.30	87.60	350.40	113	0	113
01/01/2008 06:15:00	8.75	105.00	420.00	0	6.63	79.56	318.24	113	0	113
01/01/2008 06:30:00	7.95	95.40	381.60	0	5.42	65.04	260.16	114	0	114
01/01/2008 06:45:00	7.96	95.52	382.08	0	5.14	61.68	246.72	114	0	114
01/01/2008 07:00:00	7.61	91.32	365.28	0	4.80	57.60	230.40	114	0	114
01/01/2008 07:15:00	7.50	90.00	360.00	0	4.61	55.32	221.28	114	0	114
01/01/2008 07:30:00	7.67	92.04	368.16	0	4.76	57.12	228.48	114	0	114
01/01/2008 07:45:00	8.14	97.68	390.72	0	4.49	53.88	215.52	114	0	114
01/01/2008 08:00:00	7.94	95.28	381.12	0	4.37	52.44	209.76	114	0	114
01/01/2008 08:15:00	7.54	90.48	361.92	0	3.31	39.72	158.88	113	0	112
01/01/2008 08:30:00	7.57	90.84	363.36	0	3.92	47.04	188.16	114	0	114
01/01/2008 08:45:00	7.69	92.28	369.12	0	3.94	47.28	189.12	113	0	113

DATE_M	WHIMP	kWh	kW	WHEXP	VARIMP	kVarh	kVar	VOLTA	VOLTB	VOLTC
01/01/2008 09:00:00	7.93	95.16	380.64	0	3.99	47.88	191.52	113	0	113
01/01/2008 09:15:00	7.90	94.80	379.20	0	3.84	46.08	184.32	113	0	113
01/01/2008 09:30:00	7.54	90.48	361.92	0	3.79	45.48	181.92	113	0	113
01/01/2008 09:45:00	7.21	86.52	346.08	0	3.63	43.56	174.24	113	0	113
01/01/2008 10:00:00	7.65	91.80	367.20	0	3.86	46.32	185.28	113	0	113
01/01/2008 10:15:00	8.02	96.24	384.96	0	4.03	48.36	193.44	113	0	113
01/01/2008 10:30:00	8.11	97.32	389.28	0	4.14	49.68	198.72	113	0	113
01/01/2008 10:45:00	8.46	101.52	406.08	0	4.42	53.04	212.16	114	0	113
01/01/2008 11:00:00	7.94	95.28	381.12	0	4.32	51.84	207.36	114	0	114
01/01/2008 11:15:00	7.87	94.44	377.76	0	4.32	51.84	207.36	114	0	114
01/01/2008 11:30:00	8.16	97.92	391.68	0	4.52	54.24	216.96	114	0	114
01/01/2008 11:45:00	8.25	99.00	396.00	0	4.63	55.56	222.24	114	0	114
01/01/2008 12:00:00	8.19	98.28	393.12	0	4.81	57.72	230.88	115	0	114
01/01/2008 12:15:00	8.39	100.68	402.72	0	4.82	57.84	231.36	115	0	114
01/01/2008 12:30:00	7.82	93.84	375.36	0	4.66	55.92	223.68	115	0	114
01/01/2008 12:45:00	7.86	94.32	377.28	0	4.74	56.88	227.52	114	0	114
01/01/2008 13:00:00	8.42	101.04	404.16	0	4.88	58.56	234.24	114	0	114
01/01/2008 13:15:00	8.30	99.60	398.40	0	4.65	55.80	223.20	113	0	113
01/01/2008 13:30:00	8.69	104.28	417.12	0	4.85	58.20	232.80	113	0	113
01/01/2008 13:45:00	8.43	101.16	404.64	0	4.66	55.92	223.68	113	0	113
01/01/2008 14:00:00	8.18	98.16	392.64	0	4.64	55.68	222.72	113	0	113
01/01/2008 14:15:00	8.32	99.84	399.36	0	4.60	55.20	220.80	113	0	113
01/01/2008 14:30:00	8.58	102.96	411.84	0	4.76	57.12	228.48	113	0	113
01/01/2008 14:45:00	8.55	102.60	410.40	0	4.73	56.76	227.04	113	0	113
01/01/2008 15:00:00	8.18	98.16	392.64	0	4.65	55.80	223.20	114	0	113
01/01/2008 15:15:00	7.82	93.84	375.36	0	4.57	54.84	219.36	114	0	113
01/01/2008 15:30:00	8.47	101.64	406.56	0	4.81	57.72	230.88	113	0	113
01/01/2008 15:45:00	8.68	104.16	416.64	0	4.99	59.88	239.52	113	0	113
01/01/2008 16:00:00	8.81	105.72	422.88	0	4.87	58.44	233.76	113	0	113
01/01/2008 16:15:00	9.00	108.00	432.00	0	4.78	57.36	229.44	113	0	113
01/01/2008 16:30:00	9.12	109.44	437.76	0	4.59	55.08	220.32	112	0	112
01/01/2008 16:45:00	9.32	111.84	447.36	0	5.05	60.60	242.40	113	0	113
01/01/2008 17:00:00	9.85	118.20	472.80	0	5.62	67.44	269.76	113	0	113
01/01/2008 17:15:00	10.01	120.12	480.48	0	5.57	66.84	267.36	113	0	112
01/01/2008 17:30:00	10.13	121.56	486.24	0	6.10	73.20	292.80	113	0	113
01/01/2008 17:45:00	9.93	119.16	476.64	0	6.02	72.24	288.96	112	0	112
01/01/2008 18:00:00	10.70	128.40	513.60	0	7.74	92.88	371.52	113	0	113
01/01/2008 18:15:00	12.95	155.40	621.60	0	9.12	109.44	437.76	112	0	112
01/01/2008 18:30:00	13.50	162.00	648.00	0	9.83	117.96	471.84	112	0	112
01/01/2008 18:45:00	13.61	163.32	653.28	0	9.80	117.60	470.40	112	0	112

DATE_M	WHIMP	kWh	kW	WHEXP	VARIMP	kVarh	kVar	VOLTA	VOLTB	VOLTC
01/01/2008 19:00:00	13.32	159.84	639.36	0	9.73	116.76	467.04	112	0	112
01/01/2008 19:15:00	13.07	156.84	627.36	0	9.98	119.76	479.04	112	0	112
01/01/2008 19:30:00	13.25	159.00	636.00	0	10.23	122.76	491.04	113	0	112
01/01/2008 19:45:00	13.73	164.76	659.04	0	10.68	128.16	512.64	113	0	113
01/01/2008 20:00:00	13.82	165.84	663.36	0	10.88	130.56	522.24	113	0	113
01/01/2008 20:15:00	13.37	160.44	641.76	0	10.50	126.00	504.00	112	0	112
01/01/2008 20:30:00	13.26	159.12	636.48	0	10.67	128.04	512.16	113	0	113
01/01/2008 20:45:00	13.44	161.28	645.12	0	10.81	129.72	518.88	113	0	113
01/01/2008 21:00:00	13.30	159.60	638.40	0	10.93	131.16	524.64	114	0	113
01/01/2008 21:15:00	13.39	160.68	642.72	0	10.79	129.48	517.92	113	0	113
01/01/2008 21:30:00	13.36	160.32	641.28	0	10.84	130.08	520.32	114	0	114
01/01/2008 21:45:00	12.84	154.08	616.32	0	10.90	130.80	523.20	114	0	114
01/01/2008 22:00:00	12.83	153.96	615.84	0	10.81	129.72	518.88	114	0	114
01/01/2008 22:15:00	12.43	149.16	596.64	0	9.96	119.52	478.08	113	0	113
01/01/2008 22:30:00	12.76	153.12	612.48	0	10.34	124.08	496.32	113	0	113
01/01/2008 22:45:00	12.55	150.60	602.40	0	10.44	125.28	501.12	114	0	114
01/01/2008 23:00:00	11.93	143.16	572.64	0	10.21	122.52	490.08	114	0	114
01/01/2008 23:15:00	11.69	140.28	561.12	0	9.42	113.04	452.16	113	0	113
01/01/2008 23:30:00	11.40	136.80	547.20	0	9.39	112.68	450.72	113	0	113
01/01/2008 23:45:00	11.75	141.00	564.00	0	9.33	111.96	447.84	113	0	113

ภาคผนวก ค : ตัวอย่างข้อมูลอุณหภูมิสูงสุด-ต่ำสุดของจังหวัดปัตตานี ปี 2546

วันที่	อุณหภูมิสูงสุด-เดือนตรวจวัด											
	มค	กพ	มีค	เมย	พค	มิย	กค	สค	กย	ตค	พย	ธค
1	30.2	31.8	34	33.2	34.4	33.2	31.4	33.3	32.2	32.8	29.4	28.5
2	27.5	30.8	32.4	33.7	33.5	35.2	31.8	33.5	33.2	33	32.1	29.2
3	30.6	31.3	32.5	34.2	33.8	34.3	33.1	31.9	34.5	32	27.3	29.8
4	31.4	31.1	34.1	33.3	33.1	34.6	31.1	32.4	34	33	32.2	30
5	30.9	30.3	34.7	34.7	34	34.4	30.6	33.4	32.7	31	32.5	31.2
6	30.8	30.2	35.2	34.8	34	33.8	31.7	32.8	34.7	31.1	32.7	30.5
7	31.7	31.8	34.2	33.2	34.8	34.3	34	33.2	33.7	32.2	31	30.8
8	30.7	31.8	33.8	34.6	34.7	34	33.3	34.2	30.7	31.6	30.8	31.1
9	31.3	32.2	33.4	33	32.3	34.4	33.4	34.7	34.5	32	31.5	27.1
10	31.1	31.2	34.1	33.8	32.7	34.7	33.6	33	32	33.3	31.7	24.9
11	30.5	27.5	33.3	33.8	34	34.5	33.7	34	33.3	32.8	30.2	27.5
12	30.8	31.6	33	32.9	28.3	35	31.3	32.8	32.3	30.7	28.6	31.2
13	30	31.1	32.8	34.5	29.7	34.4	32.4	32.3	31.5	31.6	24.9	28.5
14	30.7	31.4	32.6	35.1	29	33.7	32.6	33.1	31	31.2	33.3	29.5
15	31.6	30.2	33.9	33.8	33.2	33.7	31.5	33.5	33	32.2	32.2	29.8
16	31	32.9	33.5	34.2	33.8	33.2	34	33.8	33.7	31.8	32.2	29.8
17	30	31.7	33.7	34.2	34.5	33.3	33.7	31.5	32.9	32.4	32.4	30.3
18	30.3	32.9	34.2	34.8	34.4	33.8	32.3	33.1	33.8	30.7	32.7	30.3
19	30.2	32.2	34.9	34	34.7	33.5	31.8	33.7	31.6	31	32	30.4
20	30.9	32.3	34.7	34.8	34.2	34	33	34.2	33	29	32.3	28.2
21	31.8	32	33.2	33.8	34.1	33.3	32.3	35.2	32.8	29	32.5	27.8
22	31.9	33.5	34.8	34.3	35.2	32.2	33.3	34.3	32.6	30.8	32.3	28
23	31	32.2	33.3	34.6	35.1	34.2	28	33.2	33.8	33	25.5	29.7
24	32.7	32.2	34.2	33.7	32.9	34.2	34	33.5	32.8	30.2	26.5	30.2
25	32	32.6	33.8	34.6	33.5	35.2	33.8	33.5	32.8	31.8	30	31.3
26	31.7	32.2	32.5	36	33.7	32.2	32.5	33	33	30.9	32.5	31
27	31.9	32	31.4	34.5	34.1	33.8	34	33	31.7	31.3	30.8	29.5
28	31.3	33.2	33	34.2	34.5	33.8	34.3	33.6	33.2	31.2	30.8	29.5
29	31		32.7	33.4	34.6	33.3	34	32.8	33.7	27.6	28.7	30.3
30	31.6		33.8	33.7	33.7	33	33.5	31.1	32.8	28.7	30.7	30.8
31	30.3		32		34.2		34.3	32.8		31		31.7
เฉลี่ย	**30.9**	**31.7**	**33.5**	**34.1**	**33.5**	**33.9**	**32.7**	**33.2**	**32.9**	**31.3**	**30.7**	**29.6**
สูงสุด	**32.7**	**33.5**	**35.2**	**36**	**35.2**	**35.2**	**34.3**	**35.2**	**34.7**	**33.3**	**33.3**	**31.7**
วันที่สูงสุด	**24**	**22**	**6**	**26**	**22**	**2**	**28**	**21**	**6**	**10**	**14**	**31**

หมายเหตุ : '-' คือไม่มีข้อมูลหรือไม่ได้ตรวจวัด; '' คืออุณหภูมิจร*

วันที่	อุณหภูมิต่ำสุด-เดือนตรวจวัด											
	มค	กพ	มีค	เมย	พค	มิย	กค	สค	กย	ตค	พย	ธค
1	24.1	23.7	21.5	23.8	24	24.7	24.3	24.9	24.2	24.5	23.8	23
2	24	23.6	21	23.8	25.1	24.1	23	24.5	24.2	23.7	24.1	23.5
3	23.3	23.5	21.4	24	24.7	24	22.7	24.4	23.8	24.2	23.4	22.8
4	23.6	22.4	21.8	24.7	24.1	23.9	24	23.5	23.7	23.2	22.9	22.9
5	23.2	21.2	23.8	23.1	23.2	23.9	23	23.4	24.5	22.8	24.6	22.6
6	23	20.6	24.8	24.8	24.7	24.6	22.8	23.6	23.7	23.5	23.7	23.1
7	23.6	22.1	23.6	24	25	24.8	22.7	23.1	24.1	23.1	23.3	23.2
8	23.3	21	23.6	24.2	24.9	23.3	24.7	24.6	24.6	24.1	23.6	24.2
9	23	22.8	23.1	23.3	24.9	23.4	22.8	23.6	24.7	23.6	23.2	23.6
10	22.7	22.7	23.8	23.3	25.4	24.7	22.8	22.2	23.8	23	24.3	23
11	22.5	23.6	23.7	24	24.1	24.4	23.7	23.6	24.2	23.2	24.2	23.1
12	23.8	24	24.3	23.5	23.5	24.1	24.1	23.6	24.8	25.2	23.6	23.9
13	23.3	23.5	23.5	23.9	24.5	24.8	24.1	25	23.8	24.4	23.2	23.6
14	23.1	22.3	23.6	24.1	24.6	23.1	23.8	23.6	24.5	23.6	22.3	23.6
15	21.7	24	22.7	24.1	23.6	23.4	24.3	23.8	23.2	23.6	24.3	22.8
16	23.4	23.4	22.8	23	25.2	24	23	24.3	23.2	23.7	24.2	22.8
17	23.6	24.1	22	24.1	24.4	23.5	23.2	25.5	24.3	23.6	23.7	22
18	23.8	22.3	21.8	23.4	25.8	24.1	24.1	23.8	22.5	23.6	24	21.6
19	23	22.1	23.2	22.6	24.1	24.3	23.8	23.7	23.6	23.8	24.4	20.7
20	23	22	23.4	24.8	24.3	24.1	23.4	24	23.4	24	23.8	23.6
21	23.6	21.7	23.2	24.2	25.6	24.5	24.2	23.7	23.1	23.5	23.2	22.6
22	23.8	21.4	23.5	23.6	25	24.1	25.5	25	23.2	23.7	22.9	22.8
23	23	22.6	24.1	23.1	25.2	23.1	24.4	24.1	22.8	24.7	23.7	21.7
24	23.3	21.6	24.3	23.2	24.6	24.1	23.1	22.8	24.3	24.7	23.6	22
25	23.3	21.3	24.5	24.5	24.6	22.9	24.3	23.4	24	23.6	23.2	22.2
26	21.5	22.6	23.2	24.1	24.6	23.3	24.2	21.7	23.3	23.7	23.4	22.1
27	21	22.3	22.6	25	24.2	23.5	25	22.1	23.8	23.8	23.5	22.1
28	21.3	21.5	23.1	23.2	24.4	23.1	22.8	23.3	23.7	23.5	23.6	22
29	23		24.3	25.5	24.7	22.6	23.5	25.4	23.6	24.2	22.8	23.4
30	22.5		23.7	24.8	26	22.8	23.1	24.6	23.8	23.1	22.6	23.5
31	23.5		24.8		24.6		23.1	24		22.8		22.5
เฉลี่ย	**23.1**	**22.5**	**23.2**	**23.9**	**24.6**	**23.8**	**23.7**	**23.8**	**23.8**	**23.7**	**23.6**	**22.8**
ต่ำสุด	**21**	**20.6**	**21**	**22.6**	**23.2**	**22.6**	**22.7**	**21.7**	**22.5**	**22.8**	**22.3**	**20.7**
วันที่ต่ำสุด	**27**	**6**	**2**	**19**	**5**	**29**	**3**	**26**	**18**	**5**	**14**	**19**

หมายเหตุ : '-' คือไม่มีข้อมูลหรือไม่ได้ตรวจวัด; '*' คืออุณหภูมิจร

ภาคผนวก ง : การกำหนดช่วงเวลาที่เกิดค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด (0.00น.-23.45น.) แต่ละวัน

TIME_Peak	เวลา	TIME_Peak	เวลา	TIME_Peak	เวลา
1	0:00 น.	33	8:00 น.	65	16:00 น.
2	0:15 น.	34	8:15 น.	66	16:15 น.
3	0:30 น.	35	8:30 น.	67	16:30 น.
4	0:45 น.	36	8:45 น.	68	16:45 น.
5	1:00 น.	37	9:00 น.	69	17:00 น.
6	1:15 น.	38	9:15 น.	70	17:15 น.
7	1:30 น.	39	9:30 น.	71	17:30 น.
8	1:45 น.	40	9:45 น.	72	17:45 น.
9	2:00 น.	41	10:00 น.	73	18:00 น.
10	2:15 น.	42	10:15 น.	74	18:15 น.
11	2:30 น.	43	10:30 น.	75	18:30 น.
12	2:45 น.	44	10:45 น.	76	18:45 น.
13	3:00 น.	45	11:00 น.	77	19:00 น.
14	3:15 น.	46	11:15 น.	78	19:15 น.
15	3:30 น.	47	11:30 น.	79	19:30 น.
16	3:45 น.	48	11:45 น.	80	19:45 น.
17	4:00 น.	49	12:00 น.	81	20:00 น.
18	4:15 น.	50	12:15 น.	82	20:15 น.
19	4:30 น.	51	12:30 น.	83	20:30 น.
20	4:45 น.	52	12:45 น.	84	20:45 น.
21	5:00 น.	53	13:00 น.	85	21:00 น.
22	5:15 น.	54	13:15 น.	86	21:15 น.
23	5:30 น.	55	13:30 น.	87	21:30 น.
24	5:45 น.	56	13:45 น.	88	21:45 น.
25	6:00 น.	57	14:00 น.	89	22:00 น.
26	6:15 น.	58	14:15 น.	90	22:15 น.
27	6:30 น.	59	14:30 น.	91	22:30 น.
28	6:45 น.	60	14:45 น.	92	22:45 น.
29	7:00 น.	61	15:00 น.	93	23:00 น.
30	7:15 น.	62	15:15 น.	94	23:15 น.
31	7:30 น.	63	15:30 น.	95	23:30 น.
32	7:45 น.	64	15:45 น.	96	23:45 น.

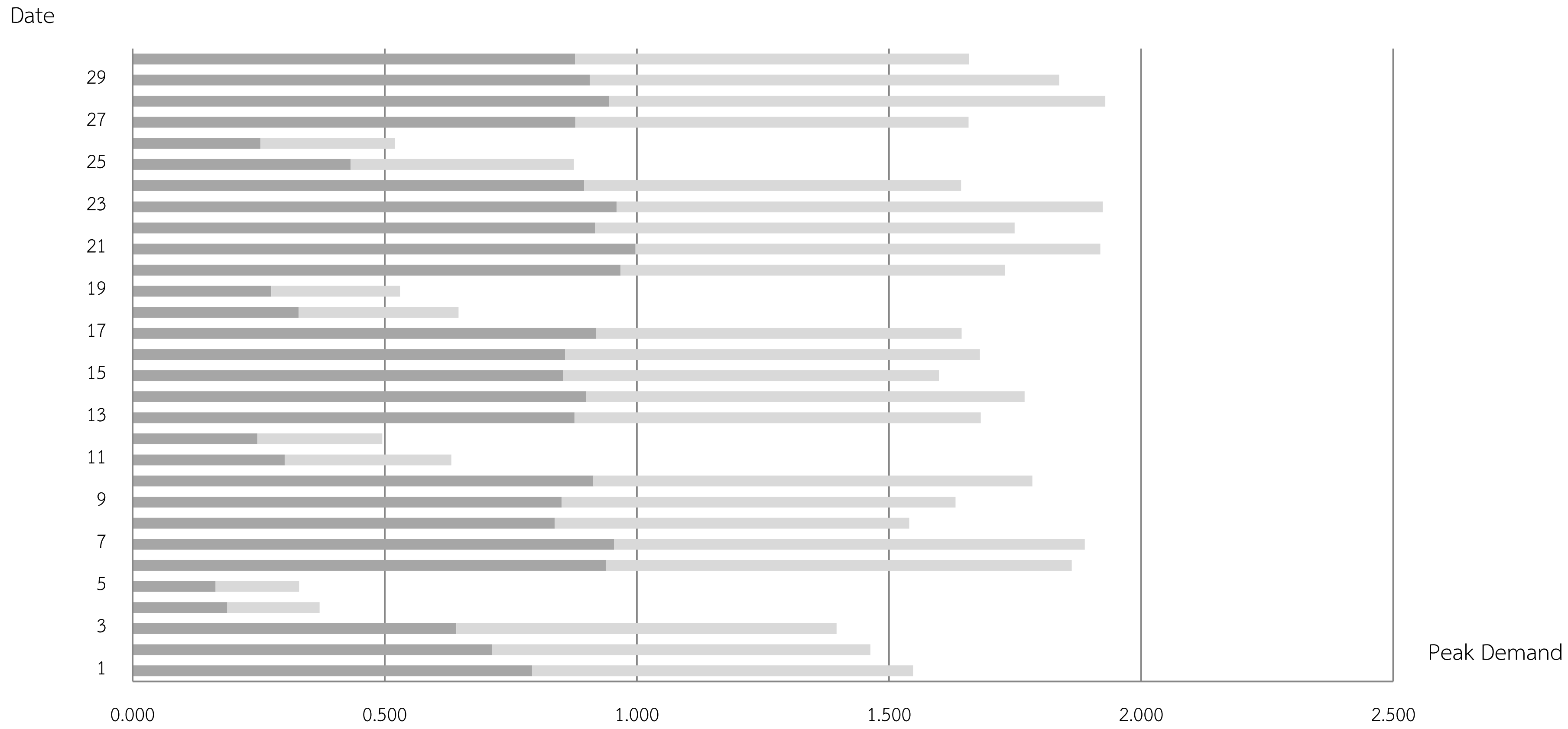
ภาคผนวก จ : ตัวอย่างปัจจัยเพื่อนำมาใช้ในการวิเคราะห์ค่าความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุด จำนวน 10 อินพุท (เดือนมกราคม ปี 2551)

DATE	MONTH	YEAR	Day_Type	MAX_kW	MIN_kW	TIME_Peak	Max_Temp	Min_Temp	MIN_kWh	MAX_kWh
1	1	2551	0	663.360	346.080	81	27	21.6	86.520	165.840
2	1	2551	1	1469.760	444.000	57	27.4	22.2	111.000	367.440
3	1	2551	1	1629.600	457.920	60	29.1	22.5	114.480	407.400
4	1	2551	1	1760.160	468.480	59	29.4	23.5	117.120	440.040
5	1	2551	1	1192.320	446.400	59	32	23.4	111.600	298.080
6	1	2551	1	1138.080	458.880	57	30	23.8	114.720	284.520
7	1	2551	1	1993.440	472.320	60	30.5	22.9	118.080	498.360
8	1	2551	1	1961.280	482.400	62	29.4	23	120.600	490.320
9	1	2551	1	2208.960	503.040	60	32.8	22.4	125.760	552.240
10	1	2551	1	2261.533	528.000	57	32.3	23.1	132.000	565.383
11	1	2551	1	2078.400	481.920	58	32.3	22.5	120.480	519.600
12	1	2551	0	1261.440	507.840	47	31.9	22.3	126.960	315.360
13	1	2551	1	1012.320	449.280	60	31.7	21.4	112.320	253.080
14	1	2551	1	2334.720	491.040	60	32	22	122.760	583.680
15	1	2551	1	2473.440	518.400	59	33.3	22.4	129.600	618.360
16	1	2551	1	2399.520	504.960	60	31.6	22.2	126.240	599.880
17	1	2551	1	584.640	584.640	58	30.5	23.1	584.640	584.640
18	1	2551	1	486.360	486.360	58	29.2	23	486.360	486.360
19	1	2551	1	315.000	315.000	57	31.2	23.2	315.000	315.000
20	1	2551	1	268.920	268.920	60	32.7	22.3	268.920	268.920
21	1	2551	1	573.840	573.840	60	32.3	23.3	573.840	573.840
22	1	2551	1	608.040	608.040	59	31.8	22.9	608.040	608.040
23	1	2551	1	586.560	586.560	59	31.1	22.6	586.560	586.560
24	1	2551	1	624.840	624.840	59	33.1	22.9	624.840	624.840
25	1	2551	1	609.600	609.600	59	32.5	23.8	609.600	609.600
26	1	2551	1	336.120	336.120	47	32	23.5	336.120	336.120
27	1	2551	1	256.920	256.920	61	31.6	23.3	256.920	256.920
28	1	2551	1	584.280	584.280	59	31.1	24	584.280	584.280
29	1	2551	1	618.960	618.960	59	32.4	22.7	618.960	618.960
30	1	2551	1	574.200	574.200	60	31.7	22.1	574.200	574.200
31	1	2551	1	610.440	610.440	58	32.8	22.2	610.440	610.440

ภาคผนวก ฉ : ตัวอย่างปัจจัย จำนวน 5 อินพุท ที่ผ่านการปรับค่าข้อมูล (Normalize) แล้ว (เดือนมกราคม ปี 2551)

MAX_kW	MIN_kW	MIN_kWh	TIME_Peak	Day_Type	MAX_kWh
658.280	395.265	98.816	76	1	164.570
714.406	389.782	97.445	85	1	178.601
882.653	409.135	102.284	89	0	220.663
2100.317	562.416	140.604	59	1	525.079
2023.613	638.862	159.716	57	1	505.903
1526.870	596.930	149.232	45	1	381.718
1600.672	563.125	140.781	61	1	400.168
1131.024	559.448	139.862	45	1	282.756
943.940	522.354	130.588	76	1	235.985
2200.504	586.737	146.684	59	1	550.126
2261.533	592.672	148.168	57	1	565.383
2288.176	615.057	153.764	45	1	572.044
2406.620	638.540	159.635	59	1	601.655
2460.165	650.087	162.522	60	1	615.041
1331.592	561.771	140.443	44	1	332.898
1028.128	525.515	131.379	47	1	257.032
2268.565	594.801	148.700	57	1	567.141
2312.497	608.671	152.168	57	1	578.124
2227.083	580.608	145.152	62	1	556.771
2181.925	564.803	141.201	59	1	545.481
2171.603	577.318	144.329	59	1	542.901
1330.883	564.738	141.185	59	1	332.721
1217.535	506.548	126.637	61	1	304.384
2400.169	582.737	145.684	62	1	600.042
2518.678	591.704	147.926	58	1	629.669
2429.587	679.311	169.828	46	1	607.397
2187.215	642.798	160.699	59	1	546.804
2176.958	635.379	158.845	58	1	544.239
1152.894	545.643	136.411	58	1	288.224
1073.738	513.451	128.363	79	1	268.434
2309.852	562.158	140.539	61	1	577.463

ภาคผนวก ช : เปรียบเทียบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เป็นค่าจริงจากชุดข้อมูลพยากรณ์กับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากการคำนวณจากแบบจำลอง 2



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
Actual-MAX_kWh	0.79	0.71	0.64	0.18	0.16	0.93	0.95	0.83	0.85	0.91	0.30	0.24	0.87	0.90	0.85	0.85	0.91	0.32	0.27	0.96	0.99	0.91	0.96	0.89	0.43	0.25	0.87	0.94	0.90	0.87
ANFIS-gauss	0.75	0.75	0.75	0.18	0.16	0.92	0.93	0.70	0.78	0.87	0.33	0.24	0.80	0.86	0.74	0.82	0.72	0.31	0.25	0.76	0.92	0.83	0.96	0.74	0.44	0.26	0.78	0.98	0.93	0.78

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ สกุล นางสาวกุลนันทน์ ศรีเจริญ

รหัสประจำตัวนักศึกษา 5410121035

วุฒิการศึกษา

วุฒิ	ชื่อสถาบัน	ปีที่สำเร็จการศึกษา
วิทยาศาสตรบัณฑิต (คณิตศาสตร์ประยุกต์)	มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์	2551

ตำแหน่งและสถานที่ทำงาน

นักวิชาการยุติธรรมปฏิบัติการ ศูนย์พัฒนาข้อมูลกระบวนการยุติธรรม สำนักงานกิจการยุติธรรม กระทรวงยุติธรรม

การตีพิมพ์เผยแพร่ผลงาน

กุลนันทน์ ศรีเจริญ, อนันท์ ชกสุริวงค์ 2559. การพยากรณ์ค่าความต้องการกำลังไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ระบบฟัซซีแบบปรับตัวได้ กรณีศึกษา มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ วิทยาเขตปัตตานี. การประชุมวิชาการระดับชาติด้านการบริหารจัดการ ครั้งที่ 8, 600-609 ,สงขลา, ประเทศไทย, 2 กรกฎาคม 2559.