

การพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้า

Forecasting Of The Demand For Electricity

พิชญ์ ทองขาว¹ พรพิศ สิริมา² นิตยา บุญสิทธิ์³ กฤษณะ ราชบุตร⁴ และอภิสิทธิ์ แสงศรี⁵

^{1,2,4,5}สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

1381 ถนนประชากรราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ กรุงเทพมหานคร ¹E-mail: pitsanu.t@rmutp.ac.th

³สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนคร

1381 ถนนประชากรราษฎร์ 1 แขวงวงศ์สว่าง เขตบางซื่อ กรุงเทพมหานคร ¹E-mail: nittaya.b@rmutp.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาข้อมูลปริมาณการใช้ไฟฟ้าจากการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดยการเปรียบเทียบด้วยวิธีการพยากรณ์ที่นิยมใช้กันในปัจจุบัน 3 วิธี คือการพยากรณ์ถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression) วิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) และแบบจำลอง Autoregressive integrated moving average model (ARIMA) จากการพยากรณ์หาค่า ความผิดพลาด (Error) สรุปได้ว่า การพยากรณ์แบบ วิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบ Winters' additive ให้ค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยดูจากค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) อยู่ที่ 98148812.68 และ 112,148,112.22 กิโลวัตต์ และ ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดร้อยละสมบูรณ์ (Mean Absolute Percent Error : MAPE) อยู่ที่ 101.273 และ 177.65 กิโลวัตต์ สำหรับ Model fitting และ Model validation ตามลำดับ

คำสำคัญ: วิธีการพยากรณ์, ปริมาณไฟฟ้า, ค่าความผิดพลาด

Abstract

This research studies the electricity consumption data from the Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT) by comparing the methods of forecasting that are currently used in 3 ways are: multiple regression, exponential smoothing and autoregressive integrated moving average (ARIMA). The error is that the exponential smoothing by Winters' additive is the smallest that the square root of the mean square error (RMSE) is 98148812.68 and 112,148,112.22 kilowatts, the mean absolute error (MAPE) is 101.273 and 177.65 kilowatts for model fitting and model validation respectively.

Keywords: Forecasting methods, Demand for electricity, Error value

1. บทนำ

พลังงานไฟฟ้าเป็นสิ่งจำเป็นและมีอิทธิพลมากในชีวิตประจำวันตั้งแต่เกิดแรกเกิดจนถึงเสียชีวิตเราสามารถนำไฟฟ้ามาใช้ประโยชน์ในด้านต่างๆ เช่น ด้านแสงสว่าง ด้านความร้อน ด้านพลังงาน ด้านเสียง เป็นต้น ปัจจุบันความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยนั้นมีความต้องการเพิ่มมากขึ้นตามการเติบโตของกลุ่มโรงงานอุตสาหกรรม กลุ่มอาคารพาณิชย์ และกลุ่มบ้านพักอาศัย การพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้า จึงมีบทบาทสำคัญต่อความต้องการผลิตไฟฟ้าให้เพียงพอกับความต้องการและเพื่อลดค่าใช้จ่ายในส่วนที่มีการผลิตพลังงานไฟฟ้าเกินความจำเป็น ปัจจุบันการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยได้ทำการผลิตและทำการซื้อก๊าซธรรมชาติจากประเทศเพื่อนบ้าน เพื่อนำมาทำการผสมกับเชื้อเพลิง ซึ่งทำให้มีค่าใช้จ่ายที่สูงสำหรับโรงไฟฟ้าพระนครเหนือ ซึ่งเป็นโรงไฟฟ้าพลังความร้อนที่ทันสมัยที่สุดแห่งแรกของประเทศไทย มีประวัติความเป็นมาเคียงคู่กับกำเนิดของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย [1] สำหรับการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าจึงมีบทบาทที่สำคัญอย่างยิ่งในการคาดเดาเพื่อวางแผนการผลิตในอนาคต ว่าจะต้องทำการผลิตเท่าไรถึงจะเพียงพอกับความต้องการของผู้ใช้ในปัจจุบัน จากการศึกษาผลงานวิจัยของ [3] พบว่า Box Jenkins เป็นตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ราคาข้าวได้ดีกว่าตัวแบบ Holt-Winter และตัวแบบการถดถอย [4] ใช้ตัวแบบ ARIMA พยากรณ์ผลผลิตและพื้นที่เพาะปลูกข้าวสารในประเทศไทยภาคีสถานเพื่อใช้เป็นข้อมูลให้กับรัฐบาลในการกำหนดนโยบายสำหรับตัวแบบการพยากรณ์แบบ Exponential Smoothing นั้นมีการนำไปใช้อย่างแพร่หลายนั้น และมีการยึดขยายเป็น Simple Exponential Smoothing, Holt, Holt-Winters และ Double Exponential Smoothing [5] ศึกษาการพยากรณ์ผลผลิตทางการเกษตร ซึ่งได้แก่ การปลูกพืช การเลี้ยงสัตว์ การประมง และการปลูกป่า โดยใช้วิธีการพยากรณ์ 4 วิธี ได้แก่ วิธีปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลโดยวิธี Holt-Winters แบบไม่มีฤดูกาล (Holt-Winters (no seasonal) Exponential Smoothing Model) วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Model) วิธีโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network Model)

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มทร.พระนคร ครั้งที่ 4
Proceedings of the 4th RMUTP Conference on Engineering and Technology

และวิธี ARIMA (ARIMA Model) และใช้ ค่า MAE MSE และ MAPE เปรียบเทียบผลการพยากรณ์แต่ละวิธี ผลการศึกษาพบว่า วิธีโครงข่ายประสาทเทียมเหมาะสมในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Learn Stage) วิธีบอซซ์-เจนกินส์เหมาะสมในการประเมินความถูกต้องในตัวแบบ (Model Validation) แต่วิธีปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลโดยวิธี Holt-Winters แบบไม่มีฤดูกาล ให้ค่า MAPE ต่ำสุดในการประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ (Model Fitting) และการประเมินความถูกต้องในตัวแบบ สำหรับงานวิจัยนี้ได้เสนอวิธีการพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้า ที่นิยมใช้ในปัจจุบันมา 3 วิธี ได้แก่ การพยากรณ์ถดถอยเชิงพหุ การปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล และแบบจำลอง ARIMA เพื่อหาค่าความผิดพลาด (Error) ว่าการพยากรณ์แบบไหนมีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด โดยจะคำนวณผ่านโปรแกรม SPSS สำหรับการพยากรณ์และวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติของการวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเฉพาะข้อมูลของการใช้ไฟฟ้าภายในองค์กรของการไฟฟ้าฝ่ายผลิตก่อนจะจำหน่ายออกไปยังผู้บริโภค โดยมีวัตถุประสงค์ เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบความต้องการใช้ไฟฟ้าของประชาชนเพื่อนำเสนอวิธีที่เหมาะสมในการพยากรณ์ความต้องการใช้ไฟฟ้าในระยะสั้นถึงปานกลางโดยนำข้อมูลที่ใช้การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทยผลิตได้มาใช้พยากรณ์วิธีต่างๆข้างต้น เพื่อหาวิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อใช้ในการวางแผนการผลิตในอนาคตต่อไป

2. วิธีการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้มุ่งเน้นเพื่อศึกษาวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาที่นิยมใช้ในปัจจุบันกับข้อมูลปริมาณความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย โดย วิธีการพยากรณ์ที่ศึกษามี 3 วิธี ได้แก่ วิธีการถดถอยเชิงพหุ วิธีการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล และวิธี ARIMA โดยการเปรียบเทียบจากค่าความผิดพลาดต่ำสุด

2.1 วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series Forecasting)

เป็นเทคนิคที่ใช้เฉพาะข้อมูลในอดีตของตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์เพื่อพยากรณ์ค่าของตัวแปรนั้นในอนาคตเช่น ใช้ข้อมูลยอดขายปี 2530-2541 เพื่อพยากรณ์ยอดขายปี พ.ศ.2542 องค์ประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก 4 องค์ประกอบ ได้แก่ 1) แนวโน้มระยะยาว (Trend - T) เป็นองค์ประกอบหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาที่แสดงถึงความเคลื่อนไหวในระยะยาวของข้อมูลอนุกรมเวลา 2) ความผันแปรตามฤดูกาล (Seasonal Variations) เป็นองค์ประกอบหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาที่แสดงถึงความเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นในช่วงเวลาต่างๆภายในระยะเวลา 1 ปีโดยที่รูปแบบการเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลดังกล่าวจะเกิดขึ้นในลักษณะและ

ในระยะเวลาเดียวกันของทุก ๆ ปี 3) ความแปรผันตามวัฏจักร (Cyclical variations) เป็นองค์ประกอบหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาที่แสดงถึงความเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไปมาตามการเคลื่อนไหวขึ้นลงของวัฏจักรธุรกิจ (Business Cycle) โดยที่วัฏจักรธุรกิจหนึ่งๆอาจมีระยะเวลาที่มากกว่าปี และ 4) ความแปรผันผิดปกติ (Irregular Variation) เป็นองค์ประกอบหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลาที่แสดงถึงความเคลื่อนไหวขึ้นลงของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นจากเหตุการณ์ที่ไม่สามารถคาดการณ์ได้ล่วงหน้าเช่น สงคราม โรคระบาด แผ่นดินไหว เป็นต้น วิธีการพยากรณ์แบบการถดถอยเชิงพหุ (Multiple Regression) เป็นการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระหลายตัวกับตัวแปรตาม 1 ตัว เพื่อศึกษาว่าตัวแปรอิสระตัวใดบ้างที่ร่วมกันทำนายหรือพยากรณ์หรืออธิบายการผันแปรของตัวแปรตามได้สูตรสมการทำนายดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (1)$$

สัญลักษณ์ที่ใช้มีความหมายดังนี้ Y คือ ค่าของตัวแปรตาม จะใช้สัญลักษณ์ Y สำหรับค่าที่ได้จากตัวอย่างและใช้ค่า Y สำหรับค่าประมาณหรือตัวทำนาย สำหรับสมการการถดถอยเชิงพหุที่คำนวณแบบเมตริกดังสมการที่ (2)

$$\beta = (X' X)^{-1} X' Y \quad (2)$$

วิธีการพยากรณ์แบบการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) เป็นวิธีการพยากรณ์โดยวิธีเฉลี่ยน้ำหนักที่ซับซ้อนแต่ง่ายต่อการทำความเข้าใจผลการพยากรณ์แต่ละค่าจะได้มาจากค่าพยากรณ์ล่าสุดบวกด้วยอัตราร้อยละของส่วนต่างระหว่างค่าที่พยากรณ์นั้นกับค่าจริง สมการที่ (3) เป็นการปรับเรียบอย่างง่าย และแบบต่างๆ เพื่อความเหมาะสมกับข้อมูลในสมการที่ (4-8)

$$F_t + F_{t-1} + \alpha(e_{t-1}) \quad (3)$$

การปรับเรียบดับเบิลเอ็กซ์โพเนนเชียล (Double Exponential Smoothing) การปรับเรียบแบบดับเบิลเอ็กซ์โพเนนเชียลจะให้ค่าพยากรณ์ที่ดีพอๆกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ซ้ำสองครั้งแต่จะมีข้อได้เปรียบคือสามารถคำนวณค่าต่างๆ ได้สะดวกและรวดเร็วกว่านอกจากนั้นยังสามารถใช้พยากรณ์ได้ดีกับข้อมูลที่มีรูปแบบเป็นเส้นตรงตามแนวนอน (Horizontal pattern) และทิศทาง (Trend pattern)

$$S_t + m = A + B M \quad (4)$$

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มทร.พระนคร ครั้งที่ 4

Proceedings of the 4th RMUTP Conference on Engineering and Technology

การปรับเรียบแบบ Holt's Linear Method เป็นวิธีที่ใช้หลักการของ เอ็กซ์โพเนนเชียลที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีความไม่แน่นอนเพียงอย่างเดียว (ไม่มีแนวโน้มและฤดูกาล) จึงมีค่าคงที่สำหรับปรับเรียบเพียง 1 ค่า คือ α แต่วิธีของ Holt มีค่าคงที่สำหรับปรับระดับ 2 ค่าคือ α และ γ โดยที่ α (alpha) = ค่าคงที่ที่ทำให้เรียบระหว่างข้อมูลกับค่าพยากรณ์มีค่าระหว่าง 0-1 ถ้า α มีค่าใกล้ 1 แสดงว่าให้ความสำคัญกับข้อมูลล่าสุดมากกว่า ข้อมูลอื่นๆ γ (gamma) = ค่าคงที่ที่ทำให้เรียบระหว่างแนวโน้มจริงกับ ค่าประมาณแนวโน้มมีค่าระหว่าง 0-1 ถ้า γ มีค่าใกล้ 1 แสดงว่าให้ความสำคัญกับข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลอื่นๆ สมการที่ใช้ในการพยากรณ์ คือ

$$F_{t+m} = L_t + b_t m \quad (5)$$

การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method) การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเป็นเส้นตรงและไม่มีส่วนประกอบของฤดูกาลเช่นเดียวกับการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโอสต์ แต่มีการกำหนดให้ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับและค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชันเท่ากันดังนั้นอาจกล่าวได้ว่าการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของบราวน์เป็นกรณีพิเศษของการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของโอสต์ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการ

$$F_{t+m} = L_t + b_t [(m-1) + 1/\alpha] \quad (6)$$

การปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีแนวโน้มแบบแฉก (Damped Trend Exponential Smoothing) การทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีแนวโน้มแบบแฉกมีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่ไม่มีส่วนประกอบของฤดูกาลและมีอัตราการเพิ่มขึ้น (หรือลดลง) ของ แนวโน้มที่เป็นเส้นตรง มีค่าคงที่การทำให้เรียบ 3 ตัว คือ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าระดับ (α) ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน (γ) และ ค่าคงที่การปรับเรียบของค่าความชัน แบบ Damped (DampedTrend)(ϕ) ตัวแบบพยากรณ์เขียนได้ดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = a_t + b_t \sum_{i=1}^m \phi^i \quad (7)$$

การปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบฤดูกาลของวินเตอร์ (Winter's Linear and Seasonal Exponential Smoothing Method) การพยากรณ์โดยใช้วิธีวินเตอร์จะให้ค่าพยากรณ์ที่ดูเหมือนการปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแต่จะมีข้อได้เปรียบที่เหนือกว่าคือ สามารถพยากรณ์กับข้อมูลที่เป็นฤดูกาลหรือแบบแนวทิศทางหรือทั้งสองแบบดังนั้นการพยากรณ์จึงต้องการ

ข้อมูลอย่างน้อย 2 ฤดูกาลและจะมีรูปแบบที่ประกอบด้วย 3 ส่วนคือ ส่วนปรับเรียบ (St) ส่วนของแนวโน้ม (bt) และส่วนของฤดูกาล (It) ซึ่งสามารถ แยกเขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$S_t = \alpha \left(\frac{X_t}{I(1-L)} \right) + (1-\alpha)(S_{(t-1)} + b_{(t-1)}) \quad (8)$$

วิธีการพยากรณ์แบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average Model (ARIMA)แบบจำลอง ARIMA เป็นแบบจำลองที่ได้รับความนิยมและเป็นวิธีที่ให้ค่าพยากรณ์ ในระยะสั้นที่ดีเนื่องจากวิธีนี้มีค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนกำลังสอง(Mean Square Error : MSE) ของการพยากรณ์ที่ได้จะต่ำกว่าวิธีอื่นๆเช่นกัน แบบจำลอง ARIMA ประกอบด้วย 3 ส่วนหลักๆ ได้แก่ แบบจำลอง Auto Regressive (AR(p)) กระบวนการ Integrated (I(d)) และแบบจำลอง Moving Average(MA(q)) ดังนั้นเพื่อให้่ายขึ้นสำหรับการหาค่าพยากรณ์ Y_t ของ ARIMA สามารถหาได้จากสมการที่ (9)

$$(1 - \phi_1 \beta - \phi_2 \beta^2 - \dots - \phi_p \beta^p)(1 - \beta)^d Y_t = (1 - \omega_1 \beta - \omega_2 \beta^2 - \dots - \omega_q \beta^q) \varepsilon_t \quad (9)$$

$$\text{เมื่อ } \beta Y_t = Y_{t-1}, \beta^2 Y_t = Y_{t-2}, \beta^3 Y_t = Y_{t-3}, \dots \\ \beta \varepsilon_t = \varepsilon_{t-1}, \beta^2 \varepsilon_t = \varepsilon_{t-2}, \beta^3 \varepsilon_t = \varepsilon_{t-3}, \dots$$

2.2 การวัดค่าความผิดพลาด

วิธีวัดค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์นั้นมีหลายวิธี แต่วิธีที่ใช้กันมากที่สุดคือ เราจะใช้การพิจารณาจากค่าวัดความถูกต้อง ซึ่งต่างเป็นฟังก์ชันของค่าความคลาดเคลื่อน e_t โดยที่ e_t เป็นผลต่างของค่าจริง (Y_t) กับค่าพยากรณ์ (\hat{Y}_t) ณ เวลา t ดังนั้น Root mean squared error (RMSE) สามารถหาได้จากสมการที่ (10)

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \quad (10)$$

วิธี MSE เป็นวิธีที่ใช้กันทั่วไป ข้อเสียของวิธีนี้คือไม่มีฐานการเปรียบเทียบ และถ้า MSE มีค่าสูงอาจเป็นเพราะมีความคลาดเคลื่อนสูงหรือขึ้นอยู่กับขนาดของข้อมูล Mean Absolute Percentage Error (MAPE) หาได้จากสมการที่ (11)

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |e_t / Y_t|}{n} \times 100 \quad (11)$$

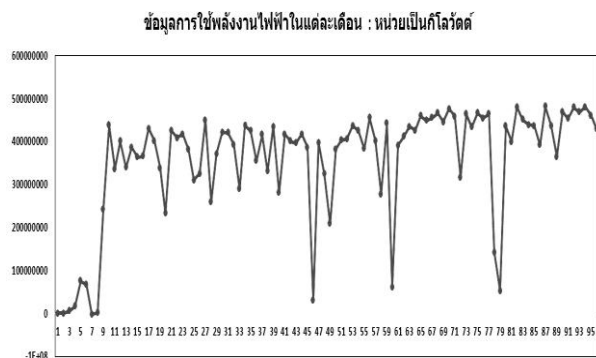
บทความวิจัย

การประชุมวิชาการวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มทร.พระนคร ครั้งที่ 4
 Proceedings of the 4th RMUTP Conference on Engineering and Technology

วิธี MAPE เป็นหนึ่งในวิธีที่ถูกละเลย และที่ใช้ในการเปรียบเทียบมากที่สุดสำหรับอนุกรมเวลา [6]

2.3 ข้อมูลปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้า

จากการรวบรวมข้อมูลของการพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าที่โรงไฟฟ้าพระนครเหนือตั้งแต่ปี 2553 ถึง 2560 [2] สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 1 เพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลสำหรับพยากรณ์ในแต่ละวิธีต่อไป



รูปที่ 1 ข้อมูลปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้า

3. สรุปผลการวิจัย

ผลจากการพยากรณ์ข้อมูลปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้ารายเดือนตั้งแต่ปี 2553 ถึง ปี 2560 โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี 2553 ถึงปี 2558 ทดสอบในส่วนของ Model fitting และข้อมูลที่เหลือทดสอบในส่วนของ Model validation จากทั้งสามวิธีหลัก และแต่ละวิธีย่อยที่ให้ค่าพยากรณ์ที่ต่ำที่สุดในแต่ละวิธีแสดงได้ดังตารางที่ 1 และตารางที่ 2

ตารางที่ 1 ค่าความผิดพลาดของ Model fitting

วิธีการพยากรณ์	RMSE	MAPE
การถดถอยเชิงพหุ	139,413,596.01	281.43
การปรับเรียบ (Winters' additive)	98,148,812.68	101.27
ARIMA (1,0,1)	107,199,571.03	178.32

ตารางที่ 2 ค่าความผิดพลาดของ Model validation

วิธีการพยากรณ์	RMSE	MAPE
การถดถอยเชิงพหุ	125,653,676.02	251.21
การปรับเรียบ (Winters' additive)	112,148,112.22	177.65
ARIMA (1,0,1)	117,200,432.43	182.22

จากตารางที่ 1 และ 2 พบว่าวิธีการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบ Winters' additive ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุดทั้งสองวิธีคือ แบบ Model fitting และ Model validation ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกไปทำการพยากรณ์ปริมาณความต้องการใช้ไฟฟ้าในอนาคต ดังแสดงข้อมูลในตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ค่าพยากรณ์ในอนาคตจากวิธีการปรับเรียบ (Winters' additive)

เดือน	ปี		
	2561	2562	2563
มกราคม	457,966,989.83	485,022,916.61	512,078,843.39
กุมภาพันธ์	471,787,688.83	498,843,615.61	525,899,542.39
มีนาคม	477,795,395.49	504,851,322.26	531,907,249.04
เมษายน	435,307,210.68	462,363,137.46	489,419,064.24
พฤษภาคม	482,434,039.75	509,489,966.53	536,545,893.30
มิถุนายน	451,946,591.54	479,002,518.32	506,058,445.10
กรกฎาคม	417,415,437.82	444,471,364.60	471,527,291.38
สิงหาคม	465,199,887.80	492,255,814.57	519,311,741.35
กันยายน	487,787,467.34	514,843,394.11	541,899,320.89
ตุลาคม	484,064,218.44	511,120,145.22	538,176,072.00
พฤศจิกายน	529,271,997.92	556,327,924.70	583,383,851.47
ธันวาคม	443,179,898.45	470,235,825.23	497,291,752.01

4. อภิปรายผล

จากผลการวิจัยวิธีการพยากรณ์การปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบ Winters' additive ให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด แสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีส่วนประกอบของฤดูกาลรวมอยู่ด้วยเมื่อดูจากการฟของข้อมูลที่เก็บมา จึงทำให้ค่าการพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับข้อมูลจริงมากกว่าวิธีการถดถอยเชิงพหุและ ARIMA ที่ค่า p, d และ q ดังนั้น ถ้าจะให้มีการพยากรณ์ที่แม่นยำมากขึ้น ผู้วิจัยต้องทดลองใช้วิธีการพยากรณ์อื่นๆ ในอนาคตที่มีส่วนประกอบของฤดูกาล และส่วนประกอบอื่นๆของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมกับรูปแบบของข้อมูลด้วย เพราะวิธีการพยากรณ์ในแต่ละวิธีจะให้ความแม่นยำของการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลแต่ละชนิดที่แตกต่างกัน

5. กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยและคณะ ขอขอบคุณ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลพระนครเป็นอย่างสูง ที่ให้การสนับสนุนทุนในการทำวิจัยในครั้งนี้ จนทำให้การวิจัยสำเร็จลงด้วยดี

บทความวิจัย

การประชุมวิชาการวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มทร.พระนคร ครั้งที่ 4
Proceedings of the 4th RMUTP Conference on Engineering and Technology

เอกสารอ้างอิง

- [1] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย, ประวัติโรงไฟฟ้าพระนครเหนือ, [สืบค้นวันที่ 30 ธันวาคม 2560] จาก <http://www.nbp.egat.co.th/>
- [2] การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย, ข้อมูลการใช้ไฟฟ้าช่วง (2553-2560),กรุงเทพมหานคร, 2561
- [3] P.Sangpattaranate,"Forecasting of rice prices in Thailand", Master Thesis, Kasetsart University, Thailand,pp.149-153,2005.
- [4] N.Iqbal,K. Bakhsh,A. Maqbool and A.S. Ahmad,"Use of the ARIM Model for Forecasting What Area and Production in Pakistan",Journal of Agriculture & Social Sciences. 1(2)pp.120-122,2005.
- [5] E.Kahforoushan,M.Zarif,and E.B.Mashahir,"Prediction of added value of agricultural subsections using artificial neural networks: Box-Jenkins and Holt-Winters methods", Journal of Development and Agricultural Economics .2(4)pp.115-121,2010.
- [6] E.P.George,G.M.Jenkins and G. C. Reinsel,Time Series Analysis Forecasting and Contral. 3rd ed.,Prentice-Hall,Inc.USA.,1994.