

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว
โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

LONG-TERM PEAK LOAD FORECASTING BY USING
ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS

พิกุลพรรณ แสนสุวรรณ
PHIKUNPHAN SAENSUWAN

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2558
KMITL-2015-EN-M-020-203

LONG-TERM PEAK LOAD FORECASTING BY USING
ADAPTIVE NEURO-FUZZY INFERENCE SYSTEMS

PHIKUNPHAN SAENSUWAN

A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF
MASTER OF ENGINEERING IN ELECTRICAL ENGINEERING
FACULTY OF ENGINEERING
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG
2015
KMITL-2015-EN-M-020-203

COPYRIGHT 2015

FACULTY OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ใบรับรองวิทยานิพนธ์

หัวข้อวิทยานิพนธ์ การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

Thesis Title Long-Term Peak Load Forecasting by Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

นักศึกษา นางสาวพิกุลพรรณ แสนสุวรรณ


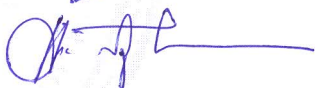


รหัสประจำตัว 55610755

ปริญญา วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชา วิศวกรรมไฟฟ้า

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ รศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

หมายเลขวิทยานิพนธ์ KMITL-2015-EN-M- 020-203

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์		ลายมือชื่อ
ผศ.ดร.นิรุช	จิรสวรรณกุล	
ผศ.ดร.ชาย	ชมภูอินไหว	
ผศ.ดร.ปานจิต	ดำรงกุลกำจร	
ดร.วรวรรณ	นาคะวิโร	
รศ.ดร.สมชาติ	จิริวิภากร	จ. สมชาติ

วัน / เดือน / ปี ที่สอบ วันพฤหัสบดีที่ 3 ธันวาคม พ.ศ. 2558 เวลา 13.00-15.00 น.
สถานที่สอบ ณ อาคาร A ชั้น 5 ห้องประชุม 3

สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

คณะวิศวกรรมศาสตร์ รับรองแล้ว



(รองศาสตราจารย์ ดร. คมตัน มาลีสี)

คณบดี คณะวิศวกรรมศาสตร์

วันที่ 3 ธันวาคม พ.ศ. 2558

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว โดยใช้ระบบ อนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้
นักศึกษา	นางสาวพิกุลพรรณ แสนสุวรรณ
รหัสประจำตัว	55610755
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2558
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สมชาติ จิริวิภากร

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์นี้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ระหว่างปี พ.ศ. 2558 – พ.ศ. 2568 โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS) ซึ่งมีรูปร่างคล้ายคลึงกับโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) รวมกันกับระบบอนุมานฟัซซี่ (FIS) ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบลูกผสม (Hybrid) เปรียบเทียบกับวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557 ในการฝึกสอนและทดสอบ โดยมีอินพุตของโครงข่ายได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) จำนวนประชากร (Population: POP) และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า (Peak Load_(previous)) และเอาต์พุตคือ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด วิธีการ ANFIS ให้ผลการจำลองเป็นที่น่าพอใจและดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมในค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบ

Thesis	Long-Term Peak Load Forecasting by Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems
Student	Ms.Phikunphan Saensuwan
Student ID.	55610755
Degree	Master of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2015
Thesis Advisor	Assoc.Prof.Dr.Somchat Jiriwibhakorn

ABSTRACT

This thesis presents an approach to forecast long-term peak load of Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) system in 2015-2025 using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS). The ANFIS is regarded as the hybrid configuration which is developed from integration of together Artificial Neural Network (ANN) and Fuzzy Inference Systems (FIS) technique. Compare the simulated results between ANFIS and ANN. The actual data in 1993-2014 was used for training and testing. The input parameters are Gross Domestic Product (GDP), Gross National Product (GNP), population (POP) and previously peak load (Peak Load_(previous)) and output parameter is peak load. The ANFIS have more accuracy than ANN in mean square error (MSE) of testing simulated results.

กิตติกรรมประกาศ

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

ผู้วิจัยขอขอบคุณ คุณอรุณกร เสียงใส ที่ให้ความช่วยเหลือ แนะนำข้อมูล ตลอดจนช่วย แก้ปัญหาต่างๆ

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้ บิดา มารดา และ พี่สาว ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า

พิกุลพรรณ แสนสุวรรณ

สารบัญ

หน้า

บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	VIII
บทที่ 1 บทนำ	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	2
1.3 สมมุติฐานของการศึกษา	2
1.4 ขอบเขตของการศึกษา	2
1.5 ขั้นตอนของการศึกษา	2
บทที่ 2 ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด	4
2.1 สถานการณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศ	4
2.2 การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า	4
2.3 ปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อการพยากรณ์.....	5
2.3.1 ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ	5
2.3.2 ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ	6
2.3.3 รายได้ประชาชาติ	6
2.3.4 จำนวนประชากร	6
2.4 การประยุกต์ใช้ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์.....	7
บทที่ 3 โครงข่ายประสาทเทียม.....	9
3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน	10
3.1.1 โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น.....	10
3.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิเวรอน.....	11
3.1.1.2 ฟังก์ชันถ่ายโอน.....	12
3.1.1.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	14
3.1.1.4 กระบวนการเรียนรู้.....	16
3.2 การเลือกชนิดอินพุตและเอาต์พุต.....	19
3.3 การเลือกรูปแทนอินพุตและเอาต์พุต.....	19
3.4 การนอร์มอลไลซ์ข้อมูลสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียม	19
3.5 การเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม	22
3.6 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม	24

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 4 ระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	28
4.1 พื้นฐานแนวคิดแบบฟิชซี.....	28
4.2 เซตแบบฉบับ	30
4.3 ฟิชซีเซต.....	31
4.4 การดำเนินการทางฟิชซีเซต.....	34
4.4.1 ยูเนียน.....	34
4.4.2 อินเตอร์เซกชัน	35
4.4.3 คอมพลีเมนต์.....	35
4.5 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน	36
4.5.1 ชนิดของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน	36
4.6 ตัวแปรเชิงภาษา.....	40
4.7 กฎฟิชซี.....	41
4.7.1 กฎฟิชซี If-Then	41
4.8 ระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซี.....	42
4.9 ระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	44
4.9.1 โครงสร้างระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	45
4.9.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด	47
บทที่ 5 วิธีการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด	49
5.1 ข้อมูลที่ใช้สำหรับการจำลอง	49
5.1.1 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ.....	49
5.1.2 ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด	50
5.1.3 ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่าย.....	54
5.2 วิธีการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด.....	54
5.2.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	54
5.2.1.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน	54
5.2.1.2 เงื่อนไขในการทดสอบ.....	55
5.2.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ.....	55
5.2.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	56
5.2.2.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน	56
5.2.2.2 เงื่อนไขในการทดสอบ.....	57
5.2.3 ชุดข้อมูลการจำลอง.....	58
5.2.3.1 แบบจำลอง 1 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1).....	58
5.2.3.2 แบบจำลอง 2 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2).....	59
5.2.3.3 แบบจำลอง 3 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) โดยเพิ่มจำนวนประชากร (POP)....	60
5.2.3.4 แบบจำลอง 4 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) โดยเพิ่มจำนวนประชากร (POP)....	61

สารบัญ(ต่อ)

	หน้า
บทที่ 6 ผลการทดลอง.....	63
6.1 ผลการทดลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด	63
บทที่ 7 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ	79
7.1 การประยุกต์ใช้ระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้	79
7.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ในการ พยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด	79
7.3 ข้อเสนอแนะ	80
เอกสารอ้างอิง	81
ภาคผนวก ก. โปรแกรมสำหรับพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม....	83
ภาคผนวก ข. โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzy โครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS).....	89
ภาคผนวก ค. บทความที่ได้รับการตีพิมพ์	94
ประวัติผู้เขียน	99

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
4.1 การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS.....	48
5.1 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557	49
5.2 ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558.....	51
5.3 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 1	58
5.4 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 2	59
5.5 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 3	60
5.6 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 4	61
6.1 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 1	63
6.2 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 1	64
6.3 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 2	66
6.4 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 2.....	67
6.5 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 3	69
6.6 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 3.....	70
6.7 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 4	71
6.8 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 4.....	72
6.9 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดทั้ง 4 แบบจำลอง	73
6.10 เปรียบเทียบข้อมูลชุดทดสอบของค่าเอาต์พุต ANN ในแบบจำลอง 4 กับ ANFIS ในแบบจำลอง 3	74
6.11 ผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้วิธี ANFIS ในแบบจำลอง 3	75
6.12 ผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้า โดยใช้วิธี ANFIS.....	76
6.13 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้าโดยวิธี ANFIS แผน PDP2015 และค่าจริงของ กฟผ.	77

สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
3.1 การแบ่งประเภทของโครงข่ายประเทียม	10
3.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส.....	11
3.3 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบที่มีค่าไบแอส.....	11
3.4 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุต	11
3.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต	12
3.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น.....	13
3.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลือกซิกมอยด์.....	13
3.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์	14
3.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น.....	15
3.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น	15
3.11 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน	24
3.12 ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ในแต่ละ epoch.....	25
3.13 การเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยพิจารณาจากค่าความผิดพลาดของชุดทดสอบต่ำสุด....	26
4.1 บูลีนลอจิก (Boolean Logic) กับฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic).....	29
4.2 ความไม่แน่นอน (uncertainty).....	30
4.3 ตัวอย่างเซตแบบฉบับ.....	30
4.4 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกในเซตผู้ที่ไม่แต่งงาน.....	31
4.5 การกำหนดค่าความเป็นสมาชิกของเซตแบบฉบับและเซตแบบฟัซซี.....	32
4.6 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตฟัซซีแบบวิฤต A	33
4.7 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตฟัซซีแบบต่อเนื่อง A	33
4.8 ยูเนียนของฟัซซีเซต A และ B	34
4.9 อินเตอร์เซกชันของฟัซซีเซต A และ B	35
4.10 คอมพลิเมนต์ของฟัซซีเซต A	35
4.11 กราฟฟังก์ชันสามเหลี่ยม	37
4.12 กราฟฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู	37
4.13 กราฟฟังก์ชันเกาส์เซียน	38
4.14 กราฟฟังก์ชันระฆังคว่ำ	39
4.15 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์	39
4.16 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา.....	40
4.17 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟัซซี.....	41
4.18 ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี.....	42
4.19 วิธีการทำงานที่ใช้ทั่วไปของกฎฟัซซี If-Then และ fuzzy reasoning	44
4.20 โมเดลฟัซซี Sugeno อันดับที่ 1, 2 อินพุตที่มี 2 หลักการกระทำ.....	45
4.21 โครงสร้างของ ANFIS	45
4.22 โครงสร้าง ANFIS รูปแบบอื่น ที่มี 2 อินพุต 2 กฎการกระทำ โมเดลฟัซซี Sugeno	47

สารบัญรูป(ต่อ)

รูปที่	หน้า
5.1 ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557.....	52
5.2 ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557.....	52
5.3 จำนวนประชากร (POP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557.....	53
5.4 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Load) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558.....	53
5.5 ลักษณะโครงข่ายที่ใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด.....	54
5.6 ข้อมูล GDP GNP POP และ Peak Load ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558.....	62
6.1 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 1.....	65
6.2 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 2.....	68
6.3 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 3.....	70
6.4 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 4.....	73
6.5 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ โดยวิธี ANFIS กับค่าที่เกิดขึ้นจริงของ กฟผ.	75
6.6 ผลการพยากรณ์ล่วงหน้า โดยวิธี ANFIS.....	76
6.7 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้าโดยวิธี ANFIS แผน PDP2015 และค่าจริงของ กฟผ.....	78
ข.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace.....	90
ข.2 เลือกจำนวนเมมเบอร์ชิฟฟังก์ชันและประเภทเมมเบอร์ชิฟฟังก์ชันของอินพุตและเอาต์พุต	91
ข.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์.....	91
ข.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS.....	92
ข.5 หน้าต่าง Rule Viewer.....	93

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

การเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากรและการขยายตัวทางเศรษฐกิจอย่างต่อเนื่องในปัจจุบันส่งผลให้อัตราความต้องการไฟฟ้าเพิ่มขึ้นทุกปี ไฟฟ้าซึ่งถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานสำคัญในการขับเคลื่อนระบบเศรษฐกิจ หากไฟฟ้ามีไม่เพียงพอต่อความต้องการจะส่งผลกระทบต่ออย่างรุนแรงต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศ ในการก่อสร้างระบบผลิตไฟฟ้า สายส่งไฟฟ้า และสายจำหน่ายไฟฟ้า ใช้เวลานานหลายปี ตั้งแต่ขั้นตอนการวางแผน การออกแบบ จนถึง การก่อสร้าง ซึ่งอาจใช้เวลานานถึง 10 ปี ดังนั้นการพยากรณ์เพื่อประเมินว่าความต้องการไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้นในอนาคตเป็นปริมาณเท่าใดจึงเป็นสิ่งสำคัญ มีประโยชน์ต่อการวางแผนและกำหนดนโยบายทางด้านไฟฟ้าของประเทศ กล่าวคือ การนำไปกำหนดแผนงาน วิเคราะห์และประเมินผลแผนงานเพื่อเพิ่มกำลังผลิตไฟฟ้า เพิ่มความสามารถของระบบส่งไฟฟ้าและระบบจำหน่ายไฟฟ้า เพื่อให้เพียงพอกับความต้องการในการใช้ไฟฟ้าในช่วงเวลานั้น โดยมีจุดประสงค์เพื่อให้ต้นทุนการผลิตพลังงานไฟฟ้ามีราคาถูกที่สุดและเพื่อให้การผลิตพลังงานไฟฟ้ามีความมั่นคง ดังนั้นจึงทำให้การวางแผนระบบไฟฟ้า การวิเคราะห์และศึกษาความมั่นคงของระบบไฟฟ้าต้องดำเนินการควบคู่กันไปกับการวิเคราะห์ทางด้านเศรษฐศาสตร์อีกด้วย

ค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่แม่นยำและน่าเชื่อถือ จะมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ เพราะจะเป็นตัวกำหนดจังหวะของการลงทุนและการดำเนินกิจการในอนาคตของการไฟฟ้า หากค่าการพยากรณ์ที่ได้มีค่าต่ำกว่าความเป็นจริงจะส่งผลให้มีพลังงานไฟฟ้าไม่เพียงพอต่อความต้องการของผู้ใช้ไฟฟ้า ทำให้เกิดปัญหาไฟดับ และต้องซื้อไฟฟ้าจากประเทศข้างเคียงเข้ามาเพื่อให้เพียงพอแก่ความต้องการ ซึ่งจะส่งผลเสียหายต่อเศรษฐกิจโดยรวมได้ แต่ถ้าหากค่าการพยากรณ์ที่ได้มีค่าสูงกว่าความเป็นจริงก็จะทำให้เกิดปัญหาทางการเงิน กล่าวคือ ทำให้มีการลงทุนก่อสร้างโรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่ายที่มากเกินไปจนทำให้ระบบทำงานที่ตัวประกอบกำลังผลิตต่ำ ส่งผลทำให้ประชาชนผู้ใช้ไฟฟ้าต้องซื้อไฟฟ้าในอัตราที่แพงขึ้นอีกด้วย

การที่จะพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดให้ถูกต้องแม่นยำนั้น ต้องคำนึงถึงปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อปริมาณการใช้ไฟฟ้า เช่น สภาพเศรษฐกิจ จำนวนประชากร และพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า [1] เป็นต้น และนำปัจจัยที่มีผลกระทบมาทำการวิเคราะห์ร่วมกัน ดังนั้นในการจัดทำค่าพยากรณ์ให้มีความน่าเชื่อถือต้องอาศัยสมมุติฐานและข้อมูลที่เกี่ยวข้องจำนวนมาก วิธีการพยากรณ์มีหลายวิธี ได้แก่ การใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) [2-4] การจำลองเชิงคณิตศาสตร์ (Mathematical Modeling: MM) [2] กระบวนการเกาส์เซียน (Gaussian Process: GP) [5] การใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS) [2], [6, 7]

วิทยานิพนธ์เล่มนี้นำเสนอการใช้ระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัว ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557 เป็นข้อมูลชุดฝึกสอน และชุดทดสอบ ซึ่งข้อมูลที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ จำนวนประชากร และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ผลการจำลองที่ได้มีการเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยทางเศรษฐกิจคือ GDP, GNP, จำนวนประชากร และความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
2. เพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในการทำนายความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
3. เพื่อศึกษาและออกแบบระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียม สำหรับนำมาใช้ในการทำนายความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
4. เพื่อศึกษาผลที่ได้จากระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียม มาเปรียบเทียบกับรูปแบบใดจะให้ผลลัพธ์ที่ถูกต้องมากที่สุด
5. เพื่อพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

1.3 สมมติฐานของการศึกษา

จากคุณสมบัติของระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้ ที่สามารถเรียนรู้การคำนวณฟังก์ชันในลักษณะต่าง ๆ และข้อมูลที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว จะใช้เวลาในการหาค่าตอบน้อยมาก

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้จึงตั้งสมมติฐานว่า สามารถนำระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้ มาใช้พยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยระบบอนุमानนิวโร-ฟิชซีโครงข่ายปรับตัวได้ ที่ได้รับการฝึกสอนจากชุดข้อมูลที่มีปริมาณและคุณภาพที่เหมาะสม จะสามารถหาค่าตอบได้แม่นยำและใช้เวลาน้อยกว่าวิธีการคำนวณแบบดั้งเดิม

1.4 ขอบเขตของการศึกษา

ในวิทยานิพนธ์นี้จะนำปัจจัยทางเศรษฐกิจ ได้แก่ ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ จำนวนประชากร และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า เป็นอินพุตของโครงข่าย เพื่อทำนายความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของระบบการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ซึ่งเป็นเอาท์พุตของโครงข่าย

1.5 ขั้นตอนของการศึกษา

ขั้นตอนการศึกษาของวิทยานิพนธ์นี้ประกอบไปด้วยขั้นตอนต่างๆ ดังต่อไปนี้

1. ศึกษาและรวบรวมข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
2. เลือกปัจจัยทางเศรษฐกิจคือ GDP, GNP จำนวนประชากร และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้าเป็นข้อมูลในการวิเคราะห์

3. นำข้อมูลที่ได้จากการวิเคราะห์และการเลือกมาใช้ในการทำนาย โดยทำการจำลองการทำนายความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นวิธีแบบดั้งเดิม
4. วิเคราะห์ผลที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม
5. ศึกษาการทำงานของระบบอนุมานนิวโร-ฟิซซีโครงข่ายปรับตัวได้และทำการจำลองการทำนายความต้องการไฟฟ้าสูงสุดซึ่งใช้ข้อมูลชุดเดียวกับที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม
6. หาโครงสร้างของระบบอนุมานนิวโร-ฟิซซีโครงข่ายปรับตัวได้ และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการแก้ปัญหาสูงสุดโดยใช้วิธีลองผิดลองถูก (trial and error)
7. เปรียบเทียบผลการจำลองที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานนิวโร-ฟิซซีโครงข่ายปรับตัวได้
8. ทำการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย
9. วิเคราะห์และสรุปผลการทดลอง

บทที่ 2

ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

ไฟฟ้าถือเป็นสาธารณูปโภคที่สำคัญของการดำรงชีวิต ดังนั้น การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า หรือ Load forecast ไม่ว่าจะเป็นในระยะสั้น ระยะปานกลาง หรือระยะยาว จึงมีความจำเป็นอย่างยิ่ง เพื่อเป็นก้าวแรกในการเริ่มวางแผนการพัฒนาไฟฟ้าของประเทศ (Power Development Plan : PDP) ว่าจะเป็นไปได้ในทิศทางใด รวมทั้งเพื่อให้การไฟฟ้าทั้ง 3 การไฟฟ้า ได้แก่ การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (กฟภ.) และการไฟฟ้านครหลวง (กฟน.) นำไปใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนขยายกำลังผลิตไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย ให้เพียงพอกับความต้องการที่จะเกิดขึ้นในอนาคต

2.1 สถานการณ์ความต้องการไฟฟ้าของประเทศ

ในปีพ.ศ. 2557 ระบบไฟฟ้าของ กฟผ. มีความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสุทธิเท่ากับ 26,942.10 เมกะวัตต์ ซึ่งเกิดขึ้นเมื่อวันที่ 23 เมษายน พ.ศ. 2557 เวลา 14.26 น. ที่อุณหภูมิ 37.5 องศาเซลเซียส โดยมีค่าเพิ่มขึ้นจากความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสุทธิของปีพ.ศ. 2556 เป็นจำนวน 344 เมกะวัตต์ หรือเพิ่มขึ้นร้อยละ 1.29 สำหรับความต้องการพลังงานไฟฟ้าสุทธิของระบบ กฟผ. ในปีพ.ศ. 2557 มีค่าเท่ากับ 177,580 ล้านกิโลวัตต์-ชั่วโมง มีค่าเพิ่มขึ้นจากความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดสุทธิของปี 2556 ที่มีค่าเท่ากับ 173,536 ล้านกิโลวัตต์-ชั่วโมง เป็นจำนวน 4,045 ล้านกิโลวัตต์-ชั่วโมง คิดเป็นร้อยละ 2.33 [8] ทั้งนี้ ความต้องการพลังงานไฟฟ้าสุทธิของระบบ กฟผ. ในปีพ.ศ. 2557 มีค่าเพิ่มขึ้นไม่มากนัก เนื่องจากเศรษฐกิจไทยในไตรมาสแรกหดตัวร้อยละ 0.5 ซึ่งเป็นผลมาจากความวิตกกังวลเกี่ยวกับสถานการณ์ทางการเมืองในประเทศ และการชะลอตัวอย่างต่อเนื่องของฐานรายได้และภาวะเศรษฐกิจในภาพรวม รวมทั้งการจัดตั้งรัฐบาลมีแนวโน้มล่าช้ากว่าที่คาดการณ์ ทำให้การเบิกจ่ายภาครัฐและการขับเคลื่อนมาตรการทางเศรษฐกิจที่สำคัญๆ มีข้อจำกัดมากขึ้น

สำหรับค่าประมาณการความต้องการพลังไฟฟ้าสูงสุดสุทธิของประเทศในปีพ.ศ. 2557 (ณ เวลาเดียวกันกับ ระบบ กฟผ.) มีค่าเท่ากับ 27,633.5 เมกะวัตต์ เพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2556 จำนวน 549.0 เมกะวัตต์ หรือเพิ่มขึ้นร้อยละ 2.03 และความต้องการพลังงานไฟฟ้าสุทธิของประเทศของปี พ.ศ. 2557 มีค่าเพิ่มขึ้นจากปี พ.ศ. 2556 จำนวน 5,338.8 ล้านกิโลวัตต์-ชั่วโมง หรือคิดเป็นร้อยละ 3.01 [8]

2.2 การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า

การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak) เป็นค่าสูงสุดของความต้องการไฟฟ้า มีหน่วยเป็นเมกะวัตต์ และค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy) เป็นปริมาณไฟฟ้าที่ใช้ในแต่ละชั่วโมงตลอดทั้งปี มีหน่วยเป็นล้านหน่วย หรือ กิกะวัตต์-ชั่วโมง ที่จะเกิดขึ้นในอนาคต โดยสมมติฐานที่สำคัญที่ใช้ในการพยากรณ์คือ อัตราการขยายตัวทางเศรษฐกิจของประเทศ [9]

การจัดทำค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าในระยะยาวของประเทศ เป็นหน้าที่ของคณะกรรมการการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า ซึ่งอยู่ภายใต้คณะกรรมการบริหารนโยบาย

พลังงาน (กบง.) อนุกรรมการฯ จะทำการปรับปรุงค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าให้สอดคล้องกับสถานการณ์พลังงาน สภาพเศรษฐกิจ และข้อสมมุติฐานต่างๆ ในการจัดทำค่าพยากรณ์ที่เปลี่ยนไปอย่างสม่ำเสมอ เพื่อไม่ให้เกิดการขาดไฟฟ้าสูงหรือต่ำเกินไปจนเกิดผลเสียต่อประเทศชาติและต่อผู้ใช้ไฟฟ้า ซึ่งหากค่าพยากรณ์สูงเกินความเป็นจริง จะทำให้มีการก่อสร้างโรงไฟฟ้า ระบบส่ง และระบบจำหน่ายไฟฟ้าที่สูงเกินความต้องการที่แท้จริง โดยค่าใช้จ่ายที่เกิดขึ้นจะถูกผลักสู่ค่าไฟฟ้า ทำให้ประชาชนต้องเป็นผู้รับภาระในที่สุด แต่หากค่าพยากรณ์ต่ำกว่าความเป็นจริงจะทำให้เกิดไฟฟ้าตก ไฟฟ้าดับ ซึ่งจะส่งผลเสียต่อสภาพเศรษฐกิจโดยรวมได้ ดังนั้น เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าที่ใช้จริง จึงต้องมีการปรับปรุงการพยากรณ์ให้เป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพ

วิธีการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสามารถพิจารณาจากการถือครอง และการใช้ไฟฟ้าของเครื่องใช้ไฟฟ้า หรือที่เรียกว่าวิธี End Use ซึ่งวิธีนี้จะต้องมีข้อมูลที่ใช้ประกอบการพยากรณ์เป็นจำนวนมาก ไม่ว่าจะเป็นข้อมูลในภาพกว้าง เช่น การขยายตัวของเศรษฐกิจ จำนวนประชากร จำนวนครัวเรือน มาตรการของรัฐทางด้านไฟฟ้า เป็นต้น หรือข้อมูลในระดับย่อย เช่น การใช้ไฟฟ้าต่อมูลค่าเพิ่มของธุรกิจ และอุตสาหกรรมในระดับย่อย ประเภทของบ้านอยู่อาศัย ระดับรายได้ การใช้ไฟฟ้าและประสิทธิภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้า การขอใช้ไฟฟ้าและการขอรับการส่งเสริมการลงทุนจากสำนักงานคณะกรรมการส่งเสริมการลงทุน หรือ BOI การใช้ไฟฟ้าต่อพื้นที่ใช้สอย อุณหภูมิ เป็นต้น

โดยในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้านั้น จะทำการพยากรณ์ทั้งค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Demand Forecast) ซึ่งเป็นค่าสูงสุดของความต้องการไฟฟ้าในแต่ละปี มีหน่วยเป็นเมกะวัตต์ (MW) และค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า (Energy Demand Forecast) ซึ่งเป็นปริมาณไฟฟ้าในแต่ละชั่วโมงตลอดทั้งปีมีหน่วยเป็นล้านหน่วย (GWh) เหตุที่ต้องพยากรณ์ทั้งสองค่านี้ เพราะว่าการไฟฟ้าต้องการทราบว่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสูงสุดในแต่ละปีจะเพิ่มขึ้นเป็นปริมาณเท่าใด เพื่อใช้ในการวางแผนสร้างโรงไฟฟ้าหรือรับซื้อไฟฟ้าจากเอกชนทั้งภายในและต่างประเทศ ในขณะเดียวกันก็ต้องทราบว่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าในแต่ละปีเป็นปริมาณเท่าใด เพื่อใช้ในการวางแผนการใช้เชื้อเพลิงในการผลิตไฟฟ้า [8]

2.3 ปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อการพยากรณ์

การเติบโตทางเศรษฐกิจ เป็นการขยายกำลังการผลิตสินค้าและบริการโดยเพิ่มปริมาณและคุณภาพของทรัพยากร ปัจจัยการผลิต และประสิทธิภาพในการผลิตซึ่งมีผลทำให้ผลิตภัณฑ์ประชาชาติเบื้องต้น (real GNP) และรายได้ที่แท้จริงต่อบุคคล (real GNP per capita) สูงขึ้น โดยมีดัชนีชี้วัดทางเศรษฐกิจที่สำคัญดังนี้

2.3.1 ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP)

มูลค่าของสินค้าและบริการขั้นสุดท้ายที่ผลิตขึ้นภายในประเทศในระยะเวลาหนึ่งโดยไม่คำนึงถึงว่าทรัพยากรที่ใช้ในการผลิตสินค้า และบริการจะเป็นทรัพยากรของพลเมืองในประเทศหรือเป็นของชาวต่างประเทศ ในทางตรงข้าม ทรัพยากรของพลเมืองในประเทศแต่ไปทำการผลิตในต่างประเทศก็ไม่นับรวมไว้ในผลิตภัณฑ์ในประเทศ

ผลิตภัณฑ์ในประเทศมีการจัดทำทั้งตามราคาปัจจุบันและราคาคงที่โดย GDP ณ ราคาปัจจุบันคิดมูลค่าผลผลิตเป็นเงินตามราคาตลาดของสินค้าและบริการเหล่านั้น ขณะที่ GDP ณ ราคาคงที่คิดมูลค่าผลผลิตเป็นเงินตามราคาปีที่กำหนดเป็นปีฐาน

2.3.2 ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (Gross National Product: GNP)

มูลค่าของสินค้าและบริการขั้นสุดท้ายทั้งหมดที่ผลิตขึ้นในระยะเวลาหนึ่ง โดยใช้ทรัพยากรที่คนประเทศนั้น ๆ เป็นเจ้าของ

2.3.3 รายได้ประชาชาติ (National Income: NI)

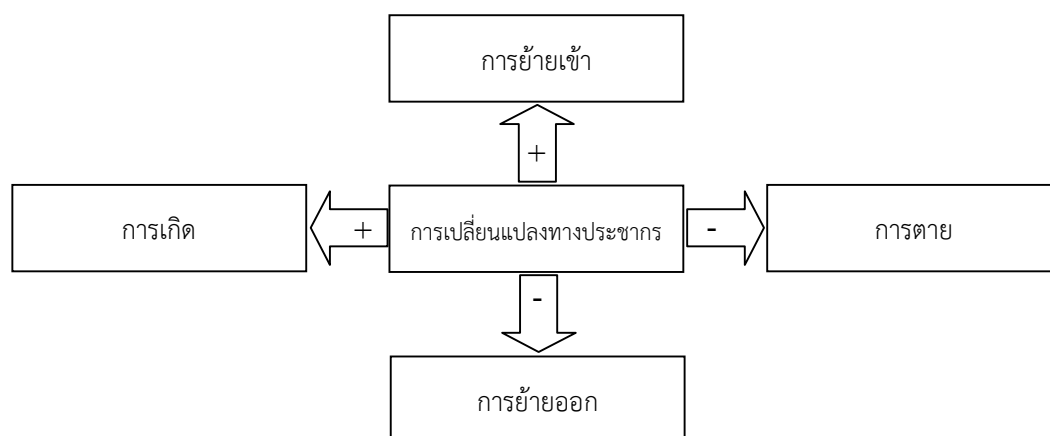
ผลตอบแทนจากปัจจัยการผลิต ซึ่งได้แก่ค่าตอบแทนแรงงาน ผลตอบแทนจากที่ดิน ทุน และการประกอบการโดยมีความสัมพันธ์กับผลิตภัณฑ์ประชาชาติ ดังนี้

$$NI = GNP - \text{ค่าเสื่อมราคา} - (\text{ภาษีทางอ้อม} - \text{เงินอุดหนุน})$$

รายได้ต่อหัว (Per capita GNP) คำนวณจากผลิตภัณฑ์ประชาชาติหารด้วยจำนวนประชากรทั้งประเทศ

2.3.4 จำนวนประชากร (Population: POP)

กลุ่มของสิ่งมีชีวิตที่เป็นชนิดเดียวกัน อาศัยอยู่ในบริเวณ เดียวกัน ในช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งในแต่ละบริเวณจะมีจำนวนประชากรที่แตกต่างกัน องค์ประกอบของการเปลี่ยนแปลงทางประชากร แสดงดังรูปที่ 2.1



รูปที่ 2.1 องค์ประกอบของการเปลี่ยนแปลงทางประชากร

จากรูปที่ 2.1 แสดงองค์ประกอบของการเปลี่ยนแปลงทางประชากร ซึ่งเกิดขึ้นได้จากองค์ประกอบหลักคือ การเกิด การตาย การย้ายถิ่น โดยจำนวนประชากรในพื้นที่นั้นๆ จะเพิ่มขึ้นเมื่อมีการเกิดและการย้ายเข้าพื้นที่เพิ่มขึ้น และจะลดลงเมื่อมีการตายและการย้ายออกเกิดขึ้น สามารถอธิบายองค์ประกอบของการเปลี่ยนแปลงจำนวนประชากร ได้ดังนี้

- การเกิด (Birth)

เป็นการศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยทางสังคมและชีวภาพที่มีผลต่อการเกิดของประชากร แต่ส่วนใหญ่จะให้ความสำคัญกับปัจจัยทางชีวภาพมากกว่า โดยจะศึกษาถึงอัตราการเจริญพันธุ์จากสตรีในช่วงอายุ 14-44 ปี หรือ 15-49 ปี

อัตรารเกิด (Birth rate) หรืออัตรารเกิดอย่างคร่าว ๆ (Crude birth rate) หมายถึง จำนวน คนเกิดในเขตพื้นที่หนึ่งหรือในกลุ่ม ประชากรหนึ่ง ในเวลา 1 ปี ต่อประชากร 1,000 คน ซึ่งมีวิธีคิดดังนี้

จำนวนเด็กเกิดที่มีชีวิตอยู่ในปีนั้น \times 1,000 คน/จำนวนประชากรกลางปี (หรือเฉลี่ย)

- การตาย (Mortality)

อัตรารตาย (Death rate) หรือ อัตรารการ ตายอย่างคร่าว ๆ (Crude death rate) หมายถึง จำนวนคนตายในเขตพื้นที่หนึ่ง หรือในกลุ่มประชากรหนึ่งในเวลา 1 ปี ต่อ ประชากร 1,000 คน ซึ่งมีสูตรดังนี้

จำนวนคนตายทั้งหมดใน1ปี \times 1,000 คน/จำนวนประชากรกลางปี (หรือเฉลี่ย)

- การย้ายถิ่น (Migration)

เป็นการเคลื่อนย้ายทางประชากรจากพื้นที่หนึ่งไปอยู่ยังอีกพื้นที่หนึ่ง สามารถแบ่งประเภทของการย้ายถิ่นได้ดังนี้

- 1) ย้ายถิ่นเข้า (Immigration)
- 2) ย้ายถิ่นออก (Emigration)
- 3) การย้ายถิ่นระหว่างประเทศ (International migration)
- 4) การย้ายถิ่นภายในประเทศ (Internal migration)

สาเหตุของการย้ายถิ่น

1. ปัจจัยผลัก (Push factors)

- ด้านเศรษฐกิจ เช่น การว่างงาน ค่าครองชีพ
- ด้านสังคมวิทยา เช่น คุณภาพชีวิต ปัญหาอาชญากรรม ความหนาแน่นของประชากร
- ด้านคุณภาพของการบริการทางสังคม เช่น การศึกษา

2. ปัจจัยดึง (Pull factors)

- ด้านเศรษฐกิจ เช่น มีที่อยู่อาศัยที่ดีขึ้น ความสะดวกในด้านการศึกษาหาความรู้
- ด้านกายภาพ เช่น สภาพภูมิอากาศดี

2.4 การประยุกต์ใช้ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์

ลักษณะงานที่สามารถนำข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าไปประยุกต์ในการปฏิบัติงานได้หลายกรณีดังต่อไปนี้

1. การนำไปใช้ในงานด้านวางแผนด้านบำรุงรักษาอุปกรณ์ไฟฟ้าโดยการจัดลำดับความสำคัญของอุปกรณ์ที่จะทำแผนการบำรุงรักษาประจำปี เพื่อให้การจัดงบประมาณและการจัดเตรียมชิ้นส่วนอุปกรณ์สำรองได้ถูกต้องตามความต้องการสำหรับอุปกรณ์ที่มีความจำเป็นมากกว่า ทั้งนี้เพื่อให้มีผลกระทบต่อผู้ใช้ไฟฟ้าให้น้อยที่สุด

2. การนำไปใช้กับงานวางแผนปรับปรุงสภาพการจ่ายไฟ เนื่องจากอุปกรณ์สถานีไฟฟ้าจะต้องมีการปรับเปลี่ยนโยกย้ายเมื่อผ่านการใช้งานไประยะเวลาหนึ่ง ดังนั้นจึงต้องมีการพิจารณาทางเลือก ใน

การจัดวงจรจ่ายไฟ โดยการทดสอบรูปแบบที่จะก่อให้เกิดความมั่นคงกับจุดจ่ายไฟให้มากที่สุดและมีค่าใช้จ่ายให้น้อยที่สุดเช่น การพิจารณาปรับเปลี่ยนอุปกรณ์ไฟฟ้าที่มีประวัติสถิติการทำงานที่แตกต่างกันบางจุดภายในสถานีไฟฟ้าให้มีความมั่นคงมากขึ้น การปรับเปลี่ยนลักษณะการจัดเรียงอุปกรณ์ให้ต่างไปจากเดิม เช่น การปรับปรุงการต่อเชื่อมบัสการจัดกลุ่มอุปกรณ์ไฟฟ้าใหม่

3. การนำไปใช้กับกระบวนการประเมินผลการปฏิบัติงาน ในกรณีที่หน่วยงานมีการเก็บข้อมูลสถิติการขัดข้องของอุปกรณ์ สามารถนำมาใช้เป็นค่าเป้าหมายการดำเนินงานที่เป็นไปได้จริง ในทางปฏิบัติในลักษณะการกำหนดเป้าหมายการดำเนินงานล่วงหน้าซึ่งปัญหาส่วนใหญ่ของหน่วยงานในการตั้งค่าเป้าหมายการดำเนินงานจะใช้ค่าเฉลี่ยสถิติผลการดำเนินงานในอดีตซึ่งมีความคลาดเคลื่อนสูง

4. การพิจารณาวางแผนปรับปรุงอุปกรณ์ให้เหมาะสมสอดคล้องกับความสำคัญของผู้ใช้ไฟฟ้า โดยการเปรียบเทียบการลงทุนปรับปรุงสภาพอุปกรณ์กับความสูญเสียของผู้ใช้ไฟให้เกิดความสมดุลกับค่าใช้จ่ายของผู้จำหน่ายไฟฟ้า

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะเป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยเลือกใช้ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) จำนวนประชากร (POP) และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า เป็นอินพุตสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของระบบของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ซึ่งอินพุตที่เลือกมานั้นมีความสัมพันธ์กันเนื่องจากมีลักษณะแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกันและใกล้เคียงกัน

บทที่ 3

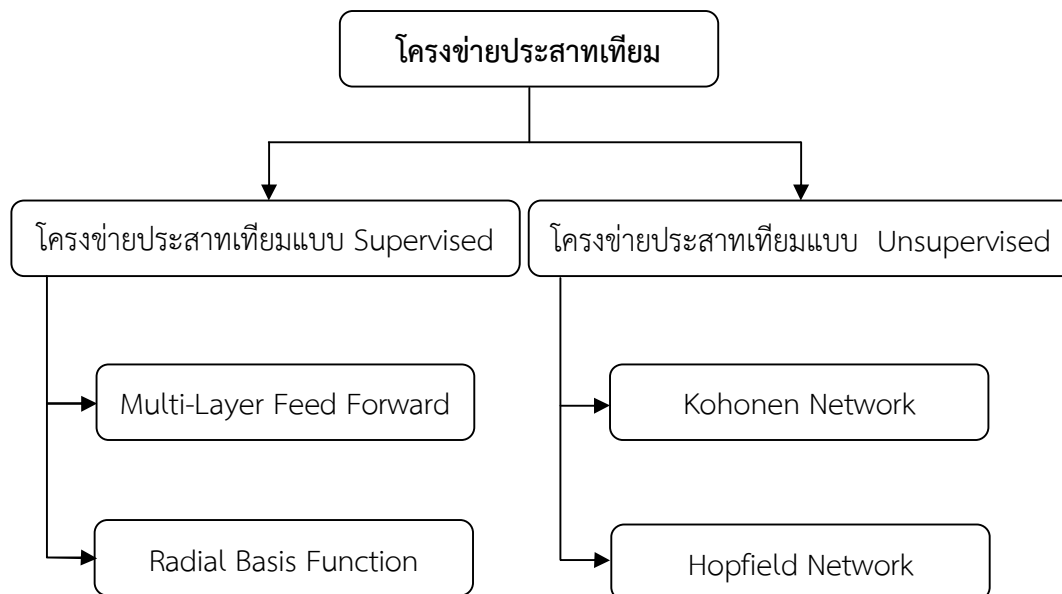
โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks)

โครงข่ายประสาทเทียม เป็นตัวแทนทางคณิตศาสตร์ที่จำลองการทำงานของสมองมนุษย์ ในการเรียนรู้และจดจำด้วยการทำงานแบบเชื่อมต่อ (Connectionist) โดยการนำข้อมูลต่างๆ มาประมวลผล วิเคราะห์ และตีความ โดยผลลัพธ์ที่ได้เรียกว่า ความรู้ (Knowledge) อันเกิดจาก กระบวนการเรียนรู้ (Learning Process)

โครงข่ายประสาทเทียม ประกอบด้วยหน่วยพื้นฐานที่เรียกว่า เซลล์ประสาท (neuron) ที่ต่อกันในลักษณะอนุกรมและขนาน หน่วยพื้นฐานนี้จะจำลองหรือเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ ฟังก์ชันการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมโดยส่วนมากจะหาได้จากการเชื่อมต่อกันระหว่างหน่วยพื้นฐาน สามารถสอนโครงข่ายประสาทเทียมในการเรียนรู้และจดจำข้อมูลหรือฟังก์ชันซับซ้อนต่างๆ ได้โดยการปรับค่าพารามิเตอร์ที่เชื่อมต่อระหว่างหน่วยพื้นฐานเหล่านั้น โครงข่ายประสาทเทียมถูกนำมาใช้ประยุกต์ในการแก้ปัญหาต่างๆ หลายสาขา เช่น การจดจำรูปแบบ (pattern recognition), การวินิจฉัย (identification), การจัดหมวดหมู่ (classification), และระบบควบคุม (control systems)

มีการนำเสนอรูปแบบโครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียมหลากหลายรูปแบบเพื่อใช้ในการทำงานที่แตกต่างกัน เช่น แบบป้อนไปข้างหน้า (Feedforward) แบบป้อนย้อนกลับ (Feedback หรือ Recurrent) และแบบแข่งขัน (Competitive) นอกจากนี้โครงข่ายประสาทเทียมยังมีการเรียนรู้ซึ่งเป็นการปรับค่าน้ำหนักเพื่อให้โครงข่ายได้เรียนรู้และแสดงพฤติกรรมตามที่ต้องการ แบ่งการเรียนรู้ได้เป็น 2 ประเภท คือ การเรียนรู้แบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Learning) และการเรียนรู้แบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Learning)

สามารถแบ่งประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังรูปที่ 3.1 [10]



รูปที่ 3.1 การแบ่งประเภทของโครงข่ายประเทียม

สามารถแบ่งโครงข่ายประสาทเทียม ได้เป็น

- โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Neural Networks) ซึ่งประกอบด้วย Multi-Layer Feed Forward และ Radial Basis Function
- โครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้ฝึกสอน (Unsupervised Neural Networks) ซึ่งประกอบด้วย Kohonen Network และ Hopfield Network

ซึ่งในบางครั้งอาจเป็นลักษณะผสมระหว่างโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอนและโครงข่ายประสาทเทียมแบบไม่มีผู้ฝึกสอน

ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเน้นเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Neural Network) ชนิด Multi-Layer Feed Forward เนื่องจากมีการนำไปใช้งานมากถึง 80 เปอร์เซ็นต์ [11] และสามารถนำมาประยุกต์ใช้งานในระบบไฟฟ้ากำลัง (Power Systems)

3.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน (Supervised Neural Networks)

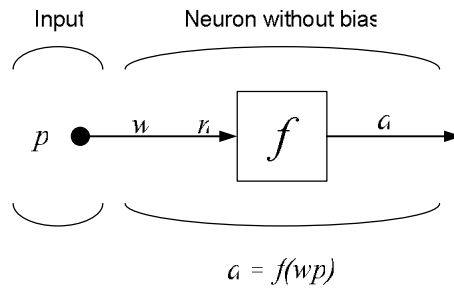
ลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอนคือ ในช่วงระหว่างการเรียนรู้ (training) จะต้องใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต ที่เตรียมไว้ในช่วงแรกมาใช้ในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ต่างๆ ของข้อมูลเหล่านั้น [11]

3.1.1 โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward Neural Networks)

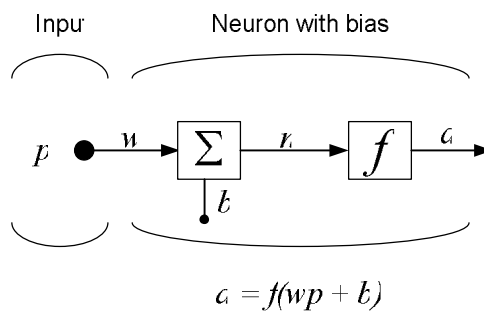
โครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น เป็นที่นิยมนำมาใช้งานเป็นส่วนมาก ส่วนต่างๆ ของโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้นประกอบด้วย

3.1.1.1 โมเดลพื้นฐานของนิวรอน

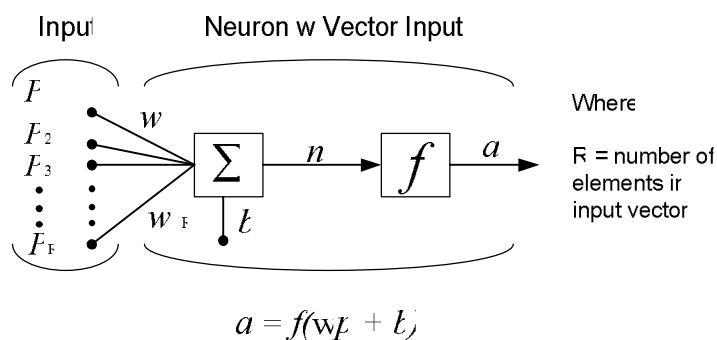
นิวรอนพื้นฐานที่มีหนึ่งอินพุต ดังแสดงในรูปที่ 3.2 เป็นแบบไม่มีค่าไบแอส ดังรูปที่ 3.3 เป็นแบบมีค่าไบแอส และนิวรอนที่มีหลายอินพุตแสดงไว้ดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.2 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส



รูปที่ 3.3 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนหนึ่งอินพุตแบบที่มีค่าไบแอส



รูปที่ 3.4 โครงข่ายประสาทเทียมหนึ่งนิวรอนแบบหลายอินพุต

- โดยที่
- p คือ อินพุต (Input)
 - w คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight)
 - b คือ ค่าไบแอส (bias)
 - f คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function)

ในรูปที่ 3.4 แสดงนิวรอนจำนวนหนึ่งนิวรอน ที่ประกอบด้วยอินพุตจำนวน R อินพุต ซึ่งความสัมพันธ์ของ n , p , w และ b สามารถแสดงได้ดังสมการที่ (3.1)

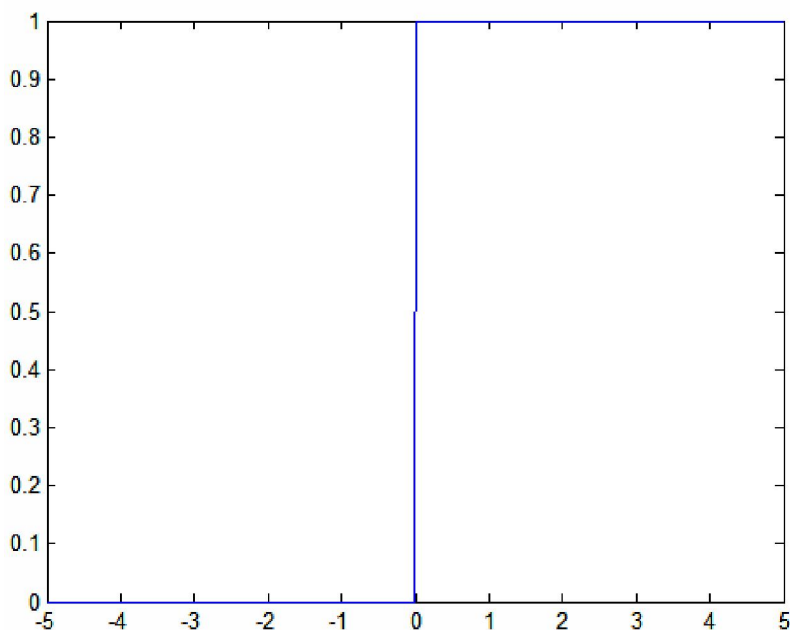
$$n = p_1w_{1,1} + p_2w_{1,2} + \dots + p_Rw_{1,R} + b \quad (3.1)$$

3.1.1.2 ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function)

ฟังก์ชันถ่ายโอนหรือฟังก์ชันกระตุ้น (activation function) มีอยู่มากมายหลายชนิด เช่น ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต (hard-limit) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (linear) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์ (log-sigmoid) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ (tan-sigmoid) เป็นต้น

- 1) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต (hard limit transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.2)

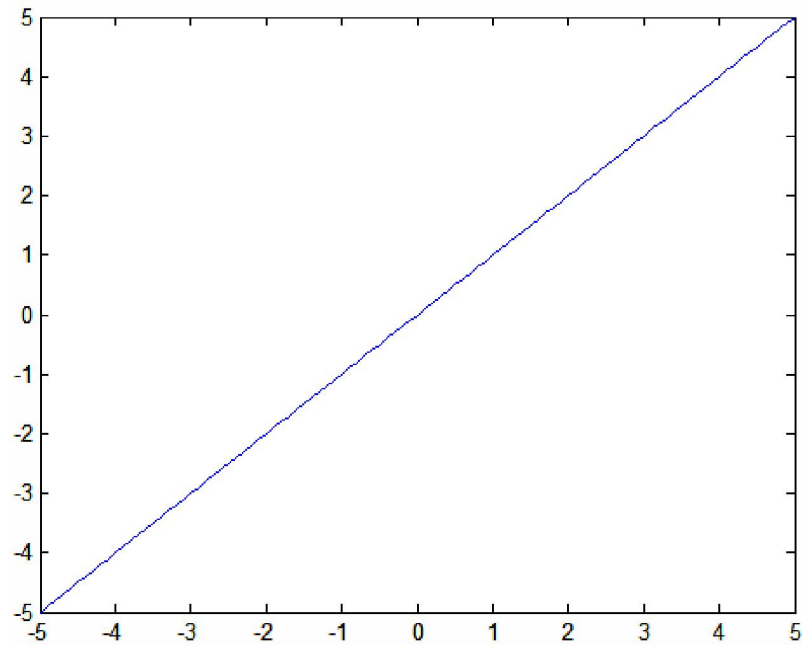
$$f(n) = \begin{cases} 0; n < 0 \\ 1; n \geq 0 \end{cases} \quad (3.2)$$



รูปที่ 3.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบฮาร์ดลิมิต

- 2) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น (linear transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.3)

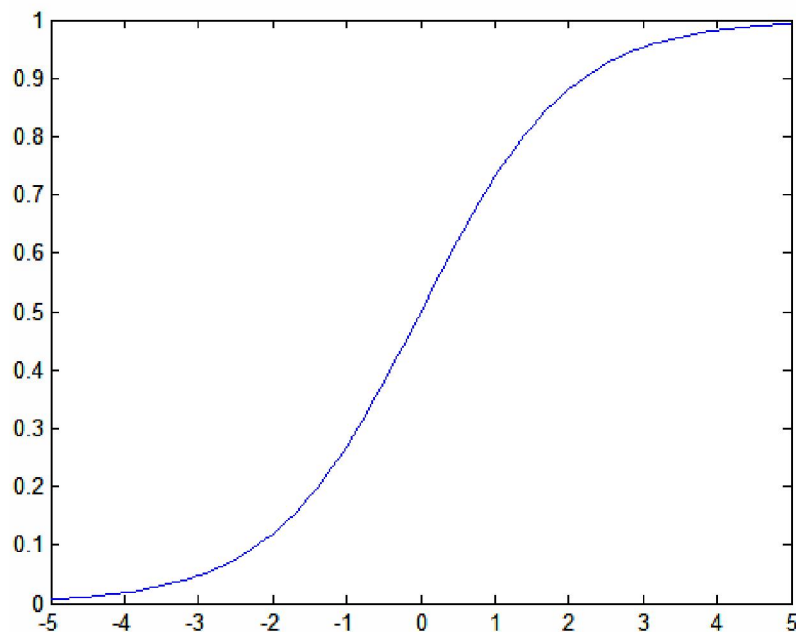
$$f(n) = n \quad (3.3)$$



รูปที่ 3.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

- 3) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์ (log-sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.4)

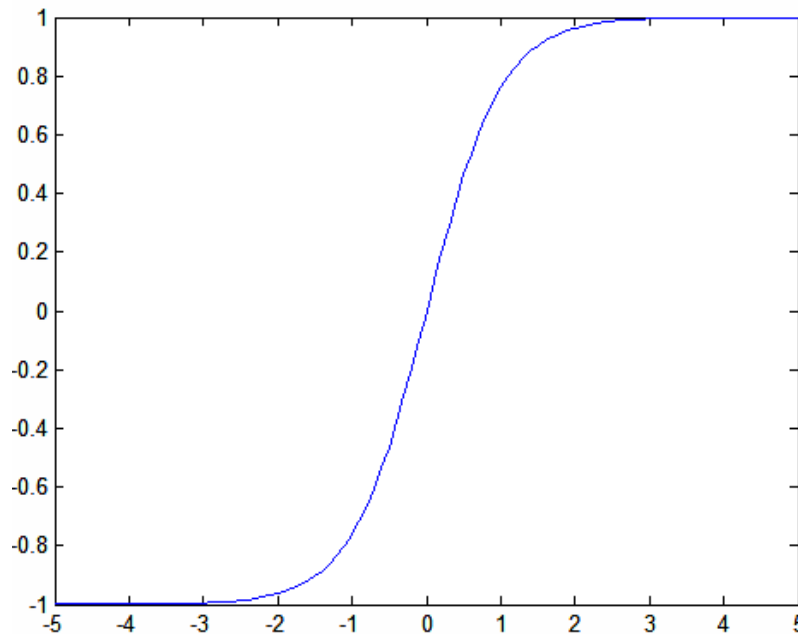
$$f(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (3.4)$$



รูปที่ 3.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์

- 4) ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์ (tan-Sigmoid transfer function) สามารถอธิบายได้ด้วยสมการที่ (3.5)

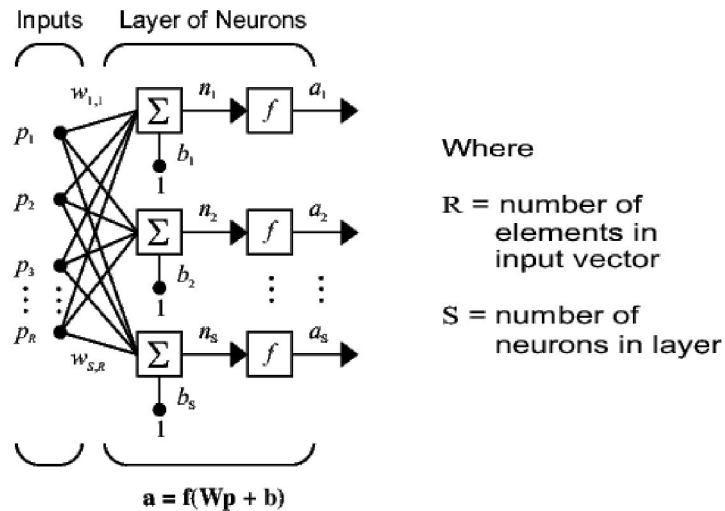
$$f(n) = \frac{1 - e^{-n}}{1 + e^{-n}} \quad (3.5)$$



รูปที่ 3.8 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

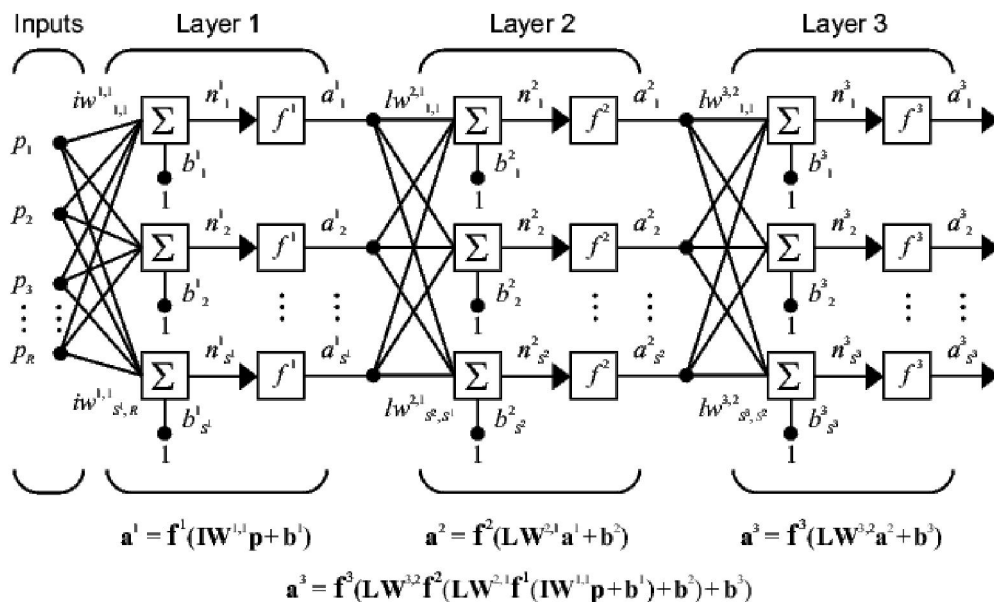
3.1.1.3 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

หากนำนิวรอนหลายๆ ตัวมาต่อเรียงแบบขนานกันเพื่อประกอบขึ้นเป็นชั้น (Layer) ดังแสดงในรูปที่ 3.9 และเมื่อนำแต่ละชั้นมาต่อเรียงแบบอนุกรมกันแล้ว จะกลายเป็นโครงข่ายประสาทเทียมป้อนไปข้างหน้าแบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed-Forward Neural Network) [12] ดังแสดงในรูปที่ 3.10 [13]



Where
 R = number of elements in input vector
 S = number of neurons in layer

รูปที่ 3.9 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น [11]



รูปที่ 3.10 โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น [11]

ในรูปที่ 3.9 แสดงนิรอนจำนวน S ตัวที่ต่อขนานกันประกอบขึ้นเป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบหนึ่งชั้น ในรูปที่ 3.10 แสดงโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ที่ประกอบด้วยชั้นอินพุต ชั้นที่ 1, 2 และ 3 โดยจะสังเกตได้ว่าในแต่ละชั้นมีการเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (weight, w) และค่าไบแอส (bias, b) โดยที่ a^1, a^2, a^3 คือเอาต์พุต ของชั้นที่ 1 ชั้นที่ 2 และชั้นที่ 3 ตามลำดับ f^1, f^2, f^3 คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของชั้นที่ 1 ชั้นที่ 2 และชั้นที่ 3 ตามลำดับ

ค่า Error $e(i)$ เมื่อ $i = 1, 2, 3, \dots, S^3$ ที่ชั้นเอาต์พุตคือ ผลต่างของเอาต์พุต $a^3(i)$ ของโครงข่ายประสาทเทียมและค่าเป้าหมาย (target), $t(i)$ ดังแสดงในสมการที่ (3.6)

$$e(i) = t(i) - a^3(i) ; i = 1, 2, 3, \dots, S^3 \tag{3.6}$$

3.1.1.4 กระบวนการเรียนรู้ [10]

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้น จะต้องเตรียมข้อมูลฝึกสอน (training data, training pattern) ไว้ และต้องอาศัยกระบวนการเรียนรู้เพื่อมาปรับพารามิเตอร์ 2 ตัวที่สำคัญในกระบวนการเรียนรู้ ได้แก่ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight, w) และค่าไบแอส (bias, b) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ดังแสดงในรูปที่ 3.10 จะนิยมใช้กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-Propagation Learning) หรืออาจเรียกย่อๆ ว่า Back-prop

ในกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้คือ Linear, Log-Sigmoid และ Tan-Sigmoid โดยเฉพาะข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนมากและมีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่ฝึกสอนแบบแพร่ค่าย้อนกลับ นิยมนำไปใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชัน (Function Approximation), Pattern Association, Pattern Classification

หลักการของการแพร่ค่าย้อนกลับ คือการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส ตามสมการ (3.7) และ (3.8) ตามลำดับของโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อที่จะทำให้ค่า Sum-Squared Error (SSE) ตามสมการ (3.9) มีค่าลดลงเข้าใกล้ศูนย์

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

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

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

โดยที่ N คือ จำนวนของข้อมูลฝึกสอน

การฝึกสอนด้วยการแพร่ค่าย้อนกลับอาจจะทำให้เกิดค่าต่ำสุดเฉพาะส่วน (local minimum) มากกว่าค่าต่ำสุดรวม (global minimum) ซึ่งถ้าค่าต่ำสุดเฉพาะส่วนที่พบเป็นที่พอใจในการแก้ปัญหานั้นได้ก็ไม่มีปัญหาอะไร แต่ถ้ายังไม่สามารถแก้ปัญหานั้นเป็นที่น่าพอใจเราก็สามารถแก้ไขได้โดยการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อน (hidden layer) หรืออาจเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนจาก 1 ชั้นซ่อน เป็น 2 ชั้นซ่อน ซึ่งแน่นอนว่าการเพิ่มจำนวนนิวรอนหรือจำนวนชั้นซ่อนจะทำให้เวลาในการฝึกสอนเพิ่มขึ้นด้วย ในที่นี้จะแนะนำขั้นตอนการเรียนรู้สำหรับการแพร่ค่าย้อนกลับ 2 วิธี คือ

1) The Generalised Delta Rule หรือ Gradient Descent Algorithm

จะมีตัวแปรที่สำคัญ 2 ตัว คือ Adaptive Learning Rate (η) และ Momentum Term (m) ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส จะถูกปรับโดยสมการ (3.10) และ (3.11) ตามลำดับ

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

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

โดยที่ m มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และมักจะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.9 ส่วน η จะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ค่าต่ำๆ เช่น 0.01 และค่าตัวแปรทั้งสองจะถูกปรับระหว่างการศึกษาครั้งนี้

ถ้า $SSE_{new} > SSE_{old} \cdot er$ แล้ว

1. ลดค่า η
2. ตั้งค่า $m = 0$

ถ้า $SSE_{new} < SSE_{old} \cdot er$ แล้ว

1. เพิ่มค่า η
2. m ใช้ค่าเดิม

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

1. η ใช้ค่าเดิม
2. m ใช้ค่าเดิม

เมื่อ er คือ ค่าคงที่

2) Levenberg-Marquardt Algorithm

ระหว่างการฝึกสอนค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส จะถูกปรับโดยสมการ (3.12) และ (3.13) ตามลำดับ

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

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

โดยที่

$J(w)$ คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าถ่วงน้ำหนัก (w) ซึ่งนิยามตามสมการ (3.14)

$J(b)$ คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ ของ Error เทียบกับค่าไบแอส (b) ซึ่งนิยามตามสมการ (3.15)

e คือ เมตริกซ์ ของ Errors ระหว่างข้อมูลเป้าหมาย (Target Data) และเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

μ คือค่าคงที่ ซึ่งค่าเริ่มต้นจะถูกตั้งไว้ค่าต่ำๆ เช่น 0.001

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,1)} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,2)} & \dots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,S_2)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,1)} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,2)} & \dots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,S_2)} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,1)} & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,2)} & \dots & \frac{\partial e(S_3)}{\partial w_3(S_3,S_2)} \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(S_3)}{\partial b_3(S_3)} \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

ระหว่างการฝึกสอน μ จะถูกปรับค่าดังนี้คือ μ จะถูกคูณด้วยค่าคงที่เช่น 10 ถ้า SSE ใหม่มีค่าเพิ่มขึ้นและจะถูกหารด้วย 10 ถ้า SSE ใหม่มีค่าลดลง

ถ้า normalization ของ $J^T(w).e$ หรือ $J^T(b).e$ มีค่าน้อยกว่าค่าต่ำสุดที่กำหนดไว้ หรือ μ มีค่ามากกว่าค่าสูงสุดที่กำหนดไว้ โปรแกรมที่ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะหยุดการฝึกสอนทันที

ข้อแตกต่างระหว่าง The Gradient Descent Algorithm และ Levenberg - Marquardt Algorithm

สำหรับ Levenberg-Marquardt Algorithm ทุกอินพุตจะถูกป้อนเข้าไปในโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบของการคำนวณ (epoch หรือ iteration) ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส จะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (3.12) และ (3.13) ตามลำดับ ในแต่ละรอบของการคำนวณจะใช้เวลาในการคำนวณนานและใช้หน่วยความจำมากกว่า The Gradient Descent Algorithm แต่

Levenberg-Marquardt Algorithm จะมีประสิทธิภาพดีกว่าและใช้จำนวนรอบของการคำนวณในการฝึกสอนน้อยกว่า ทำให้ใช้เวลารวมในการฝึกสอนน้อยกว่า

ส่วน The Gradient Descent Algorithm ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส สำหรับแต่ละ input pattern ในทุกๆรอบของการคำนวณจะถูกปรับเปลี่ยนค่าโดยสมการที่ (3.10) และ (3.11) ตามลำดับ

3.2 การเลือกชนิดอินพุตและเอาต์พุต

ลักษณะข้อมูลของอินพุตและเอาต์พุต มีอยู่ 2 แบบด้วยกัน คือ ลักษณะข้อมูลแบบต่อเนื่อง (continuous data) และลักษณะข้อมูลแบบไม่ต่อเนื่อง (discrete data) ตัวอย่างเช่น การเปลี่ยนแปลงของระดับโพลตเป็นลักษณะแบบต่อเนื่อง ส่วนการเปลี่ยนแปลงของจำนวนประชากรเป็นลักษณะแบบไม่ต่อเนื่อง [11]

3.3 การเลือกรูปแทนอินพุตและเอาต์พุต

กรณีที่ลักษณะของอินพุตและเอาต์พุตเป็นแบบต่อเนื่อง เราสามารถแทนค่าได้ด้วยจำนวนจริง (Real Number) แต่หากลักษณะของอินพุตและเอาต์พุตเป็นแบบไม่ต่อเนื่อง เราสามารถแทนค่าได้ด้วย จำนวนเต็ม ตัวเลขแบบฐานสอง (binary) หรือเกรย์โค้ด (Gray code) [11]

3.4 การนอร์มอลไลซ์ข้อมูลสำหรับสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ทำการนอร์มอลไลซ์ข้อมูลฝึกสอน เพื่อวัตถุประสงค์ดังนี้ [10]

- ลดเวลาในการสอนโครงข่ายประสาทเทียม
- เพิ่ม Accuracy ให้กับเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม

ในการนอร์มอลไลซ์ค่าอินพุตและเอาต์พุตก่อนกระบวนการฝึกสอน (training) จะขึ้นอยู่กับ การทำ Zero Mean ($\mu = 0$) และ Unity Variance ($\sigma = 1$) ซึ่งสามารถเขียนได้ด้วยสมการที่ (3.16)

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (3.16)$$

สำหรับอินพุตหรือเอาต์พุตใดๆ ถ้าแต่ละอินพุตและเอาต์พุตประกอบด้วย “n” Patterns (x_1, x_2, \dots, x_n) ใดๆ แล้วเราสามารถทำการ Normalized โดยสมการที่ (3.17) ถึง (3.20)

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_n \end{bmatrix}, \mu_X = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n} \quad (3.17)$$

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_1 - \mu_X \\ X_2 - \mu_X \\ \vdots \\ X_n - \mu_X \end{bmatrix}, \mu_Y = 0 \quad (3.18)$$

$$\sigma_Y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i)^2}{n}} \quad (3.19)$$

$$Z = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix} = Y \cdot \frac{1}{\sigma_Y} = \begin{bmatrix} \frac{X_1 - \mu_X}{\sigma_Y} \\ \frac{X_2 - \mu_X}{\sigma_Y} \\ \vdots \\ \frac{X_n - \mu_X}{\sigma_Y} \end{bmatrix}, \sigma_Z = 1 \text{ and } \mu_Z = 0 \quad (3.20)$$

และทำการ Scaling หรือ Bounding โดยสมการที่ (3.21) ถึง (3.22) และเอาท์พุตหลังจากทำการ Scaling หรือ Bounding ตามสมการที่ (3.23) [11]

$$mx = \text{ค่าสูงสุดของ } [Z]$$

$$mn = \text{ค่าต่ำสุดของ } [Z]$$

$$aw = \frac{b - a}{mx - mn} \quad (3.21)$$

$$bw = b - (aw \times mx) \quad (3.22)$$

$$\text{เอาท์พุต} = aw \cdot Zi + bw \quad ; i=1, 2, \dots, n \quad (3.23)$$

โดย a และ b คือช่วงของขอบเขตการ Bounding $[a, b]$

ซึ่งเป็นการ Mapping แบบเชิงเส้น (linear) ระหว่าง $[0.1, 0.9]$ สำหรับ “ n ” patterns ของแต่ละข้อมูลอินพุต และ $[-0.9, 0.9]$ สำหรับ “ n ” patterns ของแต่ละข้อมูลเอาท์พุต

ในแต่ละนิเวรอน ในชั้นซ่อนที่ 1 (single hidden layer) หรือชั้นซ่อนที่ 2 (two hidden layers) จะนิยมใช้

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Log-sigmoid
- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-sigmoid

สำหรับเอาต์พุตแต่ละนิเวรอนในชั้นซ่อนที่เอาต์พุต (output layer) ควรจะใช้

- ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-sigmoid

การ Scaling หรือ Bounding ของข้อมูลฝึกสอน

- ไม่มีความจำเป็นแต่ควรจะทำเมื่อนิเวรอนที่ชั้นซ่อนเอาต์พุตมีฟังก์ชันถ่ายโอนภายใน range ที่มีลักษณะ bounded
- ถ้าโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ไม่มีขีดจำกัดอินพุตที่แน่นอน การ Scaling ตัวแปรของอินพุตไม่มีความจำเป็น
- มีความสำคัญเมื่อข้อมูลถูกเรียนรู้โดยใช้เอาต์พุตของนิเวรอน สามารถทำให้กระบวนการเรียนรู้ง่ายขึ้น ซึ่งค่าถ่วงน้ำหนักทั้งหมดยังคงมีค่าน้อย ๆ
- เพื่อปรับปรุง interpretability ของค่าถ่วงน้ำหนักในโครงข่าย

เพื่อที่จะได้ชุดของ “bias” และ “weight” ที่ดีที่สุด ค่า SSE ที่ถูกเลือกของเอาต์พุตสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมและเอาต์พุตเป้าหมาย ระหว่างการฝึกสอน (Training) และทดสอบ (Testing) จะถูกใช้ในการเลือกค่า “weight” และ “bias” สุดท้าย

เมตริกซ์ $[O]$ คือ แต่ละเอาต์พุต ที่ถูก normalized และ bounded ระหว่างการฝึกสอน

เมตริกซ์ $[Q]$ คือ “n” patterns ที่ถูก interpolated ของแต่ละเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียมจะถูกเปรียบเทียบกับแต่ละเอาต์พุตเป้าหมาย ดังแสดงในสมการที่ (3.24) ถึง (3.25)

$$[L] = \begin{bmatrix} \frac{O_1 - bw}{aw} \\ \frac{O_2 - bw}{aw} \\ \vdots \\ \frac{O_n - bw}{aw} \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

$$[Q] = \begin{bmatrix} L_1 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ L_2 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ \vdots \\ L_n \cdot \sigma_Y + \mu_X \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

สำหรับการทดสอบข้อมูลอินพุตชุดใหม่นั้น เมื่อมีข้อมูลใหม่ถูก tested หรือ recalled แล้ว “m” patterns ของแต่ละอินพุตใหม่จำเป็นต้องถูก normalized ด้วยการทำให้ zero mean และ unity variance และ bounded ในช่วง [0.1, 0.9]

เมตริกซ์ $[T]$ แทนด้วยแต่ละ normalized และ unity variance และ bounded ของเอาต์พุตของชุดทดสอบ ดังนั้นแต่ละค่าของเอาต์พุตของชุดทดสอบ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมจะถูก interpolated โดยเมตริกซ์ $[R]$ และเมตริกซ์ $[H]$ “m” patterns ของแต่ละเอาต์พุตของชุดทดสอบ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมที่จะถูกเปรียบเทียบกับแต่ละเอาต์พุตของชุดทดสอบ เป้าหมาย สามารถแสดงในสมการที่ (3.26) ถึง (3.27)

$$[R] = \begin{bmatrix} \frac{T_1 - bw}{aw} \\ \frac{T_2 - bw}{aw} \\ \vdots \\ \frac{T_m - bw}{aw} \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

$$[H] = \begin{bmatrix} R_1 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ R_2 \cdot \sigma_Y + \mu_X \\ \vdots \\ R_m \cdot \sigma_Y + \mu_X \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

3.5 การเลือกโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อเสนอแนะสำหรับใช้ในการเลือกจำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน ในหลายๆ ปัญหา คือกฎของ “geometric pyramid”

โดยที่จำนวนของนิวรอนเป็นลักษณะคล้ายรูปปิรามิด ซึ่งมีจำนวนลดลงจากอินพุตไปยังเอาต์พุต สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feed-forward) ที่ประกอบด้วย 1 ชั้นซ่อน จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อนจะคำนวณได้จากสมการที่ (3.28) [10]

$$\text{จำนวนของนิรอนในชั้นซ้อน} = \sqrt{c \cdot d} \quad (3.28)$$

c = จำนวนของตัวแปรอินพุต

d = จำนวนของตัวแปรเอาต์พุต

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ที่ประกอบด้วย 2 ชั้นซ้อน จำนวนของนิรอนในชั้นซ้อนในแต่ละชั้นซ้อน จะคำนวณได้จากสมการที่ (3.29) ถึง (3.30)

$$\text{จำนวนของนิรอนในชั้นซ้อนที่ 1} = d \cdot r^2 \quad (3.29)$$

$$\text{จำนวนของนิรอนในชั้นซ้อนที่ 2} = d \cdot r \quad (3.30)$$

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

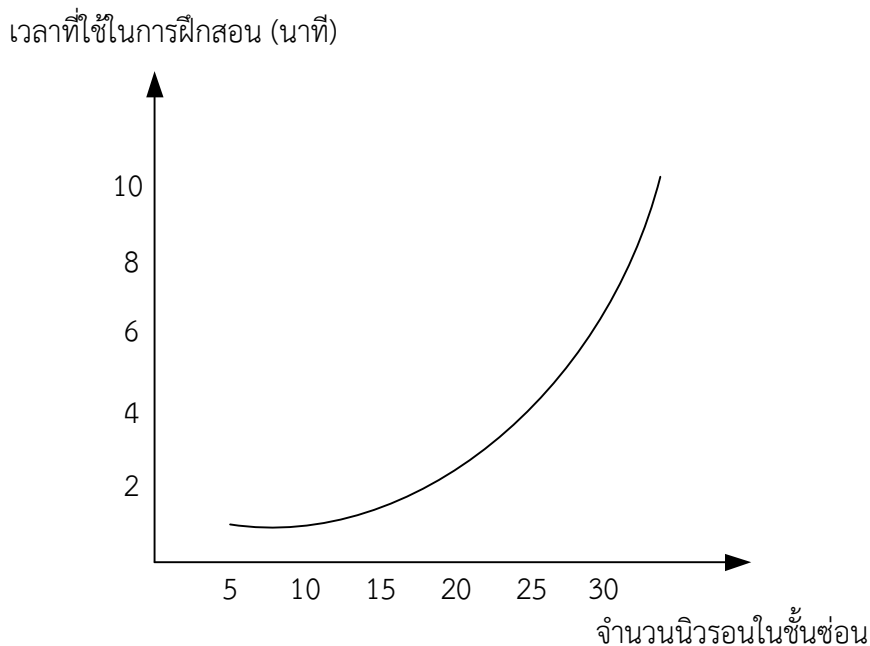
c = จำนวนของตัวแปรอินพุต

d = จำนวนของตัวแปรเอาต์พุต

นอกจากนี้ขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียม จะสามารถหาได้โดยวิธีการลองผิดลองถูก (trial and error) โดยจะเริ่มจากจำนวนนิรอนในชั้นซ้อนน้อยๆ และถูกเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงค่าสูงสุดที่ตั้งไว้ ซึ่งในแต่ละขั้นตอนจะถูกตรวจสอบโครงสร้างที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละกลุ่มของข้อมูลฝึกสอน โครงข่ายประสาทเทียมที่มี 2 ชั้นซ้อน มักจะถูกใช้ในการแก้ปัญหาต่างๆ โดยกำหนดให้จำนวนนิรอนในชั้นซ้อนแรกมากกว่าชั้นซ้อนที่สองอยู่หนึ่งหรือสามนิรอน

สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้วิธีการลองผิดลองถูก (trial and error) โดยกำหนดให้จำนวนนิรอนในชั้นซ้อนแรกมากกว่าจำนวนนิรอนในชั้นที่สองอยู่หนึ่งนิรอน

ส่วนเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม นั้นจะขึ้นอยู่กับจำนวนของนิรอน ซึ่งอยู่ในชั้นซ้อน และมีความสัมพันธ์กันในลักษณะกราฟ Exponential ดังแสดงในรูปที่ 3.11

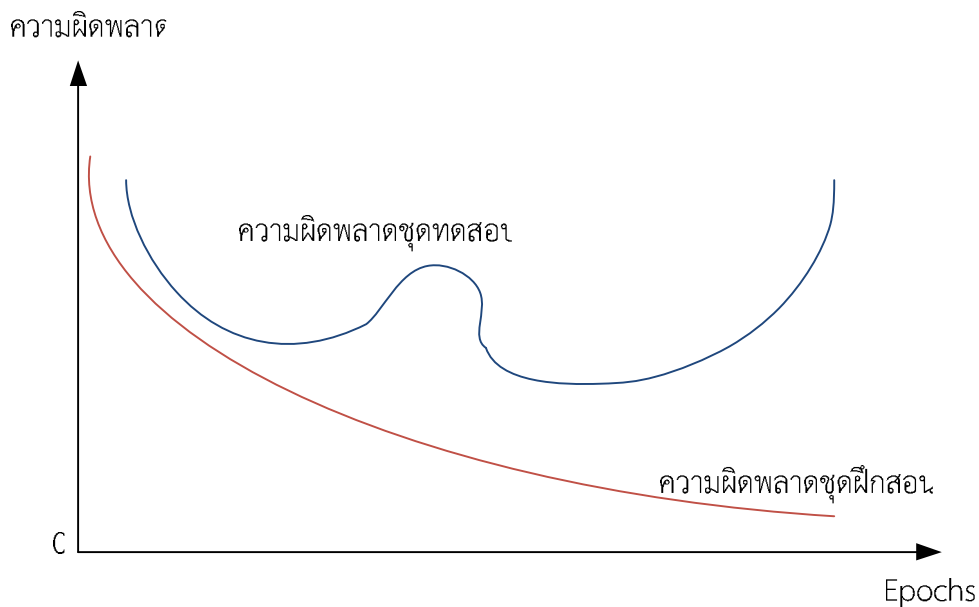


รูปที่ 3.11 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนนิเวรอนในชั้นซ่อนและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน

3.6 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ลักษณะทั่วไปที่เหมาะสมของโครงข่ายประสาทเทียมด้วยวิธีการฝึกสอนที่ใช้มีความสำคัญที่ต้องแน่ใจว่าโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมมีขนาดไม่ใหญ่จนเกินความจำเป็นซึ่งขึ้นอยู่กับความไม่เป็นเชิงเส้นของการประยุกต์ใช้งานที่ถูกพิจารณา [10]

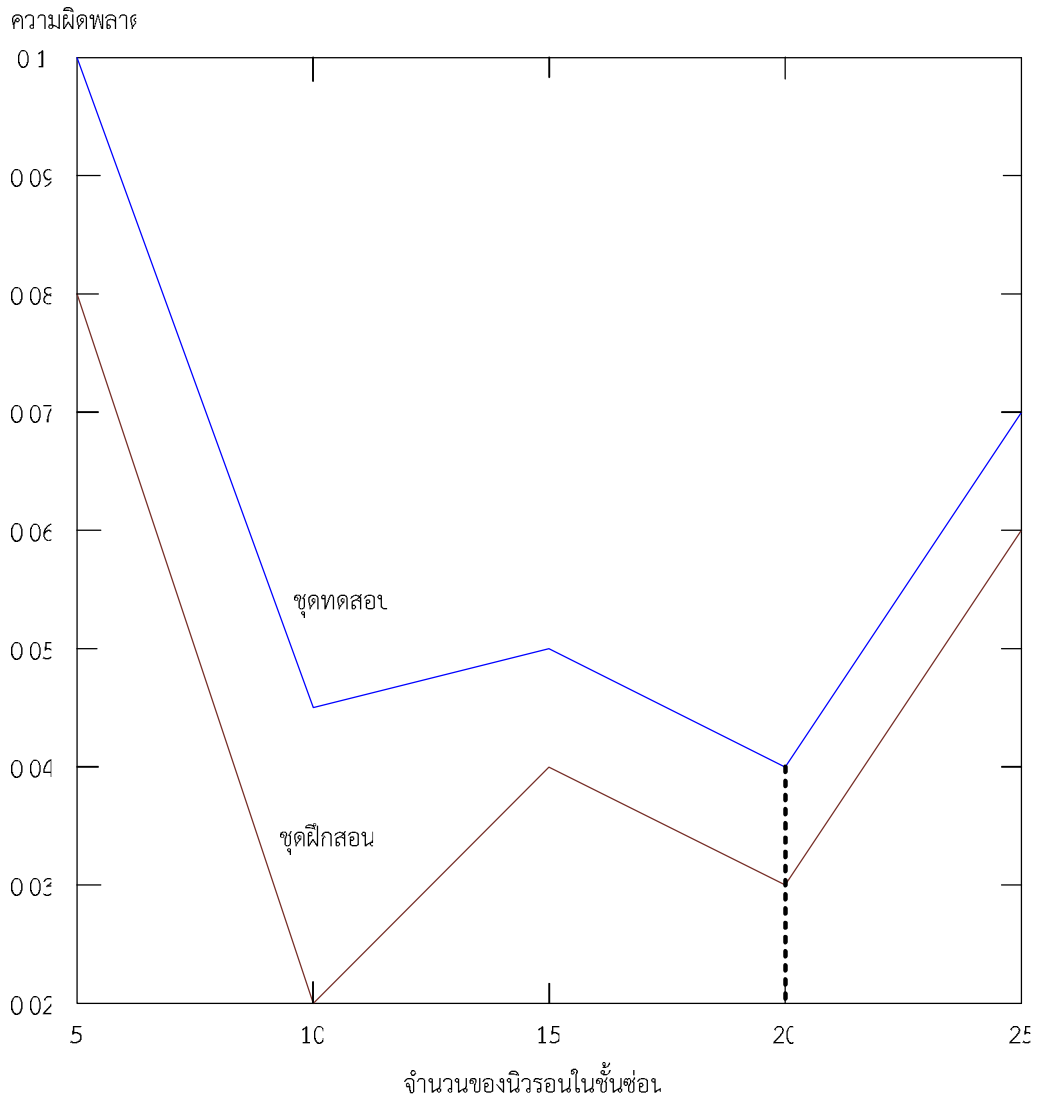
ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นอาจจะใช้ข้อมูลที่แตกต่างกัน 3 ชุด ได้แก่ ข้อมูลสำหรับฝึกสอน (training) ซึ่งใช้สำหรับฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลสำหรับตรวจสอบ (validation) หรือประเมินผล (evaluation) ซึ่งใช้สำหรับตรวจสอบความก้าวหน้าในการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม และข้อมูลสำหรับทดสอบ (test) ซึ่งจะเป็นข้อมูลชุดใหม่ที่โครงข่ายประสาทเทียมไม่เคยเห็นมาก่อน (unseen data) ซึ่งหลังจากการเรียนรู้สิ้นสุดลงโครงข่ายประสาทเทียมจะประมาณค่าเอาต์พุตของข้อมูลทดสอบ



รูปที่ 3.12 ค่าความผิดพลาดของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ในแต่ละ epoch

รูปที่ 3.12 เป็นแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าความผิดพลาดของชุดฝึกสอนและชุดทดสอบในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม ในแต่ละ epoch หรือ iteration

เพื่อความสะดวกและง่ายในการนำไปใช้งานเฉพาะข้อมูลสำหรับฝึกสอนและทดสอบที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียม โดยจำนวนที่เหมาะสมสำหรับจำนวนนิรอนในชั้นซ่อนจะอยู่แถวใกล้กับค่าต่ำสุดรวมของความผิดพลาดของชุดทดสอบ ตัวอย่างเช่น นิรอนในชั้นซ่อนจำนวน 20 นิรอน จะถูกเลือกจากรูปที่ 3.13 ไม่ใช่เลือกนิรอนในชั้นซ่อนจำนวน 10 นิรอน จากค่าต่ำสุดรวมของความผิดพลาดของชุดฝึกสอน



รูปที่ 3.13 การเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนโดยพิจารณาจากค่าความผิดพลาดของชุดทดสอบต่ำสุด

จำนวนของนิวรอนในชั้นซ่อน

กรณีเล็กมากจะทำให้เกิดการ underfitting ขึ้นในระหว่างช่วงเวลาการเรียนรู้ของ โครงข่ายประสาทเทียม

กรณีใหญ่มากจะทำให้เกิดการ overfitting ขึ้นได้ อย่างไรก็ตามค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส เริ่มต้นในช่วงเวลาการเรียนรู้ก็เป็นปัจจัยที่สำคัญมากอย่างหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อที่จะให้ได้โครงสร้างที่เหมาะสมโดยที่จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนไม่น้อยหรือมากเกินไป โดยทั่วไปค่าที่ได้จากการสุ่มที่มีค่าน้อยๆ ระหว่าง 0 ถึง 1 ของค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอส มักจะถูกใช้เป็นพารามิเตอร์เริ่มต้นของการเรียนรู้และจะถูกปรับปรุงตลอดเวลาในช่วงการเรียนรู้

สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้การฝึกสอนและทดสอบที่นำมาใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น ชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะเลือกใช้วิธีการฝึกสอนแบบ Levenberg-Marquardt Algorithm

โดยจำนวนนิวตรอนในแต่ละชั้นซ้อน และชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนของแต่ละชั้น เลือกโดยใช้วิธีลองผิดลองถูก (trial and error) เพื่อหาคำตอบที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

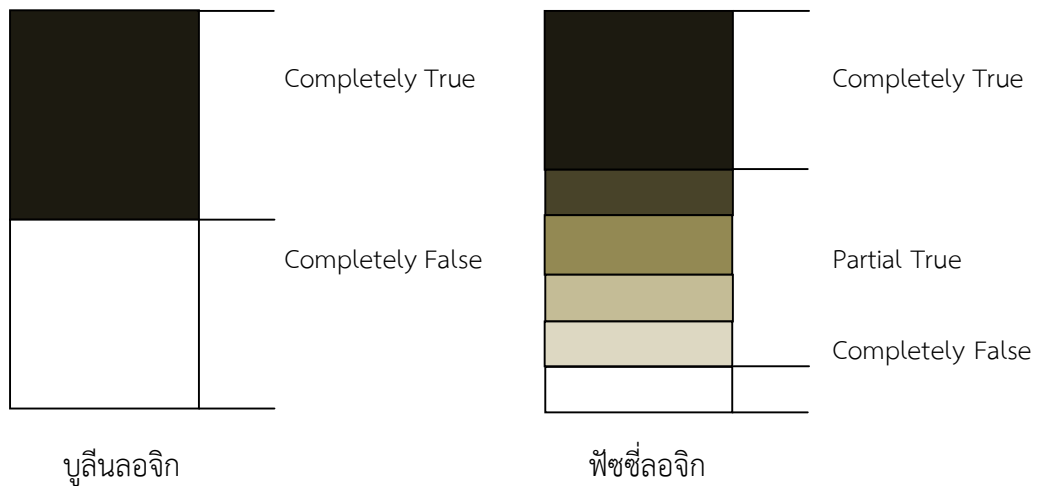
ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems)

เทคโนโลยีอัจฉริยะทั้งหลายจะมีคุณสมบัติและลักษณะในการคำนวณแตกต่างกันไป ทำให้แต่ละเทคโนโลยีอัจฉริยะสามารถแก้ปัญหาได้เฉพาะอย่างไม่สามารถแก้ทั้งหมด ตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียมมีคุณสมบัติในการเรียนรู้จากข้อมูล มีการปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ในเครือข่ายที่มีการต่อเชื่อมกันอย่างหนาแน่น มีการส่งผ่านข้อมูลที่จะประมวลผลจากอินพุตไปยังเอาต์พุตแบบขนาน ทำให้การประมวลผลของโครงข่ายประสาทเทียมเป็นไปอย่างรวดเร็ว แต่โครงข่ายประสาทเทียมก็มีจุดด้อยที่ไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการได้มาในสิ่งที่ตัดสินใจนั้นได้ จุดด้อยนี้เป็นที่รู้จักในชื่อ “black box” หรือ กล่องดำ ส่วนระบบฟัซซีสามารถให้เหตุผลด้วยข้อมูลและมีคุณสมบัติใช้งานด้านการอธิบายการตัดสินใจด้วยกฎฟัซซี แต่ระบบฟัซซีไม่มีความสามารถในการเรียนรู้การปรับแต่งโครงสร้างของกฎและตัวแปรต่าง ๆ ในตัวระบบเอง โดยโครงสร้างของระบบจะถูกกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญ จากข้อมูลและข้อจำกัดต่างๆ เหล่านี้ จึงทำให้มีนักวิจัยให้ความสนใจคิดค้นวิธีการผสมระบบหลายระบบเข้าด้วยกัน กลายเป็นระบบประสานแบบอัจฉริยะ (hybrid intelligent system: HIS) ขึ้นมาเป็นจำนวนมาก เช่น ระบบฟัซซีผสมเข้ากับโครงข่ายประสาทเทียม จึงได้ชื่อใหม่เป็นระบบฟัซซีนิวรัลเน็ตเวิร์ค (fuzzy neural network) หรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี เป็นระบบที่มีกระบวนการเรียนรู้ในตัวเองและโครงสร้างของระบบสามารถตีความหมายและให้เหตุผลได้ ทั้งนี้ก็เพื่อจะแก้ปัญหาจากข้อด้อยของแต่ละวิธี

ระบบผสมนิวโร-ฟัซซี ที่มีชื่อเสียงและเป็นที่ยอมรับกันมากในปัจจุบัน ได้แก่ ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS) ซึ่งเป็นระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีพื้นฐานของโครงข่ายปรับตัวได้ด้วยวิธีการเรียนรู้แบบผสม (hybrid)

4.1 พื้นฐานแนวคิดแบบฟัซซี

ฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic) หรือ ตรรกศาสตร์คลุมเครือ หรือ เซตวิภังค์ (ตามศัพท์บัญญัติของราชบัณฑิตยสถาน) เป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือ ไม่ชัดเจน คล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์ เป็นการให้เหตุผลแบบประมาณ ซึ่งแตกต่างจากการให้เหตุผลแบบเด็ดขาดในลักษณะ ถูก/ผิด ใช่/ไม่ใช่ ซึ่งถือว่าเป็นเครื่องมือที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความไม่แน่นอนของข้อมูล โดยยอมให้มีความยืดหยุ่นได้ มีการใช้หลักเหตุผลที่คล้ายการเปลี่ยนแบบวิธีความคิดที่ซับซ้อนของมนุษย์ ฟัซซีลอจิกมีลักษณะที่พิเศษกว่าบูลีนลอจิก (Boolean Logic) หรือ ตรรกะแบบจริงแท้ เป็นแนวคิดที่มีการต่อขยายในส่วนของความจริง (Partial True) โดยค่าความจริงจะอยู่ในช่วงระหว่างจริง (completely true) กับเท็จ (completely false) ส่วนตรรกศาสตร์เดิมจะมีค่าเป็นจริงกับเท็จเท่านั้น แสดงได้ดังรูปที่ 4.1 [14]



รูปที่ 4.1 บูลีนลอจิก (Boolean Logic) กับฟัซซีลอจิก (Fuzzy Logic)

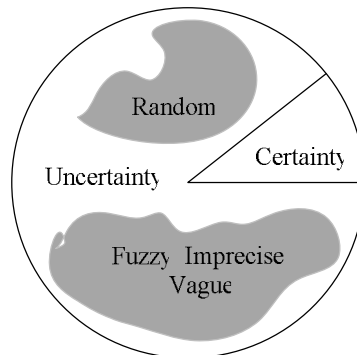
ฟัซซีลอจิกเป็นการนำเสนอแนวคิดแบบมนุษย์ ซึ่งทำการจำลองภาษาคำพูด การตัดสินใจ หรือสามัญสำนึกของมนุษย์ ทำให้ระบบมีความฉลาดเหมือนมนุษย์ได้ (intelligent system)

ในทางวิศวกรรม นิยมใช้ฟัซซีลอจิกช่วยในการวิเคราะห์เหตุการณ์ต่างๆ เพื่อทำการตัดสินใจให้โดยนำไปใช้กับปัญหาที่มีลักษณะมีความคลุมเครือ (Fuzzy) หรือ มีความไม่แน่นอน (Uncertainty) สูง

ความเป็นฟัซซี (fuzziness) มีชื่อเรียกว่า มัลติวาลานซ์ (multivalence) มีค่าที่ความเป็นสมาชิกมากกว่า 2 ค่า ซึ่งแตกต่างกับไบวาลานซ์ (bivalence) ที่มีความเป็นสมาชิกเพียง 2 ค่า

ฟัซซีเซต (fuzzy Set) เป็นเครื่องมือทางคณิตศาสตร์ที่สื่อถึง “ความไม่แน่นอน (uncertainty)” สามารถที่จะสร้างและกำหนดรูปแบบ (modeling) ของลักษณะความไม่แน่นอนที่เป็นความคลุมเครือ ความไม่ตายตัว รวมถึงความขาดข้อมูลบางส่วน โดยทฤษฎีของฟัซซีเซตจะใช้ลักษณะความหมายของตัวแปรเชิงภาษา (linguistic) มากกว่าเชิงปริมาณ (quantitative) ของตัวแปร เช่น การหาความหมายของ “คนที่เป็นผู้ใหญ่” เนื่องจากเราไม่สามารถนิยามค่าความเป็นผู้ใหญ่ที่ตรงกันและระบุเป็นหนึ่งเดียว (identical) ได้ โดยที่ นาย ก. จะให้ความหมายของ “ผู้ใหญ่” ว่าหมายถึงคนที่มีอายุมากกว่า 35 ปี นาย ข. ให้ความหมายว่าเป็นคนที่มีอายุมากกว่า 40 ปี ซึ่งทั้งสองคนต่างแสดงความหมายของคำว่าคนที่เป็นผู้ใหญ่โดยการเปรียบเทียบและในมุมมองของตัวเองตามอายุของตน ในการทำงานในมุมมองแบบฐานสอง (binary sense) จะได้ผลเป็น ใช่ หรือ ไม่ใช่ เพียง 2 กรณี ซึ่งหากทำการกำหนดว่า คนที่เป็นผู้ใหญ่คือคนที่มีอายุมากกว่า 40 ปี คอมพิวเตอร์จะให้ผลว่าคนที่มีอายุ 39 ปี 6 เดือน ไม่จัดเป็นว่าคนที่เป็นผู้ใหญ่ แต่จะเห็นว่าบุคคลนี้เป็นผู้ใหญ่เพราะอายุเกือบจะ 40 ปีแล้ว และถึงแม้ว่าบุคคลนี้จะมีอายุ 40 ปี แต่หากพิจารณาจากกลุ่มคนที่มีอายุเฉลี่ย 55 ปี บุคคลนี้ก็จะไม่จัดว่าอยู่ในกลุ่มคนที่เป็นผู้ใหญ่ แสดงให้เห็นว่า ความเป็นผู้ใหญ่ไม่ได้มีลักษณะความไม่แน่นอนแบบสุ่ม จากการศึกษาปัญหาทั่ว ๆ ไปจะแสดงถึงรูปแบบลักษณะการกระจายของปัญหารูปที่ 4.2 เป็นการแสดงให้เห็นว่าแนวทางในการตัดสินใจของปัญหาทั้งหมดมีเพียงส่วนน้อยที่เป็นสิ่งที่ไม่แน่นอน (certainty) ที่เหลือคือสิ่งที่ไม่แน่นอนซึ่งประกอบด้วยความไม่แน่นอนที่มีลักษณะแบบสุ่มและความไม่แน่นอนที่มีลักษณะเป็นความคลุมเครือหรือฟัซซี ซึ่งมีมากกว่าร้อยละ 40 นั้นเพราะ

ปัญหาส่วนมากเกี่ยวข้องกับการตัดสินใจของมนุษย์ ซึ่งจะตัดสินใจตามพื้นฐานความคิดของตนเป็นหลัก

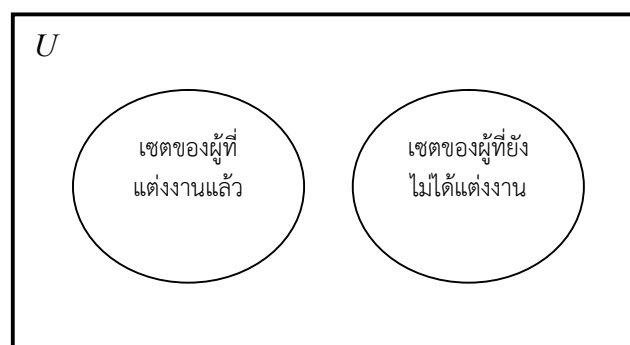


รูปที่ 4.2 ความไม่แน่นอน (uncertainty)

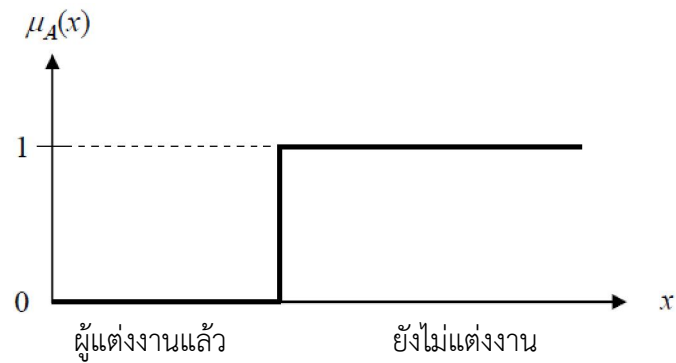
พีชชีจะสร้างวิธีการทางคณิตศาสตร์ที่แสดงถึงความคลุมเครือและความไม่แน่นอนของระบบที่เกี่ยวข้องกับความคิดความรู้สึกของมนุษย์ ทำการพิจารณาส่วนประกอบต่างๆ ในความไม่แน่นอนเพื่อกำหนดเงื่อนไขในการตัดสินใจ (decision making) โดยอาศัยเซตของความไม่เป็นสมาชิก

4.2 เซตแบบฉบับ

เซตแบบฉบับ (classical set) หรือเซตทวินัย (crisp set) เป็นเซตที่มีค่าความเป็นสมาชิกเป็น 0 หรือ 1 $\{0, 1\}$ เท่านั้น เซตในทฤษฎีเซตแบบฉบับจะมีขอบเขตแบบแข็ง (sharp boundary) ซึ่งเป็นขอบเขตที่ตัดขาดจากกันแบบทันทีทันใด เซตแบบฉบับมีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกตามแนวคิดเลขฐานสอง โดยที่ตัวแปรหนึ่งๆ จะมีค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่า คือ 0 แสดงไม่เป็นสมาชิก และ 1 แสดงความเป็นสมาชิก ตัวอย่างเช่น เซตของคู่แต่งงาน จะสามารถบอกได้อย่างแน่ชัดว่าเป็นกลุ่มผู้แต่งงานหรือไม่แต่งงาน [11]



รูปที่ 4.3 ตัวอย่างเซตแบบฉบับ



รูปที่ 4.4 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกในเซตผู้ที่ไม่แต่งงาน

จากรูปที่ 4.3 แสดงตัวอย่างของเซตย่อยสองเซต คือเซตของผู้ที่แต่งงานและเซตของผู้ที่ไม่แต่งงาน จะเห็นได้ว่าคนหนึ่งคนจะเป็นสมาชิกภาพได้เพียงเซตเดียวเท่านั้น แต่งานหรือไม่แต่งงาน ในรูปที่ 4.4 แสดงฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตผู้ที่ไม่แต่งงาน จากรูปจะเห็นได้ว่า ผู้ที่แต่งงานแล้ว จะมีค่าความเป็นสมาชิกในเซตของผู้ไม่แต่งงานเป็น 0 ส่วนผู้ที่ไม่แต่งงานมีค่าความเป็นสมาชิกภาพของเซตผู้ที่ไม่แต่งงานเป็น 1 ค่าความเป็นสมาชิกของทั้งสองเซตจะตัดขาดจากกันอย่างทันทีทันใด รูปแบบคณิตศาสตร์ของเซตแบบฉบับ สามารถแสดงได้ดังสมการที่ (4.1)

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (4.1)$$

เมื่อ A เป็นเซตแบบฉบับ

x เป็นสมาชิกในเซต

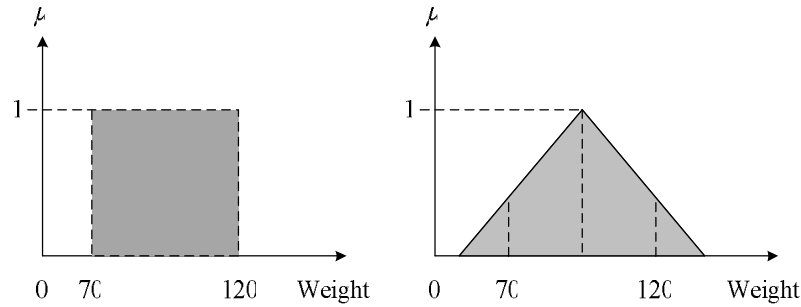
μ_A เป็นค่าความเป็นสมาชิกในเซต และ

$\mu_A(x)$ เป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกในเซต A

4.3 ฟัชซีเซต (Fuzzy Set)

ฟัชซีเซต เป็นเซตที่มีขอบเขตที่ราบเรียบ ทฤษฎีฟัชซีเซตจะครอบคลุมทฤษฎีเซตแบบฉบับ โดยฟัชซีเซตยอมให้มีค่าความเป็นสมาชิกของเซตระหว่าง 0 และ 1 ในโลกแห่งความเป็นจริงเซตไม่ใช่มีเฉพาะเซตแบบฉบับเท่านั้น แต่จะมีเซตแบบฟัชซีด้วย ฟัชซีเซตจะมีขอบเขตแบบฟัชซีไม่ใช่เปลี่ยนแปลงทันทีทันใดจากขาวเป็นดำ ตัวอย่างเช่น เซตของคู่แต่งงานที่มีความสุข จะเห็นว่าสมาชิกในเซตนี้จะไม่มีความสุขระดับเดียวกันหมด บางคู่จะมีความสุขมาก บางคู่มีความสุขน้อย แตกต่างกันไป การใช้เซตแบบดั้งเดิมจึงไม่เหมาะสม

ยกตัวอย่างเกี่ยวกับความอ้วน นิยามคำว่าคนอ้วนในเซตแบบฉบับอาจกำหนดเป็นคนที่น้ำหนักตั้งแต่ 70 ถึง 120 กิโลกรัม โดยนิยามแบบฟuzzyเซตอาจกำหนดเป็นคนที่มีความอ้วนประมาณ 80 กิโลกรัม ซึ่งเป็นการให้นิยามที่ไม่แสดงถึงขอบเขตที่แน่นอน [14] ดังรูปที่ 4.5



รูปที่ 4.5 การกำหนดค่าความเป็นสมาชิกของเซตแบบฉบับและเซตแบบฟuzzy

นิยามของฟuzzyเซต กำหนดให้ X เป็นเซตที่ไม่ว่าง ฟuzzyเซต A สามารถแสดงลักษณะเฉพาะได้จากฟังก์ชันความเป็นสมาชิก ดังสมการที่ (4.2)

$$\mu_A(x) : X \rightarrow [0, 1] \quad (4.2)$$

เมื่อ $\mu_A(x)$ สามารถตีความเป็นค่าของความเป็นสมาชิกภาพของตัวประกอบ x ในฟuzzyเซต A สำหรับแต่ละ $x \in X$ (อ่านว่า “ x เป็นสมาชิกของ X ”) ฟuzzyเซต A สามารถเขียนเป็นเซตของคู่ลำดับ (tuples) ดังสมการที่ (4.3)

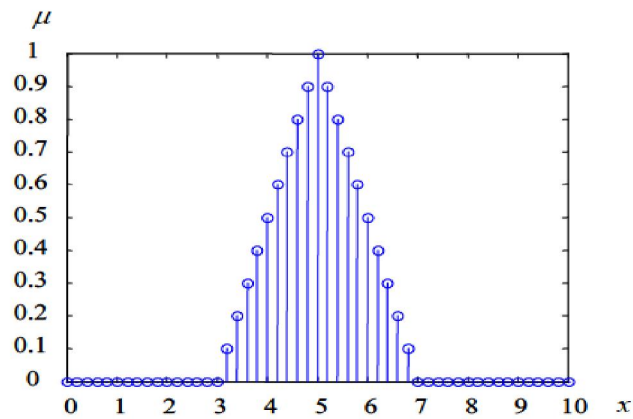
$$A = \{[x, \mu_A(x)] | x \in X\} \quad (4.3)$$

เมื่อ A คือ ฟuzzyเซต A
 x คือ สมาชิกของเซต (set membership)
 $\mu_A(x)$ คือ ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก หรือเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (membership function)
 X คือ เอกภพสัมพัทธ์ (Universe) หรือประชากร

ถ้า $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ เป็นเซตจำกัด และเซต A เป็นฟuzzyเซตใน X ซึ่งเป็นชนิดวิฤต (discrete) และจำกัดสัญกรณ์ (notation) ของฟuzzyเซต A เขียนได้ดังสมการที่ (4.4)

$$A = \left\{ \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \frac{\mu_A(x_2)}{x_2} + \dots + \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \right\} = \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} \right\} \quad (4.4)$$

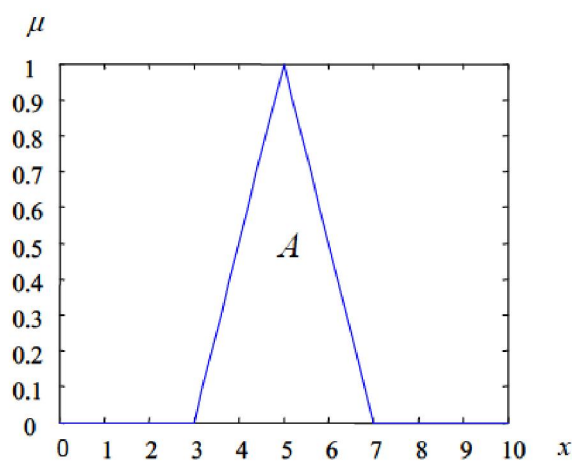
เมื่อพจน์ $\mu_A(x_i)/x_i$, $i=1, 2, \dots, n$ หมายถึงค่าความเป็นสมาชิก $\mu_A(x_i)$ ของ x_i ในเซต A และ เครื่องหมายบวก “+” หมายถึงยูเนียน (union)



รูปที่ 4.6 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตฟuzzyแบบวิฤต A [11]

ถ้าเอกภพสัมพัทธ์ X เป็นต่อเนื่อง (continuous) สัญกรณ์ (notation) ของฟuzzyเซต A เขียนได้ ดังสมการที่ (4.5)

$$A = \left\{ \int \frac{\mu_A(x)}{x} \right\} \quad (4.5)$$



รูปที่ 4.7 ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกของเซตฟuzzyแบบต่อเนื่อง A [11]

ทฤษฎีฟuzzyเซตสามารถแก้ปัญหาข้อจำกัดของเซตแบบดั้งเดิมได้ โดยฟuzzyเซตยอมให้มีค่าหรือ ดีกรีของความเป็นสมาชิก (degree of membership) ซึ่งแสดงด้วยค่าตัวเลขระหว่าง 0 และ 1 หรือ

เขียนเป็นสัญลักษณ์ $[0, 1]$ โดย 0 หมายถึง ไม่เป็นสมาชิกในเซต 1 หมายถึงเป็นสมาชิกในเซต และค่าระหว่าง 0 กับ 1 เป็นสมาชิกบางส่วนในเซต การทำเช่นนี้ทำให้เกิดความราบเรียบในการเปลี่ยนจากพื้นที่นอกเซตไปอยู่ในเซตของสมาชิกต่าง ๆ โดยมีฟังก์ชันความเป็นสมาชิกหรือเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน เป็นฟังก์ชันจัดเทียบ (mapping function) วัตถุในโดเมนใด ๆ ให้เป็นค่าความเป็นสมาชิกในฟัซซีเซต

ความเป็นสมาชิกสำหรับฟัซซีเซต มีจำนวนระดับความเป็นสมาชิกเป็นอนันต์ คือค่าต่อเนื่องในช่วงตั้งแต่ 0 ถึง 1 ซึ่งครอบคลุมการกำหนดสมาชิกแบบฉบับ และเซตแบบฉบับจะกำหนดตามดังสมการที่ (4.6)

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (4.6)$$

เมื่อ x เป็นสมาชิกในเซต

$\mu_A(x)$ เป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกหรือเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันในเซต A และ

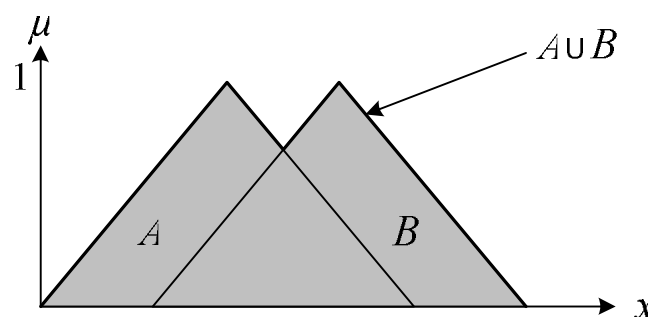
A หมายถึงฟัซซีเซต A

4.4 การดำเนินการทางฟัซซีเซต

การดำเนินการของฟัซซีเซตมีคุณสมบัติเหมือนกับเซตทั่วไป โดยมีการดำเนินการ คือ ยูเนียน (union) อินเตอร์เซกชัน (intersection) และคอมพลีเมนต์ (complement) [11]

4.4.1 ยูเนียน (union) ของฟัซซีเซต จะเป็น OR Operation ดังสมการที่ (4.7) และรูปที่ 4.8

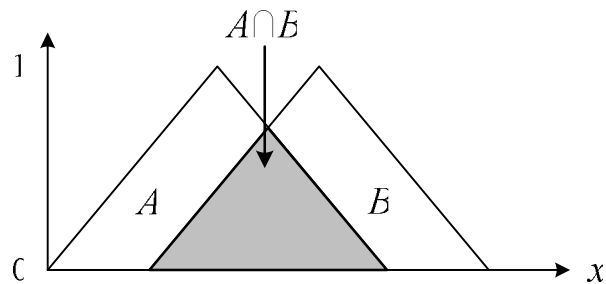
$$\begin{aligned} \mu_{A \cup B}(x) &= \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \\ &= \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \end{aligned} \quad (4.7)$$



รูปที่ 4.8 ยูเนียนของฟัซซีเซต A และ B

4.4.2 อินเตอร์เซกชัน (intersection) ของฟัซซีเซต จะเป็น AND Operation ดังสมการที่ (4.8) และรูปที่ 4.9

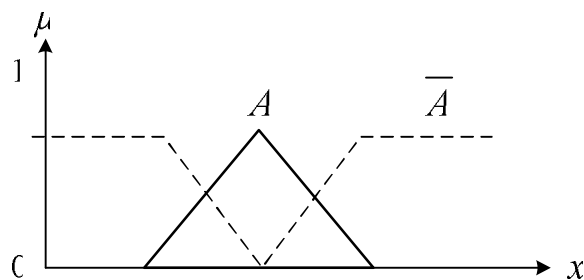
$$\begin{aligned}\mu_{A \cap B}(x) &= \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \\ &= \min(\mu_A(x), \mu_B(x))\end{aligned}\quad (4.8)$$



รูปที่ 4.9 อินเตอร์เซกชันของฟัซซีเซต A และ B

4.4.3 คอมพลิเมนต์ (complement) ของฟัซซีเซต ดังสมการที่ (4.9) และรูปที่ 4.10

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (4.9)$$



รูปที่ 4.10 คอมพลิเมนต์ของฟัซซีเซต A

คุณสมบัติของฟัซซีเซต

ฟัซซีเซตมีคุณสมบัติตามเซตแบบฉบับ ได้แก่

Commutativity $A \cup B = B \cup A$

$A \cap B = B \cap A$

Associativity	$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$ $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup C$
Distributivity	$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$ $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$
Idempency	$A \cup A = A$ และ $A \cap A = A$
Identity	$A \cup 0 = A$ และ $A \cap X = A$ $A \cap 0 = 0$ และ $A \cup X = X$
Transitivity ถ้า	$A \subseteq B, B \subseteq C$ แล้ว $A \subseteq C$
Involution	$A \subseteq A$

4.5 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน

เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (membership function) หรือฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งาน โดยเริ่มจากการแทนที่กับตัวแทนที่มีความไม่ชัดเจน ความไม่แน่นอน และความคลุมเครือ ดังนั้นจึงเป็นส่วนที่สำคัญต่อคุณสมบัติหรือการดำเนินการของฟัซซี่ เพราะรูปร่างของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและแก้ไขปัญหา โดยเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันจะไม่สมมาตรกันหรือสมมาตรกันทุกประการก็ได้ [11]

4.5.1 ชนิดของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน

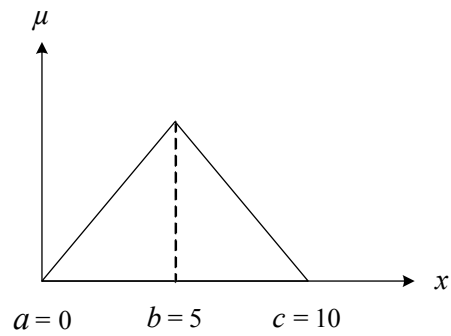
ชนิดของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันที่ใช้งานทั่วไปมีหลายชนิด แต่ในที่นี้จะกล่าวถึงเพียง 5 ชนิดดังนี้

1) ฟังก์ชันสามเหลี่ยม (triangular membership function)

ฟังก์ชันสามเหลี่ยมมีทั้งหมด 3 พารามิเตอร์คือ $\{a, b, c\}$ ตามสมการที่ (4.10)

$$\text{triangular}(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x - a) / (b - a) & a \leq x < b \\ (c - x) / (c - b) & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (4.10)$$

ตัวอย่างกำหนดให้ a เท่ากับ 0, b เท่ากับ 5 และ c เท่ากับ 10 แสดงกราฟฟังก์ชันสามเหลี่ยม ดังรูปที่ 4.11



รูปที่ 4.11 กราฟฟังก์ชันสามเหลี่ยม

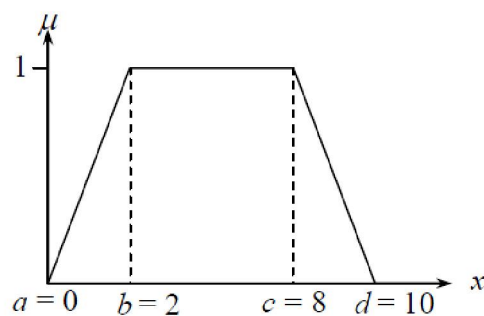
2) ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal membership function)

ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูมีทั้งหมด 4 พารามิเตอร์คือ $\{a, b, c, d\}$ ตามสมการที่ (4.11)

$$\text{trapezoid}(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x < b \\ 1 & b \leq x < c \\ (d-x)/(d-c) & c \leq x < d \\ 0 & x \geq d \end{cases} \quad (4.11)$$

ตัวอย่างกำหนดให้ $a = 0, b = 2, c = 8$ และ $d = 10$ กราฟที่ได้แสดงดังรูปที่ 4.12

$a = 0 \quad b = 2 \quad c = 8 \quad d = 10$



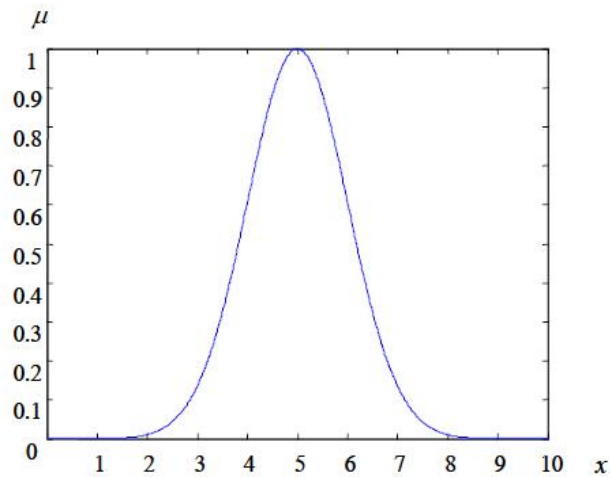
รูปที่ 4.12 กราฟฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู

3) ฟังก์ชันเกาส์เซียน (Gaussian membership function)

ฟังก์ชันเกาส์เซียนมีทั้งหมด 2 พารามิเตอร์คือ $\{m, \sigma\}$ ซึ่ง m หมายถึงค่าเฉลี่ย และ σ หมายถึง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ตามสมการที่ (4.12)

$$\text{gaussian}(x : m, \sigma) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.12)$$

ตัวอย่างเมื่อกำหนดให้ $m = 5$ และ $\sigma = 1$ ฟังก์ชันเกาส์เซียนแสดงดังรูปที่ 4.13



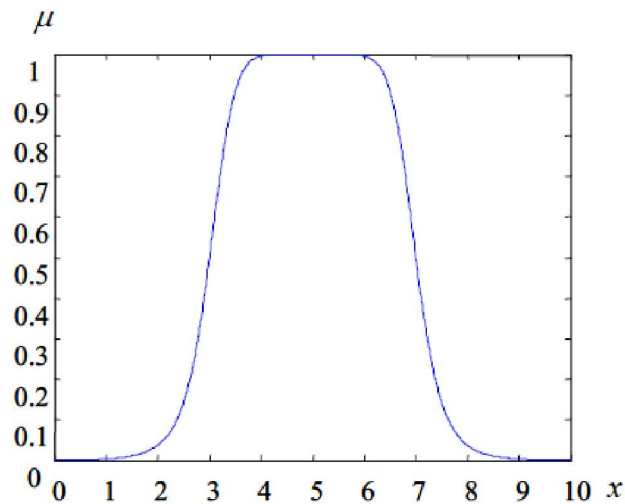
รูปที่ 4.13 กราฟฟังก์ชันเกาส์เซียน

4) ฟังก์ชันระฆังคว่ำ (Bell-shaped membership function)

ฟังก์ชันรูประฆังคว่ำมีพารามิเตอร์ทั้งหมด 3 ค่าคือ $\{a, b, c\}$ ตามสมการที่ (4.13)

$$\text{bell-shaped}(x : a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (4.13)$$

ตัวอย่างเมื่อกำหนดค่าพารามิเตอร์ $a = 2$, $b = 4$ และ $c = 5$ จะได้กราฟดังแสดงในรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.14 กราฟฟังก์ชันระฆังคว่ำ

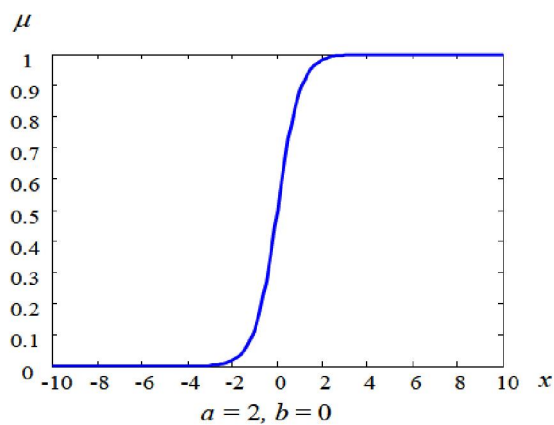
5) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function)

ฟังก์ชันซิกมอยด์มีพารามิเตอร์ทั้งหมด 2 ค่าคือ $\{a, b\}$ ตามสมการที่ (4.14)

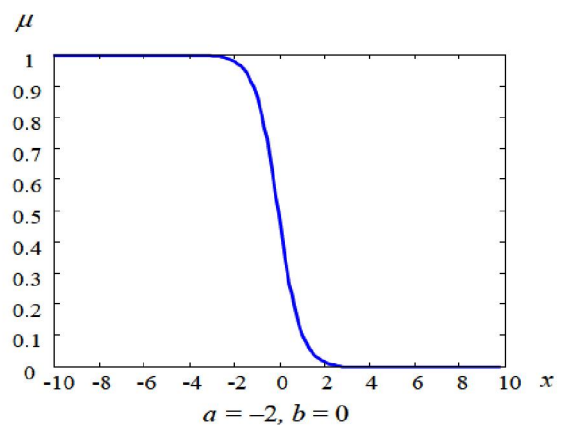
$$\text{sigmoid}(x: a, b) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x - b))} \quad (4.14)$$

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

ตัวอย่างกราฟแสดงความเป็นสมาชิกเมื่อกำหนดพารามิเตอร์ $a = 2$ และ $b = 0$ จะได้กราฟดังรูปที่ 4.15 ก) และเมื่อกำหนดพารามิเตอร์ $a = -2$ และ $b = 0$ จะได้กราฟดังรูปที่ 4.15 ข)



ก)



ข)

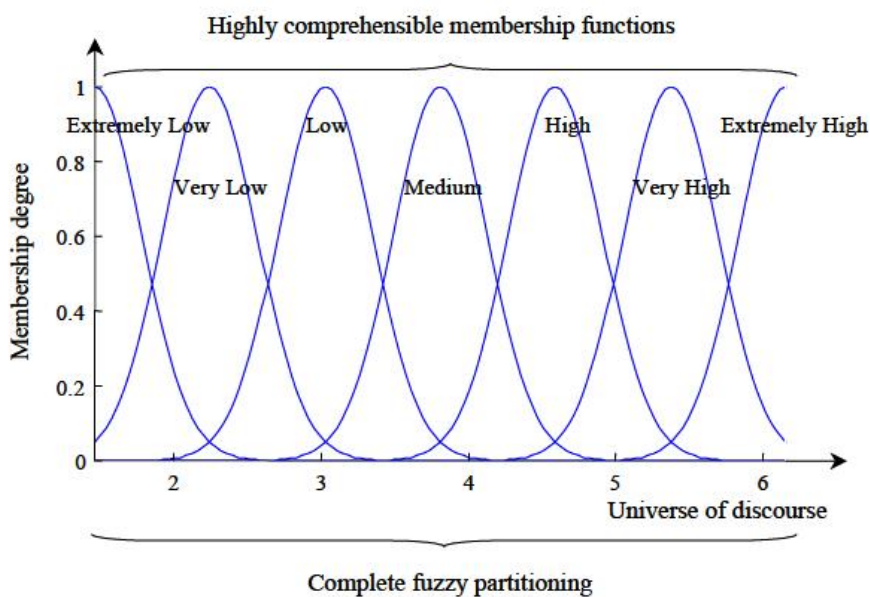
รูปที่ 4.15 กราฟฟังก์ชันซิกมอยด์

การเลือกเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน จะต้องเลือกตามความเหมาะสมครอบคลุมของข้อมูลที่จะรับเข้ามา โดยสามารถที่ทับซ้อนกันเพื่อให้การดำเนินงานราบเรียบ ซึ่งมีความเป็นสมาชิกหลายค่าได้และเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันเปลี่ยนแปลงแก้ไขให้เหมาะกับงานที่กำลังปฏิบัติงานหรือตามความต้องการได้

4.6 ตัวแปรเชิงภาษา (linguistic variable) [11]

เซตแบบฟัซซีสามารถประยุกต์ใช้ในการอธิบายค่าของตัวแปรเช่นเดียวกับเซตแบบดั้งเดิม เช่นประโยค “อุณหภูมิในห้องเย็น” คำว่า “เย็น” เป็นคำที่ใช้แสดงปริมาณอุณหภูมิ ในทางรูปนัยสามารถเขียนได้เป็น ปริมาณอุณหภูมิในห้องเย็น หรือ Temperature Quantity is Cold ตัวแปร Temperature Quantity เป็นตัวแปรเชิงภาษา ซึ่งเป็นแนวคิดที่สำคัญมากในตรรกะแบบฟัซซี ตัวแปรเชิงภาษาช่วยกำหนดค่าของสิ่งที่จะอธิบายทั้งในรูปคุณภาพโดยใช้พจน์ภาษา (linguistic term) และในรูปปริมาณ โดยใช้เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน ซึ่งแสดงความของเซตแบบฟัซซี พจน์ภาษาใช้สำหรับการแสดงแนวคิดและองค์ความรู้ในการสื่อสารของมนุษย์ ส่วนฟังก์ชันความเป็นสมาชิกมีประโยชน์ในการจัดการกับอินพุตที่เป็นข้อมูลเชิงตัวเลข

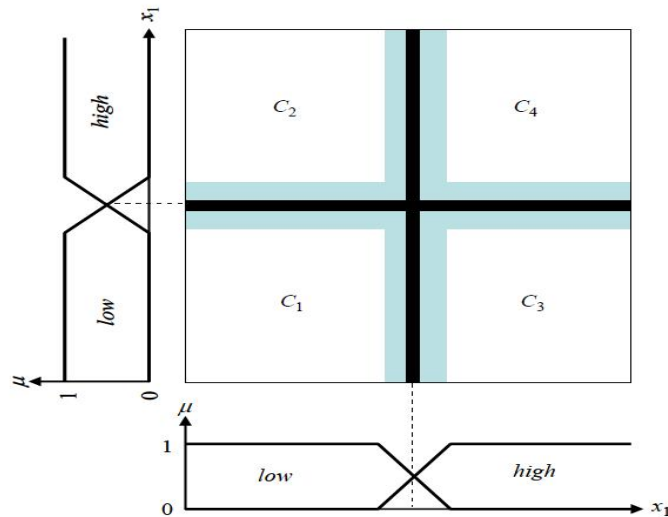
ตัวแปรเชิงภาษาเป็นการประกอบกัน (composition) ของตัวแปรสัญลักษณ์ (symbolic variable) และตัวแปรเชิงเลข (numerical variable) ตัวอย่างตัวแปรสัญลักษณ์ เช่น “รูปร่าง เป็นทรงกระบอก” (Shape = Cylinder) คำว่า “รูปร่าง” เป็นตัวแปรที่บอกถึงรูปร่างของวัตถุ ตัวอย่างตัวแปรเชิงเลข เช่น “ความสูงเท่ากับ 4 ฟุต” (Height = 4') ตัวแปรเชิงเลขจะมีใช้กันในสาขาทางด้านวิทยาศาสตร์ วิศวกรรมศาสตร์ คณิตศาสตร์ การแพทย์ และอื่นๆ ส่วนตัวแปรสัญลักษณ์มีความสำคัญในวิทยาการเกี่ยวกับปัญญาประดิษฐ์และการตัดสินใจ การใช้ตัวแปรเชิงภาษาเป็นการรวมตัวแปรเชิงเลขกับตัวแปรสัญลักษณ์เข้าด้วยกัน รูปที่ 4.16 แสดงตัวอย่างเซตตัวแปรภาษาของฟัซซีเซต ได้แก่ Extremely Low, Very Low, Low, Medium, High, Very High และ Extremely High



รูปที่ 4.16 ตัวอย่างตัวแปรเชิงภาษา [11]

4.7 กฎฟuzzy (fuzzy rules) [11]

วิทยาการเกี่ยวกับฟuzzy ลอจิกมีจำนวนมาก แต่ที่นิยมและการประยุกต์ใช้งานมากที่สุดน่าจะเป็นกฎฟuzzy แบบ if-then (fuzzy if-then rule) ตัวอย่างการใช้กฎฟuzzy ในการจัดกลุ่ม แสดงดังรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.17 ตัวอย่างปริภูมิรูปแบบการจัดกลุ่มด้วยกฎฟuzzy

จากรูปที่ 4.17 สามารถเขียนเป็นกฎในรูปประโยคภาษาได้ดังนี้

กฎข้อ 1: ถ้า x_1 มีค่า *low* และ x_2 มีค่า *low* แล้ว ข้อมูล (x_1, x_2) เป็นกลุ่ม C_1

กฎข้อ 2: ถ้า x_1 มีค่า *low* และ x_2 มีค่า *high* แล้ว ข้อมูล (x_1, x_2) เป็นกลุ่ม C_2

กฎข้อ 3: ถ้า x_1 มีค่า *high* และ x_2 มีค่า *low* แล้ว ข้อมูล (x_1, x_2) เป็นกลุ่ม C_3

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

เมื่อ x_1 เป็นตัวแปรภาษาในมิติที่ 1

x_2 เป็นตัวแปรภาษาในมิติที่ 2

low และ *high* เป็นพจน์ภาษา (linguistic terms)

ข้อมูล (x_1, x_2) เป็นคู่ลำดับของวัตถุที่ต้องการจัดกลุ่ม และ

C_1, C_2, C_3 และ C_4 เป็นกลุ่มข้อมูล 1, 2, 3 และ 4

4.7.1 กฎฟuzzy If-Then [15]

กฎฟuzzy If-Then คือ การนำเสนอในรูปแบบ ถ้า A แล้ว B โดยที่ A และ B เป็นฟuzzy เซต สามารถแสดงคุณลักษณะได้โดยเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน ทั้งนี้เนื่องจากกฎ If-Then มีรูปแบบง่าย จึงถูกใช้เพื่อจัดกลุ่มความคลุมเครือของการใช้เหตุผลของความสามารถของมนุษย์ในการตัดสินใจภายใต้สภาวะแวดล้อมที่มีความไม่แน่นอนและเกิดความคลุมเครือ

สามารถอธิบายได้ด้วยตัวอย่างที่เกิดขึ้นจริงในธรรมชาติ เช่น

ถ้า *pressure is high* แล้ว *volume is small*

เมื่อ *pressure* และ *volume* เป็นตัวแปรเชิงภาษา

high และ *small* เป็นค่าหรือสัญลักษณ์เชิงภาษา ซึ่งสามารถแสดงคุณลักษณะได้โดยเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน

รูปแบบอื่นๆ ของกฎฟัซซี่ If-Then ถูกนำเสนอโดย Takagi และ Sugeno ว่า ฟัซซี่เซตมีความเกี่ยวข้องในส่วนหลักฐาน (premise part) เท่านั้น

การใช้กฎฟัซซี่ If-Then ในรูปแบบ Takagi และ Sugeno สามารถอธิบายได้ด้วยแรงต้านในการเคลื่อนที่ของวัตถุ ดังนี้

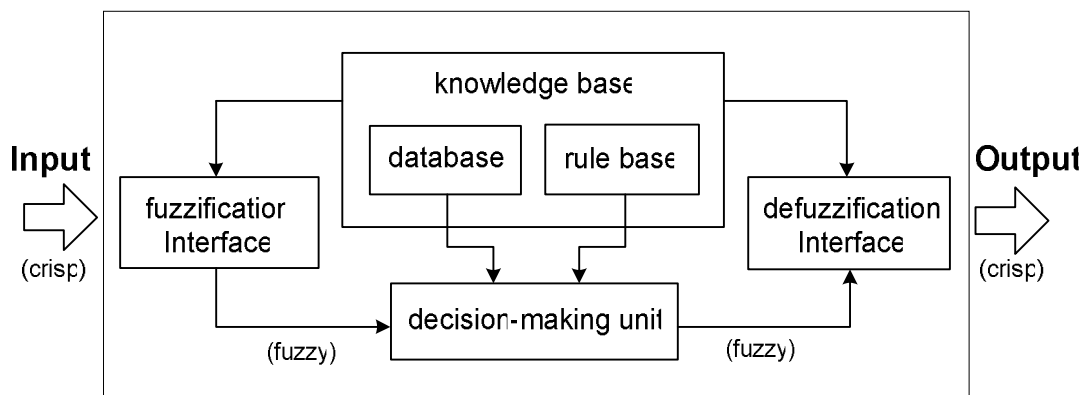
ถ้า *velocity is high* แล้ว $force = k * (velocity)^2$

เมื่อ *high* ในส่วนหลักฐานเป็นสัญลักษณ์เชิงภาษา ซึ่งแสดงคุณลักษณะได้โดยเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน อย่างไรก็ตาม ในส่วนผลลัพธ์ (consequent part) ถูกอธิบายไว้โดยสมการความไม่คลุมเครือของตัวแปรอินพุต นั่นคือ *velocity*

กฎฟัซซี่ If-Then ทั้งสองแบบถูกใช้อย่างแพร่หลาย ทั้งในส่วนของ การออกแบบและการควบคุม ทั้งหมดใช้เพื่อแสดงสัญลักษณ์เชิงภาษาและเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน กฎฟัซซี่ If-Then สามารถจับเจตนาของมนุษย์ได้ด้วยหลักการอย่างง่าย (rule of thumb) ในแง่มุมอื่นๆ ของคุณสมบัติในส่วนหลักฐาน แต่ละกฎฟัซซี่ If-Then สามารถให้มุมมองได้ตามการอธิบายแบบเฉพาะส่วนของระบบภายใต้การพิจารณา

4.8 ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่

ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่เป็นการเรียนรู้ ตัวอย่างเช่น fuzzy-rule-based systems, fuzzy model, fuzzy associative memories (FAM) หรือ fuzzy controllers เมื่อถูกใช้เป็นตัวควบคุมโดยพื้นฐานแล้วระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่ประกอบด้วย 5 กลุ่มหน้าที่ แสดงดังรูปที่ 4.18



รูปที่ 4.18 ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่

rule base ประกอบด้วย จำนวนของกฎฟัซซี่ If-Then

database เป็นการกำหนดเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของฟuzzyเซตที่ถูกใช้ในกฎฟuzzy

decision-making unit เป็นการแสดงการทำงานของการอนุมานบนกฎการกระทำต่างๆ

fuzzification Interface เป็นการแปลงกรอบอินพุตเป็นลำดับเพื่อจับคู่กับค่าเชิงภาษา

defuzzification Interface เป็นการแปลงผลฟuzzyของการอนุมานเป็นกรอบเอาต์พุต

โดยทั่วไป rule base และ database ร่วมกันจะถูกเรียกว่า knowledge base ขั้นตอนของ fuzzy reasoning (การทำงานของการอนุมานบนกฎฟuzzy If-Then) สามารถดำเนินการได้โดยระบบอนุมานนิเว-ฟuzzyคือ

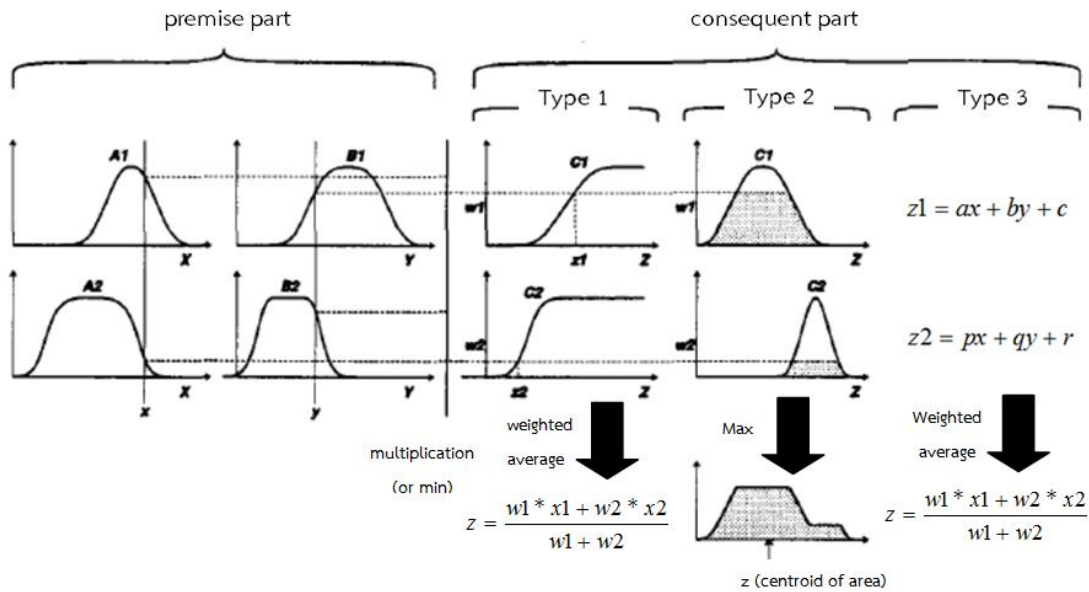
- 1) เปรียบเทียบตัวแปรอินพุตกับเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันบนส่วนหลักฐาน เพื่อให้ได้ค่าเมมเบอร์ชิพ (หรือการวัดความเข้ากันได้) ของแต่ละสัญลักษณ์เชิงภาษา (ขั้นตอนนี้มักจะเรียกว่า fuzzification)
- 2) รวมค่าเมมเบอร์ชิพบนส่วนหลักฐาน (ด้วยวิธี T-norm operator โดยทั่วไป multiplication หรือ min) เพื่อให้ได้การ firing strength (weight) ของแต่ละกฎการกระทำ
- 3) สร้างผลลัพธ์ที่มีคุณสมบัติเหมาะสม (ทั้งฟuzzyหรือกรอบ) ของแต่ละกฎการกระทำ ขึ้นอยู่กับ firing strength
- 4) รวมผลลัพธ์ที่มีคุณสมบัติเหมาะสมเพื่อสร้างกรอบเอาต์พุต (ขั้นตอนนี้มักจะเรียกว่า defuzzification)

ความหลากหลายในชนิดของ fuzzy reasoning ที่ถูกนำเสนอไว้ในสิ่งตีพิมพ์ต่างๆ [16] ขึ้นอยู่กับชนิดของการกระทำ fuzzy reasoning และกฎฟuzzy If-Then สามารถแบ่งประเภทของระบบอนุมานนิเว-ฟuzzy ได้ 3 แบบ ดังนี้

Type 1 เอาต์พุตทุกตัวเป็นค่าเฉลี่ยของค่าถ่วงน้ำหนัก (weighted average) ของแต่ละกฎการกระทำในกรอบเอาต์พุต ซึ่งถูกเหนี่ยวนำโดยกฎการกระทำของ firing strength (ผลที่เกิดขึ้นหรือค่าต่ำสุดของลำดับการจับคู่ในส่วนหลัก) และเอาต์พุตเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน การใช้เอาต์พุตเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันในรูปแบบนี้จะต้องเป็นโมโนโตนิคฟังก์ชัน

Type 2 เอาต์พุตฟuzzyทุกตัวมาจากการใช้ “max” มาดำเนินการเพื่อให้ได้เอาต์พุตฟuzzyที่เหมาะสม (แต่ละตัวจะเท่ากับค่าต่ำสุดของ firing strength และเอาต์พุตเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของแต่ละกฎการกระทำ) รูปแบบที่หลากหลายถูกนำเสนอเพื่อจะเลือกกรอบเอาต์พุตที่ตั้งอยู่บนพื้นฐานเอาต์พุตของฟuzzy

Type 3 เป็นการใช้กฎฟuzzy If-Then ของ Takagi และ Sugeno เอาต์พุตของแต่ละกฎการกระทำเป็นการรวมเชิงเส้นของตัวแปรอินพุตกับค่าคงที่ และเอาต์พุตสุดท้ายจะเป็นค่าเฉลี่ยของค่าถ่วงน้ำหนักของแต่ละเอาต์พุตของกฎการกระทำ



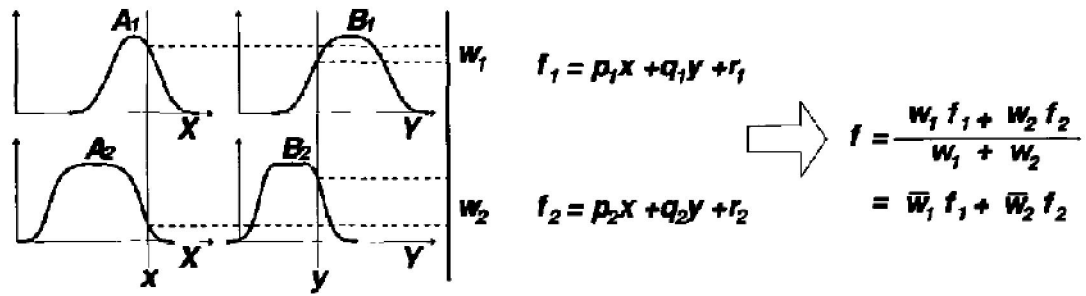
รูปที่ 4.19 วิธีการทำงานที่ใช้ทั่วไปของกฎฟัซซี่ If-Then และ fuzzy reasoning [15]

จากรูปที่ 4.19 เป็นระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่ ที่ใช้ 2 กฎการกระทำ 2 อินพุต เพื่อแสดงให้เห็นถึงความแตกต่างระหว่างกฎฟัซซี่และ fuzzy reasoning

4.9 ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS)

วิธีการทางคณิตศาสตร์ต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกัน ไม่มีวิธีใดที่จะดีกว่าวิธีอื่นในทุกด้าน ดังนั้นจึงมีนักวิจัยนำวิธีต่างๆมาผสมกันเป็นระบบผสม (Hybrid System) เพื่อนำข้อดีของแต่ละวิธีมารวมกันและขจัดข้อจำกัดของแต่ละวิธีออกไป หนึ่งในระบบผสมดังกล่าวได้แก่ การนำโครงข่ายประสาทเทียมผสมกับฟัซซี่ลอจิก ได้เป็น ระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซี่ หรือ ระบบนิวโร-ฟัซซี่ ซึ่งระบบนิวโร-ฟัซซี่ที่เป็นที่นิยม ได้แก่ ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, ANFIS) ที่เสนอโดย J.-S. R. Jang [15] ในปี ค.ศ. 1993

ประเภทของโครงข่ายที่มีการปรับตัว บนกรอบพื้นฐานของการปรับตัวระบบอนุมานโดยฟัซซี่ (Fuzzy Inference Systems: FIS) โครงข่ายชนิดนี้เรียกว่า ANFIS ซึ่งย่อมาจาก Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems [15], [17] หรือ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems



รูปที่ 4.20 โมเดลฟัซซี่ Sugeno อันดับที่ 1, 2 อินพุตที่มี 2 หลักการกระทำ [15]

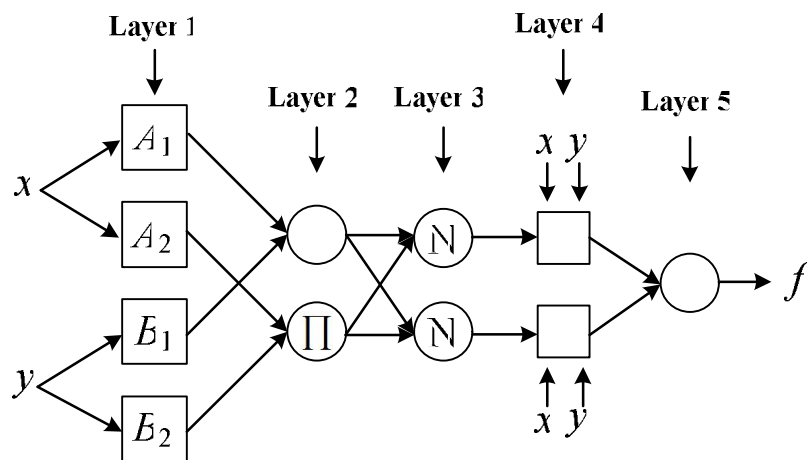
4.9.1 โครงสร้างระบบอนุมานนิเวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

สมมุติระบบอนุมานโดยฟัซซี่ ภายใต้การพิจารณามี 2 อินพุต คือ x และ y และมี 1 เอาท์พุต f สำหรับโมเดลฟัซซี่ Sugeno อันดับที่ 1 โดยทั่วไปหลักปฏิบัติเซตของ 2 ฟัซซี่ คือหลัก *if-then* สามารถแสดงเป็น [11]

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

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

โครงสร้างของ ANFIS ดังรูปที่ 4.21 สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้ (เอาท์พุตโหนด i ในชั้น l เช่น $O_{l,i}$)



รูปที่ 4.21 โครงสร้างของ ANFIS

ชั้นที่ 1 ทุกโหนด i ในชั้นนี้คือการปรับโหนด โหนดเอาต์พุตกำหนดโดย

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x), & \text{for } i = 1, 2 \text{ หรือ} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y), & \text{for } i = 3, 4 \end{aligned} \quad (4.15)$$

เมื่อ x หรือ y คืออินพุตของโหนด และ A_i หรือ B_{i-2} เป็นเซตของฟัซซีที่เกี่ยวข้องกับโหนด กล่าวคือ เอาต์พุตของชั้นนี้คือค่าเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของส่วนหลักฐาน สำหรับตัวอย่าง A_i มีคุณลักษณะ แบบ gaussian function

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (4.16)$$

เมื่อ c_i, σ_i คือเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในชั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters)

ชั้นที่ 2 ทุกโหนดในชั้นนี้ถูกกำหนดด้วย Π ซึ่งคือการคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและเป็นเอาต์พุต ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2. \quad (4.17)$$

ชั้นที่ 3 ทุกโหนดในชั้นนี้ถูกกำหนดโดย N เพื่อทำการนอร์มอลไลซ์ค่าถ่วงน้ำหนัก

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2. \quad (4.18)$$

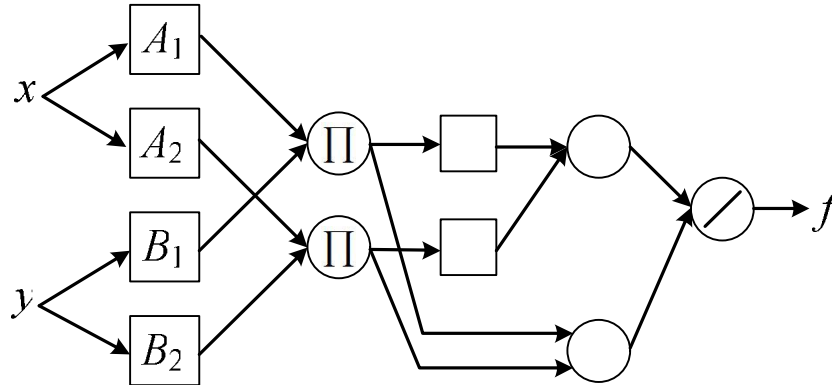
ชั้นที่ 4 ทุกโหนด i ในชั้นนี้ คือโหนดที่มีการปรับตัวกับฟังก์ชันโหนด

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4.19)$$

เมื่อ \bar{w}_i คือ เอาต์พุตของชั้นที่ 3 และ $\{p_i, q_i, r_i\}$ เป็นเซตพารามิเตอร์ พารามิเตอร์ในชั้นนี้เรียกว่า พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ (consequent parameters)

ชั้นที่ 5 ชั้นนี้จะมีอยู่โหนดเดียว กำหนดโดย Σ ซึ่งเอาต์พุตที่ได้คือการรวมกันของสัญญาณเข้ามาทั้งหมด

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}. \quad (4.20)$$



รูปที่ 4.22 โครงสร้าง ANFIS รูปแบบอื่น ที่มี 2 อินพุต 2 กฎการกระทำ โมเดลฟuzzy Sugeno

โครงสร้างปรับตัวได้ไม่ได้มีลักษณะเฉพาะ เราสามารถรวมชั้นที่ 3 และชั้นที่ 4 เอาไว้ด้วยกัน โครงข่ายก็จะมีเพียง 4 ชั้นเท่านั้น ทำนองเดียวกันสามารถกระทำการนอร์มอลไลซ์ค่าถ่วงน้ำหนักในชั้นสุดท้าย รูปที่ 4.22 แสดงถึง ANFIS ชนิดนี้

4.9.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด

จากโครงสร้างของ ANFIS เมื่อค่าพารามิเตอร์หลักฐานถูกกำหนดไม่ให้เกิดเปลี่ยนแปลงเอาต์พุตทั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ ในสัญลักษณ์เอาต์พุต f ใน รูปที่ 4.18 สามารถเขียนใหม่ได้เป็น [18], [19]

$$\begin{aligned} f &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2 \\ &= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1 \\ &\quad + (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \end{aligned} \quad (4.21)$$

ซึ่งคือเส้นตรงในพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ p_1, q_1, r_1, p_2, q_2 และ r_2 ดังนั้นขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบผสมหรือวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด (Hybrid) ที่มีการพัฒนาในส่วนก่อนหน้า สามารถนำมาใช้ได้โดยตรงได้มากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนคำนวณไปข้างหน้าของขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด โหนดเอาต์พุตส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งชั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์จะถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Method) ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับ

สัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมา และพารามิเตอร์หลักฐานถูกปรับปรุงโดย gradient descent สามารถสรุปกิจกรรมในแต่ละส่วนที่ผ่านได้ดังตารางที่ 4.1 [11]

ตารางที่ 4.1 การส่งผ่านในกระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริดสำหรับ ANFIS

	ส่งผ่านไปข้างหน้า	ส่งผ่านกลับมา
พารามิเตอร์หลักฐาน	ไม่เปลี่ยนแปลง	ปรับด้วยวิธีความลาดชันที่สุด
พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์	ปรับด้วยวิธีประเมินค่ากำลัง สองน้อยสุด	ไม่เปลี่ยนแปลง
สัญญาณ	โหนดเอาท์พุท	สัญญาณความผิดพลาด

พารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ จะถูกตรวจสอบให้เหมาะสมภายใต้เงื่อนไขที่กำหนดให้พารามิเตอร์หลักฐานไม่เปลี่ยนแปลง วิธีการแบบไฮบริดจะลู่เข้าหาคำตอบได้เร็วขึ้น เนื่องจากการลดมิติของพื้นที่ว่างในการค้นหาของวิธีการแพร่ค่าย้อนกลับแบบดั้งเดิม

สำหรับวิทยานิพนธ์นี้จะเลือกใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ในรูปแบบ Sugeno อันดับที่ 1 วิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด และใช้วิธีการลองผิดลองถูก (trial and error) สำหรับปรับค่าเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันโดยเริ่มจากการปรับจำนวนของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันที่มีค่าน้อยๆ และปรับเพิ่มขึ้นเรื่อยๆ จนถึงค่าสูงสุดและปรับเปลี่ยนชนิดของเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันจนครบทั้งหมด จากนั้นเลือกวิธีที่ดีที่สุด เพื่อใช้เปรียบเทียบกับค่าการจำลองที่ได้จากวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 5

วิธีการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

วิทยานิพนธ์นี้ได้ทำการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดจากปัจจัยทางเศรษฐกิจ โดยใช้ระบบอนุमानนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อความต้องการไฟฟ้าสูงสุดและความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย และทำการจำลองโดยใช้โปรแกรม MATLAB

5.1 ข้อมูลที่ใช้สำหรับการจำลอง

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด จะใช้ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อความต้องการไฟฟ้าสูงสุด [2], [3], [6] นั่นคือ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (Gross National Product: GNP) จำนวนประชากร (Population: POP) และความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Load) ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557

5.1.1 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ

ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ จะใช้ข้อมูลผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (Gross Domestic Product: GDP) ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (Gross National Product: GNP) และจำนวนประชากร (Population: POP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ แสดงในตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557

Year	GDP (ล้านบาท)	GNP (ล้านบาท)	POP (พันคน)
2536	2,470,908	2,436,722	58,010
2537	2,692,973	2,654,736	58,713
2538	2,941,736	2,900,750	59,401
2539	3,115,338	3,057,088	60,003

ตารางที่ 5.1 ข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557 (ต่อ)

Year	GDP (ล้านบาท)	GNP (ล้านบาท)	POP (พันคน)
2540	3,072,615	3,008,315	60,602
2541	2,749,684	2,677,496	61,201
2542	2,871,980	2,815,507	61,806
2543	3,008,401	2,988,022	62,236
2544	3,073,601	2,994,407	62,836
2545	3,237,042	3,094,098	63,419
2546	3,468,166	3,278,243	63,982
2547	3,688,189	3,460,171	64,531
2548	3,858,019	3,614,181	65,099
2549	4,054,504	3,853,118	65,574
2550	4,259,026	4,064,089	66,041
2551	4,364,833	4,226,948	66,482
2552	4,263,139	4,110,070	66,903
2553	4,596,112	4,396,212	67,313
2554	4,599,655	4,460,545	67,597
2555	4,898,189	4,718,934	67,912
2556	5,039,794	4,693,460	68,251
2557	5,367,380	4,998,534	69,270

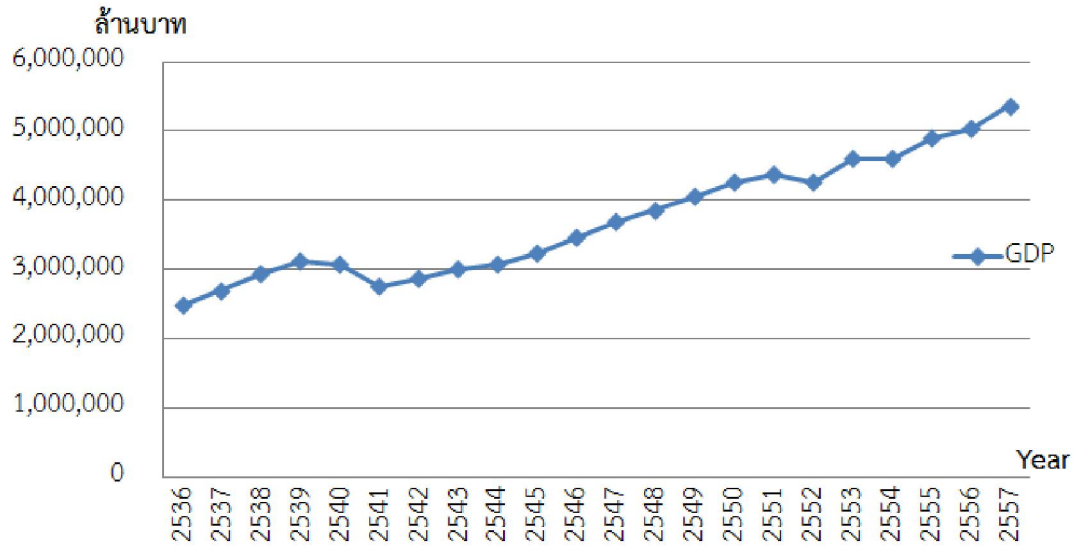
5.1.2 ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด จะใช้ข้อมูลจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558 แสดงในตารางที่ 5.2

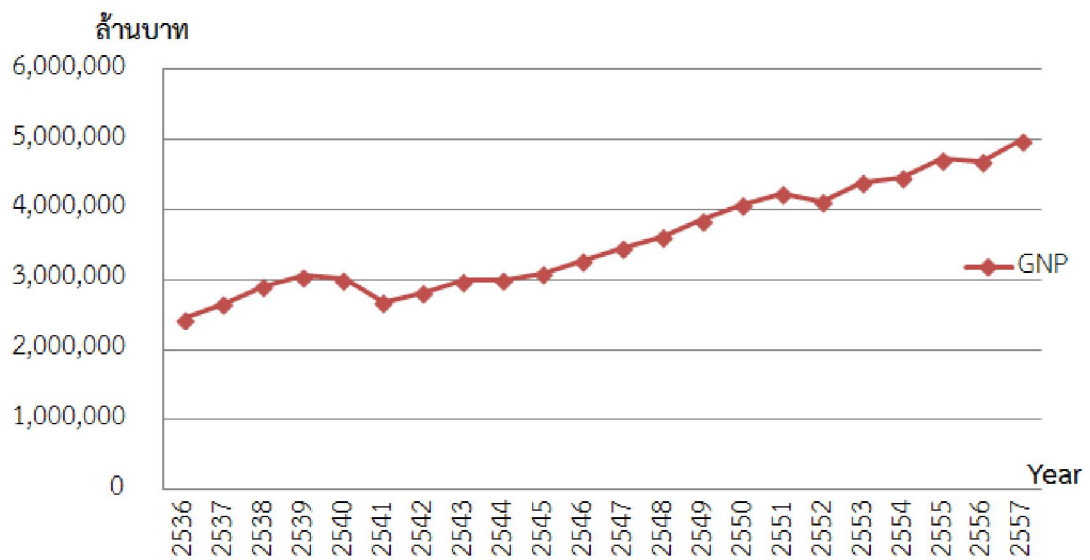
ตารางที่ 5.2 ข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558

Year	Peak Load (MW)
2536	9,730
2537	10,709
2538	12,268
2539	13,311
2540	14,506
2541	14,180
2542	13,712
2543	14,918
2544	16,126
2545	16,681
2546	18,121
2547	19,326
2548	20,538
2549	21,064
2550	22,586
2551	22,568
2552	22,045
2553	24,010
2554	23,900
2555	26,121
2556	26,598
2557	26,942
2558	27,346

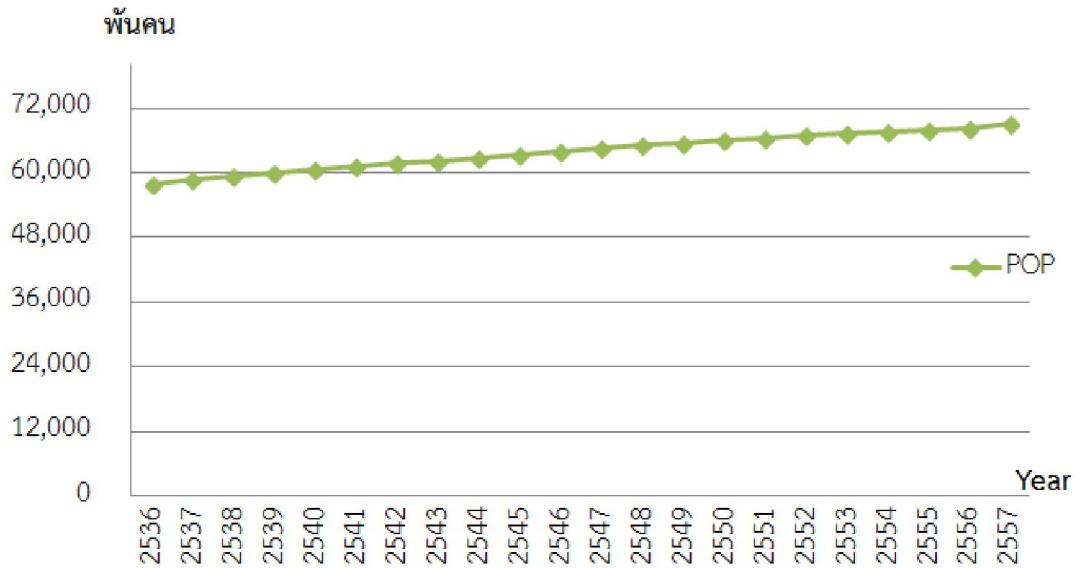
นำข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ ได้แก่ ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) และจำนวนประชากร (POP) และข้อมูลความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Load) มาเขียนกราฟเพื่อดูลักษณะการเชื่อมโยงของข้อมูล ได้ดังรูปที่ 5.1 ถึง 5.4



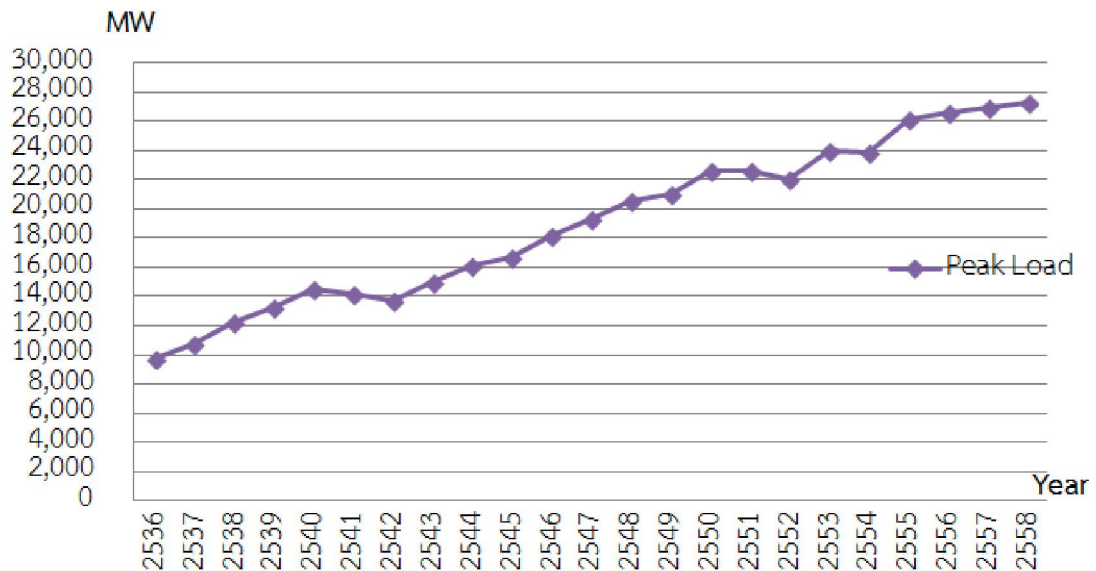
รูปที่ 5.1 ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557



รูปที่ 5.2 ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557



รูปที่ 5.3 จำนวนประชากร (POP) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557

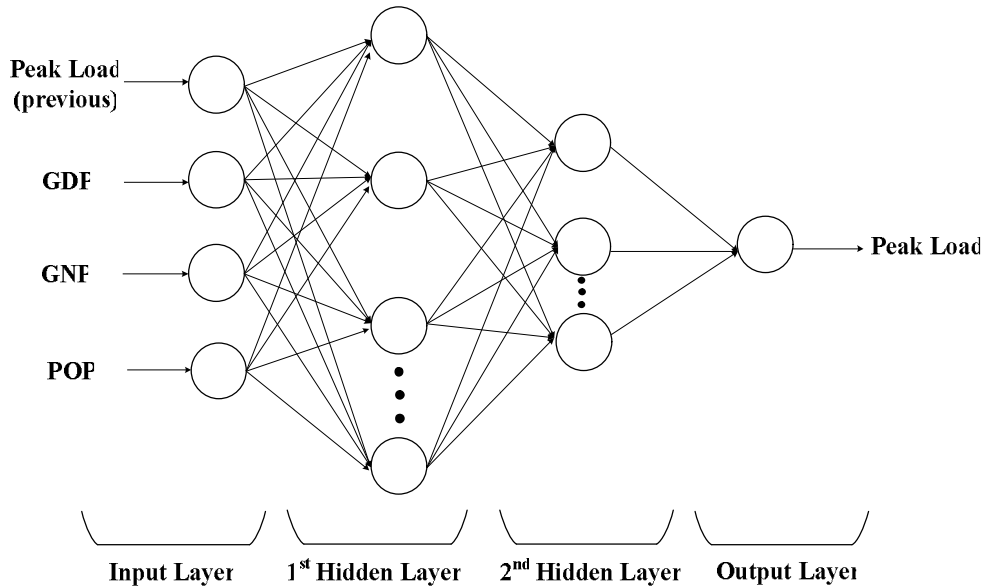


รูปที่ 5.4 ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Load) ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558

จากรูปที่ 5.1 ถึง 5.4 แสดงให้เห็นว่าอัตราการขยายตัว (ค่าร้อยละการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลต่อปี) ของค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ค่าผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) และจำนวนประชากร (POP) มีทิศทางเดียวกันกับอัตราการขยายตัวของความต้องการไฟฟ้าสูงสุด (Peak Load) กล่าวคือ เมื่อค่า GDP และค่า GNP เพิ่มขึ้นหรือลดลง จะส่งผลให้ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดเพิ่มขึ้นและลดลงไปในทิศทางเดียวกัน สำหรับค่า POP มีการเพิ่มขึ้นทุกปี ซึ่งสอดคล้องกับความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เพิ่มขึ้น แต่ค่า POP อาจไม่ส่งผลกระทบต่อค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดมากนัก ด้วยเหตุนี้ถ้าหากทราบทิศทางการเติบโตทางเศรษฐกิจของไทยและจำนวนประชากรในอนาคตก็ทำให้สามารถทราบค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในอนาคตได้

5.1.3 ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตของโครงข่าย

ในการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดจะใช้อินพุตที่เป็นข้อมูลปัจจัยทางเศรษฐกิจ คือ GDP, GNP, POP และ Peak Load (previous) ส่วนเอาต์พุตจะใช้ Peak Load ลักษณะของโครงข่ายแสดงดังรูปที่ 5.5



รูปที่ 5.5 ลักษณะโครงข่ายที่ใช้สำหรับพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

5.2 วิธีการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

วิธีการจำลองในวิทยานิพนธ์นี้จะใช้ 2 วิธี คือ การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม และการจำลองโดยใช้ระบบอนุมานนิเวโร-ฟิชชีโครงข่ายปรับตัวได้

5.2.1 การจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

5.2.1.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมใช้กระบวนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

1. Performance Gradient Factor [10]

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

2. μ Factor

μ หรือ Learning Factor เป็นค่าคงที่ที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและไบแอสให้ลูเข้าหาคำตอบ ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากหาค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า μ ให้เพิ่มขึ้นจนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า μ จะถูกปรับลงเรื่อยๆ และมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกครั้งเมื่อค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น โดยที่ค่า μ เริ่มต้นจะมีค่าเท่ากับ 0.001 การปรับค่า μ เพิ่มขึ้นนั้นจะทำการคูณด้วย Increased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 10 และการปรับค่า μ ลดลงนั้นจะทำการคูณด้วย Decreased Factor ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.1 และการฝึกสอนจะสิ้นสุดลงเมื่อค่า μ มีค่ามากกว่า $1e10$

3. ปริมาณข้อมูลฝึกสอน

ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะเป็นเงื่อนไขหนึ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาคำตอบของโครงข่ายประสาทเทียม โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้โครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพการหาคำตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

ในที่นี้คือการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยโครงข่ายประสาทเทียมจะสามารถหาคำตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว

5. การลองผิดลองถูก (trial and error)

เป็นการเรียนรู้เกิดจากการเชื่อมโยงระหว่างอินพุตและเอาต์พุตที่มักจะออกมาในรูปแบบต่างๆ หลายรูปแบบ โดยทำการลองถูกลองผิดจนกว่าจะพบรูปแบบที่ดีที่สุดและเหมาะสมที่สุด

5.2.1.2 เงื่อนไขในการทดสอบ

1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประเทียมนั้น จะวัดค่าผิดพลาดของคำตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียมที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมนี้จะใช้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ตามสมการที่ (5.1)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{Output_{target(i)} - Output_i}{Output_{target(i)}} \right)^2 \quad (5.1)$$

โดยที่ $Output_{target(i)}$ คือ ค่า Peak Load จริงจากข้อมูลการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย

$Output_i$ คือ ค่าที่ได้จากโปรแกรม ANN

n คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

5.2.1.3 ขั้นตอนการฝึกสอนและทดสอบ

1. เงื่อนไขต่างๆ ภายในโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

ค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ในการเลือกค่าเริ่มต้นที่ใช้เป็นค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในโครงข่ายประเทียบบแบบแพร่ค่าย้อนกลับนี้ โดยทั่วไปจะมี 2 วิธี คือกำหนดค่าเริ่มต้นของค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยตนเองหรืออีกวิธีคือให้โปรแกรมทำการเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธีการสุ่มเลือก สำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ใช้วิธีการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเนื่องจากการฝึกสอนในแต่ละรอบนั้นมีทิศทางกรลู่เข้าสู่ค่าตอบที่แตกต่างกันออกไป

ลำดับขั้นตอนการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสนั้นมีอยู่หลายวิธีด้วยกันสำหรับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้ทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm ซึ่งมีประสิทธิภาพและมีความรวดเร็วในการฝึกสอนสูงที่สุด โดยในการทดสอบนี้ได้กำหนดให้มีการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสเป็นจำนวน 500 ครั้ง (Epoch) ในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในแต่ละรอบนั้นจะคำนวณหาค่าผิดพลาดของค่าตอบที่ข้อมูลชุดฝึกสอนและข้อมูลชุดทดสอบแต่ละชุดเพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยผิดพลาดกำลังสอง (Mean Square Error: MSE) ของชุดข้อมูลทดสอบในรอบการคำนวณปัจจุบันกับค่า MSE ของข้อมูลทดสอบที่ได้จากการคำนวณในรอบก่อนหน้านั้น และทำการบันทึกค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสในรอบที่ทำให้ค่า MSE ของชุดข้อมูลทดสอบมีค่าต่ำสุด

จำนวนรอบของการฝึกสอน เมื่อโครงข่ายประสาทเทียมทำการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจนครบแล้ว ถือว่าเป็นหนึ่งรอบของการฝึกสอน ซึ่งหลังจากจบหนึ่งรอบของการฝึกสอนก็จะทำการสุ่มเลือกค่าถ่วงน้ำหนักขึ้นมาใหม่ ซึ่งจะเป็นค่าที่ต่างจากค่าเริ่มต้นที่ผ่านมาและจะทำจนครบจำนวนรอบที่เราได้กำหนดไว้ ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ได้กำหนดให้จำนวนรอบของการฝึกสอนในแต่ละโครงข่ายของโครงข่ายประสาทเทียมเท่ากับ 20 รอบต่อโครงข่าย และเลือกรอบของการฝึกสอนที่ทำให้ค่า MSE ของชุดทดสอบมีค่าต่ำสุด

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

2. ขั้นตอนการทดสอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ค่าย้อนกลับ

การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนทั้ง 2 ชั้นและชั้นเอาต์พุตเลือกจากฟังก์ชันถ่ายโอนแบบ Tan-Sigmoid, Log-Sigmoid และ Linear แล้วทำการเปรียบเทียบว่าโครงข่ายของโครงข่ายประสาทเทียมระบบไหนที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดซึ่งดูจากค่า MSE ของชุดทดสอบ

5.2.2 การจำลองโดยใช้ระบบอนุมานนิรโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้

5.2.2.1 เงื่อนไขในการฝึกสอน

ในการฝึกสอนระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบไฮบริด นั้นจะมีเงื่อนไขพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับการสิ้นสุดการฝึกสอนดังนี้

1. η และ m Factor

Adaptive Learning Rate (η) และ Momentum Term (m) เป็นค่าคงที่ใช้เร่งการปรับค่าถ่วงน้ำหนักให้ลู่ออกค่าตอบ โดยที่ m มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และจะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.9 ส่วน η จะตั้งค่าเริ่มต้นไว้ที่ 0.01 และค่าตัวแปรทั้งสองจะถูกปรับระหว่างการฝึกสอนโดยในการปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสแต่ละรอบนั้นหากค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น จะมีการปรับค่า η ให้ลดลงและค่า m เท่ากับศูนย์ จนกระทั่งค่า Gradient Factor มีแนวโน้มที่จะลดลงจากนั้นค่า η จะถูกปรับขึ้นเรื่อยๆ ส่วน m ใช้ค่าเดิม และเมื่อมีการปรับเพิ่มขึ้นอีกค่า Gradient Factor มีค่าเพิ่มขึ้น การปรับค่า η และ m นั้นจะใช้ค่าเดิมและการฝึกสอนจะสิ้นสุดลง

2. Least Squares Method

เป็นวิธีการกำลังสองน้อยที่สุดเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่า จากชุดข้อมูลที่ทราบค่า โดยรูปแบบจะเป็นเชิงเส้น (Linear) ในค่าสัมประสิทธิ์เลขยกกำลังของทุกๆ สัมประสิทธิ์มีค่าเป็นหนึ่งทุกตัวดังนั้นจึงเป็นเชิงเส้น

3. ปริมาณข้อมูลฝึกสอน

ปริมาณข้อมูลที่นำมาใช้ในการฝึกสอนและทดสอบระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้นั้นจะเป็นเงื่อนไขหนึ่งที่มีผลต่อประสิทธิภาพการหาค่าตอบของระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้ โดยทั่วไปปัญหาที่ซับซ้อน การใช้ข้อมูลฝึกสอนจำนวนมาก จะทำให้ระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้มีประสิทธิภาพการหาค่าตอบดีขึ้นทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณภาพของข้อมูลฝึกสอนด้วย

4. คุณภาพของข้อมูลฝึกสอน

เป็นการกระจายของชุดข้อมูลฝึกสอน โดยระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้จะสามารถหาค่าตอบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลฝึกสอนจะต้องมีการกระจายที่ดีพอและข้อมูลทดสอบควรอยู่ในช่วงของการกระจายดังกล่าว กล่าวคือ หากข้อมูลแต่ละชุดมีค่าต่างกันมากจะเป็นข้อมูลที่มีการกระจายมาก หากข้อมูลมีค่าต่างกันน้อยจะเป็นข้อมูลที่มีการกระจายน้อย และหากข้อมูลมีค่าไม่ต่างกันจะเป็นข้อมูลที่ไม่มีการกระจาย

5. การลองผิดลองถูก (trial and error)

เป็นการเรียนรู้เกิดจากการเชื่อมโยงระหว่างอินพุตและเอาต์พุตที่มักจะถูกออกมาในรูปแบบต่างๆ หลายรูปแบบ โดยทำการลองถูกลองผิดจนกว่าจะพบรูปแบบที่ดีที่สุด

5.2.2.2 เงื่อนไขในการทดสอบ

1. ประสิทธิภาพในการทดสอบ

การวัดประสิทธิภาพของระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้และโครงข่ายประเทียบนั้น จะวัดค่าผิดพลาดของค่าตอบของข้อมูลทดสอบที่ได้จากระบบอนุमानนิวโร-พีซซีโครงข่าย

ปรับตัวได้ที่ผ่านการฝึกสอนแล้วเป็นเกณฑ์ สำหรับระบบอนุमानนิโร-พีซซีโครงข่ายปรับตัวได้นี้จะใช้ค่าผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE) ตามสมการที่ (5.1)

5.2.3 ชุดข้อมูลการจำลอง

ข้อมูลที่ใช้สำหรับการจำลองมีทั้งหมด 19 ชุด แบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 14 ชุด และข้อมูลทดสอบ 5 ชุด โดยนำชุดฝึกสอนและชุดทดสอบสำหรับพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดแบ่งเป็น 4 แบบจำลอง ซึ่งแต่ละแบบจำลองจะได้ชุดข้อมูลดังนี้

5.2.3.1 แบบจำลอง 1 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1)

ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) มีจำนวนอินพุต 3 ตัว ประกอบด้วย Peak Load_{(previous)(t-1)}, GDP_(t-1) และ GNP_(t-1)

ตารางที่ 5.3 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 1

Year	อินพุต			เอาต์พุต	ชุดข้อมูล
	Peak Load (previous)(t-1) (MW)	GDP _(t-1) (ล้านบาท)	GNP _(t-1) (ล้านบาท)	Peak Load (MW)	
2538	10,709	2,692,973	2,654,736	12,268	ชุดข้อมูลฝึกสอน
2540	13,311	3,115,338	3,057,088	14,506	
2541	14,506	3,072,615	3,008,315	14,180	
2542	14,180	2,749,684	2,677,496	13,712	
2543	13,712	2,871,980	2,815,507	14,918	
2544	14,918	3,008,401	2,988,022	16,126	
2545	16,126	3,073,601	2,994,407	16,681	
2547	18,121	3,468,166	3,278,243	19,326	
2548	19,326	3,688,189	3,460,171	20,538	
2550	21,064	4,054,504	3,853,118	22,586	
2551	22,586	4,259,026	4,064,089	22,568	
2553	22,045	4,263,139	4,110,070	24,010	
2555	23,900	4,599,655	4,460,545	26,121	
2556	26,121	4,898,189	4,718,934	26,598	
2539	12,268	2,941,736	2,900,750	13,311	ชุดข้อมูลทดสอบ
2546	16,681	3,237,042	3,094,098	18,121	
2549	20,538	3,858,019	3,614,181	21,064	
2552	22,568	4,364,833	4,226,948	22,045	
2554	24,010	4,596,112	4,396,212	23,900	

5.2.3.2 แบบจำลอง 2 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2)

ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) มีจำนวนอินพุต 6 ตัว ประกอบด้วย Peak Load_{(previous)(t-2)}, GDP_(t-2), GNP_(t-2), Peak Load_{(previous)(t-1)}, GDP_(t-1) และ GNP_(t-1)

ตารางที่ 5.4 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 2

Year	อินพุต						เอาต์พุต	ชุดข้อมูล
	Peak Load (previous)(t-2) (MW)	GDP _(t-2) (ล้านบาท)	GNP _(t-2) (ล้านบาท)	Peak Load (previous)(t-1) (MW)	GDP _(t-1) (ล้านบาท)	GNP _(t-1) (ล้านบาท)	Peak Load (MW)	
2538	9,730	2,470,908	2,436,722	10,709	2,692,973	2,654,736	12,268	ชุดข้อมูลฝึกสอน
2540	12,268	2,941,736	2,900,750	13,311	3,115,338	3,057,088	14,506	
2541	13,311	3,115,338	3,057,088	14,506	3,072,615	3,008,315	14,180	
2542	14,506	3,072,615	3,008,315	14,180	2,749,684	2,677,496	13,712	
2543	14,180	2,749,684	2,677,496	13,712	2,871,980	2,815,507	14,918	
2544	13,712	2,871,980	2,815,507	14,918	3,008,401	2,988,022	16,126	
2545	14,918	3,008,401	2,988,022	16,126	3,073,601	2,994,407	16,681	
2547	16,681	3,237,042	3,094,098	18,121	3,468,166	3,278,243	19,326	
2548	18,121	3,468,166	3,278,243	19,326	3,688,189	3,460,171	20,538	
2550	20,538	3,858,019	3,614,181	21,064	4,054,504	3,853,118	22,586	
2551	21,064	4,054,504	3,853,118	22,586	4,259,026	4,064,089	22,568	
2553	22,568	4,364,833	4,226,948	22,045	4,263,139	4,110,070	24,010	
2555	24,010	4,596,112	4,396,212	23,900	4,599,655	4,460,545	26,121	
2556	23,900	4,599,655	4,460,545	26,121	4,898,189	4,718,934	26,598	
2539	10,709	2,692,973	2,654,736	12,268	2,941,736	2,900,750	13,311	
2546	16,126	3,073,601	2,994,407	16,681	3,237,042	3,094,098	18,121	
2549	19,326	3,688,189	3,460,171	20,538	3,858,019	3,614,181	21,064	
2552	22,586	4,259,026	4,064,089	22,568	4,364,833	4,226,948	22,045	
2554	22,045	4,263,139	4,110,070	24,010	4,596,112	4,396,212	23,900	

5.2.3.3 แบบจำลอง 3 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) โดยเพิ่มจำนวนประชากร (POP)

ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) มีอินพุตจำนวน 4 ตัว ประกอบด้วย Peak Load_{(previous)(t-1)},

GDP_(t-1), GNP_(t-1) และ POP_(t-1)

ตารางที่ 5.5 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 3

Year	อินพุต				เอาต์พุต	ชุดข้อมูล
	Peak Load (previous) (t-1) (MW)	GDP _(t-1) (ล้านบาท)	GNP _(t-1) (ล้านบาท)	POP _(t-1) (พันคน)	Peak Load (MW)	
2538	10,709	2,692,973	2,654,736	58,713	12,268	ชุดข้อมูลฝึกสอน
2540	13,311	3,115,338	3,057,088	60,003	14,506	
2541	14,506	3,072,615	3,008,315	60,602	14,180	
2542	14,180	2,749,684	2,677,496	61,201	13,712	
2543	13,712	2,871,980	2,815,507	61,806	14,918	
2544	14,918	3,008,401	2,988,022	62,236	16,126	
2545	16,126	3,073,601	2,994,407	62,836	16,681	
2547	18,121	3,468,166	3,278,243	63,982	19,326	
2548	19,326	3,688,189	3,460,171	64,531	20,538	
2550	21,064	4,054,504	3,853,118	65,574	22,586	
2551	22,586	4,259,026	4,064,089	66,041	22,568	
2553	22,045	4,263,139	4,110,070	66,903	24,010	
2555	23,900	4,599,655	4,460,545	67,597	26,121	
2556	26,121	4,898,189	4,718,934	67,912	26,598	
2539	12,268	2,941,736	2,900,750	59,401	13,311	ชุดข้อมูลทดสอบ
2546	16,681	3,237,042	3,094,098	63,419	18,121	
2549	20,538	3,858,019	3,614,181	65,099	21,064	
2552	22,568	4,364,833	4,226,948	66,482	22,045	
2554	24,010	4,596,112	4,396,212	67,313	23,900	

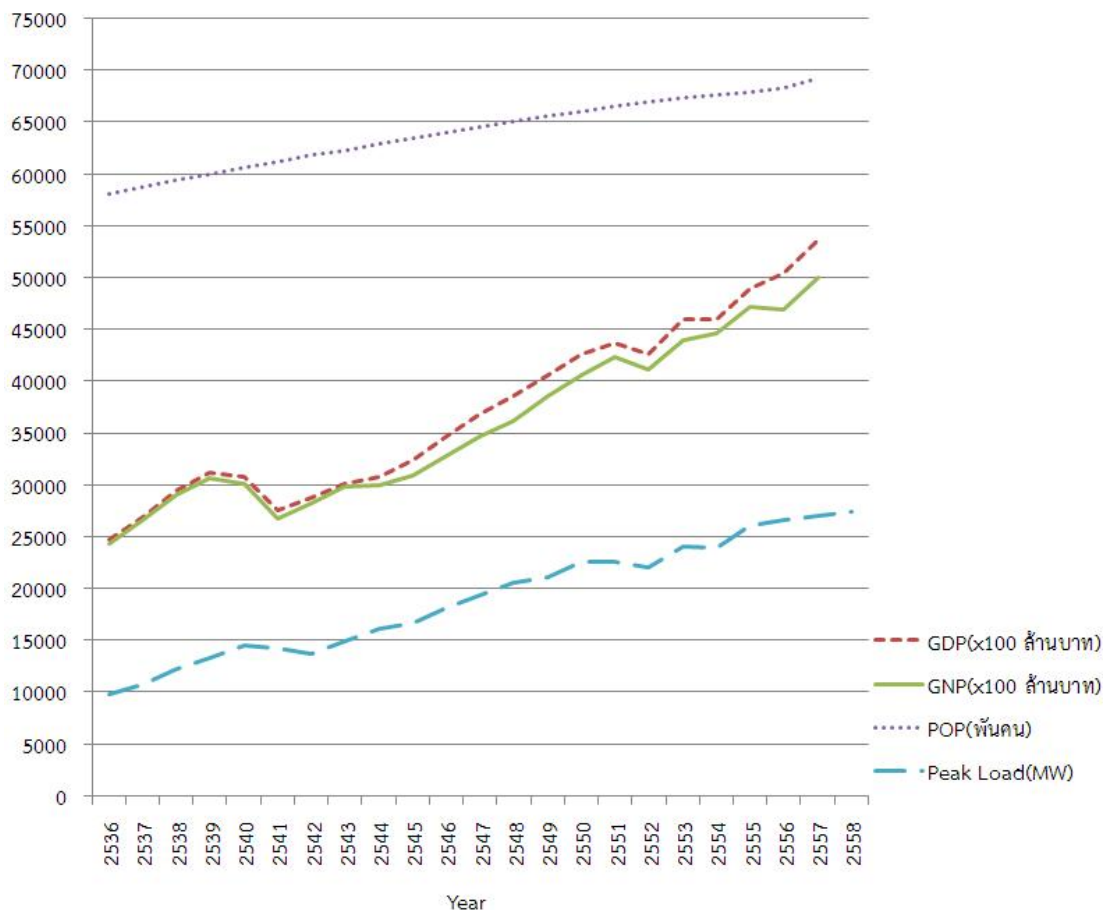
5.2.3.4 แบบจำลอง 4 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) โดยเพิ่มจำนวนประชากร (POP)

ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) มีจำนวนอินพุต 8 ตัว ประกอบด้วย Peak Load_{(previous)(t-2)}, GDP_(t-2), GNP_(t-2), POP_(t-2), Peak Load_{(previous)(t-1)}, GDP_(t-1), GNP_(t-1) และ POP_(t-1)

ตารางที่ 5.6 ชุดข้อมูลฝึกสอน (training) และทดสอบ (testing) ของแบบจำลอง 4

Year	อินพุต								เอาต์พุต	ชุดข้อมูล
	Peak Load _{(previous)(t-2)} (MW)	GDP _(t-2) (ล้านบาท)	GNP _(t-2) (ล้านบาท)	POP _(t-2) (พันคน)	Peak Load _{(previous)(t-1)} (MW)	GDP _(t-1) (ล้านบาท)	GNP _(t-1) (ล้านบาท)	POP _(t-1) (พันคน)	Peak Load _(t-1) (MW)	
2538	9,730	2,470,908	2,436,722	58,010	10,709	2,692,973	2,654,736	58,713	12,268	ชุดข้อมูลฝึกสอน
2540	12,268	2,941,736	2,900,750	59,401	13,311	3,115,338	3,057,088	60,003	14,506	
2541	13,311	3,115,338	3,057,088	60,003	14,506	3,072,615	3,008,315	60,602	14,180	
2542	14,506	3,072,615	3,008,315	60,602	14,180	2,749,684	2,677,496	61,201	13,712	
2543	14,180	2,749,684	2,677,496	61,201	13,712	2,871,980	2,815,507	61,806	14,918	
2544	13,712	2,871,980	2,815,507	61,806	14,918	3,008,401	2,988,022	62,236	16,126	
2545	14,918	3,008,401	2,988,022	62,236	16,126	3,073,601	2,994,407	62,836	16,681	
2547	16,681	3,237,042	3,094,098	63,419	18,121	3,468,166	3,278,243	63,982	19,326	
2548	18,121	3,468,166	3,278,243	63,982	19,326	3,688,189	3,460,171	64,531	20,538	
2550	20,538	3,858,019	3,614,181	65,099	21,064	4,054,504	3,853,118	65,574	22,586	
2551	21,064	4,054,504	3,853,118	65,574	22,586	4,259,026	4,064,089	66,041	22,568	
2553	22,568	4,364,833	4,226,948	66,482	22,045	4,263,139	4,110,070	66,903	24,010	
2555	24,010	4,596,112	4,396,212	67,313	23,900	4,599,655	4,460,545	67,597	26,121	
2556	23,900	4,599,655	4,460,545	67,597	26,121	4,898,189	4,718,934	67,912	26,598	
2539	10,709	2,692,973	2,654,736	58,713	12,268	2,941,736	2,900,750	59,401	13,311	
2546	16,126	3,073,601	2,994,407	62,836	16,681	3,237,042	3,094,098	63,419	18,121	
2549	19,326	3,688,189	3,460,171	64,531	20,538	3,858,019	3,614,181	65,099	21,064	
2552	22,586	4,259,026	4,064,089	66,041	22,568	4,364,833	4,226,948	66,482	22,045	
2554	22,045	4,263,139	4,110,070	66,903	24,010	4,596,112	4,396,212	67,313	23,900	

จากแบบจำลองทั้ง 4 แบบ นำข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตมาเขียนกราฟเพื่อดูลักษณะการเชื่อมโยงของข้อมูล ได้ดังรูปที่ 5.6



รูปที่ 5.6 ข้อมูล GDP GNP POP และ Peak Load ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2558

จากรูปที่ 5.6 แสดงให้เห็นว่าอัตราการขยายตัวของ GDP, GNP, POP และ Peak Load มีทิศทางเดียวกัน

การจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด ใช้ข้อมูลของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเพื่อเปรียบเทียบกับระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ โดยมีอินพุตคือ Peak Load (previous), GDP, GNP และ POP ส่วนเอาต์พุตคือ Peak Load ในการจำลองจะใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 – ปี พ.ศ. 2557 และข้อมูลที่ใช้สำหรับการพยากรณ์นั้นมีการแบ่งแตกต่างกันออกไปเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากโครงข่ายประสาทเทียมและระบบนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

บทที่ 6

ผลการทดลอง

6.1 ผลการทดลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย จะทำการพยากรณ์ทั้งหมด 4 แบบจำลอง โดยแตกต่างกันในส่วนของคุณลักษณะของข้อมูลอินพุตของแต่ละแบบจำลอง ซึ่งผลการทดลองของแบบจำลอง 1 แสดงไว้ในตารางที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 1

	ANN	ANFIS	
รูปแบบ	Back-Propagation	Sugeno	
โครงสร้าง	Multi Layer Feed Forward	Sugeno 1 st Order	
ฟังก์ชันถ่ายโอน (ANN)/ เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (ANFIS)	ชั้นซ่อนที่ 1: Tan-Sigmoid จำนวน 3 นิวรอน	Peak Load _{(previous)(t-1)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trapmf	
	ชั้นซ่อนที่ 2: Log-Sigmoid จำนวน 2 นิวรอน	GDP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 4 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trapmf	
	ชั้นเอาต์พุต: Linear	GNP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 4 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trapmf	Output
			เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: Linear
กระบวนการเรียนรู้	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)	
จำนวน Epochs	500, 20 รอบ	100	
MSE ชุดฝึกสอน	3.01E-04	8.50E-11	
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	1 นาที 10 วินาที	4 วินาที	
MSE ชุดทดสอบ	2.03E-05	5.96E-05	

จากตารางที่ 6.1 เป็นผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 1 ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียม ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 3 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Tan-Sigmoid ชั้นซ่อนที่ 2 มี

จำนวน 2 นิเวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Log-Sigmoid ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Linear และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวน 500 epochs โดยค่า Weight และ Bias เริ่มต้นจากการสุ่ม ทำการเรียนรู้ 20 รอบ เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุด

ระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ เลือกใช้ โมเดลฟuzzy Sugeno อันดับที่ 1 จำนวน เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-1)} มีอยู่ 3 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-1) มีอยู่ 4 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-1) มีอยู่ 4 โดยทั้งสามอินพุตใช้เมมเบอร์ชิพฟังก์ชันเป็น trapmf [20] ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Hybrid จำนวน 100 epochs และใช้หลักการกระทำดังนี้ NumRules=48, AndMethod='prod', OrMethod='probor', ImpMethod='prod', AggMethod='sum', DefuzzMethod='wtaver'

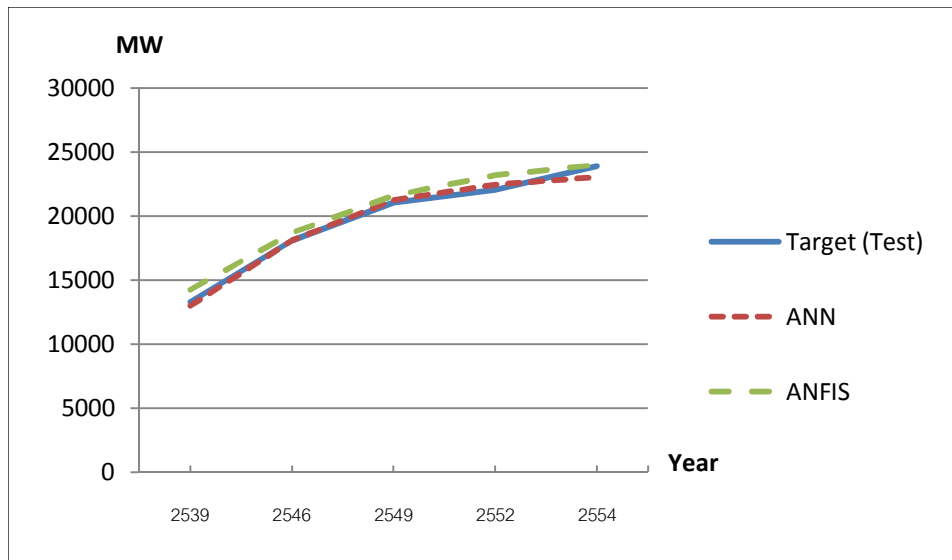
จากตารางที่ 6.1 วิธีการระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ให้ผลการทดลอง ในด้านเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และค่า Mean Square Error (MSE) ของข้อมูลชุดฝึกสอน ดีกว่า โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) แต่ค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบวิธี ANN ให้ผลดีกว่า ANFIS การทดลอง 2 วิธี ทั้ง ANN และ ANFIS ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีคุณลักษณะ CPU intel CORE 2Duo 2.4 GHz, RAM 2.00 GB โดยใช้โปรแกรม MATLAB (R2009a)

เปรียบเทียบผลการทดลองของชุดทดสอบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และระบบ อนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งให้ผลดังตารางที่ 6.2 และรูปที่ 6.1

ตารางที่ 6.2 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 1

Year	Target (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
2539	13,311	13,001	14,241
2546	18,121	18,108	18,725
2549	21,064	21,239	21,603
2552	22,045	22,478	23,204
2554	23,900	23,062	24,029

จากตารางที่ 6.2 แสดงผลการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบในแบบจำลอง 1 พบว่าทั้งการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย



รูปที่ 6.1 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 1

จากรูปที่ 6.1 พบว่าผลจากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลการทดลองใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย โดยกราฟมีลักษณะไปในทิศทางเดียวกัน

สำหรับผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 2 แสดงไว้ในตารางที่ 6.3

ตารางที่ 6.3 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 2

	ANN	ANFIS
รูปแบบ	Back-Propagation	Sugeno
โครงสร้าง	Multi Layer Feed Forward	Sugeno 1 st Order
ฟังก์ชันถ่ายโอน (ANN)/ เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (ANFIS)	ชั้นซ่อนที่ 1: Tan-Sigmoid จำนวน 3 นิวรอน	Peak Load _{(previous)(t-2)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		GDP _(t-2) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
	ชั้นซ่อนที่ 2: Log-Sigmoid จำนวน 2 นิวรอน	GNP _(t-2) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		Peak Load _{(previous)(t-1)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
	ชั้นเอาต์พุต: Linear	GDP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		GNP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
Output เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: Linear		
กระบวนการเรียนรู้	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
จำนวน Epochs	500, 20 รอบ	100
MSE ชุดฝึกสอน	1.06E-04	3.00E-13
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	22 วินาที	52.04 วินาที
MSE ชุดทดสอบ	2.08E-05	3.88E-05

จากตารางที่ 6.3 เป็นผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 2 ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียม ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 3 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Tan-Sigmoid ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 2 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Log-Sigmoid ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Linear

และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวน 500 epochs โดยค่า Weight และ Bias เริ่มต้นจากการสุ่ม ทำการเรียนรู้ 20 รอบ เพื่อให้ได้ค่าตอบที่ดีที่สุด

ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ เลือกใช้ โมเดลฟัซซี Sugeno อันดับที่ 1 จำนวน เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-2)} มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-2) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-2) มีอยู่ 3 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-1)} มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-1) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-1) มีอยู่ 2 โดยทั้งหกอินพุตใช้เมมเบอร์ชิพฟังก์ชันเป็น gaussmf [21] ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Hybrid จำนวน 100 epochs และใช้หลักการกระทำดังนี้ NumRules=96, AndMethod='prod', OrMethod='probor', ImpMethod='prod', AggMethod='sum', DefuzzMethod='wtaver'

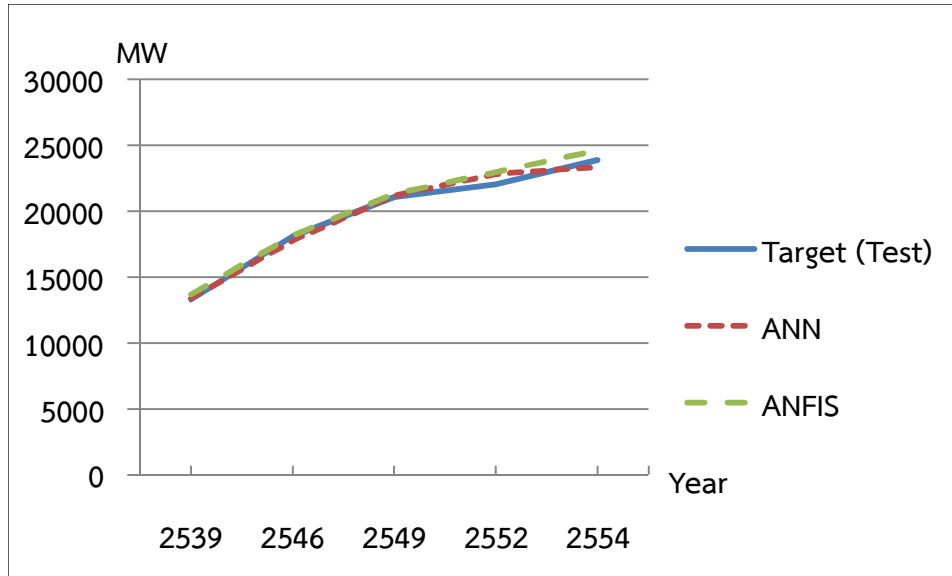
จากตารางที่ 6.3 วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ให้ผลการทดลอง ในด้านเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และค่า Mean Square Error (MSE) ของข้อมูลชุดทดสอบ ดีกว่าระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) แต่ค่า MSE ของข้อมูลชุดฝึกสอน วิธี ANFIS ให้ผลดีกว่า ANN การทดลอง 2 วิธี ทั้ง ANN และ ANFIS ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีคุณลักษณะ CPU intel CORE 2Duo 2.4 GHz, RAM 2.00 GB โดยใช้โปรแกรม MATLAB (R2009a)

เปรียบเทียบผลการทดลองของชุดทดสอบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งให้ผลดังตารางที่ 6.4 และรูปที่ 6.2

ตารางที่ 6.4 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 2

Year	Target (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
2539	13,311	13,415	13,711
2546	18,121	17,777	18,138
2549	21,064	21,159	21,326
2552	22,045	22,807	22,980
2554	23,900	23,332	24,619

จากตารางที่ 6.2 แสดงผลการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบในแบบจำลอง 2 พบว่าทั้งการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย



รูปที่ 6.2 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 2

จากรูปที่ 6.2 พบว่าผลจากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลการทดลองใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย โดยกราฟมีลักษณะไปในทิศทางเดียวกัน

สำหรับผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 3 แสดงไว้ในตารางที่ 6.5

ตารางที่ 6.5 ผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 3

	ANN	ANFIS
รูปแบบ	Back-Propagation	Sugeno
โครงสร้าง	Multi Layer Feed Forward	Sugeno 1 st Order
ฟังก์ชันถ่ายโอน (ANN)/ เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (ANFIS)	ชั้นซ่อนที่ 1: Tan-Sigmoid จำนวน 4 นิวรอน	Peak Load _{(previous)(t-1)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trimf
	ชั้นซ่อนที่ 2: Log-Sigmoid, จำนวน 3 นิวรอน	GDP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 4 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trimf
	ชั้นเอาต์พุต: Linear	GNP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trimf
		POP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: trimf
	Output เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: Linear	
กระบวนการเรียนรู้	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
จำนวน Epochs	500, 20 รอบ	100
MSE ชุดฝึกสอน	8.78E-05	3.13E-12
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	37 วินาที	29 วินาที
MSE ชุดทดสอบ	2.29E-05	1.75E-05

จากตารางที่ 6.5 เป็นผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 3 ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียม ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 4 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Tan-Sigmoid ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 3 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Log-Sigmoid ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Linear และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวน 500 epochs โดยค่า Weight และ Bias เริ่มต้นจากการสุ่ม ทำการเรียนรู้ 20 รอบ เพื่อให้ได้คำตอบที่ดีที่สุด

ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ เลือกใช้ โมเดลฟัซซี Sugeno อันดับที่ 1 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-1)} มีอยู่ 3 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-1) มีอยู่ 4 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-1) มีอยู่ 3 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ POP_(t-1) มีอยู่ 3 โดยทั้งสิ้นใช้เมมเบอร์ชิพฟังก์ชันเป็น trimf [22] ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Hybrid จำนวน 100

epochs และใช้หลักการกระทำดังนี้ NumRules=108, AndMethod='prod', OrMethod='probor', ImpMethod='prod', AggMethod='sum', DefuzzMethod='wtaver'

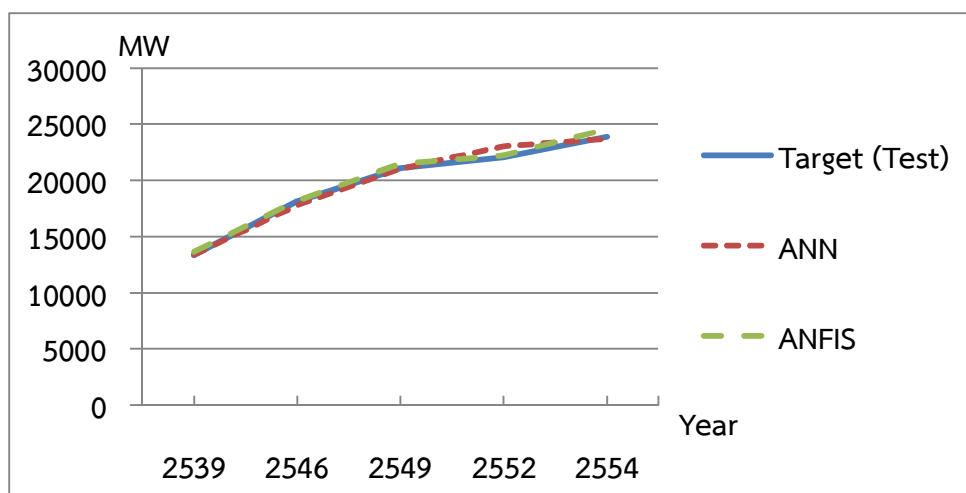
จากตารางที่ 6.5 วิธีการระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ให้ผลการทดลองในด้านเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และค่า Mean Square Error (MSE) ของข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) การทดลอง 2 วิธี ทั้ง ANN และ ANFIS ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีคุณลักษณะ CPU intel CORE 2Duo 2.4 GHz, RAM 2.00 GB โดยใช้โปรแกรม MATLAB (R2009a)

เปรียบเทียบผลการทดลองของชุดทดสอบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งให้ผลดังตารางที่ 6.6 และรูปที่ 6.3

ตารางที่ 6.6 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 3

Year	Target (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
2539	13,311	13,416	13,605
2546	18,121	17,759	18,190
2549	21,064	21,032	21,460
2552	22,045	23,028	22,203
2554	23,900	23,717	24,589

จากตารางที่ 6.6 แสดงผลการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบในแบบจำลอง 3 พบว่าทั้งการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย



รูปที่ 6.3 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 3

จากรูปที่ 6.3 พบว่าผลจากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลการทดลองใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย โดยกราฟมีลักษณะไปในทิศทางเดียวกัน

สำหรับผลการทดลองการพยากรณ์แบบจำลอง 4 แสดงไว้ในตารางที่ 6.7

ตารางที่ 6.7 ผลการทดลองการพยากรณ์แบบจำลอง 4

	ANN	ANFIS
รูปแบบ	Back-Propagation	Sugeno
โครงสร้าง	Multi Layer Feed Forward	Sugeno 1 st Order
ฟังก์ชันถ่ายโอน (ANN)/ เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน (ANFIS)	ชั้นซ่อนที่ 1: Tan-Sigmoid จำนวน 3 นิวรอน	Peak Load _{(previous)(t-2)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 1 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		GDP _(t-2) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
	ชั้นซ่อนที่ 2: Log-Sigmoid จำนวน 2 นิวรอน	GNP _(t-2) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		POP _(t-2) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 1 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
	ชั้นเอาต์พุต: Linear	Peak Load _{(previous)(t-1)} จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 1 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
		GDP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf
GNP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 2 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf		
POP _(t-1) จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: 3 เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: gaussmf		
Output เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน: Linear		
กระบวนการเรียนรู้	Levenberg-Marquardt	Hybrid (Gradient Descent, LSE)
จำนวน Epochs	500, 20 รอบ	100
MSE ชุดฝึกสอน	4.29E-08	1.28E-11
เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	38 วินาที	16 วินาที
MSE ชุดทดสอบ	1.91E-05	3.65E-05

จากตารางที่ 6.7 เป็นผลการทดลองการพยากรณ์ในแบบจำลอง 4 ในส่วนของโครงข่ายประสาทเทียม ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 3 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Tan-Sigmoid ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 2 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Log-Sigmoid ชั้นเอาต์พุตใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนเป็น Linear และใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt จำนวน 500 epochs โดยค่า Weight และ Bias เริ่มต้นจากการสุ่ม ทำการเรียนรู้ 20 รอบ เพื่อให้ได้ค่าตอบที่ดีที่สุด

ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ เลือกใช้ โมเดลฟัซซี่ Sugeno อันดับที่ 1 จำนวน เมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-2)} มีอยู่ 1 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-2) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-2) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ POP_(t-1) มีอยู่ 1 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน Peak Load_{(previous)(t-1)} มีอยู่ 1 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GDP_(t-1) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ GNP_(t-1) มีอยู่ 2 จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของ POP_(t-1) มีอยู่ 3 โดยทั้งแปดอินพุตใช้เมมเบอร์ชิพฟังก์ชันเป็น gaussmf [21] ใช้กระบวนการเรียนรู้แบบ Hybrid จำนวน 100 epochs และใช้หลักการกระทำดังนี้ NumRules=12, AndMethod='prod', OrMethod='probor', ImpMethod='prod', AggMethod='sum', DefuzzMethod='wtaver'

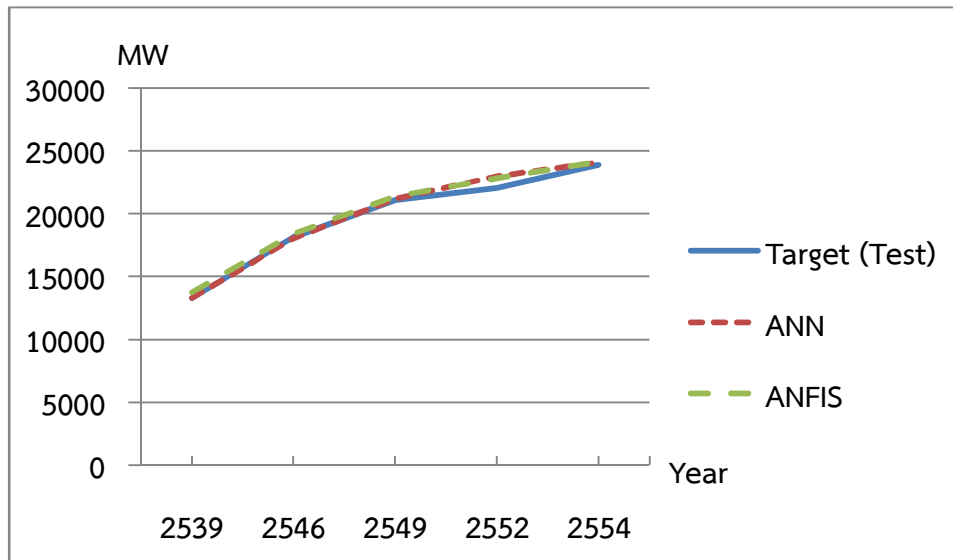
จากตารางที่ 6.7 วิธีการระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ให้ผลการทดลองในด้านเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และค่า Mean Square Error (MSE) ของข้อมูลชุดฝึกสอน ดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) แต่ค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบวิธี ANN ให้ผลดีกว่า ANFIS การทดลอง 2 วิธี ทั้ง ANN และ ANFIS ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีคุณลักษณะ CPU intel CORE 2Duo 2.4 GHz, RAM 2.00 GB โดยใช้โปรแกรม MATLAB (R2009a)

เปรียบเทียบผลการทดลองของชุดทดสอบระหว่างวิธีโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) และระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งให้ผลดังตารางที่ 6.8 และรูปที่ 6.4

ตารางที่ 6.8 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 4

Year	Target (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
2539	13,311	13,268	13,751
2546	18,121	18,048	18,397
2549	21,064	21,211	21,401
2552	22,045	22,984	22,807
2554	23,900	24,114	24,123

จากตารางที่ 6.8 แสดงผลการพยากรณ์ของชุดข้อมูลทดสอบในแบบจำลอง 4 พบว่าทั้งการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย



รูปที่ 6.4 ผลการทดลองของชุดทดสอบในแบบจำลอง 4

จากรูปที่ 6.4 พบว่าผลจากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN และ ANFIS ให้ผลการทดลองใกล้เคียงกับค่าเป้าหมาย โดยกราฟมีลักษณะไปในทิศทางเดียวกัน

เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดทั้ง 4 แบบจำลอง โดยผลการทดลองแสดงไว้ในตารางที่ 6.9

ตารางที่ 6.9 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดทั้ง 4 แบบจำลอง

แบบจำลอง	การทดลอง	ANN	ANFIS
1	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	1 นาที 10 วินาที	4 วินาที
	MSE ของชุดทดสอบ	2.03×10^{-5}	5.96×10^{-5}
2	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	22 วินาที	52.04 วินาที
	MSE ของชุดทดสอบ	2.08×10^{-5}	3.88×10^{-5}
3	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	37 วินาที	29 วินาที
	MSE ของชุดทดสอบ	2.28×10^{-5}	1.74×10^{-5}
4	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	38 วินาที	16 วินาที
	MSE ของชุดทดสอบ	1.91×10^{-5}	3.65×10^{-5}

จากตารางที่ 6.9 วิธีการระบอบอนุมานนิวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ในแบบจำลอง 1 ให้ผลการทดลองในด้านเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ดีกว่า ANFIS ในแบบจำลองอื่น และในแบบจำลอง 3 ให้ผลการทดลองในค่า Mean Square Error (MSE) ของข้อมูลชุดทดสอบดีกว่า ANFIS ในแบบจำลองอื่น สำหรับโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในแบบจำลอง 2 ให้ผลทดลองในด้านเวลาที่ใช้

ในการเรียนรู้ดีกว่า ANN ในแบบจำลองอื่น และในแบบจำลอง 4 ให้ผลการทดลองในค่า MSE ของข้อมูลชุดทดสอบดีกว่า ANN ในแบบจำลองอื่น

เปรียบเทียบผลการทดลองระหว่าง ANFIS กับ ANN จากค่า MSE พบว่า วิธี ANFIS ในแบบจำลอง 3 ให้ผลการทดลองดีกว่า ANN ในแบบจำลอง 4 และวิธี ANFIS ยังใช้เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้ต่ำกว่า ANN ผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดทดสอบของค่าเอาต์พุตเป้าหมายระหว่างวิธี ANN ในแบบจำลอง 4 และ ANFIS ในแบบจำลอง 3 แสดงในตารางที่ 6.10

ตารางที่ 6.10 เปรียบเทียบข้อมูลชุดทดสอบของค่าเอาต์พุต ANN ในแบบจำลอง 4 กับ ANFIS ในแบบจำลอง 3

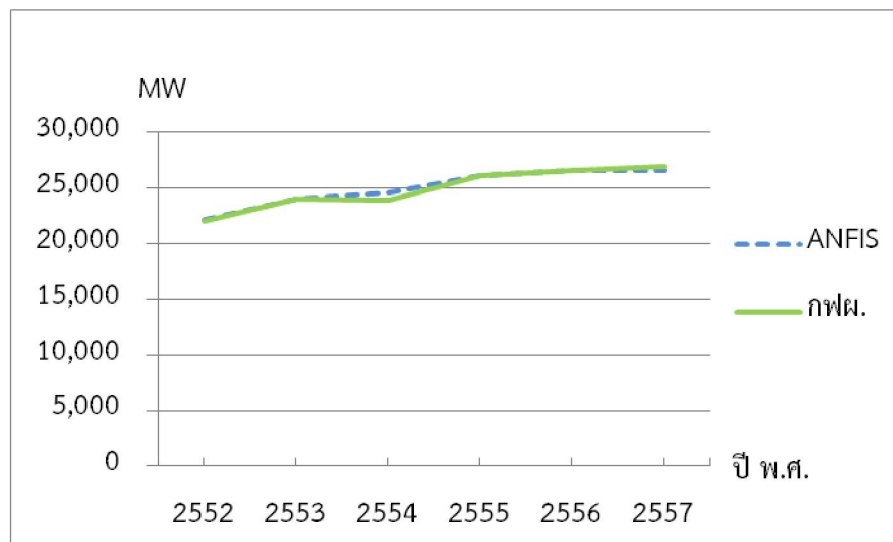
ค่าเอาต์พุต (Test) (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
13,311	13,268	13,605
18,121	18,048	18,190
21,064	21,211	21,460
22,045	22,984	22,203
23,900	24,114	24,589

จากตารางที่ 6.10 แสดงผลการเปรียบเทียบข้อมูลชุดทดสอบของค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ในแบบจำลอง 4 กับวิธีการระบบอนุमानนิวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ ANFIS ในแบบจำลอง 3 จะเห็นว่าทั้ง ANN และ ANFIS ให้คำตอบที่ใกล้เคียงกับเป้าหมาย แต่จากตารางที่ 6.5 พบว่า ANFIS ให้ค่า MSE น้อยสุด ดังนั้น จึงเลือกวิธี ANFIS ในแบบจำลอง 3 มาพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุด และเพื่อเป็นการตรวจสอบความถูกต้องของผลการพยากรณ์ จึงมีการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์โดยวิธี ANFIS กับค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดขึ้นจริงของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) ซึ่งผลการเปรียบเทียบ แสดงไว้ในตารางที่ 6.11 และรูปที่ 6.5

ตารางที่ 6.11 ผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้วิธี ANFIS ในแบบจำลอง 3

ปี พ.ศ.	ANFIS (MW)	กฟผ. (MW)
2552	22,202	22,045
2553	24,012	24,010
2554	24,602	23,900
2555	26,102	26,121
2556	26,602	26,598
2557	26,549	26,942

จากตารางที่ 6.11 พบว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีระบบอนุมานนิเว-ฟuzzy ซึ่งโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) โดยใช้แบบจำลอง 3 ให้ผลใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.)



รูปที่ 6.5 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ โดยวิธี ANFIS กับค่าที่เกิดขึ้นจริงของ กฟผ.

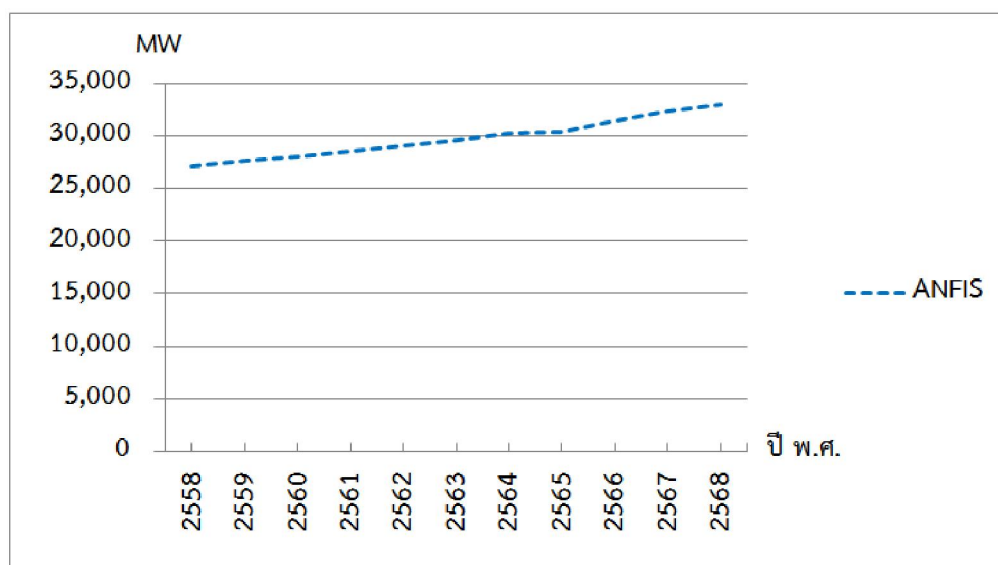
จากรูปที่ 6.5 แสดงการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ด้วยวิธีการระบบอนุมานนิเว-ฟuzzy ซึ่งโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) กับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) จะเห็นว่าค่าที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี ANFIS ให้กราฟที่มีลักษณะไปในทิศทางเดียวกันกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบของ กฟผ.

ทำการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้า โดยใช้วิธี ANFIS ในแบบจำลอง 3 ซึ่งผลการพยากรณ์ล่วงหน้า แสดงไว้ในตารางที่ 6.12 และรูปที่ 6.6

ตารางที่ 6.12 ผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้า โดยใช้วิธี ANFIS

ปี พ.ศ.	ANFIS (MW)
2558	27,072
2559	27,642
2560	28,002
2561	28,502
2562	29,037
2563	29,602
2564	30,233
2565	30,402
2566	31,492
2567	32,367
2568	32,972

จากตารางที่ 6.12 เป็นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดในปี พ.ศ. 2558 – ปี พ.ศ. 2568 ด้วยวิธีระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) จากผลการพยากรณ์พบว่ามีความต้องการไฟฟ้าสูงสุดเพิ่มขึ้นทุกปี



รูปที่ 6.6 ผลการพยากรณ์ล่วงหน้า โดยวิธี ANFIS

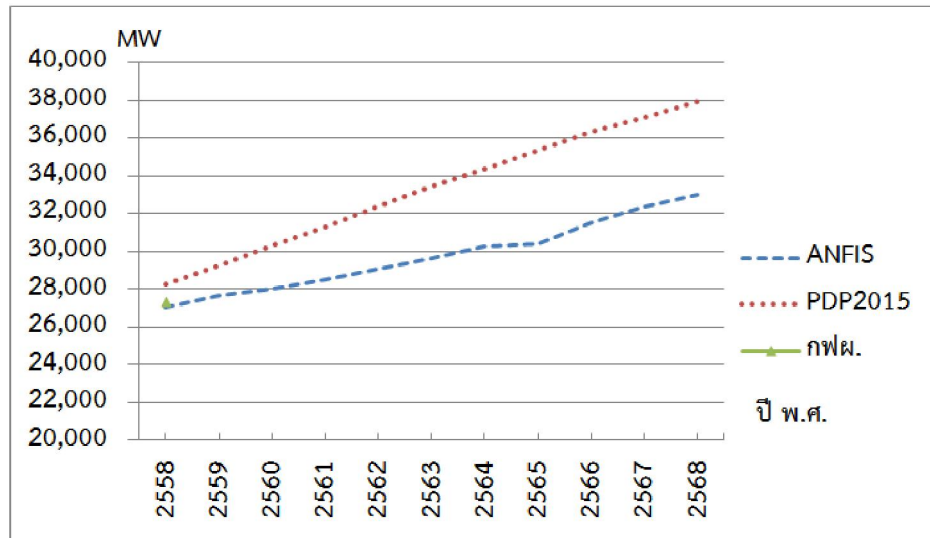
จากรูปที่ 6.6 แสดงผลการพยากรณ์ล่งหน้า โดยวิธีการระบบอนุมานนิวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งพบว่ามีความต้องการไฟฟ้าสูงสุดเพิ่มขึ้นทุกปี

ทำการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ที่ได้จากวิธี ANFIS กับผลการพยากรณ์ตามแผน PDP2015 ของกระทรวงพลังงาน [8] และทำการเปรียบเทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในปี พ.ศ. 2558 ของ กฟผ. เพื่อเป็นการตรวจสอบผลการพยากรณ์ ผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่งหน้า แสดงไว้ในตารางที่ 6.13 และรูปที่ 6.7

ตารางที่ 6.13 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่งหน้าโดยวิธี ANFIS แผน PDP2015 และค่าจริงของ กฟผ.

ปี พ.ศ.	ANFIS (MW)	แผน PDP2015 (MW)	กฟผ. (MW)
2558	27,072	28,271	27,346
2559	27,642	29,219	-
2560	28,002	30,303	-
2561	28,502	31,269	-
2562	29,037	32,408	-
2563	29,602	33,459	-
2564	30,233	34,382	-
2565	30,402	35,336	-
2566	31,492	36,294	-
2567	32,367	37,097	-
2568	32,972	37,931	-

จากตารางที่ 6.13 เป็นการเปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่งหน้าระหว่างวิธีการระบบอนุมานนิวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) และ แผน PDP2015 โดยมีการเปรียบเทียบกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในปี พ.ศ. 2558 ของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) จากผลการพยากรณ์พบว่า การใช้วิธี ANFIS ให้ค่าใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบของ กฟผ. และมีค่าใกล้เคียงกับผลการพยากรณ์ที่ได้จากแผน PDP2015



รูปที่ 6.7 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้าโดยวิธี ANFIS แผน PDP2015 และค่าจริงของ กฟผ.

จากรูปที่ 6.7 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดล่วงหน้าโดยวิธีการระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) แผน PDP2015 และค่าจริงของ กฟผ. ในปีพ.ศ. 2558 พบว่าผลการพยากรณ์โดยวิธี ANFIS ให้ค่าใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบของ กฟผ. และกราฟมีลักษณะเป็นไปในทิศทางเดียวกันกับผลการพยากรณ์จากแผน PDP2015

จากผลการทดลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เปรียบเทียบกับวิธีการระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS) จะเห็นว่าทั้งสองวิธีการสามารถให้คำตอบที่ใกล้เคียงกับค่าจริงของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ.) แต่วิธีการระบบอนุมานนิเวโร-ฟuzzyโครงข่ายปรับตัวได้ สามารถให้คำตอบที่ใกล้เคียงมากกว่าและมีระยะเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนที่น้อยกว่าวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 7

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอวิธีการใช้ ANFIS ซึ่งเป็นการรวมระบบอนุมานฟัซซี่และโครงข่ายประสาทเข้าด้วยกัน มีกระบวนการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid) วิธี ANFIS เป็นอีกแนวทางหนึ่งที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของระบบการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยใช้ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดปีก่อนหน้า GDP GNP และจำนวนประชากร เป็นอินพุต มีการเปรียบเทียบผลการจำลองวิธีการที่นำเสนอคือ ระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้กับโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งผลจากการจำลองพบว่า ANFIS ให้ผลดีกว่าวิธีการที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม ทั้งในเรื่องของเวลาที่ใช้ในการฝึกสอน และค่าความผิดพลาดเฉลี่ย ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่ได้จากการพยากรณ์นี้ สามารถนำไปใช้ในส่วนของการวางแผนการลงทุนในการก่อสร้าง เช่น โรงไฟฟ้า ระบบสายส่ง และระบบสายจำหน่าย เพื่อรองรับความต้องการใช้ไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้นในอนาคตได้

7.1 การประยุกต์ใช้ระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้

การนำระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้มาใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดนั้น จากการทดลองพบว่าระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ที่ได้รับการฝึกสอนแล้วสามารถหาคำตอบของค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดได้แม่นยำและรวดเร็วกว่าวิธีที่เปรียบเทียบต่างๆ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการศึกษาตลอดจนสามารถให้ค่าการพยากรณ์ล่วงหน้าได้

7.2 ข้อดีและข้อเสียของการประยุกต์ใช้ระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

การนำระบบอนุมานนิโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้มาใช้ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด มีข้อดีและข้อเสียดังนี้

- ข้อดี
1. สามารถหาคำตอบได้รวดเร็วและแม่นยำ
 2. ชนิดและจำนวนของเมมเบอร์ชิพมิให้เลือกมากมายหลายชนิด สามารถเลือกใช้งานได้อย่างหลากหลาย
 3. ไม่จำเป็นต้องสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์
- ข้อเสีย
1. ไม่สามารถระบุถึงชนิดและจำนวนของเมมเบอร์ชิพที่ใช้ได้ว่า ต้องใช้ชนิดของเมมเบอร์ชิพแบบไหน และจำนวนของเมมเบอร์ชิพเท่าไร ถึงจะให้ผลดีที่สุด ซึ่งต้องใช้วิธีลองผิดลองถูก (trial and error) เป็นตัวช่วยในการหาผลลัพธ์
 2. จากการทดลองพบว่าถ้ามีอินพุตจำนวนมาก แล้วเลือกจำนวนของเมมเบอร์ชิพตั้งแต่ 2 ขึ้นไป ทำให้มีกฎการกระทำ (rule) เยอะมาก เป็นเหตุให้ไม่สามารถทำการรันโปรแกรมได้

7.3 ข้อเสนอแนะ

1. การพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดต้องใช้ข้อมูลในปริมาณที่เยอะพอสมควร เพื่อที่จะมีข้อมูลที่กระจัดกระจายตัว ซึ่งข้อจำกัดของวิทยานิพนธ์นี้คือ มีจำนวนข้อมูลในปริมาณที่จำกัด วิทยานิพนธ์นี้มีข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2536 ถึง ปี พ.ศ. 2557 ทำให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ไม่ดีเท่าที่ควร
2. ขั้นตอนในการเลือกอินพุตและเอาต์พุตควรเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กัน เพื่อให้ได้คำตอบที่ใกล้เคียงและตรงกับความเป็นจริงมากที่สุด
3. ในการพยากรณ์ค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวนั้น สามารถใช้ตัวแปรอื่นที่นอกเหนือจากค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า GDP GNP หรือจำนวนประชากร เช่น รายได้ต่อหัว (GDP per capita) การสูญเสียของระบบไฟฟ้ากำลัง (power system losses) ตัวประกอบการใช้ไฟฟ้า (Load factor) ลักษณะการใช้ไฟฟ้าของผู้ใช้ไฟฟ้า (Load profile)
4. ควรสร้างโปรแกรมในรูปแบบ Windows Application เช่น การใช้ Visual Basic หรือการใช้ GUI (Graphical User Interface) เพื่อความสะดวกสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้ และยังสามารถเก็บเป็นฐานข้อมูลได้

เอกสารอ้างอิง

- [1] Soliman Abdel-hady Soliman, Ahmad M. Al-Kandari. 2010. "Electrical Load Forecasting: Modeling and Model Construction". Elsevier Inc.
- [2] Nurettin Cetinkaya, 2013. "Long-term Electrical Load Forecasting based on Economic and Demographic Data for Turkey", 14th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics, Nov.
- [3] Jiping Zhu, 2013. "The Application of Variance Contribution Method in Mid-long Term Power Load Forecasting", Fifth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics.
- [4] คัมภีร์ ศรีขจรวุฒิศักดิ์ และสมชาติ จิรีวิภากร, 2551. "การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้ารายเดือนของการไฟฟ้าส่วนภูมิภาคโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม", การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 31, 29-31 ตุลาคม, หน้า 435-438.
- [5] ทศนัย พลอยสุวรรณ และ ธนวันต์ ยลพัทธ์, 2556. "การพยากรณ์ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยโดยกระบวนการเกาส์เซียน", การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 36, 11-13 ธันวาคม, หน้า 265-268.
- [6] Fahmy BENDARY, Hassan MAHMOUD, Salem EL-SHEIKH, 2013. "ELECTRICAL LOAD FORECASTS IN LONG -TERM AND IMPACT ON LOAD MANAGEMENT APPLICATION", 22nd International Conference on Electricity Distribution, paper 0058, Jun.
- [7] หทัยเทพ วงศ์สุวรรณ, 2554. "การทำนายค่าอุณหภูมิล่วงหน้าโดยใช้ระบบนิวโรฟuzzy", การประชุมวิชาการเครือข่ายวิศวกรรมเครื่องกลแห่งประเทศไทย ครั้งที่ 25, 19-21 ตุลาคม.
- [8] แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558 - 2579 (PDP2015), กระทรวงพลังงาน, สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 30 มิถุนายน 2558.
- [9] [Online].Available: http://www.egat.co.th/index.php?option=com_glossary&letter=%E0%B8%81&id=45
- [10] สมชาติ จิรีวิภากร, 2554. "การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในระบบไฟฟ้ากำลัง", คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [11] อรรถกร เสียงใส, 2556. "การวิเคราะห์เปรียบเทียบดัชนีคุณภาพไฟฟ้าโดยใช้วิธีเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมและโครงข่ายแบบปรับตัวได้", วิทยานิพนธ์ปริญญาโทมหาบัณฑิต สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [12] นันทชัย กานตานันทะ, 2555. "การพยากรณ์ด้วยวิธีการพยากรณ์เชิงสาเหตุ", วารสารวิศวกรรมศาสตร์, ปีที่ 4 ฉบับที่ 1.
- [13] [Online].Available: <http://www.mathworks.com/help/nnet/ug/multilayer-neural-network-architecture.html>

- [14] ชัยโย ตระกูลไทยรักษ์, 2555. “การหาคำตอบการไหลของกำลังไฟฟ้าอย่างเหมาะสมโดยใช้ระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้”, วิทยานิพนธ์ปริญญาโทบริหารเทคโนโลยี พระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [15] Jang. J.-S.R., 1993. “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665 - 685, May/Jun.
- [16] C.-C. Lee, 1990. “Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller-Part I,” *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 20, pp. 404 – 418.
- [17] Jang. J.-S.R., Chuen-Tsai Sun and Eiji Mizutani, 1997. “Neuro-fuzzy and Soft Computing”, Prentice Hall,.
- [18] Jang. J.-S.R. and Chuen-Tsai Sun, 1995. “Neuro-fuzzy modeling and control”, *IEEE Proceedings.*, vol. 83, no. 3, pp. 378-406, Mar.
- [19] Unipower. “PQ Secure Installation Manual”. [online], Available: www.unipower.se
- [20] [Online].Available: <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/trapmf.html>
- [21] [Online].Available: <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/guassmf.html>
- [22] [Online].Available: <http://www.mathworks.com/help/fuzzy/trimf.html>

ภาคผนวก ก.

โปรแกรมสำหรับพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โปรแกรมสำหรับประเมินระบบคุณภาพไฟฟ้าโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมนั้น ใช้โปรแกรม MATLAB โดยเขียนจาก M-File ซึ่งสามารถแก้ไขข้อมูลได้ที่ตัวแปร DATA

```

%%%%%%%%%%
clear all
format long
DATA = [0.09730    0.2470908    0.2436722    0.58010    0.10709
        0.2692973    0.2654736    0.58713    0.12268
0.12268    0.2941736    0.2900750    0.59401    0.13311    0.3115338
        0.3057088    0.60003    0.14506
0.13311    0.3115338    0.3057088    0.60003    0.14506    0.3072615
        0.3008315    0.60602    0.1418
0.14506    0.3072615    0.3008315    0.60602    0.14180    0.2749684
        0.2677496    0.61201    0.13712
0.14180    0.2749684    0.2677496    0.61201    0.13712    0.287198
        0.2815507    0.61806    0.14918
0.13712    0.287198    0.2815507    0.61806    0.14918    0.3008401
        0.2988022    0.62236    0.16126
0.14918    0.3008401    0.2988022    0.62236    0.16126    0.3073601
        0.2994407    0.62836    0.16681
0.16681    0.3237042    0.3094098    0.63419    0.18121    0.3468166
        0.3278243    0.63982    0.19326
0.18121    0.3468166    0.3278243    0.63982    0.19326    0.3688189
        0.3460171    0.64531    0.20538
0.20538    0.3858019    0.3614181    0.65099    0.21064    0.4054504
        0.3853118    0.65574    0.22586
0.21064    0.4054504    0.3853118    0.65574    0.22586    0.4259026
        0.4064089    0.66041    0.22568
0.22568    0.4364833    0.4226948    0.66482    0.22045    0.4263139
        0.4110070    0.66903    0.2401
0.24010    0.4596112    0.4396212    0.67313    0.23900    0.4599655
        0.4460545    0.67597    0.26121
0.23900    0.4599655    0.4460545    0.67597    0.26121    0.4898189
        0.4718934    0.67912    0.26598
0.10709    0.2692973    0.2654736    0.58713    0.12268    0.2941736
        0.290075    0.59401    0.13311
0.16126    0.3073601    0.2994407    0.62836    0.16681    0.3237042
        0.3094098    0.63419    0.18121
0.19326    0.3688189    0.3460171    0.64531    0.20538    0.3858019
        0.3614181    0.65099    0.21064
0.22586    0.4259026    0.4064089    0.66041    0.22568    0.4364833
        0.4226948    0.66482    0.22045
0.22045    0.4263139    0.4110070    0.66903    0.2401    0.4596112
        0.4396212    0.67313    0.239];
tr = 14;
ts = 5;
sttr = 1;
sttr1 = sttr;
sttr2 = sttr+1;
sttr3 = sttr+2;
entr = sttr+tr-1;
stts = 15;
ents = stts+ts-1;
stts1 = tr+1;
ents1 = stts1+ts-1;
stnode = 3;
noderange = 1;
structure = 9;
roundperstructure = 20;

```

```

INPUT1 = DATA(sttr:entr , 1:8);
OUTPUT1 = DATA(sttr:entr , 9);
INPUT2 = DATA(stts:ents , 1:8);
OUTPUT2 = DATA(stts:ents , 9);
INPUT = [ INPUT1 ; INPUT2];
OUTPUT = [ OUTPUT1 ; OUTPUT2];
OUT = OUTPUT';
[a,meanp,stdp,b,meant,stdt] = prestd(INPUT',OUTPUT');
mxp = max(max(a));
mnp = min(min(a));
awp = 0.8/(mxp-mnp);
bwp = 0.9 - (awp*mxp);
pn = (awp*a)+bwp;
mxt = max(max(b));
mnt = min(min(b));
awt = 0.8/(mxt-mnt);
bwt = 0.9 - (awt*mxt);
tn = (awt*b)+bwt;
iitr = [sttr1:3:entr sttr2:3:entr sttr3:3:entr];
%iiv = [ sttr3:3:entr];
ptr = pn(:,iitr);
ttr = tn(:,iitr);
Br = OUT(:,iitr);
%pv = pn(:,iiv);
%tv = tn(:,iiv);
%Bv = OUT(:,iiv);
pts = pn(:,stts1:ents1);
tts = tn(:,stts1:ents1);
Bs = OUT(:,stts1:ents1);
v.P = pts;
v.T = tts;
for n = 1 : structure
    start = clock;
    w = stnode+noderange*(n - 1);
    u = w - 1;

net=newff(minmax(ptr),[w,u,1],{'tansig','logsig','purelin'},'trainlm'
);
net.trainParam.show=100;
net.trainParam.epochs=500;
net.trainParam.max_fail=inf;
for q = 1: roundperstructure
    [i,j] = size(ptr);
    % load sarfi_80_n00_w1.txt
    % load sarfi_80_n00_w2.txt
    % load sarfi_80_n00_w3.txt
    % load sarfi_80_n00_b1.txt
    % load sarfi_80_n00_b2.txt
    % load sarfi_80_n00_b3.txt
    %net.iw{1,1} = 0.5*ones(w,i);
    %net.lw{2,1} = 0.5*ones(u,w);
    %net.lw{3,2} = 0.5*ones(1,u);
    %net.b{1} = 0.5*ones(w,1);
    %net.b{2} = 0.5*ones(u,1);
    %net.b{3} = 0.5*ones(1,1);
    net.layers{1}.initFcn = 'initwb';
    net.inputWeights{1,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{1}.initFcn = 'rands';
    net.layers{2}.initFcn = 'initwb';
    net.layerWeights{2,1}.initFcn = 'rands';
    net.biases{2}.initFcn = 'rands';

```

```

net.layers{3}.initFcn = 'initwb';
net.layerWeights{3,2}.initFcn = 'rands';
net.biases{3}.initFcn = 'rands';
net = init(net);
[net,tr] = train(net,ptr,ttr,[ ],[ ],v);
Sn = sim(net,ptr);
S1 = (Sn-bwt)/awt;
S = poststd(S1,meant,stdt);
% S = poststd(Sn,meant,stdt);
SSn = sim(net,pts);
S2 = (SSn-bwt)/awt;
SS = poststd(S2,meant,stdt);
%SS = poststd(SSn,meant,stdt);
CC1 = [Br - S];
EE1 = abs(CC1);
for aa1=1:length (S)
    GG1(aa1) = abs(100*[EE1(1,aa1)/Br(1,aa1)]);
end
Rr(q,n) = mean(GG1);
CC2 = [Bs - SS];
EE2 = abs(CC2);
for aa2=1:length (SS)
    GG2(aa2) = abs(100*[EE2(1,aa2)/Bs(1,aa2)]);
end
R(q,n) = mean(GG2);
if q == 1
    q11 = 1;
    nlr = S;
    nl = SS;
    x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
    y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
    zr = Rr(q,n)
    z1 = R(q,n)
else
    if R(q,n) < min(R(1:q-1,n))
        q11 = q;
        nlr = S;
        nl = SS;
        x1 = net.iw{1,1};x2 = net.lw{2,1};x3 = net.lw{3,2};
        y1 = net.b{1};y2 = net.b{2};y3 = net.b{3};
        zr = Rr(q,n)
        z1 = R(q,n)
    end
end
end
q
n
end
% n1lr(:,n) = nlr';
% n1l(:,n) = nl';
CCC1 = [Br - nlr];
EEE1 = abs(CCC1);
for aaa1=1:length (nlr)
    GGG1(aaa1) = abs(100*[EEE1(1,aaa1)/Br(1,aaa1)]);
end
Rlr(n) = mean(GGG1);
CCC2 = [Bs - nl];
EEE2 = abs(CCC2);
for aaa2=1:length (nl)
    GGG2(aaa2) = abs(100*[EEE2(1,aaa2)/Bs(1,aaa2)]);
end
Rl(n) = mean(GGG2);

```

```

if n == 1
    n_best = stnode;
    x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
    y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
    zr_best = zr
    z1_best = z1
else
    if R1(n) < min(R1(1:n-1))
        n_best = w ;
        x1_best = x1 ;x2_best = x2 ;x3_best = x3 ;
        y1_best = y1 ;y2_best = y2 ;y3_best = y3 ;
        zr_best = zr
        z1_best = z1
    end
end
z1_best
mape_r(n) = zr
mape_s(n) = z1
Timetaken(n) = etime(clock,start)/60
end
    net=newff(minmax(ptr),[n_best,n_best-
1,1],{'tansig','logsig','purelin'},'trainlm');
    net.iw{1,1} = x1_best; net.lw{2,1} = x2_best; net.lw{3,2} =
x3_best;
    net.b{1} = y1_best; net.b{2} = y2_best; net.b{3} = y3_best;
    Sn = sim(net,ptr);
    S1 = (Sn-bwt)/awt;
    S = poststd(S1,meant,stdt);
    %S = round(S3);
    %S = poststd(Sn,meant,stdt);
    SSn = sim(net,pts);
    S2 = (SSn-bwt)/awt;
    SS = poststd(S2,meant,stdt);
    %SS = round(SS1);
    % SS = poststd(SSn,meant,stdt);
    M = [Br ; S];
    C1 = [Br - S];
    E1 = abs(C1);
    F1 = Br;
    for a1=1:length (E1)
        G1(a1) = abs(100*[E1(1,a1)/F1(1,a1)]);
    end
    H = sum(C1.^2);
    N = [Bs ; SS];
    C2 = [Bs - SS];
    E2 = abs(C2);
    F2 = Bs;
    for a2=1:length (E2)
        G2(a2) = abs(100*[E2(1,a2)/F2(1,a2)]);
    end
    Timetaken
    min1 = min(G1)
    mean1 = mean(G1)
    max1 = max(G1)
    %compare1 = M
    compare2 = N
    percenterror2 = G2
    min2 = min(G2)
    mean2 = mean(G2)
    max2 = max(G2)
    nodel = n_best

```

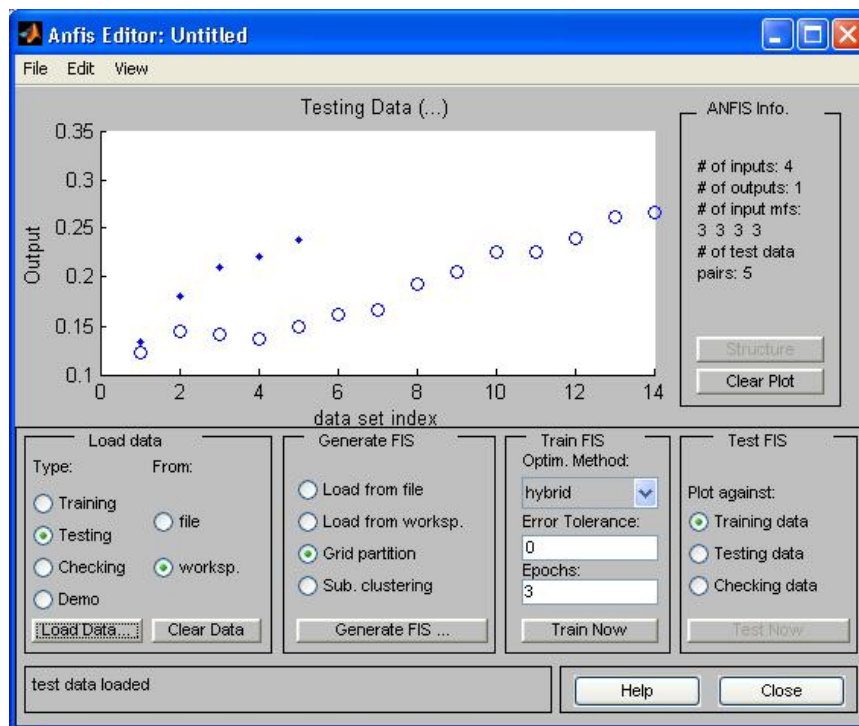

ภาคผนวก ข.

โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด
โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบอนุมาน นิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ (ANFIS)

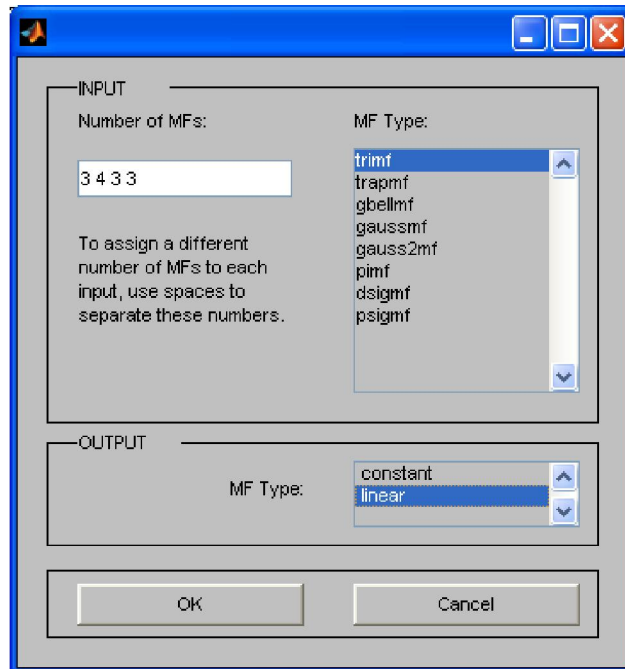
โปรแกรมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดโดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่โครงข่ายปรับตัวได้ ใช้โปรแกรม MATLAB ซึ่งมี toolbox ANFIS Editor GUI (anfisedit) ในกลุ่มของ Fuzzy Logic toolboxes โดยมีวิธีการดังนี้

1. โหลดข้อมูลเข้าโปรแกรมในส่วน Load data ดังรูปที่ ข.1



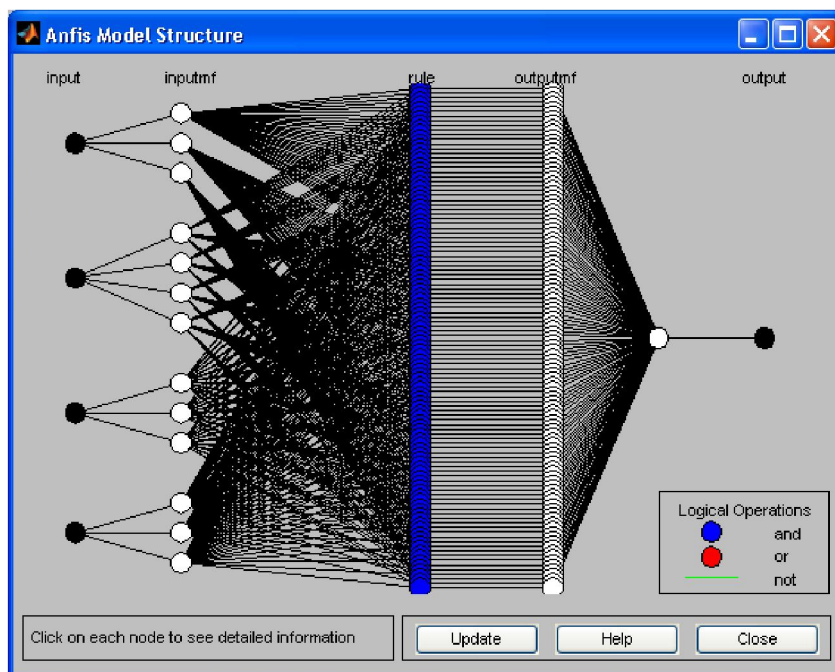
รูปที่ ข.1 โหลดข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลทดสอบจาก workspace

2. ตั้งค่าเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของอินพุตและเอาต์พุตในส่วนของ Generate FIS ดังรูปที่ ข.2



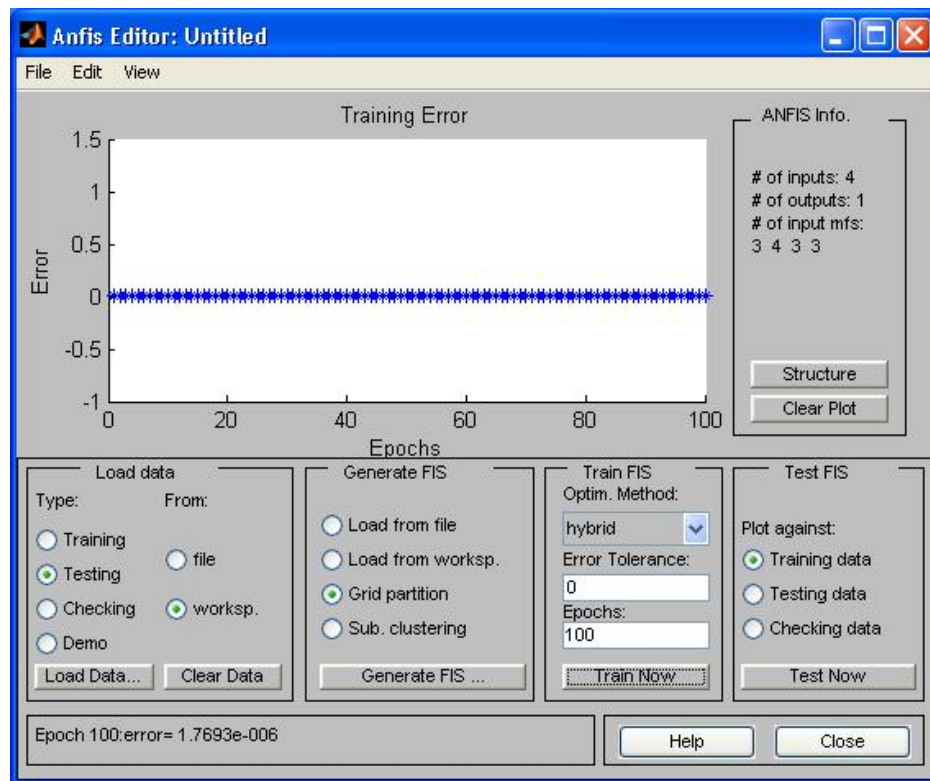
รูปที่ ข.2 เลือกจำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันและประเภทเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันของอินพุตและเอาต์พุต

สามารถดูโครงสร้างของ ANFIS ได้ในหน้าต่าง Anfis Editor ในส่วน ANFIS Info. คลิก Structure ดังรูปที่ ข.3



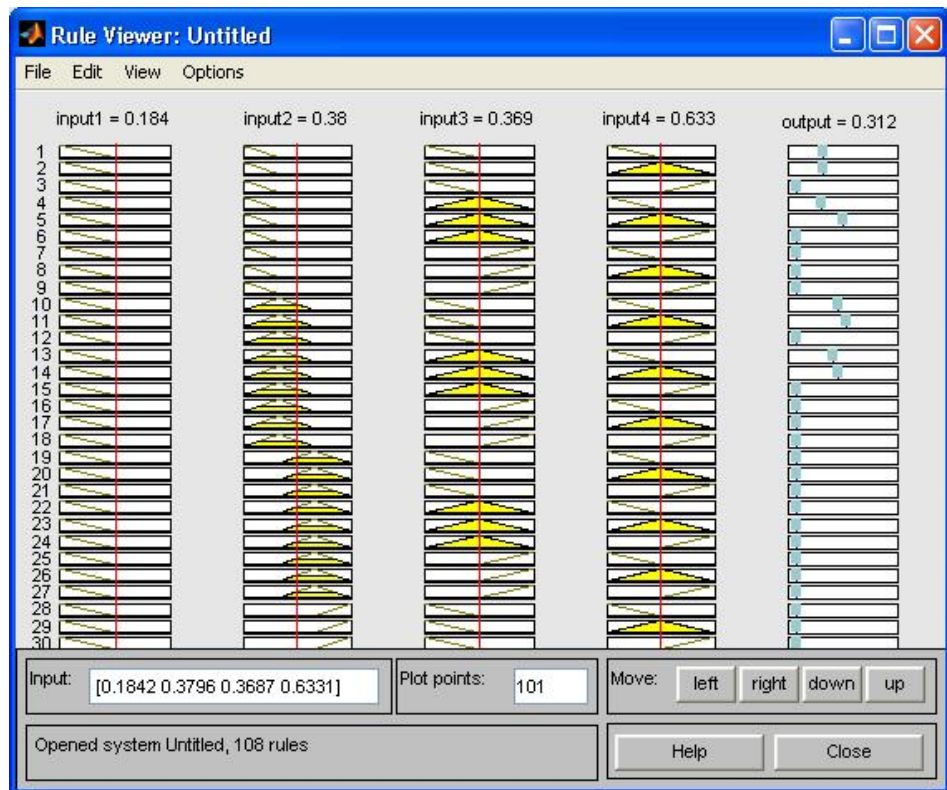
รูปที่ ข.3 โครงสร้างของ ANFIS ที่ใช้สำหรับการพยากรณ์

3. เลือกกระบวนการฝึกสอนเป็น **hybrid** เลือกจำนวน **epochs** ที่ต้องการให้โปรแกรมคำนวณในส่วน **Train FIS** จากนั้นคลิก **Train Now** โดยขณะทำการฝึกสอนจะแสดงหน้าต่างดังรูปที่ ข.4 ตามที่ได้ตั้งค่าไว้ หากทำการฝึกสอนแล้วเสร็จโปรแกรมจะระบุค่า error มุมด้านล่างซ้าย ซึ่งเป็นค่า RMSE



รูปที่ ข.4 กระบวนการฝึกสอนของ ANFIS

4. เมื่อกระบวนการฝึกสอนเสร็จสิ้นสามารถป้อนตัวแปรอินพุตเพื่อหาค่าเอาต์พุตได้จากเมนู **Rule Viewer** ดังรูปที่ ข.5



รูปที่ ข.5 หน้าต่าง Rule Viewer

ภาคผนวก ค.
บทความที่ได้รับการตีพิมพ์

ค.1 การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 38

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้

การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 38 (EECON-38) 18 - 20 พฤศจิกายน 2558 มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย

การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้ Long-Term Peak Load Forecasting by Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

พิฑูลพรรณ แสนสุวรรณ และ สมชาติ จิรวิภากร

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง j_minerwa@gmail.com

PW38

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (กฟผ) ระหว่างปี พ.ศ. 2552 – พ.ศ. 2568 โดยใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (ANFIS) เปรียบเทียบกับวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2536 – พ.ศ. 2556 ในการฝึกสอนและทดสอบ โดยมีอัตราส่วนของโครงข่ายได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ (GDP) ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ (GNP) จำนวนประชากร (Population: POP) และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า (Peak Load) และเอาท์พุทคือ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด วิธีการ ANFIS ให้ผลการจำลองเป็นที่น่าสนใจและดีกว่าโครงข่ายประสาทเทียมทั้งค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ยของชุดทดสอบและเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้

คำสำคัญ: ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้ โครงข่ายประสาทเทียม ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

Abstract

This paper presents long-term peak load forecasting of Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) system in 2009-2025 using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) comparing with Artificial Neural Networks (ANN). The actual data in 1993-2013 was used for training and testing. The input parameters are Gross Domestic Product (GDP), Gross National Product (GNP), population (POP) and previously peak load and output parameter is peak load. The ANFIS have more accuracy than ANN both of mean square error (MSE) of testing simulated results and learning time.

Keywords: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, Artificial Neural Networks, Peak Load

1. บทนำ

ปัจจุบันมีการเพิ่มขึ้นของจำนวนประชากรและการขยายตัวของเศรษฐกิจอย่างต่อเนื่อง ส่งผลให้อัตราความต้องการไฟฟ้าเพิ่มขึ้นทุกปี ไฟฟ้าจึงถือว่าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันและเป็นปัจจัยพื้นฐานสำคัญในการขับเคลื่อนระบบเศรษฐกิจ หากไฟฟ้าไม่มีเพียงพอต่อความต้องการจะส่งผลกระทบต่ออย่างรุนแรงต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศ ดังนั้นการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่จะเกิดขึ้นใน

อนาคตจึงเป็นสิ่งจำเป็นต่อการวางแผนและกำหนดนโยบายทางด้านไฟฟ้าของประเทศให้เพียงพอต่อความต้องการใช้ไฟฟ้า

นอกจากนี้ค่าพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าที่แม่นยำและน่าเชื่อถือจะมีความสำคัญอย่างมากต่อความมั่นคงด้านพลังงานไฟฟ้าของประเทศ เพราะจะเป็นตัวกำหนดจังหวะของการลงทุนและการดำเนินกิจการในอนาคตของการไฟฟ้า ถ้าหากค่าพยากรณ์ที่ได้มีค่าต่ำกว่าความเป็นจริงจะส่งผลทำให้มีพลังไฟฟ้าไม่เพียงพอต่อความต้องการของผู้ใช้ไฟฟ้า ทำให้เกิดปัญหาไฟดับ และต้องซื้อไฟฟ้าจากประเทศข้างเคียงเข้ามาเพื่อให้อุปสงค์ความต้องการ ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจโดยรวมได้ แต่ถ้าหากค่าพยากรณ์ที่ได้มีค่าสูงกว่าความเป็นจริงก็จะทำให้เกิดปัญหาทางการเงิน กล่าวคือ ทำให้มีการลงทุนก่อสร้างโรงไฟฟ้าและระบบจำหน่ายที่มากเกินไปจนทำให้ระบบทำงานที่ตัวประกอบกำลังผลิตต่ำและทำให้ประชาชนผู้ใช้ไฟฟ้าต้องซื้อไฟฟ้าในอัตราที่แพงขึ้นอีกด้วย

อย่างไรก็ตาม การที่จะพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดให้ถูกต้องแม่นยำนั้น ต้องคำนึงถึงปัจจัยต่างๆ ที่มีผลกระทบต่อปริมาณการใช้ไฟฟ้า เช่น สภาพเศรษฐกิจ จำนวนประชากร และพฤติกรรมการใช้ไฟฟ้า เป็นต้น นำมาสร้างเป็นสมการแสดงความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการไฟฟ้ากับปัจจัยเหล่านั้น ดังนั้นในการจัดทำค่าพยากรณ์ให้มีความน่าเชื่อถือต้องอาศัยสมมุติฐานและข้อมูลที่เกี่ยวข้องจำนวนมาก

บทความนี้ได้นำเสนอการใช้ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS) ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2536 – พ.ศ. 2556 เป็นข้อมูลฝึกสอนและทดสอบ ซึ่งดัชนีที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ได้แก่ ผลิตภัณฑ์มวลรวมในประเทศ ผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาชาติ จำนวนประชากร และความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย ผลการจำลองที่ได้มีการเปรียบเทียบกับโครงข่ายประสาทเทียม [1]

2. ระบบอนุมานนิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: ANFIS)

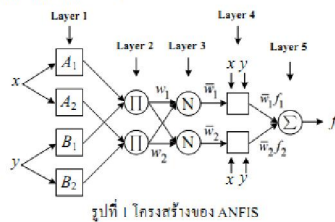
ประเภทของโครงข่ายปรับตัวได้ บนกรอบพื้นฐานของการปรับตัวระบบอนุมานโดยฟัซซี่ (Fuzzy Inference Systems: FIS) โครงข่ายชนิดนี้เรียกว่า ANFIS ซึ่งย่อมาจาก Adaptive Network-based Fuzzy Inference Systems หรือ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems [2 - 4]

สมมติระบบอนุมานโดยฟัซซี่ ภายใต้การพิจารณา มี 2 อินพุต x และ y และ 1 เอาต์พุต f สำหรับโมเดลฟัซซี่ Sugeno อันดับที่ 1 โดยทั่วไปหลักปฏิบัติเซตของ 2 ฟัซซี่ คือหลัก if-then สามารถแสดงเป็น

Rule 1: If x is A_1 and y is B_1
then $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule 2: If x is A_2 and y is B_2
then $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

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



รูปที่ 1 โครงสร้างของ ANFIS

โครงสร้างของ ANFIS ดังรูปที่ 1 สามารถอธิบายได้ดังต่อไปนี้
ชั้นที่ 1 ทุกโหนด i ในชั้นนี้คือการปรับโหนด โหนดเอาต์พุตกำหนดโดย

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ for } i = 1, 2 \text{ or}$$

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

เมื่อ x หรือ y คือ อินพุตของโหนด และ A_i หรือ B_{i-2} เป็นเซตของฟัซซี่ที่เกี่ยวข้องกับโหนด เอาต์พุตของชั้นนี้คือค่าแอมบิวีซีฟิงฟังก์ชันของส่วนหลักฐาน สำหรับตัวอย่าง A_i มีคุณลักษณะ gaussian function

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

เมื่อ c_i, σ_i คือ พารามิเตอร์หลักฐาน (premise parameters)

ชั้นที่ 2 ทุกโหนดในชั้นนี้ถูกกำหนดด้วย Π ซึ่งคือการคูณกันของสัญญาณที่เข้ามาและเป็นเอาต์พุต ตัวอย่างเช่น

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \quad (3)$$

ชั้นที่ 3 ทุกโหนดในชั้นนี้ถูกกำหนดโดย N เพื่อทำการนอร์มอลไลซ์ค่าน้ำหนัก

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \quad (4)$$

ชั้นที่ 4 ทุกโหนด i ในชั้นนี้ คือโหนดปรับตัวได้กับฟังก์ชันโหนด

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (5)$$

เมื่อ \bar{w}_i คือ เอาต์พุตของชั้นที่ 3 และ $\{p_i, q_i, r_i\}$ เป็นพารามิเตอร์ผลลัพธ์ (consequent parameters)

ชั้นที่ 5 มีอยู่โหนดเดียว กำหนดโดย Σ ซึ่งเอาต์พุตที่ได้คือการรวมกันของสัญญาณเข้ามามีทั้งหมด

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

จากโครงสร้างของ ANFIS เมื่อค่า พารามิเตอร์หลักฐานถูกกำหนดไม่ให้เกิดเปลี่ยนแปลง เอาต์พุตทั้งหมดสามารถแสดงในรูปของผลรวมเชิงเส้นของพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ โนสัญญาณเอาต์พุต f ในรูปที่ 1 สามารถเขียนใหม่ได้เป็น

$$f = \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2$$

$$= \bar{w}_1 f_1 + \bar{w}_2 f_2$$

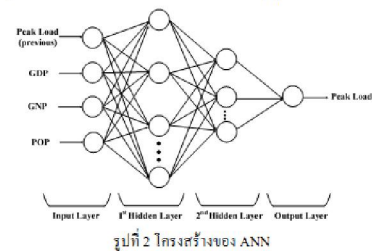
$$= (\bar{w}_1 x) p_1 + (\bar{w}_1 y) q_1 + \bar{w}_1 r_1$$

$$+ (\bar{w}_2 x) p_2 + (\bar{w}_2 y) q_2 + \bar{w}_2 r_2 \quad (7)$$

3. โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลทางคณิตศาสตร์ที่มีการประมวลข้อมูลที่ถูกพัฒนาโดยอาศัยหลักการทํางานของโครงข่ายประสาทชีววิทยามนุษย์ ในบทความนี้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบที่ต้องมีผู้สอน (Supervised Learning) เพื่อช่วยกำหนดเอาต์พุตเป้าหมาย (Output target) ให้กับโครงข่ายประสาทเทียม และเลือกใช้แบบหลายชั้น (Multi-Layer Feed Forward Neural Network) ชนิดที่มีการแพร่ค่าย้อนกลับ (Back-propagation) เนื่องจากเป็นปัญหาที่ค่อนข้างซับซ้อน และไม่เป็นเชิงเส้น

โครงข่ายประสาทเทียมชนิดแพร่ค่าย้อนกลับ จะประกอบไปด้วยตัวแปรด้านเข้า (Input Layer) ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และตัวแปรด้านออก (Output Layer) ในแต่ละชั้นจะมีการต่อแบบเชื่อมถึงกันหมด (Fully Connect) ดังรูปที่ 2 โดยในแต่ละนิวรอลประกอบไปด้วย ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) และค่าไบแอส (Bias) ซึ่งเริ่มต้นจากการสุ่ม นอกจากนี้ยังมีตัวกระตุ้น (Activation Function) หรือฟังก์ชันถ่ายโอน (Transfer Function) ช่วยในการคำนวณหาค่าที่เหมาะสม [1]



รูปที่ 2 โครงสร้างของ ANN

4. วิธีการ

ในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของระบบ กฟผ. [5] โดยใช้ ANFIS ใช้ข้อมูลระหว่างปี พ.ศ. 2536 – พ.ศ. 2556 เป็นข้อมูล

ฝึกสอนและทดสอบ ซึ่งอินพุตประกอบไปด้วยความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า GDP GNP และ POP ส่วนเอาต์พุตคือ ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด แบ่งเป็นข้อมูลฝึกสอน 14 ชุด และข้อมูลทดสอบ 5 ชุด โครงสร้างของ ANFIS เลือกใช้ โมเดลฟัซซี่ Sugeno อันดับที่ 1

- ออกแบบการจำลองทั้งหมด 4 แบบจำลอง [6 - 8] ดังนี้
- แบบจำลอง 1 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) อินพุตประกอบด้วย ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด GDP และ GNP
 - แบบจำลอง 2 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) อินพุตประกอบด้วย ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด GDP และ GNP
 - แบบจำลอง 3 ข้อมูลย้อนหลัง 1 ปี (t-1) อินพุตประกอบด้วย ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด GDP GNP และ POP
 - แบบจำลอง 4 ข้อมูลย้อนหลัง 2 ปี (t-2) อินพุตประกอบด้วย ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด GDP GNP และ POP

ออกแบบ ANFIS แต่ละแบบจำลองโดยการลองผิดลองถูก (trial and error) ในส่วนของประเภทเมมเบอร์ชิพฟังก์ชันและจำนวนเมมเบอร์ชิพ ทำการกำหนดกระบวนการเรียนรู้เป็นแบบผสม จำนวน 100 epochs ซึ่งผลการออกแบบ ANFIS ที่ให้ผลการจำลองของแต่ละแบบจำลองที่ดีที่สุด แสดงไว้ในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การออกแบบ ANFIS แต่ละแบบจำลอง โดยกำหนดเป็นกระบวนการเรียนรู้แบบผสม จำนวน 100 epochs

แบบจำลอง	MF type	จำนวนเมมเบอร์ชิพฟังก์ชัน							
		(t-2)				(t-1)			
		peak load	GDP	GNP	POP	peak load	GDP	GNP	POP
1	gusmf	-	-	-	-	3	4	4	-
2	gusmf	2	2	3	-	2	2	2	-
3	trimf	-	-	-	-	3	4	3	3
4	gusmf	1	2	2	1	1	2	2	3

ออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมใช้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ จำนวน 2 ชั้นซ่อนในแต่ละแบบจำลอง โดยกำหนดกระบวนการเรียนรู้เป็น Levenberg-Marquardt 500 epochs และการเรียนรู้ 20 รอบ ผลจำลองการออกแบบที่ดีของแต่ละแบบจำลอง แสดงไว้ในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 การออกแบบ ANN แต่ละแบบจำลอง

		แบบจำลอง			
		1	2	3	4
ชั้นซ่อน 1	จำนวนนิวรอน	3	3	4	6
	ฟังก์ชันถ่ายโอน	Tan-Sigmoid			
ชั้นซ่อน 2	จำนวนนิวรอน	2	2	3	5
	ฟังก์ชันถ่ายโอน	Log-Sigmoid			
เอาต์พุต	ฟังก์ชันถ่ายโอน	Linear			
กระบวนการเรียนรู้		Levenberg-Marquardt 500 epochs			
การเรียนรู้		20 รอบ			

การวัดความแม่นยำของ ANFIS และ ANN ในบทความนี้ใช้ค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) โดยมีสมการ ดังนี้

$$MSE = \sum_{t=1}^N \frac{(peakload_{actual_t} - peakload_{forecast_t})^2}{N} \quad (8)$$

เมื่อ $peakload_{actual}$ คือ Peak Load ที่เป็นค่าตอบจริง
 $peakload_{forecast}$ คือ Peak Load ที่เป็นคำตอบของ ANFIS และ ANN
 N คือ จำนวนข้อมูล

5. ผลการจำลอง

การจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด โดยใช้ดัชนีความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีก่อนหน้า GDP GNP และ POP เป็นอินพุต และดัชนีความต้องการไฟฟ้าสูงสุดเป็นเอาต์พุต ผลที่ได้แสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 4 ผลการจำลองการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุด

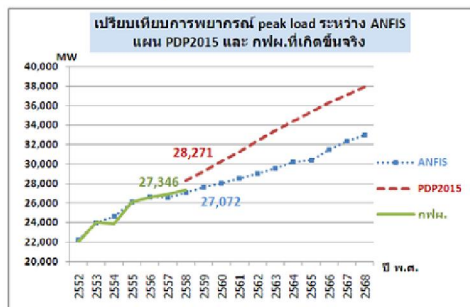
แบบจำลอง	ผลการจำลอง	ANN	ANFIS
1	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	1 นาที 10 วินาที	4 วินาที
	MSE ของชุดฝึกสอน	3.01×10^{-4}	8.50×10^{-11}
	MSE ของชุดทดสอบ	2.03×10^{-4}	5.96×10^{-4}
2	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	22 วินาที	52.04 วินาที
	MSE ของชุดฝึกสอน	1.06×10^{-4}	3.00×10^{-13}
	MSE ของชุดทดสอบ	2.08×10^{-3}	3.88×10^{-3}
3	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	37 วินาที	29 วินาที
	MSE ของชุดฝึกสอน	8.78×10^{-5}	3.13×10^{-12}
	MSE ของชุดทดสอบ	2.28×10^{-3}	1.74×10^{-3}
4	เวลาที่ใช้ในการเรียนรู้	38 วินาที	16 วินาที
	MSE ของชุดฝึกสอน	4.29×10^{-8}	1.28×10^{-11}
	MSE ของชุดทดสอบ	1.91×10^{-3}	3.65×10^{-3}

จากตารางที่ 4 วิธีการ ANFIS ในแบบจำลอง 3 ให้ค่า MSE ของชุดทดสอบดีกว่าแบบจำลองอื่น เมื่อเปรียบเทียบผลการจำลองกับ ANN ในแบบจำลองที่ 4 พบว่า ผลการจำลอง ANFIS ดีกว่า ANN ทั้งเวลาที่ใช้ในการเรียนรู้และค่า MSE ของข้อมูลชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ ในการจำลอง 2 วิธี ทั้ง ANN และ ANFIS ใช้คอมพิวเตอร์ที่มีคุณลักษณะ CPU intel CORE 2Duo 2.4 GHz, RAM 2.00 GB โดยใช้โปรแกรม MATLAB (R2009a) ผลการเปรียบเทียบข้อมูลทดสอบระหว่างค่าเอาต์พุตเป้าหมาย ANN ในแบบจำลอง 4 และ ANFIS ในแบบจำลอง 3 แสดงในตารางที่ 5

ตารางที่ 5 เปรียบเทียบข้อมูลชุดทดสอบค่าเอาต์พุต ANN ในแบบจำลอง 4 กับ ANFIS ในแบบจำลอง 3

ปี	อินพุต				เอาต์พุต		
	Peak load (MW)	GDP (ล้านบาท)	GNP (ล้านบาท)	POP (หมื่นคน)	Peak load (MW)	ANN (MW)	ANFIS (MW)
2539	12,268	2,941,736	2,900,750	59,401	13,311	13,268	13,605
2546	16,681	3,237,042	3,094,098	63,419	18,121	18,048	18,190
2549	20,538	3,858,019	3,614,181	65,099	21,064	21,211	21,460
2552	22,568	4,364,833	4,226,948	66,482	22,045	22,984	22,203
2554	24,010	4,596,112	4,396,212	67,313	23,900	24,114	24,589

จากตารางที่ 5 แสดงข้อมูลที่ใช้สำหรับการทดสอบของ ANN และ ANFIS ซึ่งประกอบไปด้วยอินพุต ที่เป็นดัชนีความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของปีต่อหน้า GDP GNP และ POP และเอาท์พุตที่เป็นดัชนีความต้องการไฟฟ้าสูงสุด จะเห็นว่าทั้ง ANN และ ANFIS ให้ค่าตอบที่ใกล้เคียงกับเป้าหมาย แต่จากตารางที่ 4 พบว่า ANFIS ให้ค่า MSE น้อยสุด ดังนั้น จึงเลือก ANFIS ในแบบจำลอง 3 มาพยากรณ์ล่วงหน้า ซึ่งผลการพยากรณ์ แสดงไว้ในรูปที่ 3



รูปที่ 3 เปรียบเทียบผลการพยากรณ์ peak load ระหว่าง ANFIS แผน PDP2015 และ กฟผ. ที่เกิดขึ้นจริง

จากรูปที่ 3 แสดงผลเปรียบเทียบการพยากรณ์ peak load ระหว่าง ANFIS (พ.ศ.2552 – พ.ศ.2568) แผน PDP2015 (พ.ศ.2558 – พ.ศ.2568) ของกระทรวงพลังงาน [9] และค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดของ กฟผ. ที่เกิดขึ้นจริง (พ.ศ.2552 – พ.ศ.2558) จากผลการพยากรณ์พบว่า ANFIS ให้ค่าใกล้เคียงกับค่าจริงที่เกิดขึ้นในระบบ กฟผ. และในปี พ.ศ. 2558 แสดงค่าความต้องการไฟฟ้าสูงสุดที่เกิดจากการเปรียบเทียบทั้ง 3 ส่วนงาน ยังพบว่าผลการพยากรณ์จาก ANFIS ให้ค่าใกล้เคียงกับค่าที่เกิดขึ้นจริงในระบบ

6. สรุป

บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาวของกฟผ. ระหว่างปี พ.ศ. 2552 – พ.ศ. 2568 โดยใช้ระบบอนุमानนิวโรฟิวซีแบบปรับตัวได้ (ANFIS) ซึ่งเป็นการรวมระบบอนุमानฟิวซีและโครงข่ายประสาทเข้าด้วยกัน มีกระบวนการเรียนรู้แบบผสม (Hybrid) เปรียบเทียบกับวิธีการโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) จากแบบจำลองทั้ง 4 แบบของ ANFIS พบว่าแบบจำลอง 3 ของ ANFIS ให้ค่า MSE ของชุดทดสอบที่ดีที่สุด เมื่อเปรียบเทียบผลจําลองระหว่าง ANFIS ในแบบจําลอง 3 และ ANN ในแบบจําลอง 4 พบว่า ANFIS ให้ผลดีกว่าวิธีการ ANN ทั้งค่า MSE ที่น้อยกว่าและเวลาที่ใช้ในการฝึกสอนที่ต่ำกว่า

ANFIS สามารถประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์อื่นๆ ได้ เช่น การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้า [10] การวิเคราะห์กระแสฟอลต์ ฯลฯ

อย่างไรก็ตามการพยากรณ์ในอนาคตจะให้แม่นยำเสมอไปนั้นย่อมเป็นไปได้ยาก เพราะขึ้นอยู่กับเหตุการณ์ที่เราได้สมมติว่าจะเกิดขึ้นในอนาคตข้างหน้า ซึ่งมีผลทำให้ความต้องการเพิ่มขึ้นในลักษณะนั้น ถ้าหาก

เหตุการณ์ไม่ได้เป็นไปตามภาพที่ได้วาดไว้ การพยากรณ์ก็อาจผิดพลาดได้

เอกสารอ้างอิง

- [1] สมชาติ จีรวិภากร. (2554). การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมในระบบไฟฟ้ากำลัง. คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง.
- [2] Jang, J.-S.R., 1993. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., vol. 23, no. 3, pp. 665 - 685, May/Jun.
- [3] Jang, J.-S.R., Chuen-Tsai Sun and Eiji Mizutani, 1997. "Neuro-fuzzy and Soft Computing", Prentice Hall,.
- [4] Jang, J.-S.R. and Chuen-Tsai Sun, 1995. "Neuro-fuzzy modeling and control", IEEE Proceedings., vol. 83, no. 3, pp. 378-406, Mar.J. W. Nilsson and S. A. Riedel, "Sinusoidal steady-state analysis," in *Electric Circuits*, 7th ed.: Prentice Hall, 2005, ch. 9, pp. 380 – 447.
- [5] ทศนัย ทลอยสุวรรณ และธนวันต์ สลพันธ์. (2556). การพยากรณ์ค่าความต้องการใช้ไฟฟ้าสูงสุดของกรไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยโดยกระบวนการเกาส์เซียน. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้า ครั้งที่ 36. หน้า 265-268.
- [6] Nurettin Cetinkaya, 2013. "Long-term Electrical Load Forecasting based on Economic and Demographic Data for Turkey", CINTI 2013 14th IEEE International Symposium on Computational Intelligence and Informatics 19-21 November, 2013.
- [7] Jiping Zhu, 2013. "The Application of Variance Contribution Method in Mid-long Term Power Load Forecasting", 2013 Fifth International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics.
- [8] Fahmy Bendary, Hassan Mahmoud and Salem EL-Sheikh, 2013, "Electrical load forecasting in long-term and impact on load management application", CIRED 22nd International Conference on Electricity Distribution, 10-13 Jun, Paper 0058.
- [9] แผนพัฒนากำลังผลิตไฟฟ้าของประเทศไทย พ.ศ. 2558 - 2579 (PDP2015), กระทรวงพลังงาน, สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 30 มิถุนายน 2558
- [10] อรรถกร เสียงโส และสมชาติ จีรวิภากร. "การประเมินคุณภาพระบบไฟฟ้าโดยใช้ระบบอนุमानฟิวซีโครงข่ายปรับตัวได้". วารสารวิศวกรรมสาร มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ฉบับที่ 92, ปีที่ 28. เมษายน-มิถุนายน 2558.

ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-นามสกุล	นางสาวพิกุลพรรณ แสนสุวรรณ
วัน เดือน ปีเกิด	28 พฤศจิกายน 2530 ที่จังหวัดแพร่
ที่อยู่	182 หมู่ที่ 6 ต.ห้วยอ้อ อ.ลอง จ.แพร่
ประวัติการศึกษา	2548 สำเร็จการศึกษาระดับมัธยมศึกษา โรงเรียนพิริยาลัยจังหวัดแพร่ 2552 วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาอิเล็กทรอนิกส์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
ประสบการณ์การทำงาน	2553-2555 บริษัท ฟรุ๊กว่าไฟเทลประเทศไทย จำกัด 2555-ปัจจุบัน รัฐบาล ตำแหน่ง นักวิชาการมาตรฐาน ระดับ ปฏิบัติการ กองกำหนดมาตรฐาน สำนักงานมาตรฐานผลิตภัณฑ์อุตสาหกรรม กระทรวงอุตสาหกรรม
ผลงานทางวิชาการ	1. การพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้าสูงสุดระยะยาว โดยใช้ระบบอนุमान นิวโร-ฟัซซี่แบบปรับตัวได้. การประชุมวิชาการทางวิศวกรรมไฟฟ้าครั้งที่ 38, 18-20 พฤศจิกายน 2558.