



การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ARIMA และ Facebook Prophet ในการ วิเคราะห์อนุกรมเวลา เพื่อการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย Comparative Performance of ARIMA and Facebook Prophet Models in Time Series Analysis for Forecasting Household Electricity Consumption in Thailand

พงศ์พัฒน์ ฉายศิริพันธ์^{1*}, ณรงค์ฤทธิ์ สุกนธสิงห์², อรรณพ กางกัน³ และศรัณูธร มั่งมี⁴

Pongpat Chaisiripan^{1*}, Narongrit Sukonthasing², Unnop Kangkan³ and Saranthon
Maungmee⁴

^{1,2,3} อาจารย์สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศ, คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยสยาม

^{1,2,3} Lecturer in Information Technology, Faculty of Information Technology, Siam University

⁴ อาจารย์สาขาวิชาธุรกิจดิจิทัลและเทคโนโลยี, คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ, มหาวิทยาลัยสยาม

⁴ Lecturer in Digital Business and Technology, Faculty of Information Technology, Siam University

*Corresponding author, E-mail: pongpat.cha@siam.edu

บทคัดย่อ

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าเป็นกระบวนการสำคัญ ในการบริหารจัดการพลังงานอย่างมีประสิทธิภาพงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Facebook Prophet และ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน (EPPO) ระหว่างปี พ.ศ. 2560 ถึง 2565 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองดำเนินการโดยใช้ตัวชี้วัด ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) และค่าร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

ผลการศึกษาพบว่า ARIMA ให้ค่า MAE และ MAPE ต่ำกว่า Facebook Prophet โดย ARIMA มีค่า MAE เท่ากับ 344.40 และ MAPE เท่ากับ 7.77% ในขณะที่ Facebook Prophet มีค่า MAE เท่ากับ 377.34 และ MAPE เท่ากับ 8.53% สอดคล้องกับข้อสรุปที่ว่า ARIMA มีความเหมาะสมมากกว่าสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในกรณีศึกษา นี้ อย่างไรก็ตาม Facebook Prophet แสดงให้เห็นถึงความยืดหยุ่นที่ดีกว่าเมื่อข้อมูลมีลักษณะเชิงฤดูกาลที่ชัดเจน

ผลการศึกษาครั้งนี้ชี้ให้เห็นว่าการเลือกใช้แบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ ควรพิจารณาจากลักษณะเฉพาะของข้อมูลเป็นสำคัญ อีกทั้งการนำเสนอแนวทางการพัฒนาแบบจำลองแบบผสมผสาน (Hybrid Model) อาจเป็นทางเลือกที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ในอนาคต

คำสำคัญ: พยากรณ์การใช้ไฟฟ้า, ARIMA, Facebook Prophet, อนุกรมเวลา



Abstract

Electricity consumption forecasting is a crucial process for effective energy management. This study aims to compare the performance of the Facebook Prophet and Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models in forecasting household electricity consumption in Thailand, utilizing data obtained from the Energy Policy and Planning Office (EPPO) between 2017 and 2022. The performance evaluation employed three metrics: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE), and Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

The results indicate that ARIMA achieved lower MAE and MAPE values compared to Facebook Prophet. Specifically, ARIMA yielded a MAE of 344.40 and a MAPE of 7.77%, while Facebook Prophet recorded a MAE of 377.34 and a MAPE of 8.53%. These findings suggest that ARIMA is more suitable for forecasting household electricity consumption in this case study. Nevertheless, Facebook Prophet demonstrated greater flexibility when the dataset exhibited strong seasonal patterns.

This study highlights that model selection for forecasting should be based primarily on the characteristics of the dataset. Additionally, the development of hybrid models is proposed as a potential approach to further enhance forecasting accuracy in future research.

Keywords: Electricity forecasting, ARIMA, Facebook Prophet, Time series

บทนำ

พลังงานไฟฟ้าเป็นทรัพยากรสำคัญที่มีบทบาทในชีวิตประจำวันของประชาชน และเป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อเศรษฐกิจและอุตสาหกรรมของประเทศ ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทยยังคงมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยในปี 2566 การใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนเพิ่มขึ้นร้อยละ 7.4 เมื่อเทียบกับปี 2565 ซึ่งสูงกว่าค่าเฉลี่ยในช่วงก่อนหน้าสะท้อนให้เห็นถึงการฟื้นตัวของเศรษฐกิจหลังการระบาดของโรค COVID-19 รวมถึงการเติบโตของเมืองและจำนวนประชากรที่เพิ่มขึ้น (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2566)

นอกจากนี้ การพัฒนาเทคโนโลยีที่ใช้พลังงานสูง เช่น เครื่องใช้ไฟฟ้าอัจฉริยะ หรือระบบควบคุมบ้านอัตโนมัติก็เป็นอีกปัจจัยที่ทำให้ความต้องการพลังงานเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ การบริหารจัดการพลังงานไฟฟ้าให้มีประสิทธิภาพ จึงเป็นสิ่งจำเป็นต่อเสถียรภาพของระบบไฟฟ้าและการพัฒนาอย่างยั่งยืน โดยเฉพาะอย่างยิ่ง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน ถือเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยในการวางแผนผลิตไฟฟ้า การจัดการโหลดของระบบโครงข่ายและการออกนโยบายพลังงานที่ตอบสนองต่อความต้องการในอนาคตได้อย่างแม่นยำ



จากการศึกษารวบรวม พบว่าการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้ามีความสำคัญอย่างยิ่งต่อหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง เช่น การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย (EGAT), การไฟฟ้านครหลวง (MEA) และการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค (PEA) โดยการใช้เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) เป็นแนวทางสำคัญในการคาดการณ์ความต้องการพลังงานล่วงหน้า ซึ่งช่วยให้หน่วยงานสามารถบริหารจัดการพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Taylor & Letham, 2018; Kumar & Kumar, 2020) ศึกษาการใช้อนุกรมเวลาในการพยากรณ์ความต้องการไฟฟ้า โดยเปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์ 3 รูปแบบ ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) 2) โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks) และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine Regression) โดยใช้ข้อมูลการใช้ไฟฟ้ารายวันในช่วงปี 2553 - 2562 ผลการทดลองชี้ให้เห็นว่า โครงข่ายประสาทเทียมสามารถให้ค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE = 2.1%) เมื่อเทียบกับอีกสองวิธี นอกจากนี้ยังพบว่าปัจจัยด้านฤดูกาลมีผลอย่างมีนัยสำคัญต่อปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้า สำหรับเทคนิคที่ได้รับความนิยมในปัจจุบัน Facebook Prophet ได้รับการยอมรับว่าเป็นเครื่องมือที่มีความยืดหยุ่นสูงและสามารถจัดการกับข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ได้ดี โดย Taylor and Letham (2018) ได้พัฒนา Facebook Prophet และนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในหลายสาขา เช่น การพยากรณ์ยอดขาย การคาดการณ์สภาพอากาศ และการพยากรณ์พลังงานไฟฟ้า (Ahmad, Chen, Wang, Huang, & Yan, 2021) ได้นำ Facebook Prophet มาทดลองพยากรณ์การใช้ไฟฟ้ารายเดือนในประเทศมาเลเซีย โดยเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ARIMA และ LSTM (Long Short-Term Memory) ผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่า Facebook Prophet มีความผิดพลาดเฉลี่ยสัมพัทธ์สัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่ต่ำกว่า ARIMA (MAPE = 3.5%) และใกล้เคียงกับ LSTM (MAPE = 3.2%) ในประเทศไทย พบว่าการใช้พลังงานไฟฟ้าในช่วงฤดูร้อนเพิ่มขึ้นประมาณ 20-30% เมื่อเทียบกับฤดูหนาว (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, (2566) ; วรากรณ์ และคณะ (2563)) ได้พัฒนาแบบจำลองพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน ในกรุงเทพมหานคร โดยใช้ Facebook Prophet วิเคราะห์ข้อมูลย้อนหลัง 10 ปี (2553 - 2562) และเปรียบเทียบกับแบบจำลอง ARIMA ผลการศึกษาพบว่า Facebook Prophet สามารถพยากรณ์ได้แม่นยำกว่าโดยให้ค่า RMSE ที่ต่ำกว่า ARIMA ประมาณ 15% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองที่สามารถรองรับแนวโน้มเชิงฤดูกาลของข้อมูลได้ดีกว่า

ดังนั้นงานวิจัยครั้งนี้ จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างและเปรียบเทียบแบบจำลองพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน โดยการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ด้วย Facebook Prophet และเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่าง Facebook Prophet กับวิธีการพยากรณ์แบบอื่น ๆ ที่ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยการวัด MAE, RMSE, MAPA และเพื่อหาแบบจำลองพยากรณ์ที่เหมาะสมใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน



วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อสร้างแบบจำลองพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย โดยใช้เครื่องมือ Facebook Prophet
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ ระหว่าง Facebook Prophet และแบบจำลอง ARIMA

แนวคิด ทฤษฎี กรอบแนวคิด

การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน ในอนาคตเป็นงานที่มีความสำคัญอย่างยิ่งในการบริหารจัดการพลังงานและการวางแผนการผลิตไฟฟ้าในประเทศไทย โดยเฉพาะในสถานะที่มีการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่าง ๆ เช่น การเติบโตของประชากร เศรษฐกิจ และการพัฒนาเทคโนโลยีที่มีผลกระทบต่อการใช้ไฟฟ้า องค์ความรู้ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าได้แก่ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) และการใช้แบบจำลองการพยากรณ์เชิงสถิติ เช่น Facebook Prophet ซึ่งเป็นเครื่องมือหนึ่งที่ถูกพัฒนา เพื่อช่วยให้การพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลามีความแม่นยำสูงสุด

1. ความหมายของการพยากรณ์ การพยากรณ์เป็นกระบวนการที่ใช้ข้อมูลที่มีอยู่ในอดีตหรือปัจจุบันเพื่อทำนายสิ่งที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์เพื่อให้เห็นแนวโน้มของการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์ โดยใช้การวิเคราะห์และการสร้างแบบจำลองทางสถิติและคณิตศาสตร์ เพื่อประมาณค่าหรือเหตุการณ์ที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต โดยสามารถนำไปใช้ในการวางแผนสำหรับการดำเนินงาน อีกทั้งยังช่วยในการประกอบการตัดสินใจเพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ของการดำเนินการ

2. ประเภทของการพยากรณ์ตามระยะเวลา การพยากรณ์ตามระยะเวลาสามารถแบ่งได้ตามระยะเวลาในการพยากรณ์ออกเป็น 3 ประเภท ดังนี้

1. การพยากรณ์ระยะสั้น (Short-term Forecasting) เป็นการพยากรณ์ในระยะเวลาไม่เกิน 1 ปี เช่น การพยากรณ์จำนวนผู้ใช้งานในช่วง 1 เดือนล่วงหน้า
2. การพยากรณ์ระยะปานกลาง (Intermediate Forecasting) เป็นการพยากรณ์ในระยะเวลาระหว่าง 3 เดือนถึง 3 ปี เช่น การพยากรณ์เศรษฐกิจของปีหน้า
3. การพยากรณ์ระยะยาว (Long-term Forecasting) เป็นการพยากรณ์ในระยะเวลามากกว่า 3 ปีขึ้นไป เช่น การพยากรณ์การเติบโตของอุตสาหกรรมในอีก 5 ปีข้างหน้า

3. การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) เป็นการศึกษาลักษณะของข้อมูลที่เกิดขึ้นตามลำดับเวลาอย่างต่อเนื่องกัน การจัดเรียงข้อมูลจะมีลักษณะเป็นรายปี (Yearly) รายไตรมาส (Quarterly) รายเดือน (Monthly) รายอาทิตย์ (Weekly) รายวัน (Daily) หรือรายชั่วโมง (Hourly) ขึ้นอยู่กับความเหมาะสมในการนำไปใช้งาน (เฉลิมพล จตุพร, 2562) ดังนั้น การพยากรณ์อนุกรมเวลาจึงต้อง



พิจารณาองค์ประกอบทั้ง 4 ส่วน เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงสุด (Box, Jenkins, & Reinsel, 2015) ซึ่งประกอบด้วย

1. แนวโน้ม (Trend) คือส่วนที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าเพิ่มหรือลดลงเรื่อย ๆ เมื่อเวลาผ่านไป (ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์, 2556)

2. ความผันแปรแบบวัฏจักร (Cyclic Patterns) คือส่วนที่ทำให้อนุกรมเวลาที่เก็บข้อมูลมีค่าเพิ่มขึ้นและลดลงสลับกันไป รอบ ๆ ค่าแนวโน้ม การนับระยะเวลาของส่วนวัฏจักรจะนับจุดสูงสุดหนึ่ง (peak) ไปยังอีกจุดสูงสุดหนึ่ง หรือจากจุดต่ำสุดหนึ่ง (trough) ไปยังอีกจุดต่ำสุดหนึ่ง เมื่อส่วนของวัฏจักรอยู่ในช่วงที่อนุกรมเวลามีค่าลดลงเรียกว่าช่วงถดถอย (Recession) ส่วนของวัฏจักรที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าเพิ่มขึ้นเรียกว่าช่วงฟื้นตัว (Recovery)

3. ความผันแปรจากฤดูกาล (Seasonal Variations) คือรูปแบบในช่วงเวลาหนึ่งของอนุกรมเวลาที่จะเป็นภายใน 1 ปีและเกิดขึ้นซ้ำกันทุกปี

4. องค์ประกอบไม่สม่ำเสมอ (Irregular Component หรือ Noise) คือ ส่วนที่ทำให้อนุกรมเวลามีค่าที่ผิดปกติไปจากรูปแบบที่เป็นมักเกิดจากเหตุการณ์ไม่คาดฝัน (Shock) คำนวณจากการนำค่าของส่วนแนวโน้มค่าของส่วนวัฏจักร และค่าของความผันแปรจากฤดูกาลไปหักล้างค่าอนุกรมเวลานั้น

แนวทางหลักในการพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถแบ่งได้เป็น 2 กลุ่มหลัก (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) ดังนี้

1. วิธีการทางสถิติ (Statistical Models) เช่น ARIMA, Exponential Smoothing (ETS) และ State-Space Models ซึ่งอาศัยหลักการทางคณิตศาสตร์ในการคำนวณแนวโน้มและรูปแบบของข้อมูล

2. วิธีการที่ใช้ Machine Learning และ Deep Learning เช่น Decision Trees, XGBoost, และ Long Short-Term Memory (LSTM) ซึ่งใช้หลักการของปัญญาประดิษฐ์ในการเรียนรู้รูปแบบของข้อมูล

4. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) เป็นหนึ่งในเทคนิคที่นิยมใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาโดยเฉพาะ โดยมีความสามารถในการจัดการกับอิทธิพลของแนวโน้ม (Trend) และสถานะซ้ำซ้อน (Seasonality) แบบจำลองนี้มีองค์ประกอบหลัก 3 ส่วน (Box & Jenkins, 1970) ได้แก่

- Autoregressive (AR): ใช้ค่าของข้อมูลในอดีตมาสร้างความสัมพันธ์เพื่อพยากรณ์ค่าในอนาคต

- Integrated (I): ทำให้ข้อมูลมี stationarity โดยการหาค่า differencing

- Moving Average (MA): ใช้ค่าเฉลี่ยของข้อผิดพลาดจากอดีตในการพยากรณ์

สมการพื้นฐานของ ARIMA (p, d, q) มีลักษณะดังนี้

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-1} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$



5. Facebook Prophet คือแบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถใช้งานได้ทั้งบน R และ Python ถูกพัฒนาโดยทีมวิจัยของ Facebook เพื่อให้สามารถทำการพยากรณ์ข้อมูลที่มีฤดูกาลหรือแนวโน้มที่ซับซ้อนได้ดี โดยเฉพาะข้อมูลที่มีการเปลี่ยนแปลงตามช่วงเวลา การพยากรณ์ที่ได้จาก Prophet จะพิจารณา Trend Seasonality และ Holidays ซึ่งเป็นปัจจัยที่สำคัญในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะตามฤดูกาล (Taylor & Letham, 2018)

สูตรที่ใช้ในการพยากรณ์ของ Prophet มีลักษณะเป็นแบบจำลอง Additive หรือ Multiplicative ที่รวมส่วนของ Trend Seasonality, และ Holiday Effects เข้าด้วยกัน

$$y_t = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad - (2)$$

การเลือกใช้งาน Prophet ในการพยากรณ์นั้นสามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูง โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในระยะยาว (Trend) ใช้อนุกรมฟูเรียร์เป็นฐาน ในการวิเคราะห์ฤดูกาล (Seasonality) เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองที่ยืดหยุ่นในการตรวจจับและวิเคราะห์ฤดูกาลของชุดข้อมูล และในส่วนของผลกระทบจากวันหยุด (Effect of holidays) ที่มีผลต่อข้อมูล นอกเหนือจากวันหยุดที่เกิดขึ้นซ้ำในช่วงเวลาเดียวกันของปียังมีเหตุการณ์จำนวนมาก และวันหยุดที่มีวันที่ไม่แน่นอนในแต่ละปีส่งผลกระทบต่อพฤติกรรมของข้อมูล หรือมีลักษณะเป็น seasonal pattern ที่สามารถทำนายได้ตามเวลา สามารถจัดการกับ missing data ได้ดี รองรับการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม (changepoints) อัตโนมัติ สามารถรวมปัจจัยภายนอก (external regressors) เข้าไปในการพยากรณ์ได้ (Taylor & Letham, 2018)

6. การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Evaluation)

1. การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองพยากรณ์อนุกรมเวลา ช่วยให้เราสามารถวัดความแม่นยำและความสามารถในการทำนายค่าของแบบจำลอง โดยทั่วไปแบบจำลองที่ดีควรมีค่าความผิดพลาดต่ำและสามารถจับแนวโน้มของข้อมูลได้อย่างถูกต้อง การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองมักใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ซึ่งเป็นข้อมูลที่แบบจำลองไม่เคยเห็นมาก่อน เพื่อประเมินความสามารถในการพยากรณ์ข้อมูลใหม่

2. ตัวชี้วัดความผิดพลาด (Error Metrics) เพื่อประเมินค่าความผิดพลาดของแบบจำลอง โดยเปรียบเทียบค่าพยากรณ์กับค่าจริง ตัวชี้วัดที่นิยมใช้ ได้แก่

1) Mean Absolute Error (MAE) แทนค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ของค่าพยากรณ์ โดยไม่มีการให้ค่าน้ำหนักกับข้อผิดพลาดที่มากหรือน้อย

$$MAE = \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad - (3)$$

2) Root Mean Squared Error (RMSE) เป็นตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินความแม่นยำของโมเดลการพยากรณ์ โดยคำนวณจากค่าความผิดพลาด (errors) ระหว่างค่าพยากรณ์ ($\hat{y}_t$) และค่าจริง (y_t) ที่เกิดขึ้นในชุดข้อมูล การคำนวณ RMSE จะใช้การยกกำลังสองของความผิดพลาดในแต่ละจุด เพื่อให้ค่าผิดพลาดที่มีค่าสูงมากขึ้นมีผลมากกว่าค่าผิดพลาดที่มีค่าน้อย ซึ่งจะช่วยให้ RMSE สามารถสะท้อนถึงการพยากรณ์ที่ผิดพลาดรุนแรงได้ชัดเจนยิ่งขึ้น

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (4)$$

3) Mean Absolute Percentage Error (MAPE) ใช้วัดข้อผิดพลาดในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ ทำให้สามารถนำไปเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดอื่น ๆ ได้ง่าย

$$MPAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (5)$$

วิธีดำเนินการวิจัย

การดำเนินการวิจัย ประกอบด้วยขั้นตอนดังนี้

1) ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน และการใช้ Facebook Prophet ในการพยากรณ์อนุกรมเวลา เพื่อเข้าใจถึงหลักการและแนวทางในการใช้เครื่องมือดังกล่าวในการพยากรณ์

2) ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน จากแหล่งข้อมูลที่เกี่ยวข้อง เช่น สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน (EPPO) เพื่อใช้เป็นข้อมูลในการฝึกและทดสอบแบบจำลองจะถูกเก็บรวบรวมจาก ปี พ.ศ. 2560 ถึง 2565 ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่มีความหลากหลายทางด้านการใช้พลังงานรวมถึงการเปลี่ยนแปลงในภาครัฐและเศรษฐกิจ (สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน, 2566)

3) ศึกษาตัวแบบจำลองและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน ในอนาคตเป็นงานที่มีความสำคัญอย่างยิ่ง ในการบริหารจัดการพลังงานและการวางแผนการผลิตไฟฟ้าในประเทศไทย โดยเฉพาะในสถานะที่มีการเปลี่ยนแปลงของปัจจัยต่าง ๆ เช่น การเติบโตของประชากร เศรษฐกิจ และการพัฒนาเทคโนโลยีที่มีผลกระทบต่อการใช้ไฟฟ้า องค์ความรู้ที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าได้แก่ การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) และการใช้แบบจำลองการพยากรณ์เชิงสถิติ เช่น Facebook Prophet ซึ่งเป็นเครื่องมือหนึ่งที่ถูกพัฒนาเพื่อช่วยให้การพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลามีความแม่นยำสูงสุด

4) พยากรณ์และวิเคราะห์ผลการพยากรณ์ ใช้แบบจำลองที่พัฒนาเพื่อพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน โดยใช้ข้อมูลฝึกตั้งแต่ 2018-01-01 จนถึง 2022-09-01 และข้อมูลทดสอบตั้งแต่ 2022-10-01 ถึง 2023-12-01 และในช่วงเวลาที่ไม่มีข้อมูลและวิเคราะห์ผลการพยากรณ์ด้วยค่า RMSE และ MAPE เพื่อประเมินความแม่นยำ

ผลการวิจัย

การศึกษานี้ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ARIMA และ Facebook Prophet ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง และแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (80%) และชุดทดสอบ (20%) ผลจากการเปรียบเทียบดังตารางที่ 2 และตารางที่ 3



ตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย

Error Metric	Facebook Prophet	ARIMA
MAE	377.3362	344.3985
RMSE	468.5139	441.4540
MAPE	8.5371	7.7712

จากผลการเปรียบเทียบในตารางที่ 1 พบว่า ARIMA มีค่า MAE ที่ 344.3985, RMSE ที่ 441.4540 และ MAPE ที่ 7.7712% ขณะที่ Facebook Prophet มีค่า MAE ที่ 377.3362, RMSE ที่ 468.5139 และ MAPE ที่ 8.5371% ซึ่งแสดงให้เห็นว่า ARIMA มีความแม่นยำมากกว่าในทุกตัวชี้วัดที่ใช้ในการประเมินผลประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Hyndman & Athanasopoulos, (2018), Taylor & Letham, (2018))

ตารางที่ 2 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย ด้วยข้อมูลชุดฝึก

วันที่	Actual	Time Series Data Mining Techniques	
		Prophet Forecast	ARIMA Forecast
2018-01-01	3100.76	3119.78	0.00
2018-02-01	3131.08	3133.34	3077.12
2018-03-01	3846.27	3812.82	3120.08
2018-04-01	3975.96	4119.34	3857.98
2018-05-01	4166.78	4401.51	3962.80
2018-06-01	4007.24	4154.58	4162.67
2018-07-01	3995.07	4122.10	4011.85
2018-08-01	3895.30	4004.50	3996.80
2018-09-01	3730.24	3745.51	3895.65
2018-10-01	3981.22	3846.71	3726.87
2018-11-01	3730.48	3573.36	3983.63
2018-12-01	3644.48	3282.93	3737.03
2019-01-01	3555.91	3445.97	5204.81
2019-02-01	3533.69	3399.03	3631.76



ตารางที่ 2 (ต่อ)

วันที่	Actual	Time Series Data Mining Techniques	
		Prophet Forecast	ARIMA Forecast
2019-03-01	4255.71	4167.30	4269.28
2019-04-01	4697.31	4509.64	4358.38
2019-05-01	4996.43	4760.35	4798.38
2019-06-01	4357.26	4496.87	4797.42
2019-07-01	4358.02	4507.71	4507.82
2019-08-01	4180.99	4366.52	4313.20
2019-09-01	3870.76	3987.29	3915.55
2019-10-01	4113.42	4273.10	4162.44
2019-11-01	3849.88	3900.19	3934.98
2019-12-01	3432.52	3451.84	3747.32
2020-01-01	3858.21	3779.79	3471.12
2020-02-01	3731.91	3661.47	3799.60
2020-03-01	4430.20	4469.62	4389.15
2020-04-01	4969.14	4798.26	4816.85
2020-05-01	5533.81	5240.59	5149.26
2020-06-01	4983.66	4906.89	4985.96
2020-07-01	4838.39	4735.18	5034.19
2020-08-01	4551.32	4589.40	4800.71
2020-09-01	4490.63	4472.62	4303.53
2020-10-01	3994.02	4186.49	4645.43
2020-11-01	3745.95	3996.48	3908.18
2020-12-01	3733.15	3927.50	3617.73
2021-01-01	3481.64	3773.64	3739.79
2021-02-01	3571.31	3831.57	3516.31
2021-03-01	4508.14	4598.49	4389.35
2021-04-01	4858.16	4924.84	4737.57
2021-05-01	5319.71	5291.28	5214.99
2021-06-01	5246.04	4958.13	4927.09



ตารางที่ 2 (ต่อ)

วันที่	Actual	Time Series Data Mining Techniques	
		Prophet Forecast	ARIMA Forecast
2021-07-01	5090.29	4837.16	5060.64
2021-08-01	5045.99	4679.98	4881.70
2021-09-01	4572.10	4454.38	4915.46
2021-10-01	4578.19	4355.12	4563.98
2021-11-01	4247.71	4089.50	4346.39
2021-12-01	3771.22	3874.97	4060.18
2022-01-01	4012.48	3878.04	3875.08
2022-02-01	3944.95	3869.90	4004.24
2022-03-01	4708.97	4682.02	4658.87
2022-04-01	4882.42	5026.48	5132.57
2022-05-01	5011.73	5338.27	5321.86
2022-06-01	4901.18	5007.52	4735.76
2022-07-01	4832.74	4938.78	4762.34
2022-08-01	4707.08	4768.63	4626.26
2022-09-01	4420.57	4433.24	4502.07

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนในประเทศไทย ด้วยข้อมูลชุดทดสอบ

วันที่	Actual	Time Series Data Mining Techniques	
		Prophet Forecast	ARIMA Forecast
2022-10-01	4175.22	4526.60	4450.18
2022-11-01	4153.11	4179.92	4157.83
2022-12-01	3987.60	3818.26	3895.67
2023-01-01	3638.38	3984.45	3999.51
2023-02-01	3710.32	3907.38	3974.94
2023-03-01	4438.40	4765.66	4735.35
2023-04-01	5696.79	5127.74	5054.49
2023-05-01	5949.33	5383.18	5367.54
2023-06-01	5348.68	5056.74	5073.97



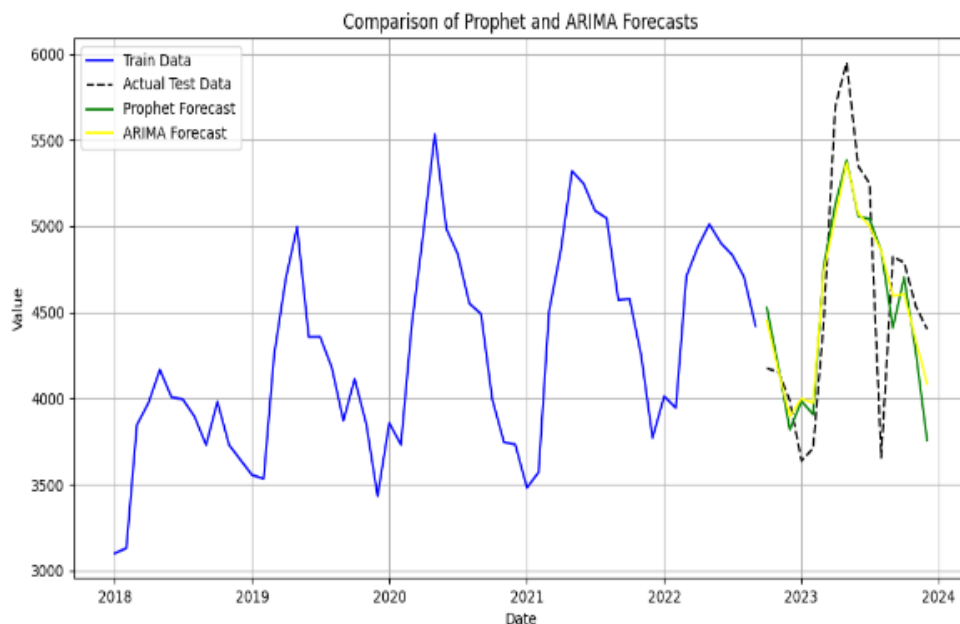
ตารางที่ 3 (ต่อ)

วันที่	Actual	Time Series Data Mining Techniques	
		Prophet Forecast	ARIMA Forecast
2023-07-01	5247.95	5041.65	5000.07
2023-08-01	3657.17	4856.79	4856.10
2023-09-01	4821.58	4410.72	4595.35
2023-10-01	4789.46	4702.04	4606.24
2023-11-01	4534.80	4268.58	4335.51
2023-12-01	4402.92	3758.34	4085.61

การวิเคราะห์ผลลัพธ์จากตารางที่ 2 และ 3 พบว่า ARIMA ให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าจริงมากกว่าในช่วงหลายเดือน โดยเฉพาะในช่วงเดือนพฤศจิกายน 2565 ถึงกุมภาพันธ์ 2566 และในช่วงเดือนเมษายนถึงพฤษภาคม 2566 ซึ่งข้อมูลจริงมีการเปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่ Facebook Prophet มักให้ค่าพยากรณ์ที่ต่ำกว่าค่าจริง (Taylor & Letham, 2018)

อย่างไรก็ตาม ในบางช่วงที่ข้อมูลมีลักษณะเชิงฤดูกาลและความซับซ้อนสูง เช่น ในช่วงเดือนตุลาคมถึงธันวาคม 2566, Facebook Prophet สามารถจับแนวโน้มและฤดูกาลของข้อมูลได้ดีกว่า ARIMA ซึ่งแสดงให้เห็นว่า Facebook Prophet อาจเหมาะสมกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนทางฤดูกาล ในขณะที่ ARIMA เหมาะสมกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นและมีรูปแบบที่คงที่ (Taylor & Letham, 2018)

ดังนั้นผลการศึกษานี้ชี้ให้เห็นว่า แม้ว่า ARIMA จะมีประสิทธิภาพดีกว่าในการพยากรณ์ในหลายๆ ด้าน แต่ Facebook Prophet ก็ยังมีข้อได้เปรียบในบางกรณีที่ข้อมูลมีความซับซ้อนทางฤดูกาลและต้องการจับการเปลี่ยนแปลงที่ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยแบบจำลองเชิงเส้นแบบ ARIMA โดยรวมแล้ว ทั้งสองแบบจำลองสามารถใช้ในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการพยากรณ์ (Hyndman & Athanasopoulos, 2018; Taylor & Letham, 2018)



ภาพที่ 1 แสดงการเปรียบเทียบผลพยากรณ์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง ARIMA และ Facebook Prophet

อภิปรายผล

การศึกษานี้ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Facebook Prophet และ ARIMA ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้ตัวชี้วัด MAE, RMSE และ MAPE เป็นเกณฑ์วัดความแม่นยำจากผลการวิเคราะห์พบว่า ARIMA ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าทั้งใน MAE, RMSE และ MAPE เมื่อเปรียบเทียบกับ Facebook Prophet ซึ่งสอดคล้องกับการศึกษาของ Box et al. (2015) ที่ได้ชี้ให้เห็นว่า ARIMA มีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีแนวโน้มคงที่ (Stationary Trend) และสามารถจับลักษณะของข้อมูลที่เป็นเชิงเส้น (Linear Relationships) ได้ดี โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลไม่มีความแปรผันตามฤดูกาลหรือการเปลี่ยนแปลงที่ไม่เป็นเชิงเส้น

อย่างไรก็ตาม Facebook Prophet ถูกออกแบบมาให้รองรับแนวโน้มและฤดูกาลได้ดีกว่า โดยเฉพาะในกรณีที่ข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงเชิงฤดูกาลที่ชัดเจน ซึ่ง Prophet สามารถให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงขึ้นในกรณีที่ข้อมูลมีความแปรผันตามฤดูกาลที่ชัดเจนแม้ว่า Prophet จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่สูงกว่า ARIMA ในข้อมูลชุดนี้ (Taylor & Letham, 2018)

ข้อเสนอแนะ

การใช้ Facebook Prophet สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนทางฤดูกาล ซึ่งจะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าภาคครัวเรือน ในช่วงเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงฤดูกาลหรือแนวโน้มที่ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยโมเดลเชิงเส้น เช่น ช่วงฤดูร้อนหรือฤดูหนาวที่มีการใช้



ไฟฟ้าแตกต่างกันอย่างชัดเจน โดยการใช้ Facebook Prophet สามารถจับความไม่เป็นเชิงเส้นและฤดูกาลที่ซับซ้อนเหล่านี้ได้ดี จึงเหมาะสมอย่างยิ่งในการพยากรณ์การใช้ไฟฟ้าที่ต้องการความแม่นยำในระยะยาว (Taylor & Letham, 2018)

เอกสารอ้างอิง

- เฉลิมพล จตุพร. (2562). การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาเบื้องต้น (Basic of Time Series Analysis). สืบค้นเมื่อ 16 กุมภาพันธ์ 2567 จาก <https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/03-basic-of-time-series-analysis.pdf>
- ภูมิฐาน รังคกุลวัฒน์. (2556). การวิเคราะห์หอนุกรมเวลาสำหรับเศรษฐศาสตร์และธุรกิจ (พิมพ์ครั้งที่ 1). กรุงเทพฯ: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- วรารักษ์ สมบูรณ์ และคณะ. (2563). การพยากรณ์ความต้องการพลังงานไฟฟ้าภาคครัวเรือนในกรุงเทพมหานครโดยใช้แบบจำลอง Facebook Prophet. วารสารวิศวกรรมศาสตร์, 27(2), 45-58.
- สำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน. (2566). รายงานภาพรวมพลังงานของประเทศไทย ปี 2566. สืบค้นเมื่อ 16 กุมภาพันธ์ 2567 จาก <https://www.greennetworkthailand.com/eppo-update-2566-2567>
- Ahmad, T., Chen, H., Wang, J., Huang, C., & Yan, B. (2021). A review on applications of ANN and SVM for building energy prediction. *Energy and Buildings*, 225, 110331.
- Box, G. E. & Jenkins, G. M. (1970) *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). *Time series analysis: Forecasting and control*. John Wiley & Sons.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: principles and practice* (2nd ed.). Australia: Monash University.
- Kumar, A., & Kumar, P. (2020). A review on time series forecasting techniques for energy consumption. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 9(1), 1876–1881.
- Taylor, S. J., & Letham, B. (2018). *Forecasting at scale*. *The American Statistician*, 72(1), 37-45.