

การพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังโดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูลสายป้อนร่วมกับโครงข่าย ประสาทเทียมและวิธีเชิงพันธุกรรม

ภาคภูมิ น้อยวรรณะ¹, เดวิด บรรเจิดพงศ์ชัย²

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

¹6370459421@student.chula.ac.th ²david.b@chula.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังโดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าของแต่ละสายป้อนด้วยเคมีน (k-mean) และสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้ารวมแต่ละกลุ่มของสายป้อนที่ถูกจัดกลุ่ม ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN) ร่วมกับวิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) และรวมค่าการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าในแต่ละกลุ่มของสายป้อน ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน สมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เท่ากับ 2.195 ซึ่งมีค่าน้อยกว่าการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าด้วย ANN เพียงอย่างเดียว 12.97% ที่เวลาทำนาย (prediction time) ที่ 1 และให้ค่า MAPE น้อยที่สุดจากแบบจำลองที่นำมาทดสอบ ทั้ง 5 เวลาทำนาย

คำสำคัญ: การพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้า หม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง เคมีน โครงข่ายประสาทเทียม วิธีเชิงพันธุกรรม

1. บทนำ

ในปัจจุบันการใช้พลังงานไฟฟ้ามีความสำคัญมากต่อการดำรงชีวิตประจำวันเป็นอย่างมาก สำหรับในระบบจำหน่ายไฟฟ้ากำลัง (Power distribution system) เป็นระบบไฟฟ้าที่มีขนาดแรงดันไฟฟ้า 22, 33 kV และเป็นระบบที่มีการเชื่อมต่อเข้ากับระบบของผู้ใช้ไฟฟ้าประเภทต่างๆ ไม่ว่าจะเป็น โรงงานอุตสาหกรรม, ที่พักอาศัยขนาดใหญ่, หน่วยงานราชการต่างๆ เช่น โรงพยาบาล, โรงเรียน ฯลฯ รวมถึงผู้ผลิตไฟฟ้า เป็นต้น อีกทั้งยังเป็นจุดเชื่อมต่อกับหม้อแปลงระบบ

จำหน่ายไฟฟ้าแรงต่ำที่ส่งผ่านพลังงานไฟฟ้าไปยังประชาชนทั่วไปอีกด้วย ซึ่งระบบจำหน่ายกำลังไฟฟ้าจะรับพลังงานไฟฟ้ามาจากหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง (Power Transformer) หากเกิดข้อบกพร่องเกิดขึ้นกับหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังก็จะทำให้เกิดกระแสไฟฟ้าดับเป็นบริเวณกว้าง และสร้างความเดือดร้อนเสียหายให้กับผู้ใช้ไฟฟ้า แต่หากมีการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังที่มีความแม่นยำ เพื่อนำมาใช้ในการวางแผน เตรียมตัว บริหารจัดการปรับเปลี่ยนกำลังการจ่ายโหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง ก็จะทำให้สามารถลดความเสียหายที่อาจจะเกิดขึ้นได้

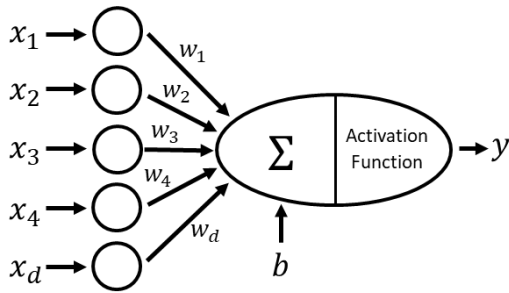
บทความนี้นำเสนอการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังโดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูลสายป้อนด้วยเคมีน ร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียม และวิธีเชิงพันธุกรรม ณ เวลาทำนาย 5 เวลา ที่มีความแม่นยำสูง เพื่อใช้ในการวางแผน เตรียมตัว บริหารจัดการปรับเปลี่ยนการจ่ายโหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงข่ายประสาทเทียม

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN) คือแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีความนิยมใช้งานอย่างแพร่หลาย [1] เป็นการประยุกต์การทำงานของสมองมนุษย์ที่ประกอบไปด้วยเซลล์ต่างๆ โดยมีเดนไดรต์ (Dendrite) ทำหน้าที่เชื่อมต่อกับเซลล์อื่นๆ เพื่อรับสัญญาณระหว่างเซลล์ จากนั้นส่งต่อไปยังเซลล์ต่างๆ ผ่านทางแอกซอน (Axon) และบริเวณที่มีการรับ ส่งสัญญาณระหว่างเซลล์จะ

เรียกว่า ซินแนปส์(Synapse) โดยสามารถจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมได้ดังรูปที่ (1) และสมการ (1)



รูปที่ 1 แบบจำลองการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

$$y = f(\bar{W} \cdot \bar{X} + b) = f\left(\sum_{j=0}^d w_d x_d + b\right) \quad (1)$$

เมื่อ y คือ ตัวแปรด้านออกของหน่วยประสาทเทียม

x_d คือ ตัวแปรด้านเข้าของหน่วยประสาทเทียม

w_d คือ ค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight) ของตัวแปรด้านเข้าของหน่วยประสาทเทียม

f คือ ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation function)

b คือ ค่าเอนเอียง (Bias) ของหน่วยประสาทเทียม

2.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน

การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีน (K-means clustering) เป็นหนึ่งในกระบวนการที่ใช้สำหรับการจัดกลุ่มของข้อมูล ที่อยู่ในกลุ่มของการเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) โดยที่การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนจะจัดกลุ่มของข้อมูลตามจำนวนกลุ่มของข้อมูล (k) ที่ต้องการ ซึ่งใช้วิธีการกำหนดค่าเซนทรอยด์ (Centroid : c) เริ่มต้นของแต่ละกลุ่ม จากนั้นจะแบ่งข้อมูลเป็นกลุ่มโดยใช้ค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean distance: d_{euc}) (2) ในการคำนวณหาจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มของข้อมูล หลังจากนั้นจะทำการปรับค่าเซนทรอยด์ แต่ละกลุ่มใหม่ให้อยู่กึ่งกลางของกลุ่มข้อมูล แล้วการคำนวณหาจุดศูนย์กลางของแต่ละกลุ่มของข้อมูลใหม่อีกครั้ง โดยจะทำแบบเดิมซ้ำๆ จนกระทั่งไม่มีการเปลี่ยนแปลงค่าเซนทรอยด์ของแต่ละกลุ่มข้อมูล [2]

$$d_{euc}(x, y) = \left(\sum_{j=0}^m (x_m - y_m)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

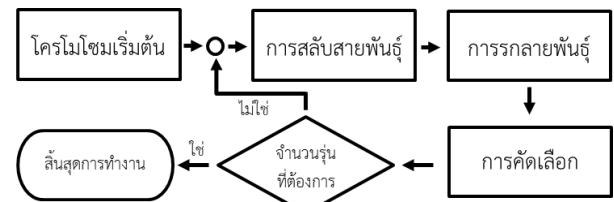
เมื่อตำแหน่งของข้อมูล $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ และ

ตำแหน่งของข้อมูล $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$

การแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนจะสามารถหาจำนวนกลุ่มของข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันได้จากค่าซิลูเอตต์ (Silhouette) ซึ่งหากค่ามีค่าสูง หมายถึงการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนจะสามารถจำแนกกลุ่มของข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันอย่างชัดเจน แต่ถ้าหากค่าซิลูเอตต์มีค่าน้อย หมายถึงการแบ่งกลุ่มข้อมูลแบบเคมีนจะไม่สามารถหาจำแนกกลุ่มของข้อมูลที่มีความคล้ายคลึงกันได้อย่างชัดเจน [3]

2.3 วิธีเชิงพันธุกรรม

วิธีเชิงพันธุกรรม (Genetic Algorithm: GA) เป็นวิธีการหาคำตอบโดยการเลียนแบบหลักการทางพันธุศาสตร์ตามธรรมชาติ ที่โครโมโซม (Chromosome) ซึ่งเป็นตัวแทนของประชากร (Population) ประกอบไปด้วยยีน (Gene) ต่างๆ ได้มีการวิวัฒนาการในแต่ละรุ่น (Generation) และจะถ่ายทอดลักษณะทางพันธุกรรมไปยังรุ่นถัดไป โดยอาศัยหลักการสลับสายพันธุ์ (Crossover) และการกลายพันธุ์ (Mutation) จากการวิวัฒนาการที่เกิดขึ้นจะถูกการคัดเลือก (Selection) โดยโครโมโซมที่เหมาะสมจะอยู่รอดในรุ่นถัดไป ส่วนโครโมโซมที่ไม่เหมาะสมจะถูกกำจัดออก [4] ซึ่งสามารถเขียนแบบจำลองการทำงานได้ ดังรูปที่ 2



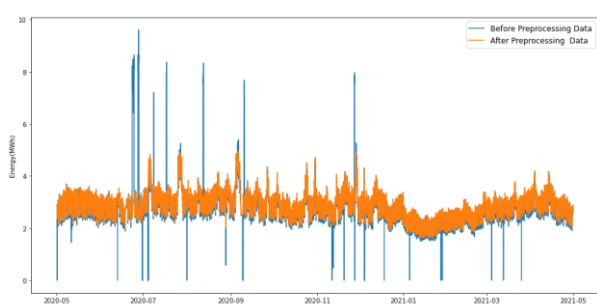
รูปที่ 2 แบบจำลองการทำงานของวิธีเชิงพันธุกรรม

3. วิธีการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองประกอบไปด้วย 1) ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังจากการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค [5] จำนวนทั้งหมด 5 สายป้อน ที่สถานีไฟฟ้าย่อยพญาไต้ ตั้งแต่วันที่ 1 พ.ค. 2563 ถึง 30 เม.ษ. 2564 และ 2) ข้อมูลสภาพภูมิอากาศ ที่สถานีตรวจอากาศพญา กรมอุตุนิยมวิทยา [6] โดยวิธีการศึกษาจะดำเนินการดังนี้

3.1 การเตรียมข้อมูล

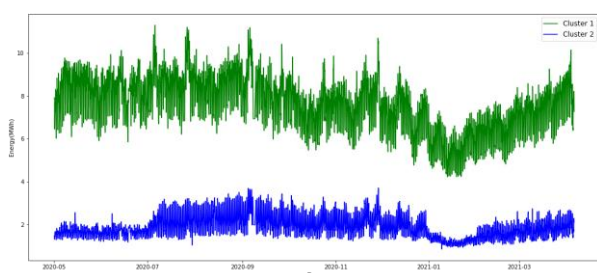
ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าแต่ละสายป้อนจะใช้ข้อมูลการกระจายตัวของค่าตัวอย่าง (Sampling distributions) ช่วงระหว่าง 1-99% และใช้ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าที่มีค่ามากกว่า 0 MWh เพื่อเป็นการกำจัดข้อมูลการใช้พลังงานไฟฟ้าในสภาวะผิดปกติออกไป จากนั้นใช้การประมาณค่าช่วง (Interpolation) และใช้การสุ่มตัวอย่างซ้ำ (Resampling) สูงสุดทุกๆ 1 ชั่วโมง ดังรูปที่ 3 ส่วนข้อมูลสภาพภูมิอากาศจะใช้อุณหภูมิ และความชื้นในการสร้างแบบจำลอง เนื่องจากมีค่าสหสัมพันธ์ (Correlation) เมื่อเทียบกับโหลดการใช้ไฟฟ้ารวมของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังสูง



รูปที่ 3 ตัวอย่างก่อนและหลังการทำการเตรียมข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าของสายป้อนที่ 1 ที่หม้อแปลงไฟฟ้ากำลังที่สถานีไฟฟ้าย่อยพทยาใต้

3.2 การแบ่งกลุ่มข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าแต่ละสายป้อนแบบเคมีน

จะใช้จำนวนการจัดกลุ่มแบบเคมีนที่ให้ค่าค่าซีลูเอตต์สูงที่สุดในการจัดกลุ่ม [7] ซึ่งจากโหลดการใช้ไฟฟ้าแต่ละสายป้อน จะสามารถจัดกลุ่มข้อมูลสายป้อนได้ 2 กลุ่ม โดยที่กลุ่มที่ 1 ประกอบด้วยสายป้อนที่ 1, 2 และ 3 และกลุ่มที่ 2 ประกอบด้วยสายป้อนที่ 4 และ 5 จากนั้นรวมค่าพลังงานไฟฟ้าในแต่ละกลุ่มข้อมูลเพื่อนำไปสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าต่อไป ดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้ารวมของกลุ่มที่ 1 และกลุ่มที่ 2

3.3 แบบจำลองการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าด้วย ANN และ GA

ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้ารวมแต่ละกลุ่มของสายป้อนจะใช้ข้อมูลจำนวน 90% ของข้อมูลทั้งหมดสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ และ 10% สำหรับการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์ โดยนำ GA มาคัดเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดในแต่ละกลุ่มข้อมูลของสายป้อน ซึ่งคัดเลือกแบบจำลองที่มีค่า MAPE (ดังสมการที่ 3) ต่ำที่สุด ที่ได้จาก ANN ของแต่ละกลุ่มของสายป้อน โดย GA ได้กำหนดการกลายพันธุ์เป็น 20% , การวิวัฒนาการจำนวน 3 รุ่น, โครโมโซมแต่ละรุ่นจำนวน 8 โครโมโซม ซึ่งแต่ละโครโมโซมจะประกอบไปด้วยยีนต์ต่างๆ ดังตารางที่ 1 ภายหลังจากพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้ารวมแต่ละกลุ่มของสายป้อนจะรวมค่าที่ได้ ซึ่งเป็นการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังนั่นเอง

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \times 100\% \quad (3)$$

เมื่อ $MAPE$ คือ ค่าเฉลี่ยความคาดเคลื่อนสมบูรณ์

A_t คือ ค่าจริงที่ได้ ณ เวลา t

F_t คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้ ณ เวลา t

n คือ จำนวนกลุ่มตัวอย่างทั้งหมด

ตารางที่ 1 ค่าตัวแปรที่ยีนต์ที่อยู่ในแต่ละโครโมโซม

ยีนต์ในแต่ละโครโมโซม	ค่าตัวแปรที่ยีนต์
ฟังก์ชันกระตุ้น	sigmoid, tanh, relu
จำนวนชั้น	1, 2
จำนวนโหนดของชั้นที่ 1	32, 64, 128, 256
จำนวนโหนดของชั้นที่ 2	32, 64, 128, 256
จำนวนรอบการทำงาน (epochs)	20, 30, 40, 50

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังจะประกอบไปด้วย 1) แบบจำลอง ANN และ GA 2) แบบจำลอง ANN ที่กำหนดให้ใช้ตัวแปรเช่นเดียวกับแบบจำลอง ANN และ GA ที่จุดเวลา $t+1$ ดังตารางที่ 3 3) แบบจำลองการจัดกลุ่ม k-mean ร่วมกับ ANN และ GA 4) แบบจำลองการจัดกลุ่ม k-mean ร่วมกับ ANN ที่กำหนดให้ใช้ตัวแปรเช่นเดียวกับแบบจำลอง k-mean, ANN และ GA ที่จุดเวลา $t+1$ ดังตารางที่ 4 โดยที่แต่ละแบบจำลองจะพยากรณ์ 5 เวลาทำนาย (Time step) ซึ่งได้ค่า MAPE ดังตารางที่ 5 ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์โหลดการใช้

ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง ANN และ GA ใช้เวลาเฉลี่ย 11:27 นาทีต่อเวลาทำนาย แบบจำลอง ANN ใช้เวลาเฉลี่ย 0:13 นาทีต่อเวลาทำนาย แบบจำลอง K-mean, ANN และ GA ใช้เวลาเฉลี่ย 16:20 นาทีต่อเวลาทำนาย และแบบจำลอง k-mean และ ANN ใช้เวลาเฉลี่ย 00:32 นาทีต่อเวลาทำนาย โดยใช้โปรแกรม Jupyter Notebook บน Lenovo YOGA 7i RAM 16 GB

ตารางที่ 3 ค่าตัวแปรที่ใช้กับแบบจำลอง ANN

ตัวแปร	ค่าตัวแปร
ฟังก์ชันกระตุ้น	relu
จำนวนชั้น	2 ชั้น
จำนวนโหนดของชั้นที่ 1	256 โหนด
จำนวนโหนดของชั้นที่ 2	64 โหนด
จำนวนรอบการทำงาน (epochs)	40 รอบ

ตารางที่ 4 ค่าตัวแปรที่ใช้กับแบบจำลองการจัดกลุ่ม k-mean ร่วมกับ ANN

ตัวแปร	ค่าตัวแปร	
	กลุ่มที่ 1	กลุ่มที่ 2
ฟังก์ชันกระตุ้น	relu	sigmoid
จำนวนชั้น	2 ชั้น	1 ชั้น
จำนวนโหนดของชั้นที่ 1	32 โหนด	64 โหนด
จำนวนโหนดของชั้นที่ 2	32 โหนด	-
จำนวนรอบการทำงาน (epochs)	40 รอบ	50 รอบ

ตารางที่ 5 ค่า MAPE ของการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลังในแต่ละแบบจำลอง

แบบจำลอง	ค่า MAPE ของการทดสอบแบบจำลองการพยากรณ์				
	t+1	t+2	t+3	t+4	t+5
ANN และ GA	2.522	2.786	3.363	3.737	4.167
ANN	2.522	3.027	3.568	4.011	4.247
การจัดกลุ่ม k-mean ร่วมกับ ANN และ GA	2.195	2.522	2.765	3.015	3.329
การจัดกลุ่ม k-mean ร่วมกับ ANN	2.195	2.641	3.047	3.299	3.353

4. สรุปผลการศึกษา

การพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง โดยใช้การจัดกลุ่มข้อมูลสายป้อนด้วย k-mean ร่วมกับ ANN และ GA เป็นการพยากรณ์ที่ให้ความแม่นยำสูงที่สุด โดยให้ค่า

MAPE เท่ากับ 2.195 ซึ่งน้อยกว่าการพยากรณ์โหลดการใช้ไฟฟ้าด้วย ANN เพียงอย่างเดียว 12.97% ที่เวลาทำนาย (Time step) ที่ 1 และสามารถให้ค่า MAPE น้อยที่สุดจากแบบจำลองที่นำมาทดสอบ ทั้ง 5 เวลาทำนาย แต่จะพบว่าระยะเวลาที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองจะใช้เวลาที่ยาวนานมากกว่าแบบจำลองอื่นเช่นกัน

เอกสารอ้างอิง

- [1] C. C. Aggarwal, Neural Networks and Deep Learning, New York City: Springer Publishing, 2018.
- [2] G. Gan, C. Ma, and J. Wu, Data Clustering: Theory, Algorithms, and Applications, Philadelphia, Pennsylvania: SIAM, 2008.
- [3] P. J. Rousseeuw, "Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis", Journal of Computational and Applied Mathematics, vol. 20, 1987, pp. 53-65.
- [4] คมกฤต เล็กสกุล, การหาค่าที่เหมาะสมและการประยุกต์, ศูนย์บริหารงานวิจัย มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2560.
- [5] ข้อมูลโหลดการใช้ไฟฟ้าของหม้อแปลงไฟฟ้ากำลัง ที่สถานีไฟฟ้าย่อยพัทธยาใต้, การไฟฟ้าส่วนภูมิภาค.
- [6] ข้อมูลสภาพภูมิอากาศ ที่สถานีตรวจอากาศพัทธยา, กรมอุตุนิยมวิทยา
- [7] F. L. Quilumba, W. Lee, H. Heng, D. Y. Wang and R. L. Szabados, "Using Smart Meter Data to Improve the Accuracy of Intraday Load Forecasting Considering Customer Behavior Similarities", IEEE Transactions on smart grid, vol. 6, no. 2, 2015, pp. 911-918.