

ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง
ที่มีการผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม
และระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

ECONOMIC LOAD DISPATCH PROBLEM OF POWER HYBRID SYSTEM
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY
INFERENCE SYSTEM



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า
คณะวิศวกรรมศาสตร์
สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
พ.ศ.2568

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ECONOMIC LOAD DISPATCH PROBLEM OF POWER HYBRID SYSTEM
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND ADAPTIVE NEURO-FUZZY
INFERENCE SYSTEM



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

2025

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ KMUTL-2025-EN-D-018-026 อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



COPYRIGHT 2025

SCHOOL OF ENGINEERING

KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลังที่มีการผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้
นักศึกษา	นางสาวกมลวรรณ วงศ์วุฒิ
รหัสประจำตัว	63601025
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรดุษฎีบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมไฟฟ้า
พ.ศ.	2568
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์	รศ.ดร.สมชาติ จิรวินิจ

บทคัดย่อ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นำเสนอการพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อหาค่าที่เหมาะสมของการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะที่สุดแบบวิธีการดั้งเดิมผ่านหลักการคำนวณเชิงตัวเลขของวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา ซึ่งอาศัยหลักการเท่ากันของต้นทุนที่เพิ่มขึ้น ในการทดลองใช้ระบบ IEEE 57 บัส ที่ถูกปรับปรุงให้มีการผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน และระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิตไฟฟ้าจำนวน 38 และ 40 หน่วย พร้อมทั้งพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนเชิงซ้อนทั้งแบบราบเรียบและไม่ราบเรียบ นอกจากนี้ ยังได้นำเสนอแบบจำลองการประมาณค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANNs) และระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS) ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า ทั้งสองเทคนิคสามารถประเมินความต้องการพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ ANFIS มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่า ANNs อย่างมีนัยสำคัญ เนื่องมาจากการผสมผสานข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมกับตรรกะฟuzzy ซึ่งช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลเชิงตัวเลขได้อย่างแม่นยำ ANFIS ยังมีข้อจำกัดด้านเวลาในการประมวลผลเมื่อโครงสร้างของโมเดลมีความซับซ้อนเพิ่มขึ้น ในขณะที่ ANNs แม้จะมีความแม่นยำน้อยกว่า แต่มีข้อได้เปรียบด้านความเร็วในการประมวลผลและความยืดหยุ่นในการฝึกโมเดล จึงเหมาะสมกับระบบที่มีข้อจำกัดด้านเวลาและทรัพยากรในการคำนวณ สำหรับงานวิจัยนี้ ANFIS ให้ค่าความผิดพลาดต่ำกว่า ANNs อย่างชัดเจน อย่างไรก็ตาม ประสิทธิภาพของโมเดลในงานวิจัยอื่น ๆ อาจแตกต่างกันออกไป ขึ้นอยู่กับลักษณะข้อมูล ฟังก์ชันที่ใช้ในการฝึก และข้อจำกัดเฉพาะของแต่ละกรณีศึกษา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Thesis	Economic Load Dispatch Problem of Power Hybrid System Using Artificial Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
Student	Miss Kamolwan Wongwut
Student ID.	63601025
Degree	Doctor of Engineering
Program	Electrical Engineering
Year	2025
Thesis Advisor	Assoc. Prof. Dr. Somchat Jiriwibhakorn

ABSTRACT

This thesis presents the development of an algorithm to determine the optimal solution for the Economic Load Dispatch (ELD) problem using a classical optimization technique known as the Lambda-iteration method, which relies on numerical computation and the principle of equal incremental cost. The proposed approach was evaluated using a modified IEEE 57-Bus system with integrated hybrid power generation, including large-scale systems comprising 38 and 40 generating units. Both smooth and non-smooth fuel cost functions were considered in the analysis. Additionally, this study proposes forecasting models for power demand in the ELD context, employing artificial neural networks (ANNs) and an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The experimental results indicate that both techniques are effective for power demand evaluation. However, ANFIS demonstrated significantly higher prediction accuracy than ANNs due to its combination of neural network learning and fuzzy logic reasoning, which enhances the model's ability to interpret numerical data. While ANFIS offers superior accuracy, it is limited by increased processing time as model complexity grows. In contrast, ANNs, though slightly less accurate, benefit from faster computation and greater flexibility in training, making them suitable for systems with limited computational resources or time constraints. In this study, ANFIS achieved a significantly lower error rate than ANNs. Nevertheless, the relative performance of these models may differ in other research settings, depending on data characteristics, training algorithms, and specific contextual constraints.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และตั้งกฏอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์เล่มนี้สำเร็จได้ด้วยความช่วยเหลือจาก รศ.ดร.สมชาติ จิรวินากร ซึ่งเป็นอาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ ที่ให้ความช่วยเหลือ ให้คำชี้แนะ และคอยให้คำปรึกษา ตลอดจนให้ความรู้ในการทำวิทยานิพนธ์เล่มนี้จนประสบผลสำเร็จในทุกขั้นตอน รวมทั้งครอบครัวและเพื่อนที่ให้ความช่วยเหลือในทุกด้าน ซึ่งผู้วิจัยต้องขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

สำหรับคุณงามความดีอันใดที่เกิดจากวิทยานิพนธ์เล่มนี้ ข้าพเจ้าขอมอบให้บุพการี ซึ่งเป็นที่รักและเคารพยิ่ง ตลอดจนครูอาจารย์ที่เคารพทุกท่านที่ได้ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้และถ่ายทอดประสบการณ์ที่ดีให้แก่ข้าพเจ้า ผู้จัดทำระลึกในพระคุณและกราบขอบพระคุณ ณ ที่นี้

กมลวรรณ วงศ์วุฒิ



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และตั้งกฏอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญรูป.....	IX
รายการคำย่อและสัญลักษณ์.....	XII
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	5
1.3 สมมติฐานการศึกษา.....	6
1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	6
1.5 ขอบเขตการวิจัย.....	7
1.6 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน.....	8
1.7 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	9
บทที่ 2 โครงข่ายประสาทเทียม.....	7
2.1 พื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม.....	10
2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน.....	10
2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น.....	10
2.2.1.1 แบบจำลองพื้นฐานของนิเวรอน.....	11
2.2.1.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม.....	13
2.2.1.3 ฟังก์ชันการกระตุ้น.....	15
2.2.1.4 อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้.....	17
2.2.2 หลักการสอนและวิธีการเรียนรู้.....	19
2.2.2.1 วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ.....	19
2.2.2.2 วิธีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt Algorithm.....	20

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และทำซ้ำอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
2.3 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม	20
2.4 การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม.....	21
บทที่ 3 ระบบอนุมานนิเวโรฟฟิซีแบบปรับตัวได้.....	22
3.1 พื้นฐานของระบบอนุมานนิเวโรฟฟิซีแบบปรับตัวได้.....	22
3.1.1 กฎของฟิซี.....	22
3.1.2 ระบบนิเวโรฟฟิซี.....	27
3.2 รูปแบบระบบอนุมานฟิซีโครงข่ายปรับตัวได้.....	27
3.2.1 สถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิเวโรฟฟิซีแบบปรับตัวได้	28
3.2.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด	29
3.3 ฟังก์ชันของสมาชิก	29
3.4 การวัดประสิทธิภาพของระบบอนุมานนิเวโรฟฟิซีแบบปรับตัวได้	34
บทที่ 4 ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด	35
4.1 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานความร้อน.....	35
4.1.1 เงื่อนไขสมดุลกำลังไฟฟ้าของการผลิต	38
4.1.2 ขอบเขตการผลิตกำลังไฟฟ้าของหน่วยการผลิต.....	39
4.2 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานแสงอาทิตย์.....	39
4.3 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานลม.....	40
4.4 ฟังก์ชันต้นทุนของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน.....	41
4.5 การหาคำตอบจากวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา.....	42
4.5.1 กรณีศึกษา 1	47
4.5.2 กรณีศึกษา 2	52
4.5.3 กรณีศึกษา 3	63
4.5.4 กรณีศึกษา 4	68
บทที่ 5 แบบจำลองการประมาณค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า.....	75
5.1 ข้อมูลสำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบ.....	75
5.2 การออกแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม	77
5.2.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม	77
5.2.2 ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม.....	78
5.2.3 แนวทางการป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANN.....	83

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และตั้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
5.3 การออกแบบจำลองโดยใช้ระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้.....	83
5.3.1 แบบจำลองระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้.....	83
5.3.2 กระบวนการทดสอบแบบจำลองระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้.....	84
5.3.3 แนวทางการป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANFIS.....	87
5.4 เกณฑ์ในการตรวจสอบโมเดลเมื่อเริ่ม overfitting.....	88
บทที่ 6 การทดสอบแบบจำลองการประมาณค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้า	89
6.1 ผลการทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม.....	89
6.2 ผลการทดสอบโดยใช้ระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้.....	101
6.3 การวัดความผิดพลาดของโมเดล.....	107
6.3.1 ค่าความผิดพลาดรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง	107
6.3.2 ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสัมบูรณ์	108
6.3.3 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ.....	109
6.3.4 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของค่า RMSE สำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบ ระหว่างโมเดล ANNs และ ANFIS	109
บทที่ 7 สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ.....	111
7.1 สรุปผลงานวิจัย.....	111
7.2 อภิปรายผลการวิจัย.....	112
7.3 ข้อเสนอแนะ	112
7.4 งานวิจัยในอนาคต.....	113
เอกสารอ้างอิง	114
ภาคผนวก ก ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบ	119
ภาคผนวก ข บทความที่ได้รับการตีพิมพ์	138
ประวัติผู้เขียน.....	156

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และทั้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 4.1	กำลังการผลิตไฟฟ้าของพลังงานแสงอาทิตย์ 40
ตารางที่ 4.2	กำลังการผลิตไฟฟ้าของพลังงานลม..... 41
ตารางที่ 4.3	การออกแบบอัลกอริทึมด้วยวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา 44
ตารางที่ 4.4	ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 7 เครื่อง..... 48
ตารางที่ 4.5	ความต้องการโหลดในแต่ละชั่วโมง..... 48
ตารางที่ 4.6	ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีไม่มีพลังงานหมุนเวียน..... 50
ตารางที่ 4.7	เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กับวิธีการอื่น 50
ตารางที่ 4.8	ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานแสงอาทิตย์..... 53
ตารางที่ 4.9	ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานลม..... 54
ตารางที่ 4.10	ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานแสงอาทิตย์ร่วมกับพลังงานลม 57
ตารางที่ 4.11	เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กับวิธีการอื่น พิจารณาโหลดที่ 1800 MW.57
ตารางที่ 4.12	ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตกรณีที่ไม่มีพลังงานหมุนเวียน.....60
ตารางที่ 4.13	ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตกรณีที่มีพลังงานหมุนเวียน..... 61
ตารางที่ 4.14	การวิเคราะห์เปรียบเทียบผลลัพธ์ของกรณีศึกษาในแต่ละรูปแบบ 62
ตารางที่ 4.15	ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแบบราบเรียบ จำนวน 38 เครื่อง 63
ตารางที่ 4.16	ผลการเปรียบเทียบของระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิต 38 หน่วย..... 65
ตารางที่ 4.17	ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแบบไม่ราบเรียบ จำนวน 40 เครื่อง 68
ตารางที่ 4.18	ผลการเปรียบเทียบของระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิต 40 หน่วย..... 71
ตารางที่ 4.19	ผลการเปรียบเทียบเวลาในการคำนวณหาผลเฉลยเพื่อเข้าสู่หาคำตอบ..... 72
ตารางที่ 5.1	ข้อมูลสำหรับการฝึกเรียนรู้ (Training) และการทดสอบ (Testing)..... 77
ตารางที่ 6.1	พารามิเตอร์ที่ใช้ทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม 89
ตารางที่ 6.2	ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 80% Testing 10% และ Validation 10%)..... 92
ตารางที่ 6.3	ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 70% Testing 15% และ Validation 15%)..... 93
ตารางที่ 6.4	ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 60% Testing 20% และ Validation 20%)..... 94
ตารางที่ 6.5	ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 50% Testing 25% และ Validation 25%)..... 95
ตารางที่ 6.6	พารามิเตอร์ที่ใช้ทดสอบด้วยระบบอนุमानินิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้..... 102

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และแจ้งอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญตาราง (ต่อ)

ตารางที่	หน้า
ตารางที่ 6.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	104
ตารางที่ 6.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	104
ตารางที่ 6.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	105
ตารางที่ 6.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต	105
ตารางที่ 6.11 เปรียบเทียบผลลัพธ์สำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบระหว่างโมเดล ANNs และ ANFIS	110



สารบัญรูป

รูปที่	หน้า
รูปที่ 2.1 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส.....	11
รูปที่ 2.2 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบมีค่าไบแอส	12
รูปที่ 2.3 แบบจำลองของนิวรอนหลายอินพุตแบบมีค่าไบแอส	12
รูปที่ 2.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น.....	15
รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น	17
รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบลือกซิกมอยด์	18
รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์.....	18
รูปที่ 3.1 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟuzzy	23
รูปที่ 3.2 รูปแบบของโครงสร้างตามของกฎของฟuzzy.....	24
รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการประมวลผลแบบฟuzzyลอจิก	25
รูปที่ 3.4 การประมวลผลแบบฟuzzyลอจิกของขั้นตอนที่ 1	25
รูปที่ 3.5 การประมวลผลแบบฟuzzyลอจิกของขั้นตอนที่ 2	26
รูปที่ 3.6 การประมวลผลแบบฟuzzyลอจิกของขั้นตอนที่ 3	26
รูปที่ 3.7 การประมวลผลแบบฟuzzyลอจิกของขั้นตอนที่ 4	27
รูปที่ 3.8 สถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้	28
รูปที่ 3.9 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสามเหลี่ยม trimf, $P = [3 \ 6 \ 8]$	30
รูปที่ 3.10 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสี่เหลี่ยมคางหมู trapmf, $P = [1 \ 5 \ 7 \ 8]$	31
รูปที่ 3.11 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสี่เหลี่ยมคางหมู gaussmf, $P = [2 \ 5]$	31
รูปที่ 3.12 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันซิกมอยด์ dsigmf, $P = [5 \ 2 \ 5 \ 7]$	32
รูปที่ 3.13 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันซิกมอยด์ psigmf, $P = [2 \ 3 \ 5 \ 8]$	33
รูปที่ 3.14 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างพาย pimf, $P = [1 \ 4 \ 5 \ 10]$	33
รูปที่ 4.1 การกระจายของโหนดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง	35
รูปที่ 4.2 ฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงแบบราบเรียบ.....	36
รูปที่ 4.3 ฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงที่ไม่ราบเรียบ.....	37
รูปที่ 4.4 นำเสนอการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด	43
รูปที่ 4.5 ขั้นตอนวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา.....	43
รูปที่ 4.6 ระบบทดสอบ IEEE 57 บัส	47
รูปที่ 4.7 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลง.....	51
รูปที่ 4.8 ต้นทุนรวมของการผลิตไฟฟ้าแต่ละชั่วโมงโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย	51

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และทำซ้ำอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 4.9 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส.....	52
รูปที่ 4.10 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกับพลังงานหมุนเวียน	58
รูปที่ 4.11 ต้นทุนรวมของการผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย.....	58
รูปที่ 4.12 การเปรียบเทียบต้นทุนการผลิตพลังงานไฟฟ้าโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย.....	59
รูปที่ 4.13 การเปรียบเทียบต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต	56
รูปที่ 4.14 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ถูกนำมาใช้สำหรับการแก้ปัญหา..	66
รูปที่ 4.15 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 38 หน่วย.....	67
รูปที่ 4.16 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 40 หน่วย.....	73
รูปที่ 4.17 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ	74
รูปที่ 5.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม	77
รูปที่ 5.2 การไหลของข้อมูลอินพุตกับเอาต์พุต	78
รูปที่ 5.3 การกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม	79
รูปที่ 5.4 การเลือกใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นและการแบ่งชุดข้อมูล	80
รูปที่ 5.5 การกำหนดพารามิเตอร์ต่างๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม	80
รูปที่ 5.6 กำหนดค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น	81
รูปที่ 5.7 ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม.....	82
รูปที่ 5.8 ทดสอบหาคำตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม.....	82
รูปที่ 5.9 การออกแบบอินพุตและเอาต์พุตสำหรับการจำลองด้วย ANFIS.....	84
รูปที่ 5.10 หน้าต่าง Neuro-Fuzzy Designer	85
รูปที่ 5.11 การเลือกชนิดของข้อมูลสำหรับการ Training หรือ Testing.....	86
รูปที่ 5.12 การ Generate FIS.....	86
รูปที่ 5.13 การเลือกจำนวนและชนิดฟังก์ชันสมาชิก (MFs).....	86
รูปที่ 5.14 การฝึกและทดสอบ ANFIS.....	87
รูปที่ 6.1 โมเดลการทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม	90
รูปที่ 6.2 แสดงผลลัพธ์หลังจากที่โปรแกรมทำการประมวลผลเสร็จสิ้น	96
รูปที่ 6.3 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์ของข้อมูลต่าง ๆ	97
รูปที่ 6.4 กราฟแสดงสถานะการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม	97
รูปที่ 6.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม.....	98
รูปที่ 6.6 แผนภาพฮิสโตแกรมแสดงความผิดพลาดของโมเดล	99

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สารบัญรูป (ต่อ)

รูปที่	หน้า
รูปที่ 6.7 ค่า regression (R) ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม	100
รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนายสำหรับข้อมูลการฝึกเรียนรู้	101
รูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนายสำหรับข้อมูลการทดสอบ.....	101
รูปที่ 6.10 การออกแบบโดยใช้กฎฟuzzy แบบ Sugeno	102
รูปที่ 6.11 การออกแบบฟังก์ชันสมาชิก.....	103
รูปที่ 6.12 หน้าต่างในโปรแกรมแสดงข้อมูลฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต.....	106



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และ ~~ส่ง~~ ส่ง อ่างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รายการคำย่อและสัญลักษณ์

ELD	Economic Load Dispatch
LI	Lambda Iteration
ANN	Artificial Neural Network
$ANFIS$	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
$RMSE$	Root Mean Squared Error
MAE	Mean Absolute Error
R^2	Coefficient of determination
λ	Incremental cost
L	Lagrange function
$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$	Cost coefficients of thermal units at generator i
P_D	Total power load demand
P_i	Power generation of thermal unit i
P_{solar}	Power output of solar
P_{wind}	Power output of wind
$P_{i\ min}$	Minimum power generation limits of i generator
$P_{i\ max}$	Maximum power generation limits of i generator
$F_i(P_i)$	Cost function of i generator
F_T	Total cost of generation
$F(P_{thermal})$	Cost function of the thermal generation
$F(P_{solar})$	Cost function of the solar generation
$F(P_{wind})$	Cost function of the wind generation
$F(Total)$	Total cost of thermal-solar-wind generation
N	Number of thermal generating units
I^P	Investment costs
G^E	Operation and maintenance costs
a	Annuity coefficient
$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i, e_i, f_i$	Fuel cost coefficients of thermal units at generator i
ϵ	Specified value

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และขึ้นอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในปัจจุบันมีความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพิ่มขึ้นเป็นจำนวนมากขึ้น เนื่องมาจากการพัฒนาประเทศในด้านต่าง ๆ ไม่ว่าจะเป็นการพัฒนาทางด้านเศรษฐกิจและสังคม โดยเฉพาะการขยายตัวของภาคอุตสาหกรรมของประเทศไทยมีอัตราการพัฒนาระบบไฟฟ้ากำลังอย่างต่อเนื่อง ทำให้พลังงานไฟฟ้าได้เข้าไปมีบทบาทสำคัญในการขับเคลื่อนการพัฒนาทั้งทางด้านเศรษฐกิจและสังคมให้มีความรุดหน้า ทั้งในแง่ของการสร้างความสะดวกสบายใช้เป็นพลังงานหลักในการขับเคลื่อนเครื่องจักรในโรงงานอุตสาหกรรมทั้งขนาดเล็กกลางและขนาดใหญ่ จึงไม่อาจปฏิเสธได้ว่าพลังงานไฟฟ้าเป็นสิ่งจำเป็นของทุกประเทศ ส่งผลให้ภาครัฐจำเป็นต้องเพิ่มกำลังการผลิตไฟฟ้าเพื่อตอบสนองต่อความต้องการของผู้ใช้ไฟฟ้า สิ่งก็ตามมาก็คือ ต้นทุนในการผลิตพลังงานไฟฟ้าจะต้องเพิ่มขึ้นตามไปด้วย หมายความว่า เชื้อเพลิงที่ใช้ในการผลิตไฟฟ้าก็จะมีปริมาณที่เพิ่มขึ้นเช่นกัน การวางแผนปฏิบัติงานด้านระบบไฟฟ้ากำลังในกระบวนการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากแหล่งพลังงานต่าง ๆ เช่น พลังงานความร้อน พลังงานแสงอาทิตย์ พลังงานลม ฯลฯ สิ่งสำคัญที่สุดคือ การวางแผนการผลิตและกระบวนการผลิตที่มีประสิทธิภาพ เพื่อตอบสนองความต้องการพลังงานไฟฟ้าที่มีการเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา การนำพลังงานทดแทนเข้ามาผลิตพลังงานไฟฟ้า จำเป็นต้องพิจารณาถึงข้อจำกัดของพลังงานชนิดนั้น ๆ ด้วย หากเป็นพลังงานแสงอาทิตย์ต้องพิจารณาถึงความเข้มของรังสีแสงอาทิตย์ หากเป็นพลังงานลมต้องพิจารณาถึงความเร็วลมของตำแหน่งที่ตั้ง ระบบผลิตไฟฟ้าในปัจจุบันเริ่มมีการนำเทคโนโลยีการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทนเข้ามาใช้ ทำให้ระบบผลิตไฟฟ้ามาจากแหล่งพลังงานต่าง ๆ ส่งผลให้มีต้นทุนพลังงานที่แตกต่างกัน ระบบไฟฟ้ากำลังสามารถจ่ายกำลังไฟฟ้าไปยังโหลดผู้ใช้ได้โดยอาศัยกำลังการผลิตจากเครื่องกำเนิด ไฟฟ้าแต่ละเครื่องภายในโรงไฟฟ้า ซึ่งเครื่องกำเนิดไฟฟ้าดังกล่าวถูกควบคุมให้สามารถจ่ายโหลดในระบบได้อย่างเพียงพอ ในระบบไฟฟ้ากำลังที่มีขนาดใหญ่ทำให้มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวนหลายเครื่องช่วยกันจ่าย กำลังไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการของโหลด แต่ทั้งนี้ เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องมีประสิทธิภาพที่แตกต่างกัน ส่งผลให้ขีดความสามารถในการผลิตกำลังไฟฟ้าแตกต่างกันตามไปด้วย หลักการจ่ายโหลดอย่างประหยัด เป็นการจัดสรรกำลังผลิตไฟฟ้าเพื่อตอบสนองความต้องการโหลด โดยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องจะผลิตกำลังไฟฟ้าที่ใช้ต้นทุนการผลิตต่ำที่สุด ภายใต้เงื่อนไขและข้อจำกัดของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยผลิต [1], [2] ระบบไฟฟ้าที่ดีจะต้องมีความมั่นคงในระบบ มีความสามารถในการจ่ายโหลดให้พอเพียงกับความต้องการ ซึ่งเป็นการเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานให้กับหน่วยงานต่าง ๆ หากพิจารณาในส่วนการผลิตกำลังไฟฟ้า ค่าใช้จ่าย หรือต้นทุนในการผลิตกำลังไฟฟ้า นับว่าเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการวางแผนการ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ผลิตเพื่อให้ได้กำลังไฟฟ้าที่เพียงพอกับความต้องการของผู้ใช้ โดยมีค่าใช้จ่ายหรือต้นทุนในแต่ละส่วนมีค่าต่ำที่สุด นั่นคือ การจ่ายโหลดอย่างประหยัด (Economic Load Dispatch: ELD) เป็นหนึ่งในประเด็นที่สำคัญที่สุดในการดำเนินงานและวางแผนระบบไฟฟ้า เป็นการหาค่ากำลังการผลิตที่เหมาะสมที่สุดของเครื่องกำเนิดแต่ละเครื่อง โดยให้ต้นทุนการผลิตรวมมีค่าต่ำที่สุด และสอดคล้องกับเงื่อนไขข้อบังคับต่าง ๆ ของระบบ ต้นทุนการผลิตไฟฟ้ารวมทั้งระบบถูกกำหนดให้เป็นฟังก์ชันจุดประสงค์ของปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งต้องรวมข้อจำกัดของระบบไฟฟ้า เช่น สมดุลกำลังไฟฟ้า ขีดจำกัดของกำลังผลิตไฟฟ้าแต่ละหน่วยผลิตไฟฟ้า เป็นต้น โดยข้อจำกัดเหล่านี้ในการเขียนอัลกอริทึมเพื่อหาคำตอบในโปรแกรม MATLAB จะเป็นตัวกำหนดคำตอบที่เหมาะสมที่สุดของปัญหา ซึ่งปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดถูกมองว่าเป็นปัญหาการเพิ่มประสิทธิภาพที่ซับซ้อนทางคณิตศาสตร์และมีลักษณะไม่เชิงเส้นอย่างมาก โดยเฉพาะในระบบขนาดใหญ่ [3] ตามหลักการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของหน่วยผลิตไฟฟ้าที่สภาวะโหลดต่างๆ กัน จะต้องมิต้นทุนเชื้อเพลิงรวมต่ำที่สุด การแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดนั้นมีการคิดค้นและพัฒนาวิธีการต่างๆ มากมาย ไม่ว่าจะเป็นวิธีพื้นฐานที่ใช้หลักการคำนวณเชิงตัวเลข (numerical method) เช่น วิธีเกรเดียน (gradient method) เป็นวิธีการประยุกต์ใช้ฟังก์ชันส่วนของเส้นตรง (piecewise function), วิธีการโปรแกรมที่ไม่เป็นเชิงเส้น (nonlinear programming) เป็นการหาคำตอบที่ดีที่สุดของสมการที่มีความซับซ้อนไม่เป็นเส้นตรง เช่น มีพจน์กำลังสอง กำลังสาม หรือฟังก์ชันเชิงตรีโกณมิติ ภายใต้ข้อจำกัดบางอย่าง, วิธีตามเส้นทางจุดภายใน (interior point) เป็นเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงตัวเลขที่ใช้สำหรับการแก้ปัญหาโปรแกรมเชิงเส้นและโปรแกรมไม่เป็นเชิงเส้นที่มีข้อจำกัด เป็นวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดโดยเริ่มจากภายในพื้นที่ที่เป็นไปได้ แล้วค่อย ๆ เคลื่อนที่เข้าใกล้คำตอบโดยไม่แตะขอบของข้อจำกัด, วิธีตัวคูณแลกรางจ์ (lagrange multiplier) เป็นการพัฒนาเทคนิคเชิงกำหนด (deterministic methods) แบบดั้งเดิม โดยอาศัยข้อมูลเกรเดียนทางคณิตศาสตร์เพื่อหาค่าต้นทุนต่ำสุดในการผลิตไฟฟ้า, วิธีนิวตัน-ราฟสัน (Newton-Raphson) เป็นวิธีการคำนวณแบบวนซ้ำที่ใช้อนุพันธ์เพื่อหาคำตอบอย่างรวดเร็วในการหาค่า x ที่ทำให้สมการ $f(x)$ เท่ากับศูนย์, วิธีการโปรแกรมเชิงพลวัต (dynamic programming) เป็นเทคนิคการแก้ปัญหาทางคณิตศาสตร์และการเพิ่มประสิทธิภาพ โดยแบ่งปัญหาใหญ่ให้เป็นปัญหาย่อยหลาย ๆ ส่วน แล้วค่อย ๆ แก่จากปัญหาย่อยเหล่านั้นไปจนถึงคำตอบของปัญหาใหญ่ และวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา (lambda iteration) ใช้แนวคิดที่ว่า ค่าอนุพันธ์ของต้นทุนต่อหน่วย (incremental cost) ของแต่ละเครื่องต้องเท่ากัน และเท่ากับ λ (lambda) ซึ่งเป็นหลักการคำนวณเชิงตัวเลขอีกวิธีการหนึ่งที่นิยมนำมาใช้ในการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในระบบไฟฟ้ากำลัง [4]-[7] การจัดสรรโหลดที่เหมาะสมในเชิงเศรษฐศาสตร์สามารถช่วยลดต้นทุนการผลิต ช่วยปรับปรุงความเชื่อถือได้ของระบบ และเพิ่มประสิทธิภาพการผลิตกำลังไฟฟ้าของหน่วยผลิตไฟฟ้าได้สูงสุด เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพแบบดั้งเดิมเหล่านี้จำเป็นต้องใช้ฟังก์ชันต้นทุนที่ต่อเนื่องและสามารถหาค่าอนุพันธ์ได้ จะต้องมี ฟังก์ชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ต้นทุนเป็นแบบราบเรียบ (smooth cost function) หรือมีฟังก์ชันต้นทุนของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าเป็นสมการกำลังสอง (quadratic function) อย่างไรก็ตาม ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดมักจะมีฟังก์ชันจุดประสงค์ที่มีลักษณะไม่เชิงนูน (non-convex) เนื่องจากผลกระทบจากวาล์ว (valve-point effect) ส่งผลให้ปัญหาที่มีลักษณะซับซ้อน โค้งขึ้น-ลง ไม่เรียบ ทำให้มีค่าต่ำสุดเฉพาะหลายจุด (local minimums) และทำให้การหาค่าต่ำสุดที่แท้จริง (global minimum) ยากขึ้น [8] ด้วยเหตุนี้ นักวิจัยจำนวนมากจึงมุ่งเน้นการพัฒนาและปรับปรุงเทคนิคที่มีอยู่ให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น หรือเสนอกลยุทธ์ใหม่ผ่านการประยุกต์ใช้เมตาฮีริสติกอัลกอริธึม (metaheuristic algorithms) เพื่อรับมือกับปัญหา ELD ที่มีความซับซ้อนหลากหลายลักษณะ ทั้งในเชิงรูปแบบฟังก์ชันต้นทุนและข้อจำกัดในการดำเนินงานของระบบไฟฟ้า โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการแก้ไขปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบพลังงานหมุนเวียนแบบผสมผสาน เช่น ระบบไฮบริดพลังงานแสงอาทิตย์ [9] รวมถึงระบบไฟฟ้าที่รวมแหล่งพลังงานจากลมและพลังงานแสงอาทิตย์แบบความร้อนร่วม [10]-[12] เพื่อรองรับความไม่แน่นอนและความแปรปรวนของการผลิตไฟฟ้าในระบบสมัยใหม่อย่างมีประสิทธิภาพ

นอกจากนี้ นักวิจัยยังได้นำเทคนิคเมตาฮีริสติก (metaheuristic techniques) ที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลายมาใช้ในการแก้ปัญหา ELD ที่มีลักษณะไม่เชิงนูนหรือไม่ราบเรียบ โดยเฉพาะในกรณีที่ไม่สามารถใช้วิธีการแบบดั้งเดิมในลักษณะเชิงวิเคราะห์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ อัลกอริธึม Particle Swarm Optimization (PSO) เป็นหนึ่งในวิธีที่ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายทั้งในการแก้ปัญหา ELD ที่มีฟังก์ชันต้นทุนแบบไม่ราบเรียบ [13], [14] และกรณีที่มีผลของวาล์วซึ่งก่อให้เกิดฟังก์ชันต้นทุนที่ไม่ต่อเนื่องและมีจุดต่ำสุดจำนวนมาก [15] อีกทั้งยังมีการประยุกต์ใช้อัลกอริธึม Bat Optimization เพื่อพิจารณาผลกระทบของวาล์ว [16], [17] และอัลกอริธึม Modified Cuckoo Search ซึ่งได้รับการพัฒนาเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการค้นหาและหลีกเลี่ยงการติดอยู่ในค่าต่ำสุดหลายจุด [18] สำหรับระบบที่มี การผสมผสานพลังงานหมุนเวียนเข้ามา มีการประยุกต์ใช้อัลกอริธึม Genetic Algorithm (GA) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดสรรโหลดที่เหมาะสม [19] นอกจากนี้ยังมีการนำอัลกอริธึม Moth-Flame Optimization (MFO) ซึ่งเป็นอ้างอิงการเคลื่อนที่แบบ Levy Flight มาใช้เพื่อจัดการกับข้อจำกัดได้แก่ อัตราการเปลี่ยนแปลงของกำลังผลิต (ramp rate limits) และโซนการทำงานที่ห้ามใช้งาน (prohibited operating zones) [20] อีกทั้งในบริบทของระบบไมโครกริดที่ต้องพิจารณาข้อจำกัดด้านการปล่อยก๊าซเรือนกระจก ได้มีการประยุกต์ใช้อัลกอริธึม JAYA ในการแก้ปัญหา ELD เพื่อให้เกิดความสมดุลระหว่างต้นทุนและผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม [21] เมื่อแหล่งพลังงานหมุนเวียนจำพวกพลังงานลมและพลังงานแสงอาทิตย์เริ่มเข้ามามีบทบาทสำคัญมากขึ้น ปัญหา ELD ได้พัฒนาขึ้นเพื่อตอบสนองต่อความผันผวนและความไม่แน่นอนที่เกิดจากลักษณะการผลิตไฟฟ้าที่ไม่สม่ำเสมอของแหล่งพลังงานดังกล่าว โดยเฉพาะในบริบทของระบบไมโครกริดและการผลิตกระจาย ซึ่งทำให้ขอบเขตของปัญหา ELD ขยายจากการมุ่งเน้นการลดต้นทุน

เพียงอย่างเดียว ไปสู่การพิจารณาด้านเสถียรภาพของระบบและการคาดการณ์พลังงานหมุนเวียนร่วม เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ด้วย เพื่อรับมือกับความซับซ้อนที่เพิ่มขึ้น นักวิจัยจึงได้ประยุกต์ใช้อัลกอริทึมขั้นสูงหลากหลายรูปแบบในการแก้ปัญหา ELD อาทิเช่น วิธี Whale Optimization Algorithm (WOA) [22] เป็นอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยพฤติกรรมวาฬที่ได้รับแรงบันดาลใจจากพฤติกรรมการล่าเหยื่อของวาฬหัวทุย โดยเฉพาะวิธีการล่าเหยื่อที่เรียกว่า bubble-net feeding หรือการปล่อยฟองอากาศล้อมเหยื่อแล้วเคลื่อนตัวเข้าไปจับ อีกทั้งวิธี Cuckoo Search เป็นอัลกอริทึมที่ได้รับแรงบันดาลใจจากพฤติกรรมการวางไข่ของนกคัคคูที่มีนิสัยพิเศษในการวางไข่ในรังของนกชนิดอื่น และใช้การค้นหาคำตอบแบบ Levy flight ซึ่งเป็นการกระโดดแบบสุ่มที่มีระยะไกลและมีแนวโน้มช่วยให้หลุดพ้นจากการเกิดค่าต่ำสุดเฉพาะหลายจุดได้ [23] นอกจากนี้ยังมีการนำเสนอแนวทางแก้ปัญหาการจัดสรรโหลดในสภาพแวดล้อมแบบไม่โครกริดโดยใช้อัลกอริทึม Ant Colony Optimization (ACO) [24] เป็นอัลกอริทึมการเพิ่มประสิทธิภาพโดยใช้แนวคิดจากพฤติกรรมของมดในการหาเส้นทางที่สั้นที่สุดจากรังไปยังแหล่งอาหารผ่านการสื่อสารกันโดยใช้ฟีโรโมน และประยุกต์ใช้ร่วมกับอัลกอริทึม Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm (NSGA-III) [25] เป็นอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรมแบบหลายวัตถุประสงค์ที่ใช้สำหรับแก้ปัญหาที่มีเป้าหมายหลายด้าน เช่น ต้องการให้ต้นทุนต่ำที่สุด แต่ประสิทธิภาพสูงที่สุดรวมทั้งลดการปล่อยคาร์บอน แต่ต้องการผลิตพลังงานมากที่สุด การพัฒนาเทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพในช่วงหลังยังมุ่งเน้นการรับมือกับปัญหา ELD ขนาดใหญ่และระบบที่ซับซ้อนมากยิ่งขึ้น ตัวอย่างเช่น การใช้อัลกอริทึม Enhanced Beluga Whale Optimizer ซึ่งแสดงประสิทธิภาพที่ดีในการเพิ่มความเร็วในการเข้าสู่ค่าตอบและคุณภาพของผลลัพธ์ในระบบขนาดใหญ่ [26] ในทำนองเดียวกัน อัลกอริทึม Equilibrium Optimizer ถูกนำมาใช้ในระบบไม่โครกริดแบบพลวัตที่มีแหล่งพลังงานหมุนเวียน เพื่อเพิ่มความสามารถในการปรับตัวต่อความผันผวนของแหล่งพลังงาน [27] ขณะเดียวกัน อัลกอริทึม Moth-Flame Algorithm (MFA) ได้รับการประยุกต์ใช้สำหรับการแก้ปัญหา ELD ควบคู่กับการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก ซึ่งมีความสำคัญเพิ่มขึ้นตามเป้าหมายนโยบายด้านสิ่งแวดล้อมของหลายประเทศ [28] นอกจากนี้ อัลกอริทึม Chaotic Artificial Ecosystem-Based Optimization ยังได้รับการพัฒนาเพื่อแก้ปัญหา ELD แบบรวมด้านเศรษฐกิจและสิ่งแวดล้อม โดยมุ่งเน้นการหาจุดสมดุลระหว่างต้นทุนการผลิตและผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมในการดำเนินงานของระบบไฟฟ้า [29] ในบริบทของระบบไฟฟ้าสมัยใหม่ที่ซับซ้อนขึ้นเรื่อย ๆ จากฟังก์ชันต้นทุนที่ไม่ราบเรียบเนื่องจากผลของวาล์ว และความไม่แน่นอนที่เกิดจากพลังงานหมุนเวียน จำเป็นต้องพัฒนาอัลกอริทึมเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพที่ไม่เพียงแต่ให้ผลลัพธ์ที่ดี แต่ยังคงมีประสิทธิภาพด้านการคำนวณและสามารถตีความผลลัพธ์ได้ง่าย ถึงแม้ว่าอัลกอริทึมเมตาฮีวิริสติกจะมีความสามารถในการจัดการกับความไม่เป็นเชิงเส้นและความไม่เชิงเส้นได้ดี แต่ก็ยังมีข้อจำกัดบางอย่าง เช่น ความสิ้นเปลืองด้านการคำนวณ ความไวต่อพารามิเตอร์ควบคุม และความไม่โปร่งใสในการวิเคราะห์ผลลัพธ์ ในการแก้ไขข้อจำกัดเหล่านี้

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

งานวิจัยนี้จึงนำเสนอการพัฒนาอัลกอริทึมสำหรับหาความเหมาะสมของการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะที่สุดแบบวิธีลัมบ์ดาอิตอเรชัน (Lambda Iteration: LI) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมที่ใช้หลักการคำนวณเชิงตัวเลข (numerical method) ที่มีพื้นฐานจากทฤษฎีการเพิ่มตัวแปรลากรางจ์ ความแปลกใหม่ของงานวิจัยนี้อยู่ที่การพัฒนา LI ให้สามารถใช้งานได้กับปัญหา ELD ที่เป็นลักษณะไม่เชิงนูน เช่น ปัญหาที่มีผลของวาล์ว รวมทั้งระบบที่มีการผสมผสานพลังงานหมุนเวียนในสัดส่วนสูง กลไกหลักของ LI คือ การทำให้ต้นทุนส่วนเพิ่ม (incremental cost หรือ λ) ของหน่วยผลิตทั้งหมดมีค่าเท่ากัน ซึ่งสามารถตีความในเชิงเศรษฐศาสตร์ได้อย่างชัดเจนและช่วยเพิ่มความโปร่งใสในการบริหารจัดการโหลดไฟฟ้า ทำให้เหมาะสมต่อการประยุกต์ใช้ในสถานการณ์จริง การเลือกใช้อัลกอริทึม LI มีข้อดีหลายประการ ได้แก่ ความเรียบง่ายทางคณิตศาสตร์ ประสิทธิภาพด้านการคำนวณ และความง่ายในการนำไปใช้งานจริง วิธี LI ไม่มีการพึ่งพากระบวนการสุ่มหรือพารามิเตอร์ควบคุมใด ๆ จึงเหมาะอย่างยิ่งสำหรับระบบขนาดใหญ่และการใช้งานแบบเรียลไทม์ จากนั้น ใช้ข้อมูลของระบบ IEEE 57-bus มาทดสอบอัลกอริทึมที่พัฒนาขึ้นมา โดยพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงจากพลังงานความร้อนทั้งแบบราบเรียบและไม่ราบเรียบ อีกทั้งพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมร่วมกันด้วย นอกจากนี้มีการนำเสนอแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) และระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS) หากความไม่แน่นอนของโหลดและปัจจัยภายนอกอาจสร้างผลกระทบที่มีความเสี่ยงร้ายแรงต่อระบบไฟฟ้า ดังนั้น การพยากรณ์โหลดที่แม่นยำหรือการประเมินความต้องการไฟฟ้าจึงมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการวางแผนการทำงานของระบบไฟฟ้ากำลัง

1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

ความมุ่งหมายและจุดประสงค์ของการศึกษาเพื่อ

1) พัฒนาอัลกอริทึมโดยใช้เทคนิคการหาค่าเหมาะที่สุดแบบวิธีการดั้งเดิม ซึ่งเป็นหลักการคำนวณเชิงตัวเลขของวิธีการวนซ้ำแบบแลมด้า นำมาประยุกต์ใช้ในการหาค่าตอบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน

2) นำเสนอแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) และระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS)

3) ประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมและแบบจำลองที่พัฒนาขึ้น ในรูปแบบของค่าความผิดพลาดสมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และความเร็วในการประมวลผลหาค่าตอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1.3 สมมติฐานการศึกษา

ในการศึกษานี้ได้ตั้งสมมติฐานหลักเพื่อใช้เป็นแนวทางในการวิจัยและพัฒนาอัลกอริธึมสำหรับการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ดังนี้

1) อัลกอริธึม Lambda Iteration ที่ได้รับการพัฒนา สามารถหาคำตอบที่เหมาะสมสำหรับปัญหา ELD ที่มีลักษณะแบบ non-convex โดยเฉพาะกรณีที่มีผลกระทบจากควาล์วได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2) ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริธึมที่พัฒนาขึ้น จะมีความถูกต้องและความสอดคล้องในระดับที่เทียบเคียงได้ หรือเหนือกว่าอัลกอริธึมเมตาฮิวริสติก โดยใช้เวลาในการคำนวณที่น้อยกว่า และมีความง่ายในการปรับพารามิเตอร์

3) อัลกอริธึมที่พัฒนาขึ้นสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบผลิตไฟฟ้าที่มีการผสมผสานแหล่งพลังงานหมุนเวียนในสัดส่วนสูง โดยยังคงสามารถหาคำตอบที่มีประสิทธิภาพภายใต้ข้อจำกัดด้านความเสถียรและข้อจำกัดเชิงปฏิบัติอื่น ๆ ได้

1.4 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

แนวคิดในการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของหน่วยการผลิตภายในโรงไฟฟ้า มีหลักการคือ ถ้ามีความต้องการโหลดเพิ่มมากขึ้น ทำให้กำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องที่อยู่ภายในโรงไฟฟ้าเดียวกันถูกทำให้มีค่าเพิ่มขึ้น ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงในแต่ละหน่วยการผลิตจะมีค่าเพิ่มขึ้นตาม ทั้งนี้หน่วยการผลิตไฟฟ้าทุกหน่วยต้องทำงานที่ฟังก์ชันต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงเดียวกัน แต่ต้องทำให้ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงคงอยู่ที่จุดเดียวกันทุกๆ หน่วยการผลิต

สำหรับการวิเคราะห์การจ่ายโหลดอย่างประหยัด อาจจะต้องใช้วิธีการคำนวณแบบแคลคูลัสซึ่งเกี่ยวข้องกับแลกรางจ์ฟังก์ชัน (lagrange function) เพื่อสร้างเงื่อนไขที่จำเป็นสำหรับค่ามากที่สุดของฟังก์ชันจุดประสงค์ (objective function) โดยการเพิ่มฟังก์ชันบังคับ (constraint function) ให้กับฟังก์ชันจุดประสงค์ หลังจากฟังก์ชันบังคับได้ถูกคูณด้วยตัวคูณซึ่งยังไม่แน่ชัด (undetermined multiplier) จึงถูกเรียกว่า แลกรางจ์ฟังก์ชัน นิพจน์ของอนุพันธ์ $dC_i(P_i)/dP_i$ คือ ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต ดังนั้น เงื่อนไขของการให้แต่ละหน่วยการผลิตทำงานอย่างประหยัด คือ การเดินเครื่องในแต่ละหน่วยการผลิตของทุกๆ เครื่องมีต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิง λ เดียวกัน หรือมีต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตเท่ากัน เพื่อทำให้มีต้นทุนการผลิตไฟฟ้าต่ำที่สุดนั่นเอง

ถ้าเราพิจารณาตามหลักการทำงานอย่างประหยัดของระบบ คือ ทำงานที่สภาวะโหลดต่างกัน โดยมีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าอยู่ในโรงไฟฟ้าเดียวกัน แต่ระบบจะต้องมีต้นทุนเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดอยู่ที่จุดต่ำสุด ซึ่งจะส่งผลให้ต้นทุนเชื้อเพลิงรวมน้อยที่สุดด้วย

ถ้าหากพิจารณาเพียงสองหน่วยการผลิต โดยมีการแบ่งจ่ายโหลดซึ่งกันและกัน โดยเครื่องกำเนิดตัวหนึ่งมีต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงสูงกว่าอีกตัวหนึ่ง ถ้าลดโหลดที่หน่วยการผลิตที่มีต้นทุนเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงที่สูงกว่าและโอนถ่ายโหลดไปยังหน่วยการผลิตที่มีต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงที่ต่ำกว่า อาจจะทำให้ต้นทุนการผลิตลดลงได้ ถ้าหากทำการลดไปเรื่อยๆจนถึงจุดๆหนึ่ง ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงของทั้งสองหน่วยการผลิตจะเท่ากัน ดังนั้น จึงสามารถนำแนวคิดนี้ไปใช้กับหน่วยการผลิตที่มีมากกว่าสองหน่วยการผลิตขึ้นไปได้เช่นกัน ซึ่งหลักเกณฑ์สำหรับการทำงานอย่างประหยัดของหน่วยการผลิตต่าง ๆ ภายในโรงไฟฟ้าก็คือ หน่วยการผลิตไฟฟ้าทั้งหมดต้องทำงานที่ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงเดียวกัน ถ้าเอาต์พุตกำลังไฟฟ้าที่โรงไฟฟ้าถูกทำให้มีค่าเพิ่มขึ้น ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงในแต่ละหน่วยจะมีค่าเพิ่มขึ้น แต่ก็ต้องทำให้ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงยังคงอยู่ที่จุดเดียวกันทุก ๆ หน่วยการผลิต หรือยังคงเหมือนกันหมดนั่นเอง

หลักการพื้นฐานในการหาค่าตอบจากวิธีการวนซ้ำแบบแลมดาด้วยโปรแกรมแมตแล็บ (MATLAB) มีขั้นตอนการทำงานโดยกำหนดค่าเริ่มต้นของ λ เป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง เพื่อนำไปใช้ในการคำนวณหาลำดับการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยการผลิต และหาผลต่างระหว่างโหลดกับผลรวมกำลังการผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้งหมด จากนั้น เปรียบเทียบผลต่างที่ได้กับความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (tolerance, ϵ) ที่กำหนดไว้ หากผลต่างมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด ให้ปรับค่า λ แล้ววนกลับไปเริ่มต้นคำนวณกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าใหม่ หลักการปรับค่า λ จะพิจารณาจากผลรวมของกำลังการผลิตไฟฟ้า ถ้าในกรณีที่มีค่าสูงกว่าโหลดให้ปรับลดค่า λ และถ้ากรณีที่ผลรวมของกำลังการผลิตไฟฟ้ามีค่าต่ำกว่าโหลดให้เพิ่มค่า λ โดยปกติการปรับค่าแต่ละครั้งโดยเพิ่มขึ้นหรือลดลงประมาณ 10 เปอร์เซ็นต์ของค่าเดิม

1.5 ขอบเขตการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้มีขอบเขตของการศึกษาและการทดลอง ดังนี้

1) การพัฒนาอัลกอริธึมเพื่อแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

โดยทำการทดสอบอัลกอริธึมกับระบบทดสอบทั้งหมด 4 กรณีศึกษา เพื่อครอบคลุมลักษณะของระบบไฟฟ้าหลายประเภท ได้แก่

กรณีที่ 1: ระบบทดสอบ IEEE 57-bus ประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังงานความร้อนจำนวน 7 หน่วย โดยกำหนดฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงเป็นแบบราบเรียบ เลือกพิจารณาภาระโหลด 24 ช่วงเวลา

กรณีที่ 2: ระบบทดสอบ IEEE 57-bus ประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังงานความร้อนจำนวน 7 หน่วย ร่วมกับแหล่งพลังงานหมุนเวียน ได้แก่ พลังงานลมและพลังงานแสงอาทิตย์ โดยกำหนดฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงเป็นแบบราบเรียบ แต่มีการรวมฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานหมุนเวียนเข้ามาพิจารณาร่วมด้วย เลือกพิจารณาภาระโหลด 24 ช่วงเวลา

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กรณีที่ 3: ระบบทดสอบขนาดใหญ่ที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 38 หน่วย โดยกำหนดฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงเป็นแบบราบเรียบ ไม่มีการพิจารณาผลของวาล์วและข้อจำกัดอัตราการเปลี่ยนแปลงกำลังผลิต เลือกพิจารณาภาระโหลดที่ 6,000 เมกะวัตต์ (MW)

กรณีที่ 4: ระบบทดสอบขนาดใหญ่ที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 40 หน่วย โดยกำหนดฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงเป็นแบบไม่ราบเรียบ ที่เกิดจากผลของวาล์วแต่ไม่รวมข้อจำกัดอัตราการเปลี่ยนแปลงกำลังผลิต เลือกพิจารณาภาระโหลดที่ 10,500 เมกะวัตต์ (MW)

2) การสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้า

การวิจัยใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ในการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าเพื่อนำไปใช้ในการแก้ปัญหา ELD โดยใช้เทคนิค คือ โครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้ สำหรับทั้งสองเทคนิค ได้ออกแบบโครงสร้างของแบบจำลองให้มีจำนวนชั้นอินพุต (input layer), ชั้นซ่อน (hidden layer) และชั้นเอาต์พุต (output layer) เท่ากัน เพื่อให้สามารถเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองได้อย่างเท่าเทียมกัน โดยจะประเมินผลการทำนายด้วยตัวชี้วัดด้านประสิทธิภาพ เช่น ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE), ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE) และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R^2)

1.6 ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน

เริ่มต้นด้วยการศึกษาปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบไฟฟ้ากำลัง ศึกษาวิธีการหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน ซึ่งสาระสำคัญของวิทยานิพนธ์เล่มนี้ เนื้อหาประกอบด้วย 7 บท ได้แก่

บทที่ 1 กล่าวถึงความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา สมมติฐานการศึกษา ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย ขอบเขตการวิจัย ขั้นตอนและวิธีดำเนินงาน รวมทั้งประโยชน์ที่ได้คาดว่าจะได้รับ

บทที่ 2 กล่าวถึงพื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม โดยเฉพาะโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน แบบจำลองพื้นฐานของนิวรอน สถาปัตยกรรมของโครงข่ายประสาทเทียม ฟังก์ชันถ่ายโอน อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้ วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ วิธีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt Algorithm แนวทางการเลือกชนิดของอินพุตและเอาต์พุต การเลือกขนาดโครงสร้างที่เหมาะสมสำหรับโครงข่ายประสาทเทียม วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และการวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

บทที่ 3 กล่าวถึงพื้นฐานของระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้ กฎของฟัชซี ระบบนิเวศวิธี รูปแบบและสถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิเวศวิธีแบบปรับตัวได้ ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด ฟังก์ชันของสมาชิก และการวัดประสิทธิภาพของระบบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 4 กล่าวถึงปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยเฉพาะการกำหนดฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานความร้อน ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานแสงอาทิตย์ ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานลม ฟังก์ชันต้นทุนของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน และการหาคำตอบจากวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา

บทที่ 5 นำเสนอแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ทำการออกแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

บทที่ 6 ทำการทดสอบแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้พร้อมวิเคราะห์ผลการทดสอบ

บทที่ 7 กล่าวถึงบทสรุปของงานวิจัยประกอบด้วย การสรุปผลงานวิจัย ข้อเสนอแนะ และแนวทางการพัฒนาต่อยอดงานวิจัยในอนาคต

1.7 ประโยชน์ที่ได้คาดว่าจะได้รับ

1) อัลกอริทึมที่ได้รับการพัฒนาในงานวิจัยนี้จะสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการค้นหาคำตอบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดในระบบไฟฟ้ากำลัง โดยเฉพาะในด้านการวางแผนการผลิตพลังงานไฟฟ้าให้มีความเพียงพอต่อความต้องการของผู้ใช้โหลด พร้อมทั้งสามารถลดต้นทุนการผลิตรวมของระบบให้อยู่ในระดับต่ำที่สุด ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อทั้งผู้ผลิตและผู้ใช้ไฟฟ้าในแง่ของความมั่นคงและประสิทธิภาพทางเศรษฐกิจ

2) แบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับการแก้ปัญหา ELD ที่พัฒนาขึ้นโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมและระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ จะสามารถทำหน้าที่เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์โหลดหรือประมาณค่าความต้องการพลังงานไฟฟ้าได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น การมีแบบจำลองลักษณะนี้จะช่วยสนับสนุนกระบวนการวางแผนการดำเนินงานของระบบไฟฟ้ากำลังให้มีความยืดหยุ่นและสามารถรับมือกับความไม่แน่นอนต่าง ๆ เช่น ความแปรปรวนของโหลด หรือปัจจัยภายนอกอื่น ๆ ที่อาจก่อให้เกิดความเสี่ยงที่สำคัญต่อเสถียรภาพของระบบไฟฟ้า

บทที่ 2

โครงข่ายประสาทเทียม

2.1 พื้นฐานของโครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) คือ โมเดลทางคณิตศาสตร์สำหรับประมวลผลสารสนเทศด้วยการคำนวณแบบคอนเนกชันนิสต์ (connectionist) เพื่อจำลองการทำงานของเครือข่ายประสาทในสมองมนุษย์ ด้วยวัตถุประสงค์ที่จะสร้างเครื่องมือซึ่งมีความสามารถในการเรียนรู้การจดจำแบบรูป และการทำนายอนาคต เช่นเดียวกับความสามารถที่มีในสมองมนุษย์ แนวคิดเริ่มต้นของเทคนิคนี้ได้มาจากการศึกษาข่ายงานไฟฟ้าชีวภาพ (bioelectric network) ในสมอง ซึ่งประกอบด้วยเซลล์ประสาทหรือนิวรอน (neurons) และจุดประสานประสาท (synapses) แต่ละเซลล์ประสาทประกอบด้วยปลายในการรับกระแสประสาท เรียกว่า เดนไดรต์ (dendrite) ซึ่งเป็นอินพุต และปลายในการส่งกระแสประสาทเรียกว่า แอกซอน (axon) ซึ่งเป็นเหมือนเอาต์พุตของเซลล์ เซลล์เหล่านี้ทำงานด้วยปฏิกิริยาไฟฟ้าเคมี เมื่อมีการกระตุ้นด้วยสิ่งเร้าภายนอกหรือกระตุ้นด้วยเซลล์ด้วยกัน กระแสประสาทจะวิ่งผ่านเดนไดรต์เข้าสู่นิวเคลียสซึ่งจะเป็นตัวตัดสินใจว่าต้องกระตุ้นเซลล์อื่น ๆ ต่อหรือไม่ ถ้ากระแสประสาทแรงพอ นิวเคลียสก็จะกระตุ้นเซลล์อื่นๆ ต่อไปผ่านทางแอกซอนของมัน ตามโมเดลนี้ข่ายงานประสาทเกิดจากการเชื่อมต่อระหว่างเซลล์ประสาทจนเป็นเครือข่ายที่ทำงานร่วมกัน

2.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน

บทความวิจัยส่วนใหญ่จะศึกษาโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอน ชนิดโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (multi-layer feed forward neural networks) เนื่องจากมีการนำมาประยุกต์ใช้งานในระบบไฟฟ้ากำลังอย่างแพร่หลาย ซึ่งลักษณะของโครงข่ายประสาทเทียมแบบมีผู้ฝึกสอนจะต้องใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตที่เตรียมไว้ แล้วนำมาป้อนเข้าไปในกระบวนการเพื่อให้เกิดการเรียนรู้และจดจำข้อมูลความสัมพันธ์ในรูปแบบต่าง ๆ

2.2.1 โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น (Multilayer Feedforward Neural Network หรือ MFFNN) เป็นรูปแบบหนึ่งของโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการจัดเรียงชั้นของหน่วยประมวลผลอย่างเป็นลำดับ โดยข้อมูลจะไหลจากชั้นอินพุตผ่านชั้นซ่อนไปยังชั้นเอาต์พุตโดยไม่มีการย้อนกลับ

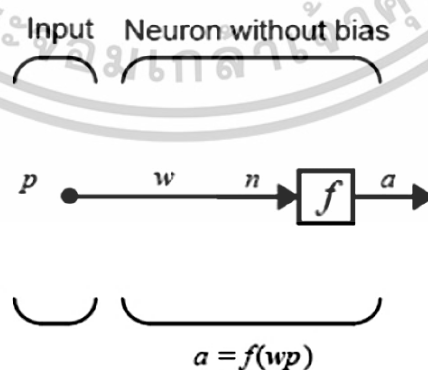
การทำงานของ MFFNN ข้อมูลจะถูกส่งผ่านจากชั้นอินพุตไปยังชั้นเอาต์พุตโดยไม่มีการย้อนกลับระหว่างทาง ข้อมูลจะถูกแปลงผ่านฟังก์ชันกระตุ้นในแต่ละหน่วยประมวลผลเพื่อจับรูปแบบเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สแกนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ที่ซับซ้อนในข้อมูล การปรับน้ำหนักของการเชื่อมต่อเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของโครงข่ายมักทำผ่านกระบวนการที่เรียกว่า backpropagation ซึ่งเป็นการย้อนกลับของข้อผิดพลาดจากชั้นเอาต์พุตไปยังชั้นก่อนหน้าเพื่อปรับน้ำหนักให้เหมาะสม

โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า (feedforward neural network) เป็นโมเดลประสาทเทียมแบบหนึ่งที่มีโครงสร้างประกอบด้วยชั้น หรือเลเยอร์ (layer) ของโหนด (node) ที่เชื่อมต่อกันเป็นลำดับ โดยข้อมูลจะถูกส่งผ่านจากลำดับแรกไปยังลำดับถัดไป จนกระทั่งถึงลำดับสุดท้ายที่จะให้ผลลัพธ์ออกมา ข้อมูลจะถูกส่งไปตามทิศทางเดียว ไม่มีการวนกลับมาตรวจสอบผลลัพธ์เดิมเหมือนกับโมเดลประสาทเทียมแบบอื่น ๆ ซึ่งแต่ละแบบมีลักษณะและการทำงานที่แตกต่างกันไป โมเดลแบบป้อนไปข้างหน้ามักนิยมใช้ในการแก้ไขปัญหาที่เป็นปัญหาการจำแนกหรือคาดการณ์ เช่น การจำแนกออกเป็นกลุ่มของข้อมูลต่าง ๆ หรือการคาดการณ์ค่าของตัวแปรต่าง ๆ ด้วยข้อมูลที่มีอยู่ในชุดข้อมูลที่ใช้สร้างโมเดล โดยการเรียนรู้โมเดลจะได้รับการจัดเตรียมด้วยการเรียนรู้จากชุดข้อมูลการฝึก และจะถูกนำไปใช้งานกับชุดข้อมูลที่มีอยู่จริงเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและสามารถนำไปใช้งานได้จริงในชีวิตจริง

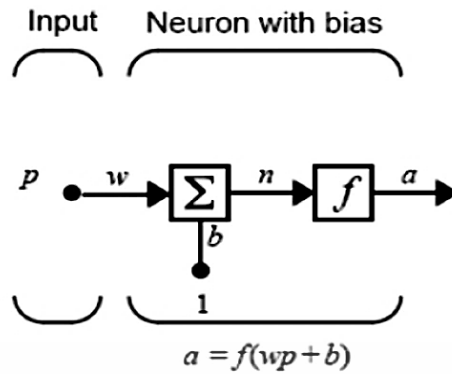
2.2.1.1 แบบจำลองพื้นฐานของนิวรอน

การจำลองการทำงานของสมองมนุษย์ในเครื่องคอมพิวเตอร์เริ่มจากการกำหนดบัพหรือโหนดหรือจุดต่อ เปรียบเสมือนว่าเป็นเซลล์ประสาท และสร้างการเชื่อมต่อให้กับจุดต่อเหล่านั้นให้เป็นโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเป็นการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ที่ประกอบไปด้วยเซลล์พิเศษมากมาย และเรียกเซลล์ประสาทหนึ่งเซลล์ว่า นิวรอน (neuron) แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส และแบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบมีค่าไบแอส แสดงดังรูปที่ 2.1 และรูปที่ 2.2 ตามลำดับ

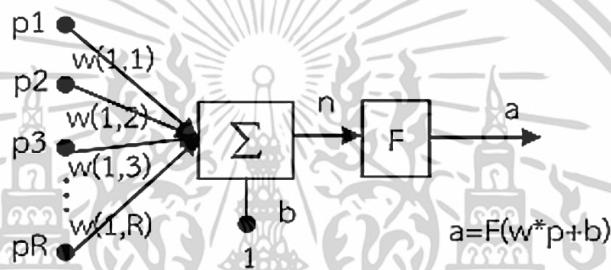


รูปที่ 2.1 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบไม่มีค่าไบแอส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 2.2 แบบจำลองของนิวรอนที่มีหนึ่งอินพุตแบบมีค่าไบแอส



รูปที่ 2.3 แบบจำลองของนิวรอนหลายอินพุตแบบมีค่าไบแอส

$$n = p_1 * w(1,1) + p_2 * w(1,2) + \dots + p_R * w(1, R) + b \quad (2.1)$$

แบบจำลองของนิวรอนหลายอินพุตแบบมีค่าไบแอส แสดงดังรูปที่ 2.3 และสมการที่ (2.1) สามารถจำแนกองค์ประกอบของโครงข่ายประสาทเทียม ได้ดังนี้

1) ตัวแปร p

คือ อินพุต (input) ซึ่งจะรับข้อมูลเข้าสู่โครงข่ายแต่ละโหนด จะแทนค่าของตัวแปรอิสระหรือคุณลักษณะของข้อมูล รับข้อมูลเข้ามาเป็นค่าเลขที่สามารถจัดเก็บในรูปแบบของเวกเตอร์หรือเมทริกซ์ จำนวนโหนดในชั้นนี้จะเท่ากับจำนวนข้อมูลนำเข้า

2) ตัวแปร w

คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (weight) เป็นน้ำหนักของการเชื่อมต่อระหว่างโหนด มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 และมีผลต่อผลลัพธ์ของโมเดล ค่าน้ำหนักที่มากกว่าหนึ่งจะทำให้มีผลลัพธ์เป็นบวก ส่วนค่าน้ำหนักน้อยกว่าหนึ่งจะทำให้ผลลัพธ์เป็นลบ โดยน้ำหนักจะถูกปรับเปลี่ยนในขั้นตอนการเรียนรู้ เป็นค่าที่กำหนดความสัมพันธ์ระหว่างโหนดในแต่ละชั้น โดยนิยามในรูปของเมทริกซ์หรือเวกเตอร์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3) ตัวแปร b

คือ ค่าไบแอส (bias) เป็นค่าคงที่ที่เพิ่มความยืดหยุ่นให้กับโมเดล เป็นตัวแปรตัวหนึ่งที่บวกเข้ากับผลลัพธ์ของแต่ละโหนด ค่าคงที่ที่บวกเข้ากับผลรวมของค่าน้ำหนักและค่าข้อมูลในแต่ละโหนด เพื่อเพิ่มความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ ให้โมเดลมีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้และปรับปรุง

4) ตัวแปร F

คือ ฟังก์ชันถ่ายโอน (transfer function) เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในการคำนวณผลลัพธ์ของแต่ละโหนดในโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งมีหลายรูปแบบ เช่น Sigmoid, ReLU, Tanh เป็นต้น โดยฟังก์ชันถ่ายโอนจะใช้ค่าอินพุตที่ได้จากขั้นตอนก่อนหน้านี้แล้วนำไปคำนวณเพื่อส่งผลลัพธ์ออกมาเป็นเอาต์พุต ซึ่งจะไปเป็นอินพุตของโหนดต่อไปในโครงข่ายประสาทเทียม การเลือกใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนนั้นจะขึ้นอยู่กับประเภทของโครงข่ายประสาทเทียมและการแก้ปัญหาที่ต้องการแก้ไขด้วยโมเดลที่กำลังสร้าง

5) ตัวแปร a

คือ เอาต์พุต (output) เป็นการระบุรูปแบบของผลลัพธ์ที่โมเดลจะส่งออก เช่น สถานะของข้อมูล หรือประเภท หรือค่าความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ เป็นขั้นสุดท้ายของโครงข่ายประสาทเทียม รับข้อมูลจากขั้นก่อนหน้า และคำนวณผลลัพธ์ที่ต้องการส่งออก โดยจำนวนโหนดในขั้นนี้จะขึ้นอยู่กับประเภทงานที่ต้องการ

ถ้าค่าอินพุตถูกคูณกับค่าถ่วงน้ำหนักและนำผลคูณทั้งหมดไปรวมกับค่าไบแอสที่จุดเชื่อมต่อ แล้วส่งค่าไปยังฟังก์ชันถ่ายโอนจะได้ค่าเอาต์พุต ค่าไบแอสจะมีค่ามากกว่าค่าถ่วงน้ำหนัก ยกเว้นกรณีอินพุตมีค่าคงที่ ค่าไบแอสก็จะเท่ากับหนึ่ง

2.2.1.2 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

เมื่อนำนิเวศหลาย ๆ ตัวมาเรียงขนานกันจะประกอบขึ้นเป็นชั้น ถ้านำแต่ละชั้นมาเรียงอนุกรมกันจะเป็นหลาย ๆ ชั้น ซึ่งเรียกว่า โครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น โครงสร้างที่นิยมใช้กันจะประกอบด้วย 3 ชั้น ได้แก่

1) ชั้นข้อมูลอินพุต (input layer)

เป็นชั้นแรกของโมเดลที่รับข้อมูลเข้ามา จะประกอบด้วยโหนดหลาย ๆ โหนดที่แตกต่างกันตามจำนวนข้อมูลเข้าแต่ละช่อง ชั้นอินพุตของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า คือ ชั้นแรกของโมเดลที่รับข้อมูลเข้ามา โดยมีจำนวนโหนดจำกัดตามจำนวนคุณสมบัติของข้อมูลที่ต้องการจะใช้ในการประมวลผล เช่น หากต้องการจะใช้ภาพขนาด 28×28 เป็นข้อมูลเข้า ก็จะมีจำนวนโหนดในชั้นอินพุต เท่ากับ 784 (28×28) โดยแต่ละโหนดจะรับค่าพิกเซล (pixel) จากภาพ 1 พิกเซลต่อ 1 โหนด และค่าข้อมูลที่ได้รับเข้ามาจะถูกปรับค่าให้อยู่ในช่วงที่สอดคล้องกับการทำงานของโมเดล ในชั้นอินพุตจะไม่มีการทำงานผลและไม่มีการเรียนรู้เช่นเดียวกับชั้นซ่อนและชั้นเอาต์พุตในโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า ซึ่งการที่ชั้นอินพุตเป็นชั้นแรกของโครงข่ายประสาทเทียมแบบเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ป้อนไปข้างหน้า นั้น จะรับข้อมูลเข้ามาใช้ในการทำนายหรือจำแนก (classification) โดยปกติแล้วชั้น อินพุตจะมีจำนวนโน้ตเท่ากับจำนวนตัวแปรเข้า (input variables) ในข้อมูล เช่น หากมีข้อมูล จำนวน 5 ตัวแปรเข้า ก็จะมีโน้ตจำนวน 5 โน้ต เช่นเดียวกัน

2) ชั้นซ่อน (hidden layer)

ชั้นซ่อนอาจมีมากกว่าหนึ่งชั้น เป็นชั้นที่ตามมาหลังชั้นอินพุต ซึ่งจะประกอบด้วยโน้ต หลายๆ โน้ตที่เกี่ยวข้องกับการคำนวณหรือประมวลผลของข้อมูล โดยชั้นซ่อนของโครงข่ายประสาท เทียมแบบป้อนไปข้างหน้า คือ ชั้นที่ตั้งอยู่ระหว่างชั้นอินพุตและชั้นเอาต์พุต ซึ่งจะมีหลายชั้นก็ได้ แต่ละชั้นจะประกอบด้วยนิวรอนหลายๆ หน่วย ซึ่งแต่ละหน่วยก็จะทำหน้าที่เป็นตัวแปรในการ คำนวณค่า โดยชั้นซ่อนจะทำหน้าที่คำนวณผลรวมของผลคูณของค่าอินพุตกับค่าน้ำหนัก แล้วนำ ผลรวมนั้นมาใช้กับฟังก์ชันถ่ายโอน เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เป็นไปได้ของเอาต์พุตที่เหมาะสมตามการ เรียนรู้ของโมเดล ในการกำหนดจำนวนชั้นซ่อนในโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้า จะขึ้นอยู่กับความซับซ้อนของปัญหาและจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการฝึกโมเดล โดยจะมีวิธีการกำหนด จำนวนชั้นซ่อนตามกฎ ได้แก่ rule of thumb, grid search, หรือใช้ cross validation แล้วดูจำนวน ชั้นซ่อนที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด นอกจากนี้ การเลือกประเภทของฟังก์ชันถ่ายโอนในชั้นซ่อนก็มี ความสำคัญอย่างมากเช่นกัน เนื่องจากจะมีผลต่อการเรียนรู้ของโมเดล ซึ่งฟังก์ชันถ่ายโอนที่ใช้กันอยู่ ส่วนใหญ่ในชั้นซ่อน ได้แก่ ReLU, Sigmoid, และ Tanh โดย ReLU ถือว่าเป็นฟังก์ชันถ่ายโอนที่ได้รับความนิยมมากที่สุดในปัจจุบัน เนื่องจากมีประสิทธิภาพและคำนวณได้เร็ว ถึงแม้ว่าจะไม่ใช่ฟังก์ชันถ่าย โอนที่เหมาะสมที่สุด สิ่งที่สำคัญชั้นซ่อนสามารถมีได้หลายชั้น (multi-layer) ซึ่งจะเพิ่มความซับซ้อน และความยากในการเรียนรู้ของโมเดล ซึ่งจะมีการเรียนรู้เกิดขึ้นในแต่ละเลเยอร์แยกต่างหาก ดังนั้น ถ้าเราต้องการโมเดลที่ซับซ้อนมาก ๆ เราสามารถเพิ่มจำนวนชั้นและจำนวนเลเยอร์ในแต่ละชั้นได้

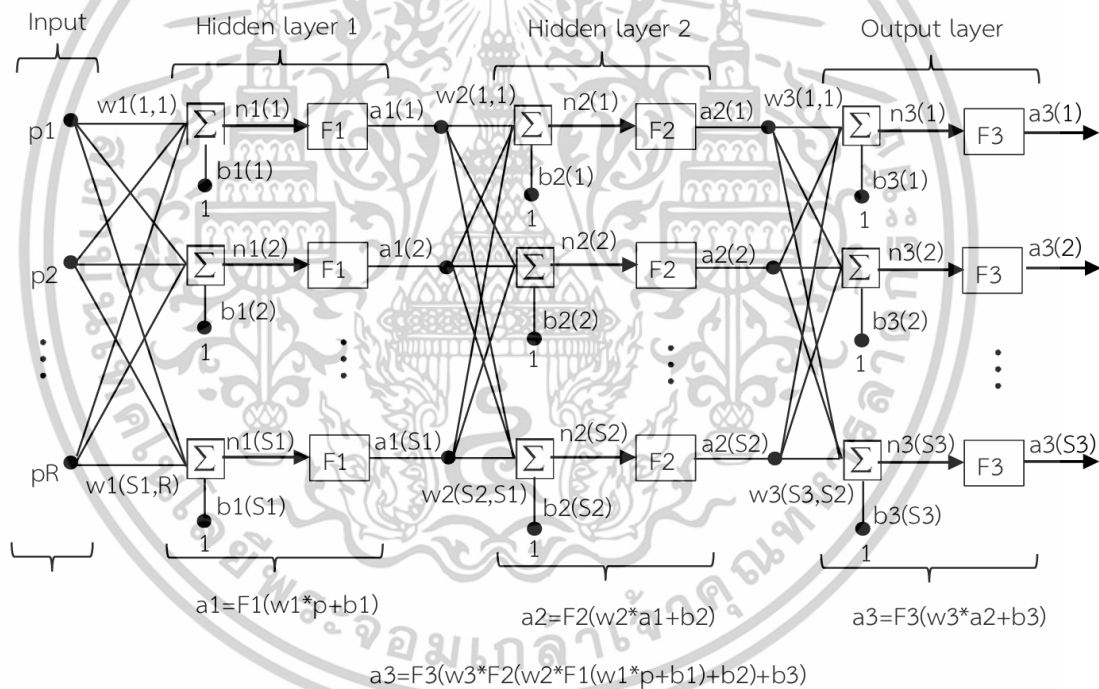
3) ชั้นข้อมูลเอาต์พุต (output layer)

เป็นชั้นสุดท้ายของโมเดลที่แสดงผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณแล้ว ซึ่งจะประกอบด้วยโน้ต เพียงตัวเดียวหรือหลาย ๆ โน้ตขึ้นอยู่กับลักษณะของปัญหา โดยชั้นเอาต์พุตของโครงข่ายประสาท เทียมแบบป้อนไปข้างหน้าเป็นชั้นสุดท้ายของโมเดล และใช้สำหรับการประมวลผลเอาต์พุตของโมเดล โดยจะมีจำนวนโน้ตเท่ากับจำนวนคลาสหรือตัวแปรเป้าหมาย (target variable) ในข้อมูล ซึ่งเป็น เลข 1 ถึง K ในกรณีที่มี K คลาส สำหรับงานที่เป็นการจำแนกประเภท (classification) โดยเฉพาะ โมเดลจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมกับประเภทของการจำแนก ซึ่งเป็นฟังก์ชัน softmax สำหรับการ จำแนกหลายคลาส โดยสามารถแปลงผลลัพธ์จากโน้ตในชั้น เอาต์พุตให้อยู่ในรูปของความน่าจะเป็น ของแต่ละคลาสที่มีค่ารวมกันเท่ากับ 1 และใช้ค่าความน่าจะเป็นสูงสุดเป็นคำตอบของโมเดล สำหรับงานที่เป็นการทำนายโมเดลจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมกับประเภทของข้อมูลเป้าหมาย เช่น ฟังก์ชัน linear activation สำหรับการทำนายค่าตัวเลข หรือฟังก์ชัน sigmoid สำหรับการ ทำนายค่าไบนารี ที่มีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โน้ตในชั้นเอาต์พุตจะใช้ฟังก์ชันถ่ายโอนที่เหมาะสมกับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ประเภทงานที่ต้องการทำ ยกตัวอย่างเช่น ในงานทำนายค่าตัวเลข อาจใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน เช่น linear function หรือ sigmoid function ส่วนในงานที่ต้องการแยกประเภทอาจใช้ฟังก์ชันถ่ายโอน เช่น softmax function หรือ sigmoid function ขึ้นอยู่กับจำนวนคลาสที่ต้องการแยกและลักษณะของข้อมูล

ส่วนการเลือกจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนจากการลองผิดลองถูก เริ่มจากจำนวนนิวรอนน้อย ๆ และถูกเพิ่มมากขึ้นเรื่อย ๆ จนถึงค่าสูงสุดที่ตั้งไว้ โดยกำหนดให้ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวนนิวรอนมากกว่าชั้นซ่อนที่ 2 อยู่ 1 ตัว

จากรูปที่ 2.4 เป็นโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นอินพุต, ชั้นซ่อนที่ 1, ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต แต่ละชั้นจะมีการเชื่อมโยงด้วยค่าถ่วงน้ำหนัก (w) และค่าไบแอส (b) โดย a1, a2 และ a3 คือ เอาต์พุตของชั้นซ่อนที่ 1, ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ตามลำดับ ส่วน f1, f2 และ f3 คือ ฟังก์ชันถ่ายโอนของชั้นซ่อนที่ 1, ชั้นซ่อนที่ 2 และชั้นเอาต์พุต ตามลำดับ



รูปที่ 2.4 โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น

2.2.1.3 ฟังก์ชันการกระตุ้น

ฟังก์ชันการกระตุ้น (activation function) เป็นฟังก์ชันสำหรับใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจผลรวมของสัญญาณอินพุตว่ามีขนาดมากพอที่หน่วยในโครงข่ายประสาทเทียมจะส่งสัญญาณเอาต์พุตหรือสัญญาณกระตุ้นไปยังหน่วยอื่น ฟังก์ชันการกระตุ้นสำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ความผิดพลาดย้อนกลับ ควรจะต้องมีคุณลักษณะที่สำคัญ คือ มีความต่อเนื่อง สามารถหาค่าอนุพันธ์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นิยามให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ได้และยังต้องมีค่าเพิ่มขึ้นอย่างเดียว และในระหว่างการสอนโมเดลฟังก์ชันกระตุ้นมีบทบาทสำคัญในการปรับแก้เดียน ฟังก์ชันกระตุ้นมีหลายชนิดดังแสดงในตารางที่ 2.1

ฟังก์ชันการกระตุ้นส่วนมากจะนิยมใช้ฟังก์ชันแบบไบนารีซิกมอยด์ (Binary sigmoid) ที่มีย่านค่าของฟังก์ชันเป็น (0, 1) ข้อจำกัดของฟังก์ชันซิกมอยด์ คือ ระดับความชันของฟังก์ชันน้อยส่งผลให้การลู่เข้าช้า ซึ่งนิยามด้วยสมการที่ (2.2)

$$f_1(x) = \left(\frac{1}{1 + \exp(-x)} \right) \quad (2.2)$$

อนุพันธ์ของฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไบนารีซิกมอยด์ ที่มีย่านค่าของฟังก์ชันเป็น (0, 1) ซึ่งนิยามด้วยสมการที่ (2.3)

$$f_1'(x) = (f_1(x)) \times (1 - f_1(x)) \quad (2.3)$$

นอกจากนี้ ยังนิยมใช้เป็นฟังก์ชันแบบไบโพลาร์ซิกมอยด์ (Bipolar sigmoid) ที่มีย่านค่าของฟังก์ชันเป็น (-1, 1) และนิยามด้วยสมการที่ (2.4)

$$f_2(x) = \left(\frac{2}{1 + \exp(-x)} \right) - 1 \quad (2.4)$$

อนุพันธ์ของฟังก์ชันการกระตุ้นแบบไบโพลาร์ซิกมอยด์ ที่มีย่านค่าของฟังก์ชันเป็น (-1, 1) จะนิยามด้วยสมการที่ (2.5)

$$f_2'(x) = \frac{1}{2} \times (1 + f_2(x)) \times (1 - f_2(x)) \quad (2.5)$$

ฟังก์ชัน Tanh ผลลัพธ์จากการดำเนินการของฟังก์ชันมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 ค่ากึ่งกลางอยู่ที่ 0 ส่งผลให้การออปติไมเซชัน (optimization) ทำได้ง่าย แต่ก็ยังมีข้อจำกัดที่ระดับความชันของฟังก์ชันน้อย ซึ่งนิยามด้วยสมการที่ (2.6)

$$\sigma(x) = \left(\frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \right) \quad (2.6)$$

ฟังก์ชัน ReLU (Rectified linear unit) ผลลัพธ์จากการดำเนินการของฟังก์ชันมีค่าเท่ากับ $[0, \infty)$ จุดเด่นของฟังก์ชัน คือ มีระดับความชัน ส่งผลให้การลู่เข้าดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับฟังก์ชัน Sigmoid และ Tanh ข้อจำกัด คือ ใช้ได้เฉพาะชั้นการประมวลผลที่มองไม่เห็น ไม่สามารถใช้ในชั้น

ข้อมูลเอาต์พุตได้ จำเป็นต้องใช้ฟังก์ชัน SoftMax ในชั้นสุดท้ายแทนเพื่อคำนวณความน่าจะเป็น และเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่นับญาติเห็นาเบเชบระเยชชานการดำ

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

อีกหนึ่งข้อจำกัดของฟังก์ชัน ReLU คือ สามารถทำให้เกิดปัญหาการตายของเซลล์ประสาทได้ หากมีค่าข้อมูลสูงไหลผ่าน ReLU อาจทำให้การถ่วงน้ำหนักถูกปรับปรุ้งมาก ส่งผลให้เซลล์ประสาทหยุดทำงานเมื่อมีชุดข้อมูลใหม่ไหลผ่าน ซึ่งนิยามด้วยสมการที่ (2.7)

$$\sigma(x) = \max(0, x) \quad (2.7)$$

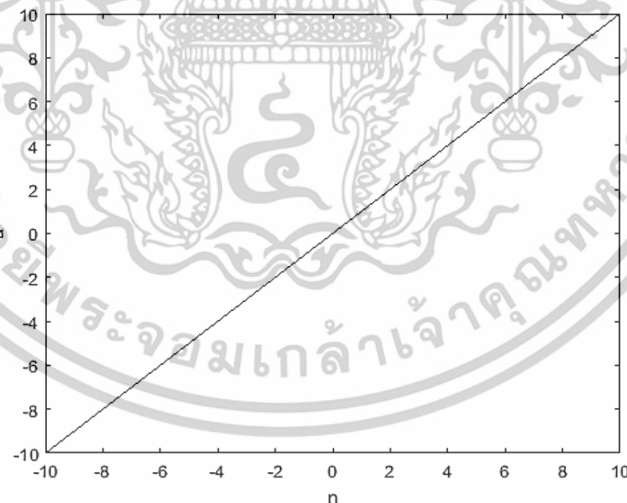
2.2.1.4 อัลกอริทึมสำหรับการเรียนรู้

ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมนั้นจะต้องเตรียมข้อมูลฝึกสอน (training data) ไว้ และต้องอาศัยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้ เพื่อมาปรับพารามิเตอร์ 2 ตัวที่สำคัญในกระบวนการเรียนรู้ ได้แก่ ค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะนิยมใช้อัลกอริทึมแบบกระบวนการเรียนรู้แพร่ค่าย้อนกลับ (back-propagation learning) หรืออาจจะเรียกสั้น ๆ ว่า back-prop ในกระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ ชนิดของฟังก์ชันถ่ายโอนที่นิยมใช้มีดังนี้

1) แบบเชิงเส้น (linear)

เป็นฟังก์ชันที่ใช้กับโครงข่ายประสาทเทียมแบบตัวกรองเชิงเส้นทางด้านเอาท์พุท ในโปรแกรม MATLAB ใช้คำสั่งว่า “purelin” ดังสมการที่ (2.8)

$$a(n) = n \quad (2.8)$$



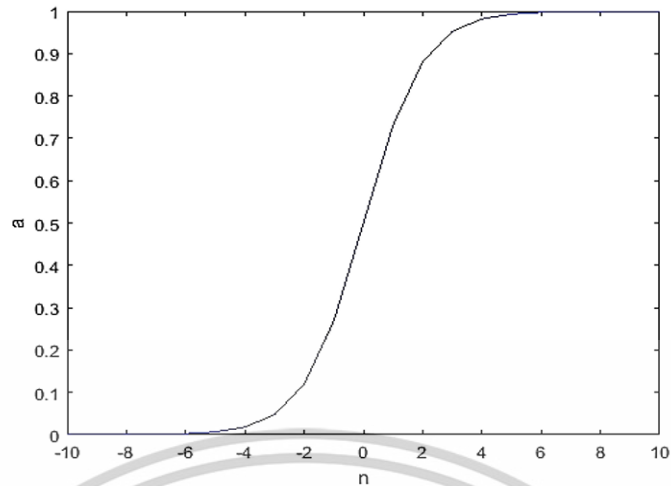
รูปที่ 2.5 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบเชิงเส้น

2) แบบลือกซิกมอยด์ (Log-sigmoid)

เป็นฟังก์ชันที่เอาท์พุทอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 ในโปรแกรม MATLAB ใช้คำสั่งว่า “logsig” ดังสมการที่ (2.9)

$$a(n) = 1 / (1 + e^{-n}) \quad (2.9)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

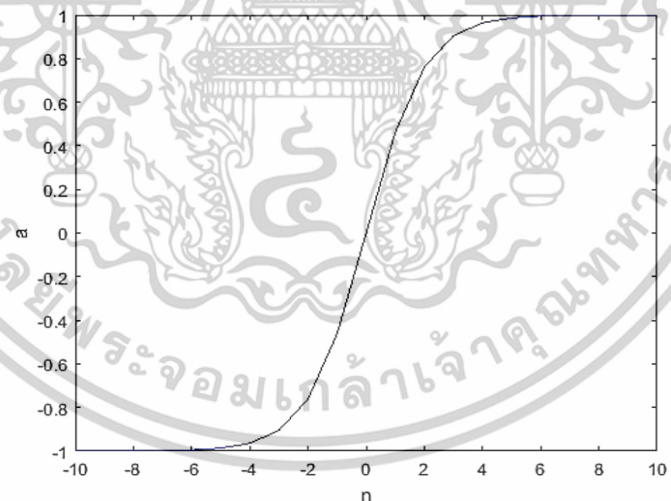


รูปที่ 2.6 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบล็อกซิกมอยด์

3) แบบแทนซิกมอยด์ (Tan-sigmoid)

เป็นฟังก์ชันที่เอาต์พุตอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ในโปรแกรม MATLAB ใช้คำสั่งว่า “tansig”
 ดังสมการที่ (2.10)

$$a(n) = (1 - e^{-n}) / (1 + e^{-n}) \quad (2.10)$$



รูปที่ 2.7 ฟังก์ชันถ่ายโอนแบบแทนซิกมอยด์

โดยที่ a คือ เอาต์พุตของฟังก์ชันถ่ายโอน และ n คือ อินพุตที่ผ่านเข้ามาที่ฟังก์ชันถ่ายโอน ข้อมูลฝึกสอนที่มีจำนวนมากและมีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้น สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นที่ฝึกสอนแบบแพร่ค่าย้อนกลับ นิยมนำไปใช้ในการประมาณค่าฟังก์ชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.2.2 หลักการสอนและวิธีการเรียนรู้

หลักการสอนเป็นแบบป้อนไปข้างหน้า มีกระบวนการสอน คือ แต่ละนิวรอนอินพุตรับข้อมูลอินพุตและส่งกระจายไปยังแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อน ซึ่งแต่ละนิวรอนในชั้นซ่อนจะคำนวณค่ากระตุ้น (activation) แล้วส่งสัญญาณเอาต์พุตไปยังแต่ละนิวรอนในชั้นเอาต์พุต จากนั้น นิวรอนเอาต์พุตจะคำนวณค่ากระตุ้นของมันได้ค่าสัญญาณเอาต์พุตออกมา ในระหว่างช่วงเวลาการสอนแต่ละนิวรอนเอาต์พุตจะทำการเปรียบเทียบค่ากระตุ้นที่คำนวณได้กับค่าเป้าหมายแล้วตรวจสอบค่าผิดพลาดซึ่งค่าผิดพลาดนี้จะถูกนำไปคำนวณตัวประกอบ ซึ่งตัวประกอบนี้จะใช้ในการกระจายค่าผิดพลาดจากนิวรอนเอาต์พุตย้อนกลับไปยังทุกนิวรอนในชั้นซ่อนที่อยู่ก่อนหน้าชั้นเอาต์พุตนี้ และยังคงใช้ในการปรับเปลี่ยนค่าน้ำหนักระหว่างชั้นซ่อนกับชั้นเอาต์พุตต่อไปอีกด้วย

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมจะต้องเตรียมข้อมูลและอาศัยขั้นตอนวิธีการเรียนรู้เพื่อมาปรับพารามิเตอร์ 2 ตัวที่สำคัญในกระบวนการเรียนรู้ ก็คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก และค่าไบแอส

การเรียนรู้แบบแพร่กลับความผิดพลาด จะกำหนดอัตราการเรียนรู้ (learning rate) ที่มีค่าน้อย ๆ โดยทั่วไปจะอยู่ระหว่าง 0.05 ถึง 0.25 เพื่อให้การปรับค่าน้ำหนักมีความละเอียดมาก ทำให้การปรับค่าน้ำหนักภายในโครงข่ายประสาทเทียมต้องกระทำหลายครั้ง ส่งผลให้ต้องใช้เวลานานในการเรียนรู้ ซึ่งอาจจะไม่เกิดการลู่เข้า (converge) สู่ค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่กำหนด หรือค่าตอบในบางกรณีอาจจะให้อัตราการเรียนรู้มีการปรับค่าได้ เช่น กำหนดให้อัตราการเรียนรู้แปรผันตามจำนวนรอบที่สอน หรือตามค่าความผิดพลาดเฉลี่ยของระบบ เป็นต้น ก็จะสามารถที่จะช่วยเพิ่มอัตราเร็วในการเรียนรู้ได้ด้วย นอกจากนี้อาจจะเลือกการใช้อัตราการเรียนรู้ที่มีค่าน้อย ๆ แต่เพิ่มค่าพารามิเตอร์ที่เรียกว่า ค่าโมเมนตัม (momentum) เข้าไปในพจน์ที่ใช้ในการปรับค่าน้ำหนัก เพื่อเพิ่มความเร็วในการลู่เข้าหาค่าตอบ ค่าโมเมนตัมที่ใช้จะอยู่ในช่วง 0 กับ 1

2.2.2.1 วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ

วิธีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ (back-propagation learning) สำหรับโครงข่ายประสาทเทียมแบบป้อนไปข้างหน้าหลายชั้น จะใช้ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับ โดยมีหลักการ คือ ปรับค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอส เพื่อให้ค่า Sum-Square Error (SSE) มีค่าลดลงเข้าใกล้ศูนย์ ดังสมการที่ (2.11) สมการที่ (2.12) และสมการที่ (2.13) ตามลำดับ

$$w_{new} = w_{old} + \Delta w \quad (2.11)$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b \quad (2.12)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (2.13)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

โดยที่	N	คือ จำนวนของข้อมูลฝึกสอน
	w	คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก
	b	คือ ค่าไบแอส
	t_i	คือ ค่าเอาต์พุตเป้าหมาย
	a_i	คือ ค่าเอาต์พุตของโครงข่ายประสาทเทียม
	SSE	คือ Sum-Square Error

2.2.2.2 วิธีการเรียนรู้แบบ Levenberg-Marquardt Algorithm

กระบวนการเรียนรู้แบบแพร่ค่าย้อนกลับด้วยวิธี Levenberg-Marquardt Algorithm (LMA) ในระหว่างการฝึกสอนค่าถ่วงน้ำหนักและค่าไบแอสจะถูกปรับเปลี่ยนค่า ดังสมการที่ (2.14)

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,1)} & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,2)} & \cdots & \frac{\partial e(1)}{\partial w_3(1,s_2)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,1)} & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,2)} & \cdots & \frac{\partial e(2)}{\partial w_3(2,s_2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e(s_3)}{\partial w_3(s_3,1)} & \frac{\partial e(s_3)}{\partial w_3(s_3,2)} & \cdots & \frac{\partial e(s_3)}{\partial w_3(s_3,s_2)} \end{bmatrix}$$

$$J(b) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e(1)}{\partial b_3(1)} \\ \frac{\partial e(2)}{\partial b_3(2)} \\ \vdots \\ \frac{\partial e(s_3)}{\partial b_3(s_3)} \end{bmatrix}$$

(2.14)

โดยที่	$J(w)$	คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ของค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าถ่วงน้ำหนัก
	$J(b)$	คือ Jacobian Matrix ของอนุพันธ์ของค่าความผิดพลาดเทียบกับค่าไบแอส

2.3 วิธีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

การฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมและทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม อาจจะใช้ข้อมูลที่แตกต่างกัน 3 ชุด ได้แก่

- 1) ข้อมูลสำหรับการฝึกสอน (training)
- 2) ข้อมูลสำหรับตรวจสอบความก้าวหน้าในการเรียนรู้ (validation)
- 3) ข้อมูลสำหรับการทดสอบ (testing)

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

2.4 การวัดประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม

การวัดความแม่นยำของโครงข่ายประสาทเทียมจะใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Error, MAE) คือ ค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริง แสดงดังสมการที่ (2.15)

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}| \quad (2.15)$$

ส่วนค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Squared Error, RMSE) คือ การวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริงเฉลี่ย แสดงดังสมการที่ (2.16)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}]^2} \quad (2.16)$$

โดยที่ $OUTPUT_{actual}$ คือ เอาต์พุตจริง

$OUTPUT_{predicted}$ คือ เอาต์พุตที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม

m คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 3

ระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

3.1 พื้นฐานของระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

ระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system, ANFIS) เป็นการประยุกต์ใช้ระบบโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับตรรกศาสตร์คลุมเครือหรือฟัซซีลอจิก ทั้งสองระบบมีทั้งข้อดีและข้อเสียที่แตกต่างกัน กล่าวคือ ฟัซซีลอจิกมีความสามารถในการตัดสินใจทางด้านเหตุผลเชิงตรรกศาสตร์ โดยตีความให้อยู่ในรูปแบบ If-Then ที่มีความสอดคล้องกับหลักความคิดของมนุษย์และยังช่วยในการตัดสินใจกับปัญหาที่มีความไม่ชัดเจนได้ หมายความว่า ไม่ใช่แค่ถูกหรือผิดเพียงแค่สองสถานะ แต่เป็นดีกรีของความถูกหรือผิด โดยเฉพาะทฤษฎีฟัซซีเซต ซึ่งจะใช้ทฤษฎีของเซตในการแทนระดับความคลุมเครือ ดังนั้น ปริมาณทุก ๆ อย่างในระบบทางวิศวกรรมหรือระบบอื่น ๆ อาทิเช่น อุณหภูมิ ความเร็ว ระยะทาง ความดัน ฯลฯ สามารถถูกอธิบายด้วยระดับของความคลุมเครือได้ หากเป็นมุมมองข้อเสียของฟัซซีลอจิก จะต้องมีการกำหนดข้อมูลเข้าไปแต่ไม่สามารถเรียนรู้ด้วยตัวเอง ส่วนมุมมองข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมก็คือ มีการเรียนรู้จากข้อมูลโครงข่ายประสาทเทียม และมีความสามารถในการปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในโครงข่ายที่มีการเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น มุมมองข้อเสียจะมีในเรื่องของการตีความหมายหรือการวิเคราะห์เชิงเหตุผลตรรกศาสตร์ หมายความว่า โครงข่ายประสาทเทียมสามารถหาคำตอบของปัญหาได้ แต่ไม่สามารถบอกเหตุผลได้ว่าเพราะอะไรถึงเป็นเช่นนั้น เพื่อเป็นการปรับปรุงข้อเสียของทั้งสองระบบ จึงมีการนำฟัซซีลอจิกและโครงข่ายประสาทเทียมมาประยุกต์ใช้ให้ทำงานร่วมกัน ทำให้กลายเป็นระบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบฟัซซีลอจิก ซึ่งเป็นระบบที่สามารถมีกระบวนการเรียนรู้ภายในโครงสร้างเองและยังมีความสามารถในการตีความตัดสินใจในเชิงของเหตุผลตรรกศาสตร์ได้ เหมือนกับฟัซซีลอจิกนั่นเอง

3.1.1 กฎของฟัซซี

ตรรกศาสตร์คลุมเครือหรือฟัซซีลอจิก (fuzzy logic) เป็นตรรกะที่อยู่บนพื้นฐานความเป็นจริงที่ว่า ทุกสิ่งบนโลกแห่งความเป็นจริงไม่ใช่มีเฉพาะสิ่งที่มีความแน่นอนเท่านั้น แต่มีหลายสิ่งหลายเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างไม่เที่ยงและไม่แน่นอน อาจเป็นสิ่งที่คลุมเครือและไม่ชัดเจน ยกตัวอย่างเช่น เซตของอายุคน อาจแบ่งเป็นวัยทารก วัยเด็ก วัยรุ่น วัยกลางคน และวัยชรา จะเห็นได้ว่า ในแต่ละช่วงอายุคนไม่สามารถระบุได้แน่ชัดว่าวัยทารกกับวัยเด็กแยกจากกันแน่ชัดช่วงใด วัยทารกอาจถูกตีความว่าเป็นอายุระหว่าง 0 ถึง 1 ปี บางคนอาจตีความว่าวัยทารกอยู่ในช่วงอายุ 0 ถึง 2 ปี ก็ได้ ในทำนองเดียวกันวัยเด็กและวัยรุ่น ก็สามารถระบุได้ชัดเจนว่า ช่วงต่อของอายุควรจะอยู่ในช่วงใด อาจตีความ

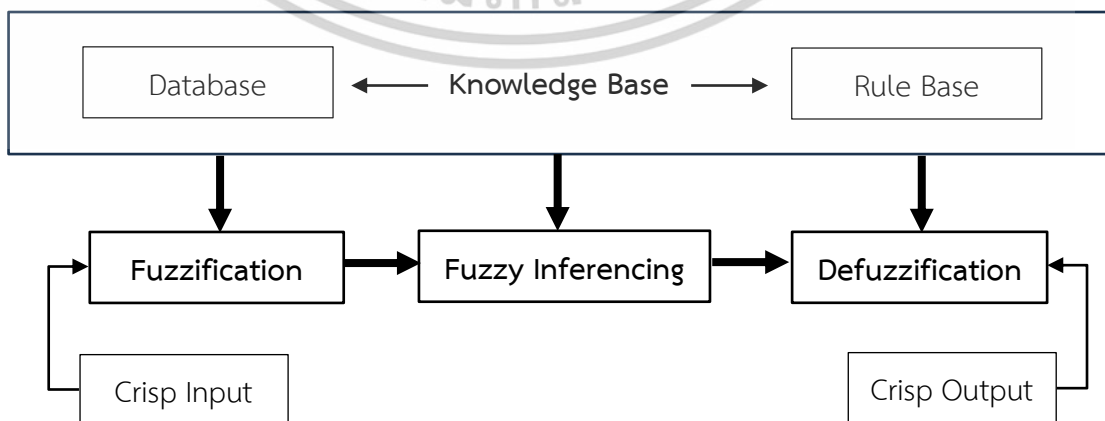
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ว่าวัยเด็กมีอายุอยู่ในช่วง 1 ถึง 12 ปี หรืออาจจะเป็น 2 ถึง 10 ปี ก็เป็นไปได้ สิ่งเหล่านี้เป็นตัวอย่างของความไม่แน่นอน ซึ่งเป็นลักษณะทางธรรมชาติที่เกิดขึ้นโดยทั่วไป เซตของเหตุการณ์ที่ไม่แน่นอนเช่นนี้จะถูกเรียกว่า ฟัซซีเซต (fuzzy set)

ฟัซซีลอจิกเป็นวิธีทางคณิตศาสตร์ที่ช่วยในการตัดสินใจภายใต้ความคลุมเครือไม่ชัดเจนคล้ายกับตรรกะทางความคิดของมนุษย์คิดค้นโดย L. A. Zadeh ในปีค.ศ. 1965 ที่อาศัยฟัซซีเซตเพื่อสื่อถึงความไม่แน่นอน ซึ่งในฟัซซีเซตนี้จะกำหนดค่าความเป็นสมาชิกให้มีค่าอยู่ระหว่าง 0 และ 1 ซึ่งแตกต่างจากเซตแบบฉบับที่มีการกำหนดค่าความเป็นสมาชิกเพียงสองค่าเท่านั้น คือ 0 หมายถึง ไม่เป็นสมาชิกและ 1 หมายถึง เป็นสมาชิก การกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่สนใจนั้นอาศัยฟังก์ชันความเป็นสมาชิกซึ่งมีอยู่หลายชนิดเช่นฟังก์ชันสามเหลี่ยมฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมูฟังก์ชันซิกมอยด์ฟังก์ชันเกาส์เซียน เป็นต้นการเลือกใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกจะขึ้นอยู่กับข้อมูลของตัวแปรนั้นๆ นอกจากนี้ฟัซซีเซตยังใช้กับตัวแปรเชิงภาษา เพื่อแสดงคุณภาพหรือปริมาณได้อีกด้วยโครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซี

ฟัซซีลอจิกถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์เนื่องจากมีจุดเด่นตรงที่มีตรรกะการใช้เหตุผลเหมือนมนุษย์และใช้ประสบการณ์ของผู้เชี่ยวชาญมากกว่าการใช้ทฤษฎีนอกจากนี้ยังสามารถรองรับกับพฤติกรรมแบบพลวัตรวมถึงความไม่แน่นอนได้ด้วย แต่ทั้งนี้ฟัซซีลอจิกเองก็มีข้อจำกัดในการใช้เช่นกัน กล่าวคือ ฟัซซีลอจิกเป็นการประมาณโดยใช้ตรรกะภายใต้ความไม่แน่นอนดังนั้นจึงไม่เหมาะที่จะใช้กับงานที่ต้องการความแม่นยำสูง นอกจากนี้การที่ฟัซซีลอจิกไม่มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตัวเองจึงไม่สามารถใช้หาคำตอบของปัญหาที่ไม่มีใครรู้คำตอบ ดังนั้น ผู้เชี่ยวชาญจึงมีความจำเป็นอย่างมากในการตั้งกฎฟัซซีในฐานความรู้หากไม่สามารถหาผู้เชี่ยวชาญมาช่วยได้ก็ไม่สามารถใช้ ฟัซซีลอจิกได้อย่างมีประสิทธิภาพ

การทำงานของระบบฟัซซีมี 4 องค์ประกอบ แสดงดังรูปที่ 3.1 จะเห็นได้ว่า การทำงานของฟัซซีลอจิกคล้ายกับโครงข่ายประสาทเทียม ในการประมาณค่าความสัมพันธ์มีความต่างกันตรงที่ฟัซซีลอจิกไม่ได้ใช้การเรียนรู้ แต่อาศัยองค์ความรู้ที่อยู่ในฐานความรู้ (knowledge base)



รูปที่ 3.1 โครงสร้างพื้นฐานของระบบฟัซซี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับครูช่างานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

องค์ประกอบที่ 1 ฐานความรู้ (knowledge base) เป็นส่วนที่จัดเก็บรวบรวมข้อมูลในการควบคุม ประกอบด้วย 2 ส่วน คือ ฐานกฎ (rule base) เป็นส่วนของการกำหนดวิธีการควบคุม ซึ่งได้จากผู้เชี่ยวชาญในรูปแบบของชุดข้อมูลแบบกฎของภาษา (linguistic rule) และฐานข้อมูล (database) เป็นการจัดเตรียมส่วนที่จำเป็นสำหรับใช้ในการกำหนดกฎการควบคุม และการจัดการข้อมูลของตรรกศาสตร์ฟัซซี

องค์ประกอบที่ 2 การแปลงค่าของข้อมูลด้านอินพุตเป็นค่าฟัซซีด้านเข้า (fuzzification) หรือในรูปแบบเซตฟัซซี หรือเรียกว่าตัวแปรภาษา (linguistic variable)

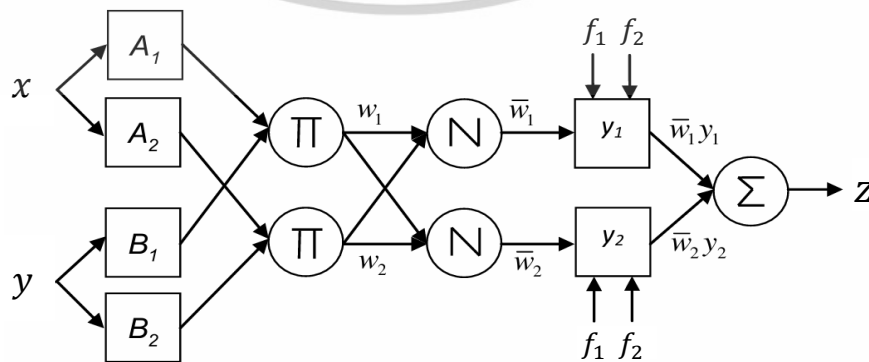
องค์ประกอบที่ 3 การอนุมานหรือตีความ (fuzzy inferencing) เป็นการนำค่าฟัซซีด้านเข้า ไปตีความหรืออนุมานผ่านกฎฟัซซีที่ตั้งขึ้นมาและได้ผลลัพธ์เอาต์พุตเป็นค่าฟัซซีด้านออก หรือเป็นส่วนที่ทำหน้าที่ตรวจสอบข้อเท็จจริงและกฎนั่นเอง โดยกฎฟัซซีที่นิยมใช้ คือ กฎฟัซซีแบบถ้า-แล้ว (fuzzy If-Then rule) ที่อาศัยหลักการของเหตุและผล

องค์ประกอบที่ 4 การทำค่าฟัซซีให้เป็นค่าปกติ (defuzzification) ซึ่งเป็นส่วนที่แปลงเอาต์พุตให้อยู่ในช่วงที่เหมาะสม โดยการนำค่าฟัซซีด้านออกมาแปลงเป็นค่าปกติ (crisp output)

กฎฟัซซีแบบ Takagi-Sugeno-Kang (TSK) มีอยู่ด้วยกัน 2 กฎ สามารถอธิบายกฎฟัซซีตามรูปแบบของโครงสร้างดังรูปที่ 3.2 โดยข้อมูลนำเข้ามีจำนวน 2 ตัว คือ x และ y ส่วนข้อมูลนำออกมีเพียง 1 ตัว คือ z

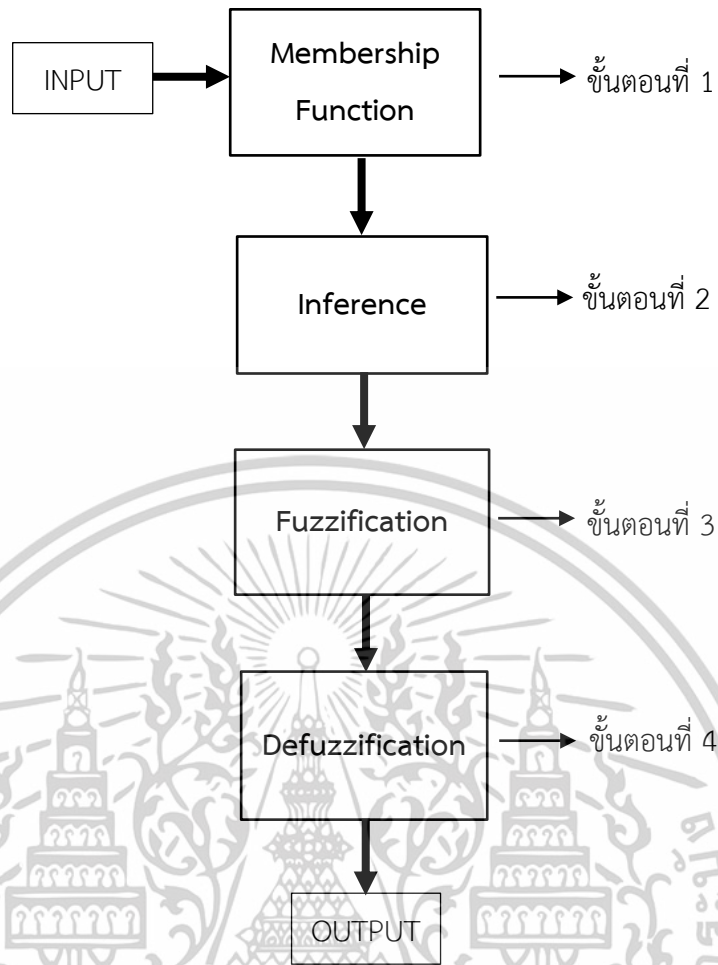
- Rule 1: IF x is A_1 AND y is B_1 ,
THEN $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$
- Rule 2: IF x is A_2 AND y is B_2 ,
THEN $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

โดยที่ A_1 A_2 B_1 และ B_2 เป็นฟัซซีเซตของพจน์ภาษา ส่วน p_1 p_2 q_1 q_2 r_1 และ r_2 เป็นพารามิเตอร์ของข้อตามของกฎฟัซซี โหนดรูปสี่เหลี่ยมแสดงถึงโหนดที่มีพารามิเตอร์ที่สามารถปรับค่าได้ ในขณะที่โหนดรูปวงกลมแสดงถึงโหนดที่ไม่สามารถปรับค่าของพารามิเตอร์ได้



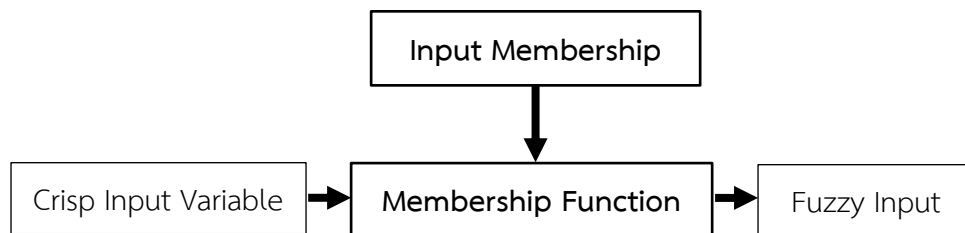
รูปที่ 3.2 รูปแบบของโครงสร้างตามของกฎของฟัซซี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้ในพหุกิจศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ดูแลเห็นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.3 ขั้นตอนการประมวลผลแบบฟัซซีลอจิก

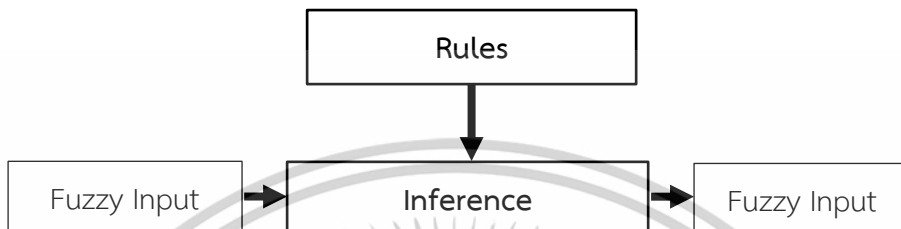
ขั้นตอนการประมวลผลแบบฟัซซีลอจิก มีรูปแบบการทำงานอยู่ 4 ขั้นตอน แสดงดังรูปที่ 3.3
 ขั้นตอนที่ 1 การแปลงค่าของข้อมูลด้านอินพุตเป็นค่าฟัซซีด้านขาเข้า (fuzzification) เป็นการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกของข้อมูลด้านขาเข้า (crisp input) โดยใช้ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก ซึ่งเป็นการแปลงค่าอินพุตแบบทวินัย โดยการเปลี่ยนเป็นอินพุตแบบตัวแปรฟัซซี จะสร้างฟังก์ชันความเป็นสมาชิกโดยไม่จำเป็นต้องมีลักษณะเดียวกัน ทั้งนี้ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะของแต่ละอินพุตและความสำคัญที่มีต่อเอาต์พุต ฟังก์ชันจะมีลักษณะเป็นการกำหนดภาษาสามัญเพื่อให้เป็นฟัซซีอินพุต แสดงดังรูปที่ 3.4



รูปที่ 3.4 การประมวลผลแบบฟัซซีลอจิกของขั้นตอนที่ 1

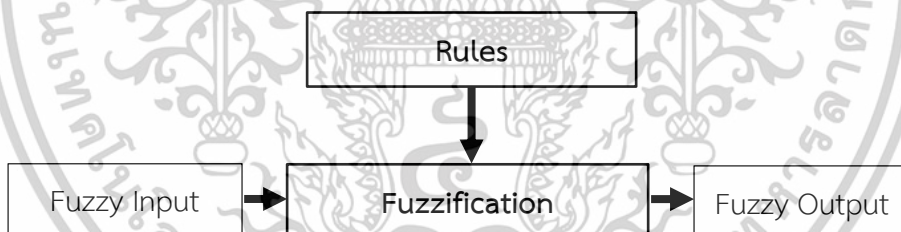
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2 เป็นการสร้างความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตทั้งหมดที่เกี่ยวข้องกับเอาต์พุต โดยอาศัยหลักการสำหรับการหาเหตุและผล อาจจะมีการเก็บข้อมูล การคาดการณ์จากการตัดสินใจของมนุษย์ หรือค่าจากการทดลอง โดยเขียนเป็นกฎการควบคุมระบบ ซึ่งจะมีลักษณะอยู่ในรูปแบบ ถ้า (If) และ (And) หรือ (Or) ซึ่งเป็นภาษาสามัญ จากนั้น นำกฎทั้งหมดมาประมวลผลรวมกันเพื่อใช้ในการตัดสินใจ แสดงดังรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 การประมวลผลแบบฟัซซีลอจิกของขั้นตอนที่ 2

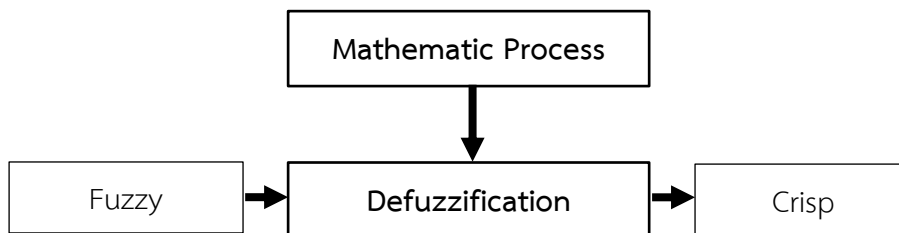
ขั้นตอนที่ 3 เป็นการหาฟัซซีเอาต์พุต โดยการนำกฎการควบคุมที่สร้างขึ้นในขั้นตอนที่ 2 มาประมวลผลกับฟัซซีอินพุตด้วยวิธีการทางคณิตศาสตร์ เพื่อนำค่าที่ได้ไปประมวลผลวิธีการทำเป็นค่าคลุมเครือ (fuzzification) วิธีการที่นิยมใช้ในการตีความหาเหตุผลเลือกใช้ Max-Min method และ Max-Dot method แสดงดังรูปที่ 3.6



รูปที่ 3.6 การประมวลผลแบบฟัซซีลอจิกของขั้นตอนที่ 3

ขั้นตอนที่ 4 เป็นขั้นตอนการสรุปเหตุผลฟัซซี โดยจะเปลี่ยนฟัซซีเอาต์พุตให้เป็นทวินัยเอาต์พุตด้วยวิธีทางคณิตศาสตร์ เช่น วิธีการหาจุดศูนย์กลาง เพื่อนำค่าที่ได้มาใช้ในการตัดสินใจเพื่อควบคุมระบบในสถานการณ์นั้น ๆ วิธีการทำค่าฟัซซีให้เป็นค่าปกติ (defuzzification) ซึ่งวิธีการที่เป็นเทคนิคการเลือกค่าสูงสุดหรือสรุปหาเหตุผลจากหลาย ๆ เซตมาเพียงค่าเดียว เป็นการใช้ค่าสูงสุดของค่าระดับการเป็นสมาชิกจากการกระทำหลาย ๆ แบบ และเลือกกระทำเพียงรูปแบบเดียว แสดงดังรูปที่ 3.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.7 การประมวลผลแบบฟัซซีลอจิกของขั้นตอนที่ 4

3.1.2 ระบบนิเวศฟัซซี

วิธีต่าง ๆ ทางคณิตศาสตร์ที่ได้กล่าวไปต่างก็มีข้อดีและข้อเสียแตกต่างกันไม่มีวิธีใดที่จะดีกว่าวิธีอื่นในทุก ๆ ด้าน ยกตัวอย่างเช่น โครงข่ายประสาทเทียม มีข้อดีตรงที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบต่าง ๆ ได้ และยังสามารถปรับแต่งความรู้ที่ซ่อนอยู่ภายในโครงข่ายได้ แต่มีข้อเสียตรงที่ไม่สามารถอธิบายเหตุผลของการตัดสินใจได้ในขณะที่ตรรกศาสตร์คลุมเครือหรือฟัซซีลอจิกมีจุดเด่นตรงที่มีการใช้เหตุผลในเชิงตรรกะเหมือนความคิดของมนุษย์สามารถอธิบายการตัดสินใจได้จากกฎฟัซซีและสามารถใช้กับข้อมูลที่คลุมเครือได้ แต่ข้อเสียของฟัซซีลอจิกไม่สามารถเรียนรู้และปรับแต่งกฎต่าง ๆ ด้วยตัวเอง ต้องอาศัยผู้มีความรู้มากำหนดโครงสร้างและกฎ ด้วยเหตุนี้การนำวิธีต่าง ๆ มาผสมกันเป็นระบบผสม เพื่อนำข้อดีของแต่ละวิธีมารวมกันและลดข้อจำกัดของแต่ละวิธีออกไป นั่นก็คือ การนำโครงข่ายประสาทเทียมผสมกับฟัซซีลอจิก ได้เป็นระบบอนุมานนิเวศฟัซซีแบบปรับตัวได้

3.2 รูปแบบระบบอนุมานฟัซซีโครงข่ายปรับตัวได้

การเรียนรู้ของระบบอนุมานนิเวศฟัซซีแบบปรับตัวได้ ใช้อัลกอริทึมการเรียนรู้แบบผสม (hybrid learning algorithm) ซึ่งประกอบด้วยสองขั้นตอนหลักในแต่ละรอบการฝึก (epoch) ดังนี้

1) การคำนวณไปข้างหน้า (forward pass) ในขั้นตอนนี้ระบบจะคำนวณเอาต์พุตโดยใช้กฎฟัซซีและพารามิเตอร์ปัจจุบัน ในส่วนพารามิเตอร์ของข้อตาม (consequent parameters) จะถูกปรับโดยใช้วิธีการประเมินกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Estimation: LSE) เพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประมาณผลลัพธ์ที่ต้องการ

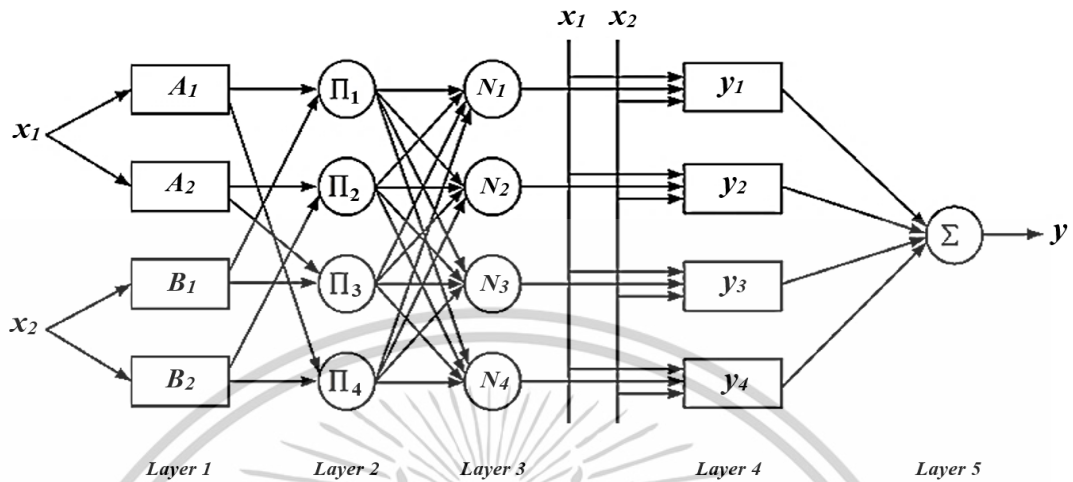
2) การคำนวณย้อนหลัง (backward pass) ในขั้นตอนนี้ ระบบจะคำนวณข้อผิดพลาดระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับค่าที่ต้องการ และปรับพารามิเตอร์ของข้อตั้ง (premise parameters) ซึ่งเกี่ยวข้องกับฟังก์ชันสมาชิก (membership functions) โดยใช้วิธีการปรับตามความลาดชัน (gradient descent) เพื่อปรับปรุงความแม่นยำของระบบ

กระบวนการเรียนรู้แบบผสมนี้ช่วยให้ ANFIS สามารถรวมข้อดีของโครงข่ายประสาทเทียมและระบบฟัซซีเข้าด้วยกัน โดยใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูลของโครงข่ายประสาทเทียม ร่วมกับความสามารถในการจัดการกับความไม่แน่นอนของระบบฟัซซี

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.2.1 สถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้

โครงสร้างหรือสถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้ แสดงดังรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 สถาปัตยกรรมของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้

โครงสร้างของระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้ แบ่งออกเป็น 5 ชั้น ได้แก่

ชั้นที่ 1 พารามิเตอร์ของส่วนเงื่อนไขตั้งต้น ทำหน้าที่แปลงข้อมูลนำเข้าเป็นค่าฟuzzyโดยการคำนวณค่าความเป็นสมาชิกจากฟังก์ชันความเป็นสมาชิก อาจเป็นฟังก์ชันรูปประฆังคว่ำหรือฟังก์ชันอื่น ๆ ที่สามารถหาอนุพันธ์ได้ เช่น ฟังก์ชันสามเหลี่ยม ฟังก์ชันสี่เหลี่ยมคางหมู เป็นต้น โหนดในชั้นนี้เป็นรูปสี่เหลี่ยมแสดงว่า ค่าพารามิเตอร์สามารถปรับค่าได้ ซึ่งพารามิเตอร์ในโหนดนี้ หมายถึง พารามิเตอร์ของฟังก์ชันความเป็นสมาชิก เรียกว่า พารามิเตอร์ของข้อตั้ง

ชั้นที่ 2 ตัวดำเนินการทีนอร์ม (T-norm operator) ทำหน้าที่คูณสัญญาณที่ส่งมาจากชั้นที่ 1 เข้าด้วยกัน โดยใช้ตัวดำเนินการทีนอร์มและส่งออกไปยังชั้นที่ 3 ซึ่งจำนวนโหนดในชั้นนี้จะมีจำนวนเท่ากับจำนวนของกฎฟuzzyและสัญญาณที่ส่งออกไปเป็น firing strength ของกฎแต่ละข้อ โหนดในชั้นนี้เป็นรูปวงกลมแสดงว่า ไม่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้

ชั้นที่ 3 ค่าความแข็งแรงส่งออกแบบนอร์มอลไลซ์ ทำหน้าที่ปรับค่า firing strength ให้มีผลรวมจากกฎทุกข้อมีค่าเป็นหนึ่ง โดยการหารค่า firing strength ด้วยผลรวมของ firing strength จากกฎทุกข้อ ผลลัพธ์ที่ได้เรียกว่า normalized firing strength โหนดในชั้นนี้เป็นรูปวงกลมแสดงว่า ไม่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้

ชั้นที่ 4 พารามิเตอร์ของส่วนข้อตาม ทำหน้าที่คำนวณผลลัพธ์จากข้อตามของกฎฟuzzy โดยได้ผลลัพธ์เป็น $\bar{w}_i(p_i x_1 + q_i x_2 + r_i)$ สำหรับกฎข้อที่ i โหนดในชั้นนี้เป็นรูปสี่เหลี่ยมแสดงว่า พารามิเตอร์ของโหนดนี้ p_i q_i และ r_i สามารถปรับค่าได้ พารามิเตอร์เหล่านี้เรียกว่า พารามิเตอร์ของข้อตาม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ชั้นที่ 5 เอาต์พุตรวม ทำหน้าที่รวมสัญญาณจากทุกโหนดของชั้นที่ 4 เข้าด้วยกัน โหนดในชั้นนี้เป็นรูปวงกลมแสดงว่า ไม่สามารถปรับค่าพารามิเตอร์ได้

การเรียนรู้ของระบบอนุमानนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ จะใช้ขั้นตอนการเรียนรู้แบบผสม จากวัฏจักรการเรียนรู้แบบสองทาง โดยเป็นการคำนวณไปข้างหน้า ทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของข้อตามโดยใช้วิธีการประเมินกำลังสองน้อยที่สุด ในขณะที่การคำนวณย้อนหลังจะใช้วิธีปรับตามความลาดชันสำหรับการปรับค่าพารามิเตอร์ของข้อตั้ง

การใช้ระบบอนุमानนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ในการพยากรณ์เริ่มได้รับความนิยมมากขึ้นในปัจจุบัน เนื่องจากคุณสมบัติในการเรียนรู้และการใช้เหตุผล ทำให้ผลลัพธ์มีความแม่นยำมากขึ้น เช่น การใช้ระบบอนุमानนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า ประเมินความเชื่อถือได้ของระบบ เป็นต้น หากพิจารณาถึงข้อจำกัดของระบบอนุमानนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ ถ้านำไปใช้กับระบบที่มีพฤติกรรมแบบพลวัตชนิดไม่เชิงเส้น จะเห็นได้ว่า ในระบบแบบนี้จะมีกฎฟuzzy แบบ ถ้า-แล้ว จำนวนมาก อาจจะทำให้ใช้เวลาในการเรียนรู้เวลานานมากขึ้น ฉะนั้น วิธีดังกล่าวจึงไม่เหมาะกับการนำไปใช้งานแบบทำงานเรียลไทม์ แต่ก็มีวิธีที่จะช่วยจำกัดจำนวนของกฎฟuzzy ได้โดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูล (data clustering)

3.2.2 ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด

ขั้นตอนวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริดสามารถนำมาใช้ได้โดยตรงมากขึ้น โดยเฉพาะในส่วนของวิธีการคำนวณไปข้างหน้า โหนดเอาต์พุตส่งผ่านไปข้างหน้าจนกระทั่งชั้นที่ 4 และพารามิเตอร์ที่เป็นผลลัพธ์ถูกตรวจสอบโดยวิธีการกำลังสองน้อยที่สุด ในส่วนการคำนวณค่าย้อนกลับสัญญาณค่าผิดพลาดถูกแพร่กลับมา และพารามิเตอร์หลักฐานถูกอัปเดตโดย gradient descent พารามิเตอร์ผลลัพธ์ถูกตรวจสอบให้เหมาะสมภายใต้เงื่อนไขที่พารามิเตอร์หลักฐานถูกกำหนดไม่ให้เกิดเปลี่ยนแปลง วิธีการแบบผสมจะลู่เข้าหาค่าตอบได้เร็วมากขึ้น เนื่องจากลดมิติของพื้นที่ว่างในการค้นหาของวิธีการแพร่ค่าย้อนกลับแบบดั้งเดิม

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้เลือกใช้ระบบอนุमानฟuzzyแบบปรับตัวได้ โดยใช้โมเดล Sugeno มีวิธีการเรียนรู้แบบไฮบริด และใช้วิธีการลองผิดลองถูก (trial and error) สำหรับปรับค่าฟังก์ชันสมาชิก โดยเริ่มจากการปรับเปลี่ยนชนิดของฟังก์ชันสมาชิกจนครบทั้งหมดแล้วเลือกวิธีที่ดีที่สุด เพื่อใช้เปรียบเทียบกับค่าจริง

3.3 ฟังก์ชันของสมาชิก

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิก (membership function) เป็นองค์ประกอบสำคัญในระบบฟuzzy ซึ่งทำหน้าที่กำหนดระดับความเป็นสมาชิกของค่าตัวแปรต่าง ๆ ในชุดฟuzzy โดยค่าความเป็นสมาชิกนี้อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อแสดงถึงระดับของความเป็นจริงหรือความเป็นไปได้ของค่าดังกล่าวใน

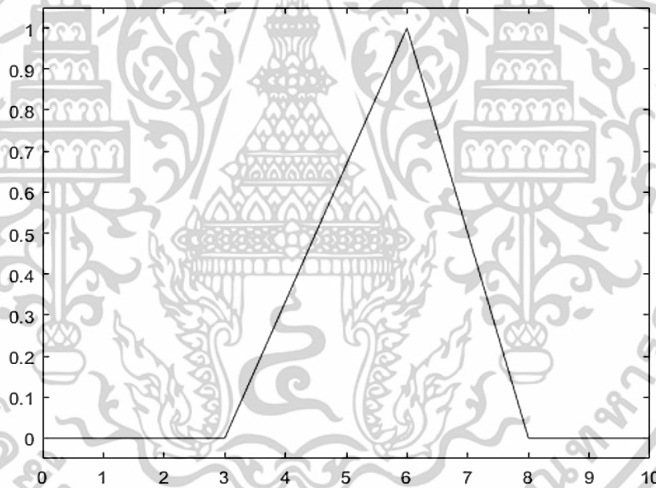
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บริบทที่กำหนด ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกเป็นฟังก์ชันที่มีการกำหนดระดับความเป็นสมาชิกของตัวแปรที่ต้องการใช้งาน โดยเริ่มจากการแทนที่กับตัวแทนที่มีความไม่ชัดเจน ไม่แน่นอนและคลุมเครือ เนื่องจากรูปร่างของฟังก์ชันความเป็นสมาชิกในแต่ละแบบมีความสำคัญต่อกระบวนการคิดและการแก้ไขปัญหา ดังนั้น จึงเป็นส่วนที่สำคัญต่อคุณสมบัติหรือการดำเนินการของฟัชซี

ฟังก์ชันความเป็นสมาชิกที่ใช้งานโดยทั่ว ๆ ไปมีอยู่หลายชนิด ยกตัวอย่างเช่น

1) ฟังก์ชันรูปร่างสามเหลี่ยม (triangular-shaped membership function) มีอยู่ด้วยกัน 3 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{a, b, c\}$ สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.1) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.9

$$f(x : a, b, c) = \begin{cases} 0 & ; x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x < b \\ \frac{c-x}{c-b} & ; b \leq x < c \\ 0 & ; x \geq c \end{cases} \quad (3.1)$$

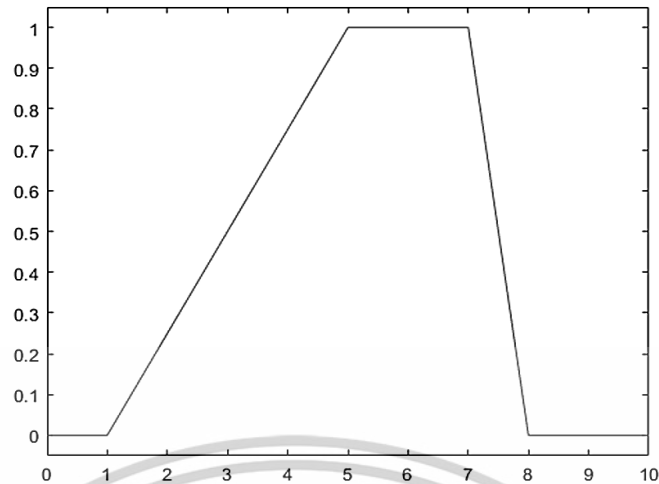


รูปที่ 3.9 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสามเหลี่ยม $trimf, P = [3 \ 6 \ 8]$

2) ฟังก์ชันรูปร่างสี่เหลี่ยมคางหมู (trapezoidal-shaped membership function) มีอยู่ด้วยกัน 4 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{a, b, c, d\}$ สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.2) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.10

$$f(x : a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & ; x < a \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x < b \\ 1 & ; b \leq x < c \\ \frac{d-x}{d-c} & ; c \leq x < d \\ 0 & ; x \geq d \end{cases} \quad (3.2)$$

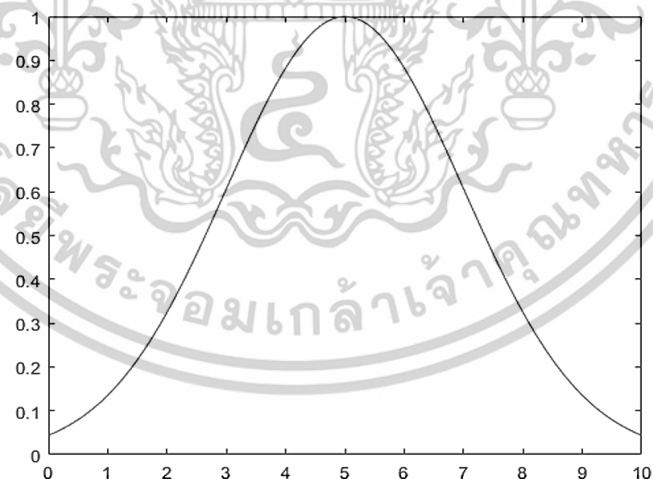
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.10 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสี่เหลี่ยมคางหมู *trapmf*, $P = [1 \ 5 \ 7 \ 8]$

3) ฟังก์ชันเกาส์เซียน (gaussian membership function) มีอยู่ด้วยกัน 2 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{g, \sigma\}$ โดยที่ตัวแปร m หมายถึงค่าเฉลี่ยและตัวแปร σ หมายถึง ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.3) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.11

$$f(x : c, \sigma) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$



รูปที่ 3.11 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างสี่เหลี่ยมคางหมู *gaussmf*, $P = [2 \ 5]$

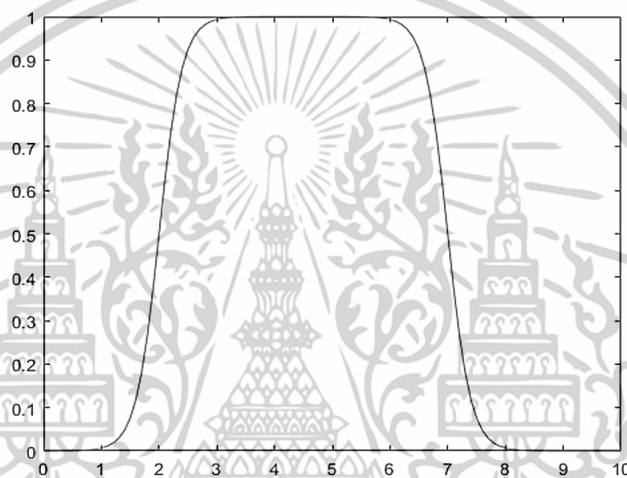
4) ฟังก์ชันซิกมอยด์ (sigmoidal membership function) หากพิจารณาเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบผลต่างของสองฟังก์ชันซิกมอยด์ (difference between two sigmoidal membership functions) หรือที่เรียกโดยย่อว่า *dsigmf* เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในระบบฟuzzy เพื่อสร้างรูปแบบความเป็นสมาชิกที่มีลักษณะเป็นเนินเขา (bell-shaped) หรือโดม โดยการนำค่าของฟังก์ชัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้เพื่อใช้ในการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ผู้ใดเห็นไปใช้ประโยชน์ทางการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซิกมอยด์สองตัวมาห้กลับกัน มีอยู่ด้วยกัน 4 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{a_1, c_1, a_2, c_2\}$ สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.4) ส่วนความแตกต่างระหว่าง 2 ฟังก์ชัน แสดงดังสมการที่ (3.5) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.12

$$f(x : a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (3.4)$$

$$f_1(x : a_1, c_1) - f_2(x : a_2, c_2) \quad (3.5)$$



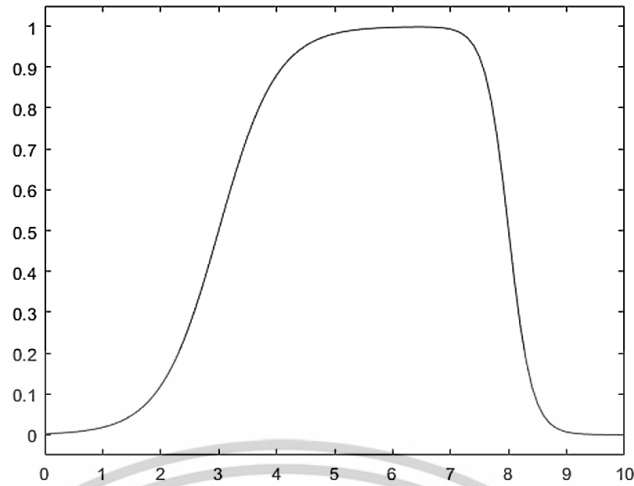
รูปที่ 3.12 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันซิกมอยด์ $dsigmf, P = [5 \ 2 \ 5 \ 7]$

หากพิจารณาเป็นฟังก์ชันความเป็นสมาชิกแบบผลคูณของสองฟังก์ชันซิกมอยด์ (product of two sigmoidal membership functions) หรือที่เรียกว่า $psigmf$ เป็นฟังก์ชันที่ใช้ในระบบฟuzzy เพื่อสร้างรูปแบบความเป็นสมาชิกที่มีลักษณะเป็นเนินเขา (bell-shaped) โดยการนำค่าของฟังก์ชันซิกมอยด์สองตัวมาคูณกัน มีอยู่ด้วยกัน 4 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{a_1, c_1, a_2, c_2\}$ สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.6) ส่วนความแตกต่างระหว่าง 2 ฟังก์ชัน แสดงดังสมการที่ (3.7) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.13

$$f(x : a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}} \quad (3.6)$$

$$f_1(x : a_1, c_1) \times f_2(x : a_2, c_2) \quad (3.7)$$

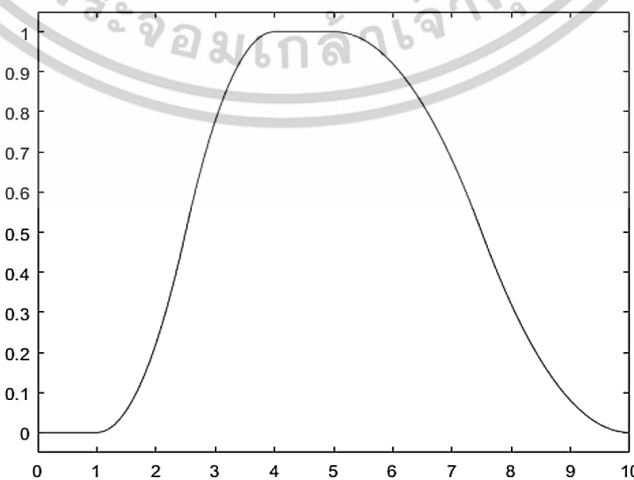
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 3.13 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันซิกมอยด์ *psigmf*, $P = [2\ 3\ 5\ 8]$

5) ฟังก์ชันรูปร่างพาย (π -Shaped Membership Function) มีอยู่ด้วยกัน 4 พารามิเตอร์ ได้แก่ $\{a, b, c, d\}$ สามารถเขียนฟังก์ชันให้อยู่ในรูปของสมการทางคณิตศาสตร์ ได้ดังสมการที่ (3.8) และแสดงลักษณะรูปร่างของฟังก์ชันดังรูปที่ 3.14

$$f(x; a, b) = \begin{cases} 0 & ; x \leq a \\ 2 \left(\frac{x-a}{b-a} \right)^2 & ; a < x \leq \frac{a+b}{2} \\ 1 - 2 \left(\frac{x-b}{b-a} \right)^2 & ; \frac{a+b}{2} < x \leq b \\ 1 & ; b < x \leq c \\ 1 - 2 \left(\frac{x-c}{d-c} \right)^2 & ; c < x \leq \frac{c+d}{2} \\ 2 \left(\frac{x-d}{d-c} \right)^2 & ; \frac{c+d}{2} < x \leq d \\ 0 & ; x > d \end{cases} \quad (3.8)$$



รูปที่ 3.14 กราฟแสดงลักษณะของฟังก์ชันรูปร่างพาย *pimf*, $P = [1\ 4\ 5\ 10]$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

3.4 การวัดประสิทธิภาพของระบบอนุमानนิโรพีซซีแบบปรับตัวได้

การวัดความแม่นยำของระบบอนุमानนิโรพีซซีแบบปรับตัวได้จะใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean Absolute Error, MAE) คือ ค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริง แสดงดังสมการที่ (3.9)

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}| \quad (3.9)$$

ส่วนค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Squared Error Error, RMSE) คือ การวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริงเฉลี่ย แสดงดังสมการที่ (3.10)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}]^2} \quad (3.10)$$

โดยที่ $OUTPUT_{actual}$ คือ เอาต์พุตจริง
 $OUTPUT_{predicted}$ คือ เอาต์พุตที่ได้จากระบบอนุमानนิโรพีซซีแบบปรับตัวได้
 m คือ จำนวนข้อมูลทดสอบ

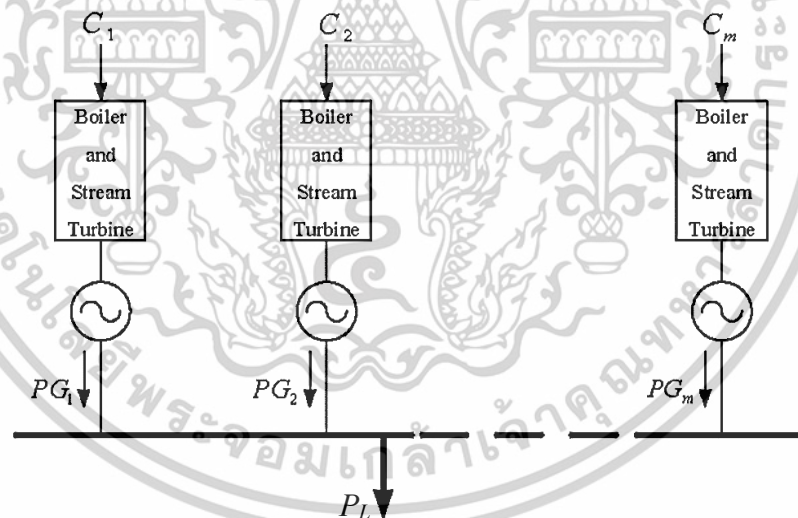
บทที่ 4

ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

การจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าเป็นปัญหาอย่างหนึ่งทางด้านระบบไฟฟ้ากำลัง ซึ่งจำเป็นต้องพิจารณาการจ่ายกำลังไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องภายในโรงไฟฟ้าเดียว ให้สามารถจ่ายกำลังไฟฟ้าได้อย่างเพียงพอต่อความต้องการของโหลด โดยเกิดต้นทุนการผลิตไฟฟ้าต่ำที่สุด งานวิจัยนี้จะพิจารณาถึงปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าในโรงไฟฟ้าพลังงานความร้อน อีกทั้งมีการพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมร่วมอีกด้วย

4.1 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานความร้อน

หลักการจ่ายโหลดอย่างประหยัดสำหรับการกระจายของโหลดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องภายในโรงไฟฟ้าเดียวกัน แสดงดังรูปที่ 1 เครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่อยู่ภายในโรงไฟฟ้าเดียวกัน ถึงแม้จะมีสถานะโหลดที่แตกต่างกัน แต่ต้องมีต้นทุนเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดน้อยที่สุด



รูปที่ 4.1 การกระจายของโหลดระหว่างเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง

แนวคิดในการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของหน่วยการผลิตภายในโรงไฟฟ้า มีหลักการคือ ถ้ามีความต้องการโหลดเพิ่มมากขึ้น ทำให้กำลังไฟฟ้าที่เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องที่อยู่ภายในโรงไฟฟ้าเดียวกันถูกทำให้มีค่าเพิ่มขึ้น ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงในแต่ละหน่วยการผลิตจะมีค่าเพิ่มขึ้นตาม ทั้งนี้หน่วยการผลิตไฟฟ้าทุกหน่วยต้องทำงานที่ฟังก์ชันต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงเดียวกัน แต่ต้อง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ทำให้ต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิงคงอยู่ที่จุดเดียวกันทุกๆ หน่วยการผลิต แสดงดังสมการที่ (4.1) และสมการที่ (4.2) จากหลักการที่กล่าวมาข้างต้น ถ้ากำหนดให้โรงไฟฟ้าที่มี N หน่วยการผลิต จะได้

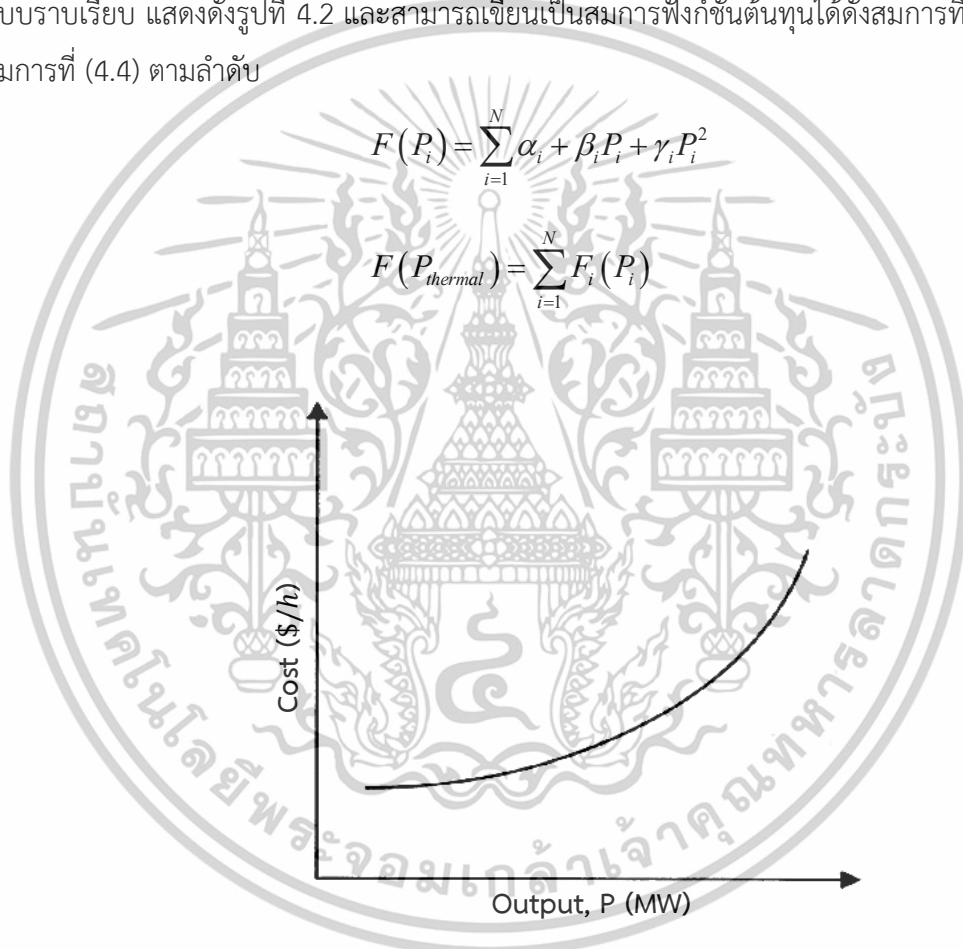
$$\sum_{i=1}^N C_i(P_i) = C_T = C_1 + C_2 + C_3 + \dots + C_N \quad (4.1)$$

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_1 + P_2 + P_3 + \dots + P_N \quad (4.2)$$

ฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่เป็นสมการกำลังสองของต้นทุนการผลิตที่เป็นแบบราบเรียบ แสดงดังรูปที่ 4.2 และสามารถเขียนเป็นสมการฟังก์ชันต้นทุนได้ดังสมการที่ (4.3) และสมการที่ (4.4) ตามลำดับ

$$F(P_i) = \sum_{i=1}^N \alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2 \quad (4.3)$$

$$F(P_{thermal}) = \sum_{i=1}^N F_i(P_i) \quad (4.4)$$

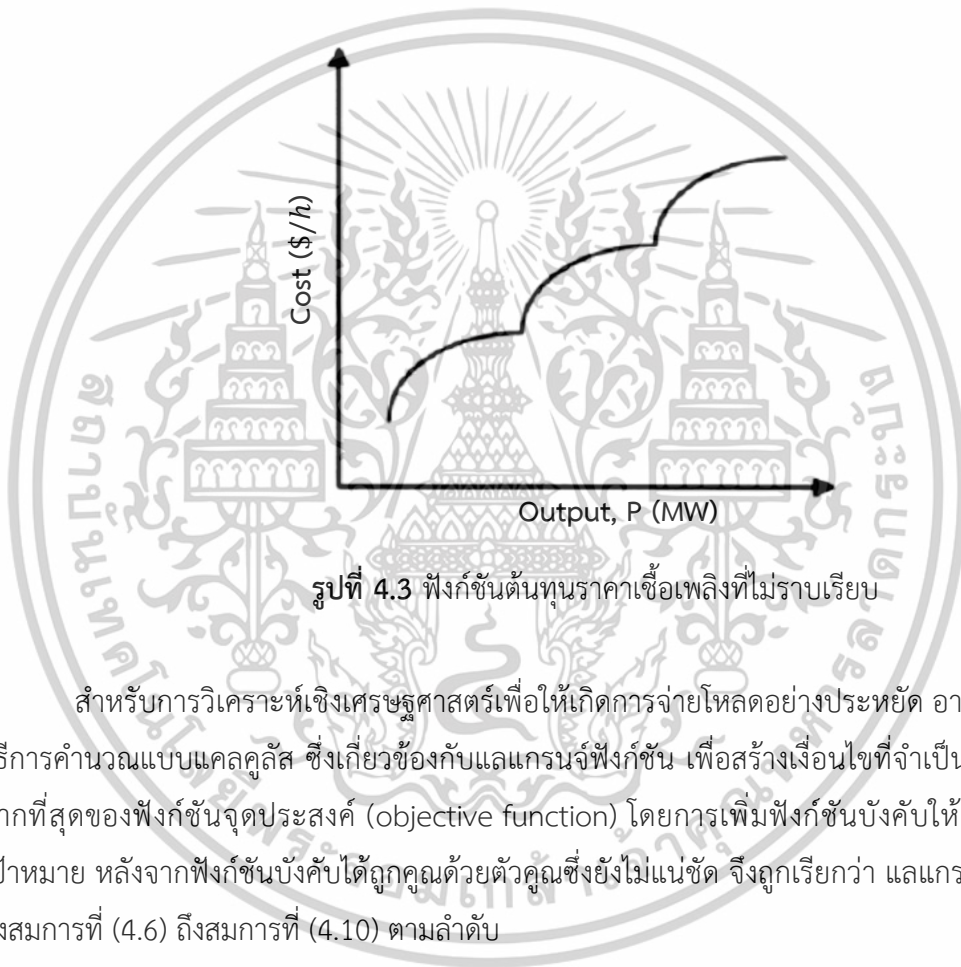


รูปที่ 4.2 ฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงแบบราบเรียบ

ในปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดที่มีผลจากจุดวาล์ว จะทำให้เกิดฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงที่ไม่ราบเรียบ ส่งผลให้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น ซึ่งผลที่เกิดจากจุดวาล์วเกิดขึ้นเนื่องจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้ากังหันไอน้ำขนาดใหญ่ที่มีจำนวนของวาล์วที่ใช้ในการปล่อยไอน้ำเป็นจำนวนมากทำการเปิดวาล์วเป็นลำดับเพื่อให้ได้กำลังไฟฟ้าในการผลิตเพิ่มมากขึ้น และเมื่อระบบมีความต้องการใช้ไฟฟ้าที่มากขึ้นดังนั้นจึงต้องเพิ่มไอน้ำให้มากขึ้นโดยเปิดวาล์วตัวที่สอง เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ซึ่งระหว่างที่มีการเปิดวาล์วตัวที่สองจะทำให้อัตราส่วนเพิ่มของความร้อน (incremental heat rate) ลดลง ส่วนการเปิดวาล์วตัวแรกจะทำให้เกิดการสูญเสียจากการควบคุมการไหล (Throttling Losses) เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว และจะทำให้อัตราส่วนเพิ่มของความร้อนเพิ่มขึ้นแบบทันทีทันใด ส่งผลให้เกิดความไม่ต่อเนื่องและเกิดการกระเพื่อมบนกราฟเส้นโค้งของฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิง แสดงดังรูปที่ 3 และสามารถเขียนเป็นสมการฟังก์ชันต้นทุนได้ดังสมการที่ (4.5)

$$F(P_i) = \sum_{i=1}^N \alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2 + |e_i \times \sin(f_i \times (P_{i,min} - P_i))| \quad (4.5)$$



รูปที่ 4.3 ฟังก์ชันต้นทุนราคาเชื้อเพลิงที่ไม่ราบเรียบ

สำหรับการวิเคราะห์เชิงเศรษฐศาสตร์เพื่อให้เกิดการจ่ายโหลดอย่างประหยัด อาจจะต้องใช้วิธีการคำนวณแบบแคลคูลัส ซึ่งเกี่ยวข้องกับแลกรันจ์ฟังก์ชัน เพื่อสร้างเงื่อนไขที่จำเป็นสำหรับค่ามากที่สุดของฟังก์ชันจุดประสงค์ (objective function) โดยการเพิ่มฟังก์ชันบังคับให้กับฟังก์ชันเป้าหมาย หลังจากฟังก์ชันบังคับได้ถูกคูณด้วยตัวคูณซึ่งยังไม่แน่ชัด จึงถูกเรียกว่า แลกรันจ์ฟังก์ชัน ดังสมการที่ (4.6) ถึงสมการที่ (4.10) ตามลำดับ

$$L = F_T + \lambda \left(P_D - \sum_{i=1}^N P_i \right) \quad (4.6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{\partial}{\partial P_i} \left(\sum_{i=1}^N F_i(P_i) + \lambda \left(P_D - \sum_{i=1}^N P_i \right) \right) = 0 \quad (4.7)$$

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{dF_i(P_i)}{dP_i} - \lambda = 0 \quad (4.8)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \frac{\partial}{\partial \lambda} \left(\sum_{i=1}^N F_i(P_i) + \lambda \left(P_D - \sum_{i=1}^N P_i \right) \right) = 0 \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - \sum_{i=1}^N P_i = 0 \quad (4.10)$$

ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตจะต้องพิจารณานิพจน์ของอนุพันธ์ $dC_i(P_i)/dP_i$ หมายความว่า เงื่อนไขของการให้แต่ละหน่วยการผลิตทำงานอย่างประหยัด คือ การเดินเครื่องในแต่ละหน่วยการผลิตของทุก ๆ เครื่อง ต้องมีต้นทุนส่วนเพิ่มของเชื้อเพลิง λ เดียวกัน หรือมีต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตเท่ากัน จึงทำให้เกิดต้นทุนการผลิตไฟฟ้าต่ำที่สุดนั่นเอง จะได้ตั้งสมการที่ (4.11)

$$\lambda = \frac{dF_1(P_1)}{dP_1}, \quad \lambda = \frac{dF_2(P_2)}{dP_2}, \quad \dots, \quad \lambda = \frac{dF_N(P_N)}{dP_N} \quad (4.11)$$

มีหลักการ คือ เพิ่มกำลังการผลิตเครื่องกำเนิดที่มีค่าใช้จ่ายน้อยและลดกำลังการผลิตเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่มีค่าใช้จ่ายมาก จนกระทั่งได้ค่าของต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตหรือค่า λ ที่เท่ากัน ณ จุดนั้น หมายความว่า ราคาเชื้อเพลิงรวมของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจะต่ำที่สุด ในกรณีที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าหลายตัวและต้องการหาค่าเชื้อเพลิงต่ำที่สุดนั้นจะใช้ค่าของ λ ซึ่งหาได้จากสมการที่ (4.12)

$$\lambda = \frac{P_D + \sum_{i=1}^N \frac{\beta_i}{\alpha_i}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{\alpha_i}} \quad (4.12)$$

4.1.1 เงื่อนไขสมมูลกำลังไฟฟ้าของการผลิต

กรณีที่มีการพิจารณากำลังไฟฟ้าที่สูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบ ดังสมการที่ (4.13)

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D + P_L \quad (4.13)$$

กรณีที่ไม่มีการพิจารณากำลังไฟฟ้าที่สูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบ ดังสมการที่ (4.14)

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D \quad (4.14)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.1.2 ขอบเขตการผลิตกำลังไฟฟ้าของหน่วยการผลิต

ขอบเขตการผลิตกำลังไฟฟ้าของหน่วยการผลิต ดังสมการที่ (4.15)

$$P_{i,min} \leq P_i \leq P_{i,max} \quad (4.15)$$

เมื่อกำหนดให้

i	คือ หน่วยการผลิตไฟฟ้าที่ $1, 2, 3, \dots, N$	
C_i	คือ ต้นทุนเชื้อเพลิงของหน่วยการผลิตไฟฟ้าที่ i	[\$/h]
P_i	คือ กำลังไฟฟ้าจริงของหน่วยผลิตไฟฟ้าที่ i	[MW]
P_D	คือ กำลังไฟฟ้าที่โหลด	[MW]
P_L	คือ กำลังไฟฟ้าที่สูญเสียที่เกิดขึ้นในระบบ	[MW]
$P_{i,min}$	คือ กำลังการผลิตไฟฟ้าต่ำสุดของหน่วยการผลิตไฟฟ้าที่ i	[MW]
$P_{i,max}$	คือ กำลังการผลิตไฟฟ้าสูงสุดของหน่วยการผลิต i	[MW]
λ	คือ ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต	
$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$	คือ ค่าคงที่เฉพาะของหน่วยการผลิตไฟฟ้าที่ i	
e_i, f_i	คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของฟังก์ชันราคาเชื้อเพลิง	
	อันเนื่องมาจากผลที่เกิดจากจูลความร้อนของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ i	

เนื่องจากราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของแต่ละหน่วยผลิต คือ $C_1, C_2, C_3, \dots, C_N$ จะมีเอาต์พุตที่สอดคล้องกันกับ $P_1, P_2, P_3, \dots, P_N$ ด้วย ดังนั้น หากต้องการให้ต้นทุนเชื้อเพลิงรวมทั้งหมดมีค่าต่ำสุด โดยที่กำลังการผลิตไฟฟ้ายรวมมีค่าตามความต้องการโหลด หมายความว่า ผลบวกของกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ต้องเท่ากับกำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการ ดังสมการที่ (4.7) หรือผลบวกของกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้ต้องเท่ากับกำลังไฟฟ้าที่โหลดต้องการรวมกับกำลังไฟฟ้าที่สูญเสีย ดังสมการที่ (4.8)

4.2 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานแสงอาทิตย์

ฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์มีหลายปัจจัยที่ต้องนำมาพิจารณา ไม่ว่าจะเป็นตำแหน่งการติดตั้งระบบ ต้นทุนการติดตั้งอุปกรณ์ต่าง ๆ รวมทั้งค่าบำรุงรักษา นอกจากนี้ความเข้มของรังสีแสงอาทิตย์ก็เป็นปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญต่อระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ และยังส่งผลต่อปริมาณกำลังการผลิตไฟฟ้าในแต่ละวันอีกด้วย ในงานวิจัยนี้อ้างอิงข้อมูลความเข้มของรังสีแสงอาทิตย์ในแถบชายฝั่งทะเลด้านตะวันออกของสหรัฐอเมริกา [30], [31] ซึ่งปริมาณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์แสดงดังตารางที่ 1 และฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ สามารถหาได้จากสมการที่ (4.16) และสมการที่ (4.17) ตามลำดับ

$$F(P_{solar}) = aI^p P_{solar} + G^E P_{solar} \quad (4.16)$$

ไม่ว่าการณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$F(P_{solar}) = 545.016P_{solar} \quad (4.17)$$

เมื่อกำหนดให้

$F(P_{solar})$	คือ ฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์	[\$/h]
P_{solar}	คือ กำลังไฟฟ้าจริงที่ได้จากพลังงานแสงอาทิตย์	[MW]
I^P	คือ ต้นทุนการลงทุนติดตั้ง เท่ากับ 5,000	[\$/kW]
G^E	คือ ต้นทุนดำเนินการและการบำรุงรักษาระบบ เท่ากับ 1.6	[cents/kW]
a	คือ ค่าสัมประสิทธิ์รายปี เท่ากับ 0.109	

ตารางที่ 4.1 กำลังการผลิตไฟฟ้าของพลังงานแสงอาทิตย์ [30]

Time (h)	Solar (MW)	Time (h)	Solar (MW)	Time (h)	Solar (MW)
1	0	9	24.1	17	9.57
2	0	10	39.4	18	2.31
3	0	11	7.41	19	0
4	0	12	3.65	20	0
5	0	13	31.9	21	0
6	0.03	14	26.8	22	0
7	6.27	15	10.1	23	0
8	17	16	5.3	24	0

4.3 ฟังก์ชันต้นทุนของพลังงานลม

ฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมมีหลายปัจจัยที่ต้องนำมาพิจารณา ไม่ว่าจะเป็นตำแหน่งการติดตั้งระบบ ต้นทุนการติดตั้งอุปกรณ์ต่าง ๆ รวมทั้งค่าบำรุงรักษา นอกจากนี้ความเร็วลม ณ ตำแหน่งที่ทำการติดตั้งก็เป็นปัจจัยหนึ่งที่มีความสำคัญต่อระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม และส่งผลต่อปริมาณกำลังการผลิตไฟฟ้าในแต่ละวันอีกด้วย ในงานวิจัยนี้อ้างอิงข้อมูลความเร็วลมจากตำแหน่งการติดตั้ง ในแถบชายฝั่งทะเลด้านตะวันออกของสหรัฐอเมริกา [30], [31] ซึ่งปริมาณกำลังการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม แสดงดังตารางที่ 2 และฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม สามารถหาได้จากสมการที่ (4.18) และสมการที่ (4.19) ตามลำดับ

$$F(P_{wind}) = aI^P P_{wind} + G^E P_{wind} \quad (4.18)$$

$$F(P_{wind}) = 152.616P_{wind} \quad (4.19)$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เมื่อกำหนดให้

$F(P_{wind})$	คือ ฟังก์ชันต้นทุนการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลม	[\$/h]
P_{wind}	คือ กำลังไฟฟ้าจริงที่ได้จากพลังงานลม	[MW]
I^P	คือ ต้นทุนการลงทุนติดตั้ง เท่ากับ 1,400	[\$/kW]
G^E	คือ ต้นทุนดำเนินการและการบำรุงรักษาระบบ เท่ากับ 1.6	[cents/kW]
a	คือ ค่าสัมประสิทธิ์รายปี เท่ากับ 0.109	

ตารางที่ 4.2 กำลังการผลิตไฟฟ้าของพลังงานลม [30]

Time (h)	Wind (MW)	Time (h)	Wind (MW)
1	1.7	13	14.35
2	8.5	14	10.35
3	9.27	15	8.26
4	16.66	16	13.71
5	7.22	17	3.44
6	4.91	18	1.87
7	14.66	19	0.75
8	26.56	20	0.17
9	20.88	21	0.15
10	17.85	22	0.31
11	12.8	23	1.07
12	18.65	24	0.58

4.4 ฟังก์ชันต้นทุนของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสาน

การพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานความร้อน พลังงานแสงอาทิตย์ และพลังงานลม สำหรับแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด เป็นการหากำลังการผลิตไฟฟ้าจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานความร้อน รวมกับกำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลม โดยให้ต้นทุนการผลิตรวมทั้งหมดยกค่าต่ำที่สุด ซึ่งกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ได้นั้นจะต้องเพียงพอต่อความต้องการของโหลดผู้ใช้

ดังนั้น ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ที่มีการพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานความร้อน พลังงานแสงอาทิตย์ และพลังงานลม เป็นปัญหาที่ต้องการหาค่ากำลังการผลิตไฟฟ้าจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องของระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานความร้อน รวมกับ

กำลังไฟฟ้าที่ได้จากระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลม โดยมีต้นทุนการผลิตเอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รวมทั้งหาค่าต่ำที่สุด ซึ่งกำลังการผลิตไฟฟ้าที่ได้นั้นจะต้องเพียงพอต่อความต้องการกำลังไฟฟ้าของระบบที่นำมาพิจารณา ดังนั้น ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดจึงเป็นปัญหาการหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (optimization problem) โดยมีฟังก์ชันต้นทุนราคาซื้อเพลิงเป็นฟังก์ชันจุดประสงค์สามารถหาได้จากสมการที่ (4.20)

$$F(\text{Total}) = F(P_{\text{thermal}}) + F(P_{\text{solar}}) + F(P_{\text{wind}}) \quad (4.20)$$

หากต้องการให้ต้นทุนการผลิตรวมทั้งหาค่าต่ำที่สุด โดยที่กำลังการผลิตไฟฟ้ารวมมีค่าตามความต้องการโหลด หมายความว่า สมดุลกำลังไฟฟ้าหาได้จากผลบวกของกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้รวมกับกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลม ต้องเท่ากับกำลังไฟฟ้าที่โหลด แสดงดังสมการที่ (4.21)

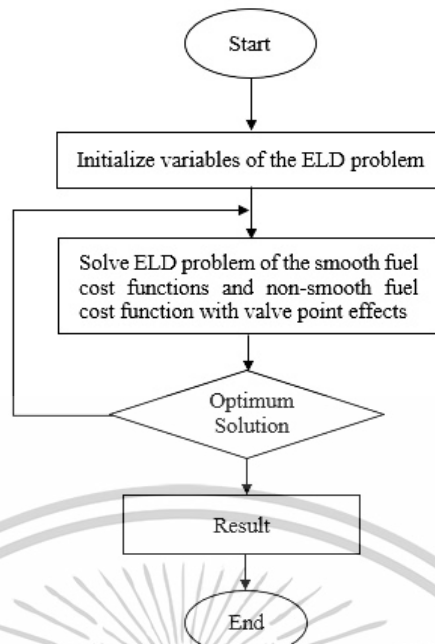
$$\sum_{i=1}^N P_i + P_{\text{solar}} + P_{\text{wind}} = P_D \quad (4.21)$$

4.5 การหาค่าตอบจากวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา

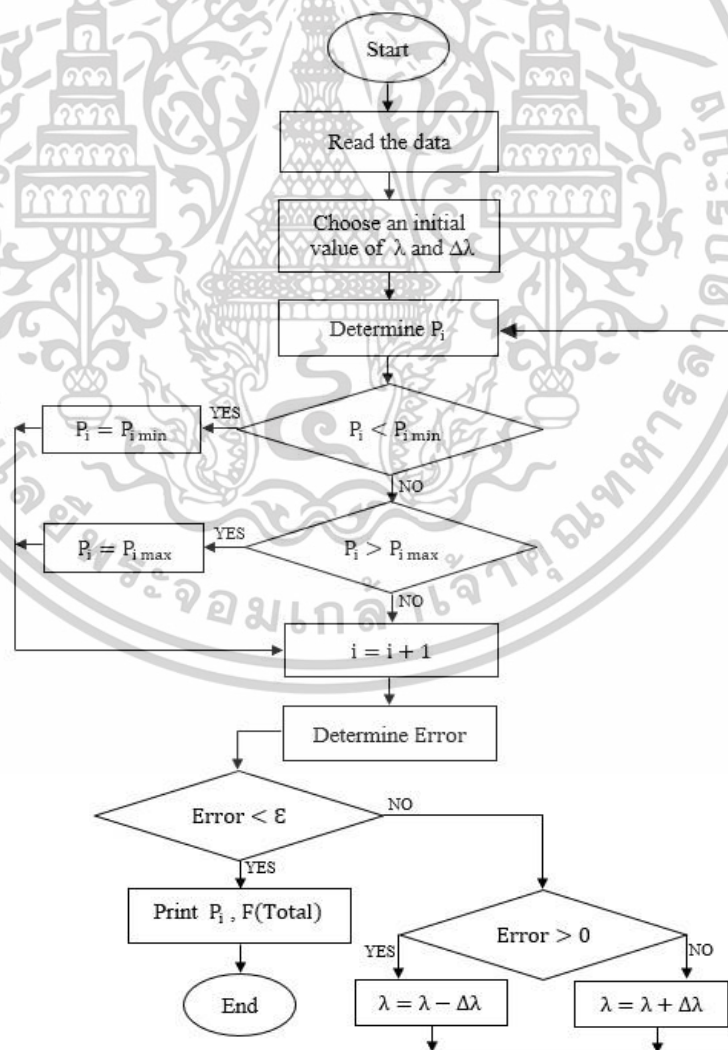
การออกแบบอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้วิธีการวนซ้ำแบบแลมดา จะมีรายละเอียดของอัลกอริทึมที่แตกต่างกันออกไป ทั้งนี้จะขึ้นอยู่กับเทคนิคของผู้ออกแบบ ซึ่งอาจจะมีผลต่อความเร็วในการประมวลผลที่ไม่เท่ากัน และความแม่นยำของฟังก์ชันเป้าหมายเป็นความคาดหวังสูงสุดสำหรับการออกแบบอัลกอริทึมนี้ อัลกอริทึมที่ออกแบบสามารถกำหนดกำลังการผลิตไฟฟ้าและต้นทุนการผลิตไฟฟ้าของแต่ละหน่วยการผลิต หรือกำหนดกำลังการผลิตไฟฟ้าทั้งหมดและต้นทุนการผลิตทั้งหมดของหน่วยผลิตไฟฟ้า จากรูปที่ 4.4 และ 4.5 แสดงขั้นตอนการทำงานของอัลกอริทึมด้วยวิธีการวนซ้ำแบบแลมดาด้วยโปรแกรมแมตแล็บ (MATLAB) และจากตารางที่ 4.3 นำเสนอการออกแบบอัลกอริทึมด้วยวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของวิธีการที่เสนอเพื่อแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด

โดยกำหนดค่าเริ่มต้นของ λ เป็นค่าคงที่ค่าหนึ่ง เพื่อนำไปใช้ในการคำนวณหาค่ากำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละหน่วยการผลิต และหาผลต่างระหว่างโหลดกับผลรวมกำลังการผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้งหมด จากนั้น เปรียบเทียบผลต่างที่ได้กับความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับได้ (*Tolerance, ϵ*) ที่กำหนดไว้ หากผลต่างมีค่ามากกว่าค่าที่กำหนด ให้ปรับค่า λ แล้ววนกลับไปเริ่มต้นคำนวณกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าใหม่ หลักการปรับค่า λ จะพิจารณาจากผลรวมของกำลังการผลิตไฟฟ้า ถ้าในกรณีที่มีค่าสูงกว่าโหลดให้ปรับลดค่า λ และถ้ากรณีที่มีผลรวมของกำลังการผลิตไฟฟ้ามามีค่าต่ำกว่าโหลดให้เพิ่มค่า λ โดยปกติการปรับค่าแต่ละครั้งจะเพิ่มขึ้นหรือลดลงประมาณ 10 เปอร์เซ็นต์ของค่าเดิม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.4 นำเสนอการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด



รูปที่ 4.5 ขั้นตอนวิธีการวนซ้ำแบบแลมด้า

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับครูช่างานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่อผู้ดูแลเห็นหน้าไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.3 การออกแบบอัลกอริทึมด้วยวิธีการวนซ้ำแบบแลมดา

```

%Lambda Iteration : IEEE 57 bus
clear;
clc;
%The fuel cost functions
DATA = [1    400    7    0.0070    100    575
        2    200    10   0.0095    50    100
        3    220    8.5  0.0090    50    140
        4    200    11   0.0090    50    100
        5    240    10.5 0.0080    100   550
        6    200    12   0.0075    50    100
        7    180    10   0.0068    100   410];
%length of data
Num_Gen_Units = length(DATA(:,1));
%Loop data
for i = 1:Num_Gen_Units
    Gen_Units(i) = DATA(i,1);
    a(i) = DATA(i,2);
    b(i) = DATA(i,3);
    c(i) = DATA(i,4);
    PG_min(i) = DATA(i,5);
    PG_max(i) = DATA(i,6);
end
%set value
PD = 700; %SET LOAD = 700(MW) to 1800(MW)
Lambda = 8; %SET LAMBDA(Constant)
Error = 0.5;
Tolerance = 0.0005;
Lambda_c = 0;
for i = 1:Num_Gen_Units
    Fix_con2(i) = 0;
    Fix_con3(i) = 0;
end
%Check Error & Adjust Lambda
while (abs(Error) >= Tolerance)
    Lambda = Lambda + Lambda_c;
    Sum_PG = 0;
    Sum_c = 0;
    for i = 1:Num_Gen_Units
        PG(i) = (Lambda - b(i))/(2*c(i));
        Sum_PG = Sum_PG + PG(i);
        Sum_c = Sum_c + (1/(2*c(i)));
    end
end

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่ไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

end
Error = PD - Sum_PG;
Lambda_c = (Error)/(Sum_c);
Incremental_Production_Cost = Lambda;
end
%Testing Generator Limits
Sum_PG = 0;
Sum_c = 0;
Error = 0.5;
Tolerance = 0.0005;
Fix_con1 = 1;
while (abs(Error) >= Tolerance & Fix_con1 == 1)
    %Checking Limits
    if PG(i) < PG_min(i)
        disp('Gen_Units of Minimum Limits : ');
        PG(i)
    elseif PG(i) > PG_max(i)
        disp('Gen_Units of Maximum Limits : ');
        PG(i)
    end
Sum_PG = 0;
Sum_c = 0;
for i = 1:Num_Gen_Units
    Fix_con2(i) = 0;
end
%Adjust Limits
for i = 1:Num_Gen_Units
    if (PG(i) < PG_min(i) | PG(i) > PG_max(i))
        if PG(i) < PG_min(i)
            PG(i) = PG_min(i);
        else
            PG(i) = PG_max(i);
        end
        Fix_con2(i) = 1;
        Fix_con3(i) = 1;
        break;
    end
end
%Checking Error & Adjust Lambda
for i = 1:Num_Gen_Units
    Sum_PG = Sum_PG + PG(i);
    if Fix_con3(i) ~= 1
        Sum_c = Sum_c + (1/(2*c(i)));

```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

        end
    end
    Error = PD - Sum_PG;
    Lambda_c = (Error)/(Sum_c);
    Lambda = Lambda + Lambda_c;
    Incremental_Production_Cost = Lambda;
    for i = 1:Num_Gen_Units
        if Fix_con3(i) ~= 1
            PG(i) = (Lambda - b(i))/(2*c(i));
        end
        Sum_PG = Sum_PG + PG(i);
    end
    Error = PD - Sum_PG;
    Fix_con1 = 0;
    for i = 1:Num_Gen_Units
        if (PG(i) < PG_min(i) | PG(i) > PG_max(i))
            Fix_con1 = 1;
            break;
        end
    end
end
%Calculating of Cost
Total_Cost = 0;
for i = 1:Num_Gen_Units
    Cost(i) = a(i) + (b(i)*PG(i)) + (c(i)*PG(i)*PG(i));
    Total_Cost = Total_Cost + Cost(i);
end
%Show value
Lambda
disp('Gen_Units   PG(MW)');
[Gen_Units; PG]'
Incremental_Production_Cost
Cost
Total_Cost

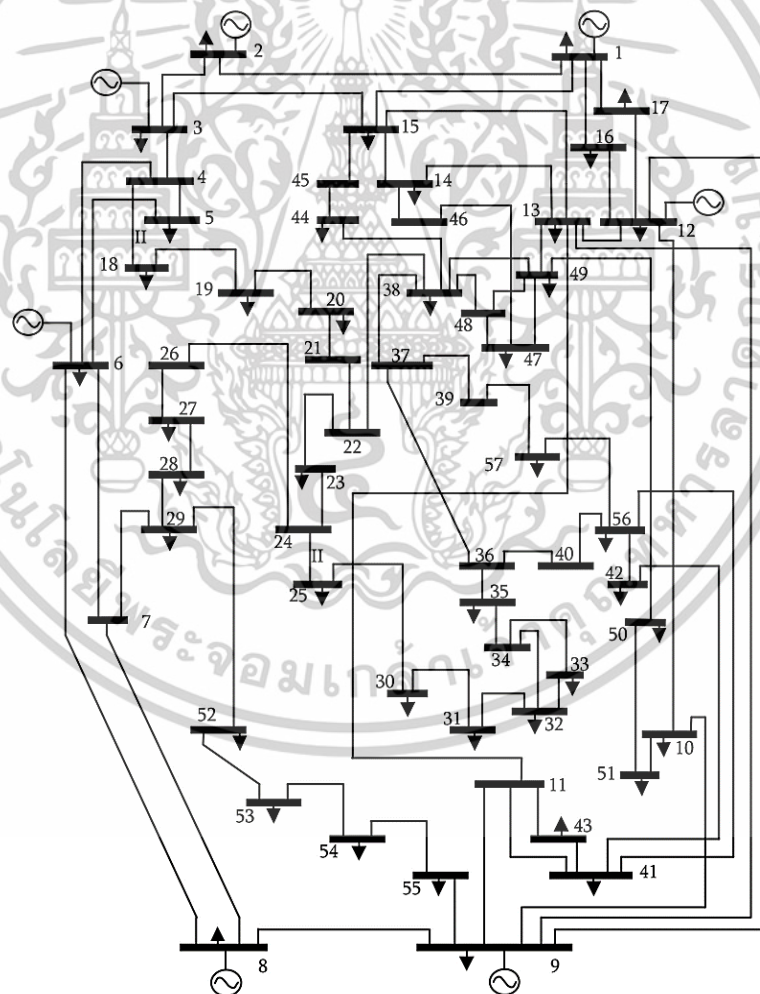
```

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5.1 กรณีศึกษา 1

ระบบทดสอบ IEEE 57 บัส เป็นหนึ่งในระบบทดสอบที่ใช้ในงานวิจัยและการพัฒนาในด้านวิศวกรรมไฟฟ้า โดยเฉพาะในการวิเคราะห์การกระจายพลังงานในระบบไฟฟ้า ซึ่งมักจะใช้เป็นตัวอย่างในการทดสอบอัลกอริทึมต่างๆ เช่น การวิเคราะห์แรงดัน, การควบคุมและจัดการพลังงาน, การหาจุดสมดุล และอื่นๆ

งานวิจัยนี้นำระบบทดสอบ IEEE 57 บัส มาใช้ในการทดสอบอัลกอริทึม ซึ่งประกอบด้วยจำนวนบัส (buses) 57 บัส, จำนวนแหล่งจ่ายพลังงาน (generators) 7 เครื่อง, จำนวนสายส่ง (transmission lines) 63 สาย, หม้อแปลง (transformers) จำนวน 17 ชุด, และประกอบด้วยโหลดประเภทต่างๆ เช่น โหลดคงที่ (constant power load) และโหลดเปลี่ยนแปลงตามเวลา (time-varying load) โหลด จำนวน 42 โหลด แสดงดังรูปที่ 4.6



รูปที่ 4.6 ระบบทดสอบ IEEE 57 บัส

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากระบบทดสอบ IEEE 57 บัส มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าทั้งหมด 7 เครื่อง ได้กำหนดฟังก์ชันราคาต้นทุนเชื้อเพลิงการผลิตกำลังไฟฟ้า โดยแต่ละหน่วยการผลิตมีการกำหนดค่าคงที่เฉพาะ $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ ของหน่วยการผลิตไฟฟ้าที่ i พร้อมกำหนดพิกัดกำลังการผลิตไฟฟ้าต่ำสุดและพิกัดกำลังการผลิตไฟฟ้าสูงสุด แสดงค่าดังตารางที่ 4.4 มีความต้องการโหลดในแต่ละชั่วโมง แสดงค่าดังตารางที่ 4.5

ตารางที่ 4.4 ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 7 เครื่อง

Cost Coefficients of Thermal Units					
Units	α_i	β_i	γ_i	$P_{i \min}$	$P_{i \max}$
1	400	7	0.0070	100	575
2	200	10	0.0095	50	100
3	220	8.5	0.0090	50	140
4	200	11	0.0090	50	100
5	240	10.5	0.0080	100	550
6	200	12	0.0075	50	100
7	180	10	0.0068	100	410

ตารางที่ 4.5 ความต้องการโหลดในแต่ละชั่วโมง

Time (h)	Demand (MW)	Time (h)	Demand (MW)
1	800	13	1400
2	780	14	1500
3	750	15	1750
4	750	16	1800
5	720	17	1500
6	700	18	900
7	700	19	850
8	700	20	800
9	800	21	780
10	900	22	750
11	1000	23	700
12	1200	24	800

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI สำหรับการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ในกรณีไม่มีพลังงานหมุนเวียน และพิจารณาโหลดตลอดช่วงเวลา 24 ชั่วโมง พบว่า อัลกอริทึม LI สามารถจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องได้อย่างมีประสิทธิภาพ ภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลงในแต่ละชั่วโมง โดยต้นทุนรวมของแต่ละชั่วโมงมีแนวโน้มสอดคล้องกับขนาดของโหลดที่เกิดขึ้นในช่วงเวลานั้น ๆ แสดงดังรูปที่ 4.7 และรูปที่ 4.8 LI เป็นอัลกอริทึมที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด โดยมีต้นทุนรวมต่ำที่สุดอยู่ที่ 288,576 ดอลลาร์/วัน ซึ่งต่ำกว่าอัลกอริทึมอื่น ๆ ที่ถูกนำมาเปรียบเทียบในงานวิจัยนี้ ทั้งนี้ในขณะที่สามารถตอบสนองข้อกำหนดของระบบผลิตไฟฟ้าได้ครบถ้วน แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการวางแผนการผลิตพลังงานที่มีความเหมาะสมทั้งในด้านต้นทุนและข้อจำกัดเชิงเทคนิค

นอกจากนี้ การวิเคราะห์ข้อมูลเพิ่มเติมจากตารางที่ 4.7 ซึ่งเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างวิธี LI กับวิธี GA (Genetic Algorithm) และวิธี PSO (Particle Swarm Optimization) ภายใต้เงื่อนไขของระบบที่กำหนดให้เครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องรองรับโหลดรวมที่ 1,800 เมกะวัตต์ พบว่า วิธี GA มีต้นทุนรวมเท่ากับ 23,422.78 ดอลลาร์/ชั่วโมง, วิธี PSO มีต้นทุนรวมเท่ากับ 23,211.59 ดอลลาร์/ชั่วโมง, และวิธี LI มีต้นทุนรวมต่ำที่สุด เท่ากับ 23,211 ดอลลาร์/ชั่วโมง ผลลัพธ์นี้ยืนยันได้ว่า อัลกอริทึม LI มีความสามารถในการจัดการพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด ทั้งในด้านการตอบสนองโหลดและการควบคุมต้นทุนให้อยู่ในระดับต่ำที่สุด อีกทั้งพิจารณาความสามารถของอัลกอริทึม LI ภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลง พบว่า เมื่อโหลดอยู่ในระดับต่ำสุดที่ 700 เมกะวัตต์ ต้นทุนรวมจะอยู่ที่ 8,698.1 ดอลลาร์/ชั่วโมง เมื่อโหลดเพิ่มขึ้นถึงระดับสูงสุดที่ 1,800 เมกะวัตต์ ต้นทุนรวมจะอยู่ที่ 23,211 ดอลลาร์/ชั่วโมง

แนวโน้มนี้แสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นและเสถียรภาพของอัลกอริทึม LI ในการจัดสรรกำลังการผลิตตามระดับความต้องการโหลดที่ใช้งานจริง โดยสามารถแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดได้อย่างสม่ำเสมอแม้ภายใต้ภาระโหลดที่เปลี่ยนแปลงตามเวลา อัลกอริทึม LI จึงถือเป็นแนวทางใหม่ที่มีศักยภาพสูงสำหรับการจัดการระบบผลิตไฟฟ้า โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยุคที่ภาคพลังงานต้องเผชิญกับความไม่แน่นอนด้านโหลดและต้นทุนเชื้อเพลิง การนำอัลกอริทึม LI มาใช้สามารถช่วยลดต้นทุนในการผลิตพลังงานได้อย่างมีนัยสำคัญ พร้อมทั้งยังรักษาประสิทธิภาพในการดำเนินงานและความมั่นคงของระบบได้อย่างเหมาะสม ดังนั้น อัลกอริทึม LI จึงควรได้รับการพิจารณานำไปประยุกต์ใช้ในแผนการเดินเครื่องของโรงไฟฟ้า รวมไปถึงการวางแผนจัดการพลังงานในระดับระบบ รวมทั้งการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด เพื่อมุ่งสู่การพัฒนาาระบบพลังงานที่มีความยั่งยืนและคุ้มค่าทางเศรษฐกิจในระยะยาว อีกทั้งเห็นได้ว่า อัลกอริทึมดังกล่าวสามารถควบคุมต้นทุนได้สอดคล้องกับปริมาณโหลดที่เกิดการเปลี่ยนแปลง โดยไม่มีความผันผวนผิดปกติแม้ในช่วงโหลดเพิ่มสูงขึ้นอย่างรวดเร็ว

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีไม่มีพลังงานหมุนเวียน

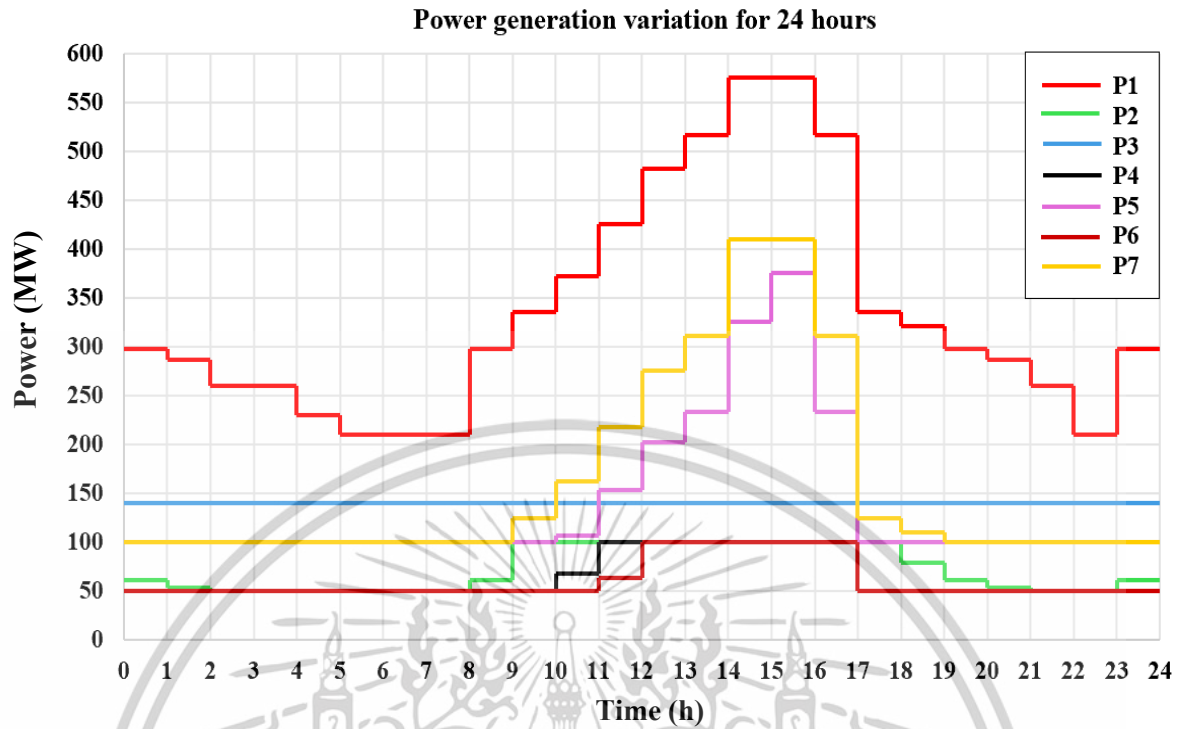
Time (h)	Load (MW)	Lambda Iteration (LI) Algorithm							Cost (\$/h)
		P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)	
1	800	298.18	61.82	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,759.8
2	780	286.67	53.33	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,537.9
3	750	260.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,212.6
4	750	260.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,212.6
5	720	230.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	8,899.7
6	700	210.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	8,698.1
7	700	210.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	8,698.1
8	700	210.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	8,698.1
9	800	298.18	61.82	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,739.8
10	900	335.36	100.0	140.00	50.00	100.00	50.00	124.64	10,909
11	1000	372.49	100.0	140.00	67.49	107.17	50.00	162.85	12,108
12	1200	425.42	100.0	140.00	100.0	153.50	63.73	217.35	14,626
13	1400	481.80	100.0	140.00	100.0	202.82	100.0	275.38	17,292
14	1500	516.23	100.0	140.00	100.0	232.95	100.0	310.82	18,691
15	1750	575.00	100.0	140.00	100.0	325.00	100.0	410.00	22,406
16	1800	575.00	100.0	140.00	100.0	375.00	100.0	410.00	23,211
17	1500	516.23	100.0	140.00	100.0	232.95	100.0	310.82	18,691
18	900	335.36	100.0	140.00	50.00	100.00	50.00	124.64	10,909
19	850	321.19	78.77	140.00	50.00	100.00	50.00	110.04	10,328
20	800	298.18	61.82	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,739.8
21	780	286.67	53.33	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,537.9
22	750	260.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,212.6
23	700	210.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	8,698.1
24	800	298.18	61.82	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	9,759.8
Total Cost (\$/day)									288,576

ตารางที่ 4.7 เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กับวิธีการอื่น

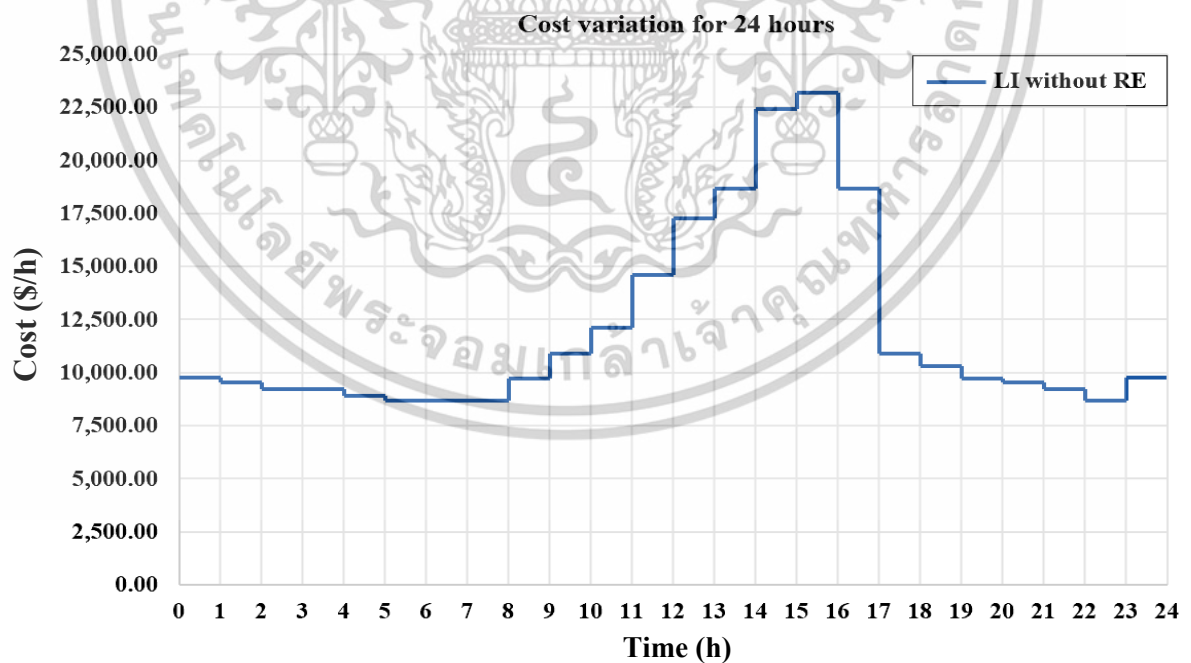
Method	Load	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)	Cost (\$/h)
GA	1800	495.2	99.9987	140	99.9905	454.884	99.978	409.916	23,422.78
PSO	1800	575	100	140	100	375.014	100	410	23,211.59
LI	1800	575	100	140	100	375	100	410	23,211.00

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับกรณีการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลง

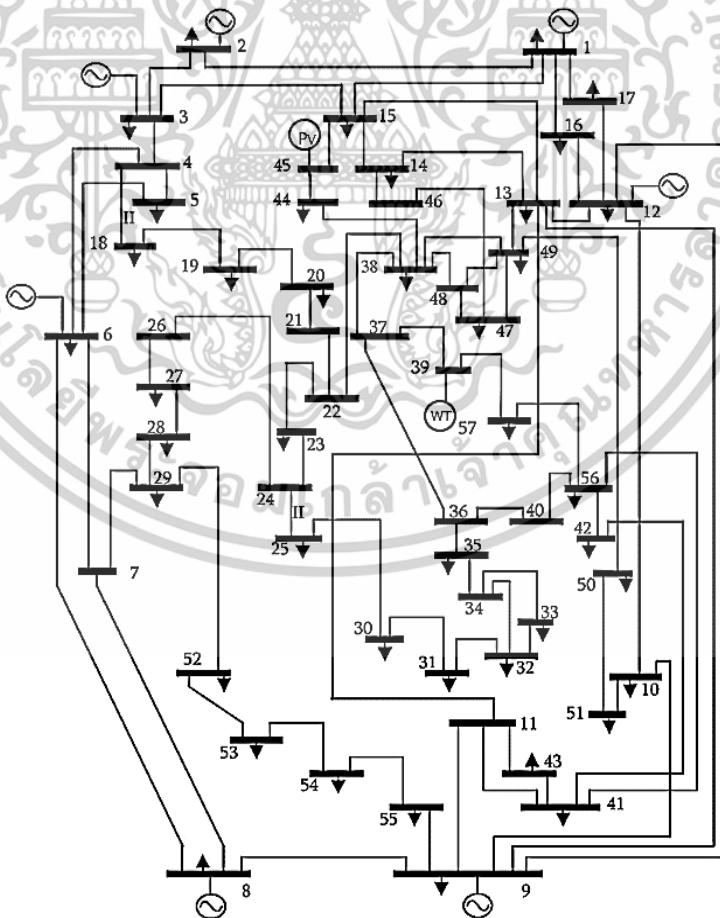


รูปที่ 4.8 ต้นทุนรวมของการผลิตไฟฟ้าแต่ละชั่วโมงโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5.2 กรณีศึกษา 2

งานวิจัยนี้นำเสนอระบบทดสอบ IEEE 57 บัส ที่ได้ปรับปรุงระบบทดสอบนี้โดยการเพิ่มพลังงานทดแทนมาเข้าเพื่อใช้ในการทดสอบอัลกอริทึม ประกอบด้วยการติดตั้งแหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมที่บัส 39 ซึ่งจะช่วยให้สามารถผลิตพลังงานจากลมเพื่อสนับสนุนการจ่ายไฟฟ้าให้กับระบบในพื้นที่นั้นๆ โดยพลังงานลมมักจะมีการเปลี่ยนแปลงตามความเร็วลมในแต่ละช่วงเวลา และติดตั้งแหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ที่บัส 45 เพื่อผลิตพลังงานจากแสงอาทิตย์ ซึ่งจะมีการเปลี่ยนแปลงตามระยะเวลาของวันและสภาพอากาศ การเพิ่มแหล่งพลังงานทดแทนเหล่านี้เข้ามาในระบบช่วยให้การศึกษาหรือทดสอบระบบมีความสมจริงและหลากหลายมากยิ่งขึ้น โดยเฉพาะในการตรวจสอบวิธีการควบคุมและการจัดสรรพลังงานในกรณีที่มีแหล่งพลังงานหมุนเวียนเข้ามาในระบบไฟฟ้า นอกจากนี้ระบบหลักยังประกอบด้วยจำนวนบัส 57 บัส, เครื่องกำเนิดไฟฟ้า 7 เครื่อง, สายส่งจำนวน 63 สาย, หม้อแปลงจำนวน 17 ชุด, และประกอบด้วยโหลดประเภทต่างๆ เช่น โหลดคงที่และโหลดเปลี่ยนแปลงตามเวลา จำนวน 42 โหลด แสดงดังรูปที่ 4.9 พารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่ใช้เป็นข้อมูลสำหรับการทดสอบอัลกอริทึม แสดงดังตารางที่ 4.1 ตารางที่ 4.2 ตารางที่ 4.4 และตารางที่ 4.5 ตามลำดับ



รูปที่ 4.9 ระบบทดสอบ IEEE 57 บัส ที่ปรับปรุงระบบโดยการเพิ่มพลังงานทดแทน เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การผลิตไฟฟ้าในระบบขนาดใหญ่มีเป้าหมายหลักในการจ่ายโหลดอย่างประหยัด โดยอาศัย อัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อหาค่าที่เหมาะสมของกำลังผลิตจากแต่ละหน่วยให้มีต้นทุนต่ำที่สุด ภายใต้ข้อจำกัดด้านกำลังผลิตและโหลดรวม อย่างไรก็ตาม ในบริบทของการเปลี่ยนผ่านสู่พลังงานสะอาด การผสานพลังงานหมุนเวียน เช่น พลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลม ได้รับความสนใจอย่างมาก เนื่องจากอาจช่วยลดต้นทุนการผลิตไฟฟ้าได้ แม้พลังงานหมุนเวียนจะมีความไม่แน่นอนและสัดส่วนไม่สูงมากนัก

ตารางที่ 4.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานแสงอาทิตย์

Time (h)	Load (MW)	Lambda Iteration (LI) Algorithm								P _{solar} (MW)	Cost (\$/h)
		P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)			
1	800	298.18	61.82	140	50	100	50	100	0	9759.8	
2	780	286.67	53.33	140	50	100	50	100	0	9537.9	
3	750	260	50	140	50	100	50	100	0	9,212.6	
4	750	260	50	140	50	100	50	100	0	9,212.6	
5	720	230	50	140	50	100	50	100	0	8,899.7	
6	700	209.97	50	140	50	100	50	100	0.03	8,697.8	
7	700	203.73	50	140	50	100	50	100	6.27	8,639.5	
8	700	193	50	140	50	100	50	100	17	8,540.4	
9	800	284.31	51.59	140	50	100	50	100	24.1	9,506	
10	900	315.95	100	140	50	100	50	104.65	39.4	10,476	
11	1000	370.47	100	140	65.92	105.41	50	160.78	7.41	12,022	
12	1200	424.47	100	140	100	152.66	62.84	216.37	3.65	14,581	
13	1400	470.81	100	140	100	193.21	100	264.07	31.9	16,873	
14	1500	507.00	100	140	100	224.88	100	301.32	26.8	18,326	
15	1750	575	100	140	100	316.17	100	408.73	10.1	22,254	
16	1800	575	100	140	100	369.70	100	410	5.3	23,127	
17	1500	512.93	100	140	100	230.07	100	307.43	9.57	18,560	
18	900	334.22	100	140	50	100	50	123.47	2.31	10,884	
19	850	321.19	78.77	140	50	100	50	110.04	0	10,328	
20	800	298.18	61.82	140	50	100	50	100	0	9,739.8	
21	780	286.67	53.33	140	50	100	50	100	0	9,537.9	
22	750	260	50	140	50	100	50	100	0	9,212.6	
23	700	210	50	140	50	100	50	100	0	8,698.1	
24	800	298.18	61.82	140	50	100	50	100	0	9,759.8	
Total Cost (\$/day)										286,386	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่หรือใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานลม

Time (h)	Load (MW)	Lambda Iteration (LI) Algorithm								Cost (\$/h)
		P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)	P _{wind} (MW)	
1	800	297.20	61.09	140	50	100	50	100	1.7	9,740.80
2	780	281.50	50	140	50	100	50	100	8.5	9,444.60
3	750	250.73	50	140	50	100	50	100	9.27	9,114.60
4	750	243.34	50	140	50	100	50	100	16.66	9,037.30
5	720	222.78	50	140	50	100	50	100	7.22	8,826.30
6	700	205.09	50	140	50	100	50	100	4.91	8,650.20
7	700	195.34	50	140	50	100	50	100	14.66	8,556.1
8	700	183.44	50	140	50	100	50	100	26.56	8,443.1
9	800	286.16	52.96	140	50	100	50	100	20.88	9,531.4
10	900	326.57	100	140	50	100	50	115.58	17.85	10,705
11	1000	369.01	100	140	64.78	104.13	50	159.27	12.80	11,954
12	1200	420.57	100	140	100	149.24	59.19	212.35	18.65	14,388
13	1400	476.86	100	140	100	198.50	100	270.29	14.35	17,098
14	1500	512.66	100	140	100	229.83	100	307.15	10.35	18,545
15	1750	575	100	140	100	317.02	100	409.72	8.26	22,278
16	1800	575	100	140	100	361.29	100	410	13.71	22,989
17	1500	515.04	100	140	100	231.91	100	309.60	3.44	18,642
18	900	334.44	100	140	50	100	50	123.69	1.87	10,888
19	850	320.92	78.57	140	50	100	50	109.77	0.75	10,319
20	800	298.08	61.75	140	50	100	50	100	0.17	9,757.9
21	780	286.58	53.27	140	50	100	50	100	0.15	9,536.3
22	750	259.69	50	140	50	100	50	100	0.31	9,209.3
23	700	208.93	50	140	50	100	50	100	1.07	8,687.6
24	800	297.85	61.57	140	50	100	50	100	0.58	9,753.4
Total Cost (\$/day)										286,095

จากตารางที่ 4.8 พบว่า สัดส่วนพลังงานแสงอาทิตย์น้อยแต่มีผลต่อระบบอย่างมีนัยสำคัญ แม้พลังงานแสงอาทิตย์จะจ่ายเข้าสู่ระบบเพียง 0.95% ของโหลดรวม แต่สามารถช่วยลดต้นทุนได้ 2,190 ดอลลาร์/วัน หรือต้นทุนลดลงต่อหน่วยเฉลี่ย 11.91 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง ของพลังงานแสงอาทิตย์ที่จ่ายเข้าสู่ระบบ อีกทั้งช่วยลดภาระของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าที่ต้นทุนสูงในช่วงที่มีโหลดสูง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เช่น ชั่วโมงที่ 10-17 ซึ่งเป็นช่วงที่มีการจ่ายพลังงานแสงอาทิตย์ (Psolar) มากขึ้น ค่าใช้จ่ายต่อชั่วโมงลดลงอย่างเห็นได้ชัดเมื่อเทียบกับโหลดที่ใกล้เคียงกันในช่วงที่ไม่มีพลังงานแสงอาทิตย์

ความสำคัญของการผสมผสานพลังงานหมุนเวียนในระบบไฟฟ้า แม้พลังงานแสงอาทิตย์มีปริมาณไม่มาก แต่การผสมผสานเข้ากับระบบหลักช่วยเพิ่มความยืดหยุ่น ลดต้นทุน และสนับสนุนความยั่งยืนของระบบไฟฟ้า นอกจากนี้ต้นทุนต่อหน่วยของการประหยัดอยู่ในระดับที่คุ้มค่า ค่าเฉลี่ยต้นทุนที่ลดลงประมาณ 11.91 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง แสดงให้เห็นว่าพลังงานแสงอาทิตย์มีความคุ้มค่าทางเศรษฐศาสตร์ แม้อยู่ในช่วงที่จ่ายพลังงานได้น้อย

จากตารางที่ 4.9 ในกรณีของพลังงานลม พบว่า มีศักยภาพในการลดต้นทุนมากกว่าพลังงานแสงอาทิตย์ เนื่องจากมีการจ่ายไฟในช่วงเวลาที่โหลดสูง ซึ่งส่งผลให้สามารถลดการทำงานของหน่วยผลิตหลักที่มีต้นทุนสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่า

การผสมผสานพลังงานหมุนเวียนเข้ากับระบบ ELD ช่วยลดต้นทุนการผลิตไฟฟ้าได้ แม้สัดส่วนการจ่ายไฟจะไม่สูงนัก โดยเฉพาะเมื่อใช้พลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมร่วมกัน จะให้ผลการลดต้นทุนสูงสุดและเพิ่มปริมาณพลังงานสะอาดเข้าสู่ระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น การส่งเสริมและวางแผนการใช้พลังงานหมุนเวียนอย่างเหมาะสมร่วมกับการปรับปรุงอัลกอริทึมการจ่ายโหลด จึงเป็นแนวทางสำคัญสำหรับอนาคตของระบบผลิตไฟฟ้า

จากการศึกษาผลลัพธ์ของอัลกอริทึม LI พบว่า สามารถนำมาใช้ในการวิเคราะห์ต้นทุนการผลิตไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะเมื่อพิจารณาการผสมผสานพลังงานหมุนเวียนเข้ากับระบบผลิตไฟฟ้าแบบเดิม จากตารางที่ 4.10 ได้นำเสนอผลลัพธ์ของการใช้อัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานแสงอาทิตย์ร่วมกับพลังงานลม ภายใต้ผลการจำลองจากระบบทดสอบ IEEE 57-bus ได้รับการปรับปรุงให้รองรับการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานหมุนเวียน แสดงให้เห็นว่าระบบที่รวมพลังงานแสงอาทิตย์และลมมีต้นทุนการผลิตที่ต่ำกว่าระบบแบบดั้งเดิมอย่างมีนัยสำคัญ กล่าวคือ ระบบสามารถลดต้นทุนรวมในการผลิตไฟฟ้าต่อวันได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีต้นทุนรวมอยู่ที่ 283,774 ดอลลาร์ต่อวัน ซึ่งต่ำกว่าระบบที่ไม่มีการใช้พลังงานหมุนเวียน ซึ่งมีต้นทุนอยู่ที่ 288,575.9 ดอลลาร์ต่อวัน ข้อมูลจากตารางดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า ในแต่ละชั่วโมงของวันมีการใช้กำลังไฟจากพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมในสัดส่วนที่แตกต่างกัน โดยเฉพาะในช่วงกลางวัน (เช่น ชั่วโมงที่ 8 ถึง ชั่วโมงที่ 14) มีการผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์และลมเพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน ส่งผลให้กำลังการผลิตไฟฟ้าของเครื่องกำเนิดพลังงานความร้อนลดลง ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อการลดต้นทุนการผลิตในช่วงเวลาดังกล่าว

ตัวอย่างเช่น ในชั่วโมงที่ 8 ระบบสามารถผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ได้ 17 เมกะวัตต์ และจากพลังงานลมได้ 26.56 เมกะวัตต์ ทำให้ต้นทุนการผลิตในช่วงเวลานั้นเหลือเพียง 8,278.4 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง ซึ่งต่ำกว่าค่าเฉลี่ยของระบบอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเทียบกับช่วงเวลาอื่นที่ไม่มีการผลิตจากพลังงานหมุนเวียน เช่น ชั่วโมงที่ 20 ที่มีต้นทุน 9,757.9 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง ผลการวิเคราะห์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

แสดงให้เห็นว่า การบูรณาการพลังงานหมุนเวียนสามารถช่วยลดภาระของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังงานความร้อน และทำให้ต้นทุนรวมในการผลิตไฟฟ้าลดลง ทั้งนี้ยังสามารถรักษาเสถียรภาพของระบบโหลดไว้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยที่ระบบยังคงตอบสนองต่อความต้องการโหลดในแต่ละช่วงเวลาได้ครบถ้วน ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นถึงศักยภาพของการใช้พลังงานหมุนเวียนในการลดต้นทุนการผลิตไฟฟ้า พร้อมทั้งยกระดับความยั่งยืนให้กับระบบไฟฟ้าในอนาคต อัลกอริทึม LI ไม่เพียงแต่สามารถบริหารจัดการต้นทุนการผลิตภายใต้โหลดที่เปลี่ยนแปลงได้อย่างมีประสิทธิภาพเท่านั้น แต่ยังแสดงให้เห็นถึงความเหมาะสมในการใช้งานร่วมกับแหล่งพลังงานที่หลากหลาย

จากการศึกษาประสิทธิภาพของอัลกอริทึม LI เพื่อวางแผนการผลิตพลังงานไฟฟ้าในระบบที่มีการโหลดเปลี่ยนแปลงตลอดเวลา พบว่า อัลกอริทึม LI สามารถให้ผลลัพธ์ด้านต้นทุนรวมที่ต่ำที่สุด เมื่อเปรียบเทียบกับวิธี GA และวิธี PSO ภายใต้ข้อกำหนดและข้อจำกัดของระบบกำเนิดไฟฟ้า โดยจากตารางที่ 4.11 ซึ่งแสดงการทดสอบในกรณีโหลดรวมที่ 1,800 เมกะวัตต์ วิธี GA ให้ต้นทุนการผลิตอยู่ที่ 23,124.80 ดอลลาร์/ชั่วโมง วิธี PSO ให้ต้นทุนที่ 22,901.10 ดอลลาร์/ชั่วโมง และอัลกอริทึม LI สามารถลดต้นทุนลงเหลือเพียง 22,901.00 ดอลลาร์/ชั่วโมง ซึ่งต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับอัลกอริทึมที่นำมาเปรียบเทียบ

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาการใช้พลังงานหมุนเวียนร่วมกับพลังงานความร้อน พบว่า ระบบที่ใช้พลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมร่วมกับระบบความร้อนสามารถลดต้นทุนการผลิตจาก 288,576 ดอลลาร์/วัน เหลือเพียง 283,774 ดอลลาร์/วัน ผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่าแม้พลังงานหมุนเวียนจะมีสัดส่วนการจ่ายไฟเพียงเล็กน้อยเมื่อเทียบกับโหลดรวม แต่สามารถลดต้นทุนการผลิตไฟฟ้ารายวันได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะเมื่อมีการผสมผสานพลังงานทั้งแสงอาทิตย์และลมเข้าด้วยกัน ทำให้สามารถลดต้นทุนรวมได้สูงสุดถึง 1.66% หรือ 4,802 ดอลลาร์ต่อวัน

จากผลการนำเสนอในรูปที่ 4.10 และรูปที่ 4.11 ซึ่งแสดงให้เห็นถึงกราฟการเปรียบเทียบกำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้และต้นทุนการผลิตไฟฟ้าเมื่อโหลดเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา พบว่า อัลกอริทึม LI มีความสามารถในการจัดการพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยสามารถควบคุมต้นทุนให้สัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของโหลดได้อย่างเหมาะสม แม้ภายใต้สภาวะแวดล้อมที่ไม่แน่นอน เช่น ความต้องการใช้ไฟฟ้าที่มีความผันผวนระหว่างช่วงเวลา เป็นต้น ผลลัพธ์จากกราฟแสดงให้เห็นถึงแนวโน้มที่เสถียรและเป็นไปตามหลักการเพิ่มขึ้นของต้นทุนตามโหลดที่เพิ่มขึ้น ในขณะเดียวกัน จากรูปที่ 4.12 แสดงผลการเปรียบเทียบต้นทุนการผลิตพลังงานไฟฟ้าโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลยภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลง กรณีที่ไม่มีพลังงานหมุนเวียนกับ กรณีที่มีพลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลมผลิตไฟฟ้าร่วมด้วย ผลการเปรียบเทียบชี้ให้เห็นว่า ระบบที่มีการผนวกแหล่งพลังงานหมุนเวียนสามารถลดต้นทุนรวมของการผลิตไฟฟ้าได้อย่างชัดเจน โดยต้นทุนลดลงจาก 288,576 ดอลลาร์/วัน เหลือเพียง 283,774 ดอลลาร์/วัน ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการพัฒนาระบบพลังงานในอนาคต ที่เน้นความยั่งยืนควบคู่ไปกับประสิทธิภาพด้านต้นทุน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กรณีมีพลังงานแสงอาทิตย์ร่วมกับพลังงานลม

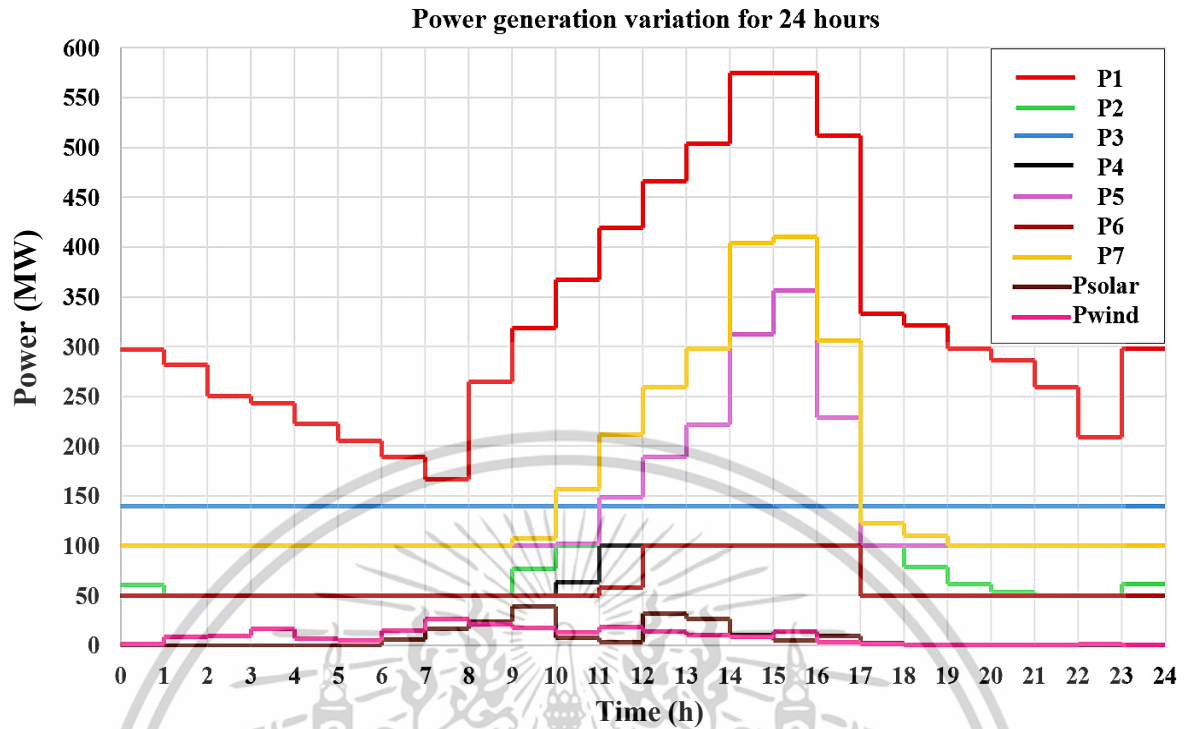
Time (h)	Load (MW)	Lambda Iteration (LI) Algorithm									Cost (\$/h)
		P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)	P _{solar} (MW)	P _{wind} (MW)	
1	800	297.20	61.09	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	1.7	9,740.8
2	780	281.50	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	8.5	9,444.6
3	750	250.73	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	9.27	9,114.6
4	750	243.34	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	16.66	9,037.3
5	720	222.78	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	7.22	8,826.3
6	700	205.06	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0.03	4.91	8,649.2
7	700	189.07	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	6.27	14.66	8,493.1
8	700	166.44	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	17	26.56	8,278.4
9	800	265.00	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	24.1	20.88	9,266.2
10	900	318.56	76.83	140.00	50.00	100.00	50.00	107.34	39.4	17.85	10,244
11	1000	366.99	100.0	140.00	63.21	102.37	50.00	157.20	7.41	12.80	11,862
12	1200	419.61	100.0	140.00	100.0	148.41	58.30	211.36	3.65	18.65	14,338
13	1400	465.87	100.0	140.00	100.0	188.88	100.0	258.98	31.9	14.35	16,662
14	1500	503.43	100.0	140.00	100.0	221.75	100.0	297.65	26.8	10.35	18,166
15	1750	575.00	100.0	140.00	100.0	312.37	100.0	404.26	10.1	8.26	22,120
16	1800	575.00	100.0	140.00	100.0	355.99	100.0	410.00	5.3	13.71	22,901
17	1500	511.74	100.0	140.00	100.0	229.02	100.0	306.21	9.57	3.44	18,506
18	900	333.30	100.0	140.00	50.00	100.00	50.00	122.51	2.31	1.87	10,861
19	850	320.91	78.56	140.00	50.00	100.00	50.00	109.76	0	0.75	10,319
20	800	298.08	61.74	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	0.17	9,757.9
21	780	286.58	53.26	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	0.15	9,536.3
22	750	259.69	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	0.31	9,209.3
23	700	208.93	50.00	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	1.07	8,687.5
24	800	297.84	61.57	140.00	50.00	100.00	50.00	100.00	0	0.58	9,753.3
Total Cost (\$/day)											283,774

ตารางที่ 4.11 เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้จากอัลกอริทึม LI กับวิธีการอื่น พิจารณาโหลดที่ 1800 MW

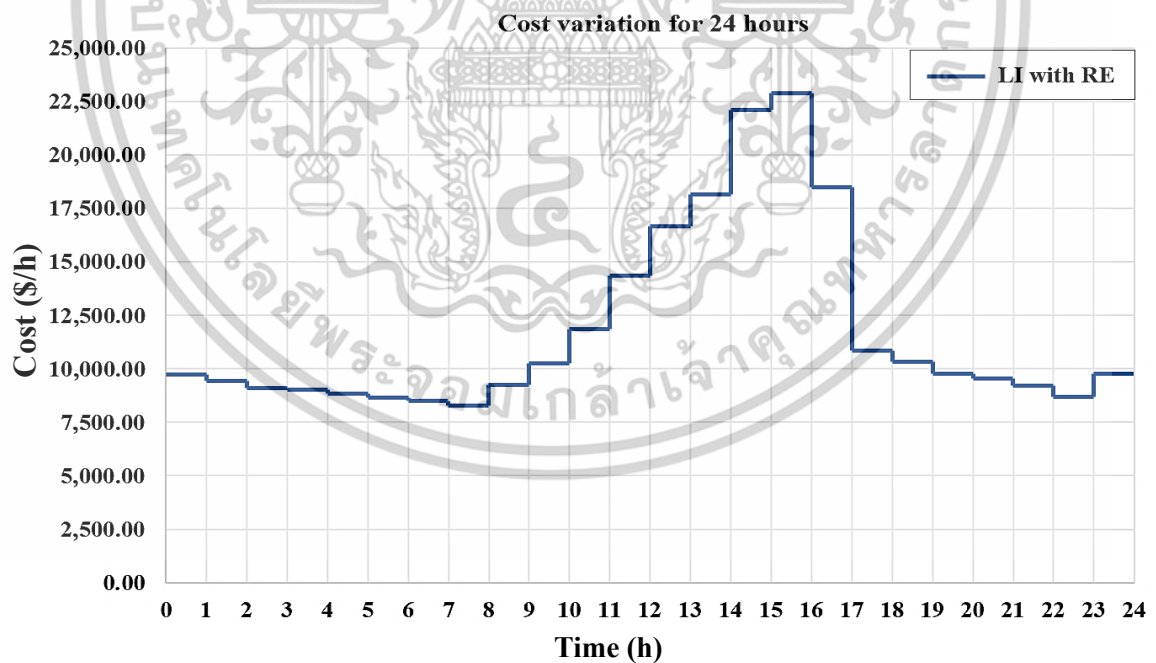
Method	P1 (MW)	P2 (MW)	P3 (MW)	P4 (MW)	P5 (MW)	P6 (MW)	P7 (MW)	P _{solar} (MW)	P _{wind} (MW)	Cost (\$/h)
GA	495.2	99.9987	140	99.9905	454.884	99.978	409.916	5.3	13.71	23,124.80
PSO	575	100	140	100	375.014	100	410	5.3	13.71	22,901.10
LI	575	100	140	100	375	100	410	5.3	13.71	22,901.00

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

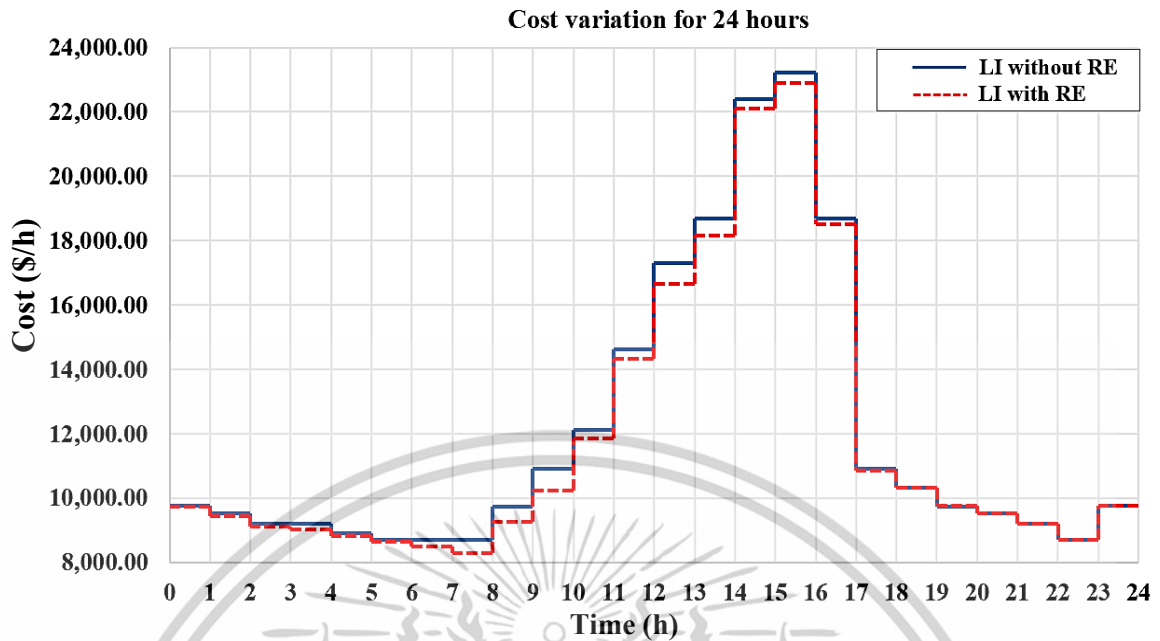


รูปที่ 4.10 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าร่วมกับพลังงานหมุนเวียน



รูปที่ 4.11 ต้นทุนรวมของการผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 การเปรียบเทียบต้นทุนการผลิตพลังงานไฟฟ้าโดยใช้อัลกอริทึม LI ในการหาผลเฉลย

ในการดำเนินงานของระบบผลิตไฟฟ้า หนึ่งในปัจจัยที่มีความสำคัญต่อการวางแผนและการควบคุมการผลิต คือ ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต ซึ่งหมายถึง ต้นทุนที่เพิ่มขึ้นเมื่อมีการผลิตไฟฟ้าเพิ่มขึ้น 1 หน่วย หน่วยของต้นทุนส่วนเพิ่ม คือ ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง (\$/MWh) โดยมีความสัมพันธ์โดยตรงกับอัตราการใช้เชื้อเพลิงที่เพิ่มขึ้น (incremental fuel rate) และราคาของเชื้อเพลิงในแต่ละหน่วยความร้อน (\$/Btu)

โดยทั่วไป ต้นทุนเชื้อเพลิงของหน่วยผลิตไฟฟ้าแต่ละหน่วย ($F_i(P_i)$) จะสามารถประมาณค่าได้จากฟังก์ชันกำลังสองของกำลังการผลิตไฟฟ้า ซึ่งแสดงในรูปของสมการเชิงพหุนามกำลังสอง (quadratic function) ดังแสดงไว้ในสมการที่ (4.3) เมื่อภาระโหลดของระบบมีการเปลี่ยนแปลง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในกรณีที่ความต้องการใช้ไฟฟ้าเพิ่มสูงขึ้น ต้นทุนในการผลิตพลังงานต่อหน่วยย่อมมีแนวโน้มที่จะเพิ่มสูงขึ้นตามไปด้วย โดยมีสมการที่ใช้ในการคำนวณแสดงไว้ในสมการที่ (4.22)

$$\frac{dF_i(P_i)}{P_i} = \beta_i + 2\gamma_i P_i \quad (4.22)$$

จากสมการที่ (4.22) สามารถสรุปได้ว่า เมื่อ P_i มีค่ามากขึ้น ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตก็จะเพิ่มขึ้นเช่นกัน ซึ่งสอดคล้องกับสถานการณ์ในระบบจริง กล่าวคือ เมื่อโหลดสูงขึ้น ระบบจำเป็นต้องดึงกำลังการผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องเข้ามาช่วยจ่ายกำลังไฟฟ้าให้เพียงพอต่อความต้องการของโหลด ทำให้มีต้นทุนเชื้อเพลิงของระบบเพิ่มขึ้นตามไปด้วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 4.12 แสดงต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลงกรณีที่ไม่มีการผลิตพลังงานหมุนเวียน ซึ่งชี้ให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณโหลดที่เปลี่ยนแปลงกับต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต เมื่อโหลดอยู่ที่ระดับต่ำ (ช่วงโหลด 700-750 เมกะวัตต์) ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตจะอยู่ในช่วง 9.94-10.64 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง เมื่อโหลดเพิ่มขึ้นเป็นระดับปานกลาง (ช่วงโหลด 800-1200 MW) ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตจะเพิ่มขึ้นเป็น 11.17-12.96 ดอลลาร์ต่อ เมกะวัตต์ชั่วโมง และในช่วงโหลดสูง (ช่วงโหลด 1400-1800 เมกะวัตต์) ค่าต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตจะพุ่งขึ้นไปถึง 13.75-16.50 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง

ตารางที่ 4.12 ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตกรณีที่ไม่มีการผลิตพลังงานหมุนเวียน

Demand (MW)	Incremental Cost (\$/MWh)	Demand (MW)	Incremental Cost (\$/MWh)
800	11.1745	1400	13.7452
780	11.0133	1500	14.2272
750	10.6400	1750	15.7000
750	10.6400	1800	16.5000
720	10.2200	1500	14.2272
700	9.9400	900	11.6951
700	9.9400	850	11.4966
700	9.9400	800	11.1745
800	11.1745	780	11.0133
900	11.6951	750	10.6400
1000	12.2148	700	9.9400
1200	12.9559	800	11.1745

จากตารางที่ 4.13 แสดงต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตภายใต้สภาวะโหลดที่เปลี่ยนแปลงกรณีที่มีพลังงานหมุนเวียน การรวมพลังงานหมุนเวียน เช่น พลังงานแสงอาทิตย์และพลังงานลม เข้ากับระบบผลิตไฟฟ้าแบบเดิม ส่งผลให้ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตในแต่ละช่วงของความต้องการโหลด มีความเปลี่ยนแปลงอย่างมีนัยสำคัญ เมื่อโหลดอยู่ที่ 700 เมกะวัตต์ ค่าต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตมีความหลากหลายตามช่วงเวลา ได้แก่ 9.8708, 9.6470, 9.3302 และ 9.9250 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง แสดงถึงความสามารถของระบบในการปรับการใช้แหล่งพลังงานหมุนเวียนตามสภาวะจริง

ความสัมพันธ์ระหว่างโหลดและต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตยังคงมีลักษณะเป็นความสัมพันธ์เชิงบวกเช่นเดียวกับกรณีระบบแบบดั้งเดิม กล่าวคือ เมื่อโหลดเพิ่มขึ้น ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต

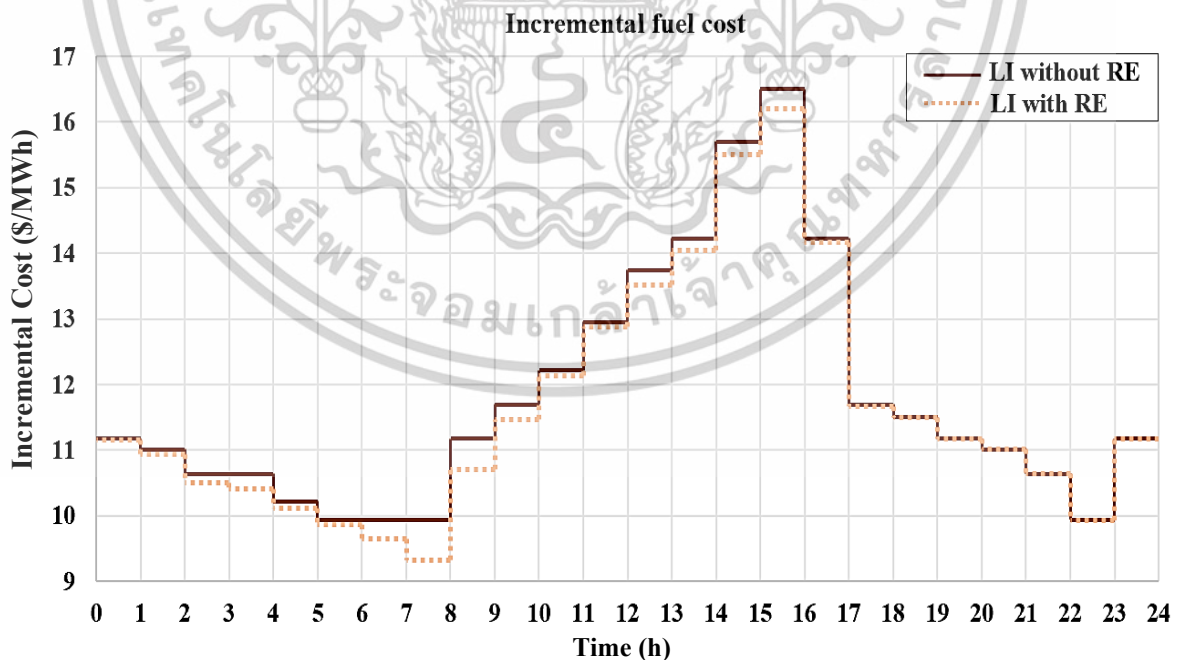
ก็จะเพิ่มขึ้นตามไปด้วย แสดงดังรูปที่ 4.13

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการศึกษานี้เท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.13 ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตกรณีที่มีพลังงานหมุนเวียน

Demand (MW)	Incremental Cost (\$/MWh)	Demand (MW)	Incremental Cost (\$/MWh)
800	11.1608	1400	13.5222
780	10.9410	1500	14.0481
750	10.5102	1750	15.4980
750	10.4068	1800	16.1958
720	10.1189	1500	14.1645
700	9.8708	900	11.6662
700	9.6470	850	11.4928
700	9.3302	800	11.1732
800	10.7103	780	11.0121
900	11.4599	750	10.6357
1000	12.1380	700	9.9250
1200	12.8746	800	11.1699



รูปที่ 4.13 การเปรียบเทียบต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิตระหว่างระบบผลิตไฟฟ้าที่ไม่มีพลังงานหมุนเวียนและมีพลังงานหมุนเวียน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.14 การวิเคราะห์เปรียบเทียบผลลัพธ์ของกรณีศึกษาในแต่ละรูปแบบ

ประเด็น	Without RE	PV	Wind	PV + Wind
ต้นทุนรวมต่อวัน (\$)	288,576	286,386	286,095	283,774
พลังงานที่ได้จากแหล่งพลังงาน หมุนเวียน (MWh)	-	183.84	214.67	398.51
% พลังงานหมุนเวียนที่จ่าย	-	0.79%	0.92%	1.71%
ต้นทุนที่ลดลงต่อวัน (\$)	-	2,190	2,481	4,802
ต้นทุนที่ลดลงต่อหน่วย (\$/MWh)	-	11.91	11.56	12.05
% ต้นทุนที่ลดลง	-	0.76%	0.86%	1.66%

จากตารางที่ 4.14 เป็นการวิเคราะห์เปรียบเทียบผลลัพธ์ของกรณีศึกษาในแต่ละรูปแบบ พบว่า การผสมผสานพลังงานหมุนเวียนเข้ากับระบบมีผลกระทบในเชิงบวกต่อประสิทธิภาพด้านต้นทุนของระบบอย่างชัดเจน แม้ในกรณีที่พลังงานหมุนเวียนมีส่วนจ่ายพลังงานค่อนข้างต่ำเมื่อเทียบกับโหลดรวมทั้งวัน

กรณีที่ไม่มีพลังงานหมุนเวียน ระบบมีต้นทุนรวมต่อวันสูงที่สุดอยู่ที่ 288,576 ดอลลาร์ ขณะที่การเพิ่มพลังงานแสงอาทิตย์เพียงอย่างเดียวช่วยลดต้นทุนลงได้ประมาณ 2,190 ดอลลาร์ หรือคิดเป็น 0.76% แม้พลังงานจากแสงอาทิตย์จะคิดเป็นเพียง 0.79% ของโหลดรวม แสดงให้เห็นว่าแหล่งพลังงานหมุนเวียนแม้มีปริมาณจำกัด แต่สามารถลดการใช้งานโรงไฟฟ้าที่มีต้นทุนการผลิตสูงในช่วงเวลาโหลดสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในกรณีที่มีพลังงานลมเข้าร่วมเพียงอย่างเดียว ต้นทุนต่อวันลดลงอยู่ที่ 2,481 ดอลลาร์ หรือคิดเป็น 0.86% ขณะที่เมื่อมีการผสมผสานทั้งพลังงานแสงอาทิตย์และลมร่วมกัน พบว่าระบบสามารถลดต้นทุนต่อวันได้สูงสุดถึง 4,802 ดอลลาร์ หรือคิดเป็น 1.66% ของต้นทุนรวม ซึ่งสอดคล้องกับปริมาณพลังงานหมุนเวียนที่จ่ายเข้าสู่ระบบสูงที่สุดที่ 398.51 เมกะวัตต์ชั่วโมง หรือ 1.71% ของโหลดรวม

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาด้านต้นทุนที่ลดลงต่อหน่วยพลังงานหมุนเวียน พบว่า ค่าเฉลี่ยอยู่ในช่วง 11.56-12.05 ดอลลาร์ต่อเมกะวัตต์ชั่วโมง ซึ่งถือว่าเป็นระดับที่คุ้มค่าทางเศรษฐกิจ โดยเฉพาะเมื่อเทียบกับต้นทุนเชื้อเพลิงของโรงไฟฟ้าหลักที่สูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

จากผลการวิเคราะห์ทั้งหมดนี้ชี้ให้เห็นว่า แม้พลังงานหมุนเวียนจะมีลักษณะไม่ต่อเนื่องและสัดส่วนพลังงานที่จ่ายยังไม่สูง หรือสัดส่วนของพลังงานหมุนเวียนต่อโหลดรวมจะยังค่อนข้างต่ำ (ไม่เกิน 2%) แต่ก็มีผลต่อการลดต้นทุนรวมได้อย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งเน้นย้ำให้เห็นว่า พลังงานหมุนเวียน โดยเฉพาะในช่วงเวลาที่มีความต้องการไฟฟ้าสูง (peak load) มีบทบาทในการลดการพึ่งพาโรงไฟฟ้าหลักที่มีต้นทุนเชื้อเพลิงสูง ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางการพัฒนาระบบผลิตไฟฟ้าในอนาคตที่มุ่งเน้น

ความยั่งยืนและต้นทุนต่ำ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5.3 กรณีศึกษา 3

ในการหาความสามารถและประสิทธิภาพของอัลกอริธึม เราเลือกใช้ระบบพลังงานขนาดใหญ่ที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้า 38 เครื่อง (large-scale power system with 38 units) พิจารณาฟังก์ชันต้นทุนแบบราบเรียบโดยไม่มีผลกระทบจากจุดควาล์ว ไม่มีข้อจำกัดในการเพิ่มลดกำลังการผลิต (without ramp rate limits) และพิจารณาความต้องการโหลดที่ 6000 เมกะวัตต์ ดังตารางที่ 4.15

ตารางที่ 4.15 ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแบบราบเรียบ จำนวน 38 เครื่อง

Units	Cost Coefficients of Thermal Units			$P_{i \min}$	$P_{i \max}$
	α_i	β_i	γ_i		
1	64,782	796.9	0.3133	220	550
2	64,782	796.9	0.3133	220	550
3	64,670	795.5	0.3127	220	550
4	64,670	795.5	0.3127	220	550
5	64,670	795.5	0.3127	220	550
6	64,670	795.5	0.3127	220	550
7	64,670	795.5	0.3127	220	550
8	64,670	795.5	0.3127	220	550
9	172,832	915.7	0.7075	114	500
10	172,832	915.7	0.7075	114	500
11	176,003	884.2	0.7515	114	500
12	173,028	884.2	0.7083	114	500
13	91,340	1,250.1	0.4211	110	500
14	63,440	1,298.6	0.5145	90	365
15	65,468	1,298.6	0.5691	82	365
16	77,282	1,290.8	0.5691	120	325
17	190,928	2,38.1	2.5881	65	315
18	285,372	1,149.5	3.8734	65	315
19	271,676	1,269.1	3.6842	65	315
20	39,197	696.1	0.4921	120	272
21	45,576	660.2	0.5728	120	272
22	28,770	803.2	0.3572	110	260

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.15 (ต่อ)

Units	Cost Coefficients of Thermal Units			$P_{i \min}$	$P_{i \max}$
	α_i	β_i	α_i		
23	36,902	818.2	0.9415	80	190
24	105,510	33.5	52.123	10	150
25	22,233	805.4	1.1421	60	125
26	30,953	707.1	2.0275	55	110
27	17,044	833.6	3.0744	35	75
28	81,079	2,188.7	16.765	20	70
29	124,767	1,024.4	26.355	20	70
30	121,915	837.1	30.575	20	70
31	120,780	1,305.2	25.098	20	70
32	104,441	716.6	33.722	20	60
33	83,224	1,633.9	23.915	25	60
34	111,281	969.6	32.562	18	60
35	64,142	2,625.8	18.360	8	60
36	103,519	1,633.9	23.915	25	60
37	13,547	694.7	8.482	20	38
38	13,518	655.9	9.693	20	38

ในการศึกษาครั้งนี้ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ถูกนำมาใช้สำหรับการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ภายใต้เงื่อนไขภาระโหลดรวม 6000 เมกะวัตต์ ประกอบด้วยอัลกอริทึม GWO (Grey Wolf Optimization), PS (Pattern Search), BBO (Biogeography Based Optimization), λ -Logic Based, PSO TVAC (Time-Varying Acceleration Coefficients), New PSO และอัลกอริทึม LI แสดงดังรูปที่ 4.15 และ 4.16

จากตารางที่ 4.16 แสดงข้อมูลการทดสอบระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิต 38 หน่วย โดยไม่พิจารณาผลของจุดคว่ำและข้อจำกัดอัตราการเปลี่ยนแปลงกำลังการผลิต [32], [33] พบว่า อัลกอริทึม LI สามารถแก้ปัญหาการวางแผนการผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดเมื่อเทียบกับวิธีอื่น ๆ กล่าวคือ ค่าใช้จ่ายรวมที่ต่ำที่สุด คือของอัลกอริทึม LI ซึ่งอยู่ที่ 9,417,174.09 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง รองลงมาคือ BBO (9,417,633.60 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง), λ -Logic Based (9,417,235.80 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง) และ GWO (9,419,270.10 ดอลลาร์ต่อชั่วโมง)

ตามลำดับ เวลาในการคำนวณ พบว่า อัลกอริทึม LI ใช้เวลาน้อยที่สุดเพียง 1.3708 วินาที เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.16 ผลการเปรียบเทียบของระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิต 38 หน่วย โดยไม่พิจารณาผลของจุดควาล์วและข้อจำกัดอัตราการเปลี่ยนแปลงกำลังการผลิต

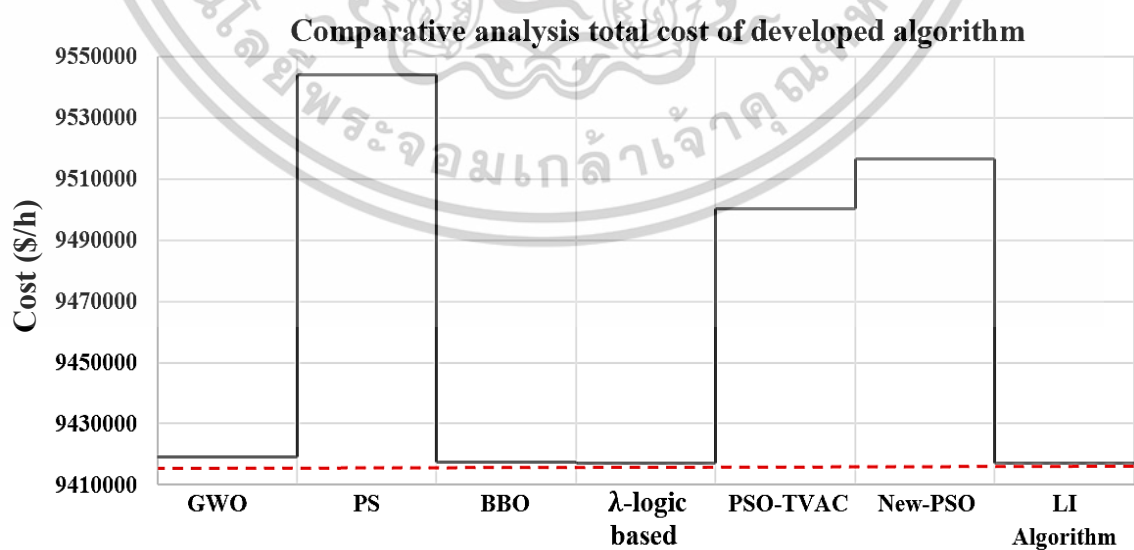
Units	Method						
	GWO [30]	PS [30]	BBO [30]	λ - logic based [30]	PSO TVAC [31]	New PSO [31]	LI Algorithm
1	429.705	258.339	550	426.606	443.659	550	426.600223
2	416.243	258.339	550	426.606	342.956	512.263	426.600223
3	408.405	238.339	500	429.663	433.117	485.733	429.657339
4	412.452	238.339	500	429.663	500	391.083	429.657339
5	433.642	238.339	375.6216	429.663	410.539	443.846	429.657339
6	425.652	238.339	200	429.663	482.864	358.398	429.657339
7	435.620	238.339	200	429.663	409.483	415.729	429.657339
8	437.653	238.339	200	429.663	446.079	320.816	429.657339
9	115.275	196.234	114	114	119.566	115.347	114
10	116.883	196.234	114.6486	114	137.274	204.422	114
11	130.793	196.234	162.1622	119.768	138.933	114	119.765602
12	153.239	196.234	114	127.072	155.401	249.197	127.070238
13	110	196.234	129.2432	110	121.719	118.886	110
14	90.028	196.234	90	90	90.924	102.802	90
15	82.0111	196.234	153.2432	82	97.941	89.039	82
16	120	196.234	120	120	128.106	120	120
17	157.168	196.234	204.3243	159.598	189.108	156.562	159.597330
18	65	196.234	65	65	65	84.265	65
19	65.0326	196.234	65	65	65	65.041	65
20	271.952	196.234	120	272	267.422	151.104	272
21	271.959	196.234	182.4324	272	221.383	226.344	272
22	259.81	196.234	110	160	130.804	209.298	260
23	120.883	190	187.2973	130.648	124.269	85.719	130.646680
24	12.3567	150	27.027	10	11.535	10	10
25	107.634	125	125	113.305	77.103	60	113.303432
26	92.4117	110	110	88.0669	55.018	90.489	88.0660172
27	39.6668	75	75	37.5051	75	39.670	37.5045049

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้ทำไปตีพิมพ์หรือเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

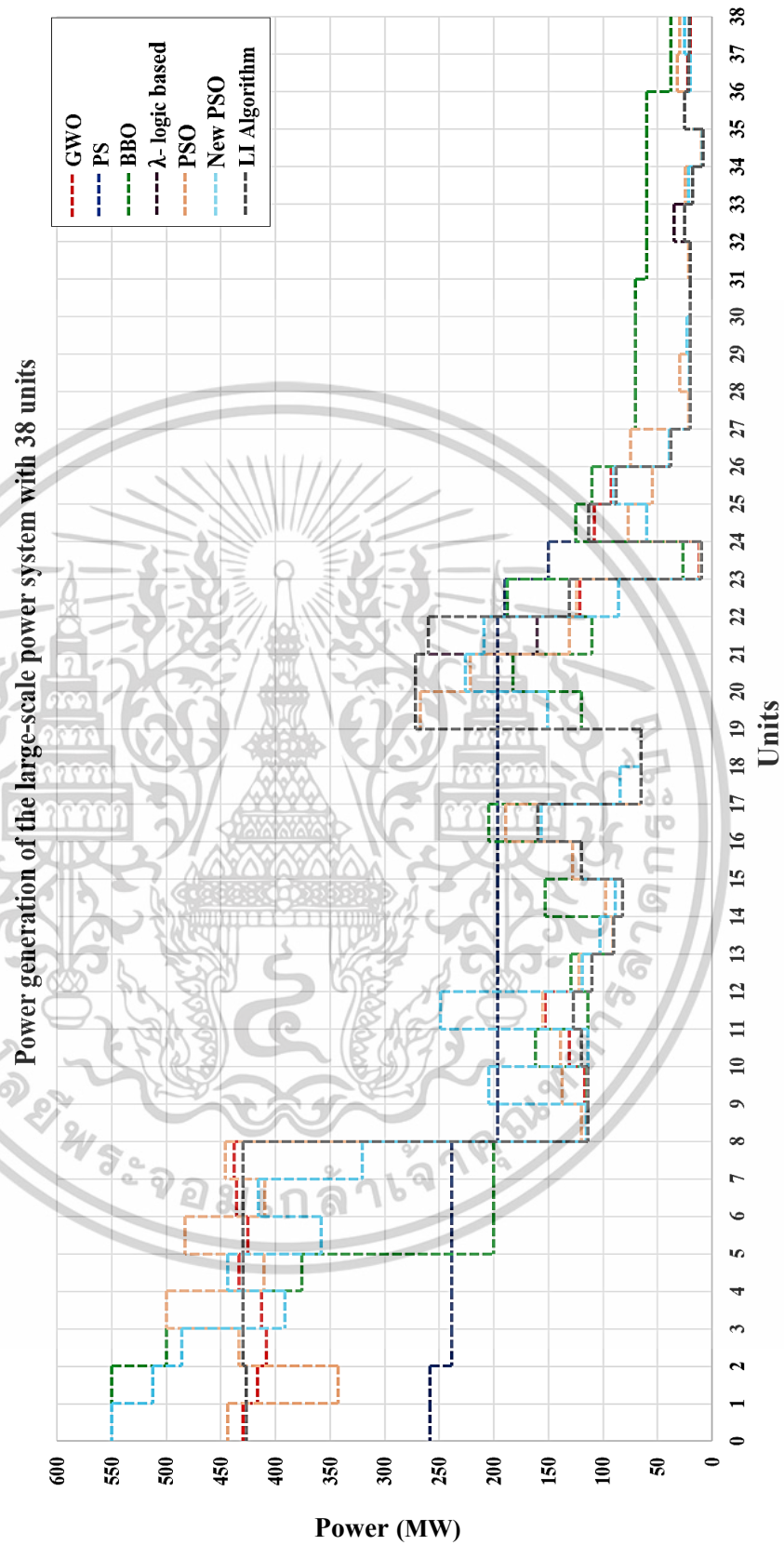
ตารางที่ 4.16 (ต่อ)

Units	Method						
	GWO [30]	PS [30]	BBO [30]	λ -logic based [30]	PSO TVAC [31]	New PSO [31]	LI Algorithm
28	20.005	70	70	20	21.682	20	20
29	20.0014	70	70	20	29.829	20.995	20
30	20.0302	70	70	20	20.326	22.810	20
31	20.013	70	70	20	20	20	20
32	20.007	60	60	20	21.840	20.416	20
33	25.0032	60	60	35	25.620	25	25
34	18.008	60	60	18	24.261	21.319	18
35	8.006	60	60	8	9.667	9.122	8
36	25.002	60	60	25	25	25.184	25
37	22.4379	38	38	21	31.642	20	21.7818733
38	20.0048	38	38	21	29.935	25.104	21.0619880
Load (MW)	6000	6000	6000	6000	6000	6000	6000
Time (s)	9.4570	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	1.3708
Total Cost (\$/h)	9419270.1	9543984.8	9417633.6	9417235.8	9500448.3	9516448.3	9417174.09



รูปที่ 4.14 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ถูกนำมาใช้สำหรับการแก้ปัญหา

การจ่ายโหลดอย่างประหยัด ภายใต้เงื่อนไขภาระโหลดรวม 6000 เมกะวัตต์ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.15 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 38 หน่วย

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

4.5.4 กรณีศึกษา 4

พิจารณาปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดสำหรับระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ ซึ่งประกอบไปด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้า จำนวน 40 เครื่อง โดยในกรณีนี้ ฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแบบไม่ราบเรียบและมีผลกระทบจากจุดคว่ำซึ่งทำให้ฟังก์ชันต้นทุนมีลักษณะเป็นคลื่นที่ไม่เรียงดังตารางที่ 4.17

นอกจากนี้ ระบบนี้ไม่มีข้อจำกัดในการเพิ่มหรือลดกำลังการผลิต ซึ่งหมายความว่าเครื่องกำเนิดไฟฟ้าสามารถปรับการผลิตได้ทันทีตามต้องการ การพิจารณากำลังไฟฟ้าสูญเสียในระบบไม่ได้ถูกนำมาคำนวณในกรณีนี้ โดยเราจะมุ่งเน้นไปที่การประเมินความสามารถของอัลกอริทึมในการจัดสรรพลังงานให้เหมาะสมเพื่อให้สามารถตอบสนองต่อภาระการโหลดที่มีการเปลี่ยนแปลง โดยมีความต้องการโหลดรวมที่ 10,500 เมกะวัตต์ ซึ่งจะใช้เป็นข้อมูลในการประเมินประสิทธิภาพของอัลกอริทึมที่ถูกออกแบบมา

ตารางที่ 4.17 ราคาต้นทุนเชื้อเพลิงของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแบบไม่ราบเรียบ จำนวน 40 เครื่อง

Units	Cost Coefficients of Thermal Units					$P_i \min$	$P_i \max$
	α_i	β_i	γ_i	e_i	f_i		
1	94.705	6.73	0.00690	100	0.084	36	114
2	94.705	6.73	0.00690	100	0.084	36	114
3	309.54	7.07	0.02028	100	0.084	60	120
4	369.03	8.18	0.00942	150	0.063	80	190
5	148.89	5.35	0.01140	120	0.077	47	97
6	222.33	8.05	0.01142	100	0.084	68	140
7	287.71	8.03	0.00357	200	0.042	110	300
8	391.98	6.99	0.00492	200	0.042	135	300
9	455.76	6.60	0.00573	200	0.042	135	300
10	722.82	12.9	0.00605	200	0.042	130	300
11	635.20	12.9	0.00515	200	0.042	94	375
12	654.69	12.8	0.00569	200	0.042	94	375
13	913.40	12.5	0.00421	300	0.035	125	500
14	1760.4	8.84	0.00752	300	0.035	125	500
15	1728.3	9.15	0.00708	300	0.035	125	500
16	1728.3	9.15	0.00708	300	0.035	125	500
17	647.85	7.97	0.00313	300	0.035	220	500

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษานี้เท่านั้น ไม่อนุญาตให้拿去ใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.17 (ต่อ)

Units	Cost Coefficients of Thermal Units					$P_{i \min}$	$P_{i \max}$
	α_i	β_i	γ_i	e_i	f_i		
18	649.69	7.95	0.00313	300	0.035	220	500
19	647.83	7.97	0.00313	300	0.035	242	550
20	647.81	7.97	0.00313	300	0.035	242	550
21	785.96	6.63	0.00298	300	0.035	254	550
22	785.96	6.63	0.00298	300	0.035	254	550
23	794.53	6.66	0.00284	300	0.035	254	550
24	794.53	6.66	0.00284	300	0.035	254	550
25	801.32	7.10	0.00277	300	0.035	254	550
26	801.32	7.10	0.00277	300	0.035	254	550
27	1055.1	3.33	0.52124	120	0.077	10	150
28	1055.1	3.33	0.52124	120	0.077	10	150
29	1055.1	3.33	0.52124	120	0.077	10	150
30	148.89	5.35	0.01140	120	0.077	47	97
31	222.92	6.43	0.00160	150	0.063	60	190
32	222.92	6.43	0.00160	150	0.063	60	190
33	222.92	6.43	0.00160	150	0.063	60	190
34	107.87	8.95	0.00010	200	0.042	90	200
35	116.58	8.62	0.00010	200	0.042	90	200
36	116.58	8.62	0.00010	200	0.042	90	200
37	307.45	5.88	0.01610	80	0.098	25	110
38	307.45	5.88	0.01610	80	0.098	25	110
39	307.45	5.88	0.01610	80	0.098	25	110
40	647.83	7.97	0.00313	300	0.035	242	550

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนออัลกอริทึม LI เพื่อใช้ในการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ทั้งในรูปแบบ convex และ non-convex กล่าวคือ หากฟังก์ชันต้นทุนของการผลิตไฟฟ้าอยู่ในรูปของสมการเชิงพหุนามกำลังสองจะถือว่าเป็นปัญหาแบบ convex เมื่อมีผลกระทบจากจุดวาล์ว ซึ่งจุดวาล์วจะทำให้ฟังก์ชันต้นทุนมีลักษณะเป็นคลื่น ๆ หรือข้อจำกัดอื่น ๆ ปัญหานี้จะกลายเป็น non-

convex ทั้งนี้ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากผลการทดลองพบว่า อัลกอริทึม LI สามารถแก้ไขปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งในกรณีที่ไม่มีและมีผลของจุดคว่ำลว ซึ่งในตารางที่ 4.18 แสดงผลการทดสอบพารามิเตอร์ของหน่วยผลิตไฟฟ้าแต่ละหน่วยในกรณีที่มีผลกระทบจากจุดคว่ำลวและพิจารณาค่ากำลังการสูญเสียของระบบเป็นศูนย์ พบว่า อัลกอริทึม LI ที่ถูกนำเสนอในการวิจัยครั้งนี้สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพมากกว่าวิธีอื่น ๆ ได้แก่ MPSO [34], IGA [34], PSO-LRS [31] และ CJAYA [31] โดยให้ต้นทุนรวมต่ำสุดที่ 121,714.0735 ดอลลาร์/ชั่วโมง และใช้เวลาในการประมวลผลเพียง 235.05 วินาที

จากการเปรียบเทียบในรูปที่ 4.16 และ 4.17 ซึ่งเป็นระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 40 หน่วยผลิต แสดงให้เห็นว่าอัลกอริทึม LI สามารถจัดสรรการผลิตไฟฟ้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ และสามารถลดต้นทุนรวมของระบบที่มีขนาดใหญ่ถึง 40 หน่วยผลิต ได้ดีกว่าวิธีการอื่น

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณาจากตารางที่ 4.19 ซึ่งเปรียบเทียบเวลาในการประมวลผลกับอัลกอริทึมต่าง ๆ เช่น EP, EP-SQP, PSO, PSO-SQP, MPSO, IGA, PSO-LRS และ CJAYA พบว่า อัลกอริทึม LI ใช้เวลาในการประมวลผลน้อยที่สุด แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของการคำนวณและความเหมาะสมในการนำไปใช้ในระบบขนาดใหญ่ได้จริง โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยุคที่ระบบไฟฟ้ามีความซับซ้อนมากขึ้น และต้องรองรับพลังงานหมุนเวียนที่ไม่แน่นอน

ดังนั้น จากการทดสอบอัลกอริทึมกับระบบผลิตไฟฟ้าที่มีขนาดใหญ่ทั้งสองแบบ ได้แก่ จำนวน 38 หน่วยที่มีฟังก์ชันต้นทุนแบบราบเรียบ และจำนวน 40 หน่วยที่มีฟังก์ชันต้นทุนแบบไม่ราบเรียบ จากผลของจุดคว่ำลว แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของอัลกอริทึม LI ในการประยุกต์ใช้งานทั้งในแง่ของต้นทุนเชื้อเพลิงที่ลดลงและเวลาในการคำนวณที่สั้นลง

อย่างไรก็ตามการต่อยอดงานวิจัยในอนาคต หากอัลกอริทึม LI ที่ได้รับการพัฒนาเพิ่มเติมนี้มีแนวโน้มสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดที่มีข้อจำกัดต่าง ๆ เช่น ข้อจำกัดของอัตราการเปลี่ยนแปลงกำลังผลิต (ramp rate limits), เขตห้ามเดินเครื่อง (prohibited operating zones), การจัดสรรโหลดแบบพลวัต (dynamic economic dispatch), การสูญเสียพลังงานในสายส่ง (transmission losses) รวมถึงการผนวกพลังงานหมุนเวียนขนาดใหญ่เข้าสู่ระบบ จะส่งผลให้ปัญหาที่ต้องแก้มีความซับซ้อนมากขึ้น แต่ในขณะเดียวกันก็เป็นการเปิดโอกาสให้อัลกอริทึม LI ได้รับการทดสอบและพัฒนาให้มีความสามารถที่สูงขึ้นทั้งในด้านความยืดหยุ่นและการตอบสนองต่อสภาวะโหลดและแหล่งพลังงานที่เปลี่ยนแปลงไปตามเวลา จึงเป็นทิศทางที่น่าสนใจ และมีแนวโน้มจะเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการบริหารจัดการระบบผลิตไฟฟ้าในอนาคต ทั้งในด้านเศรษฐกิจ พลังงาน และสิ่งแวดล้อม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.18 ผลการเปรียบเทียบของระบบผลิตไฟฟ้าขนาดใหญ่ที่มีหน่วยผลิต 40 หน่วย ที่มีการพิจารณาฟังก์ชันต้นทุนเชื้อเพลิงแบบไม่ราบเรียบและมีผลกระทบจากจุดคว่ำ

Units	Method				
	MPSO [34]	IGA [34]	PSO-LRS [31]	CJAYA [31]	LI Algorithm
1	114.000	110.97	111.9858	114.0000	114
2	114.000	110.88	110.5273	111.6651	114
3	120.000	98.17	98.5560	119.9876	120
4	182.222	178.85	182.9622	188.2606	190
5	97.000	87.78	87.7254	96.9763	97
6	140.000	140.00	139.9933	139.9488	140
7	300.000	260.37	259.6628	264.0949	300
8	299.021	286.83	297.7912	299.9814	300
9	300.000	285.14	284.8459	284.9042	300
10	130.000	204.86	130.0000	130.0908	130
11	94.000	165.98	94.6741	94.0011	94
12	94.000	167.75	94.3734	94.0000	94
13	125.000	214.31	214.7369	125.1028	125
14	304.485	305.65	394.1370	394.2529	271.6755
15	394.607	393.66	483.1816	484.1262	266.6666
16	305.323	394.60	304.5381	304.5950	266.6666
17	490.272	489.22	489.2139	490.8265	500
18	500.000	489.25	489.6154	489.3438	500
19	511.404	511.23	511.1782	511.3775	550
20	512.174	510.69	511.7336	512.1395	550
21	550.000	524.74	523.4072	523.6621	550
22	523.655	525.52	523.4599	523.3534	550
23	534.661	522.98	523.4756	524.9677	550
24	550.000	522.22	523.7032	524.2850	550
25	525.057	523.26	523.7854	522.9279	550
26	549.155	523.32	523.2757	523.2298	550
27	10.000	10.000	10.000	10.0000	10
28	10.000	10.000	10.6251	10.0047	10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

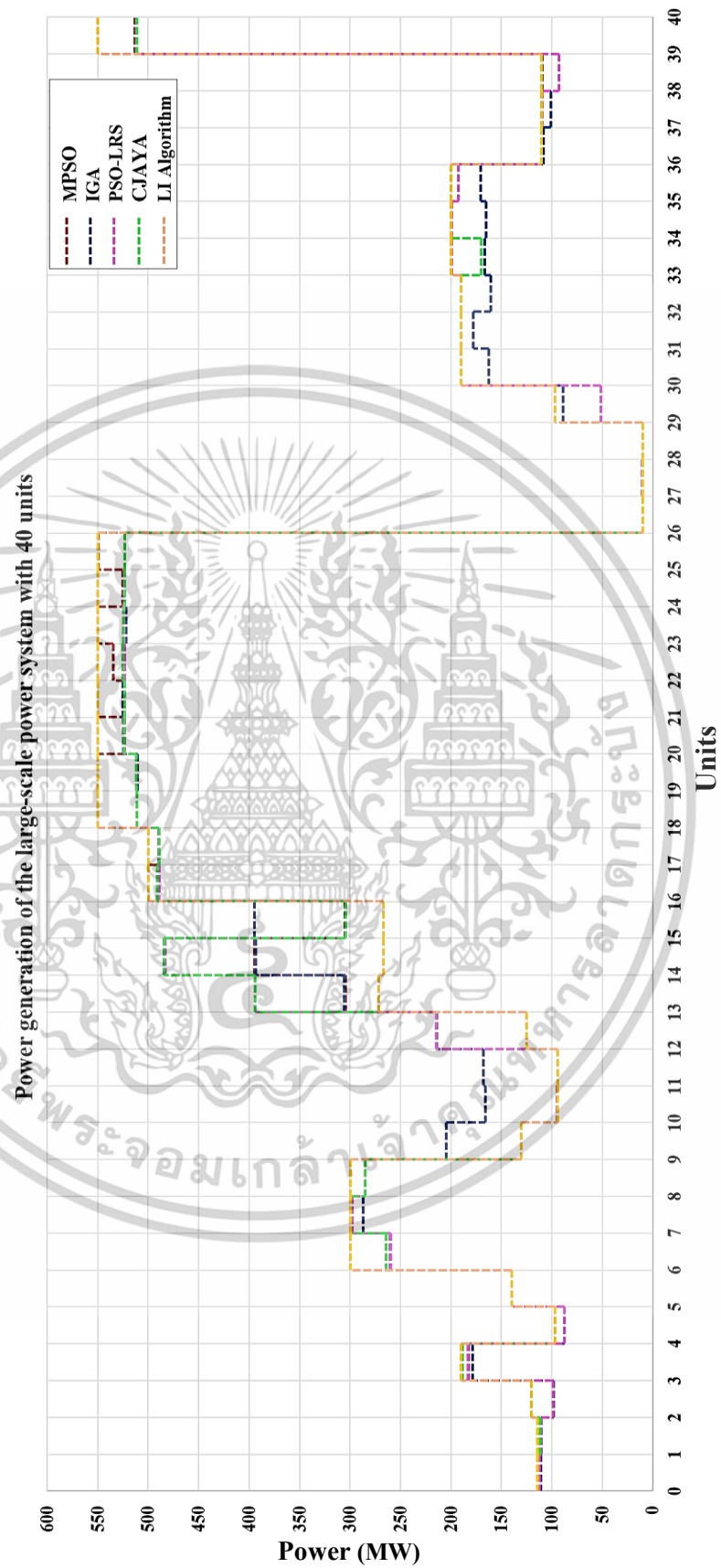
ตารางที่ 4.18 (ต่อ)

Units	Method				
	MPSO [34]	IGA [34]	PSO-LRS [31]	CJAYA [31]	LI Algorithm
29	10.000	10.000	10.0727	10.0000	10
30	97.000	88.86	51.3321	97.0000	97
31	190.000	162.30	189.8048	190.0000	190
32	190.000	177.94	189.7386	189.9503	190
33	190.000	160.18	189.9122	190.0000	190
34	200.000	166.54	199.3258	169.8860	200
35	200.000	164.80	199.3065	199.8549	200
36	200.000	170.68	192.8977	199.9896	200
37	110.000	108.17	110.0000	109.9712	110
38	110.000	100.68	109.8628	109.9977	110
39	110.000	109.34	92.8751	109.9871	110
40	512.964	511.28	511.6883	511.2250	550
Load (MW)	10500	10500	10500	10500	10500
Time (s)	N/A	N/A	N/A	N/A	235.05
Total Cost (\$/h)	122252.26	121915.93	122035.79	121799.88	121714.07

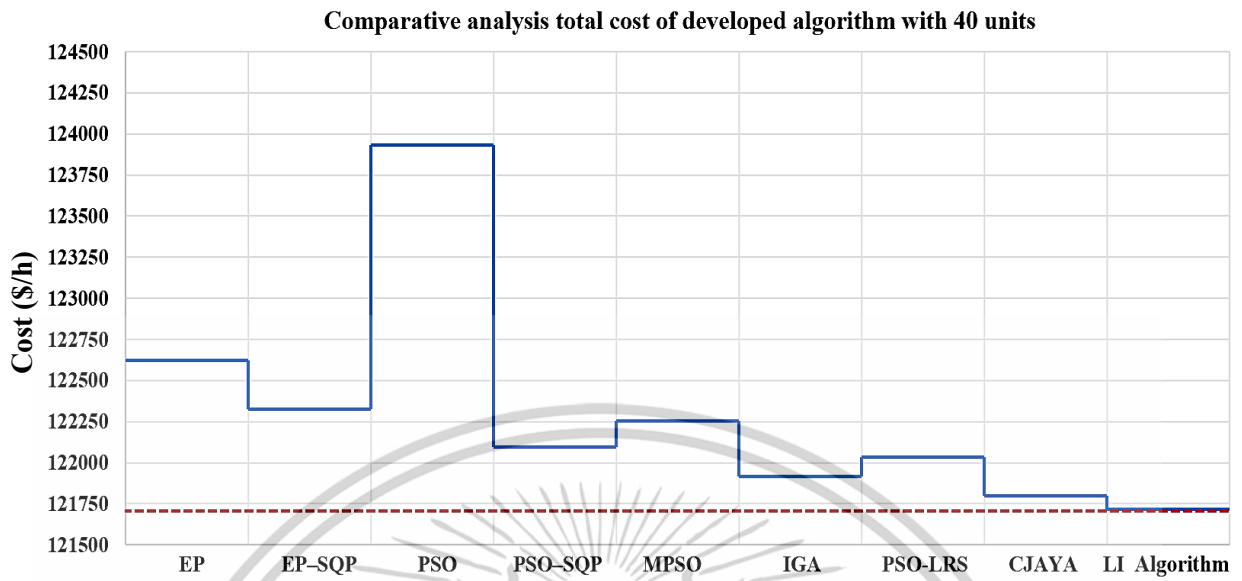
ตารางที่ 4.19 ผลการเปรียบเทียบเวลาในการคำนวณหาผลเฉลยเพื่อรู้เข้าหาค่าตอบ

Method	Cost (\$/h)	CPU Time (s)
EP [35]	122,624.35	1167.35
EP-SQP [35]	122,323.97	997.73
PSO [35]	123,930.45	933.39
PSO-SQP [35]	122,094.67	733.97
MPSO [34]	122,252.26	N/A
IGA [34]	121,915.93	N/A
PSO-LRS [31]	122,035.79	N/A
CJAYA [31]	121,799.88	N/A
LI Algorithm	121,714.07	235.05

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปเผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.16 การจัดสรรกำลังการผลิตของเครื่องกำเนิดไฟฟ้าจำนวน 40 หน่วย เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.17 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมต่าง ๆ ที่ถูกนำมาใช้สำหรับการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ภายใต้เงื่อนไขภาระโหลดรวม 10,500 เมกะวัตต์

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 5

แบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้า

ในบทนี้จะกล่าวถึงการออกแบบและสร้างแบบจำลองเพื่อประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งในการออกแบบจำลองต้องเตรียมข้อมูลอินพุต (input) และเอาต์พุต (output) สำหรับการเรียนรู้ (training) และการทดสอบ (testing) ในสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม การเตรียมค่าอินพุตต้องมีความเหมาะสมสำหรับการหาค่าถ่วงน้ำหนักและตัวปรับค่าได้ โดยอยู่ในรูปของเมทริกซ์ หากจำนวนอินพุตและจำนวนชั้นซ่อน มีมากเกินไปจะทำให้การประมวลผลเป็นไปได้ช้า และหากจำนวนอินพุตและจำนวนชั้นซ่อนมีน้อยเกินไปอาจจะทำให้เกิดความแม่นยำในการประมวลผลด้อยลง นอกจากนี้ยังกล่าวถึงระบบอนุमानนิเวศที่ปรับได้

5.1 ข้อมูลสำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบ

ข้อมูลสำหรับการฝึกเรียนรู้ (training) และการทดสอบ (testing) ได้ถูกพิจารณาจากระบบ IEEE 57 บัส ที่มีการปรับปรุงโดยการเพิ่มแหล่งผลิตไฟฟ้าจากพลังงานทดแทนเข้ามาในระบบ ซึ่งประกอบด้วยเครื่องกำเนิดไฟฟ้าพลังงานความร้อน จำนวน 7 เครื่อง ติดตั้งอยู่ที่บัส 1, 2, 3, 6, 8, 9, และ 12 ตามลำดับ นอกจากนี้ ยังมีระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานลมติดตั้งที่บัส 39 และระบบผลิตไฟฟ้าจากพลังงานแสงอาทิตย์ติดตั้งที่บัส 45 พารามิเตอร์ที่ใช้สำหรับการเรียนรู้และการทดสอบ ถูกแสดงในตารางที่ 5.1 ซึ่งได้กำหนดภาระโหลดให้มีการเปลี่ยนแปลงทีละ 1 เมกะวัตต์ โดยเริ่มตั้งแต่ 900 เมกะวัตต์ ไปจนถึง 1200 เมกะวัตต์ เพื่อให้สามารถทดสอบและวิเคราะห์การจ่ายพลังงานในสถานการณ์ที่แตกต่างกันได้

ตารางที่ 5.1 ข้อมูลสำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบ

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_{Solar}	P_{wind}	λ	P_D
101.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4209	900
102.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4349	901
103.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4489	902
104.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4629	903
105.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4769	904
106.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4909	905
107.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5049	906
108.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5189	907
109.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5329	908
110.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5469	909
111.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5609	910
112.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5749	911
113.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5889	912

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 5.1 (ต่อ)

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_{Solar}	P_{wind}	λ	P_D
114.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6029	913
115.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6169	914
116.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6309	915
117.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6449	916
118.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6589	917
119.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6729	918
120.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.6869	919
121.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7009	920
122.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7149	921
123.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7289	922
124.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7429	923
125.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7569	924
126.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7709	925
127.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7849	926
128.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.7989	927
129.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.8129	928
130.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.8269	929
131.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.8409	930
132.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.8549	931
133.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.8689	932
.....
.....
.....
161.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2609	1050
162.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2749	1051
163.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2889	1052
164.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3029	1053
165.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3169	1054
166.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3309	1055
167.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3449	1056
168.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3589	1057
169.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3729	1058
170.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3869	1059
171.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4009	1060
172.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4149	1061
173.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4289	1062
174.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4429	1063
175.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4569	1064
.....
.....
.....
293.282	58.207	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1059	1190
293.857	58.632	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1163	1191
294.433	59.056	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1208	1192
295.009	59.480	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1301	1193
295.585	59.905	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1382	1194
296.161	60.329	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1463	1195
296.736	60.753	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1543	1196
297.312	61.178	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1624	1197
297.888	61.602	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1704	1198
298.464	62.026	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1785	1199
299.040	62.450	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1866	1200

เอกสารนี้เป็นเอกสารลิขสิทธิ์สงวนไว้สำหรับการใช้งานที่มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าธนบุรี โดยสงวนลิขสิทธิ์ไว้โดยไม่แจ้งความแต่ประการใด

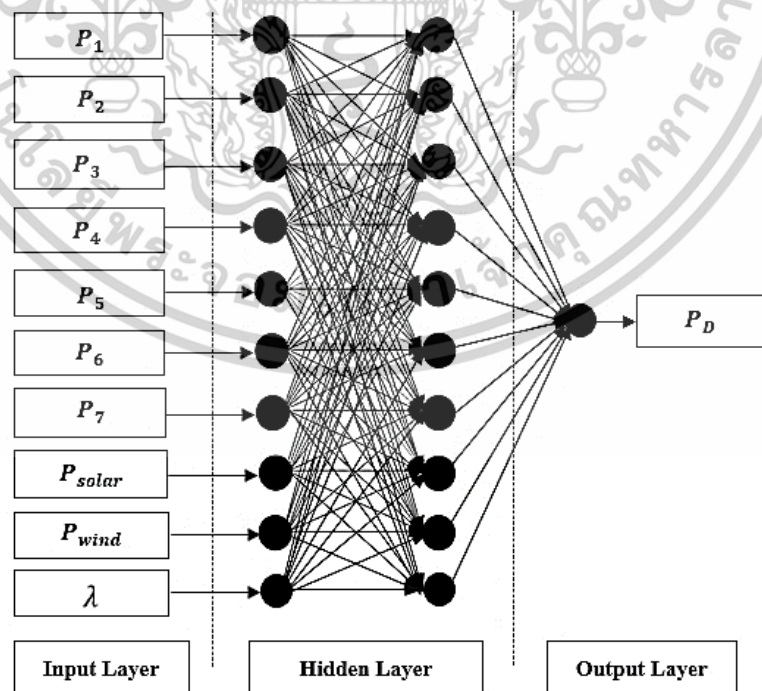
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2 การออกแบบจำลองโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) เป็นเครื่องมือที่มีความสามารถในการเรียนรู้และจดจำรูปแบบที่ซับซ้อนจากข้อมูล ซึ่งได้รับความนิยมในหลายสาขา รวมถึงการแก้ปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ซึ่งเป็นปัญหาที่เกี่ยวข้องกับการกำหนดการจ่ายพลังงานจากแหล่งพลังงานต่างๆ ให้มีความเหมาะสมและประหยัดที่สุด โครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนจากข้อมูลการผลิตไฟฟ้าและการใช้พลังงาน ซึ่งทำให้สามารถคาดการณ์ได้ว่าเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่องจะต้องจ่ายพลังงานเท่าไรเพื่อให้ได้ต้นทุนต่ำสุดในขณะที่ต้องสนองความต้องการโหลด

5.2.1 แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

สำหรับปัญหานี้จะใช้การฝึกฝนโครงข่ายประสาทในรูปแบบของการส่งข้อมูลไปข้างหน้า (feedforward) พร้อมกับการปรับน้ำหนักของโครงข่ายผ่านกระบวนการย้อนกลับ (back-propagation neural network) เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำ การฝึกโครงข่ายจะทำให้ระบบสามารถปรับตัวและค้นหาความสัมพันธ์ที่ดีที่สุดระหว่างตัวแปรต่างๆ เช่น พลังงานที่ผลิตจากแต่ละเครื่องกำเนิดไฟฟ้าและต้นทุนที่เกี่ยวข้อง ทำการออกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ประเมินความต้องการไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด ประกอบไปด้วยชั้นอินพุต ชั้นซ่อน (จำนวน 2 ชั้น) และชั้นเอาต์พุต แสดงดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 สถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2.2 ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้ในการประเมินความต้องการไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด สามารถแบ่งออกเป็นหลายขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: การเตรียมข้อมูล (data preparation)

แบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด คือ ชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้ (training data) และชุดข้อมูลทดสอบ (testing data) โดยชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้จะใช้ในการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม และชุดข้อมูลทดสอบจะใช้ในการทดสอบความแม่นยำของโมเดล โดยมีข้อมูลที่จำเป็นสำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบโครงข่ายประสาทเทียม ได้แก่ กำลังไฟฟ้าที่ผลิตจากเครื่องกำเนิดไฟฟ้า กำลังไฟฟ้าที่ได้จากพลังงานลมและพลังงานแสงอาทิตย์ ต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต ความต้องการไฟฟ้าหรือภาระโหลด (load demand) ที่แตกต่างกัน จากนั้น ทำการโหลดข้อมูลเข้าโปรแกรม แสดงดังรูปที่ 5.2

```
%Data Preparation
load Data_ANN.m
[NumRows,NumCols] = size(Data_ANN);
index = randperm(NumRows);
S_data = Data_ANN(index,:);
traininput_C = S_data(1:200,1:10);
traintarget_C = S_data(1:200,11);
testinput_C = S_data(201:end,1:10);
testtarget_C = S_data(201:end,11);
ANNtraininput_C = traininput_C;
ANNtraintarget_C = traintarget_C;
ANNtestinput_C = testinput_C;
ANNtesttarget_C = testtarget_C;
```

รูปที่ 5.2 การโหลดข้อมูลอินพุตกับเอาต์พุต

ขั้นตอนที่ 2: การออกแบบโครงข่าย (network design)

กำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่มีกระบวนการฝึกสอนแบบป้อนไปข้างหน้า มีการแพร่กลับความผิดพลาดแบบ trainlm หรือแบบลาเวนเบิร์ก มาร์คอฟท์ (Levenberg Marquardt) โดยเลือกจำนวนของชั้นและจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้น ได้แก่ ชั้นอินพุต, ชั้นซ่อน, และชั้นเอาต์พุต จากรูปที่ 5.3 แสดงการเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนแต่ละชั้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ยกตัวอย่างเช่น ชั้นซ่อนที่ 1 มีจำนวน 10 นิวรอน, ชั้นซ่อนที่ 2 มีจำนวน 50 นิวรอน, และชั้นซ่อนที่ 3 มีจำนวน 12 นิวรอน เป็นต้น

```
% Levenberg-Marquardt backpropagation.
trainFcn = 'trainlm';
% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize1 = 10;
hiddenLayerSize2 = 50;
hiddenLayerSize3 = 12;
net_C = fitnet([hiddenLayerSize1 hiddenLayerSize2 hiddenLayerSize3],trainFcn);
net_C = fitnet([hiddenLayerSize1 hiddenLayerSize2],trainFcn);
net_C = fitnet([hiddenLayerSize1],trainFcn);
```

รูปที่ 5.3 การกำหนดโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 3: การกำหนดชุดข้อมูล (setup division of data)

กำหนดให้ตัวแปร net_C.layers{1} เป็นชั้นซ่อนที่ 1 มีการเลือกใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบ tansig หรือไบโพลาร์ซิกมอยด์ (Bipolar sigmoid) กำหนดให้ตัวแปร net_C.layers{2} เป็นชั้นซ่อนที่ 2 มีการเลือกใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบ logsig กำหนดให้ตัวแปร net_C.layers{3} เป็นชั้นซ่อนที่ 3 มีการเลือกใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นแบบ logsig

ขั้นตอนในการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่ Training, Validation, และ Testing เพื่อใช้ในการฝึกเรียนรู้, ตรวจสอบ, และทดสอบประสิทธิภาพของโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดังรูปที่ 5.4 ซึ่งแต่ละกลุ่มจะมีหน้าที่และวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกันดังนี้

1) Training Data (ชุดข้อมูลสำหรับฝึกเรียนรู้)

ใช้ในการฝึกโมเดลเพื่อให้มันเรียนรู้จากข้อมูล โดยการปรับพารามิเตอร์ เช่น น้ำหนักและตัวปรับค่าได้ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่เหมาะสมที่สุด ชุดข้อมูลนี้จะเป็นข้อมูลที่โมเดลใช้เพื่อค้นหาความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตและเอาต์พุต ส่วนใหญ่คิดเป็น 50-80% ของข้อมูลทั้งหมด

2) Validation Data (ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบ)

ใช้สำหรับการตรวจสอบและปรับปรุงโมเดลระหว่างการฝึกฝน เช่น การเลือกพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด หรือการตัดสินใจเกี่ยวกับจำนวนรอบ (epochs) ที่จะฝึกเรียนรู้ ชุดข้อมูลนี้จะช่วยในการตรวจสอบว่า โมเดลกำลังเรียนรู้ได้ดีหรือไม่ และช่วยในการปรับพารามิเตอร์เพื่อป้องกันการ overfitting ขนาดของชุดข้อมูลนี้คิดเป็น 10-25% ของข้อมูลทั้งหมด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีกรนำไปใช้

3) Testing Data (ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ)

ใช้ทดสอบโมเดลหลังจากที่ฝึกเสร็จแล้ว เพื่อประเมินผลลัพธ์และตรวจสอบความแม่นยำของโมเดล ชุดข้อมูลนี้จะไม่ได้ถูกใช้ในการฝึกหรือปรับแต่งโมเดล แต่จะใช้เพื่อตรวจสอบว่าโมเดลสามารถทำงานได้ดีในกรณีที่เจอข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน ขนาดของชุดข้อมูลนี้จะมีขนาดใกล้เคียงกับชุดข้อมูลตรวจสอบ หรืออาจจะเล็กกว่า คิดเป็น 10-25% ของข้อมูลทั้งหมด

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing

```
net_C.layers{1}.transferFcn = 'tansig';
net_C.layers{2}.transferFcn = 'logsig';
net_C.layers{3}.transferFcn = 'logsig';
net_C.divideParam.trainRatio = 50/100;
net_C.divideParam.valRatio = 25/100;
net_C.divideParam.testRatio = 25/100;
```

รูปที่ 5.4 การเลือกใช้ฟังก์ชันการกระตุ้นและการแบ่งชุดข้อมูล

ขั้นตอนที่ 4: กำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม แสดงดังรูปที่ 5.5 โดยเฉพาะการกำหนดอัตราการเรียนรู้ที่สูงเกินไปอาจทำให้โมเดลไม่สามารถเรียนรู้ได้ดี ในทางตรงกันข้ามถ้ากำหนดอัตราการเรียนรู้ที่ต่ำเกินไปอาจทำให้โมเดลใช้เวลานานในการฝึก หากพิจารณาจำนวนรอบการฝึก คือ จำนวนครั้งที่ชุดข้อมูลฝึกถูกนำไปผ่านโครงข่ายประสาทในการเรียนรู้ ในการกำหนดจำนวนรอบการฝึกต้องพิจารณาอย่างรอบคอบ เพราะหากฝึกมากเกินไปอาจทำให้เกิด overfitting (การเรียนรู้มากเกินไปกับข้อมูลฝึก) หรือฝึกน้อยเกินไปอาจทำให้โมเดลไม่สามารถเรียนรู้ได้เต็มที่ ฉะนั้น การกำหนดพารามิเตอร์อย่างรอบคอบจะช่วยให้โมเดลโครงข่ายประสาทเทียมสามารถเรียนรู้และทำนายผลได้ประสิทธิภาพดีขึ้น

%แสดงผลการคำนวณทุก ๆ รอบการคำนวณ

```
net_C.trainparam.show = 1;
```

%กำหนดให้การคำนวณสิ้นสุดในรอบที่ 100

```
net_C.trainparam.epochs = 100;
```

%สมรรถนะเป้าหมายที่ต้องการสอนมี default เท่ากับ 1e-8

```
net_C.trainparam.goal = 0.00000001;
```

รูปที่ 5.5 การกำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

```

%ค่าโมเมนตัม
net_C.trainparam.mc = 0.8;
%อัตราการเรียนรู้มี default เท่ากับ 0.05
net_C.trainparam.lr = 0.05;
%อัตราการเพิ่มของอัตราการเรียนรู้
net_C.trainparam.lr_inc = 1.05;
%อัตราการลดของอัตราการเรียนรู้
net_C.trainparam.lr_dec = 0.7;
%ค่า Validation failures
net_C.trainparam.max_fail=50;
%ค่าสมรรถนะเพิ่มขึ้นสูงสุด
net_C.trainparam.max_perf_inc = 1.04;
%ค่า gradient ของสมรรถนะน้อยที่สุด
net_C.trainparam.min_grad = 0.0000000001;
%ไม่จำกัดเวลาในการคำนวณ
net_C.trainparam.time = inf;

```

รูปที่ 5.5 (ต่อ)

ขั้นตอนที่ 5: กำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้นตามวิธีการของเหงียน-วิดโรว์ (Nguyen and Widrow) โดยคำสั่ง `net_C = init(net_C)` เป็นการเรียกคำสั่ง `net_C.initFcn` มาทำการหาค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น ที่กำหนดพารามิเตอร์ไว้ในคำสั่ง `net_C.initParam` สำหรับการสอนแบบแพร่ย้อนกลับจะกำหนดฟังก์ชันเป็น `'initnw'` หมายความว่า ให้คำนวณค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้นของชั้นที่ 1 ด้วยวิธีของเหงียน-วิดโรว์ แสดงดังรูปที่ 5.6

```

%กำหนดค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น
net_C.initFcn = 'initlay';
net_C.layers{1}.initFcn = 'initnw';
net_C = init(net_C);

```

รูปที่ 5.6 กำหนดค่าน้ำหนักและไบอัสเริ่มต้น

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 6 : ทำการฝึกสอนให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้จดจำข้อมูลอินพุตและข้อมูลเอาต์พุต โดยคำสั่ง `[net_C,tr] = train(net_C,ANNtraininput_C,ANNtraintarget_C)`; หมายความว่า มีการฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียมชื่อ `net_C` โดยมีข้อมูลอินพุต คือ `ANNtraininput_C` และมีข้อมูลเอาต์พุต คือ `ANNtraintarget_C` แสดงดังรูปที่ 5.7

```
% Train the Network
net = train(net,pn,tn);
[net_C,tr] = train(net_C,ANNtraininput_C,ANNtraintarget_C);
```

รูปที่ 5.7 ฝึกสอนโครงข่ายประสาทเทียม

ขั้นตอนที่ 7: ทำการทดสอบหาคำตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม

โดยคำสั่ง `ANN_testoutput_C = sim(net_C,ANNtestinput_C)`; เป็นการนำค่าอินพุต `ANNtestinput_C` ที่ผ่านการลดทอนขนาดข้อมูลแล้ว มาคำนวณในโครงข่าย `net_C` แล้วเก็บผลลัพธ์ไว้ที่ตัวแปร `ANN_testoutput_C` โดยคำสั่ง `e = gsubtract(ANNtraintarget_C, ANN_trainedoutput_C)`; หมายถึง การคำนวณความแตกต่างระหว่างค่าจริง (target values) และค่าที่ทำนายโดยโมเดล (predicted values) ที่ได้จากโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล คำสั่งนี้จะคำนวณผลต่าง หรือความผิดพลาดระหว่างค่าจริงกับค่าที่ทำนายของโครงข่ายประสาทเทียม โดยผลลัพธ์ที่ได้ (`e`) จะเป็นเวกเตอร์ที่เก็บค่าความแตกต่างในแต่ละจุดของข้อมูลที่ทดสอบหรือฝึก ถ้า `e` มีค่ามาก แสดงว่าโมเดลทำนายได้ไม่ดี แต่ถ้า `e` มีค่าใกล้เคียงกับศูนย์ แสดงว่าโมเดลทำนายได้แม่นยำ แสดงดังรูปที่ 5.8 โดยค่า `ANNtraintarget_C` คือ ค่าจริงหรือค่าเป้าหมาย ที่ถูกใช้ในการฝึกโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม และค่า `ANN_trainedoutput_C` คือ ค่าผลลัพธ์ที่ทำนายได้จากโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมหลังจากที่ได้รับการฝึกเสร็จสิ้น ดังนั้น การคำนวณความผิดพลาดนี้มักใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม โดยการหาค่าความผิดพลาดเฉลี่ย (MSE หรือ Mean Squared Error) หรือการประเมินอื่นๆ เช่น RMSE (Root Mean Squared Error)

```
%Testing of ANN
ANN_testoutput_C = sim(net_C,ANNtestinput_C);
%Test the Network
ANN_trainedoutput_C = net_C(ANNtraininput_C);
e = gsubtract(ANNtraintarget_C,ANN_trainedoutput_C);
performance = perform(net_C,ANNtraintarget_C,ANN_trainedoutput_C)
```

รูปที่ 5.8 ทดสอบหาคำตอบจากโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.2.3 แนวทางการป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANN

การป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANN เป็นสิ่งสำคัญเพื่อให้โมเดลสามารถทำงานได้ดี ทั้งกับข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน overfitting เกิดขึ้นเมื่อโมเดลเรียนรู้ รายละเอียดในข้อมูลฝึกสอนมากเกินไป ทำให้ประสิทธิภาพลดลงเมื่อทดสอบกับข้อมูลใหม่ แนวทาง ในการป้องกัน overfitting มีดังนี้

- 1) การหยุดการฝึกสอนเมื่อประสิทธิภาพของโมเดลบนชุดข้อมูลตรวจสอบเริ่มลดลง แม้ว่า ประสิทธิภาพบนชุดข้อมูลฝึกสอนจะยังคงเพิ่มขึ้นก็ตาม วิธีนี้ช่วยป้องกันไม่ให้โมเดลเรียนรู้รายละเอียด ที่ไม่จำเป็นจากข้อมูลฝึกสอน
- 2) ลดความซับซ้อนของโมเดล โดยการลดจำนวนชั้น หรือนิวรอนในแต่ละชั้นของโมเดล เพื่อ ลดความสามารถในการเรียนรู้รายละเอียดที่ไม่จำเป็นจากข้อมูลฝึกสอน
- 3) การแบ่งข้อมูลออกเป็นหลายส่วนเพื่อฝึกสอนและทดสอบโมเดลในแต่ละรอบ ช่วยให้ สามารถประเมินประสิทธิภาพของโมเดลได้แม่นยำขึ้นและลดโอกาสการเกิด Overfitting

5.3 การออกแบบจำลองโดยใช้ระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

เป็นการรวมกันระหว่างโครงข่ายประสาทเทียม (neural networks) และระบบฟัซซี (fuzzy logic system) โดยใช้ความสามารถในการเรียนรู้จากข้อมูล (learning) ของโครงข่ายประสาทเทียม และการประมวลผลข้อมูลแบบฟัซซีเพื่อช่วยในการสร้างโมเดลที่สามารถทำนายหรือควบคุมระบบที่ ซับซ้อนได้ดีขึ้น

5.3.1 แบบจำลองระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้

การกำหนดพารามิเตอร์ของโมเดล ANFIS ประกอบด้วย

- 1) ประเภทของฟังก์ชันสมาชิก (membership function) ANFIS ใช้ฟังก์ชันสมาชิกในการ แปลงค่าตัวแปรจริงให้เป็นค่าฟัซซี ซึ่งประเภทของฟังก์ชันสมาชิกที่นิยมใช้ใน ANFIS ได้แก่ triangular membership function (trimf), trapezoidal membership function (trapmf), gaussian membership function (gaussmf) เป็นต้น

2) จำนวนฟังก์ชันสมาชิก (MFs) การเลือกจำนวนฟังก์ชันสมาชิกจะส่งผลต่อความสามารถใน การจำแนกข้อมูล หากเลือกฟังก์ชันสมาชิกจำนวนมากขึ้น อาจทำให้มีความซับซ้อนในการคำนวณ มากขึ้น แต่ก็สามารถสร้างการแยกแยะได้ละเอียดกว่า

3) อัลกอริธึมการเรียนรู้ (learning algorithm) ANFIS ใช้อัลกอริธึมการเรียนรู้เพื่อปรับ ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกและกฎฟัซซีให้ดีที่สุดผ่านกระบวนการฝึกโมเดล

4) ประเภทของกฎฟัซซี (fuzzy rules) ระบบ ANFIS ใช้กฎฟัซซีในการตัดสินใจเกี่ยวกับ ผลลัพธ์ตามค่าของตัวแปรอินพุต กฎฟัซซีสามารถสร้างได้จากการรวมฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ สำหรับ ANFIS สามารถสร้างกฎฟัซซีจากการคำนวณการรวมของอินพุตที่ผ่านการปรับแต่ง

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่ได้รับอนุญาต

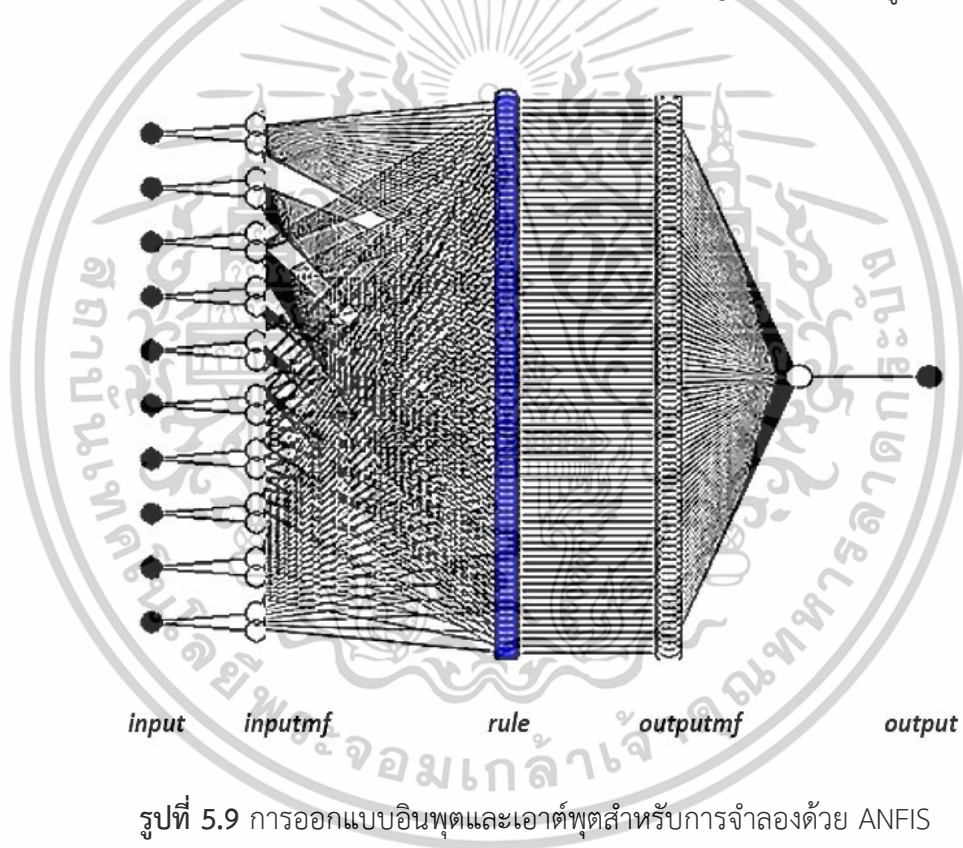
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5) จำนวนตัวแปรอินพุต การกำหนดจำนวนอินพุตในระบบจะส่งผลต่อความซับซ้อนของโมเดล โดยในกรณีนี้ โมเดลมีอินพุตทั้งหมด 10 ตัวแปร

6) ประเภทของเอาต์พุต ในกรณีนี้เอาต์พุตของโมเดลคือ การทำนายความต้องการไฟฟ้า (power load demand) ซึ่งเป็นค่าต่อเนื่องที่ใช้ในการควบคุมหรือทำนาย

โมเดล ANFIS ที่แสดงในรูปที่ 5.9 ใช้การตั้งค่าของ ANFIS ด้วยข้อมูลอินพุตจำนวน 10 ตัว โดยจำนวนฟังก์ชันสมาชิก (MFs) ของอินพุต คือ 2-2-2-2-2-2-2-2 ซึ่งหมายความว่า แต่ละอินพุตจะมีฟังก์ชันสมาชิกจำนวน 2 ตัว

ผลลัพธ์ของโมเดล คือ การคาดการณ์ความต้องการไฟฟ้าหรือภาระโหลด ซึ่งเป็นตัวแปรเอาต์พุตของโมเดล ฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ คือ trimf และ linear นอกจากนี้ยังมี 1024 กฎ (fuzzy rules) สำหรับการดำเนินการทางตรรกะของ ANFIS ที่เป็นแบบ Sugeno. แสดงดังรูปที่ 5.9



5.3.2 กระบวนการทดสอบแบบจำลองระบบอนุমানนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้

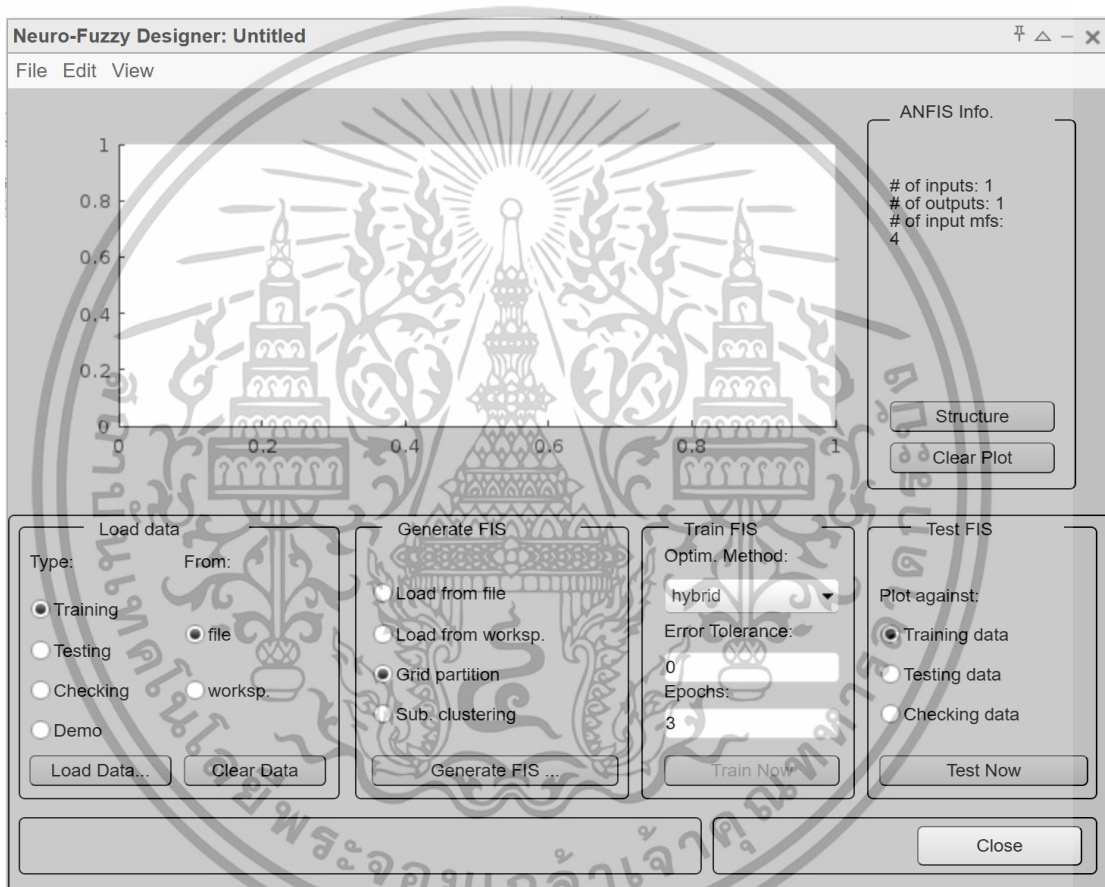
ขั้นตอนการทดสอบแบบจำลองระบบอนุমানนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ที่ใช้ในการประเมินความต้องการไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัด สามารถแบ่งออกเป็นหลายขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1: ใช้ข้อมูลอินพุตและเอาต์พุตจากการออกแบบอัลกอริทึมสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดโดยใช้วิธีการวนซ้ำแบบแลมดาในการคำตอบที่เหมาะสมที่สุด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 2: เลือกข้อมูลเป็นชุดข้อมูลฝึก (training data) และชุดข้อมูลทดสอบ (testing data) โดยกำหนดให้ค่าต้นทุนส่วนเพิ่มของการผลิต ค่ากำลังไฟฟ้าที่ผลิตได้จากเครื่องกำเนิดไฟฟ้าแต่ละเครื่อง ค่ากำลังไฟฟ้าที่ได้จากพลังงานลมและพลังงานแสงอาทิตย์เป็นตัวแปรอินพุต ส่วนความต้องการไฟฟ้าหรือภาระโหลดเป็นตัวแปรเอาต์พุต ซึ่งตัวแปรดังกล่าวเป็นส่วนสำคัญในกระบวนการ ANFIS

ขั้นตอนที่ 3: ใช้คำสั่ง “anfisedit” ในหน้าต่างคำสั่ง (command window) เพื่อแสดง Neuro-Fuzzy Designer ดังรูปที่ 5.10



รูปที่ 5.10 หน้าต่าง Neuro-Fuzzy Designer

ขั้นตอนที่ 4: เลือกโหลดข้อมูล (load data) แล้วเลือกคำว่า “Training” หรือ “Testing” พร้อมกับเลือกตัวแปรอินพุตเข้าไปใน ANFIS แสดงดังรูปที่ 5.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

รูปที่ 5.11 การเลือกชนิดของข้อมูลสำหรับการ training หรือ testing

ขั้นตอนที่ 5: การสร้าง FIS (Fuzzy Inference System) แสดงดังรูปที่ 5.12 โดยเลือกคำว่า “Grid partition” และกด “Generate FIS” จากนั้น จะแสดงหน้าต่างดังรูปที่ 5.13 เลือกจำนวนฟังก์ชันสมาชิก (MFs) และชนิดของ MF

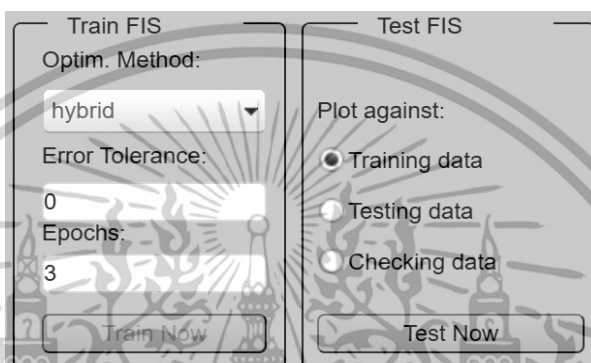
รูปที่ 5.12 การ Generate FIS

รูปที่ 5.13 การเลือกจำนวนและชนิดฟังก์ชันสมาชิก (MFs)
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาก็ได้เช่น เมื่อผู้ผู้เห็นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ขั้นตอนที่ 6: เริ่มการฝึกและทดสอบ ANFIS แล้วเลือก “Train Now” หรือ “Test Now” เพื่อให้ได้ค่าความผิดพลาดของการฝึกและการทดสอบ แสดงดังรูปที่ 5.14

การฝึกในขั้นตอนนี้ ANFIS จะใช้ข้อมูลฝึกเพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันสมาชิกและกฎฟuzzyให้สามารถทำนายค่าที่แม่นยำมากที่สุด การเรียนรู้จะใช้การปรับน้ำหนัก เพื่อให้ระบบสามารถทำนายค่าผลลัพธ์ได้อย่างถูกต้อง

การทดสอบเกิดขึ้นหลังจากการฝึกเสร็จสิ้นแล้ว ระบบจะถูกทดสอบด้วยข้อมูลใหม่ เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำในการทำนายของโมเดล



รูปที่ 5.14 การฝึกและทดสอบ ANFIS

ขั้นตอนที่ 7: ค้นหาผลลัพธ์โดยใช้คำสั่ง “evalfis” ในหน้าต่างคำสั่ง โปรแกรมจะแสดงข้อมูลเอาต์พุต

5.3.3 แนวทางการป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANFIS

การป้องกันปัญหา overfitting ในโมเดล ANFIS มีความสำคัญเพื่อให้โมเดลสามารถทำงานได้ดีทั้งกับข้อมูลฝึกสอนและข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน overfitting เกิดขึ้นเมื่อโมเดลเรียนรู้รายละเอียดในข้อมูลฝึกสอนมากเกินไป ทำให้ประสิทธิภาพลดลงเมื่อทดสอบกับข้อมูลใหม่ แนวทางในการป้องกัน overfitting มีดังนี้

1) ลดจำนวนกฎด้วยการใช้วิธีการแบ่งกลุ่มแบบ subtractive clustering แทนการแบ่งแบบ grid partitioning ช่วยลดจำนวนกฎที่เกิดขึ้นจากการฝึกสอนโมเดล ANFIS ซึ่งช่วยลดความซับซ้อนของโมเดลและป้องกัน overfitting ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2) ลดความซับซ้อนของโมเดล การลดจำนวนอินพุตหรือลดจำนวนพารามิเตอร์ในระบบฟuzzy ช่วยลดความซับซ้อนของโมเดล ซึ่งสามารถลดโอกาสการเกิด overfitting ได้

3) การใช้ชุดข้อมูลฝึกสอนที่ครอบคลุมและหลากหลายช่วยให้โมเดลเรียนรู้จากข้อมูลที่หลากหลายและลดโอกาสการเกิด overfitting

4) การใช้เทคนิคการปรับพารามิเตอร์ด้วยวิธีการ Optimization เพื่อปรับพารามิเตอร์ของโมเดล ANFIS ช่วยให้โมเดลมีความสามารถในการเรียนรู้ที่ดีขึ้นและลดโอกาสการเกิด Overfitting

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น มิฉะนั้นผู้ใดที่เห็นไปใช้ประโยชน์ทางานการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

5.4 เกณฑ์ในการตรวจสอบโมเดลเมื่อเริ่ม overfitting

การวินิจฉัยว่าโมเดล ANN หรือโมเดล ANFIS เริ่มเกิดปัญหา overfitting สามารถทำได้โดยการสังเกตพฤติกรรมของโมเดลระหว่างการฝึกสอนและการทดสอบ โดยใช้เกณฑ์ต่าง ๆ ดังนี้

1) การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำระหว่างชุดฝึกสอน (training) และชุดตรวจสอบ (validation)

Overfitting: ความแม่นยำบนชุดฝึกสอนสูงมาก (เช่น 95%) แต่ความแม่นยำบนชุดตรวจสอบต่ำกว่ามาก (เช่น 75%) แสดงว่า โมเดลเรียนรู้รายละเอียดเฉพาะของชุดฝึกสอนและไม่สามารถเรียนรู้กับข้อมูลใหม่ได้

Underfitting: ความแม่นยำทั้งบนชุดฝึกสอนและชุดตรวจสอบต่ำ แสดงว่า โมเดลยังไม่สามารถเรียนรู้รูปแบบจากข้อมูลได้อย่างเพียงพอ

2) การวิเคราะห์ช่องว่างระหว่างค่าความแม่นยำบนชุดฝึกสอน (training) และชุดตรวจสอบ (validation)

Overfitting: หากช่องว่างระหว่างค่าความแม่นยำบนชุดฝึกสอนและชุดตรวจสอบกว้าง แสดงว่าโมเดลกำลัง overfit

Underfitting: หากค่าความแม่นยำทั้งบนชุดฝึกสอนและชุดตรวจสอบต่ำ แสดงว่าโมเดลยังไม่สามารถเรียนรู้รูปแบบจากข้อมูลได้อย่างเพียงพอ

บทที่ 6

การทดสอบแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้า

ในบทนี้จะกล่าวถึงการทดสอบแบบจำลองการประมาณความต้องการพลังงานไฟฟ้าสำหรับปัญหาการจ่ายโหลดอย่างประหยัดของระบบผลิตไฟฟ้าแบบผสมผสานด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุमानนิวโรฟซีแบบปรับตัวได้ ในการทดสอบนี้จะมีการใช้แบบจำลองเพื่อคาดการณ์การใช้ไฟฟ้าและออกแบบการจ่ายไฟฟ้าในระบบที่มีแหล่งพลังงานหลากหลายประเภท การเลือกแหล่งพลังงานที่เหมาะสมในแต่ละช่วงเวลา ทำให้สามารถลดค่าใช้จ่ายในการผลิตไฟฟ้า การคำนวณและประเมินความต้องการไฟฟ้าจะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้พลังงานจากแหล่งพลังงานที่มีอยู่

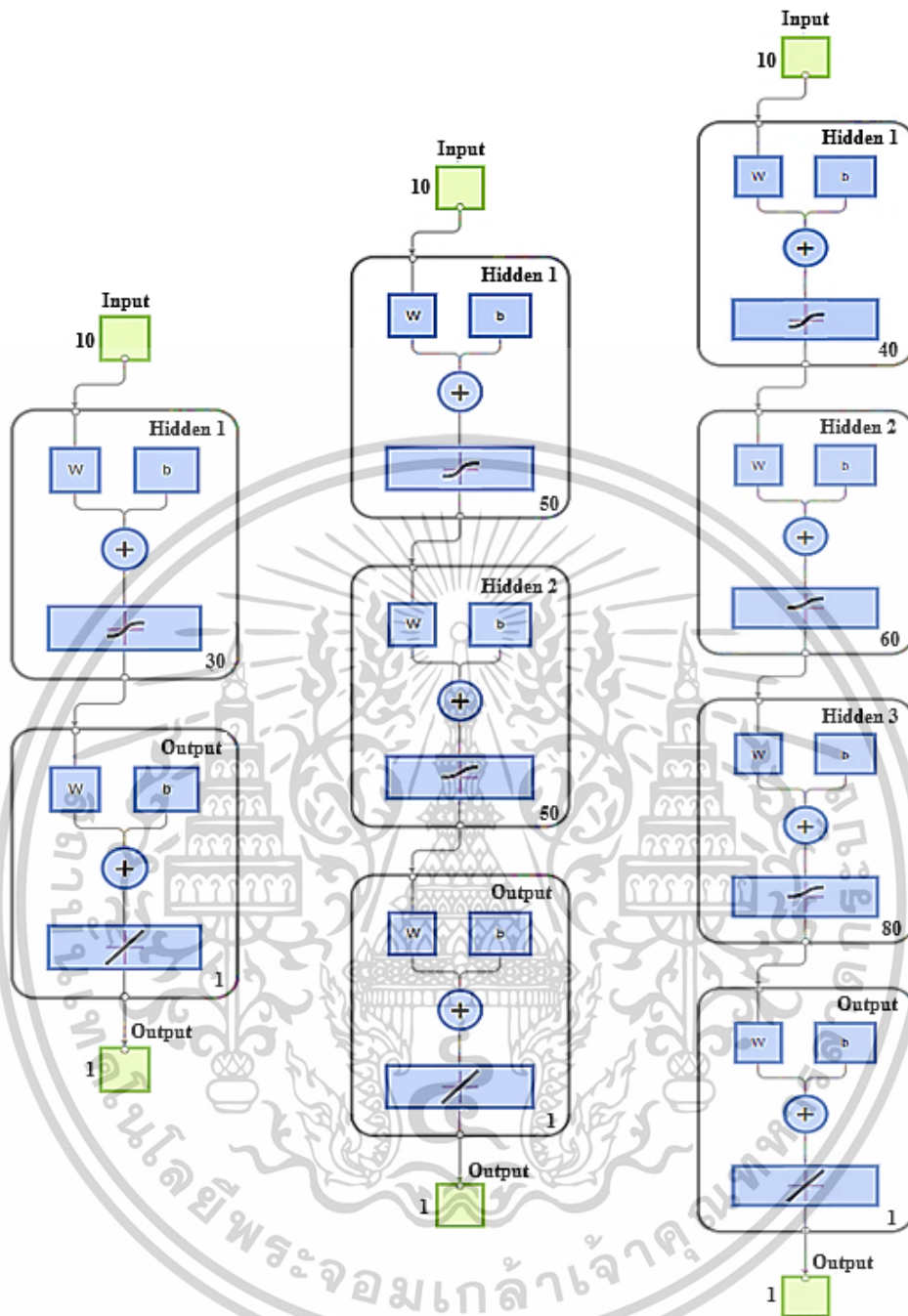
6.1 ผลการทดสอบโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมได้รับการออกแบบให้มีตัวแปรอินพุต จำนวน 10 ตัว ได้แก่ $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_{solar}, P_{wind}$ และ λ โดยมีตัวแปรเอาต์พุต จำนวน 1 ตัว คือ P_D พารามิเตอร์ในการประมวลผลสำหรับการทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม แสดงในตารางที่ 6.1 และแสดงดังรูปที่ 6.1

ตารางที่ 6.1 พารามิเตอร์ที่ใช้ทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

พารามิเตอร์	ข้อมูลเชิงเทคนิค
จำนวนอินพุต	10
จำนวนเอาต์พุต	1
ชั้นซ่อนที่ 1	Activation function 'tansig'
ชั้นซ่อนที่ 2	Activation function 'logsig'
ชั้นซ่อนที่ 3	Activation function 'logsig'
ชนิดฟังก์ชันที่ใช้ฝึกเรียนรู้	Levenberg-Marquardt ('trainlm')
ชนิดโครงข่ายประสาทเทียม	backpropagation
ประสิทธิภาพของโมเดล	Mean squared error (MSE)
จำนวนข้อมูลฝึกเรียนรู้	200
จำนวนข้อมูลทดสอบ	101

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.1 โมเดลการทดสอบด้วยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบถูกแบ่งออกเป็น 4 กลุ่ม ได้แก่

กลุ่มที่ 1: 80% training - 10% validation - 10% testing หมายความว่า Training Set (80%) ใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุต, Validation Set (10%) ใช้ระหว่างการฝึก เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และหลีกเลี่ยง Overfitting, และ Testing Set (10%) ใช้ทดสอบโมเดลเมื่อฝึกเสร็จแล้ว เพื่อประเมินความสามารถ

ของโมเดลกับข้อมูลใหม่
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

กลุ่มที่ 2: 70% training - 15% validation - 15% testing หมายความว่า Training Set (70%) ใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุต, Validation Set (15%) ใช้ระหว่างการฝึก เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และหลีกเลี่ยง overfitting, และ Testing Set (15%) ใช้ทดสอบโมเดลเมื่อฝึกเสร็จแล้ว เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลกับข้อมูลใหม่

กลุ่มที่ 3: 60% training - 20% validation - 20% testing หมายความว่า Training Set (60%) ใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุต, Validation Set (20%) ใช้ระหว่างการฝึก เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และหลีกเลี่ยง overfitting, และ Testing Set (20%) ใช้ทดสอบโมเดลเมื่อฝึกเสร็จแล้ว เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลกับข้อมูลใหม่

กลุ่มที่ 4: 50% training - 25% validation - 25% testing หมายความว่า Training Set (50%) ใช้ในการฝึกโมเดล เพื่อให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ความสัมพันธ์ระหว่างอินพุตกับเอาต์พุต, Validation Set (25%) ใช้ระหว่างการฝึก เพื่อปรับค่าพารามิเตอร์ต่าง ๆ และหลีกเลี่ยง overfitting, และ Testing Set (25%) ใช้ทดสอบโมเดลเมื่อฝึกเสร็จแล้ว เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลกับข้อมูลใหม่

ผลลัพธ์ที่ได้มาจากการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบย้อนกลับ กำหนดให้มีจำนวน 1 ชั้นซ่อน, จำนวน 2 ชั้นซ่อน, และจำนวน 3 ชั้นซ่อน ตามลำดับ จำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนและประเภทของฟังก์ชันการถ่ายโอน (transfer function) ถูกเลือกผ่านกระบวนการลองผิดลองถูก (trial and error) ซึ่งเป็นกระบวนการเรียนรู้หรือการแก้ปัญหาที่ใช้วิธีการทดสอบหลาย ๆ วิธีจนกว่าจะพบวิธีที่ถูกต้องหรือเหมาะสมที่สุด กระบวนการนี้ประกอบไปด้วยการลองทำสิ่งต่างๆ โดยไม่แน่ใจว่าผลลัพธ์จะเป็นอย่างไร และเมื่อพบข้อผิดพลาดหรือไม่สำเร็จ ก็จะปรับเปลี่ยนวิธีการและลองใหม่อีกจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่ต้องการ

ในบริบทของการพัฒนาโมเดลเชิงคำนวณหรือการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) เช่น Artificial Neural Networks (ANNs) การใช้ trial and error จะหมายถึง การทดลองเลือกพารามิเตอร์ต่าง ๆ เช่น จำนวนของชั้นซ่อน หรือจำนวนของนิวรอนในแต่ละชั้น ซ้ำแล้วซ้ำเล่าจนกว่าจะหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดที่ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุดสำหรับโมเดลนั้น ๆ กระบวนการนี้ช่วยให้สามารถหาวิธีที่ดีที่สุดในการปรับแต่งหรือพัฒนาโมเดล แม้ว่าจะเป็นกระบวนการที่ใช้เวลานานและต้องพยายามหลายครั้ง แต่ก็ เป็นวิธีที่สามารถปรับปรุงและค้นหาคำตอบที่เหมาะสมได้อย่างมีประสิทธิภาพเช่นกัน

ผลลัพธ์ในตารางที่ 6.2 ตารางที่ 6.3 ตารางที่ 6.4 และตารางที่ 6.5 พบว่า จำนวนนิวรอน, RMSE และ MAE เพิ่มขึ้นตามจำนวนชั้นซ่อน และอัตราส่วนการทดสอบที่สัมพันธ์กับอัตราส่วนการ

ฝึกอบรมทำให้เกิดอัตราความผิดพลาดที่สูงขึ้นทั้งในค่า RMSE และ MAE

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.2 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs

กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 80% Testing 10% และ Validation 10%)

Splitting Rate	No. of neurons	Training 80% Testing 10% Validation 10%			
		RMSE	MAE	R ²	Time
Training	10	0.00010147	0.000052956	1	00:00:01
	30	0.00014648	0.000102180	1	00:00:01
	60	0.00846540	0.000734290	1	00:00:01
	90	0.02146800	0.005214250	1	00:00:02
	30-50	0.00060613	0.000130420	1	00:00:02
	50-50	0.00022824	0.000088355	1	00:00:08
	50-80	0.00305190	0.000391920	1	00:00:21
	10-15-12	0.00021511	0.000149950	1	00:00:05
	20-50-40	0.00041711	0.000231260	1	00:00:16
	40-60-80	0.00849010	0.000917610	1	00:00:32
Testing	10	0.00014639	0.000098735	1	00:00:01
	30	0.00855300	0.001256300	1	00:00:01
	60	0.02798200	0.006851100	1	00:00:01
	90	0.05268800	0.009563200	1	00:00:02
	30-50	0.00280580	0.000539700	1	00:00:02
	50-50	0.00082868	0.000335220	1	00:00:08
	50-80	0.01046800	0.002982100	1	00:00:21
	10-15-12	0.00088638	0.000383130	1	00:00:05
	20-50-40	0.00226030	0.000736400	1	00:00:16
	40-60-80	0.02967000	0.005698200	1	00:00:32

จากตารางที่ 6.2 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการทดสอบ พบว่า การทดสอบ 1 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.00010147 และ 0.000052956 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.00014639 และ 0.000098735 ตามลำดับ การทดสอบ 2 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 50-50 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.00022824 และ 0.000088355 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.00082868 และ 0.00033522 ตามลำดับ การทดสอบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10-เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

15-12 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.00021511 และ 0.00014995 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.00088638 และ 0.00038313 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.3 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs

กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 70% Testing 15% และ Validation 15%)

Splitting Rate	No. of neurons	Training 70% Testing 15% Validation 15%			
		RMSE	MAE	R ²	Time
Training	10	0.00032279	0.000087656	1	00:00:01
	30	0.00250020	0.000308910	1	00:00:01
	60	0.03195100	0.003909200	1	00:00:01
	90	0.07853000	0.008965000	1	00:00:01
	30-50	0.00264830	0.000846310	1	00:00:03
	50-50	0.03020600	0.003399100	1	00:00:06
	50-80	0.01909900	0.002434900	1	00:00:12
	10-15-12	0.00094215	0.000533240	1	00:00:02
	20-50-40	0.00068665	0.000178680	1	00:00:08
	40-60-80	0.00941240	0.000979460	1	00:01:06
Testing	10	0.00014500	0.000055503	1	00:00:01
	30	0.01407400	0.002472000	1	00:00:01
	60	0.03731300	0.008056800	1	00:00:01
	90	0.05586200	0.077852000	1	00:00:01
	30-50	0.01307600	0.007907300	1	00:00:03
	50-50	0.05854000	0.013389000	1	00:00:06
	50-80	0.67923000	0.143970000	1	00:00:12
	10-15-12	0.00078914	0.000492520	1	00:00:02
	20-50-40	0.00015549	0.000358730	1	00:00:08
	40-60-80	0.01565700	0.003784900	1	00:01:06

จากตารางที่ 6.3 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการทดสอบ พบว่า การทดสอบ 1 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.00032279 และ 0.000087656 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.000145 และ 0.000055503 ตามลำดับ การทดสอบ 2 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 30-50 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เท่ากับ 0.0026483 และ 0.00084631 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.013076 และ 0.0079073 ตามลำดับ การทดสอบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 20-50-40 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.00068665 และ 0.00017868 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.00015549 และ 0.00035873 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.4 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs

กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 60% Testing 20% และ Validation 20%)

Splitting Rate	No. of neurons	Training 60% Testing 20% Validation 20%			
		RMSE	MAE	R ²	Time
Training	10	0.00178330	0.001076400	1	00:00:02
	30	0.00685260	0.000877630	1	00:00:01
	60	0.19355000	0.015111000	1	00:00:02
	90	0.52210500	0.078850000	1	00:00:03
	30-50	0.02915100	0.005580000	1	00:00:05
	50-50	0.02212400	0.005192000	1	00:00:08
	50-80	0.07256900	0.006531500	1	00:00:23
	10-15-12	0.00378850	0.001116600	1	00:00:03
	20-50-40	0.00662890	0.000529700	1	00:00:06
	40-60-80	0.04850500	0.012554000	1	00:01:02
Testing	10	0.00026997	0.000142470	1	00:00:02
	30	0.00094632	0.000276090	1	00:00:01
	60	0.07366400	0.009251100	1	00:00:02
	90	0.15465500	0.025336000	1	00:00:03
	30-50	0.16752000	0.037614000	1	00:00:05
	50-50	0.08557200	0.016363000	1	00:00:08
	50-80	0.15316000	0.036021000	1	00:00:23
	10-15-12	0.00176480	0.000283760	1	00:00:03
	20-50-40	0.00250590	0.000294700	1	00:00:06
	40-60-80	0.10095000	0.028999000	1	00:01:02

จากตารางที่ 6.4 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการทดสอบ พบว่า การทดสอบ 1 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.0017833 และ 0.0010764 ตามลำดับ เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.00026997 และ 0.00014247 ตามลำดับ การทดสอบ 2 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 50-50 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.022124 และ 0.005192 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.085572 และ 0.016363 ตามลำดับ การทดสอบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10-15-12 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.0037885 และ 0.0011166 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.0017648 และ 0.00028376 ตามลำดับ

ตารางที่ 6.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANNs

กรณีทำการทดสอบแบบจำลอง (Training 50% Testing 25% และ Validation 25%)

Splitting Rate	No. of neurons	Training 50% Testing 25% Validation 25%			
		RMSE	MAE	R ²	Time
Training	10	0.00297330	0.001162000	1	00:00:02
	30	0.05866000	0.010584000	1	00:00:02
	60	0.01728800	0.003810600	1	00:00:02
	90	0.07821500	0.008564000	1	00:00:02
	30-50	0.02422600	0.002572800	1	00:00:03
	50-50	0.09347200	0.020250000	1	00:00:05
	50-80	0.07351700	0.014742000	1	00:00:16
	10-15-12	0.05559800	0.008267900	1	00:00:02
	20-50-40	0.00908190	0.001358300	1	00:00:08
	40-60-80	0.02192800	0.004565100	1	00:00:55
Testing	10	0.01093400	0.002764900	1	00:00:02
	30	0.11714000	0.017258000	1	00:00:02
	60	0.01919200	0.004736600	1	00:00:02
	90	0.05886500	0.008750200	1	00:00:02
	30-50	0.01080800	0.005273900	1	00:00:03
	50-50	0.01187700	0.005319900	1	00:00:05
	50-80	0.03803900	0.010076000	1	00:00:16
	10-15-12	0.13450000	0.020349000	1	00:00:02
	20-50-40	0.00422710	0.000687010	1	00:00:08
	40-60-80	0.03810500	0.010690000	1	00:00:55

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

จากตารางที่ 6.5 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากการทดสอบ พบว่า การทดสอบ 1 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.0029733 และ 0.001162 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.010934 และ 0.0027649 ตามลำดับ การทดสอบ 2 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 30-50 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.024226 และ 0.0025728 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.010808 และ 0.0052739 ตามลำดับ การทดสอบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 20-50-40 มีค่า RMSE และ MAE ของการฝึกเรียนรู้เท่ากับ 0.0090819 และ 0.0013583 ตามลำดับ ส่วนค่า RMSE และ MAE ของการทดสอบเท่ากับ 0.0042271 และ 0.00068701 ตามลำดับ

ยกตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากโปรแกรมสำหรับการทดสอบแบบจำลอง (Training 80% Testing 10% และ Validation 10%) การทดสอบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน 10-15-12

หลังจากที่โปรแกรมทำการประมวลผลเสร็จสิ้นแล้ว จะได้ผลลัพธ์ต่าง ๆ ตามที่เราได้เขียนคำสั่งไว้ในโปรแกรม แสดงดังรูปที่ 6.2 นอกจากนี้ ยังมีหน้าต่างแสดงผลของข้อมูลที่ได้ ดังรูปที่ 6.3

```
train_MSE_C: 4.6272e-08
train_RMSE_C: 0.00021511
train_MAE_C: 0.00014995
train_R2_C: 1
test_MSE_C: 7.8568e-07
test_RMSE_C: 0.00088638
test_MAE_C: 0.00038313
test_R2_C: 1
```

รูปที่ 6.2 แสดงผลลัพธ์หลังจากที่โปรแกรมทำการประมวลผลเสร็จสิ้น

Training Results

Training finished: Met performance criterion ✔

Training Progress

Unit	Initial Value	Stopped Value	Target Value
Epoch	0	23	100
Elapsed Time	-	00:00:05	-
Performance	3.64e+04	9.85e-09	1e-08
Gradient	1.35e+05	0.0538	1e-10
Mu	0.001	1e-07	1e+10
Validation Checks	0	5	10

Training Algorithms

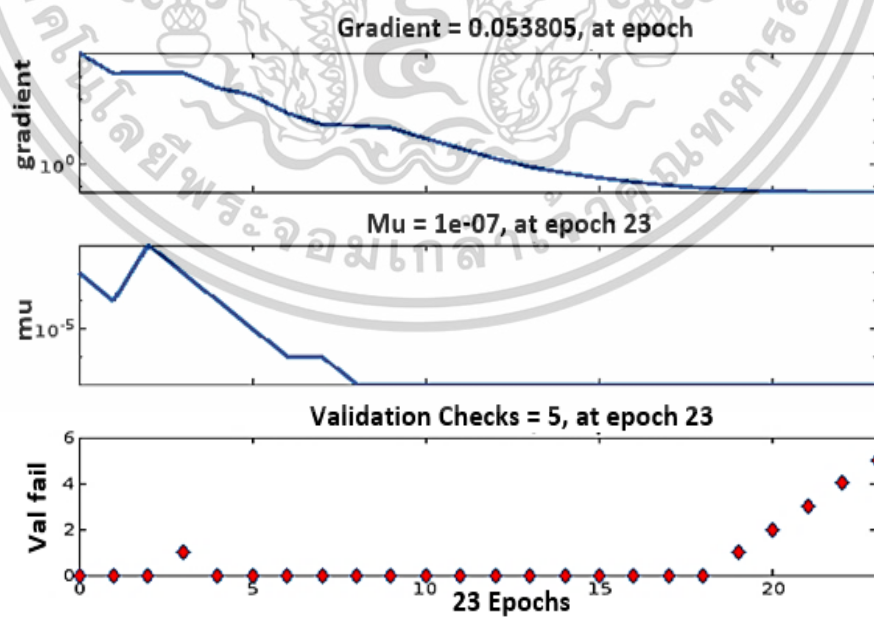
Data Division: Random dividerand

Training: Levenberg-Marquardt trainlm

Performance: Mean Squared Error mse

Calculations: MEX

รูปที่ 6.3 หน้าต่างแสดงผลลัพธ์ของข้อมูลต่าง ๆ

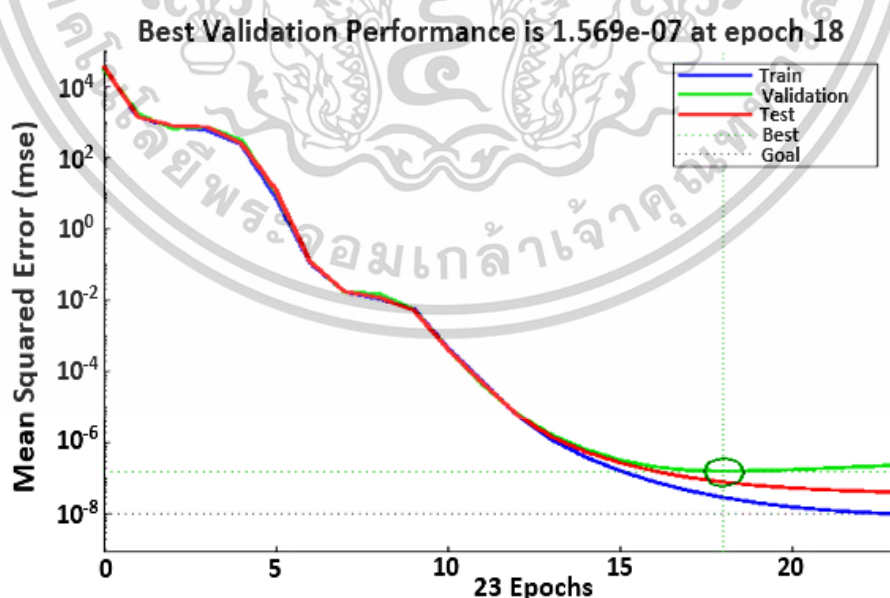


รูปที่ 6.4 กราฟแสดงสถานะการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

สถานะการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ฟังก์ชัน `plotrainstate` ซึ่งสามารถแสดงการฝึกเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียม พร้อมทั้งแสดงผลกราฟที่แสดงค่าเกรเดียนต์ในแต่ละรอบได้อีกด้วย เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่ใช้การอัปเดตน้ำหนักของโครงข่ายประสาทเทียมในแต่ละรอบผ่านกระบวนการที่เรียกว่า `gradient descent` หรือการลดลงของเกรเดียนต์ ซึ่งเป็นขั้นตอนสำคัญในการฝึกโมเดลของโครงข่ายประสาทเทียม ฉะนั้น ค่าเกรเดียนต์ ก็คือ การคำนวณการเปลี่ยนแปลงของฟังก์ชันต้นทุนตามพารามิเตอร์ต่าง ๆ ของโมเดล (เช่น น้ำหนักและตัวปรับค่าได้) ในการฝึกโครงข่ายประสาทเทียมหรือโมเดลอื่น ๆ พารามิเตอร์เหล่านี้จะถูกปรับเปลี่ยนในแต่ละรอบของการฝึกเรียนรู้เพื่อให้โมเดลทำงานได้ดีขึ้น ค่าเกรเดียนต์ถูกคำนวณโดยใช้อนุพันธ์ (derivative) ของฟังก์ชันต้นทุนตามพารามิเตอร์แต่ละตัว หมายความว่า หากปรับพารามิเตอร์ไปในทิศทางใด (เพิ่มหรือลด) จะส่งผลให้ต้นทุนค่าใช้จ่ายเพิ่มขึ้นหรือลดลงนั่นเอง

จากรูปที่ 6.4 แสดงให้เห็นถึงค่าเกรเดียนต์ที่ 0.053805 โดยค่าที่เหมาะสมที่สุดคำนวณได้ที่ 23 รอบ การตรวจสอบไม่สำเร็จที่รอบที่ 5 เพราะข้อผิดพลาดถูกทำซ้ำจำนวนห้าครั้งก่อนที่กระบวนการจะหยุด ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของโครงข่ายประสาทเทียม ผลการทดสอบหยุดการพัฒนาในช่วงนั้น ฟังก์ชันเกิดข้อผิดพลาดด้วยการซ้ำที่จุดศูนย์จากรอบที่ 0 ถึง 2 และรอบที่ 4 ถึง 18 จากนั้น จึงเพิ่มขึ้นแบบเชิงเส้นจากค่าหนึ่งไปจนถึงห้าในรอบที่ 19 ถึง 23 อย่างไรก็ตาม เมื่อเริ่มต้นที่รอบ 19 จะสังเกตเห็นว่า เกิดการ `overfitting` ของข้อมูล ดังนั้น จึงเลือกรอบที่ 18 เป็นฐานข้อมูลและเลือกฟังก์ชันน้ำหนักเป็นน้ำหนักสุดท้าย



รูปที่ 6.5 ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดสอบโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

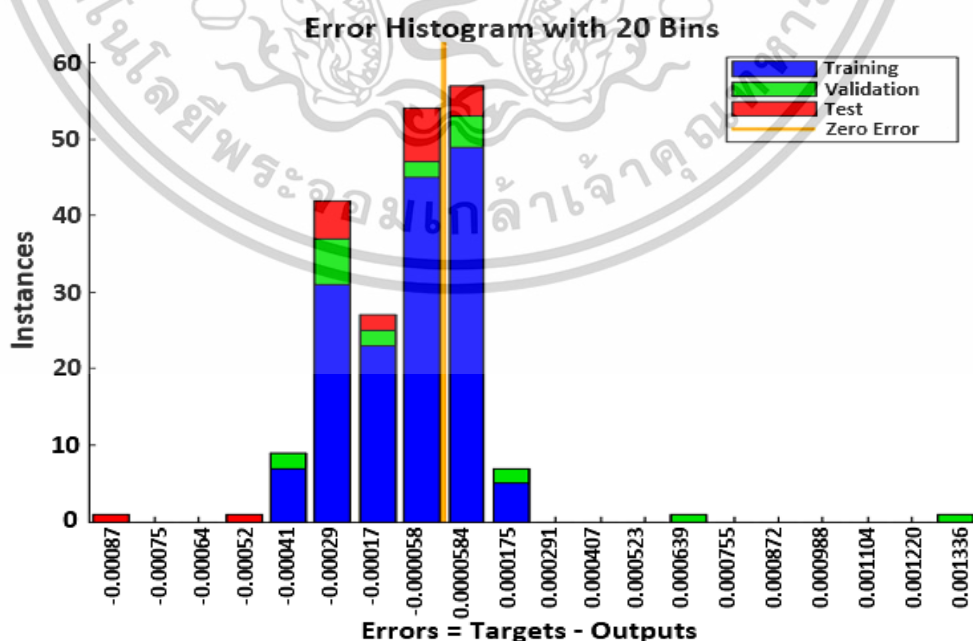
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ค่า Mean Square Error (MSE) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ประเมินความผิดพลาดระหว่างค่าทำนายของโมเดลและค่าจริง โดยการคำนวณความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าทำนายแล้วยกกำลังสอง จากนั้นก็หาค่าเฉลี่ย ดังนั้น ค่า MSE เป็นเครื่องมือที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล โดยการเลือกจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนที่แตกต่างกัน เลือกฟังก์ชันการกระตุ้น และเลือกอัลกอริทึมสำหรับการฝึกเรียนรู้แบบสุ่ม

จากรูปที่ 6.5 แสดงถึงประสิทธิภาพการตรวจสอบที่ดีที่สุด มีค่าเท่ากับ 0.0000001569 ในจำนวนรอบที่ 18 สำหรับการทดสอบแบบจำลอง (Training 50% Testing 25% และ Validation 25%) เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ 3 ชั้นซ่อน ที่มีนิวรอนจำนวน (10-15-12) พบว่า ผลลัพธ์แสดงถึงประสิทธิภาพที่น่าพอใจของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งสามารถทำนายพารามิเตอร์การตอบสนองเป้าหมายได้อย่างแม่นยำโดยมีชุดตัวแปรอินพุตที่ซับซ้อนจากการเกิดความผิดพลาดต่ำที่สุด

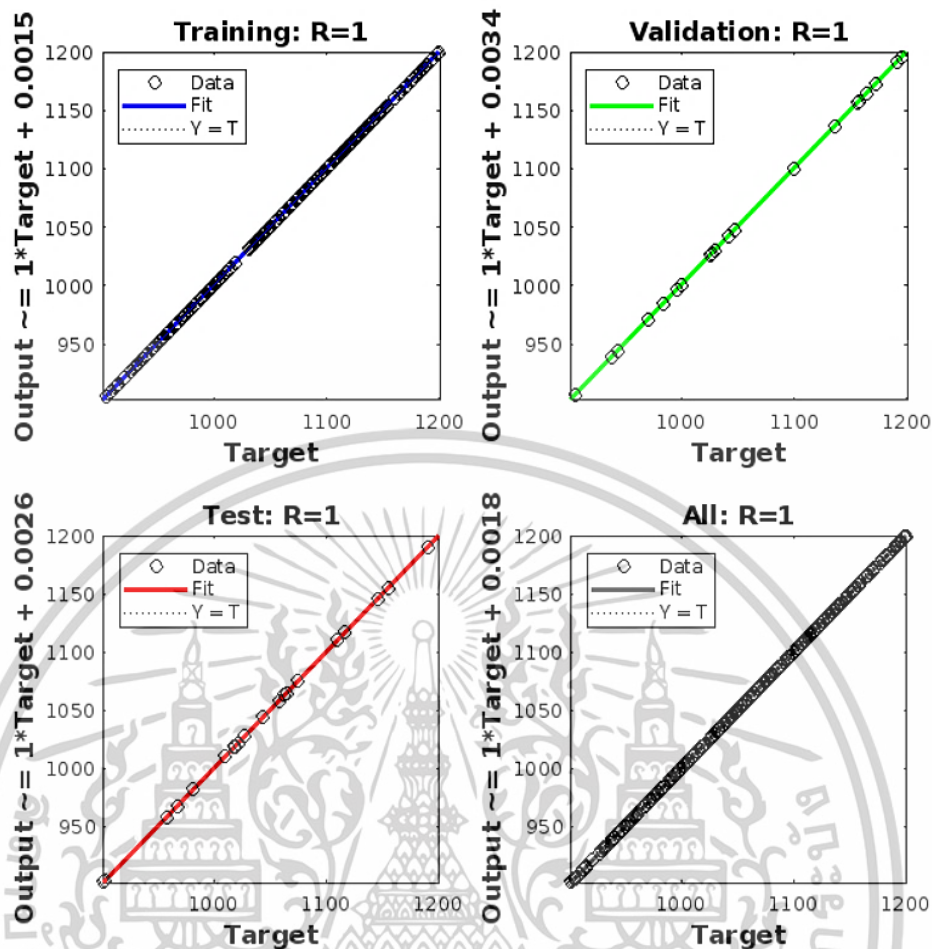
แผนภาพฮิสโตแกรมแสดงความผิดพลาดของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมที่จำลองขึ้น ดังรูปที่ 6.6 ซึ่งแสดงระดับของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ทดลองกับตัวแปรที่ทำนาย โดยมีข้อมูลจำนวน 20 ชุด สำหรับฮิสโตแกรมความผิดพลาดสำหรับการฝึกเรียนรู้ การตรวจสอบ และการทดสอบ ฟังก์ชันที่เกิดจุดความผิดพลาดศูนย์แสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีที่สุดในการจำลอง โดยมีเส้นสีเหลืองระหว่าง -0.000058 และ 0.0000584

ค่า regression (R) ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม สามารถใช้เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลในการจับความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปร จากรูปที่ 6.7 ได้รับความที่ดีที่สุดเท่ากับ 1 บ่งชี้ว่าโมเดลสามารถทำนายได้อย่างแม่นยำ ซึ่งเป็นผลจากกระบวนการฝึกเรียนรู้ การตรวจสอบ และการทดสอบที่ครอบคลุม และโมเดลแสดงผลการตรวจสอบที่ดีที่สุด มีค่าเท่ากับ 1.569e-07 ในรอบที่ 18



รูปที่ 6.6 แผนภาพฮิสโตแกรมแสดงความผิดพลาดของโมเดล

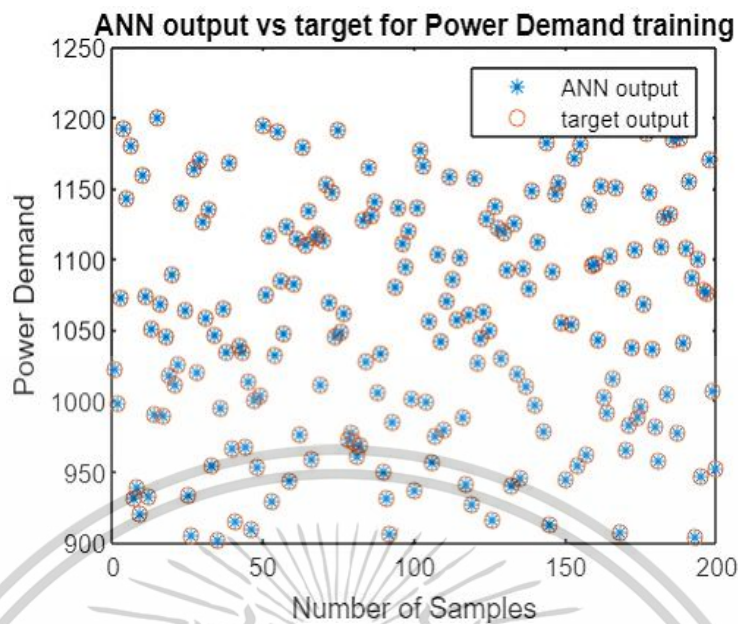
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตเห็นไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



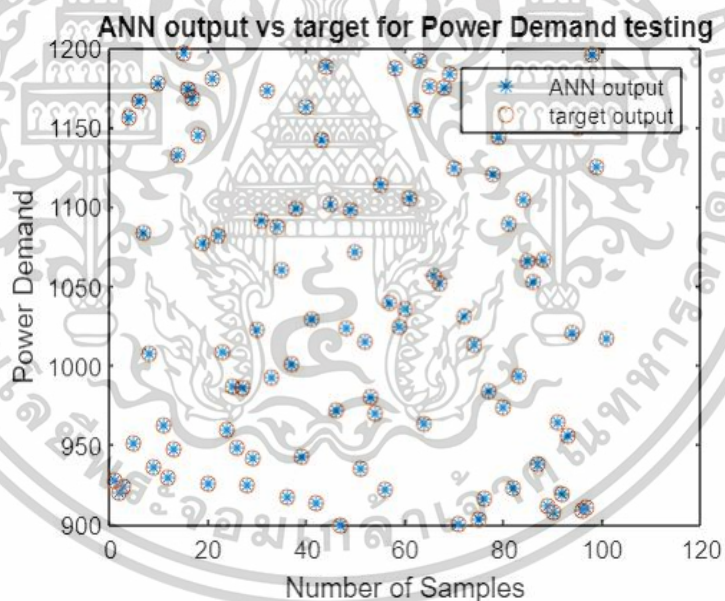
รูปที่ 6.7 ค่า regression (R) ของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม

ข้อมูลการเรียนรู้สำหรับโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมของความต้องการไฟฟ้า แสดงผลลัพธ์ออกมาในรูปแบบกราฟ โดยมีการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนาย สำหรับข้อมูลการเรียนรู้ แสดงในรูปที่ 6.8 และสำหรับข้อมูลการทดสอบ แสดงในรูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบอย่างละเอียดนี้จะช่วยยืนยันประสิทธิภาพของโมเดล เนื่องจากการเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนาย โดยมีข้อมูลอินพุตจำนวน 2,000 ข้อมูลในการฝึกเรียนรู้ และข้อมูลเอาต์พุตจำนวน 1,010 ข้อมูลในการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 6.8 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนายสำหรับข้อมูลการฝึกเรียนรู้



รูปที่ 6.9 การเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าทำนายสำหรับข้อมูลการทดสอบ

6.2 ผลการทดสอบโดยใช้ระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้

การพัฒนาโมเดลระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้ หรือ ANFIS ได้กำหนดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ได้แก่ จำนวนอินพุต จำนวนเอาต์พุต โครงสร้างโมเดล ประเภทฟังก์ชันสมาชิกสำหรับอินพุต-เอาต์พุต จำนวนฟังก์ชันสมาชิกต่ออินพุต จำนวนกฎฟuzzy วิธีการฝึกเรียนรู้ และการแบ่งชุดข้อมูล

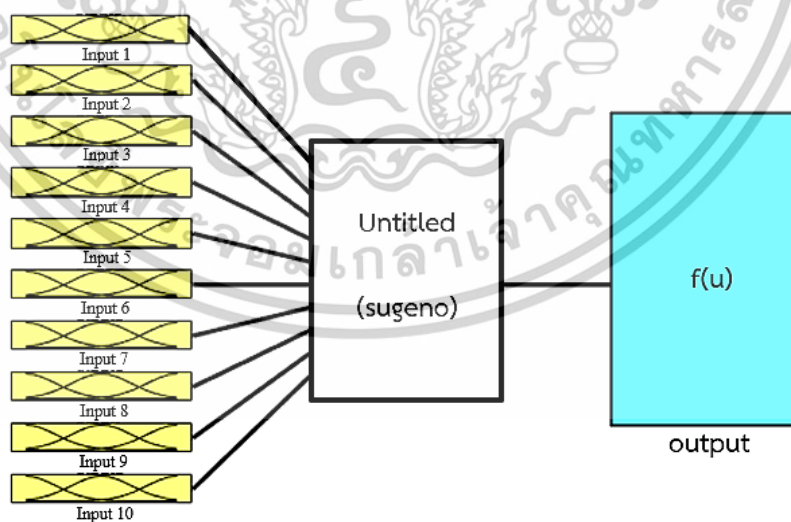
แสดงดังตารางที่ 6.6

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.6 พารามิเตอร์ที่ใช้ทดสอบด้วยระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้

พารามิเตอร์	ข้อมูลเชิงเทคนิค
จำนวนอินพุต	10
จำนวนเอาต์พุต	1
โครงสร้างโมเดล	ANFIS แบบ Sugeno
ประเภทฟังก์ชันสมาชิก (Input)	trimf (Triangular) หรือ gaussmf (Gaussian)
ประเภทฟังก์ชันสมาชิก (Output)	linear
จำนวนฟังก์ชันสมาชิกต่ออินพุต	2
จำนวนกฎฟuzzy (Fuzzy Rules)	เริ่มต้นที่ 1024
วิธีการฝึกเรียนรู้	hybrid
จำนวนข้อมูลฝึกเรียนรู้	200
จำนวนข้อมูลทดสอบ	101

โมเดลระบบอนุมานนิวโรฟuzzyแบบปรับตัวได้ หรือโมเดล ANFIS แบบ Sugeno ได้มาจากการออกแบบฟuzzyลอจิก ที่ใช้กฎฟuzzyแบบ Sugeno-type ซึ่งเป็นการผสมผสานระหว่างฟuzzyลอจิกกับโครงข่ายประสาทเทียม เพื่อสร้างโมเดลที่สามารถเรียนรู้และทำนายพฤติกรรมของระบบที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ แสดงดังรูปที่ 6.10

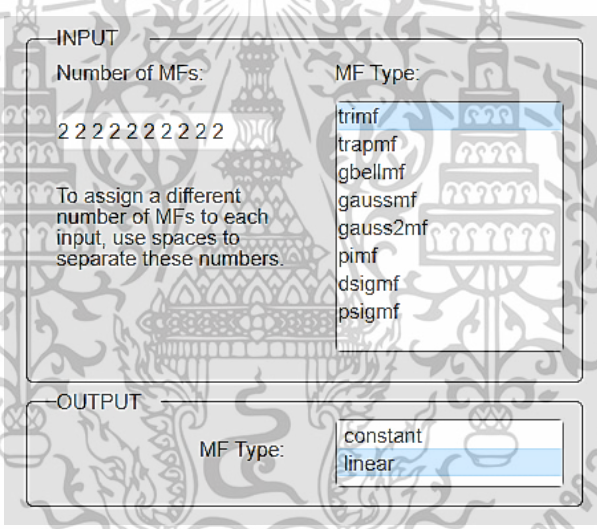


รูปที่ 6.10 การออกแบบโดยใช้กฎฟuzzyแบบ Sugeno

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การกำหนดประเภทฟังก์ชันสมาชิกสำหรับอินพุต-เอาต์พุต และกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกต่ออินพุต เป็นขั้นตอนหนึ่งที่สำคัญในการออกแบบโมเดล ANFIS เพราะส่งผลโดยตรงต่อความสามารถในการเรียนรู้และความแม่นยำของระบบ ฟังก์ชันสมาชิก (MF) คือ ฟังก์ชันที่ใช้แปลงค่าจริงของอินพุตให้กลายเป็นค่าความเป็นสมาชิกในชุดฟuzzy การเลือกใช้ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล ความซับซ้อนของระบบ และความต้องการด้านความแม่นยำหรือความเร็ว ทั้งนี้ลักษณะฟังก์ชันสมาชิกแต่ละประเภทมีความเหมาะสมในการนำไปใช้งานแตกต่างกัน

หากพิจารณาถึงการกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกต่ออินพุต ซึ่งเป็นการกำหนดว่าตัวแปรอินพุตแต่ละตัวจะถูกแบ่งออกเป็นกี่ชุดฟuzzy ตัวอย่างเช่น ถ้ามี 10 อินพุต และแต่ละตัวมี 2 ฟังก์ชันสมาชิก จะได้จำนวนกฎ เท่ากับ 2^{10} คิดเป็น 1024 กฎ กรณีถ้ากฎมากเกินไป อาจเกิด overfitting และใช้เวลาฝึกเรียนรู้นาน แต่ถ้ากฎน้อยเกินไป โมเดลอาจไม่แม่นยำพอ (underfitting) หน้าต่างในโปรแกรมสำหรับกรอกข้อมูล แสดงดังรูปที่ 6.11



รูปที่ 6.11 การออกแบบฟังก์ชันสมาชิก

ยกตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับข้อมูลเชิงทดลองถูกแบ่งออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้ และชุดข้อมูลทดสอบ ชุดข้อมูลดังกล่าวถูกอัปโหลดจากไฟล์เพื่อใช้ในการฝึกเรียนรู้โครงข่าย ANFIS ที่มีจำนวน 1 เอาต์พุต และจำนวน 10 อินพุต

ผลลัพธ์จากค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุด พบว่า จำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต คือ 2-2-2-2-2-2-2-2-2-2, ประเภทของฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตคือ "trimf" (triangular) หรือ "gaussmf" (gaussian), ประเภทของฟังก์ชันสมาชิกของเอาต์พุตคือ "linear", จำนวนกฎฟuzzy เริ่มต้นที่ 1024 กฎ โดยค่าความคลาดเคลื่อน RMSE ของการฝึกเรียนรู้และการทดสอบ เท่ากับ 0.0000521774 แสดงในตารางที่ 6.7 ถึงตารางที่ 6.10

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.7 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

Input No. of MFs	Input MF Type	Output MF Type	No. of fuzzy rules	Training	
				Time	RMSE
2 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1024	0:03:50	0.0000521774
2 2 2 2 2 2 2 2 3	trimf	linear	1536	0:11:13	0.0000732852
2 3 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1536	0:11:18	0.0000986030
4 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:14:22	0.0000959176
2 2 2 2 4 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:15:59	0.0012895100
2 2 3 2 2 3 2 2 2	trimf	linear	2304	0:09:12	0.0000985599
3 2 2 3 2 2 2 2 2	trimf	linear	2304	0:18:13	0.0001397030

ตารางที่ 6.8 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

Input No. of MFs	Input MF Type	Output MF Type	No. of fuzzy rules	Training	
				Time	RMSE
2 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1024	0:03:25	0.0001175570
2 2 2 2 2 2 2 2 3	gaussmf	linear	1536	0:10:42	0.0007579720
2 3 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1536	0:09:48	0.0010335700
4 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:14:50	0.0002440430
2 2 2 2 4 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:14:23	0.0012895100
2 2 3 2 2 3 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:08:35	0.0001467330
3 2 2 3 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:15:04	0.0012259400

เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้ระหว่างตารางที่ 6.7 กับตารางที่ 6.8 พบว่า มีการใช้ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตที่แตกต่างกัน นั่นคือ "trimf" และ "gaussmf" ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต มีค่าความคลาดเคลื่อน RMSE เท่ากับ 0.0000521774 ใช้เวลา 0:03:50 นาที และผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้โดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

มีค่าความคลาดเคลื่อน RMSE เท่ากับ 0.0001175570 ใช้เวลา 0:03:25 นาที การพัฒนาโมเดล ANFIS ทั้งสองแบบข้างต้น มีจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต คือ 2-2-2-2-2-2-2-2-2 และใช้กฎฟัซซี่จำนวน 1024 กฎ

ตารางที่ 6.9 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

Input No. of MFs	Input MF Type	Output MF Type	No. of fuzzy rules	Training	
				Time	RMSE
2 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1024	0:02:23	0.0000521774
2 2 2 2 2 2 2 2 3	trimf	linear	1536	0:10:36	0.0000732852
2 3 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1536	0:10:04	0.0000986030
4 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:12:06	0.0000959176
2 2 2 2 4 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:13:52	0.0012895100
2 2 3 2 2 3 2 2 2	trimf	linear	2304	0:08:10	0.0000985599
3 2 2 3 2 2 2 2 2	trimf	linear	2304	0:15:52	0.0001397030

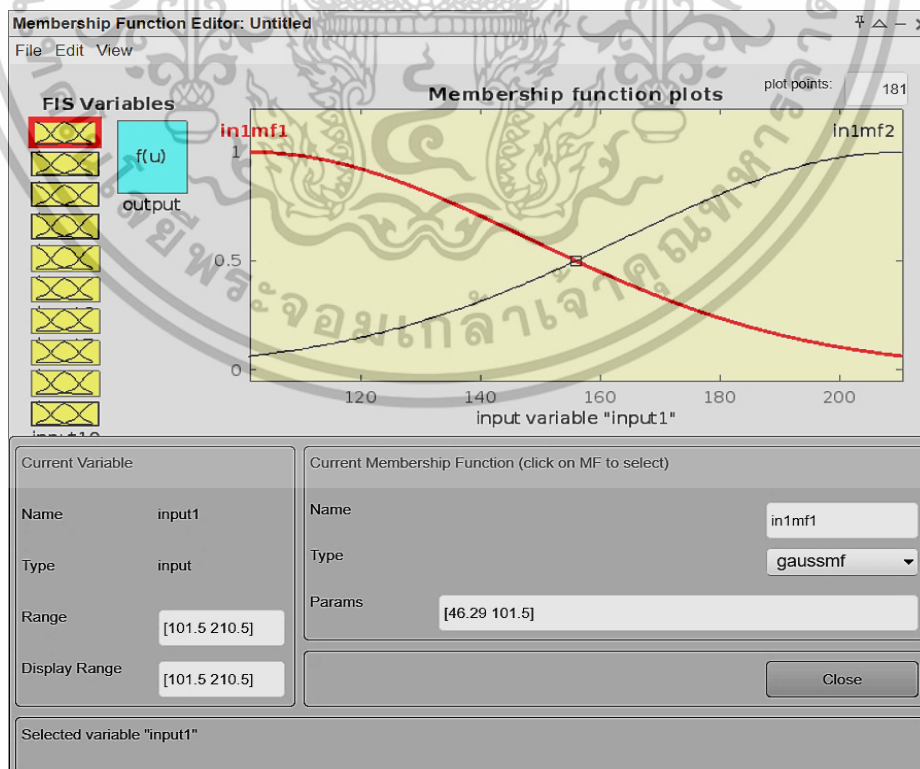
ตารางที่ 6.10 ผลลัพธ์ที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

Input No. of MFs	Input MF Type	Output MF Type	No. of fuzzy rules	Training	
				Time	RMSE
2 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1024	0:02:18	0.0001175570
2 2 2 2 2 2 2 2 3	gaussmf	linear	1536	0:09:05	0.0007579720
2 3 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1536	0:08:11	0.0010335700
4 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:11:48	0.0002440430
2 2 2 2 4 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:13:02	0.0012895100
2 2 3 2 2 3 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:07:14	0.0001467330
3 2 2 3 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:13:41	0.0012259400

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

เปรียบเทียบผลลัพธ์ที่ได้ระหว่างตารางที่ 6.9 กับตารางที่ 6.10 พบว่า มีการใช้ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตที่แตกต่างกัน นั่นคือ "trimf" และ "gaussmf" ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "trimf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต มีค่าความคลาดเคลื่อน RMSE เท่ากับ 0.0000521774 ใช้เวลา 0:02:23 นาที และผลลัพธ์ที่ดีที่สุดที่ได้จากการพัฒนาโมเดล ANFIS สำหรับชุดข้อมูลทดสอบโดยเลือกใช้ "gaussmf" เป็นฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต มีค่าความคลาดเคลื่อน RMSE เท่ากับ 0.0001175570 ใช้เวลา 0:02:18 นาที การพัฒนาโมเดล ANFIS ทั้งสองแบบข้างต้น มีจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต คือ 2-2-2-2-2-2-2-2-2 และใช้กฎฟuzzy จำนวน 1024 กฎ จากรูปที่ 6.12 แสดงหน้าต่างโปรแกรมสำหรับข้อมูลฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

ดังนั้น การใช้ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต "trimf" เหมาะกับข้อมูลเชิงเส้น หรือข้อมูลที่เปลี่ยนค่าอย่างเป็นช่วง ๆ หรือข้อมูลที่มีลักษณะแบ่งเป็นช่วงชัดเจน หรือเปลี่ยนแปลงแบบเป็นขั้น ๆ และส่วนการใช้ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต "gaussmf" เหมาะสมกับข้อมูลมีลักษณะเป็นเส้นโค้งหรือเปลี่ยนแปลงแบบราบเรียบ หรือข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงค่อยเป็นค่อยไป อย่างไรก็ตาม การใช้ฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตที่แตกต่างกันมีผลอย่างมากต่อทั้งค่าความผิดพลาดและเวลาในการเทรน โดยเฉพาะในระบบที่มีอินพุตหลายตัวและกฎจำนวนมาก ฟังก์ชันสมาชิกทำหน้าที่แปลงข้อมูลเชิงตัวเลขให้เป็นข้อมูลเชิงฟuzzy ซึ่งระบบ ANFIS จะใช้ในการตัดสินใจกับกฎฟuzzy ถ้าฟังก์ชันนี้ไม่เหมาะกับลักษณะข้อมูล จะทำให้กฎที่สร้างขึ้นคลุมเครือหรือไม่เฉพาะเจาะจงพอ ทำให้โมเดลไม่สามารถเรียนรู้รูปแบบของข้อมูลได้อย่างถูกต้อง และส่งผลให้ค่าความผิดพลาด (MSE/RMSE) ที่สูงขึ้นอีกด้วย



รูปที่ 6.12 หน้าต่างโปรแกรมแสดงข้อมูลฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนลิขสิทธิ์ไว้สำหรับการใช้ในเพื่อการศึกษาเท่านั้น เมื่ออนุญาตให้เผยแพร่โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

การออกแบบจำนวนฟังก์ชันสมาชิกในแต่ละตัวแปรอินพุตมีผลต่อทั้งความสามารถในการเรียนรู้และความซับซ้อนของโมเดลอย่างมาก หมายความว่า ยิ่งเราแบ่งข้อมูลละเอียด (มีฟังก์ชันสมาชิกเยอะ) ยิ่งทำให้สามารถแยกแยะสถานการณ์ต่าง ๆ ได้ดีขึ้น จำนวนกฎฟuzzyที่จะเพิ่มขึ้นแบบทวีคูณ ทำให้โมเดลใหญ่ แต่ต้องแลกกับเวลาในการเทรนช้าและมีความซับซ้อนที่สูงขึ้น ในทางกลับกัน ถ้าฟังก์ชันสมาชิกมีจำนวนน้อยเกินไป จะทำให้โมเดลมองเห็นความแตกต่างในข้อมูลได้น้อย อาจพลาดในข้อมูลบางส่วนที่สำคัญไป

เทคนิคที่ใช้ในการสร้างกฎฟuzzyและกำหนดฟังก์ชันสมาชิก ซึ่งมีอยู่ 2 เทคนิค ที่นิยมใช้ คือ

1) Grid partitioning (การแบ่งตารางแบบกริด) เป็นการสร้างกฎฟuzzyแบบไล่เรียงทุกความเป็นไปได้ (exhaustive rule generation) จากทุกฟังก์ชันสมาชิกของอินพุต จุดเด่นสามารถครอบคลุมครบทุกกรณี ง่ายต่อการวิเคราะห์และอธิบาย จุดด้อยจะเกิดกฎเพิ่มขึ้นอย่างทวีคูณเมื่ออินพุตเพิ่ม ใช้เวลาฝึกและทรัพยากรมาก

2) Clustering (การจัดกลุ่มข้อมูล) ใช้เทคนิคจัดกลุ่ม (เช่น subtractive clustering, fuzzy C-means) เพื่อดูว่าข้อมูลจริงกระจุกอยู่ตรงไหนบ้าง จากนั้นจึงสร้างกฎเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับกลุ่มเหล่านั้นเท่านั้น ไม่ต้องสร้างกฎแบบครอบคลุมทุกกรณี จุดเด่นช่วยลดจำนวนกฎได้อย่างมาก โมเดลเบา เทรนเร็ว เหมาะกับข้อมูลจริงที่มีรูปแบบเฉพาะ จุดด้อยขึ้นอยู่กับคุณภาพของการจัดกลุ่ม (ต้องเลือกพารามิเตอร์ให้ดี) อธิบายยากกว่าเทคนิคแบบ grid partitioning

6.3 การวัดความผิดพลาดของโมเดล

การทดสอบแบบจำลองในโปรแกรม MATLAB โดยใช้ ANNs และ ANFIS Toolbox เพื่อหาค่าความผิดพลาดต่ำสุด กรณีศึกษานี้เปรียบเทียบผลระหว่าง ANFIS และ ANNs โดยใช้ชุดข้อมูลเดียวกันเพื่อให้การเปรียบเทียบมีความเท่าเทียมกันและน่าเชื่อถือได้ งานวิจัยนี้เน้นการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของโมเดลความแม่นยำระหว่าง ANNs และ ANFIS การเปรียบเทียบดังกล่าวทำได้โดยใช้ค่าความผิดพลาดรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง หรือ Root Mean Square Error (RMSE), ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสัมบูรณ์ หรือ Mean Absolute Error (MAE), และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือ coefficient of determination (R^2)

6.3.1 ค่าความผิดพลาดรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง

ค่าความผิดพลาดรากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสอง หรือค่า RMSE เป็นวิธีมาตรฐานในการวัดความผิดพลาดของโมเดลในการทำนายข้อมูลเชิงปริมาณ คือ การวัดความแม่นยำของโมเดลที่ใช้ในการทำนายข้อมูล โดยจะคำนวณจากความแตกต่างระหว่างค่าที่โมเดลทำนายและค่าจริง โดยทำการยกกำลังสองความแตกต่างแล้วหาค่าเฉลี่ยก่อนจะหาค่ารากที่สองของผลลัพธ์ เพื่อให้มีหน่วยที่

เหมือนกับค่าที่ทำนาย สูตรการคำนวณ RMSE แสดงดังสมการที่ 6.1

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า

ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}]^2} \quad (6.1)$$

โดยที่ m คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
 $OUTPUT_{actual}$ คือ ค่าจริงของข้อมูลในแต่ละจุด
 $OUTPUT_{predicted}$ คือ ค่าที่ทำนายจากโมเดล
 $\sum_{i=1}^m [OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}]^2$ คือ ผลรวมของความแตกต่างที่ยกกำลังสองระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนาย

การตีความผลลัพธ์ของค่า RMSE หมายความว่า หากค่า RMSE ที่คำนวณได้ต่ำ หมายถึง โมเดลทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น นั่นแสดงถึงความแม่นยำที่สูง หากค่า RMSE ที่คำนวณได้สูง หมายถึง โมเดลทำนายมีความผิดพลาดมาก นั่นแสดงถึงความแม่นยำที่ต่ำ

6.3.2 ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสัมบูรณ์

ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดสัมบูรณ์ หรือค่า MAE คือ การวัดความแม่นยำของโมเดลในการทำนายข้อมูล โดยจะคำนวณจากค่าเฉลี่ยของความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนาย โดยไม่สนใจทิศทางของความผิดพลาด สูตรการคำนวณ MAE แสดงดังสมการที่ 6.2

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}| \quad (6.2)$$

โดยที่ m คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
 $OUTPUT_{actual}$ คือ ค่าจริงของข้อมูลในแต่ละจุด
 $OUTPUT_{predicted}$ คือ ค่าที่ทำนายจากโมเดล
 $|OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}|$ คือ ความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนาย

การตีความผลลัพธ์ของค่า MAE หมายความว่า หากค่า MAE ที่คำนวณได้ต่ำ หมายถึง โมเดลทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้น นั่นแสดงถึงความแม่นยำที่สูง หากค่า MAE ที่คำนวณได้สูง หมายถึง โมเดลทำนายมีความผิดพลาดมาก นั่นแสดงถึงความแม่นยำที่ต่ำ

6.3.3 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือค่า R^2 คือ การวัดความสามารถของโมเดลในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูล โดย R^2 จะบ่งชี้ว่าร้อยละของความแปรปรวนในข้อมูลที่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดลนั้น ๆ

R^2 มีค่าตั้งแต่ 0 ถึง 1 หาก R^2 เท่ากับ 1 หมายความว่า โมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ 100% หรือการทำนายของโมเดลตรงกับข้อมูลจริง หาก R^2 เท่ากับ 0 หมายความว่า โมเดลไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนในข้อมูลได้เลย หรือการทำนายของโมเดลไม่มีความสัมพันธ์กับข้อมูลจริง สูตรการคำนวณแสดงดังสมการที่ 6.3

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted})^2}{\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{mean})^2} \quad (6.3)$$

โดยที่ m คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด
 $OUTPUT_{actual}$ คือ ค่าจริงของข้อมูลในแต่ละจุด
 $OUTPUT_{predicted}$ คือ ค่าที่ทำนายจากโมเดล
 $OUTPUT_{mean}$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าจริง
 $\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted})^2$ คือ ความผิดพลาดระหว่างค่าจริงและค่าที่ทำนาย
 $\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{mean})^2$ คือ ความแปรปรวนของค่าจริง

การตีความผลลัพธ์ของค่า R^2 หมายความว่า หากค่า R^2 ใกล้ 1 หมายถึง โมเดลมีความสามารถสูงในการอธิบายความแปรปรวนของข้อมูล แสดงว่าโมเดลทำนายได้ดี หากค่า R^2 ใกล้ 0 หมายถึง โมเดลไม่สามารถอธิบายความแปรปรวนในข้อมูลได้มาก แสดงว่าโมเดลทำนายไม่ดี หากค่า R^2 ลบ หมายถึง โมเดลไม่สามารถทำนายได้ดีกว่าการทำนายโดยใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลจริง ในกรณีนี้จะถือว่าโมเดลไม่สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีประโยชน์ได้ ดังนั้น R^2 จึงเป็นเครื่องมือที่สำคัญในการประเมินความสามารถของโมเดลในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ในการทำนาย

6.3.4 การเปรียบเทียบผลลัพธ์ของค่า RMSE สำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบระหว่างโมเดล ANNs และ ANFIS

ในการทดลองนี้ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียมและโมเดลระบบอนุมานนิวโรฟัซซีแบบปรับตัวได้ ในการประเมินความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลการฝึกเรียนรู้ และชุดข้อมูลการทดสอบ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์และค่าจริงจากการทดสอบโมเดล สำหรับประเมินความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยใช้เทคนิคการสร้างแบบจำลองที่แตกต่างกัน ถูกนำเสนอไว้ในตารางที่ 6.11

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 6.11 เปรียบเทียบผลลัพธ์สำหรับการฝึกเรียนรู้และการทดสอบระหว่างโมเดล ANNs และ ANFIS

Method	Training		Testing	
	Time	RMSE	Time	RMSE
ANNs	0:00:01	10.147e-05	0:00:01	14.639e-05
ANFIS	0:03:50	5.2177e-05	0:02:23	5.2177e-05

จากตารางที่ 6.11 ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากโมเดล ANNs พบว่า จากการปรับแต่งพารามิเตอร์โมเดล ANNs ที่มีโครงสร้างแบบ 1 ชั้นซ่อน (1 hidden layer) ประกอบด้วย 10 นิวรอน ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบ tansig ซึ่งมีค่าช่วงอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด การฝึกโมเดลใช้วิธี Levenberg–Marquardt (trainlm) ซึ่งเป็นเทคนิค backpropagation ที่มีประสิทธิภาพ ค่า RMSE ที่ได้สำหรับชุดข้อมูลการฝึกเรียนรู้ เท่ากับ 10.147×10^{-5} และค่า RMSE ที่ได้สำหรับชุดข้อมูลการทดสอบ เท่ากับ 14.639×10^{-5}

นอกจากนี้ ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดจากโมเดล ANFIS พบว่า โมเดล ANFIS ได้รับการออกแบบโดยกำหนดจำนวนฟังก์ชันสมาชิกของอินพุตที่มีโครงสร้างจำนวนฟังก์ชันสมาชิกเป็น 2-2-2-2-2-2-2-2 และเลือกใช้ฟังก์ชันสมาชิกประเภทสามเหลี่ยม "trimf" สำหรับอินพุต และแบบเชิงเส้น "linear" สำหรับเอาต์พุต จำนวนกฎฟuzzyทั้งหมดที่สร้างขึ้นเท่ากับ 1024 กฎ ค่า RMSE ที่ได้สำหรับชุดข้อมูลการฝึกเรียนรู้ เท่ากับ 5.2177×10^{-5} และค่า RMSE ที่ได้สำหรับชุดข้อมูลการทดสอบ เท่ากับ 5.2177×10^{-5}

ดังนั้น จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ พบว่า โมเดล ANFIS มีความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าโมเดล ANN อย่างมีนัยสำคัญ โดยพิจารณาจากค่า RMSE ที่ต่ำกว่าทั้งในชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบ อย่างไรก็ตาม โมเดล ANFIS มีข้อจำกัดในด้าน ระยะเวลาในการประมวลผลที่สูงกว่า เนื่องจากกระบวนการฟuzzyและจำนวนกฎฟuzzyที่มาก ทำให้ใช้ทรัพยากรในการคำนวณมากขึ้น นอกจากนี้ โมเดล ANFIS ยังมีจุดเด่นด้าน ความสามารถในการตีความ (interpretability) ที่สูงกว่า ANN เนื่องจากสามารถแสดงกฎฟuzzyและฟังก์ชันสมาชิกในรูปแบบที่เข้าใจได้ง่าย เหมาะสมสำหรับการนำไปใช้งานในระบบที่ต้องการความโปร่งใส ตรวจสอบได้ และสามารถอธิบายผลการทำงานได้อย่างชัดเจน ในทางตรงกันข้าม โมเดล ANN มีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้สูง แต่หากมีการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบข้อมูล อาจจำเป็นต้องทำการฝึกใหม่ (retraining) เพื่อรักษาประสิทธิภาพของโมเดล

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้คัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

บทที่ 7

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการสรุปผลการวิจัย ข้อเสนอแนะและงานวิจัยในอนาคต การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม และระบบอนุมานนิวโรฟัชซีแบบปรับตัวได้ ในการประเมินความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้า โดยการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดฝึกเรียนรู้และชุดทดสอบ เพื่อประเมินความสามารถของแต่ละโมเดล ความไม่แน่นอนของโหลดและปัจจัยภายนอกสามารถก่อให้เกิดความเสี่ยงอย่างรุนแรงต่อระบบไฟฟ้า ดังนั้น การพยากรณ์โหลดหรือการประเมินความต้องการใช้พลังงานที่แม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวางแผนการดำเนินงานของระบบ

7.1 สรุปผลการวิจัย

ด้านความแม่นยำของโมเดล พบว่า โมเดล ANFIS มีค่า RMSE ต่ำกว่าทั้งในชุดข้อมูลฝึกเรียนรู้และชุดทดสอบ โดยให้ค่า RMSE เท่ากับ 5.2177×10^{-5} ในทั้งสองชุดข้อมูล ขณะที่โมเดล ANNs ให้ค่า RMSE เท่ากับ 10.147×10^{-5} ในชุดฝึกเรียนรู้ และเท่ากับ 14.639×10^{-5} ในชุดทดสอบ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดล ANFIS ให้ค่า RMSE ต่ำกว่า ทั้งในชุดฝึกเรียนรู้และชุดทดสอบ เมื่อเทียบกับโมเดล ANNs ซึ่งบ่งชี้ถึงควมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่าชัดเจน

ด้านระยะเวลาในการประมวลผล พบว่า โมเดล ANFIS มีข้อจำกัดที่สำคัญคือ ระยะเวลาในการประมวลผลที่สูงกว่า เนื่องจากกระบวนการฟัซซีและจำนวนกฎฟัซซีที่มาก ส่งผลให้ต้องใช้เวลาในการฝึกโมเดลนานกว่า ANNs ถึงแม้ว่าโมเดล ANNs จะมีค่า RMSE สูงกว่า แต่สามารถประมวลผลได้รวดเร็วกว่าและใช้ทรัพยากรน้อยกว่า เหมาะสำหรับระบบที่ต้องการการตอบสนองทันที หรือเหมาะสำหรับสถานการณ์ที่ต้องการความเร็วในการประมวลผล และมีข้อดีในด้านความยืดหยุ่นในการปรับแต่งโครงสร้าง ซึ่งสะท้อนถึงข้อจำกัดด้านการประมวลผลของ ANFIS เมื่อเทียบกับ ANNs

ด้านความสามารถในการตีความผลลัพธ์ พบว่า โมเดล ANFIS มีข้อได้เปรียบด้านความสามารถในการตีความผ่านกฎฟัซซีที่สามารถแสดงและอธิบายเหตุผลของผลลัพธ์ได้อย่างชัดเจน ขณะที่โมเดล ANNs ซึ่งเป็นโมเดลเชิงตัวเลขที่ไม่สามารถแสดงกลไกการตัดสินใจได้อย่างโปร่งใส อาจไม่เหมาะสมกับงานที่ต้องการความสามารถในการตรวจสอบหรืออธิบายผลลัพธ์

ด้านความเหมาะสมในการนำไปใช้งานจริง พบว่า โมเดล ANNs มีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้ข้อมูลหลากหลายประเภท และเหมาะสำหรับระบบที่ต้องการการประมวลผลแบบเรียลไทม์ หรือมีข้อจำกัดด้านทรัพยากร ขณะที่โมเดล ANFIS เหมาะสมกับการใช้งานในระบบที่ต้องการความแม่นยำสูง และสามารถอธิบายผลลัพธ์ได้อย่างชัดเจน เช่น ระบบสนับสนุนการตัดสินใจในภาครัฐหรือหน่วยงาน

ด้านพลังงาน
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7.2 อภิปรายผลการวิจัย

ผลการวิจัยยืนยันว่า โมเดล ANFIS มีประสิทธิภาพที่เหนือกว่าโมเดล ANNs อย่างมีนัยสำคัญ ในด้านความแม่นยำ ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดที่ว่า การผสมความสามารถของโครงข่ายประสาทเทียม กับระบบฟuzzy จะช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้จากข้อมูลเชิงตัวเลข พร้อมกับรองรับความไม่แน่นอนของข้อมูลเชิงภาษาธรรมชาติได้ดี อย่างไรก็ตาม ความซับซ้อนของโครงสร้าง ANFIS โดยเฉพาะเมื่อจำนวนอินพุตและฟังก์ชันสมาชิกเพิ่มขึ้น ส่งผลต่อประสิทธิภาพในการประมวลผล ซึ่งเป็นจุดอ่อนที่ต้องพิจารณา โดยเฉพาะหากต้องนำไปประยุกต์ใช้ในระบบที่ต้องการการประมวลผลแบบทันทีทันใด ในทางตรงกันข้าม ถึงแม้ว่าโมเดล ANNs จะมีความแม่นยำน้อยกว่า แต่ด้วยความสามารถในการประมวลผลที่รวดเร็ว และโครงสร้างที่ง่ายต่อการฝึกและปรับแต่ง ทำให้โมเดลนี้ยังคงเป็นทางเลือกที่น่าสนใจ โดยเฉพาะเมื่อต้องทำงานกับข้อมูลจำนวนมากหรือระบบที่มีข้อจำกัดด้านฮาร์ดแวร์ หากมีข้อจำกัดด้านทรัพยากรคอมพิวเตอร์หรือเวลาประมวลผล ANNs จะเป็นทางเลือกที่เหมาะสมกว่า

โมเดล ANFIS เป็นวิธีการที่สามารถนำมาประยุกต์ใช้ได้อย่างเหมาะสมในการประเมินความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าในงานวิจัยนี้ อย่างไรก็ตาม ไม่สามารถรับประกันได้ว่าสำหรับหัวข้องานวิจัยอื่น ๆ โมเดล ANFIS จะให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า ANNs เสมอ ในด้านค่าความผิดพลาด RMSE เนื่องจากประสิทธิภาพของโมเดลขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ เช่น ความซับซ้อนของข้อมูลนำเข้าและส่งออก ประเภทของฟังก์ชันที่ใช้ในการฝึกโมเดล เป็นต้น

7.3 ข้อเสนอแนะ

จากผลการวิจัยสามารถเสนอแนะแนวทางในการนำไปประยุกต์ใช้และพัฒนาเพิ่มเติมได้ดังนี้

- 1) การเลือกใช้โมเดลควรพิจารณาจากลักษณะของปัญหาและข้อจำกัดของระบบ หากระบบต้องการความแม่นยำและความสามารถในการตรวจสอบผลลัพธ์ ANFIS จะเป็นทางเลือกที่เหมาะสม ขณะที่ ANNs เหมาะสำหรับระบบที่ให้ความสำคัญกับความเร็วในการประมวลผลและมีข้อจำกัดด้านทรัพยากร
- 2) การพัฒนาโมเดลในลักษณะผสมผสาน (hybrid model) ระหว่าง ANNs และ ANFIS อาจช่วยลดจุดอ่อนของแต่ละโมเดล ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพโดยรวมของระบบ และอาจช่วยให้เกิดสมดุลระหว่างความแม่นยำและเวลาในการประมวลผล
- 3) ควรมีการนำโมเดลไปทดลองใช้งานจริงในสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงกับการใช้งานจริง เพื่อประเมินความสามารถในการปรับตัวของโมเดลเมื่อเผชิญกับข้อมูลที่หลากหลายและเปลี่ยนแปลงอยู่เสมอ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

7.4 งานวิจัยในอนาคต

เพื่อพัฒนาความสามารถของโมเดลพยากรณ์ให้สูงยิ่งขึ้น งานวิจัยในอนาคตอาจพิจารณาแนวทางดังต่อไปนี้

1) ศึกษาการรวมโมเดล (ensemble learning) เช่น การผสมผสานโมเดล ANNs และโมเดล ANFIS เข้าด้วยกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำและลดข้อจำกัดของแต่ละโมเดล

2) ศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) เช่น Long Short-Term Memory (LSTM) หรือ Recurrent Neural Networks (RNNs) เพื่อเปรียบเทียบกับโมเดลที่ใช้งานในปัจจุบัน จะเป็นแนวทางที่น่าสนใจในการเพิ่มศักยภาพของโมเดลในอนาคต

3) ทดลองเพิ่มจำนวนข้อมูลฝึกเรียนรู้ ข้อมูลทดสอบ และตัวแปรที่เกี่ยวข้อง เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความซับซ้อนได้ดียิ่งขึ้น อีกทั้งพัฒนาความสามารถในการพยากรณ์ให้แม่นยำมากขึ้น

4) พัฒนาโมเดลที่สามารถเรียนรู้แบบออนไลน์ (online learning) เพื่อรองรับการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลในอนาคต และลดภาระในการฝึกโมเดลใหม่เมื่อข้อมูลเปลี่ยนแปลง

เอกสารอ้างอิง

- [1] A. J. Wood, and B. F. Wollenberg. **Power Generation, Operation and Control**. 2nd ED. New York : John Wiley and Sons, Inc. 1996.
- [2] J. John Grainger, and D. William Stevenson Jr. **Element of Power System Analysis**. 4th ED. New York : McGraw-Hill, Inc. 1982.
- [3] Md. Atiqul Islam, Naimul Hasan, and Nur Mohammad. “Power System Optimization Model Using Economic Load Dispatch.”, **IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)**, 2020. pp. 469-472.
- [4] Suman M., M. Venu Gopala Rao, A. Hanumaiah, and K. Rajesh. “Solution of Economic Load Dispatch Problem in Power System Using Lambda Iteration and Back Propagation Neural Network Methods.”, **International Journal on Electrical Engineering and Informatics**, vol. 8, no. 2, 2016. pp. 347.
- [5] A. S. Alayande, J. T. Olowolaju, and I. K. Okakwu. “Solving Optimal Generation Dispatch Problem in Power Networks through PSO and Lambda Iteration Techniques.”, **Nigerian Journal of Technology (NIJOTECH)**, vol. 38, no. 1, January 2019. pp. 165-176. ISSN: 2467-8821.
- [6] D. O. Dike, M. I. Adinfono, and G. Ogu. “Economic Dispatch of Generated Power Using Modified Lambda Iteration Method.”, **IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering**, vol. 7, no. 1, 2017. pp. 49-54.
- [7] F. Benhamida, I. Ziane, Y. Salhi, and B. Dehiba. “Quadratic Programming Optimization for Dynamic Economic Load Dispatch: comparison with GAMS.”, **Proceedings of the 3rd International Conference on Systems and Control, Algiers, Algeria, October 2013**. pp. 29-31.
- [8] Jiayu Wang, Xing He, Junjian Huang, and Guo Chen. “Recurrent Neural Network for Nonconvex Economic Emission Dispatch.”, **Journal of modern power systems and clean energy**, vol. 9, no. 1, January 2021. pp. 46-55.
- [9] Muda H., Othman A.K., and Julai N. “Economic Dispatch Strategy for Solar Hybrid System using Lambda Iteration Method.”, **Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering**, vol. 9, no. 1, 2017. pp. 3-10.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [10] H. Xing, Z. Lin, and M. Fu. "Distributed Augmented Lambda-Iteration Method for Economic Dispatch in Smart Grid.", **Chinese Automation Congress (CAC), Jinan**, 2017. pp. 3302-3307. DOI: 10.1109/CAC.2017.8243347.
- [11] Osorio G., Lujano-Rojas J., Matias J.C.D.O., and Catalao J.P.A. "Probabilistic Approach to Solve the Economic Dispatch Problem with Intermittent Renewable Energy Sources.", **Energy**, vol. 82, 2015. pp. 949-959.
- [12] Brini S., Abdallah H.H., and Ouali A. "Economic Dispatch for Power System Included Wind and Solar Thermal Energy.", **Leonardo J. Sci.**, vol. 14, 2009. pp. 204-220.
- [13] Quande Q., Cheng S., Xianghua C. "Solving Non-Convex/Non-Smooth Economic Load Dispatch Problems Via an Enhanced Particle Swarm Optimization.", **Applied Soft Computing**, vol. 59, no. 1, 2017. pp. 229-242.
- [14] Khamsawang S., and Jiriwibhakorn S. "Solving the Economic Dispatch Problem Using Novel Particle Swarm Optimization.", **World Acad. Sci. Eng. Technol.-Int. J. Electr. Comput. Eng. Electron. Commun. Eng.**, vol. 3, 2009. pp. 529-534.
- [15] Meng K., Wang H.G., Dong Z., and Wong K.P. "Quantum-Inspired Particle Swarm Optimization for Valve-Point Economic Load Dispatch.", **IEEE Trans. Power Syst.**, vol. 25, 2009. pp. 215-222.
- [16] Pradhan G., and Dewangan P.D. "Solving Optimal Load Dispatch Problem Using Enhanced BAT Optimization Algorithm.", **In Proceedings of the 2017 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT), Vellore, India**, April 2017. pp. 1-6.
- [17] Sakthivel S., Natarajan R., and Gurusamy P. "Application of Bat Optimization Algorithm for Economic Load Dispatch Considering Valve Point Effects.", **Int. J. Comput. Appl.**, vol. 67, 2013. pp. 35-39.
- [18] Zhao J., Liu S., Zhou M., Guo X., and Qi L. "Modified Cuckoo Search Algorithm to Solve Economic Power Dispatch Optimization Problems.", **IEEE/CAA J. Autom. Sin.**, vol. 5, 2018. pp. 794-806.
- [19] Warsono, King D.J., Ozveren, C.S., and Bradley D. "Economic Load Dispatch Optimization of Renewable Energy in Power System Using Genetic Algorithm.", **In Proceedings of the 2007 IEEE Lausanne Power Tech, Lausanne, Switzerland**, July 2007. pp. 2174-2179.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [20] I. N. Trivedi, Avani H. Ranpariya, Arvind Kumar, Pradeep Jangir. “Economic Load Dispatch Problem with Ramp Rate Limits and Prohibited Operating Zones Solve using Levy Flight Moth-Flame Optimizer.”, **Int. Conf. Energy Efficient Technologies for Sustainability**, 2016. pp. 442-447.
- [21] Indrajit N. Trivedi, Motilal T. Bhoje, M. H. Pandya, Pradeep Jangir, Sagar Valvi, Siddharth A. Parmar. “An Emission Constraint Economic Load Dispatch Problem Solution with Microgrid using JAYA Algorithm.”, **International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability (ICEETS), Nagercoil, India**, April 2016. pp. 497-502. DOI: 10.1109/ICEETS.2016.7583805.
- [22] Indrajit N. Trivedi, Narottam Jangir, Pradeep Jangir, Mahesh H. Pandya, R.H. Bhesdadiya, Arvind Kumar. “Price Penalty Factors Based Approach for Emission Constrained Economic Dispatch Problem Solution Using Whale Optimization Algorithm.”, **IEEE International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES-2016)**, July 2016. pp. 1-5. DOI: 10.13140/RG.2.1.2105.4960.
- [23] Motilal Bhoj, Mahesh H. pandya, Swati N. Purohit, Pradeep Jangir, Indrajit N. Trivedi, Narottam Jangir. “Energy Management of Renewable Energy Sources in a Microgrid using Cuckoo Search Algorithm.”, **IEEE Students’ Conference on Electrical, Electronics and Computer Science (SCEECS-2016), MANIT-BHOPAL**, March 2016. DOI: 10.13140/RG.2.1.3886.7609.
- [24] Indrajit N. Trivedi, Dhaval K. Thesiya, Ayman Esmat, Pradeep J angir. “A Multiple Environment Dispatch Problem Solution Using Ant Colony Optimization for Micro-Grids.”, **International Conference on Power and Advanced Control Engineering (ICPACE-2015)**, August 2015. pp. 109-115. DOI: 10.13140/RG.2.1.3624.6169.
- [25] Rajnikant H. Bhesdadiya, Indrajit N. Trivedi, Pradeep Jangir, Narottam Jangir, Arvind Kumar. “An NSGA-III Algorithm for Solving Multi-Objective Economic/ Environmental Dispatch Problem.”, **Cogent Engineering**, vol. 3, no. 1, December 2016. pp. 1-23. DOI: 10.1080/23311916.2016.1269383.
- [26] Mohamed H. Hassan, Salah Kamel, Francisco Jurado, Mohamed Ebeed, Mohamed F. Elnaggar. “Economic Load Dispatch Solution of Large-Scale Power

- Systems Using an Enhanced Beluga Whale Optimizer.”, **Alexandria Engineering Journal**, vol. 72, June 2023. pp. 573-591. DOI: 10.1016/j.aej.2023.04.002.
- [27] Mostafa Bastawy, Mohamed Ebeed, Ahmed Rashad, Ali S. Alghamdi, and Salah Kamel. “Micro-grid Dynamic Economic Dispatch with Renewable Energy Resources Using Equilibrium Optimizer.”, **IEEE Electric Power and Energy Conference (EPEC), Edmonton, AB, Canada**, November 2020. DOI: 10.1109/EPEC48502.2020.9320054.
- [28] Abdelraheem A. Ahmed, Salah K., Mohamed E., and Juan Yu. “A Developed Approach to Solve Economic and Emission Dispatch Problems Based on Moth-Flame Algorithm.”, **Electric Power Components and Systems**, vol. 49, no. 4, July 2021. pp. 1-14. DOI:10.1080/15325008.2021.1943063.
- [29] Zhao Y., and Wang P. “Developing Chaotic Artificial Ecosystem-Based Optimization Algorithm for Combined Economic-Emission Dispatch.”, **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 37, no. 6, 2022. pp. 5094-5104.
- [30] Tariq F., Alelyani S., Abbas G., Qahmash A., and Rashid Hussain M. “Solving Renewables-Integrated Economic Load Dispatch Problem by Variant of Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm.”, **Energies**. vol. 13, 2020. pp. 6225.
- [31] Augustine N., Suresh S., Moghe P., and Sheikh K. “Economic Dispatch for a Microgrid Considering Renewable Energy Cost Functions.”, In **Proceedings of the 2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT), Washington, DC, USA**, January 2012. pp. 1-7.
- [32] Chaturvedi K.T., Pandit M., and Srivastava L. “Particle Swarm Optimization with Time Varying Acceleration Coefficients for Non-Convex Economic Power Dispatch.”, **Int. J. Electr. Power Energy Syst.**, vol. 31, 2009. pp. 249-257.
- [33] Victoire T., and Jeyakumar A. “Hybrid PSO–SQP for Economic Dispatch with Valve-Point Effect.”, **Electric Power Systems Research**, vol. 71, no. 1, 2004. pp. 51-59.
- [34] Zhao Y., and Wang P. “Developing chaotic artificial ecosystem-based optimization algorithm for combined economic-emission dispatch.”, **IEEE Transactions on Power Systems**, vol. 37, no. 6, 2022. pp. 5094-5104.
- [35] Kamboj V.K., Bath S.K., and Dhillon J.S. “Solution of Non-Convex Economic Load Dispatch Problem Using Grey Wolf Optimizer.”, **Neural Comput. Appl.**, vol. 27, 2016. pp. 1301-1316.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [36] Ling S.H., and Leung F.H.F. “An Improved Genetic Algorithm with Average-Bound Crossover and Wavelet Mutation Operation.”, **Soft Comput.**, vol. 11, 2007. pp. 7-31.
- [37] Wang Y.K., and Chen X.B., “Improved Multi-Area Search and Asymptotic Convergence PSO Algorithm with Independent Local Search Mechanism.”, **Control. Decis.**, vol. 33, 2018. pp. 1382-1389.
- [38] S. Jiriwibhakorn, and K. Wongwut. “Evaluation of the Power Demand for Economic Load Dispatch Problem Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Artificial Neural Network.”, **IEEE Access**, vol. 12, 2024. pp. 132352-132368.
- [39] M. Ellahi, and G. Abbas. “Hybrid Metaheuristic Approach for the Solution of Renewables-Incorporated Economic Dispatch Problems.”, **IEEE Access**, vol. 8, 2020. pp. 127608-127621.
- [40] Kashif Mehmood, Khalid Mehmood Cheema, Muhammad Faizan Tahir, Abdul Rehman Tariq, Ahmad H. Milyani, Rajvikram Madurai Elavarasan, Shaheer Shaheen, and Kannadasan Raju, “Short Term Power Dispatch Using Neural Network Based Ensemble Classifier.”, **Journal of Energy Storage**, vol. 33, 2021. pp. 1-13.
- [41] Alya Alhendi, Aameena Saad Al-Sumaiti, Mousa Marzband, Rajesh Kumar, and Ahmed A. Zaki Diab, “Short-Term Load and Price Forecasting Using Artificial Neural Network with Enhanced Markov Chain for ISO New England.”, **Energy Reports**, vol. 9, 2023. pp. 4799-4815.
- [42] Ahmed Mazin Majid AL-Qaysi, Altug Bozkurt, and Yavuz Ates, “Load Forecasting Based on Genetic Algorithm-Artificial Neural Network-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems: A Case Study in Iraq.”, **Energies**, vol. 16, 2023. pp. 1-20.
- [43] Parth Bhasin, and Vaishali, “Back Propagation Algorithm: An Artificial Neural Network Approach.”, **International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)**, vol. 5, no. 10, 2017. pp. 1-6.
- [44] Ulutas A., Altas I.H., Onen A., and Ustun T.S., “Neuro-Fuzzy-Based Model Predictive Energy Management for Grid Connected Microgrids.”, **Electronics**, vol. 9, 2020. pp. 900.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ก

ข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และการทดสอบ

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Load	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	Psolar	Pwind
900	101.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
901	102.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
902	103.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
903	104.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
904	105.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
905	106.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
906	107.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
907	108.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
908	109.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
909	110.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
910	111.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
911	112.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
912	113.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
913	114.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
914	115.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
915	116.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
916	117.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
917	118.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
918	119.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
919	120.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
920	121.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
921	122.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
922	123.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
923	124.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
924	125.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
925	126.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
926	127.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
927	128.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
928	129.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
929	130.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
930	131.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
931	132.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
932	133.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
933	134.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
934	135.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
935	136.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
936	137.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
937	138.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
938	139.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
939	140.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
940	141.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
941	142.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
942	143.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
943	144.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
944	145.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
945	146.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
946	147.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
947	148.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
948	149.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
949	150.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
950	151.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

951	152.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
952	153.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
953	154.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
954	155.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
955	156.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
956	157.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
957	158.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
958	159.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
959	160.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
960	161.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
961	162.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
962	163.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
963	164.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
964	165.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
965	166.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
966	167.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
967	168.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
968	169.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
969	170.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
970	171.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
971	172.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
972	173.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
973	174.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
974	175.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
975	176.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
976	177.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
977	178.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
978	179.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
979	180.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
980	181.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
981	182.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
982	183.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
983	184.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
984	185.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
985	186.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
986	187.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
987	188.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
988	189.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
989	190.4900	50.0000	50.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
990	101.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
991	102.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
992	103.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
993	104.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
994	105.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
995	106.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
996	107.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
997	108.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
998	109.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
999	110.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1000	111.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1001	112.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1002	113.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1003	114.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1004	115.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1005	116.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1006	117.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1007	118.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1008	119.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1009	120.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1010	121.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1011	122.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1012	123.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1013	124.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1014	125.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1015	126.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1016	127.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1017	128.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1018	129.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1019	130.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1020	131.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1021	132.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1022	133.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1023	134.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1024	135.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1025	136.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1026	137.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1027	138.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1028	139.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1029	140.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1030	141.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1031	142.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1032	143.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1033	144.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1034	145.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1035	146.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1036	147.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1037	148.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1038	149.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1039	150.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1040	151.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1041	152.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1042	153.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1043	154.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1044	155.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1045	156.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1046	157.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1047	158.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1048	159.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1049	160.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1050	161.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1051	162.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1052	163.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1053	164.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1054	165.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1055	166.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1056	167.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1057	168.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1058	169.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1059	170.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1060	171.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1061	172.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1062	173.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1063	174.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1064	175.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1065	176.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1066	177.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1067	178.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1068	179.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1069	180.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1070	181.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1071	182.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1072	183.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1073	184.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1074	185.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1075	186.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1076	187.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1077	188.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1078	189.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1079	190.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1080	191.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1081	192.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1082	193.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1083	194.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1084	195.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1085	196.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1086	197.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1087	198.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1088	199.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1089	200.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1090	201.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1091	202.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1092	203.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1093	204.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1094	205.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1095	206.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1096	207.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1097	208.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1098	209.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1099	210.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1100	211.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1101	212.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1102	213.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1103	214.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1104	215.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1105	216.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1106	217.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1107	218.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1108	219.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1109	220.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1110	221.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1111	222.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1112	223.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1113	224.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1114	225.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1115	226.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1116	227.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1117	228.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1118	229.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1119	230.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1120	231.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1121	232.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1122	233.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1123	234.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1124	235.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1125	236.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1126	237.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1127	238.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1128	239.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1129	240.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1130	241.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1131	242.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1132	243.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1133	244.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1134	245.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1135	246.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1136	247.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1137	248.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1138	249.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1139	250.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1140	251.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1141	252.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1142	253.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1143	254.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1144	255.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1145	256.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1146	257.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1147	258.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1148	259.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1149	260.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1150	261.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1151	262.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1152	263.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1153	264.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1154	265.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1155	266.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1156	267.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1157	268.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1158	269.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1159	270.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1160	271.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1161	272.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1162	273.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1163	274.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1164	275.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1165	276.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1166	277.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1167	278.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1168	279.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1169	280.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1170	281.4900	50.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1171	282.3427	50.1473	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1172	282.9185	50.5715	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1173	283.4942	50.9958	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1174	284.0700	51.4200	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1175	284.6458	51.8442	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1176	285.2215	52.2685	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1177	285.7973	52.6927	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1178	286.3730	53.1170	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1179	286.9488	53.5412	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1180	287.5245	53.9655	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1181	288.1003	54.3898	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1182	288.6761	54.8141	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1183	289.2519	55.2384	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1184	289.8277	55.6627	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1185	290.4035	56.0870	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1186	290.9793	56.5113	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1187	291.5551	56.9356	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1188	292.1309	57.3599	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1189	292.7067	57.7842	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1190	293.2821	58.2079	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1191	293.8579	58.6322	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1192	294.4337	59.0565	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1193	295.0095	59.4808	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1194	295.5853	59.9051	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1195	296.1611	60.3294	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1196	296.7369	60.7537	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1197	297.3127	61.1780	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1198	297.8885	61.6023	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1199	298.4643	62.0266	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1200	299.0401	62.4503	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1201	299.6159	62.8746	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1202	300.1917	63.2989	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1203	300.7675	63.7232	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1204	301.3433	64.1475	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1205	301.9191	64.5718	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1206	302.4949	64.9961	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1207	303.0707	65.4204	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1208	303.6465	65.8447	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1209	304.2223	66.2690	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1210	304.7973	66.6927	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1211	305.3731	67.1170	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1212	305.9489	67.5413	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1213	306.5247	67.9656	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1214	307.1005	68.3899	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1215	307.6763	68.8142	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1216	308.2521	69.2385	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1217	308.8279	69.6628	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1218	309.4037	70.0871	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1219	309.9795	70.5114	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1220	310.5548	70.9352	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1221	311.1306	71.3594	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.0000	183.8400	214.6700
1222	311.6030	71.7075	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.1795	183.8400	214.6700
1223	311.9645	71.9738	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.5517	183.8400	214.6700
1224	312.3260	72.2402	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	100.9238	183.8400	214.6700
1225	312.6875	72.5066	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	101.2959	183.8400	214.6700
1226	313.0490	72.7730	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	101.6680	183.8400	214.6700
1227	313.4105	73.0394	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	102.0401	183.8400	214.6700
1228	313.7720	73.3058	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	102.4122	183.8400	214.6700
1229	314.1335	73.5722	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	102.7843	183.8400	214.6700
1230	314.4950	73.8384	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	103.1564	183.8400	214.6700
1231	314.8565	74.1046	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	103.5285	183.8400	214.6700
1232	315.2180	74.3708	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	103.9006	183.8400	214.6700
1233	315.5795	74.6370	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	104.2727	183.8400	214.6700
1234	315.9410	74.9032	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	104.6448	183.8400	214.6700
1235	316.3025	75.1694	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	105.0169	183.8400	214.6700
1236	316.6640	75.4356	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	105.3890	183.8400	214.6700
1237	317.0255	75.7018	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	105.7611	183.8400	214.6700
1238	317.3870	75.9680	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	106.1332	183.8400	214.6700
1239	317.7485	76.2342	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	106.5053	183.8400	214.6700
1240	318.1100	76.5004	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	106.8774	183.8400	214.6700
1241	318.4715	76.7666	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	107.2495	183.8400	214.6700
1242	318.8330	77.0328	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	107.6216	183.8400	214.6700
1243	319.1945	77.2990	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	107.9937	183.8400	214.6700
1244	319.5560	77.5652	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	108.3658	183.8400	214.6700
1245	319.9175	77.8314	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	108.7379	183.8400	214.6700
1246	320.2790	78.0976	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	109.1100	183.8400	214.6700
1247	320.6405	78.3638	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	109.4821	183.8400	214.6700
1248	321.0020	78.6300	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	109.8542	183.8400	214.6700
1249	321.3635	78.8962	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	110.2263	183.8400	214.6700
1250	321.7250	79.1624	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	110.5984	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1251	322.0865	79.4321	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	110.9714	183.8400	214.6700
1252	322.4480	79.6985	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	111.3435	183.8400	214.6700
1253	322.8095	79.9649	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	111.7156	183.8400	214.6700
1254	323.1710	80.2312	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	112.0878	183.8400	214.6700
1255	323.5325	80.4975	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	112.4600	183.8400	214.6700
1256	323.8940	80.7638	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	112.8322	183.8400	214.6700
1257	324.2555	81.0301	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	113.2044	183.8400	214.6700
1258	324.6170	81.2964	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	113.5766	183.8400	214.6700
1259	324.9785	81.5627	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	113.9484	183.8400	214.6700
1260	316.3864	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	105.1036	183.8400	214.6700
1261	316.8791	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	105.6109	183.8400	214.6700
1262	317.3718	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	106.1182	183.8400	214.6700
1263	317.8645	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	106.6255	183.8400	214.6700
1264	318.3572	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	107.1328	183.8400	214.6700
1265	318.8499	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	107.6401	183.8400	214.6700
1266	319.3426	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	108.1474	183.8400	214.6700
1267	319.8353	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	108.6547	183.8400	214.6700
1268	320.3280	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	109.1620	183.8400	214.6700
1269	320.8207	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	109.6693	183.8400	214.6700
1270	321.3134	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	110.1761	183.8400	214.6700
1271	321.8061	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	110.6834	183.8400	214.6700
1272	322.2988	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	111.1907	183.8400	214.6700
1273	322.7915	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	111.6980	183.8400	214.6700
1274	323.2842	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	112.2053	183.8400	214.6700
1275	323.7769	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	112.7126	183.8400	214.6700
1276	324.2696	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	113.2199	183.8400	214.6700
1277	324.7623	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	113.7272	183.8400	214.6700
1278	325.2550	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	114.2345	183.8400	214.6700
1279	325.7477	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	114.7418	183.8400	214.6700
1280	326.2404	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	115.2491	183.8400	214.6700
1281	326.7331	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	115.7564	183.8400	214.6700
1282	327.2258	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	116.2637	183.8400	214.6700
1283	327.7185	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	116.7710	183.8400	214.6700
1284	328.2112	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	117.2783	183.8400	214.6700
1285	328.7039	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	117.7856	183.8400	214.6700
1286	329.1966	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	118.2929	183.8400	214.6700
1287	329.6893	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	118.8002	183.8400	214.6700
1288	330.1820	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	119.3075	183.8400	214.6700
1289	330.6747	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	119.8148	183.8400	214.6700
1290	331.1674	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	120.3221	183.8400	214.6700
1291	331.6601	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	120.8294	183.8400	214.6700
1292	332.1528	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	121.3367	183.8400	214.6700
1293	332.6455	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	121.8440	183.8400	214.6700
1294	333.1382	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	122.3513	183.8400	214.6700
1295	333.6309	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	122.8586	183.8400	214.6700
1296	334.1236	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	123.3659	183.8400	214.6700
1297	334.6163	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	123.8732	183.8400	214.6700
1298	335.1090	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	124.3805	183.8400	214.6700
1299	335.6017	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	124.8878	183.8400	214.6700
1300	336.0944	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	125.3951	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1301	336.5871	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	125.9008	183.8400	214.6700
1302	337.0798	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	126.4081	183.8400	214.6700
1303	337.5725	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	126.9154	183.8400	214.6700
1304	338.0652	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	127.4227	183.8400	214.6700
1305	338.5579	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	127.9300	183.8400	214.6700
1306	339.0506	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	128.4373	183.8400	214.6700
1307	339.5433	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	128.9446	183.8400	214.6700
1308	340.0360	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	129.4519	183.8400	214.6700
1309	340.5287	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	129.9592	183.8400	214.6700
1310	341.0214	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	130.4665	183.8400	214.6700
1311	341.5141	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	130.9738	183.8400	214.6700
1312	342.0068	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	131.4811	183.8400	214.6700
1313	342.4995	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	131.9884	183.8400	214.6700
1314	342.9922	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	132.4957	183.8400	214.6700
1315	343.4849	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	133.0030	183.8400	214.6700
1316	343.9776	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	133.5103	183.8400	214.6700
1317	344.4703	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	134.0176	183.8400	214.6700
1318	344.9630	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	134.5249	183.8400	214.6700
1319	345.4557	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	135.0322	183.8400	214.6700
1320	345.9484	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	135.5384	183.8400	214.6700
1321	346.4411	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	136.0457	183.8400	214.6700
1322	346.9338	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	136.5530	183.8400	214.6700
1323	347.4265	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	137.0603	183.8400	214.6700
1324	347.9192	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	137.5676	183.8400	214.6700
1325	348.4119	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	138.0749	183.8400	214.6700
1326	348.9046	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	138.5822	183.8400	214.6700
1327	349.3973	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	139.0895	183.8400	214.6700
1328	349.8900	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	139.5968	183.8400	214.6700
1329	350.3827	100.0000	140.0000	50.0000	100.0000	50.0000	140.1041	183.8400	214.6700
1330	350.8754	100.0000	140.0000	50.4943	100.0000	50.0000	140.6114	183.8400	214.6700
1331	351.3681	100.0000	140.0000	50.7714	100.0000	50.0000	141.1187	183.8400	214.6700
1332	351.8608	100.0000	140.0000	51.0485	100.0000	50.0000	141.6260	183.8400	214.6700
1333	352.3535	100.0000	140.0000	51.3256	100.0000	50.0000	142.1333	183.8400	214.6700
1334	352.8462	100.0000	140.0000	51.6027	100.0000	50.0000	142.6406	183.8400	214.6700
1335	353.3389	100.0000	140.0000	51.8798	100.0000	50.0000	143.1479	183.8400	214.6700
1336	353.8316	100.0000	140.0000	52.1569	100.0000	50.0000	143.6552	183.8400	214.6700
1337	354.3243	100.0000	140.0000	52.4340	100.0000	50.0000	144.1625	183.8400	214.6700
1338	354.8170	100.0000	140.0000	52.7111	100.0000	50.0000	144.6698	183.8400	214.6700
1339	355.3097	100.0000	140.0000	52.9882	100.0000	50.0000	145.1771	183.8400	214.6700
1340	355.8024	100.0000	140.0000	53.2653	100.0000	50.0000	145.6844	183.8400	214.6700
1341	356.2951	100.0000	140.0000	53.5424	100.0000	50.0000	146.1917	183.8400	214.6700
1342	356.7878	100.0000	140.0000	53.8195	100.0000	50.0000	146.6990	183.8400	214.6700
1343	357.2805	100.0000	140.0000	54.0966	100.0000	50.0000	147.2063	183.8400	214.6700
1344	357.7732	100.0000	140.0000	54.3737	100.0000	50.0000	147.7136	183.8400	214.6700
1345	358.2659	100.0000	140.0000	54.6508	100.0000	50.0000	148.2209	183.8400	214.6700
1346	358.7586	100.0000	140.0000	54.9279	100.0000	50.0000	148.7282	183.8400	214.6700
1347	359.2513	100.0000	140.0000	55.2050	100.0000	50.0000	149.2355	183.8400	214.6700
1348	359.7440	100.0000	140.0000	55.4821	100.0000	50.0000	149.7428	183.8400	214.6700
1349	360.2367	100.0000	140.0000	55.7592	100.0000	50.0000	150.2501	183.8400	214.6700
1350	360.7294	100.0000	140.0000	56.0363	100.0000	50.0000	150.7574	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1351	358.1163	100.0000	140.0000	56.3127	100.0000	50.0000	148.0609	183.8400	214.6700
1352	358.4728	100.0000	140.0000	56.5898	100.0000	50.0000	148.4276	183.8400	214.6700
1353	358.8293	100.0000	140.0000	56.8669	100.0000	50.0000	148.7943	183.8400	214.6700
1354	359.1858	100.0000	140.0000	57.1440	100.0000	50.0000	149.1610	183.8400	214.6700
1355	359.5423	100.0000	140.0000	57.4211	100.0000	50.0000	149.5277	183.8400	214.6700
1356	359.8988	100.0000	140.0000	57.6982	100.0000	50.0000	149.8944	183.8400	214.6700
1357	360.2553	100.0000	140.0000	57.9753	100.0000	50.0000	150.2611	183.8400	214.6700
1358	360.6118	100.0000	140.0000	58.2524	100.0000	50.0000	150.6278	183.8400	214.6700
1359	360.9683	100.0000	140.0000	58.5295	100.0000	50.0000	150.9945	183.8400	214.6700
1360	361.3224	100.0000	140.0000	58.8063	100.0000	50.0000	151.3613	183.8400	214.6700
1361	361.6789	100.0000	140.0000	59.0831	100.0000	50.0000	151.7280	183.8400	214.6700
1362	362.0354	100.0000	140.0000	59.3599	100.0000	50.0000	152.0947	183.8400	214.6700
1363	362.3919	100.0000	140.0000	59.6367	100.0000	50.0000	152.4614	183.8400	214.6700
1364	362.7484	100.0000	140.0000	59.9135	100.0000	50.0000	152.8281	183.8400	214.6700
1365	363.1036	100.0000	140.0000	60.1916	100.0000	50.0000	153.1948	183.8400	214.6700
1366	363.4598	100.0000	140.0000	60.4687	100.0000	50.0000	153.5615	183.8400	214.6700
1367	363.8160	100.0000	140.0000	60.7458	100.0000	50.0000	153.9282	183.8400	214.6700
1368	364.1722	100.0000	140.0000	61.0228	100.0000	50.0000	154.2949	183.8400	214.6700
1369	364.4708	100.0000	140.0000	61.2550	100.1619	50.0000	154.6023	183.8400	214.6700
1370	364.7423	100.0000	140.0000	61.4663	100.3996	50.0000	154.8818	183.8400	214.6700
1371	365.0139	100.0000	140.0000	61.6775	100.6372	50.0000	155.1614	183.8400	214.6700
1372	365.2855	100.0000	140.0000	61.8887	100.8748	50.0000	155.4410	183.8400	214.6700
1373	365.5571	100.0000	140.0000	62.0999	101.1124	50.0000	155.7206	183.8400	214.6700
1374	365.8287	100.0000	140.0000	62.3111	101.3500	50.0000	156.0002	183.8400	214.6700
1375	366.1003	100.0000	140.0000	62.5223	101.5876	50.0000	156.2798	183.8400	214.6700
1376	366.3719	100.0000	140.0000	62.7335	101.8252	50.0000	156.5594	183.8400	214.6700
1377	366.6435	100.0000	140.0000	62.9447	102.0628	50.0000	156.8390	183.8400	214.6700
1378	366.9151	100.0000	140.0000	63.1559	102.3004	50.0000	157.1186	183.8400	214.6700
1379	367.1867	100.0000	140.0000	63.3671	102.5380	50.0000	157.3982	183.8400	214.6700
1380	367.4581	100.0000	140.0000	63.5785	102.7759	50.0000	157.6775	183.8400	214.6700
1381	367.7297	100.0000	140.0000	63.7897	103.0138	50.0000	157.9571	183.8400	214.6700
1382	368.0013	100.0000	140.0000	64.0009	103.2517	50.0000	158.2367	183.8400	214.6700
1383	368.2729	100.0000	140.0000	64.2121	103.4896	50.0000	158.5163	183.8400	214.6700
1384	368.5445	100.0000	140.0000	64.4233	103.7275	50.0000	158.7959	183.8400	214.6700
1385	368.8161	100.0000	140.0000	64.6345	103.9654	50.0000	159.0755	183.8400	214.6700
1386	369.0877	100.0000	140.0000	64.8457	104.2033	50.0000	159.3551	183.8400	214.6700
1387	369.3593	100.0000	140.0000	65.0569	104.4412	50.0000	159.6347	183.8400	214.6700
1388	369.6309	100.0000	140.0000	65.2681	104.6791	50.0000	159.9143	183.8400	214.6700
1389	369.9025	100.0000	140.0000	65.4793	104.9170	50.0000	160.1939	183.8400	214.6700
1390	370.1739	100.0000	140.0000	65.6908	105.1522	50.0000	160.4735	183.8400	214.6700
1391	370.4455	100.0000	140.0000	65.9020	105.3901	50.0000	160.7531	183.8400	214.6700
1392	370.7171	100.0000	140.0000	66.1132	105.6280	50.0000	161.0327	183.8400	214.6700
1393	370.9887	100.0000	140.0000	66.3244	105.8659	50.0000	161.3123	183.8400	214.6700
1394	371.2603	100.0000	140.0000	66.5356	106.1038	50.0000	161.5919	183.8400	214.6700
1395	371.5319	100.0000	140.0000	66.7468	106.3417	50.0000	161.8715	183.8400	214.6700
1396	371.8035	100.0000	140.0000	66.9580	106.5796	50.0000	162.1511	183.8400	214.6700
1397	372.0751	100.0000	140.0000	67.1692	106.8175	50.0000	162.4307	183.8400	214.6700
1398	372.3467	100.0000	140.0000	67.3804	107.0554	50.0000	162.7103	183.8400	214.6700
1399	372.6183	100.0000	140.0000	67.5916	107.2933	50.0000	162.9899	183.8400	214.6700
1400	372.8897	100.0000	140.0000	67.8031	107.5290	50.0000	163.2695	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1401	373.1613	100.0000	140.0000	68.0143	107.7691	50.0000	163.5491	183.8400	214.6700
1402	373.4329	100.0000	140.0000	68.2255	108.0070	50.0000	163.8287	183.8400	214.6700
1403	373.7045	100.0000	140.0000	68.4367	108.2449	50.0000	164.1083	183.8400	214.6700
1404	373.9761	100.0000	140.0000	68.6479	108.4828	50.0000	164.3879	183.8400	214.6700
1405	374.2477	100.0000	140.0000	68.8591	108.7207	50.0000	164.6675	183.8400	214.6700
1406	374.5193	100.0000	140.0000	69.0703	108.9586	50.0000	164.9471	183.8400	214.6700
1407	374.7909	100.0000	140.0000	69.2815	109.1965	50.0000	165.2267	183.8400	214.6700
1408	375.0625	100.0000	140.0000	69.4927	109.4344	50.0000	165.5063	183.8400	214.6700
1409	375.3341	100.0000	140.0000	69.7039	109.6723	50.0000	165.7859	183.8400	214.6700
1410	375.6054	100.0000	140.0000	69.9153	109.9048	50.0000	166.0644	183.8400	214.6700
1411	375.8770	100.0000	140.0000	70.1265	110.1427	50.0000	166.3440	183.8400	214.6700
1412	376.1486	100.0000	140.0000	70.3377	110.3806	50.0000	166.6236	183.8400	214.6700
1413	376.4202	100.0000	140.0000	70.5489	110.6185	50.0000	166.9032	183.8400	214.6700
1414	376.6918	100.0000	140.0000	70.7601	110.8564	50.0000	167.1828	183.8400	214.6700
1415	376.9634	100.0000	140.0000	70.9713	111.0943	50.0000	167.4624	183.8400	214.6700
1416	377.2350	100.0000	140.0000	71.1825	111.3322	50.0000	167.7420	183.8400	214.6700
1417	377.5066	100.0000	140.0000	71.3937	111.5701	50.0000	168.0216	183.8400	214.6700
1418	377.7782	100.0000	140.0000	71.6049	111.8080	50.0000	168.3012	183.8400	214.6700
1419	378.0498	100.0000	140.0000	71.8161	112.0459	50.0000	168.5808	183.8400	214.6700
1420	378.3214	100.0000	140.0000	72.0276	112.2811	50.0000	168.8604	183.8400	214.6700
1421	378.5930	100.0000	140.0000	72.2388	112.5190	50.0000	169.1400	183.8400	214.6700
1422	378.8646	100.0000	140.0000	72.4500	112.7569	50.0000	169.4196	183.8400	214.6700
1423	379.1362	100.0000	140.0000	72.6612	112.9948	50.0000	169.6992	183.8400	214.6700
1424	379.4078	100.0000	140.0000	72.8724	113.2327	50.0000	169.9788	183.8400	214.6700
1425	379.6794	100.0000	140.0000	73.0836	113.4706	50.0000	170.2584	183.8400	214.6700
1426	379.9510	100.0000	140.0000	73.2948	113.7085	50.0000	170.5380	183.8400	214.6700
1427	380.2226	100.0000	140.0000	73.5060	113.9464	50.0000	170.8176	183.8400	214.6700
1428	380.4942	100.0000	140.0000	73.7172	114.1843	50.0000	171.0972	183.8400	214.6700
1429	380.7658	100.0000	140.0000	73.9284	114.4222	50.0000	171.3768	183.8400	214.6700
1430	381.0370	100.0000	140.0000	74.1399	114.6574	50.0000	171.6564	183.8400	214.6700
1431	381.3086	100.0000	140.0000	74.3508	114.8953	50.0000	171.9360	183.8400	214.6700
1432	381.5802	100.0000	140.0000	74.5620	115.1332	50.0000	172.2156	183.8400	214.6700
1433	381.8518	100.0000	140.0000	74.7732	115.3711	50.0000	172.4952	183.8400	214.6700
1434	382.1234	100.0000	140.0000	74.9844	115.6090	50.0000	172.7748	183.8400	214.6700
1435	382.3950	100.0000	140.0000	75.1956	115.8469	50.0000	173.0544	183.8400	214.6700
1436	382.6666	100.0000	140.0000	75.4068	116.0848	50.0000	173.3340	183.8400	214.6700
1437	382.9382	100.0000	140.0000	75.6180	116.3227	50.0000	173.6136	183.8400	214.6700
1438	383.2098	100.0000	140.0000	75.8292	116.5606	50.0000	173.8932	183.8400	214.6700
1439	383.4814	100.0000	140.0000	76.0404	116.7985	50.0000	174.1728	183.8400	214.6700
1440	383.7530	100.0000	140.0000	76.2522	117.0337	50.0000	174.4514	183.8400	214.6700
1441	384.0246	100.0000	140.0000	76.4628	117.2716	50.0000	174.7310	183.8400	214.6700
1442	384.2962	100.0000	140.0000	76.6740	117.5095	50.0000	175.0106	183.8400	214.6700
1443	384.5678	100.0000	140.0000	76.8852	117.7474	50.0000	175.2902	183.8400	214.6700
1444	384.8394	100.0000	140.0000	77.0964	117.9853	50.0000	175.5698	183.8400	214.6700
1445	385.1110	100.0000	140.0000	77.3076	118.2232	50.0000	175.8494	183.8400	214.6700
1446	385.3826	100.0000	140.0000	77.5188	118.4611	50.0000	176.1290	183.8400	214.6700
1447	385.6542	100.0000	140.0000	77.7300	118.6990	50.0000	176.4086	183.8400	214.6700
1448	385.9258	100.0000	140.0000	77.9412	118.9369	50.0000	176.6882	183.8400	214.6700
1449	386.1974	100.0000	140.0000	78.1524	119.1748	50.0000	176.9678	183.8400	214.6700
1450	386.4686	100.0000	140.0000	78.3636	119.4100	50.0000	177.2474	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1451	386.7402	100.0000	140.0000	78.5748	119.6479	50.0000	177.5270	183.8400	214.6700
1452	387.0118	100.0000	140.0000	78.7860	119.8858	50.0000	177.8066	183.8400	214.6700
1453	387.2834	100.0000	140.0000	78.9972	120.1237	50.0000	178.0862	183.8400	214.6700
1454	387.5550	100.0000	140.0000	79.2084	120.3616	50.0000	178.3658	183.8400	214.6700
1455	387.8266	100.0000	140.0000	79.4196	120.5995	50.0000	178.6454	183.8400	214.6700
1456	388.0982	100.0000	140.0000	79.6308	120.8374	50.0000	178.9250	183.8400	214.6700
1457	388.3698	100.0000	140.0000	79.8420	121.0753	50.0000	179.2046	183.8400	214.6700
1458	388.6414	100.0000	140.0000	80.0532	121.3132	50.0000	179.4842	183.8400	214.6700
1459	388.9130	100.0000	140.0000	80.2644	121.5511	50.0000	179.7638	183.8400	214.6700
1460	389.1846	100.0000	140.0000	80.4756	121.7863	50.0000	180.0434	183.8400	214.6700
1461	389.4562	100.0000	140.0000	80.6868	122.0242	50.0000	180.3230	183.8400	214.6700
1462	389.7278	100.0000	140.0000	80.8980	122.2621	50.0000	180.6026	183.8400	214.6700
1463	389.9994	100.0000	140.0000	81.1092	122.5000	50.0000	180.8822	183.8400	214.6700
1464	390.2710	100.0000	140.0000	81.3204	122.7379	50.0000	181.1618	183.8400	214.6700
1465	390.5426	100.0000	140.0000	81.5316	122.9758	50.0000	181.4414	183.8400	214.6700
1466	390.8142	100.0000	140.0000	81.7428	123.2137	50.0000	181.7210	183.8400	214.6700
1467	391.0858	100.0000	140.0000	81.9540	123.4516	50.0000	182.0006	183.8400	214.6700
1468	391.3574	100.0000	140.0000	82.1652	123.6895	50.0000	182.2802	183.8400	214.6700
1469	391.6290	100.0000	140.0000	82.3764	123.9274	50.0000	182.5598	183.8400	214.6700
1470	391.9006	100.0000	140.0000	82.5876	124.1626	50.0000	182.8383	183.8400	214.6700
1471	392.1722	100.0000	140.0000	82.8002	124.4005	50.0000	183.1179	183.8400	214.6700
1472	392.4438	100.0000	140.0000	83.0114	124.6384	50.0000	183.3975	183.8400	214.6700
1473	392.7154	100.0000	140.0000	83.2226	124.8763	50.0000	183.6771	183.8400	214.6700
1474	392.9870	100.0000	140.0000	83.4338	125.1142	50.0000	183.9567	183.8400	214.6700
1475	393.2586	100.0000	140.0000	83.6450	125.3521	50.0000	184.2363	183.8400	214.6700
1476	393.5302	100.0000	140.0000	83.8562	125.5900	50.0000	184.5159	183.8400	214.6700
1477	393.8018	100.0000	140.0000	84.0674	125.8279	50.0000	184.7955	183.8400	214.6700
1478	394.0734	100.0000	140.0000	84.2786	126.0658	50.0000	185.0751	183.8400	214.6700
1479	394.3450	100.0000	140.0000	84.4898	126.3037	50.0000	185.3547	183.8400	214.6700
1480	394.6159	100.0000	140.0000	84.7010	126.5389	50.0000	185.6343	183.8400	214.6700
1481	394.8875	100.0000	140.0000	84.9122	126.7768	50.0000	185.9139	183.8400	214.6700
1482	395.1591	100.0000	140.0000	85.1234	127.0147	50.0000	186.1935	183.8400	214.6700
1483	395.4307	100.0000	140.0000	85.3346	127.2526	50.0000	186.4731	183.8400	214.6700
1484	395.7023	100.0000	140.0000	85.5458	127.4905	50.0000	186.7527	183.8400	214.6700
1485	395.9739	100.0000	140.0000	85.7570	127.7284	50.0000	187.0323	183.8400	214.6700
1486	396.2455	100.0000	140.0000	85.9682	127.9663	50.0000	187.3119	183.8400	214.6700
1487	396.5171	100.0000	140.0000	86.1794	128.2042	50.0000	187.5915	183.8400	214.6700
1488	396.7887	100.0000	140.0000	86.3906	128.4421	50.0000	187.8711	183.8400	214.6700
1489	397.0603	100.0000	140.0000	86.6018	128.6800	50.0000	188.1507	183.8400	214.6700
1490	397.3319	100.0000	140.0000	86.8135	128.9152	50.0000	188.4303	183.8400	214.6700
1491	397.6035	100.0000	140.0000	87.0247	129.1531	50.0000	188.7099	183.8400	214.6700
1492	397.8751	100.0000	140.0000	87.2359	129.3910	50.0000	188.9895	183.8400	214.6700
1493	398.1467	100.0000	140.0000	87.4471	129.6289	50.0000	189.2691	183.8400	214.6700
1494	398.4183	100.0000	140.0000	87.6583	129.8668	50.0000	189.5487	183.8400	214.6700
1495	398.6899	100.0000	140.0000	87.8695	130.1047	50.0000	189.8283	183.8400	214.6700
1496	398.9615	100.0000	140.0000	88.0807	130.3426	50.0000	190.1079	183.8400	214.6700
1497	399.2331	100.0000	140.0000	88.2919	130.5805	50.0000	190.3875	183.8400	214.6700
1498	399.5047	100.0000	140.0000	88.5031	130.8184	50.0000	190.6671	183.8400	214.6700
1499	399.7763	100.0000	140.0000	88.7143	131.0563	50.0000	190.9467	183.8400	214.6700
1500	400.0479	100.0000	140.0000	88.9258	131.2915	50.0000	191.2253	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1500	400.0479	100.0000	140.0000	88.9258	131.2915	50.0000	191.2253	183.8400	214.6700
1501	400.3195	100.0000	140.0000	89.1370	131.5294	50.0000	191.5049	183.8400	214.6700
1502	400.5911	100.0000	140.0000	89.3482	131.7673	50.0000	191.7845	183.8400	214.6700
1503	400.8627	100.0000	140.0000	89.5594	132.0052	50.0000	192.0641	183.8400	214.6700
1504	401.1343	100.0000	140.0000	89.7706	132.2431	50.0000	192.3437	183.8400	214.6700
1505	401.4059	100.0000	140.0000	89.9818	132.4810	50.0000	192.6233	183.8400	214.6700
1506	401.6775	100.0000	140.0000	90.1930	132.7189	50.0000	192.9029	183.8400	214.6700
1507	401.9491	100.0000	140.0000	90.4042	132.9568	50.0000	193.1825	183.8400	214.6700
1508	402.2207	100.0000	140.0000	90.6154	133.1947	50.0000	193.4621	183.8400	214.6700
1509	402.4923	100.0000	140.0000	90.8266	133.4326	50.0000	193.7417	183.8400	214.6700
1510	402.7632	100.0000	140.0000	91.0380	133.6678	50.0000	194.0213	183.8400	214.6700
1511	403.0348	100.0000	140.0000	91.2494	133.9057	50.0000	194.3009	183.8400	214.6700
1512	403.3064	100.0000	140.0000	91.4608	134.1436	50.0000	194.5805	183.8400	214.6700
1513	403.5780	100.0000	140.0000	91.6722	134.3815	50.0000	194.8601	183.8400	214.6700
1514	403.8496	100.0000	140.0000	91.8836	134.6194	50.0000	195.1397	183.8400	214.6700
1515	404.1212	100.0000	140.0000	92.0950	134.8573	50.0000	195.4193	183.8400	214.6700
1516	404.3928	100.0000	140.0000	92.3064	135.0952	50.0000	195.6989	183.8400	214.6700
1517	404.6644	100.0000	140.0000	92.5178	135.3331	50.0000	195.9785	183.8400	214.6700
1518	404.9360	100.0000	140.0000	92.7292	135.5710	50.0000	196.2581	183.8400	214.6700
1519	405.2076	100.0000	140.0000	92.9406	135.8089	50.0000	196.5377	183.8400	214.6700
1520	405.4792	100.0000	140.0000	93.1503	136.0441	50.0000	196.8173	183.8400	214.6700
1521	405.7508	100.0000	140.0000	93.3617	136.2820	50.0000	197.0969	183.8400	214.6700
1522	406.0224	100.0000	140.0000	93.5731	136.5199	50.0000	197.3765	183.8400	214.6700
1523	406.2940	100.0000	140.0000	93.7845	136.7578	50.0000	197.6561	183.8400	214.6700
1524	406.5656	100.0000	140.0000	93.9959	136.9957	50.0000	197.9357	183.8400	214.6700
1525	406.8372	100.0000	140.0000	94.2073	137.2336	50.0000	198.2153	183.8400	214.6700
1526	407.1088	100.0000	140.0000	94.4187	137.4715	50.0000	198.4949	183.8400	214.6700
1527	407.3804	100.0000	140.0000	94.6301	137.7094	50.0000	198.7745	183.8400	214.6700
1528	407.6520	100.0000	140.0000	94.8415	137.9473	50.0000	199.0541	183.8400	214.6700
1529	407.9236	100.0000	140.0000	95.0529	138.1852	50.0000	199.3337	183.8400	214.6700
1530	408.1948	100.0000	140.0000	95.2626	138.4204	50.0000	199.6133	183.8400	214.6700
1531	408.4664	100.0000	140.0000	95.4740	138.6583	50.0000	199.8929	183.8400	214.6700
1532	408.7380	100.0000	140.0000	95.6854	138.8962	50.0000	200.1725	183.8400	214.6700
1533	409.0096	100.0000	140.0000	95.8968	139.1341	50.0000	200.4521	183.8400	214.6700
1534	409.2812	100.0000	140.0000	96.1082	139.3720	50.0000	200.7317	183.8400	214.6700
1535	409.5526	100.0000	140.0000	96.3187	139.6086	50.0000	201.0101	183.8400	214.6700
1536	409.8242	100.0000	140.0000	96.5299	139.8462	50.0000	201.2896	183.8400	214.6700
1537	410.0958	100.0000	140.0000	96.7412	140.0838	50.0000	201.5692	183.8400	214.6700
1538	410.3674	100.0000	140.0000	96.9524	140.3215	50.0000	201.8488	183.8400	214.6700
1539	410.6390	100.0000	140.0000	97.1636	140.5591	50.0000	202.1283	183.8400	214.6700
1540	410.8708	100.0000	140.0000	97.3440	140.7620	50.1461	202.3670	183.8400	214.6700
1541	411.0875	100.0000	140.0000	97.5125	140.9516	50.3483	202.5901	183.8400	214.6700
1542	411.3042	100.0000	140.0000	97.6810	141.1411	50.5506	202.8131	183.8400	214.6700
1543	411.5209	100.0000	140.0000	97.8495	141.3307	50.7529	203.0361	183.8400	214.6700
1544	411.7376	100.0000	140.0000	98.0180	141.5203	50.9552	203.2591	183.8400	214.6700
1545	411.9543	100.0000	140.0000	98.1865	141.7099	51.1575	203.4821	183.8400	214.6700
1546	412.1710	100.0000	140.0000	98.3550	141.8995	51.3598	203.7051	183.8400	214.6700
1547	412.3877	100.0000	140.0000	98.5235	142.0891	51.5621	203.9281	183.8400	214.6700
1548	412.6044	100.0000	140.0000	98.6920	142.2787	51.7644	204.1511	183.8400	214.6700
1549	412.8211	100.0000	140.0000	98.8605	142.4683	51.9667	204.3741	183.8400	214.6700
1550	413.0374	100.0000	140.0000	99.0290	142.6578	52.1683	204.5971	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1551	413.2541	100.0000	140.0000	99.1976	142.8473	52.3705	204.8204	183.8400	214.6700
1552	413.4708	100.0000	140.0000	99.3662	143.0369	52.5727	205.0434	183.8400	214.6700
1553	413.6875	100.0000	140.0000	99.5347	143.2265	52.7749	205.2665	183.8400	214.6700
1554	413.9042	100.0000	140.0000	99.7032	143.4161	52.9771	205.4895	183.8400	214.6700
1555	414.1209	100.0000	140.0000	99.8717	143.6057	53.1794	205.7125	183.8400	214.6700
1556	414.3479	100.0000	140.0000	100.0000	143.8044	53.3914	205.9464	183.8400	214.6700
1557	414.6085	100.0000	140.0000	100.0000	144.0324	53.6346	206.2146	183.8400	214.6700
1558	414.8690	100.0000	140.0000	100.0000	144.2604	53.8778	206.4828	183.8400	214.6700
1559	415.1296	100.0000	140.0000	100.0000	144.4884	54.1210	206.7511	183.8400	214.6700
1560	415.2044	100.0000	140.0000	100.0000	144.7164	54.3642	207.0193	183.8400	214.6700
1561	415.6507	100.0000	140.0000	100.0000	144.9444	54.6074	207.2875	183.8400	214.6700
1562	415.9113	100.0000	140.0000	100.0000	145.1724	54.8506	207.5558	183.8400	214.6700
1563	416.1719	100.0000	140.0000	100.0000	145.4004	55.0937	207.8240	183.8400	214.6700
1564	416.4324	100.0000	140.0000	100.0000	145.6284	55.3369	208.0922	183.8400	214.6700
1565	416.6929	100.0000	140.0000	100.0000	145.8564	55.5801	208.3604	183.8400	214.6700
1566	416.9534	100.0000	140.0000	100.0000	146.0844	55.8233	208.6286	183.8400	214.6700
1567	417.2139	100.0000	140.0000	100.0000	146.3124	56.0665	208.8968	183.8400	214.6700
1568	417.4744	100.0000	140.0000	100.0000	146.5404	56.3097	209.1650	183.8400	214.6700
1569	417.7349	100.0000	140.0000	100.0000	146.7684	56.5529	209.4332	183.8400	214.6700
1570	417.9954	100.0000	140.0000	100.0000	146.9964	56.7961	209.7016	183.8400	214.6700
1571	418.2559	100.0000	140.0000	100.0000	147.2244	57.0393	209.9700	183.8400	214.6700
1572	418.5164	100.0000	140.0000	100.0000	147.4524	57.2825	210.2384	183.8400	214.6700
1573	418.7769	100.0000	140.0000	100.0000	147.6804	57.5257	210.5068	183.8400	214.6700
1574	419.0374	100.0000	140.0000	100.0000	147.9084	57.7689	210.7752	183.8400	214.6700
1575	419.2979	100.0000	140.0000	100.0000	148.1364	58.0121	211.0436	183.8400	214.6700
1576	419.5584	100.0000	140.0000	100.0000	148.3644	58.2553	211.3120	183.8400	214.6700
1577	419.8189	100.0000	140.0000	100.0000	148.5924	58.4985	211.5804	183.8400	214.6700
1578	420.0794	100.0000	140.0000	100.0000	148.8204	58.7417	211.8488	183.8400	214.6700
1579	420.3399	100.0000	140.0000	100.0000	149.0484	58.9849	212.1172	183.8400	214.6700
1580	420.6004	100.0000	140.0000	100.0000	149.2764	59.2281	212.3840	183.8400	214.6700
1581	420.8609	100.0000	140.0000	100.0000	149.5044	59.4713	212.6524	183.8400	214.6700
1582	421.1214	100.0000	140.0000	100.0000	149.7324	59.7145	212.9208	183.8400	214.6700
1583	421.3819	100.0000	140.0000	100.0000	149.9604	59.9577	213.1892	183.8400	214.6700
1584	421.6424	100.0000	140.0000	100.0000	150.1884	60.2009	213.4576	183.8400	214.6700
1585	421.9029	100.0000	140.0000	100.0000	150.4164	60.4441	213.7260	183.8400	214.6700
1586	422.1634	100.0000	140.0000	100.0000	150.6444	60.6873	213.9944	183.8400	214.6700
1587	422.4239	100.0000	140.0000	100.0000	150.8724	60.9305	214.2628	183.8400	214.6700
1588	422.6844	100.0000	140.0000	100.0000	151.1004	61.1737	214.5312	183.8400	214.6700
1589	422.9449	100.0000	140.0000	100.0000	151.3284	61.4169	214.7996	183.8400	214.6700
1590	423.2054	100.0000	140.0000	100.0000	151.5563	61.6601	215.0663	183.8400	214.6700
1591	423.4659	100.0000	140.0000	100.0000	151.7843	61.9033	215.3347	183.8400	214.6700
1592	423.7264	100.0000	140.0000	100.0000	152.0123	62.1465	215.6031	183.8400	214.6700
1593	423.9869	100.0000	140.0000	100.0000	152.2403	62.3897	215.8715	183.8400	214.6700
1594	424.2474	100.0000	140.0000	100.0000	152.4683	62.6329	216.1399	183.8400	214.6700
1595	424.5079	100.0000	140.0000	100.0000	152.6963	62.8761	216.4083	183.8400	214.6700
1596	424.7684	100.0000	140.0000	100.0000	152.9243	63.1193	216.6767	183.8400	214.6700
1597	425.0289	100.0000	140.0000	100.0000	153.1523	63.3625	216.9451	183.8400	214.6700
1598	425.2894	100.0000	140.0000	100.0000	153.3803	63.6057	217.2135	183.8400	214.6700
1599	425.5499	100.0000	140.0000	100.0000	153.6083	63.8489	217.4819	183.8400	214.6700
1600	425.8104	100.0000	140.0000	100.0000	153.8363	64.0921	217.7486	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1601	426.0709	100.0000	140.0000	100.0000	154.0643	64.3353	218.0170	183.8400	214.6700
1602	426.3314	100.0000	140.0000	100.0000	154.2923	64.5785	218.2854	183.8400	214.6700
1603	426.5919	100.0000	140.0000	100.0000	154.5203	64.8217	218.5538	183.8400	214.6700
1604	426.8524	100.0000	140.0000	100.0000	154.7483	65.0649	218.8222	183.8400	214.6700
1605	427.1129	100.0000	140.0000	100.0000	154.9763	65.3081	219.0906	183.8400	214.6700
1606	427.3734	100.0000	140.0000	100.0000	155.2043	65.5513	219.3590	183.8400	214.6700
1607	427.6339	100.0000	140.0000	100.0000	155.4323	65.7945	219.6274	183.8400	214.6700
1608	427.8944	100.0000	140.0000	100.0000	155.6603	66.0377	219.8958	183.8400	214.6700
1609	428.1549	100.0000	140.0000	100.0000	155.8883	66.2809	220.1642	183.8400	214.6700
1610	428.4154	100.0000	140.0000	100.0000	156.1163	66.5241	220.4310	183.8400	214.6700
1611	428.6759	100.0000	140.0000	100.0000	156.3443	66.7673	220.6994	183.8400	214.6700
1612	428.9364	100.0000	140.0000	100.0000	156.5723	67.0105	220.9678	183.8400	214.6700
1613	429.1969	100.0000	140.0000	100.0000	156.8003	67.2537	221.2362	183.8400	214.6700
1614	429.4574	100.0000	140.0000	100.0000	157.0283	67.4969	221.5046	183.8400	214.6700
1615	429.7179	100.0000	140.0000	100.0000	157.2563	67.7401	221.7730	183.8400	214.6700
1616	429.9784	100.0000	140.0000	100.0000	157.4843	67.9833	222.0414	183.8400	214.6700
1617	430.2389	100.0000	140.0000	100.0000	157.7123	68.2265	222.3098	183.8400	214.6700
1618	430.4994	100.0000	140.0000	100.0000	157.9403	68.4697	222.5782	183.8400	214.6700
1619	430.7599	100.0000	140.0000	100.0000	158.1683	68.7129	222.8466	183.8400	214.6700
1620	431.0204	100.0000	140.0000	100.0000	158.3963	68.9561	223.1150	183.8400	214.6700
1621	431.2809	100.0000	140.0000	100.0000	158.6243	69.1993	223.3834	183.8400	214.6700
1622	431.5414	100.0000	140.0000	100.0000	158.8523	69.4425	223.6518	183.8400	214.6700
1623	431.8019	100.0000	140.0000	100.0000	159.0803	69.6857	223.9202	183.8400	214.6700
1624	432.0624	100.0000	140.0000	100.0000	159.3083	69.9289	224.1886	183.8400	214.6700
1625	432.3229	100.0000	140.0000	100.0000	159.5363	70.1721	224.4570	183.8400	214.6700
1626	432.5834	100.0000	140.0000	100.0000	159.7643	70.4153	224.7254	183.8400	214.6700
1627	432.8439	100.0000	140.0000	100.0000	159.9923	70.6585	224.9938	183.8400	214.6700
1628	433.1044	100.0000	140.0000	100.0000	160.2203	70.9017	225.2622	183.8400	214.6700
1629	433.3649	100.0000	140.0000	100.0000	160.4483	71.1449	225.5306	183.8400	214.6700
1630	433.6254	100.0000	140.0000	100.0000	160.6763	71.3880	225.7990	183.8400	214.6700
1631	433.8859	100.0000	140.0000	100.0000	160.9043	71.6312	226.0674	183.8400	214.6700
1632	434.1464	100.0000	140.0000	100.0000	161.1323	71.8744	226.3358	183.8400	214.6700
1633	434.4069	100.0000	140.0000	100.0000	161.3603	72.1176	226.6042	183.8400	214.6700
1634	434.6674	100.0000	140.0000	100.0000	161.5883	72.3608	226.8726	183.8400	214.6700
1635	434.9279	100.0000	140.0000	100.0000	161.8163	72.6040	227.1410	183.8400	214.6700
1636	435.1884	100.0000	140.0000	100.0000	162.0443	72.8472	227.4094	183.8400	214.6700
1637	435.4489	100.0000	140.0000	100.0000	162.2723	73.0904	227.6778	183.8400	214.6700
1638	435.7094	100.0000	140.0000	100.0000	162.5003	73.3336	227.9462	183.8400	214.6700
1639	435.9699	100.0000	140.0000	100.0000	162.7283	73.5768	228.2146	183.8400	214.6700
1640	436.2304	100.0000	140.0000	100.0000	162.9563	73.8200	228.4830	183.8400	214.6700
1641	436.4909	100.0000	140.0000	100.0000	163.1843	74.0632	228.7514	183.8400	214.6700
1642	436.7514	100.0000	140.0000	100.0000	163.4123	74.3064	229.0198	183.8400	214.6700
1643	437.0119	100.0000	140.0000	100.0000	163.6403	74.5496	229.2882	183.8400	214.6700
1644	437.2724	100.0000	140.0000	100.0000	163.8683	74.7928	229.5566	183.8400	214.6700
1645	437.5329	100.0000	140.0000	100.0000	164.0963	75.0360	229.8250	183.8400	214.6700
1646	437.7934	100.0000	140.0000	100.0000	164.3243	75.2792	230.0934	183.8400	214.6700
1647	438.0539	100.0000	140.0000	100.0000	164.5523	75.5224	230.3618	183.8400	214.6700
1648	438.3144	100.0000	140.0000	100.0000	164.7803	75.7656	230.6302	183.8400	214.6700
1649	438.5749	100.0000	140.0000	100.0000	165.0083	76.0088	230.8986	183.8400	214.6700
1650	438.8354	100.0000	140.0000	100.0000	165.2363	76.2520	231.1670	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1651	439.1026	100.0000	140.0000	100.0000	165.4643	76.4952	231.4287	183.8400	214.6700
1652	439.3638	100.0000	140.0000	100.0000	165.6923	76.7384	231.6971	183.8400	214.6700
1653	439.6250	100.0000	140.0000	100.0000	165.9203	76.9816	231.9655	183.8400	214.6700
1654	439.8862	100.0000	140.0000	100.0000	166.1483	77.2248	232.2339	183.8400	214.6700
1655	440.1474	100.0000	140.0000	100.0000	166.3763	77.4680	232.5023	183.8400	214.6700
1656	440.4086	100.0000	140.0000	100.0000	166.6043	77.7112	232.7707	183.8400	214.6700
1657	440.6698	100.0000	140.0000	100.0000	166.8323	77.9544	233.0391	183.8400	214.6700
1658	440.9310	100.0000	140.0000	100.0000	167.0603	78.1976	233.3075	183.8400	214.6700
1659	441.1922	100.0000	140.0000	100.0000	167.2883	78.4408	233.5759	183.8400	214.6700
1660	441.4471	100.0000	140.0000	100.0000	167.5163	78.6840	233.8426	183.8400	214.6700
1661	441.7083	100.0000	140.0000	100.0000	167.7443	78.9272	234.1110	183.8400	214.6700
1662	441.9695	100.0000	140.0000	100.0000	167.9723	79.1704	234.3794	183.8400	214.6700
1663	442.2307	100.0000	140.0000	100.0000	168.2003	79.4136	234.6478	183.8400	214.6700
1664	442.4919	100.0000	140.0000	100.0000	168.4283	79.6568	234.9162	183.8400	214.6700
1665	442.7531	100.0000	140.0000	100.0000	168.6563	79.9000	235.1846	183.8400	214.6700
1666	443.0143	100.0000	140.0000	100.0000	168.8843	80.1432	235.4530	183.8400	214.6700
1667	443.2755	100.0000	140.0000	100.0000	169.1123	80.3864	235.7214	183.8400	214.6700
1668	443.5367	100.0000	140.0000	100.0000	169.3403	80.6296	235.9898	183.8400	214.6700
1669	443.7979	100.0000	140.0000	100.0000	169.5683	80.8728	236.2582	183.8400	214.6700
1670	444.0528	100.0000	140.0000	100.0000	169.7962	81.1160	236.5250	183.8400	214.6700
1671	444.3140	100.0000	140.0000	100.0000	170.0242	81.3592	236.7934	183.8400	214.6700
1672	444.5752	100.0000	140.0000	100.0000	170.2522	81.6024	237.0618	183.8400	214.6700
1673	444.8364	100.0000	140.0000	100.0000	170.4802	81.8456	237.3302	183.8400	214.6700
1674	445.0976	100.0000	140.0000	100.0000	170.7082	82.0888	237.5986	183.8400	214.6700
1675	445.3588	100.0000	140.0000	100.0000	170.9362	82.3320	237.8670	183.8400	214.6700
1676	445.6200	100.0000	140.0000	100.0000	171.1642	82.5752	238.1354	183.8400	214.6700
1677	445.8812	100.0000	140.0000	100.0000	171.3922	82.8184	238.4038	183.8400	214.6700
1678	446.1424	100.0000	140.0000	100.0000	171.6202	83.0616	238.6722	183.8400	214.6700
1679	446.4036	100.0000	140.0000	100.0000	171.8482	83.3048	238.9406	183.8400	214.6700
1680	446.6585	100.0000	140.0000	100.0000	172.0762	83.5480	239.2090	183.8400	214.6700
1681	446.9197	100.0000	140.0000	100.0000	172.3042	83.7912	239.4774	183.8400	214.6700
1682	447.1809	100.0000	140.0000	100.0000	172.5322	84.0344	239.7458	183.8400	214.6700
1683	447.4421	100.0000	140.0000	100.0000	172.7602	84.2776	240.0142	183.8400	214.6700
1684	447.7033	100.0000	140.0000	100.0000	172.9882	84.5208	240.2826	183.8400	214.6700
1685	447.9645	100.0000	140.0000	100.0000	173.2162	84.7640	240.5510	183.8400	214.6700
1686	448.2257	100.0000	140.0000	100.0000	173.4442	85.0072	240.8194	183.8400	214.6700
1687	448.4869	100.0000	140.0000	100.0000	173.6722	85.2504	241.0878	183.8400	214.6700
1688	448.7481	100.0000	140.0000	100.0000	173.9002	85.4936	241.3562	183.8400	214.6700
1689	449.0093	100.0000	140.0000	100.0000	174.1282	85.7368	241.6246	183.8400	214.6700
1690	449.2642	100.0000	140.0000	100.0000	174.3562	85.9799	241.8896	183.8400	214.6700
1691	449.5317	100.0000	140.0000	100.0000	174.5842	86.2231	242.1580	183.8400	214.6700
1692	449.7929	100.0000	140.0000	100.0000	174.8122	86.4663	242.4264	183.8400	214.6700
1693	450.0541	100.0000	140.0000	100.0000	175.0402	86.7095	242.6948	183.8400	214.6700
1694	450.3153	100.0000	140.0000	100.0000	175.2682	86.9527	242.9632	183.8400	214.6700
1695	450.5765	100.0000	140.0000	100.0000	175.4962	87.1959	243.2316	183.8400	214.6700
1696	450.8377	100.0000	140.0000	100.0000	175.7242	87.4391	243.5000	183.8400	214.6700
1697	451.0989	100.0000	140.0000	100.0000	175.9522	87.6823	243.7684	183.8400	214.6700
1698	451.3601	100.0000	140.0000	100.0000	176.1802	87.9255	244.0368	183.8400	214.6700
1699	451.6213	100.0000	140.0000	100.0000	176.4082	88.1687	244.3052	183.8400	214.6700
1700	451.8699	100.0000	140.0000	100.0000	176.6362	88.4119	244.5720	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1701	452.1311	100.0000	140.0000	100.0000	176.8642	88.6551	244.8404	183.8400	214.6700
1702	452.3923	100.0000	140.0000	100.0000	177.0922	88.8983	245.1088	183.8400	214.6700
1703	452.6535	100.0000	140.0000	100.0000	177.3202	89.1415	245.3772	183.8400	214.6700
1704	452.9147	100.0000	140.0000	100.0000	177.5482	89.3847	245.6456	183.8400	214.6700
1705	453.1759	100.0000	140.0000	100.0000	177.7762	89.6279	245.9140	183.8400	214.6700
1706	453.4371	100.0000	140.0000	100.0000	178.0042	89.8711	246.1824	183.8400	214.6700
1707	453.6983	100.0000	140.0000	100.0000	178.2322	90.1143	246.4508	183.8400	214.6700
1708	453.9595	100.0000	140.0000	100.0000	178.4602	90.3575	246.7192	183.8400	214.6700
1709	454.2207	100.0000	140.0000	100.0000	178.6882	90.6007	246.9876	183.8400	214.6700
1710	454.4756	100.0000	140.0000	100.0000	178.9162	90.8439	247.2543	183.8400	214.6700
1711	454.7368	100.0000	140.0000	100.0000	179.1442	91.0871	247.5227	183.8400	214.6700
1712	454.9980	100.0000	140.0000	100.0000	179.3722	91.3303	247.7911	183.8400	214.6700
1713	455.2592	100.0000	140.0000	100.0000	179.6002	91.5735	248.0595	183.8400	214.6700
1714	455.5204	100.0000	140.0000	100.0000	179.8282	91.8167	248.3279	183.8400	214.6700
1715	455.7816	100.0000	140.0000	100.0000	180.0562	92.0599	248.5963	183.8400	214.6700
1716	456.0428	100.0000	140.0000	100.0000	180.2842	92.3031	248.8647	183.8400	214.6700
1717	456.3040	100.0000	140.0000	100.0000	180.5122	92.5463	249.1331	183.8400	214.6700
1718	456.5652	100.0000	140.0000	100.0000	180.7402	92.7895	249.4015	183.8400	214.6700
1719	456.8264	100.0000	140.0000	100.0000	180.9682	93.0327	249.6699	183.8400	214.6700
1720	457.0813	100.0000	140.0000	100.0000	181.1962	93.2759	249.9366	183.8400	214.6700
1721	457.3425	100.0000	140.0000	100.0000	181.4242	93.5191	250.2050	183.8400	214.6700
1722	457.6037	100.0000	140.0000	100.0000	181.6522	93.7623	250.4734	183.8400	214.6700
1723	457.8649	100.0000	140.0000	100.0000	181.8802	94.0055	250.7418	183.8400	214.6700
1724	458.1261	100.0000	140.0000	100.0000	182.1082	94.2487	251.0102	183.8400	214.6700
1725	458.3873	100.0000	140.0000	100.0000	182.3362	94.4919	251.2786	183.8400	214.6700
1726	458.6485	100.0000	140.0000	100.0000	182.5642	94.7351	251.5470	183.8400	214.6700
1727	458.9097	100.0000	140.0000	100.0000	182.7922	94.9783	251.8154	183.8400	214.6700
1728	459.1709	100.0000	140.0000	100.0000	183.0202	95.2215	252.0838	183.8400	214.6700
1729	459.4321	100.0000	140.0000	100.0000	183.2482	95.4647	252.3522	183.8400	214.6700
1730	459.6870	100.0000	140.0000	100.0000	183.4761	95.7079	252.6190	183.8400	214.6700
1731	459.9482	100.0000	140.0000	100.0000	183.7041	95.9511	252.8874	183.8400	214.6700
1732	460.2094	100.0000	140.0000	100.0000	183.9321	96.1943	253.1558	183.8400	214.6700
1733	460.4706	100.0000	140.0000	100.0000	184.1601	96.4375	253.4242	183.8400	214.6700
1734	460.7318	100.0000	140.0000	100.0000	184.3881	96.6807	253.6926	183.8400	214.6700
1735	460.9930	100.0000	140.0000	100.0000	184.6161	96.9239	253.9610	183.8400	214.6700
1736	461.2542	100.0000	140.0000	100.0000	184.8441	97.1671	254.2294	183.8400	214.6700
1737	461.5154	100.0000	140.0000	100.0000	185.0721	97.4103	254.4978	183.8400	214.6700
1738	461.7766	100.0000	140.0000	100.0000	185.3001	97.6535	254.7662	183.8400	214.6700
1739	462.0378	100.0000	140.0000	100.0000	185.5281	97.8967	255.0346	183.8400	214.6700
1740	462.2927	100.0000	140.0000	100.0000	185.7561	98.1399	255.3013	183.8400	214.6700
1741	462.5533	100.0000	140.0000	100.0000	185.9841	98.3831	255.5695	183.8400	214.6700
1742	462.8138	100.0000	140.0000	100.0000	186.2121	98.6263	255.8378	183.8400	214.6700
1743	463.0743	100.0000	140.0000	100.0000	186.4401	98.8695	256.1062	183.8400	214.6700
1744	463.3348	100.0000	140.0000	100.0000	186.6681	99.1127	256.3746	183.8400	214.6700
1745	463.5953	100.0000	140.0000	100.0000	186.8961	99.3559	256.6430	183.8400	214.6700
1746	463.8558	100.0000	140.0000	100.0000	187.1241	99.5991	256.9114	183.8400	214.6700
1747	464.1163	100.0000	140.0000	100.0000	187.3521	99.8422	257.1790	183.8400	214.6700
1748	464.4067	100.0000	140.0000	100.0000	187.6058	100.0000	257.4775	183.8400	214.6700
1749	464.7510	100.0000	140.0000	100.0000	187.9071	100.0000	257.8319	183.8400	214.6700
1750	465.0953	100.0000	140.0000	100.0000	188.2084	100.0000	258.1863	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

1751	465.4396	100.0000	140.0000	100.0000	188.5097	100.0000	258.5407	183.8400	214.6700
1752	465.7839	100.0000	140.0000	100.0000	188.8110	100.0000	258.8951	183.8400	214.6700
1753	466.1282	100.0000	140.0000	100.0000	189.1123	100.0000	259.2495	183.8400	214.6700
1754	466.4725	100.0000	140.0000	100.0000	189.4136	100.0000	259.6039	183.8400	214.6700
1755	466.8168	100.0000	140.0000	100.0000	189.7149	100.0000	259.9583	183.8400	214.6700
1756	467.1611	100.0000	140.0000	100.0000	190.0162	100.0000	260.3127	183.8400	214.6700
1757	467.5054	100.0000	140.0000	100.0000	190.3175	100.0000	260.6671	183.8400	214.6700
1758	467.8497	100.0000	140.0000	100.0000	190.6188	100.0000	261.0215	183.8400	214.6700
1759	468.1940	100.0000	140.0000	100.0000	190.9201	100.0000	261.3759	183.8400	214.6700
1760	468.5383	100.0000	140.0000	100.0000	191.2210	100.0000	261.7303	183.8400	214.6700
1761	468.8826	100.0000	140.0000	100.0000	191.5223	100.0000	262.0847	183.8400	214.6700
1762	469.2269	100.0000	140.0000	100.0000	191.8236	100.0000	262.4391	183.8400	214.6700
1763	469.5712	100.0000	140.0000	100.0000	192.1249	100.0000	262.7935	183.8400	214.6700
1764	469.9155	100.0000	140.0000	100.0000	192.4262	100.0000	263.1479	183.8400	214.6700
1765	470.2598	100.0000	140.0000	100.0000	192.7275	100.0000	263.5023	183.8400	214.6700
1766	470.6041	100.0000	140.0000	100.0000	193.0288	100.0000	263.8567	183.8400	214.6700
1767	470.9484	100.0000	140.0000	100.0000	193.3301	100.0000	264.2111	183.8400	214.6700
1768	471.2927	100.0000	140.0000	100.0000	193.6314	100.0000	264.5655	183.8400	214.6700
1769	471.6370	100.0000	140.0000	100.0000	193.9327	100.0000	264.9199	183.8400	214.6700
1770	471.9814	100.0000	140.0000	100.0000	194.2340	100.0000	265.2743	183.8400	214.6700
1771	472.3257	100.0000	140.0000	100.0000	194.5353	100.0000	265.6287	183.8400	214.6700
1772	472.6700	100.0000	140.0000	100.0000	194.8366	100.0000	265.9831	183.8400	214.6700
1773	473.0143	100.0000	140.0000	100.0000	195.1379	100.0000	266.3375	183.8400	214.6700
1774	473.3586	100.0000	140.0000	100.0000	195.4392	100.0000	266.6919	183.8400	214.6700
1775	473.7029	100.0000	140.0000	100.0000	195.7405	100.0000	267.0463	183.8400	214.6700
1776	474.0472	100.0000	140.0000	100.0000	196.0418	100.0000	267.4007	183.8400	214.6700
1777	474.3915	100.0000	140.0000	100.0000	196.3431	100.0000	267.7551	183.8400	214.6700
1778	474.7358	100.0000	140.0000	100.0000	196.6444	100.0000	268.1095	183.8400	214.6700
1779	475.0801	100.0000	140.0000	100.0000	196.9457	100.0000	268.4639	183.8400	214.6700
1780	475.4244	100.0000	140.0000	100.0000	197.2470	100.0000	268.8192	183.8400	214.6700
1781	475.7687	100.0000	140.0000	100.0000	197.5483	100.0000	269.1745	183.8400	214.6700
1782	476.1130	100.0000	140.0000	100.0000	197.8496	100.0000	269.5298	183.8400	214.6700
1783	476.4573	100.0000	140.0000	100.0000	198.1509	100.0000	269.8851	183.8400	214.6700
1784	476.8016	100.0000	140.0000	100.0000	198.4522	100.0000	270.2404	183.8400	214.6700
1785	477.1459	100.0000	140.0000	100.0000	198.7535	100.0000	270.5957	183.8400	214.6700
1786	477.4902	100.0000	140.0000	100.0000	199.0548	100.0000	270.9510	183.8400	214.6700
1787	477.8345	100.0000	140.0000	100.0000	199.3561	100.0000	271.3063	183.8400	214.6700
1788	478.1788	100.0000	140.0000	100.0000	199.6574	100.0000	271.6616	183.8400	214.6700
1789	478.5231	100.0000	140.0000	100.0000	199.9587	100.0000	272.0169	183.8400	214.6700
1790	478.8674	100.0000	140.0000	100.0000	200.2590	100.0000	272.3635	183.8400	214.6700
1791	479.2117	100.0000	140.0000	100.0000	200.5603	100.0000	272.7188	183.8400	214.6700
1792	479.5560	100.0000	140.0000	100.0000	200.8616	100.0000	273.0741	183.8400	214.6700
1793	479.9003	100.0000	140.0000	100.0000	201.1629	100.0000	273.4294	183.8400	214.6700
1794	480.2446	100.0000	140.0000	100.0000	201.4642	100.0000	273.7847	183.8400	214.6700
1795	480.5889	100.0000	140.0000	100.0000	201.7655	100.0000	274.1400	183.8400	214.6700
1796	480.9332	100.0000	140.0000	100.0000	202.0668	100.0000	274.4953	183.8400	214.6700
1797	481.2775	100.0000	140.0000	100.0000	202.3681	100.0000	274.8506	183.8400	214.6700
1798	481.6218	100.0000	140.0000	100.0000	202.6694	100.0000	275.2059	183.8400	214.6700
1799	481.9661	100.0000	140.0000	100.0000	202.9707	100.0000	275.5612	183.8400	214.6700
1800	482.3105	100.0000	140.0000	100.0000	203.2717	100.0000	275.9078	183.8400	214.6700

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Received 5 August 2024, accepted 8 September 2024, date of publication 11 September 2024,
date of current version 24 September 2024.

Digital Object Identifier 10.1109/ACCESS.2024.3458149

RESEARCH ARTICLE

Evaluation of the Power Demand for Economic Load Dispatch Problem Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System and Artificial Neural Network

SOMCHAT JIRIWIBHAKORN^{ORCID}, (Member, IEEE),
AND KAMOLWAN WONGWUT, (Student Member, IEEE)

School of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Bangkok 10520, Thailand

Corresponding author: Somchat Jiriwibhakorn (somchat.ji@kmitl.ac.th)

This work was supported by the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Bangkok, Thailand, under Grant 2567-02-01-066.

ABSTRACT The evaluation of power demand is fundamental in the Economic Load Dispatch problem, ensuring that the generated power meets the needs of consumers reliably and efficiently in planning system operations. This paper presented two approaches using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) and an Artificial Neural Network (ANN) to evaluate the power demand. The modified IEEE 57-Bus system is considered the thermal units that incorporate renewables. The ANFIS and ANN are implemented using MATLAB online version R2023b. The results show that the ANN and ANFIS techniques are suitable for evaluating power demand. A comparison of both methods indicates that ANFIS is relatively superior to the ANNs techniques, considering the coefficient of determination of the ANNs and ANFIS were equal. The accuracy of its results in terms of prediction RMSE for the ANN and ANFIS of $10.147e-05$ and $5.2177e-05$ for the training and $14.639e-05$ and $5.2177e-05$ for the testing, respectively. Finally, the prediction accuracy of the ANFIS can be observed to be higher than that of the ANN, but the ANFIS takes longer to process. ANFIS is the method that can be appropriately applied to evaluate the power demand in this research. However, it could not guarantee for other research topics that ANFIS would be better than ANN for the RMSE. It depends on input and output data complexity and the training function type.

INDEX TERMS Power demand, economic load dispatch, adaptive neuro-fuzzy inference system, artificial neural network.

I. INTRODUCTION

The world is grappling with increasing global energy demand and climate change challenges. Driven by population growth and higher living standards, the global energy demand is projected to double by 2050 compared to 2000 levels. This surge in demand is accompanied by the pressing need to address climate change, a crisis exacerbated by CO₂ and other environmental issues. The economic dispatch problem, a perennially hot topic in power systems, is at the forefront of our efforts. However, the traditional methods

for the economic dispatch problem, such as priority list, dynamic programming, and Lagrange relaxation method, have limitations, often leading to suboptimal solutions or fluctuations near the optimal solutions. [1]. Thus, the solution is unsuitable for large systems and requires more time. However, the heuristic methods in optimal power generation, such as the Ant Colony Search Algorithm (ACSA), can optimize any given ELD problem under variable load demand. It is highly efficient, accurate and has capacity to minimize the fuel cost of generators and satisfies each and every constraint [2]. Particle Swarm Optimization (PSO) and Bat Algorithm (BA) show a reasonable reduction in the cost, improved computational time, and fast convergence [3],

The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Xu Jing^{ORCID}.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Jaya algorithm needs no algorithm-specific parameters, and only two standard parameters are required for effective execution, different from most of the other meta-heuristics [4]. Cuckoo Search (CS) algorithm propose a self-adaptive step size and some neighbor-study strategies to enhance search performance [5]. Artificial Bee Colony (ABC) algorithm propose a global best ABC algorithm to generate the new individual to speed up the convergence [6]. Genetic Algorithm is a global search technique based on principles inspired from the genetic and evolution mechanism observed in natural biological systems [7]. Differential Evolution algorithm varies from the Standard Differential Evolution algorithm in terms of three primary factors. The initial population is generated through opposition-based learning, applies tournament-based mutation, and uses only one population set throughout the optimization process [8]. It has been successfully applied in various scenarios. The practical generation problems such as multi-fuel, valve point effect, and prohibited zone make Economic Load Dispatch become the non-convex problems, which are more challenging to solve. The non-convex optimization problem still needs to be solved for conventional methods. Hence, there is a need to develop new techniques for solving non-convex problems, especially for large-scale systems. Recently, modern heuristic optimization techniques have been applied to solve the ELD problem due to their ability to find an almost global optimal solution that solved the renewables-integrated economic load dispatch Problem using a modified directional bat algorithm (dBA) [9]. A hybrid metaheuristic algorithm RCBA is presented to solve the ELD problem by incorporating thermal generators and renewables like wind power [10]. The ELD problem considering renewable energy sources is solved using GA [11]. Many methods have been used to forecast the load accurately. These include statistical methods such as regression analysis, support vector machines, fuzzy logic [12], and artificial neural networks also have applications regarding the solution of short-term optimal power generation [13], short-term load and price forecasting using artificial neural network [14], the estimation of load allocations to generators for every specific load has been carried out using the mathematical approach as well as with the help of ANN [15], [16]. It is one such technique to forecast the load efficiently. Comparison between two different ranges of input datasets has been applied to the dynamic ANN technique using MATLAB Neural Network Toolbox [17]. Predicting electricity load for efficient energy management uses an ANN model with advanced prediction techniques such as genetic algorithms and adaptive neuro-fuzzy inference systems [18]. These techniques can be classified as statistical and artificial intelligence, such as fuzzy logic, neural networks, and hybrid systems, that can empirically model the non-linearity of load demand. Soft computing and intelligent engineering theory have been discussed to overcome accuracy problems in classical forecasting models in many fields. Their efficiency and accuracy for non-linear large power systems, their generalization, and the requirement for less simulation time make them a fascinating choice.

However, it is essential to note that one of the most critical concerns in planning and operating an electric power generation system is the effective scheduling of all power generation facilities to meet growing demand.

The main objective of this paper is summarized in the following.

1) We propose an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). This hybrid intelligent system combines the learning capabilities of artificial neural networks (ANN) and the interpretability of fuzzy logic and an artificial neural network (ANN). It is an appropriate technology to forecast electric load under different circumstances to optimize complex non-linear trends with the help of training the network using historical data to achieve desired load curves. The evaluation of the power demand in this paper is first carried out using ANN as a base model. Supervised learning is used to study the relationship between the input variables and the target load. In this process, ANN adjusts each input variable's weights to match the training set's target load. A computational model inspired by the biological neural networks for evaluating the power demand. This evaluation, which we call short-term load forecasting, is used to predict the power demand soon. The coefficient of determination, a statistical measure, is used to assess the goodness of fit of our models.

2) Our research is a comprehensive comparison of the ANFIS and ANN techniques for power demand evaluation. While both methods show promise, our results reveal a key difference. Despite the coefficient of determination of the ANN and ANFIS being equal, our findings demonstrate the relative superiority of ANFIS over ANN. This is a significant outcome in the field of power systems and renewable energy generation, and it paves the way for more reliable planning and operation decisions by a power system operator.

The structure of this paper is as follows, Section II delves into the economic dispatch problem, a fundamental issue in power systems. We aim to allocate the available generation resources to meet the forecasted demand at the lowest possible cost. In section III, we present the artificial neural network. Section IV is dedicated to the adaptive neuro-fuzzy inference system. In Section V, we showcase the simulation results that support our algorithm and the corresponding theorem. Finally, we conclude our findings in Section VI.

II. PROPOSED PROBLEM

The economic dispatch problem is a fundamental optimization problem in power systems engineering, and its solution brings significant benefits. Its primary goal is to determine the most efficient way to allocate power output from a set of generating units to meet the electricity demand at the lowest possible cost while satisfying operational constraints. This nonlinear programming optimization problem is a crucial aspect of power system operation. It involves distributing the generation power to the units in the power system while satisfying the load power demands.

In the grid system, the imperative to operate the plant units more economically is clear. The increasing role of renewable

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

energy sources in power generation systems has made this need even more pressing. It is this urgency that has led us to propose an innovative ELD model architecture. This model includes conventional thermal, solar, and wind units. The objective functions and constraints are typically expressed in mathematical terms as follows.

A. COST FUNCTIONS OF RENEWABLES-INCORPORATED ECONOMIC DISPATCH PROBLEMS

The cost functions of renewables-incorporated ELD problems have consisted the conventional thermal, solar, and wind units. Therefore, the ELD solved the optimization problem. The overall cost function with thermal-renewable energy is a multiple-cost function mathematically represented in (1) given below.

$$F_T = F(P_{thermal}) + F(P_{solar}) + F(P_{wind}) \quad (1)$$

where $F(P_{thermal})$ is the thermal generation cost function, $F(P_{solar})$ is the solar generation cost function, and $F(P_{wind})$ is the wind generation cost function.

1) MINIMIZATION OF THERMAL GENERATION COST

The cost function of thermal generation, a complex formulation, is primarily expressed in the fuel cost function. This function, currently described as the sum of a quadratic function, is a fascinating aspect of our study. The fuel cost function can be described as:

$$F(P_{thermal}) = \sum_{i=1}^N F_i(P_i) = \sum_{i=1}^N [\alpha_i + \beta_i P_i + \gamma_i P_i^2] \quad (2)$$

where P_i is the real output power of the i thermal unit, N is the total number of thermal units, and α_i , β_i , γ_i are the cost coefficients of the i unit as shown in Table 1.

2) MINIMIZATION OF SOLAR GENERATION COST

The cost function of solar energy should be assumed to be the minimum possible value and be dispatched at the maximum power. Finally, the cost function of solar generation based on equation (3) [9], [19], [20], [21] can be formulated as follows:

$$F(P_{solar}) = aI^p P_{solar} + G^E P_{solar} \quad (3)$$

where P_{solar} is the real output power of the solar as shown in Table 2. The solar radiation forecast in the east coast of the USA, a is annuitization coefficient equal to 0.109, I^p is the investment costs that is approximately equal to 5000 \$/kW and G^E is the operation & maintenance costs that is approximately equal to 1.6 cents per kW respectively [9], [21].

3) MINIMIZATION OF WIND GENERATION COST

The cost function of wind energy should be assumed to be the minimum possible value and be dispatched at the maximum power. Finally, the cost function of wind generation based on equation (4) [9], [19], [20], [21] can be formulated as follows:

$$F(P_{wind}) = aI^p P_{wind} + G^E P_{wind} \quad (4)$$

TABLE 1. Cost coefficients of the thermal 7-units system [9].

Unit	α_i	β_i	γ_i	$P_{i\min}$	$P_{i\max}$
1	400	7	0.0070	100	575
2	200	10	0.0095	50	100
3	220	8.5	0.0090	50	140
4	200	11	0.0090	50	100
5	240	10.5	0.0080	100	550
6	200	12	0.0075	50	100
7	180	10	0.0068	100	410

TABLE 2. The power generation of wind [9], [21].

Time (h)	Wind (MW)	Time (h)	Wind (MW)	Time (h)	Wind (MW)
1	1.7	9	20.88	17	3.44
2	8.5	10	17.85	18	1.87
3	9.27	11	12.8	19	0.75
4	16.66	12	18.65	20	0.17
5	7.22	13	14.35	21	0.15
6	4.91	14	10.35	22	0.31
7	14.66	15	8.26	23	1.07
8	26.56	16	13.71	24	0.58

TABLE 3. The power generation of solar [9], [21].

Time (h)	Solar (MW)	Time (h)	Solar (MW)	Time (h)	Solar (MW)
1	0	9	24.1	17	9.57
2	0	10	39.4	18	2.31
3	0	11	7.41	19	0
4	0	12	3.65	20	0
5	0	13	31.9	21	0
6	0.03	14	26.8	22	0
7	6.27	15	10.1	23	0
8	17	16	5.3	24	0

where P_{wind} is the real output power of wind as shown in Table 3. The wind speed forecast in the east coast of USA, a is annuitization coefficient equal to 0.109, I^p is the investment costs that is approximately equal to 1400 \$/kW and G^E is the operation and maintenance costs that is approximately equal to 1.6 cents per kW respectively [9], [21].

B. GENERATION CAPACITY CONSTRAINTS

The output power of each thermal power generation unit should be the upper and lower limits. P_i^{\min} and P_i^{\max} are the minimum and maximum thermal power generation limits, respectively, can be described as follows:

$$P_i^{\min} \leq P_i \leq P_i^{\max} \quad (5)$$

The output power of solar power generation unit should be the upper and lower limits. P_{solar}^{\min} and P_{solar}^{\max} are the minimum and maximum solar power generation limits, respectively, can be described as follows:

$$P_{solar}^{\min} \leq P_{solar} \leq P_{solar}^{\max} \quad (6)$$

The output power of wind power generation unit should be the upper and lower limits. P_{wind}^{\min} and P_{wind}^{\max} are the minimum

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

and maximum wind power generation limits, respectively, can be described as follows:

$$P_{wind}^{min} \leq P_{wind} \leq P_{wind}^{max} \quad (7)$$

C. POWER BALANCE CONSTRAINTS

The ELD problem is neglecting losses. The total real power generation of thermal energy must be equal to the total power demand (P_D), solar power generation and wind power generation. Thus, the equality constraints can be written in equation (8).

$$\sum_{i=1}^N P_i = P_D - P_{solar} - P_{wind} \quad (8)$$

D. λ -ITERATION OPTIMIZATION ALGORITHM

The finding of the first derivative for the Lagrange function is determined that the derivatives equal zero by using the differential equation. The incremental cost of each generator is considered a derivative of $dF_i(P_i)/dP_i$ as follows:

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \frac{dF_i(P_i)}{dP_i} - \lambda = 0 \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = P_D - P_{solar} - P_{wind} - \sum_{i=1}^N P_i = 0 \quad (10)$$

Take the equation (2) and substitute it into equation (9). Finally, the P_i based on equation (11)-(12) can be formulated as follows:

$$\frac{\partial L}{\partial P_i} = \beta_i + 2\gamma_i P_i - \lambda = 0 \quad (11)$$

$$P_i = \frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} \quad (12)$$

Take the equation (12) and substitute it into equation (10). Finally, the P_D based on equation (13)-(14) can be formulated as follows:

$$P_D = P_{solar} + P_{wind} + \sum_{i=1}^N \left[\frac{\lambda - \beta_i}{2\gamma_i} \right] \quad (13)$$

$$P_D = P_{solar} + P_{wind} + \lambda \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{2\gamma_i} \right] - \sum_{i=1}^N \left[\frac{\beta_i}{2\gamma_i} \right] \quad (14)$$

The condition that incremental cost or λ must be the same for each generation unit. It is the minimum cost generation based on equation (15) can be described as follows:

$$\lambda = \frac{P_D - P_{solar} - P_{wind} + \sum_{i=1}^N \frac{\beta_i}{2\gamma_i}}{\sum_{i=1}^N \frac{1}{2\gamma_i}} \quad (15)$$

The steps of the proposed λ -Iteration method for solving the economic load dispatch problem are as follows:

Step 1: Get the values of the parameters. There are power demand, cost coefficients, the output power of thermal-solar-wind power generation units, minimum power generation, and maximum power generation.

Step 2: Choose an initial value of λ and $\Delta\lambda$.

Step 3: Compute the output power of each thermal power generation unit.

Step 4: Check the minimum and maximum power generation limits.

Step 5: Check if the difference in power at all generator buses between two consecutive iterations is less than a pre-specified value. If not, go back to step 3.

Step 6: Determine the error mismatch between generator power and demand load.

Step 7: Check the error and adjust lambda if an error is less than a specified value ϵ stop calculation and calculate the generation cost with these power values.

Step 8: If error < 0 : Increase the value of λ and $\Delta\lambda$. If error > 0 : Decrease the value of λ and $\Delta\lambda$. Repeat step 3.

After finding the output power of each unit, now the value of the cost of operation for each generator can be calculated using the overall cost functions with thermal-renewable energy shown in equation (1), which is presented as.

E. THE TRAINING DATA AND TESTING DATA

The classical model is considered for IEEE 57-Bus, including the 7-thermal generator at buses 1, 2, 3, 6, 8, 9, and 12. The modified IEEE 57-Bus test system is shown in Fig. 1 by adding a wind turbine to bus 39 and solar PV to bus 45. The test system consists of 7 generating units, and we have meticulously provided the data of the power for each generator, the power generation of solar, the power generation of wind, the incremental cost, in Table 4. We have set the load to vary

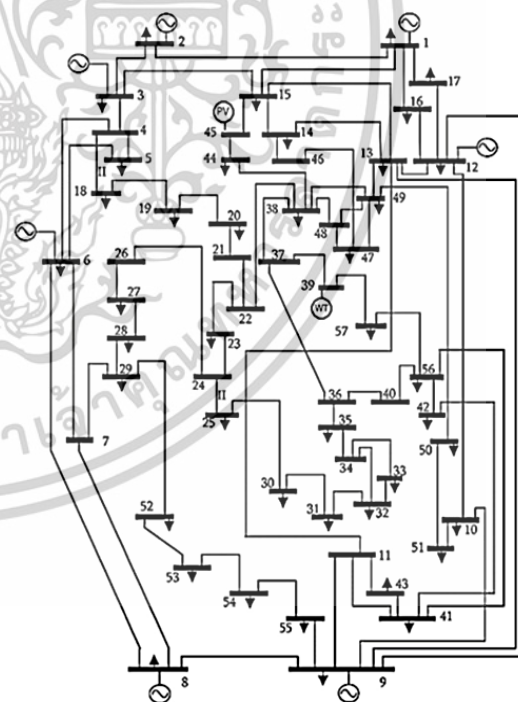


FIGURE 1. The modified IEEE 57-bus system.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE 4. The training and testing data.

P_1	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_{Solar}	P_{wind}	λ	P_D
101.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4209	900
102.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4349	901
103.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4489	902
104.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4629	903
105.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4769	904
106.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.4909	905
107.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5049	906
108.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5189	907
109.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5329	908
110.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5469	909
111.490	50.000	50.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	8.5609	910
.....
.....
.....
161.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2609	1050
162.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2749	1051
163.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.2889	1052
164.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3029	1053
165.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3169	1054
166.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3309	1055
167.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3449	1056
168.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3589	1057
169.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3729	1058
170.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.3869	1059
171.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4009	1060
172.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4149	1061
173.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4289	1062
174.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4429	1063
175.490	50.000	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	9.4569	1064
.....
.....
.....
293.282	58.207	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1059	1190
293.857	58.632	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1163	1191
294.433	59.056	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1208	1192
295.009	59.480	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1301	1193
295.585	59.905	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1382	1194
296.161	60.329	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1463	1195
296.736	60.753	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1543	1196
297.312	61.178	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1624	1197
297.888	61.602	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1704	1198
298.464	62.026	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1785	1199
299.040	62.450	140.000	50.000	100.000	50.000	100.000	183.840	214.670	11.1866	1200

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

by 1 MW from 900 to 1200 MW, ensuring the precision and reliability of our analysis [22].

III. ANN ALGORITHMS DESCRIPTION

Artificial Neural Network (ANN) have been explored as an alternative approach to solving the Economic Dispatch Problem, showcasing their ability to learn complex patterns and relationships from data. An artificial neural network method is a back-propagation neural network with training in a feedforward.

A. BACK-PROPAGATION NEURAL NETWORK MODEL

The artificial neural network architecture used in the program is a versatile back-propagation neural network. It consists of the input, hidden, and output layers, as shown in Fig 2. The input layer adapts to the appropriate power capacity for each unit, which varies with the load change. The output layer is flexible, consisting of a changed load and the default load used as output data.

The back-propagation neural network is widely used in applications such as pattern recognition, data classification, and forecasting. One of its key features is its learning process. It learns by applying each learning error to the weight adjustment, constantly adapting and improving. This continuous improvement makes it a powerful tool for solving complex problems. The weight adjustment process involves adjusting the weight between the hidden layer and the output layer first and then adjusting the weight between the input layer and the hidden layer [23].

B. ANN ALGORITHMS OF ELD PROBLEM

The different steps of ANN algorithms for the optimum solution of ELDP are described below.

Step 1: Setting the load amount as input and the power generation unit as target data. The input variable stores the amount of load, while the target variable stores the power generation unit.

Step 2: The input and target data reduce the size of to arrange the data suitable for training by reducing the data size to be in the region $(-1, 1)$. After the program has executed the instruction, the pn and tn variables hold the attenuated input and target. The minp and mint variables hold the input and target the less. The maxp and maxt variables hold the input and target the most giant.

Step 3: Create a back-propagation neural network with a training process in a feed-forward. The net variable is defined as a hidden 1-layer in which the hidden layer contains 75 neural and uses a 'tansig' or bipolar sigmoid function with range of $(-1, 1)$. The output layer has 1 neural and uses the 'purelin' function. The feed-forward training is taught error propagation by 'trainlm' or Levenberg Marquardt.

Step 4: set parameters related to neural networks.

Step 5: Determine the initial weight according to the method of Nguyen and Widrow.

Step 6: Training the artificial neural network to learn to remember input and target data.

Step 7: Find the answer from the training results of the neural network using the command sim (net, pn), which takes the reduced input value to calculate in the net network and stores the result in a Y variable. However, the result is still a scaled-down value. So, we need to convert the value back to the actual value and store the results in the answer variable. The ANN architecture for the ELD problem is shown in Fig 2.

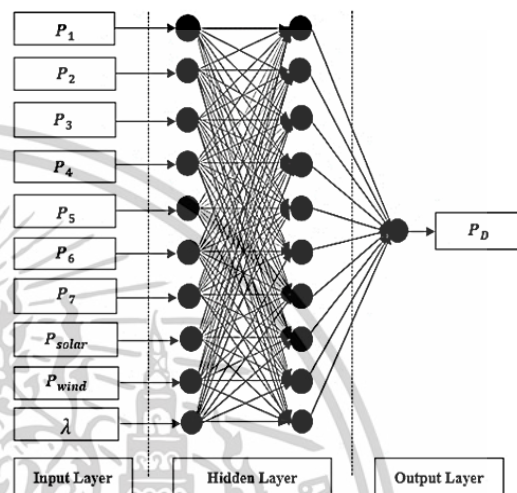


FIGURE 2. The ANN architecture for ELD problem.

IV. ANFIS MODELING

The ANFIS structure, designed to integrate neural networks and fuzzy logic principles, is based on the Takagi–Sugeno fuzzy inference system. With its practical application in various fields, this system can take advantage of both within a single framework [24]. The ANFIS corresponds to a series of IF-THEN fuzzy rules with appropriate membership functions. The fuzzy inference system has two inputs and one output. The rules of the first-order Sugeno fuzzy model can be described as follows:

Rule1 : IF x is $A1$ AND y is $B1$,

THEN $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$

Rule2 : IF x is $A2$ AND y is $B2$,

THEN $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

where x, y are the variables that the fuzzy system takes as input. $A1, A2$ are fuzzy sets on the universe of discourse of x that describe the membership of the input variables in certain fuzzy categories. $B1, B2$ are the fuzzy sets on the universe of discourse of y that describe the membership of the input variables in certain fuzzy categories. f_1, f_2 are the output variable being determined by the rule. $p_1, p_2, q_1, q_2, r_1, r_2$ are the coefficients of the linear function used to compute the output that the set of specific parameters for the rule.

Define Fuzzy Rules: Create a set of fuzzy rules based on the data. For each rule, determine the fuzzy sets $A1, A2, B1$, and $B2$ that best describe the relationships in the data.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Estimate Parameters Using Data: Use regression techniques to estimate the parameters $p_1, p_2, q_1, q_2, r_1,$ and r_2 that minimize the error between the predicted output and the actual output. For Rule 1, use regression analysis to estimate $p_1, q_1,$ and r_1 . For Rule 2, similarly estimate $p_2, q_2,$ and r_2 .

Adjust Parameters: Test the fuzzy model with new data. Adjust $p_1, p_2, q_1, q_2, r_1,$ and r_2 using validation datasets to improve the model's performance.

Refine the parameter estimates by optimizing the overall performance of the fuzzy model. This can involve minimizing an objective function such as the mean squared error between the model's output and the actual data.

This paper uses the ANFIS modeling has been performed by the adaptive network fuzzy inference system toolbox in MATLAB. It provides a robust framework for building and training fuzzy inference systems using adaptive techniques. ANFIS combines the principles of fuzzy logic and neural networks to create models that can adapt and learn from data.

A. STRUCTURE OF THE ANFIS

The structure of an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) combines fuzzy logic principles with adaptive learning techniques typically used in neural networks. ANFIS models are designed to approximate complex, non-linear relationships between input variables and output variables. In Fig. 3, a typical structure of ANFIS comprises five layers network, can be described as follows:

Layer 1: Each node's input layer delivers an external signal to enter the next layer as a crisp signal. The neural in this layer represents fuzzification.

Layer 2: T-norm operator or fuzzy rule layer that each neural obeys the rule of Single Sugeno-type. Each rule receives information from neural fuzzification and calculates the firing strength of each rule. In ANFIS, an operator called product performs the conjunction of rule antecedents.

Layer 3: The normalization layer that each neural receives information from neural in the second layer (rule layer) and calculates the normalized firing strength.

Layer 4: The defuzzification layer where each neural contacts normalization and receives the input of defuzzification neural. It is calculated as the weight of the consequent parameters.

Layer 5: The overall output calculates from defuzzification neural and gets the ANFIS output.

B. DESIGN OF INPUTS AND OUTPUTS FOR ANFIS MODELING

The parameters of the ANFIS model include membership function type, number of membership functions learning algorithm, epoch size, data size, and number of input variables.

The ANFIS model shown in Fig. 4 which the setting of ANFIS with 10 input data. The number of input MFs (membership functions) is 2-2-2-2-2-2-2-2-2; it can be explained that there are 2 membership functions for the input, 2 membership functions for the input, 2 membership functions for input, 2 membership functions for input, 2 membership functions for input, 2 membership functions for input, 2 membership functions for input, 2 membership functions for the input, and 2 membership functions for the λ input. The output 1 variable is power load demand, which is model output. The membership function types are trimf and linear. There are 1024 fuzzy rules for ANFIS logical operation of the sugeno type.

As proposed, the ANFIS procedures are as follows:
Step 1: The input and output data from the λ -Iteration Optimization Algorithm.

Step 2: Step 2: Select data as training data and testing data. The power generation of thermal-renewable energy serves as

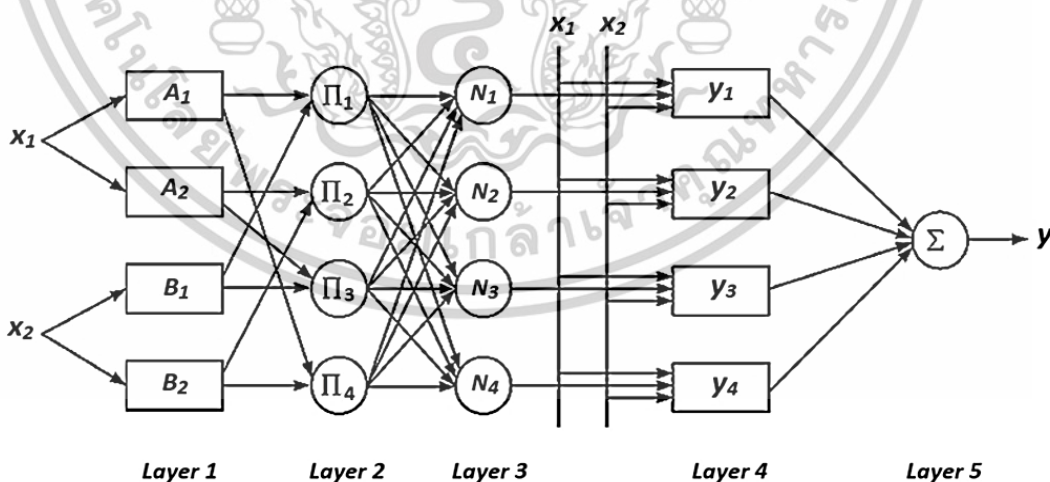


FIGURE 3. Generic model of ANFIS architecture.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

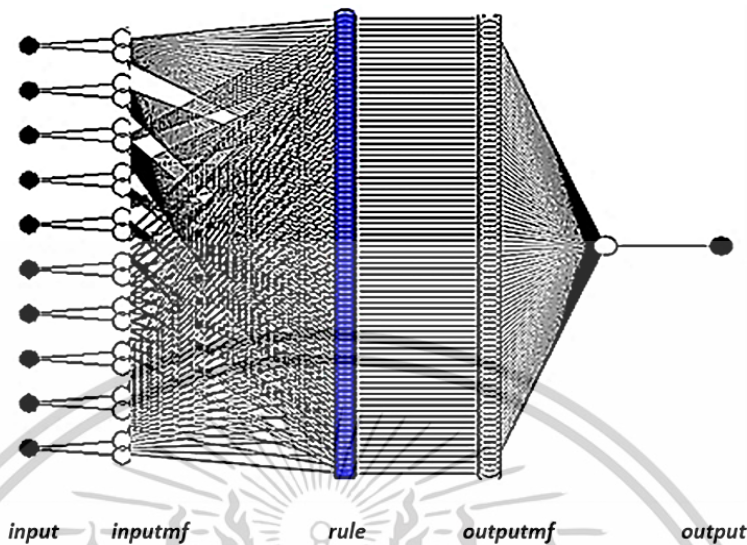


FIGURE 4. Proposed of ANFIS model.

the input values, while the power load demand acts as the output, both playing a significant role in the ANFIS process.

Step 3: Use the “anfisedit” in the command window to run the ANFIS.

Step 4: Selected load data, type “Training” or “Testing” with the input variable into the ANFIS.

Step 5: Selected the Generate FIS and choosed the number of input MFs and MF type.

Step 6: Start training and testing ANFIS, then select Train Now or Test Now to get the training and testing error value, as shown in Fig. 5 and Fig. 6.

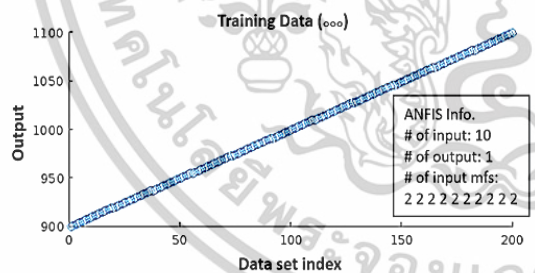


FIGURE 5. Training data of ANFIS.

Step 7: Find the answer used “evalfis” on the command window. The program displays the output data.

V. RESULTS

All the learning was done on MATLAB using the ANNs and ANFIS Toolbox to find the minimum error value. The case study compared the results between the ANFIS and the ANNs using the same data set, ensuring a fair and reliable comparison. The input data was the power generation of

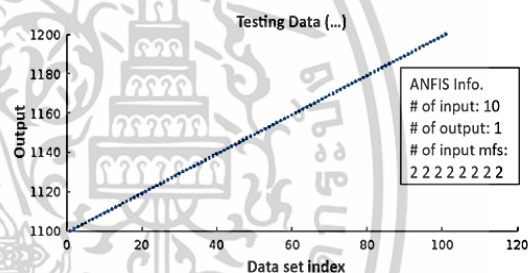


FIGURE 6. Testing data of ANFIS.

thermal-renewable energy, and the output data was the power load demand.

This paper primarily focuses on comparing the results to the accuracy model of the ANNs and ANFIS. This comparison was made using the Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), and the coefficient of determination (R2), which can be calculated following in Eq. (16) – (18).

The Root Mean Squared Error (RMSE) is a standard way to measure the error of a model in predicting quantitative data. It is the square root of the Mean Squared Error (MSE) and measures the magnitude of the error in the same unit as the output variable. RMSE is calculated as the square root of the mean of the squared differences between the predicted values and the actual values using the following formula:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}]^2} \tag{16}$$

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

The Mean Absolute Error (MAE) is another standard metric to evaluate the performance of regression models in machine learning. It quantifies the average magnitude of the errors in a set of predictions without considering their direction. MAE is calculated as the average absolute differences between predicted and actual values. Following is the formula to calculate Mean Absolute Error:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted}| \tag{17}$$

The coefficient of determination (R^2). It is a statistical measure representing the proportion of the variance for the dependent variable explained by the independent variables in a regression model. It is the ratio of the variance explained by the model to the total variance in the data. The formula to

calculate Squared-R performance metrics is as follows:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{predicted})^2}{\sum_{i=1}^m (OUTPUT_{actual} - OUTPUT_{mean})^2} \tag{18}$$

where $OUTPUT_{actual}$ is the actual or experimental results from lambda iteration method, $OUTPUT_{predicted}$ is the estimated model values, $OUTPUT_{mean}$ is the mean value of the dependent variable, and m is the size of the dataset.

A. ANN MODEL DEVELOPMENT AND SIMULATION RESULTS

The model framework was designed as 10-input variables namely, $P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_{solar}, P_{wind}$, and λ ; with one output parameter as the P_D . The processing parameter settings for the neural network model are presented in Table 5 and Fig. 7

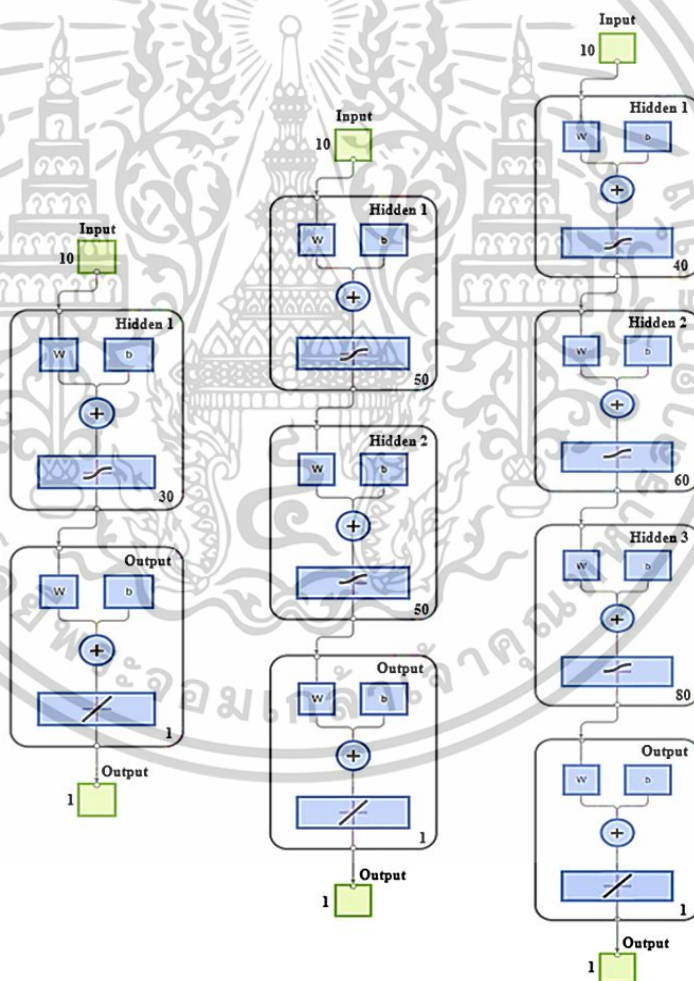


FIGURE 7. The neural network models.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE 5. The artificial neural network parameters.

Parameters	Specifications
Input Neurons	10 neurons
Output Neurons	1 neuron
Hidden Layers 1	Activation function 'tansig'
Hidden Layers 2	Activation function 'logsig'
Hidden Layers 3	Activation function 'logsig'
Training Fn type	Levenberg-Marquardt ('trainlm')
Neural network type	backpropagation
Performance	Mean squared error (MSE)
Data training	80%, 70%, 60%, 50% training
Data validation	10%, 15%, 20%, 25% validation
Data testing	10%, 15%, 20%, 25% testing

The entire data set was divided into 4-groups: the training set and the test set divided as:

- 80% training - 10% validation - 10% testing
- 70% training - 15% validation - 15% testing

- 60% training - 20% validation - 20% testing
- 50% training - 25% validation - 25% testing

The results were obtained using a backpropagation artificial neural network with 1 hidden layer, 2 hidden layers, and 3 hidden layers. The number of neurons in each hidden layer and the type of transfer function were meticulously selected through a comprehensive trial and error process. The training function type was performed using the Levenberg–Marquardt algorithm ('trainlm') when using the training predictor and target datasets.

Table 6, results show that the number of neurons, RMSE, and MAE increased with the number of hidden layers, and the test ratio relative to the training ratio led to an increased error rate in both RMSE and MAE values. However, the best result, which appeared at a splitting rate of 80% training, 10% validation, and 10% testing with a 1-hidden layer of 10 neurons, provides a promising outlook. The RMSE and MAE of training were 0.00010147 and 0.000052956, respectively. The RMSE and MAE of testing were also

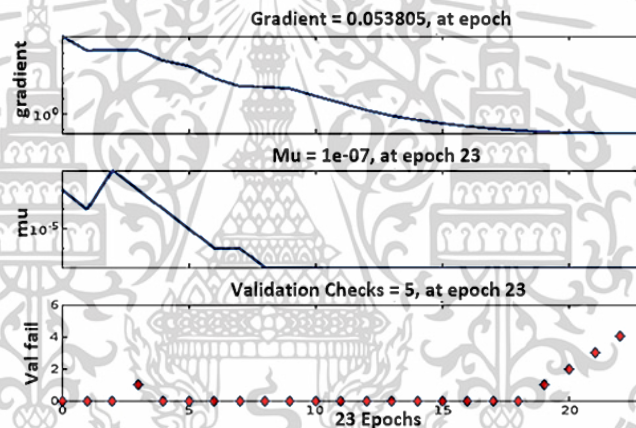


FIGURE 8. The ANN training state.

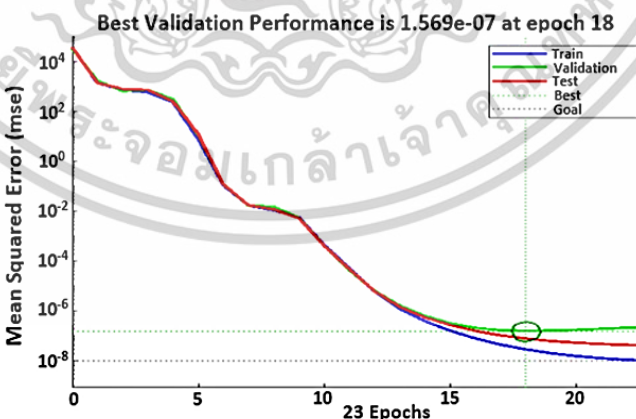


FIGURE 9. The best validation performance of ANN.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

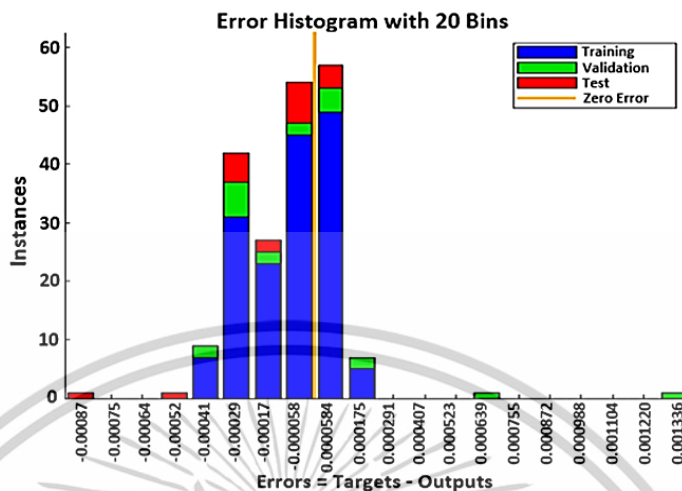


FIGURE 10. The error histogram of ANN.

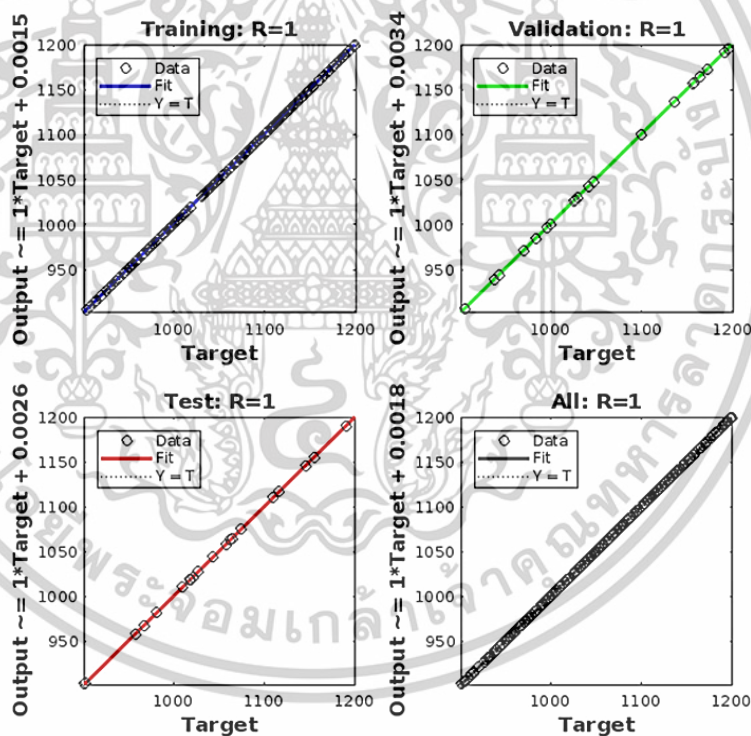


FIGURE 11. The regression plots of ANN.

0.00014639 and 0.000098735, respectively. The number of 2-hidden layers was 50-50 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.00022824 and 0.000088355, respectively.

The RMSE and MAE of testing were also 0.00082868 and 0.00033522, respectively. The number of 3 hidden layers was 10-15-12 neurons. The RMSE and MAE of training

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE 6. The results of training data and testing data using ANN.

Splitting Rate	No. of neurons	Training			Testing					
		RMSE	MAE	R ²	Time	RMSE	MAE	R ²	Time	
10%	Training 10	0.00010147	0.000052956	1	00:00:01	0.00014639	0.000098735	1	00:00:01	
	80%	0.00014648	0.000102180	1	00:00:01	0.00855300	0.001256300	1	00:00:01	
	Testing 60	0.00846540	0.000734290	1	00:00:01	0.02798200	0.006851100	1	00:00:01	
	10%	0.02146800	0.005214250	1	00:00:02	0.05268800	0.009563200	1	00:00:02	
	Validation 10%	30-50	0.00060613	0.000130420	1	00:00:02	0.00280580	0.000539700	1	00:00:02
		50-50	0.00022824	0.000088355	1	00:00:08	0.00082868	0.000335220	1	00:00:08
		50-80	0.00305190	0.000391920	1	00:00:21	0.01046800	0.002982100	1	00:00:21
		10-15-12	0.00021511	0.000149950	1	00:00:05	0.00088638	0.000383130	1	00:00:05
20-50-40		0.00041711	0.000231260	1	00:00:16	0.00226030	0.000736400	1	00:00:16	
40-60-80	0.00849010	0.000917610	1	00:00:32	0.02967000	0.005698200	1	00:00:32		
15%	Training 10	0.00032279	0.000087656	1	00:00:01	0.00014500	0.000055503	1	00:00:01	
	70%	0.00250020	0.000308910	1	00:00:01	0.01407400	0.002472000	1	00:00:01	
	Testing 60	0.03195100	0.003909200	1	00:00:01	0.03731300	0.008056800	1	00:00:01	
	15%	0.07853000	0.008965000	1	00:00:01	0.05586200	0.077852000	1	00:00:01	
	Validation 15%	30-50	0.00264830	0.000846310	1	00:00:03	0.01307600	0.007907300	1	00:00:03
		50-50	0.03020600	0.003399100	1	00:00:06	0.05854000	0.013389000	1	00:00:06
		50-80	0.01909900	0.002434900	1	00:00:12	0.67923000	0.143970000	1	00:00:12
		10-15-12	0.00094215	0.000533240	1	00:00:02	0.00078914	0.000492520	1	00:00:02
20-50-40		0.00068665	0.000178680	1	00:00:08	0.00015549	0.000358730	1	00:00:08	
40-60-80	0.00941240	0.000979460	1	00:01:06	0.01565700	0.003784900	1	00:01:06		
20%	Training 10	0.00178330	0.001076400	1	00:00:02	0.00026997	0.000142470	1	00:00:02	
	60%	0.00685260	0.000877630	1	00:00:01	0.00094632	0.000276090	1	00:00:01	
	Testing 60	0.19355000	0.015111000	1	00:00:02	0.07366400	0.009251100	1	00:00:02	
	20%	0.52210500	0.078850000	1	00:00:03	0.15465500	0.025336000	1	00:00:03	
	Validation 20%	30-50	0.02915100	0.005580000	1	00:00:05	0.16752000	0.037614000	1	00:00:05
		50-50	0.02212400	0.005192000	1	00:00:08	0.08557200	0.016363000	1	00:00:08
		50-80	0.07256900	0.006531500	1	00:00:23	0.15316000	0.036021000	1	00:00:23
		10-15-12	0.00378850	0.001116600	1	00:00:03	0.00176480	0.000283760	1	00:00:03
20-50-40		0.00662890	0.000529700	1	00:00:06	0.00250590	0.000294700	1	00:00:06	
40-60-80	0.04850500	0.012554000	1	00:01:02	0.10095000	0.028999000	1	00:01:02		
25%	Training 10	0.00297330	0.001162000	1	00:00:02	0.01093400	0.002764900	1	00:00:02	
	50%	0.05866000	0.010584000	1	00:00:02	0.11714000	0.017258000	1	00:00:02	
	Testing 60	0.01728800	0.003810600	1	00:00:02	0.01919200	0.004736600	1	00:00:02	
	25%	0.07821500	0.008564000	1	00:00:02	0.05886500	0.008750200	1	00:00:02	
	Validation 25%	30-50	0.02422600	0.002572800	1	00:00:03	0.01080800	0.005273900	1	00:00:03
		50-50	0.09347200	0.020250000	1	00:00:05	0.01187700	0.005319900	1	00:00:05
		50-80	0.07351700	0.014742000	1	00:00:16	0.03803900	0.010076000	1	00:00:16
		10-15-12	0.05559800	0.008267900	1	00:00:02	0.13450000	0.020349000	1	00:00:02
20-50-40		0.00908190	0.001358300	1	00:00:08	0.00422710	0.000687010	1	00:00:08	
40-60-80	0.02192800	0.004565100	1	00:00:55	0.03810500	0.010690000	1	00:00:55		

were 0.00021511 and 0.00014995, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.00088638 and 0.00038313, respectively, for the ANNs model sensitivity results.

The best result appeared at a splitting rate of 70% training, 15% validation, and 15% testing, and the number of the 1-hidden layer was 10 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.00032279 and 0.000087656, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.000145 and 0.000055503, respectively. The number of 2-hidden layers was 30-50 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.0026483 and 0.00084631, respectively. The RMSE and

MAE of testing were also 0.013076 and 0.0079073, respectively. The number of 3 hidden layers was 20-50-40 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.00068665 and 0.00017868, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.00015549 and 0.00035873, respectively, for the ANNs model sensitivity results.

The best result appeared at a splitting rate of 60% training, 20% validation, and 20% testing, and the number of the 1-hidden layer was 10 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.0017833 and 0.0010764, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.00026997 and 0.00014247,

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

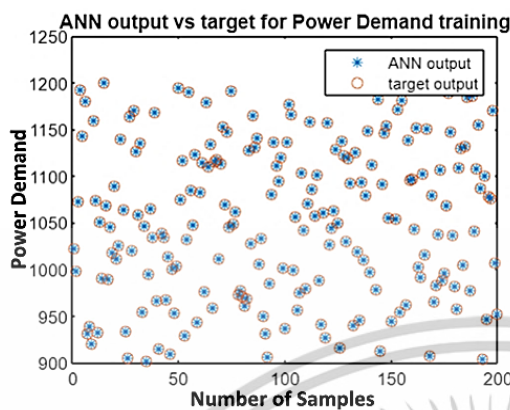


FIGURE 12. The plot of power demand for training data.

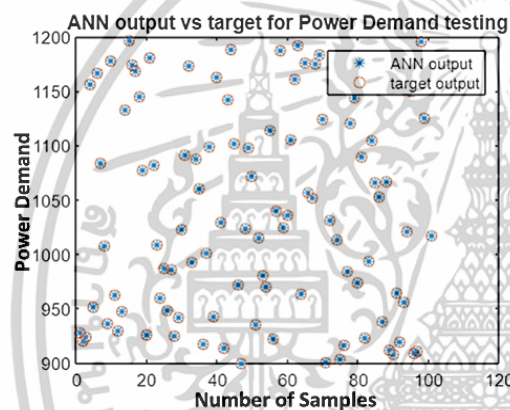


FIGURE 13. The plot of power demand for testing data.

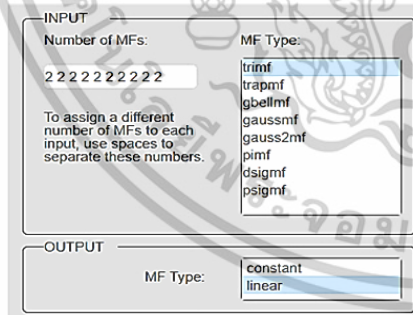


FIGURE 14. The design of the ANFIS for number of membership functions and membership function type.

respectively. The number of 2-hidden layers was 50-50 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.022124 and 0.005192, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.085572 and 0.016363, respectively. The number of

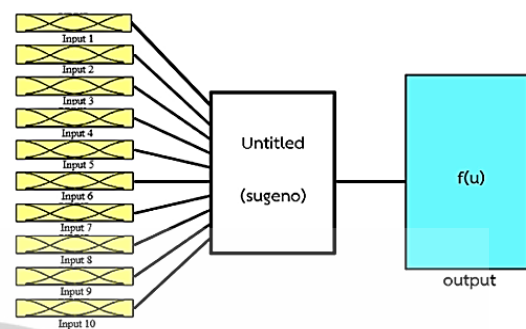


FIGURE 15. Fuzzy logic designer.

3 hidden layers was 10-15-12 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.0037885 and 0.0011166, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.0017648 and 0.00028376, respectively, for the ANNs model sensitivity results.

The best result appeared at a splitting rate of 50% training, 25% validation, and 25% testing, and the number of the 1-hidden layer was 10 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.0029733 and 0.001162, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.010934 and 0.0027649, respectively. The number of 2-hidden layers was 30-50 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.024226 and 0.0025728, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.010808 and 0.0052739, respectively. The number of 3-hidden layers was 20-50-40 neurons. The RMSE and MAE of training were 0.0090819 and 0.0013583, respectively. The RMSE and MAE of testing were also 0.0042271 and 0.00068701, respectively, for the ANNs model sensitivity results.

The ANN training state plot (plottrainstate) indicated a gradient of 0.053805, with the optimal value computed at 23 epochs. The validation checks failed at five because the errors were repeated five times before the process stopped. This represented the best neural network performance; its performance ceased to improve at that stage. The error function was repeated at zero points from epochs 0-2 and 4-18, then rose linearly from one to five over epochs 19-23. However, starting from epoch 19, we observed overfitting of the data. Therefore, epoch 18 was taken as the baseline, and its weight functions were selected as the final weights, as shown in Fig. 8.

The mean square error (MSE) was the criteria tool used to evaluate the model's performance while randomly selecting different hidden neuron numbers, activation function parameters, and training algorithms for the validation performance of the ANN, as shown in Fig. 9. The graphical results indicated the best validation performance of 0.0000001569 at 18 epochs for the optimized network (10)-15-12). The results indicated a satisfactory performance of the ANN model. It could predict the target response parameters accurately

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

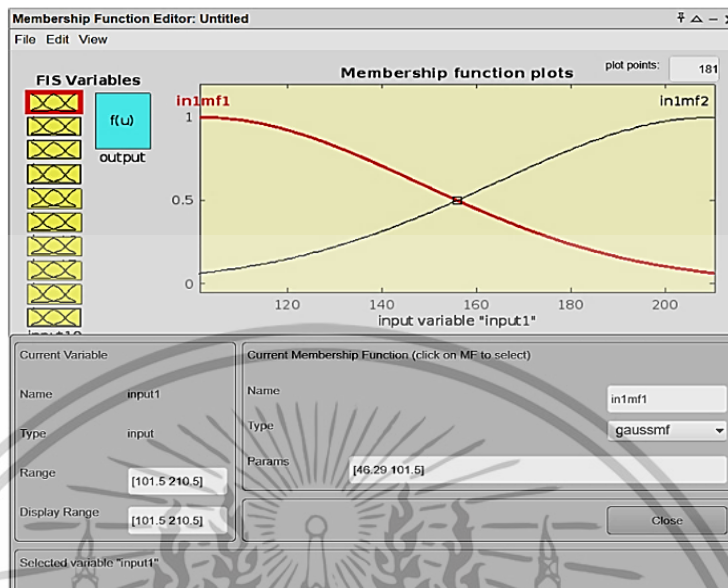


FIGURE 16. The membership function editor of FIS variables.

by generalizing the sets of complex input variables with minimum error.

An error histogram of the ANN was simulated model, as shown in Fig. 10, which illustrates the level of correlation between the experimental and predicted variables with 20 bins of error histogram for training, validation, and testing. The zero-error point indicated the best performance during the simulation, with a yellow line between -0.000058 and 0.0000584 for the error function.

The regression (R) of the ANN model reaches the best of 1, a result of our comprehensive training, validation, and testing process. As shown in Fig. 11, the model demonstrates its best validation performance of 1.569e-07 at 18 epochs and regression (R).

The learning data for the ANN model of power demand was plotted. A meticulous comparison curve of the experimental and estimated values for training data, as shown in Fig. 12, and for testing data, as shown in Fig. 13. This thorough comparison reassures us of the model's performance, as it compares the experimental and estimated values for the input 2,000 data of training and the output 1,010 data of testing.

B. ANFIS MODEL DEVELOPMENT AND SIMULATION RESULTS

The ANFIS model's development sets ANFIS parameters with 10 inputs, 1 output, number of membership functions, membership function type for input, and membership function type for output, as shown in Fig. 14.

ANFIS model of the Sugeno type obtained by the fuzzy logic designer, as shown in Fig. 15.

The training, validation, and testing of the neuro-fuzzy network using the prescribed hybrid optimization method. In the development of the ANFIS model, the experimental data were divided into three sets: 80% for the training, 10% for the validation, and 10% for the testing. The datasets were loaded from the file for ANFIS network training with 1-output and 10-input variables. The best error results found that the input number of membership functions was 2-2-2-2-2-2-2-2-2-2, the input membership function type was "trimf", the output membership function type was "linear", the number of fuzzy rules was 1024, training, and testing for RMSE results of 0.0000521774 and 0.0000521774, respectively, as presented in Table 7.

The graphical plots showing the membership function for the model variables in the ANFIS network were generated using the MATLAB recreation toolbox, which was used to robotically advance the suitable connection function standards to increase the records' generality. The membership function designs, with various records for model constraints on the x-axis and the discourse value from 0 to 1 on the y-axis, are shown in Fig. 16 and 17.

C. COMPARISON OF THE RESULTS BETWEEN THE ANN AND ANFIS

The results comparison of the RMSE for training and testing between the ANNs and ANFIS. The predicted and the experimental values of the power demand are proposed for the different modeling techniques revealed in Table 8. The best result appeared at a splitting rate of 80% training, 10% validation, and 10% testing. It is indicated that the ANNs with hidden 1-layer in which the hidden layer contains 10 neural

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

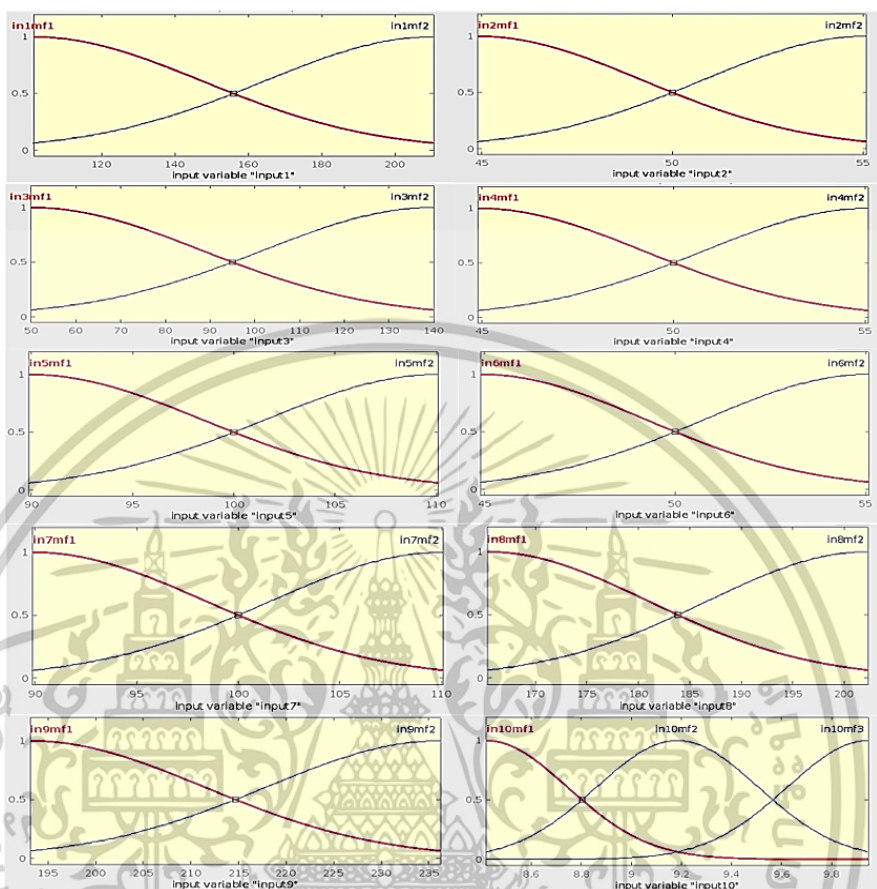


FIGURE 17. The membership function plots of ANFIS.

TABLE 7. The results of training data and testing data using ANFIS.

Input No. of MFs	Input MF Type	Output MF Type	No. of fuzzy rules	Training		Testing	
				Time	RMSE	Time	RMSE
2 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1024	0:03:50	0.0000521774	0:02:23	0.0000521774
2 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1024	0:03:25	0.0001175570	0:02:18	0.0001175570
2 2 2 2 2 2 2 2 3	trimf	linear	1536	0:11:13	0.0000732852	0:10:36	0.0000732852
2 2 2 2 2 2 2 2 3	gaussmf	linear	1536	0:10:42	0.0007579720	0:09:05	0.0007579720
2 3 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	1536	0:11:18	0.0000986030	0:10:04	0.0000986030
2 3 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	1536	0:09:48	0.0010335700	0:08:11	0.0010335700
4 2 2 2 2 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:14:22	0.0000959176	0:12:06	0.0000959176
4 2 2 2 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:14:50	0.0002440430	0:11:48	0.0002440430
2 2 2 2 4 2 2 2 2	trimf	linear	2048	0:15:59	0.0012895100	0:13:52	0.0012895100
2 2 2 2 4 2 2 2 2	gaussmf	linear	2048	0:14:23	0.0012895100	0:13:02	0.0012895100
2 2 3 2 2 3 2 2 2	trimf	linear	2304	0:09:12	0.0000985599	0:08:10	0.0000985599
2 2 3 2 2 3 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:08:35	0.0001467330	0:07:14	0.0001467330
3 2 2 3 2 2 2 2 2	trimf	linear	2304	0:18:13	0.0001397030	0:15:52	0.0001397030
3 2 2 3 2 2 2 2 2	gaussmf	linear	2304	0:15:04	0.0012259400	0:13:41	0.0012259400

and used a “tansig” function with a range of (-1, 1). The feed-forward training is taught error propagation by ‘trainlm’ or Levenberg Marquardt. The RMSE of training and testing

were 10.147e-05 and 14.639e-05, respectively, for ANNs. Finally, the best error results found that the input number of membership functions was 2-2-2-2-2-2-2-2-2-2, the input

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

TABLE 8. The comparison RMSE OF ann and ANFIS.

Method	Training		Testing	
	Time	RMSE	Time	RMSE
ANN	0:00:01	10.147e-05	0:00:01	14.639e-05
ANFIS	0:03:50	5.2177e-05	0:02:23	5.2177e-05

membership function type was “trimf”, the number of fuzzy rules was 1024, report that the RMSE of testing were also 5.2177e-05 and 5.2177e-05, respectively, for ANFIS. The prediction accuracy of the ANFIS can be observed to be higher than that of the ANN, but the ANFIS takes longer to process.

ANFIS models are generally more interpretable because they provide a set of fuzzy rules and membership functions that can be understood. Evaluate the computational requirements for training and inference. ANFIS may be more computationally intensive due to the fuzzy logic components, while ANN’s efficiency depends on its architecture and training process. Assess how well each model adapts to power demand patterns or constraints changes. ANFIS can adapt by adjusting its fuzzy rules, while ANN can learn from data patterns but may require retraining for significant changes.

VI. CONCLUSION

This paper presented two techniques, namely the ANN and ANFIS models, to evaluate the power demand for the economic load dispatch problem. The modified IEEE 57-Bus system is considered the thermal units that incorporate renewables. The ANN and ANFIS models are implemented using MATLAB online version R2023b. Uncertainties in the load and external factors may impose severe risks for power systems; thus, accurate load forecasting or evaluating power demand is essential in planning system operations. The results show that the ANN and ANFIS techniques are suitable for evaluating power demand. However, a comparison of both methods indicates that ANFIS is relatively superior to the ANN techniques, considering the coefficient of determination of the ANNs and ANFIS were equal, the accuracy of its results in terms of prediction RMSE for the ANN and ANFIS of 10.147e-05 and 5.2177e-05 for the training and 14.639e-05 and 5.2177e-05 for the testing, respectively. Furthermore, the accuracy of the developed models can be further evaluated by increasing the experiment data and the input variables, as researchers have often argued that the performance of the ANN and ANFIS models can be affected by the size of experimental data considered.

SUGGESTION

ANFIS is the method that can be appropriately applied to evaluate the power demand in this research. However, it could not guarantee for other research topics that ANFIS would be better than ANN for the RMSE. It depends on many factors, such as input and output data complexity, the training function type, etc.

For future works, considering demand forecasting can predict future power demand based on historical data, time of day, seasonality, and other relevant factors. Another crucial aspect is cost function approximation, which can approximate the cost function associated with each generating unit’s operation, including fuel cost, start-up, and possibly other operational costs. The new dramatically challenged modeling approach: ANN models can capture complex, non-linear relationships between input variables (such as demand, generation costs, and constraints) and the output variable (optimal generation schedules).

APPENDIX NOMENCLATURE

ELD	Economic Load Dispatch.
ANN	Artificial Neural Network.
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.
RMSE	Root Mean Squared Error.
MAE	Mean Absolute Error.
R^2	Coefficient of determination.
λ	Incremental cost.
L	Lagrange function.
$\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$	Cost coefficients of thermal units at generator i .
P_D	Total power load demand.
P_i	Power generation of thermal unit i .
P_{solar}	Power output of solar.
P_{wind}	Power output of wind.
P_{imin}	Minimum power generation limits of i generator.
P_{imax}	Maximum power generation limits of i generator.
$F_i(P_i)$	Cost function of i generator.
F_T	Total cost of generation.
$F(P_{thermal})$	Cost function of the thermal generation.
$F(P_{solar})$	Cost function of the solar generation.
$F(P_{wind})$	Cost function of the wind generation.
$F(Total)$	Total cost of thermal-solar-wind generation.
N	Number of thermal generating units.
IP	Investment costs.
G^E	Operation and maintenance costs.
a	Annuitization coefficient.

REFERENCES

- [1] P. K. Singhal and R. N. Sharma, “Dynamic programming approach for solving power generating unit commitment problem,” in *Proc. 2nd Int. Conf. Comput. Commun. Technol. (ICCCCT)*, Sep. 2011, pp. 298–303.
- [2] M. N. Nwohu and O. O. Paul, “Evaluation of economic load dispatch problem in power generating stations by the use of ant colony search algorithms,” *Int. J. Res. Stud. Electr. Electron. Eng. (IJRSEEE)*, vol. 3, no. 1, pp. 20–29, 2017.
- [3] M. Ellahi and G. Abbas, “A hybrid metaheuristic approach for the solution of renewables-incorporated economic dispatch problems,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 127608–127621, 2020.
- [4] J.-T. Yu, C.-H. Kim, A. Wadood, T. Khurshaid, and S.-B. Rhee, “Jaya algorithm with self-adaptive multi-population and Lévy flights for solving economic load dispatch problems,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 21372–21384, 2019.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

- [5] J. Zhao, S. Liu, M. Zhou, X. Guo, and L. Qi, "Modified cuckoo search algorithm to solve economic power dispatch optimization problems," *IEEE/CAA J. Autom. Sinica*, vol. 5, no. 4, pp. 794–806, Jul. 2018.
- [6] S. Ma, Y. Wang, and Y. Lv, "Multiobjective environment/economic power dispatch using evolutionary multiobjective optimization," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 13066–13074, 2018.
- [7] H. Aliyari, R. Effatnejad, M. Avaghebi, and H. Tadayyoni, "Novel optimization based on the genetic algorithm for economic dispatch of 30 bus IEEE test systems," *J. Energy Manage.*, vol. 3, no. 3, pp. 1–5, 2014.
- [8] P. Surekha and S. Sumathi, "Solving economic load dispatch problems using differential evolution with opposition based learning," *SEAS Trans. Inf. Sci. Appl.*, vol. 1, no. 9, pp. 208–220, 2012.
- [9] F. Tariq, S. Alelyani, G. Abbas, A. Qahmash, and M. R. Hussain, "Solving renewables-integrated economic load dispatch problem by variant of metaheuristic bat-inspired algorithm," *Energies*, vol. 13, no. 23, p. 6225, Nov. 2020.
- [10] H. Liang, Y. Liu, Y. Shen, F. Li, and Y. Man, "A hybrid bat algorithm for economic dispatch with random wind power," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 5, pp. 5052–5061, Sep. 2018.
- [11] D. J. King, C. S. Ozveren, and D. A. Bradley, "Economic load dispatch optimization of renewable energy in power system using genetic algorithm," in *Proc. IEEE Lausanne Power Tech*, Lausanne, Switzerland, Jul. 2007, pp. 2174–2179.
- [12] N. Ammar, M. Sulaiman, and A. F. M. Nor, "Analysis load forecasting of power system using fuzzy logic and artificial neural network," *J. Telecommun., Electron. Comput. Eng.*, vol. 9, no. 3, pp. 181–192, 2017.
- [13] K. Mehmood, K. M. Cheema, M. F. Tahir, A. R. Tariq, A. H. Milyani, R. M. Elavarasan, S. Shaheen, and K. Raju, "Short term power dispatch using neural network based ensemble classifier," *J. Energy Storage*, vol. 33, Jan. 2021, Art. no. 102101.
- [14] A. Alhendi, A. S. Al-Sumaiti, M. Marzband, R. Kumar, and A. A. Z. Diab, "Short-term load and price forecasting using artificial neural network with enhanced Markov chain for ISO new England," *Energy Rep.*, vol. 9, pp. 4799–4815, Dec. 2023.
- [15] S. K. Mathur and G. K. Joshi, "Artificial neural network approach for economic load dispatch for varying loads," *Int. J. Eng. Sci. Res. Technol. (IJESRT)*, vol. 2, no. 12, pp. 3707–3712, 2013.
- [16] S. Mathur, S. K. Joshi, and G. K. Joshi, "Economic load dispatch by generating units under varying load demands using artificial neural network," *Int. J. Comput. Sci. Eng. (IJCSSE)*, vol. 5, no. 7, pp. 639–647, 2013.
- [17] M. Arif, Y. Liu, I. U. Haq, and A. Ashfaq, "Load forecasting using neural network integrated with economic dispatch problem," *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 12, no. 12, pp. 885–890, 2018.
- [18] A. M. M. Al-Qaysi, A. Bozkurt, and Y. Ates, "Load forecasting based on genetic algorithm-artificial neural network-adaptive neuro-fuzzy inference systems: A case study in Iraq," *Energies*, vol. 16, p. 2919, Mar. 2023.
- [19] M. Bhoje, M. H. Pandya, S. Valvi, I. N. Trivedi, P. Jangir, and S. A. Parmar, "An emission constraint economic load dispatch problem solution with microgrid using Jaya algorithm," in *Proc. Int. Conf. Energy Efficient Technol. Sustainability*, 2016, pp. 497–502.
- [20] I. N. Trivedi, P. Jangir, M. Bhoje, and N. Jangir, "An economic load dispatch and multiple environmental dispatch problem solution with microgrids using interior search algorithm," *Neural Comput. Appl.*, vol. 30, no. 7, pp. 2173–2189, Oct. 2018.
- [21] N. Augustine, S. Suresh, P. Moghe, and K. Sheikh, "Economic dispatch for a microgrid considering renewable energy cost functions," in *Proc. IEEE PES Innov. Smart Grid Technol. (ISGT)*, Washington, DC, USA, Jan. 2012, pp. 1–7.
- [22] *MATLAB*, document R2023b, MathWorks Inc., 2023.
- [23] P. Bhasin, "Back propagation algorithm: An artificial neural network approach," *Int. J. Eng. Res. Technol. (IJERT)*, vol. 5, no. 10, pp. 1–6, 2017.
- [24] A. Ulutas, I. H. Altas, A. Onen, and T. S. Ustun, "Neuro-fuzzy-based model predictive energy management for grid connected microgrids," *Electronics*, vol. 9, no. 6, p. 900, May 2020.



SOMCHAT JIRIBHAKHORN (Member, IEEE) received the B.Sc. and M.Sc. degrees in electrical engineering from the King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang (KMITL), Bangkok, Thailand, in 1994 and 1997, respectively, and the Ph.D. degree in electrical engineering from the Imperial College London, U.K., in 2000. He was a Lecturer, from 1994 to 2002, an Assistant Professor, from 2002 to 2006, and has been an Associate Professor, since 2006, with the Department of Electrical Engineering, School of Engineering, KMITL. His research interests include power system stability, power system optimization, power systems, planning and forecasting, applications of neural networks, and ANFIS in power engineering.



KAMOLWAN WONGWUT (Student Member, IEEE) received the B.Sc. degree in electrical engineering from Naresuan University, Phitsanulok, Thailand, in 2011, and the M.Sc. degree in electrical engineering from Chiang Mai University, Chiang Mai, Thailand, in 2016. She is currently pursuing the Ph.D. degree with the School of Engineering, King Mongkut's Institute of Technology Ladkrabang, Bangkok, Thailand. Since 2017, she has been a Lecturer with the Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering and Industrial Technology, Phetchaburi Rajabhat University, Phetchaburi, Thailand. Her research interests include power system optimization, power system planning, neural networks in power systems, and renewable energy.

...

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

