

การพยากรณ์ข้อมูลจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าด้วยตัวแบบผสม SARIMA-ANN

กัลยา บุญหล้า^{1*} และ สิริโสภา พึงชัย¹

Prediction of Electric Vehicle Numbers using SARIMA-ANN Hybrid Model

Kanlaya Boonlha^{1*} and Sirisopa Puengchai¹

¹ Department of Mathematics, Faculty of Science, Naresuan University, Phitsanulok, 65000

* Corresponding author: kanlayab@nu.ac.th

Received: April 18, 2024; Revised: August 28, 2024; Accepted: October 2, 2024

บทคัดย่อ

ปัจจุบันความสนใจในการใช้รถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยมีแนวโน้มเพิ่มขึ้น การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย โดยใช้วิธีการพยากรณ์แบบผสมระหว่างตัวแบบรวมการถดถอยในตัวกับการเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล (SARIMA) และโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) หรือ SARIMA-ANN โดยใช้ข้อมูลรายเดือนของจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าที่จดทะเบียนในประเทศไทย ซึ่งเก็บรวบรวมโดยกรมการขนส่งทางบก ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2560 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2567 รวมระยะเวลา 91 เดือน การพยากรณ์ได้สร้างโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Multi-layer Perceptron (MLP) จากค่าคลาดเคลื่อนที่ได้จากตัวแบบ SARIMA โดยกำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อนตั้งแต่ 1 ถึง 20 โหนด และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าตัวแบบ SARIMA-ANN เมื่อ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ จำนวนโหนดในชั้นซ่อนเท่ากับ 18 มีค่า RMSE ต่ำที่สุด และเมื่อทำการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2566 ถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2567 ตัวแบบดังกล่าวมีค่า RMSE สำหรับการพยากรณ์เท่ากับ 3876.622

คำสำคัญ: รถยนต์พลังงานไฟฟ้า, วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์, โครงข่ายประสาทเทียม, วิธีตัวแบบผสม

Abstract

Currently in Thailand is a growing interest among consumers in in electric vehicles. This study aims to forecast the number of electric vehicles in Thailand. A hybrid forecasting approach combining Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) and Artificial Neural Networks (ANN) models or SARIMA-ANN model. Monthly data on electric vehicles registrations in Thailand, collected by the Department of Land Transport from January 2017 to July 2024, totaling 91 months, was used. A Multi-layer Perceptron (MLP) was built using the residuals from the SARIMA model, with the number of nodes in the hidden layer varying from 1 to 20 nodes. The model performance was evaluated based on the Root Mean Square Error (RMSE). The study found that the SARIMA-ANN model, with a SARIMA (0,1,2)(0,0,2)₁₂ at hidden layer are 18 nodes achieved the lowest

¹ ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนครสวรรค์ จังหวัดพิษณุโลก 65000

RMS. For forecasting the number of electric vehicles in Thailand from August 2023 to July 2024, the model yielded an RMSE of 3879.622.

Keywords: Forecasting, In Electric Vehicles, Box–Jenkins, Artificial Neural Networks Hybrid Model

บทนำ

ปัจจุบันมีการพัฒนารถยนต์ที่ใช้พลังงานไฟฟ้าทดแทนในรถยนต์เพื่อตอบสนองความต้องการของการใช้รถยนต์พลังงานไฟฟ้าแทนการใช้รถยนต์ระบบน้ำมันเป็นเชื้อเพลิงเนื่องจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงส่งผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อมจากปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ อีกทั้งสหภาพยุโรปมีการออกมาตรการปกป้องสิ่งแวดล้อม และลดการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ โดยมีข้อเสนอการส่งเสริมการใช้พลังงานไฟฟ้าทดแทนในรถยนต์หรือเรียกว่ารถยนต์พลังงานไฟฟ้า รัฐบาลในหลายประเทศจึงได้ให้การสนับสนุนรถยนต์พลังงานไฟฟ้า เช่น ประเทศสหรัฐอเมริกา ประเทศจีน ประเทศเยอรมนี ประเทศอังกฤษ และประเทศญี่ปุ่น สำหรับประเทศไทย ตั้งแต่ พ.ศ. 2563–2567 อุตสาหกรรมรถยนต์ของประเทศไทยเปลี่ยนไปสู่ยุครถยนต์พลังงานไฟฟ้าซึ่งจะสอดคล้องกับแผนพัฒนากำลังการผลิตไฟฟ้าของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2561 ถึงปี พ.ศ. 2580 (นิชชา บุรณสิงห์, 2564) บริษัทผลิตรถยนต์จึงมีการลงทุนเพื่อผลิตและจำหน่ายรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในแต่ละประเภทเพิ่มมากขึ้น ทำให้ในปี พ.ศ. 2563 มียอดจดทะเบียนรถยนต์ไฟฟ้ารวมทั้งหมด 30,705 คัน อัตราเติบโตเพิ่มขึ้นร้อยละ 12.8 จากกระแสการรณรงค์ใช้พลังงานสะอาดและการสนับสนุนจากทางภาครัฐ ทำให้ในช่วงต้นปี พ.ศ. 2564 ทำให้ยอดขายของรถยนต์ไฟฟ้ามีการขยายตัว และมีแนวโน้มว่าจะเพิ่มขึ้น (บริษัท กิเลน วัน จำกัด, 2564)

การทราบจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในอนาคตย่อมทำให้บริษัทผลิตรถยนต์พลังงานไฟฟ้าสามารถวางแผนการผลิตและวางแผนการจำหน่ายรถยนต์พลังงานไฟฟ้าได้อย่างแม่นยำ จากการศึกษาพบว่า การพยากรณ์ยอดขายรถยนต์ไฟฟ้านิยมใช้เทคนิคการพยากรณ์ทางสถิติ เช่น การศึกษาการพยากรณ์ยอดขายรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย (กุลวดี จันทรวีเชียร และคณะ, 2566) ด้วยวิธีการแยกองค์ประกอบ วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ วิธีปรับให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล พบว่า วิธีการพยากรณ์ด้วยค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เป็นวิธีที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ภายใต้การพิจารณาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด กมล จีงมานนท์ (2562) ทำการศึกษาการพยากรณ์ยอดขายรถยนต์ไฟฟ้าในประเทศสหรัฐอเมริกาและประเทศจีน ด้วยวิธีแยกองค์ประกอบวิธีเอกซ์โพเนนเชียล การวิเคราะห์การถดถอยพหุคูณ วิธีการรวมผลพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่าวิธีการพยากรณ์รวมเหมาะสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดดังกล่าว วิธีการพยากรณ์ที่มักจะถูกนำมาใช้กันอย่างแพร่หลายวิธีหนึ่งคือวิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบรวมการถดถอยในตัวเอง การเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล (SARIMA) ซึ่งเป็นตัวแบบสำหรับการวิเคราะห์ผลต่างของอนุกรมเวลาที่ไมคงที่ซึ่งมีทั้งพจน์ของการถดถอยในตัวเองและการเฉลี่ยเคลื่อนที่ ตัวแบบ SARIMA เป็นตัวแบบที่เพิ่มผลกระทบจากฤดูกาล เป็นตัวแบบรวมการถดถอยในตัวเองกับการเฉลี่ยเคลื่อนที่ของบ็อกซ์และเจนกินส์ มีการนำไปใช้ในการพยากรณ์อย่างแพร่หลายเนื่องจากเป็นตัวแบบที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์ เช่น ข้อมูลรายเดือนของดัชนีพลังงานโลก (วิชญเดช มั่นไชยแก้ว, 2566) ตั้งแต่ ปี 2548 ถึงปี 2562 ตัวแบบที่ดีที่สุดในการพยากรณ์ คือ SARIMA (2,1,1)(2,1,3)₁₂ และเมื่อนำไปผลที่ได้ไปพยากรณ์จะได้ค่าที่ใกล้เคียงกับค่าจริง ซึ่งมีค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 16.68 การพยากรณ์ราคาพืชไร่ในประเทศไทย (ศิริประภา ตีประดิษฐ์ และ พงศ์ธร รักซ้อน, 2564) พบว่าเทคนิคการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA เหมาะสำหรับการพยากรณ์ราคาข้าวเปลือกเจ้าความชื้น 15% ข้าวเปลือกเจ้าหอมมะลิ 105 อ้อยโรงงาน มันสำปะหลังสด และข้าวโพด การพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์จากภาคการผลิตไฟฟ้า (ยุทธชัย มิ่งขวัญ, 2566) โดยใช้ข้อมูลจากสำนักงานนโยบายและแผนพลังงาน กระทรวงพลังงาน ช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2544 ถึงเดือนธันวาคม

พ.ศ. 2565 จำนวน 264 เดือน โดยพิจารณาจากค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยและร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยที่ต่ำสุด ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบ ARIMA เป็นตัวแบบที่มีความเหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ ARIMA เพียงตัวแบบเดียวอาจมีข้อจำกัด เนื่องจากไม่สามารถอธิบายลักษณะการเคลื่อนไหวและลักษณะการผันแปรของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ Zhang (2007) จึงได้ประยุกต์ใช้การพยากรณ์ตัวแบบ ARIMA ร่วมกับตัวแบบการพยากรณ์ข้อมูลส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงพิจารณาในเทอมของค่าพารามิเตอร์ คือ ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) ซึ่งเป็นตัวแบบที่มีความแม่นยำสูงในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในส่วนที่ไม่เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นตรงและมีความยืดหยุ่นในการใช้งาน เนื่องจากไม่จำเป็นต้องมีข้อสมมติเบื้องต้น (ชญาณิน บุญมานะ และ นัท กุลวานิช, 2560) ซึ่งเรียกว่า ตัวแบบผสม ARIMA-ANN เพื่อใช้พยากรณ์ข้อมูลที่มีความแม่นยำมากขึ้น นัท กุลวานิช (2563) ได้เก็บรวบรวมชุดข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 6 ชุดข้อมูล จาก ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย กรมการค้าภายใน และสำนักงานเศรษฐกิจอุตสาหกรรม เพื่อทำการพยากรณ์ข้อมูลผลการศึกษาพบว่าตัวแบบผสม ARIMA-ANN มีความแม่นยำมากกว่าตัวแบบ ARIMA เช่นเดียวกับการพยากรณ์ปริมาณหน่วยจำหน่ายไฟฟ้าบ้านอยู่อาศัยรายเดือนของประเทศไทย (ธนกร สุทธิสนธิ์, และ ภาณุเดช เพียรความสุข, 2567) โดยรวมข้อมูลจากการไฟฟ้าส่วนภูมิภาค ตั้งแต่เดือนมกราคม 2553 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ 2565 ภาคเหนือ ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ ภาคกลาง และภาคใต้ โดยสร้างตัวแบบ SARIMA – ANN สำหรับการพยากรณ์ซึ่งมีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำดีกว่าตัวแบบ SARIMA เพียงอย่างเดียว และ Alsawaylimi (2023) ทำการพยากรณ์ราคาทองคำในปี ค.ศ. 1989– ค.ศ. 2019 ด้วยตัวแบบ ARIMA-ANN พบว่า มีประสิทธิภาพมากกว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA และ ANN เพียงอย่างเดียว

ด้วยเหตุนี้ผู้วิจัยจึงมีความสนใจศึกษาการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย โดยใช้วิธีการพยากรณ์แบบผสมระหว่างตัวแบบรวมการถดถอยในตัวกับการเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล (SARIMA) ซึ่งเป็นวิธีที่มักได้รับความนิยมต้องการพยากรณ์ข้อมูลที่มีฤดูกาล ร่วมกับตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมซึ่งเป็นตัวแบบที่ได้รับความนิยมสำหรับการวิเคราะห์เหมืองข้อมูล เป็นตัวแบบผสมเรียกว่า SARIMA-ANN โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมไปใช้ในการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยต่อไป

วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาตัวแบบผสม SARIMA-ANN สำหรับการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย
2. เพื่อพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยด้วยตัวแบบตัวแบบผสม SARIMA-ANN

วิธีการศึกษา

การวิจัยครั้งนี้มีมุ่งศึกษาตัวแบบสำหรับการพยากรณ์ โดยใช้โปรแกรม R version 4.2.1 สำหรับสร้างตัวแบบผสม ARIMA-ANN โดยนำข้อมูลรายเดือนจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย ที่จดทะเบียนใหม่ จำแนกตามชนิดเชื้อเพลิง ซึ่งเป็นจำนวนรถจดทะเบียนใหม่ จำแนกตามชนิดเชื้อเพลิง (รายเดือน) ประเภท ไฟฟ้า เบนซิน-ไฟฟ้า ดีเซล-ไฟฟ้า LPG-เบนซิน-ไฟฟ้า LPG-ดีเซล-ไฟฟ้า เบนซิน-ไฟฟ้าแบบเสียบปลั๊ก ดีเซล-ไฟฟ้าแบบเสียบปลั๊ก และ LPG-ดีเซล-ไฟฟ้าแบบเสียบปลั๊ก เก็บรวบรวมโดยกรมการขนส่งทางบก (กลุ่มสถิติการขนส่ง กองแผนงาน กรมการขนส่ง , 2566) ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 – กรกฎาคม พ.ศ. 2567 รวม 91 เดือน โดยผู้วิจัยแบ่งข้อมูลในการศึกษาเป็น 2 ชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดที่ 1 เป็นข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบประกอบด้วย จำนวนรถยนต์ไฟฟ้า ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 – กรกฎาคม พ.ศ. 2566 รวม 79 เดือน และข้อมูลชุดที่ 2 เป็นข้อมูลสำหรับการเปรียบเทียบการพยากรณ์

ประกอบด้วย จำนวนรถยนต์ไฟฟ้า ในช่วงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2566 – กรกฎาคม พ.ศ. 2567 รวม 12 เดือน โดยข้อมูลชุดที่ 1 ที่ทำการศึกษาสามารถสรุปเป็นตารางแสดง ต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าดังตารางที่ 1 ซึ่งพบว่าในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 – กรกฎาคม พ.ศ. 2566 จำนวน 79 เดือน มีจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าโดยเฉลี่ยเท่ากับ 3,960 คันต่อเดือน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 3,682.924 คันต่อเดือน เมื่อจำแนกตามรายปีพบว่าในปีที่มีจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าโดยเฉลี่ยเพิ่มขึ้น

ตารางที่ 1 ค่าต่ำสุด ค่าสูงสุด ค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน ของจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้า ในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 – กรกฎาคม พ.ศ. 2566 รวม 79 เดือน

ปี พ.ศ.	จำนวน (เดือน)	ค่าต่ำสุด (คัน)	ค่าสูงสุด (คัน)	ค่าเฉลี่ย (คันต่อเดือน)	ส่วนเบี่ยงเบน มาตรฐาน (คันต่อเดือน)
2560	12	630	1,462	993	291.449
2561	12	1,045	2,220	1,669	371.222
2562	12	1,499	2,601	2,256	291.004
2563	12	1,478	3,361	2,554	679.503
2564	12	2,236	4,775	3,611	766.494
2565	12	5,318	9,180	7,032	1,197.550
2566	7	10,762	16,141	13,640	2,214.373
ภาพรวม	79	630	16,141	3,960	3,682.924

การศึกษาตัวแบบและเปรียบเทียบตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ มีขั้นตอนในการศึกษาดังนี้

การพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA

วิธีการพยากรณ์แบบผสมระหว่างตัวแบบรวมการถดถอยในตัวกับการเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาล (SARIMA) เป็นการสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่พิจารณาข้อมูลที่มีลักษณะนิ่ง (Stationary) พิจารณาจากกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (PACF) และกำหนดเป็นตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งพิจารณาความผันแปรตามฤดูกาลร่วม โดยมีตัวแบบที่มีฤดูกาล คือ SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)_s ส่วนประกอบที่สำคัญคือสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autoregressive) หรือ AR(p) เป็นค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า หรือจำนวนเทอมที่ถดถอยในตัวเอง Integrated เป็นอันดับผลต่าง (Difference) ของอนุกรมเวลาที่ทำให้ข้อมูลนิ่ง ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) หรือ MA(q) เป็นค่าคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า หรือจำนวนเทอมของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลมีดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ตรวจสอบกระบวนการคงที่ (Stationary process) เพื่อตรวจสอบข้อมูลที่ใช้ในศึกษาว่ามีความคงที่หรือไม่ โดยพิจารณาลักษณะของกราฟ ACF และ PACF ถ้าลักษณะของกราฟ ACF และ PACF ลดลงอย่างช้า ๆ ในขณะที่จำนวน Lag (k) เพิ่มขึ้นแสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลานั้นมีลักษณะเป็นกระบวนการไม่คงที่ ถ้ากราฟ ACF ลดลงอย่างเห็นได้ชัดในขณะที่จำนวน Lag (k) เพิ่มขึ้น หรือกราฟ PACF ในตัวมีค่าเข้าใกล้ศูนย์เมื่อจำนวน Lag มีค่าเพิ่มขึ้นนั่นเอง แสดงให้เห็นว่าข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะเป็นกระบวนการคงที่

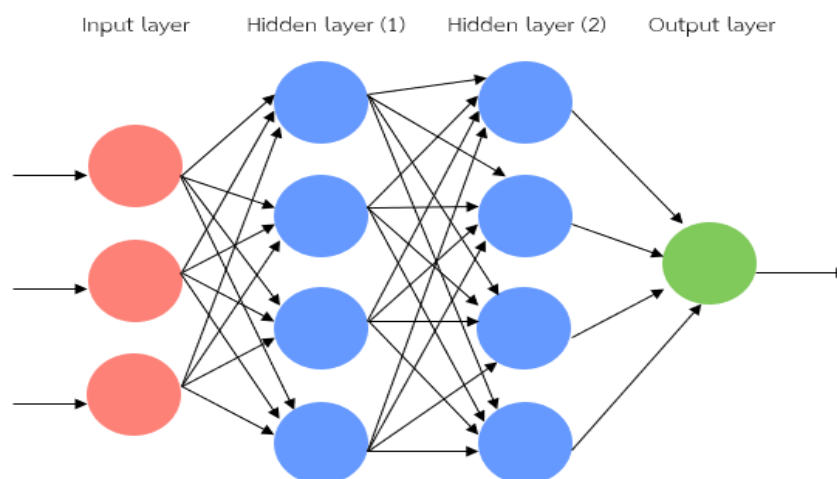
ขั้นตอนที่ 2 กำหนดตัวแบบพยากรณ์จากกราฟ ACF และ PACF โดยพิจารณาข้อมูลอนุกรมเวลาในหน่วยเวลาเริ่มแรกของคาบฤดูกาลที่แตกต่างไปจากศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.05 กรณีอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีค่าเฉลี่ยเปลี่ยนแปลงไปตามเวลา จะทำการแปลงข้อมูลโดยใช้วิธีการหาผลต่าง (Difference)

ขั้นตอนที่ 3 ตรวจสอบความเหมาะสมของค่าพารามิเตอร์ตัวแบบ โดยพิจารณาจากการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ SARIMA โดยค่าพารามิเตอร์ทุกตัวจะต้องมีค่าแตกต่างจากศูนย์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยใช้ library(lmtest) ใช้คำสั่ง `coefest()` ในโปรแกรม R ตรวจสอบการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อน โดยค่าสถิติทดสอบของโคโลโมโกรอฟ-สไมร์นอฟ และตรวจสอบความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน และทดสอบภาพรวมของความคลาดเคลื่อนด้วยสถิติ Q ของ Ljung-Box โดยใช้คำสั่ง `Box.test()` ในโปรแกรม R กรณีที่มีตัวแบบหลายตัวแบบ การเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดพิจารณาจากเกณฑ์ข้อสนเทศเป็นเกณฑ์ (AIC) ที่พิจารณาทั้งค่าประมาณของความคลาดเคลื่อนและข้อสนเทศของค่าสังเกต ซึ่งเกณฑ์ในการคัดเลือก คือ เลือกตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่า AIC น้อยที่สุด

ขั้นตอนที่ 4 ทำการพยากรณ์ค่าจากตัวแบบและคำนวณค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE)

การพยากรณ์ด้วยวิธีตัวแบบผสม SARIMA-ANN (Hybrid SARIMA and ANN model)

ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (ANN) เป็นตัวแบบที่จำลองขึ้นโดยอาศัยหลักการประมวลผลของประสาทมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลป้อนเข้า (Input) ได้หลายค่า แต่ข้อมูลส่งออก (Output) เพียงค่าเดียว และมีชั้นที่ซ่อนสำหรับเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดกลุ่มข้อมูล (Hidden Layer) และทุก ๆ ข้อมูลส่งออกจะเชื่อมโยงไปยังข้อมูลป้อนเข้าอื่น ภายในโครงข่ายสำหรับการเชื่อมโยงกันภายในระหว่างข้อมูลป้อนเข้าจะมีค่าน้ำหนัก เรียกว่า ฟังก์ชันกระตุ้น (activation function)



รูปที่ 1 แสดงโครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมเมื่อมี Hidden Layer

ตัวแบบผสม SARIMA และ ANN (hybrid model, SARIMA-ANN) ซึ่งมีข้อสมมติว่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่นำมาวิเคราะห์นั้นมี 2 องค์ประกอบ คือ ส่วนที่เป็นเส้นตรง ซึ่งได้จากตัวแบบ SARIMA และส่วนที่ไม่เป็นเส้นตรง ซึ่งได้จากตัวแบบ ANN มารวมกับเรียกว่า SARIMA-ANN ผู้วิจัยทำการพยากรณ์ด้วยวิธีตัวแบบผสม SARIMA-ANN โดยอาศัยหลักการของ ของนัท กุลวานิช (2563) ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 วิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบ SARIMA เพื่อพยากรณ์ข้อมูลแทนด้วย $\hat{y}_t^{SARIMA}$

ขั้นตอนที่ 2 คำนวณค่าส่วนเหลือ (Residual) ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA มาสร้างตัวแบบ ANN โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้แบบ Multi-layer perceptron (MLP) โดยใช้ library(nnfor) และใช้คำสั่ง `mlp()` โดยใช้โปรแกรม R version 4.2.1 กำหนดโหนดในชั้นนำเข้าเป็น ค่าส่วนเหลือจากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ SARIMA ฟังก์ชันกระตุ้นภายใต้ตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมปรากฏอยู่ 2 ที่ คือ โหนดชั้นซ่อน ถูกกำหนดเป็นฟังก์ชันซิกมอยด์ โหนดในชั้นผลลัพธ์ ถูกกำหนดเป็นฟังก์ชันเชิงเส้น สำหรับค่าน้ำหนักโปรแกรมทำการสุ่มค่าน้ำหนักเริ่มต้นให้กับโครงข่าย กำหนดจำนวนรอบการทำซ้ำ เท่ากับ 20 รอบ กำหนดจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ตั้งแต่ 1-20 อัตราการเรียนรู้ เท่ากับ

0.01 และทำการพยากรณ์ข้อมูลในเทอมของค่าพารามิเตอร์ด้วยตัวแบบ ANN คือ $\hat{Y}_t^{ANN}$ โดยพิจารณาจำนวนโหนดที่มีค่า RMSE ต่ำที่สุด

ขั้นตอนที่ 3 คำนวณหาค่าพยากรณ์รวม (Total forecasting) ซึ่งเป็นการรวมตัวแบบ SARIMA และตัวแบบ ANN เรียกว่า SARIMA-ANN เข้าด้วยกัน จากสมการ

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_t^{SARIMA} + \hat{Y}_t^{ANN} \quad (1)$$

ขั้นตอนที่ 4 นำสมการไปสร้างค่าพยากรณ์ คำนวณค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบการพยากรณ์

ผู้วิจัยสนใจการเปรียบเทียบตัวแบบสำหรับการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้า ด้วยเกณฑ์ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) โดยพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดจากค่า RMSE ต่ำที่สุด

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

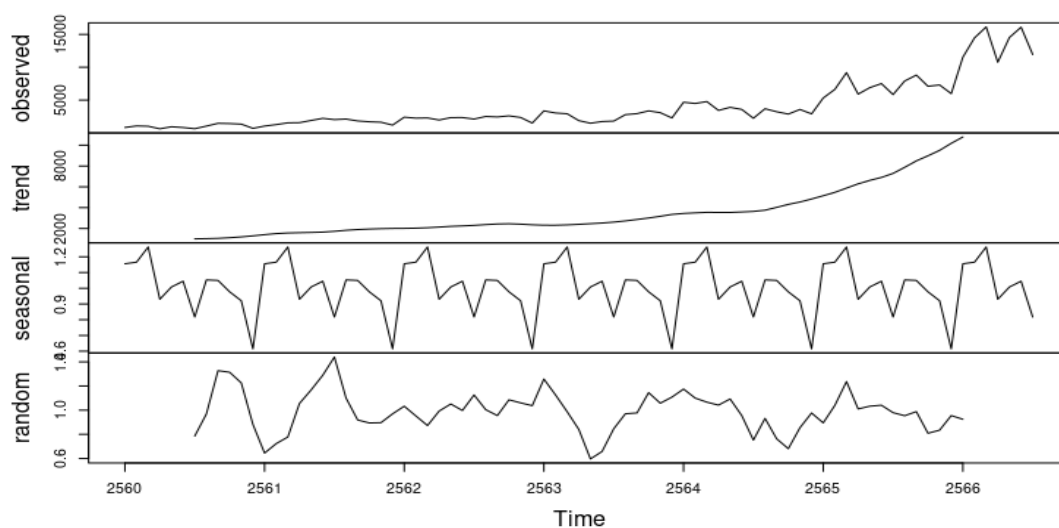
เมื่อ Y_t แทน ค่าข้อมูลจริง ณ เวลา $t=1,2,...,n$

$\hat{Y}_t$ แทน ค่าพยากรณ์ของข้อมูล ณ เวลา $t=1,2,...,n$

n แทน จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ผลการศึกษา

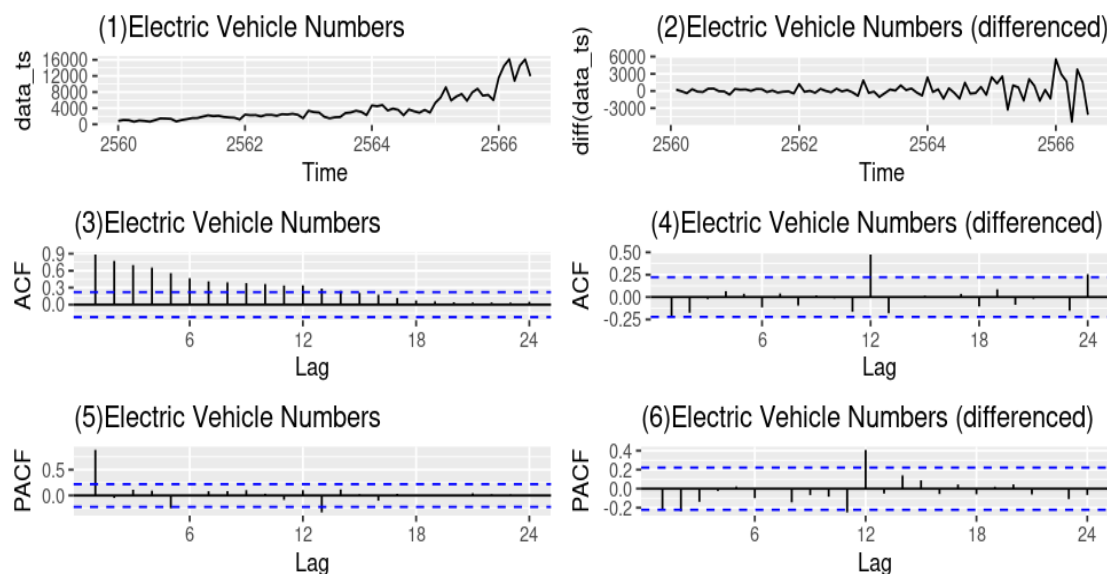
การพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย ระหว่างเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 จนถึงเดือนกรกฎาคม พ.ศ. 2566 รวม 79 เดือน ด้วยตัวแบบ SARIMA



รูปที่ 1 กราฟแสดงการจำแนกอนุกรมเวลาของจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้า

จากรูปที่ 1 พบว่าจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทย มีจำนวนเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในปี พ.ศ. 2560 – พ.ศ. 2564 และมีจำนวนเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วในปี พ.ศ. 2565 เมื่อพิจารณาส่วนประกอบแนวโน้มของข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้น ตามระยะเวลา และข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลซึ่งมีรูปแบบการเคลื่อนไหวขึ้นลง

จากรูปที่ 2 พบว่ากราฟ ACF มีลักษณะลดลงอย่างช้า ๆ แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาของจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยไม่คงที่ ดังรูปที่ 2-(3) และกราฟ PACF พบว่ามีบางค่าที่ต่างจากศูนย์ แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีความแปรปรวน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังรูปที่ 2-(5) จึงทำการแปลงข้อมูลให้อนุกรมเวลามีความแปรปรวนคงที่โดยใช้การแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างครั้งที่ 1 ข้อมูลเป็นดังรูปที่ 2-(2) เมื่อพิจารณากราฟ ACF พบว่ากราฟมีลักษณะลดลงอย่างรวดเร็ว แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาคงที่ ดังรูปที่ 2-(4) และกราฟ PACF พบว่ามีบางค่าที่ต่างจากศูนย์ แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีความแปรปรวนคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ดังรูปที่ 2-(6)



รูปที่ 2 กราฟแสดงค่าของข้อมูล ACF และ PACF ก่อนและหลังการปรับข้อมูล

ตารางที่ 2 แสดงค่า Augmented Dickey-Fuller Test (ADF)

ข้อมูลอนุกรมเวลา	ค่าสถิติทดสอบ	ค่า p-value
ก่อนปรับข้อมูล	-0.739	0.963
หลังปรับข้อมูล	-4.622	0.010

จากตารางที่ 2 พบว่าก่อนปรับข้อมูลค่าสถิติทดสอบ ADF เท่ากับ -0.739 ค่า p-value เท่ากับ 0.963 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนปรับข้อมูลมีลักษณะเป็นกระบวนการไม่คงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 หลังการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างครั้งที่ 1 พบว่าค่าสถิติทดสอบ ADF เท่ากับ -4.622 ค่า p-value เท่ากับ 0.010 น้อยกว่าค่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาหลังการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างครั้งที่ 1 มีลักษณะเป็นกระบวนการคงที่ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 จากการพิจารณากราฟ ACF และ PACF หลังการแปลงข้อมูลด้วยวิธีการหาผลต่างครั้งที่ 1 ดังรูปที่ 2(5) และ รูปที่ 2(6) ผู้วิจัยสามารถกำหนดตัวแบบที่เป็นไปได้จำนวน 3 ตัวแบบ ดังนี้ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ SARIMA(1,1,3)(0,0,2)₁₂ และ SARIMA(0,1,3)(0,0,2)₁₂

ตารางที่ 3 แสดงค่าประมาณของพารามิเตอร์และสถิติทดสอบความเหมาะสมด้วยตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณ	S.E.	สถิติทดสอบ	p-value
MA(1)	-0.205	0.103	-1.990	0.047
MA(2)	-0.337	0.096	-3.526	0.000
SMA(1)	1.125	0.218	5.169	0.000
SMA(2)	0.712	0.261	2.731	0.006
ค่าคงที่	217.907	115.365	1.889	0.059

ค่าสถิติทดสอบ Q = 4.997, d.f.=4, p-value = 0.288, RMSE = 860.037

จากตารางที่ 3 พบว่าตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ค่า p-value ของพารามิเตอร์ MA(1) MA(2) SMA(1) และ SMA(2) มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าพารามิเตอร์ที่ได้มีอิทธิพลต่อตัวแบบ ดังนั้นพารามิเตอร์นี้ควรอยู่ในตัวแบบ และการทดสอบ Box-Ljung test พบว่า ค่าสถิติทดสอบ Q เท่ากับ 4.997 ค่า p-value เท่ากับ 0.288 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 และค่า RMSE ของตัวแบบเท่ากับ 860.037

ตารางที่ 4 แสดงค่าประมาณของพารามิเตอร์และสถิติทดสอบความเหมาะสมด้วยตัวแบบ SARIMA(1,1,3)(0,0,2)₁₂

พารามิเตอร์	ค่าประมาณ	S.E.	สถิติทดสอบ	p-value
AR(1)	-0.981	0.041	-24.178	<0.001
MA(1)	0.938	0.179	5.258	<0.001
MA(2)	-0.516	0.114	-4.543	<0.001
MA(3)	-0.517	0.209	-2.471	0.013
SMA(1)	1.179	0.266	4.435	<0.001
SMA(2)	0.763	0.333	2.291	0.022
ค่าคงที่	215.221	113.008	1.905	0.057

ค่าสถิติทดสอบ Q = 4.270, d.f.=4, p-value = 0.371, RMSE = 812.94

จากตารางที่ 4 พบว่าตัวแบบ SARIMA(1,1,3)(0,0,2)₁₂ ค่า p-value ของพารามิเตอร์ทั้งหมด มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าพารามิเตอร์ที่ได้มีอิทธิพลต่อตัวแบบ ดังนั้นพารามิเตอร์นี้ควรอยู่ในตัวแบบ และการทดสอบ Box-Ljung test พบว่า ค่าสถิติทดสอบ Q เท่ากับ 4.270 ค่า p-value เท่ากับ 0.371 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 และค่า RMSE ของตัวแบบเท่ากับ 812.94

ตารางที่ 5 แสดงค่าประมาณของพารามิเตอร์และสถิติทดสอบความเหมาะสมด้วยตัวแบบ SARIMA(0,1,3)(0,0,2)₁₂

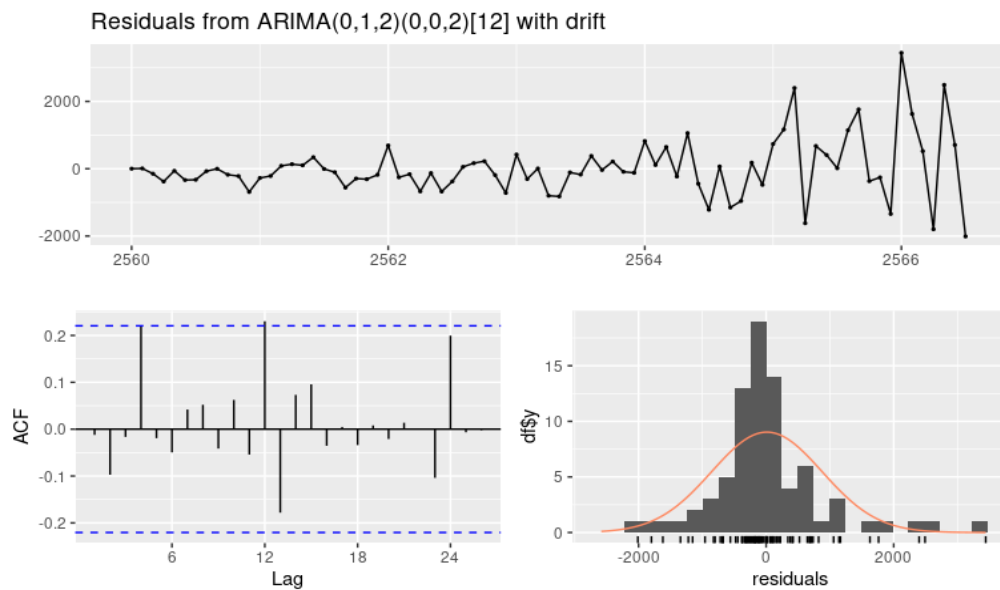
พารามิเตอร์	ค่าประมาณ	S.E.	สถิติทดสอบ	p-value
MA(1)	-0.250	0.144	-1.737	0.082
MA(2)	-0.337	0.095	-3.542	<0.001
MA(3)	0.066	0.153	0.429	0.668
SMA(1)	1.125	0.214	5.265	<0.001
SMA(2)	0.701	0.254	2.766	0.006
ผลต่าง	219.916	119.916	1.834	0.067
ค่าสถิติทดสอบ Q = 4.997, d.f.=16 p-value 0.288, RMSE = 881.377				

จากตารางที่ 5 พบว่าตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ค่า p-value ของพารามิเตอร์ MA(1) และ MA(3) มีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าพารามิเตอร์ที่ได้ไม่มีอิทธิพลต่อตัวแบบ และค่า p-value ของพารามิเตอร์ MA(2) SMA(1) และ SMA(2) มีค่าน้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าค่าพารามิเตอร์ที่ได้มีอิทธิพลต่อตัวแบบ ดังนั้นพารามิเตอร์นี้ควรอยู่ในตัวแบบ และการทดสอบ Box-Ljung test พบว่า ค่าสถิติทดสอบ Q เท่ากับ 4.997 ค่า p-value เท่ากับ 0.288 ซึ่งมากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 แสดงว่าตัวแบบมีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 และค่า RMSE ของตัวแบบเท่ากับ 881.377

ตารางที่ 6 แสดงค่า AIC ของตัวแบบ SARIMA

ตัวแบบ	ค่า AIC
SARIMA(0,1,2)(0,0,2) ₁₂	1,311.010
SARIMA(1,1,3)(0,0,2) ₁₂	1,311.960
SARIMA(0,1,3)(0,0,2) ₁₂	1,312.870

จากตารางที่ 6 พบว่าตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ให้ค่า AIC ต่ำที่สุดเท่ากับ 1,311.010 รองลงมาคือตัวแบบ SARIMA(1,1,3)(0,0,2)₁₂ ให้ค่า AIC เท่ากับ 1,311.960 และ SARIMA(0,1,3)(0,0,2)₁₂ ให้ค่า AIC เท่ากับ 1,312.870 เมื่อพิจารณาจากค่า AIC ที่ต่ำที่สุด ผู้วิจัยจึงเลือกใช้ตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติมีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน แสดงรายละเอียดในรูปที่ 3 ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสมตัวแบบพยากรณ์



รูปที่ 3 กราฟแสดงค่าของข้อมูล กราฟ ACF และการแจกแจงของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์

ตารางที่ 7 แสดงค่า RMSE ในการพยากรณ์ค่าส่วนเหลือในชุดข้อมูลเรียนรู้ด้วยตัวแบบ ANN

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	RMSE	จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	RMSE
1	741.504	11	179.895
2	493.018	12	144.896
3	319.032	13	183.488
4	297.870	14	130.136
5	230.812	15	166.820
6	209.470	16	175.274
7	198.431	17	132.059
8	193.810	19	143.595
9	181.062	19	139.786
10	165.122	20	179.895

ทำการการสร้างตัวแบบ ANN แบบ Multi-layer perceptron (MLP) จากส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบ SARIMA โดยจำนวนโหนดในชั้นซ่อน ใช้อัตราการเรียนรู้ 0.01 โดยนำค่าส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ไปใช้สร้างตัวแบบ ANN พบว่า ค่า RMSE ของการพยากรณ์ส่วนเหลือในข้อมูลชุดเรียนรู้ด้วยตัวแบบ ANN ที่กำหนดโหนดในชั้นซ่อน เท่ากับ 14 มีค่า RMSE ต่ำสุด เท่ากับ 130.136 รองลงมาเป็น โหนดในชั้นซ่อน เท่ากับ 17 และ 19 โดยมีค่า RMSE เท่ากับ 132.059 และ 139.786 ตามลำดับ และทำการวิเคราะห์ตัวแบบอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสม SARIMA-ANN จึงนำมารวมกับค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ดังตารางที่ 8 พบว่า กรณีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เท่ากับ 18 ตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ มีค่า RMSE เท่ากับ 709.975 ต่ำที่สุด รองลงมาเป็น กรณีจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เท่ากับ 17 และ 9 มีค่า RMSE เท่ากับ 722.289 และ 737.724 ตามลำดับ

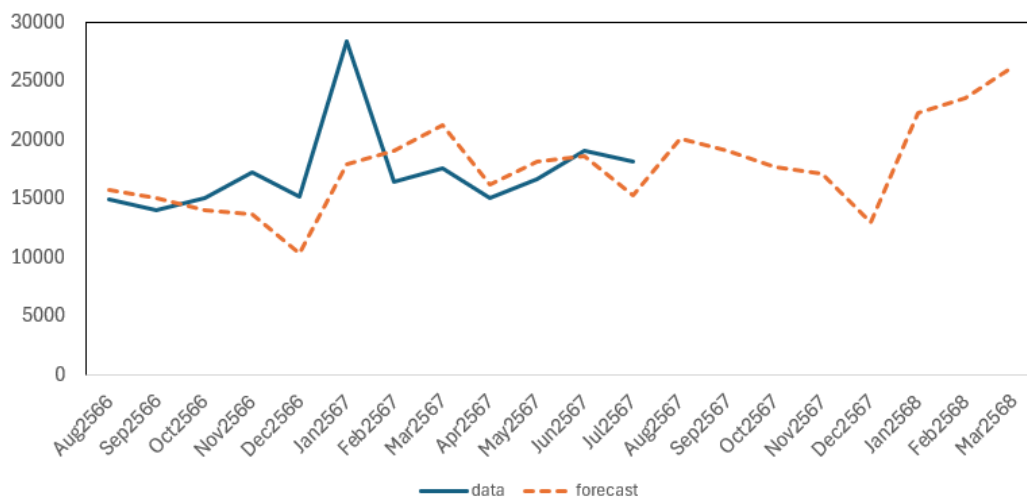
ตารางที่ 8 แสดงค่า RMSE ในการพยากรณ์ด้วยแบบ SARIMA-ANN

จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	RMSE	จำนวนโหนดในชั้นซ่อน	RMSE
1	1455.640	11	771.765
2	989.667	12	772.765
3	875.480	13	756.124
4	955.021	14	753.729
5	797.299	15	753.856
6	897.884	16	830.465
7	858.535	17	722.289
8	765.569	18	709.975
9	737.724	19	811.767
10	773.894	20	854.931

ตารางที่ 9 แสดงค่าพยากรณ์ล่วงหน้าของตัวแบบ SARIMA-ANN

เวลา	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์	เวลา	ค่าจริง	ค่าพยากรณ์
ส.ค. 2566	14,895	15,788.14	มิ.ย. 2567	19,014	18,579.09
ก.ย. 2566	14,007	15,045.56	ก.ค. 2567	18,124	15,282.01
ต.ค. 2566	15,050	14,028.76	ส.ค. 2567	–	20,058.69
พ.ย. 2566	17,203	13,650.54	ก.ย. 2567	–	19,025.54
ธ.ค. 2566	15,135	10,350.95	ต.ค. 2567	–	17,659.73
ม.ค. 2567	28,359	17,913.95	พ.ย. 2567	–	17,109.02
ก.พ. 2567	16,382	19,058.74	ธ.ค. 2567	–	12,919.23
มี.ค. 2567	17,525	21,235.94	ม.ค. 2568	–	22,268.72
เม.ย. 2567	15,007	16,231.79	ก.พ. 2568	–	23,599.82
พ.ค. 2567	16,699	18,151.85	มี.ค. 2568	–	26,197.26
RMSE				3876.622	

จากตารางที่ 9 จากตัวแบบผสม SARIMA-ANN เมื่อ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ทำการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในเดือนสิงหาคม 2566 ถึง กรกฎาคม 2567 ค่า RMSE จากการพยากรณ์เท่ากับ 3876.622 และค่าพยากรณ์เดือนสิงหาคม 2567 ถึง มีนาคม 2568 พบว่า ค่าพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในเดือนสิงหาคม 2567 มีแนวโน้มลดลงไปจนถึงเดือนธันวาคม 2567 และจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นอีกครั้งในเดือนมกราคม 2568 ถึง มีนาคม 2568 ดังแสดงในรูปที่ 4



รูปที่ 4 กราฟแสดงค่าของข้อมูลและค่าพยากรณ์ของข้อมูลช่วงเดือนสิงหาคม 2566 – ธันวาคม 2567

วิจารณ์และสรุปผล

จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยในช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2560 – กรกฎาคม พ.ศ. 2566 มีจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าโดยเฉลี่ยเท่ากับ 3,960 คัน ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 3,682.924 คัน เมื่อจำแนกตามรายปีพบว่าในแต่ปีมีจำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าโดยเฉลี่ยเพิ่มขึ้น จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยมีจำนวนเพิ่มขึ้นเล็กน้อยในปี พ.ศ. 2560 – พ.ศ.2564 และมีจำนวนเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วในปี พ.ศ. 2565 เมื่อพิจารณาส่วนประกอบแนวโน้มของข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้น ตามระยะเวลา และข้อมูลมีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล ซึ่งมีรูปแบบการเคลื่อนไหวขึ้นลงปีแต่ละปี ตัวแบบ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ให้ค่า AIC ต่ำที่สุดเท่ากับ 1,311.010 ค่า RMSE เท่ากับ 860.037 เมื่อนำสำหรับ SARIMA(0,1,2)(0,0,2)₁₂ ผสมกับตัวแบบ ANN แบบ Multi-layer perceptron (MLP) จากส่วนเหลือที่จากตัวแบบ SARIMA โดยจำนวนโหนดในชั้นซ่อน เท่ากับ 18 ใช้อัตราการเรียนรู้ 0.01 มีค่า RMSE ต่ำสุด ทำการวิเคราะห์ตัวแบบอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสม SARIMA-ANN มีค่า RMSE เท่ากับ 709.975 ซึ่งมีค่าต่ำกว่าการใช้ตัวแบบ SARIMA เพียงอย่างเดียว เมื่อนำตัวแบบที่ได้พยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าในเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2566 ถึง กรกฎาคม พ.ศ. 2567 พบว่าค่า RMSE จากการพยากรณ์เท่ากับ 3876.622 และทำการพยากรณ์เดือนสิงหาคม พ.ศ. 2567 ถึง มีนาคม พ.ศ. 2568 ล่วงหน้าพบว่า จำนวนรถยนต์ไฟฟ้าในเดือนสิงหาคม 2567 มีแนวโน้มลดลงไปจนถึงเดือนธันวาคม 2567 และจะมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นในเดือนมกราคม 2568 ถึง มีนาคม 2568

การพิจารณาเลือกใช้ตัวแบบผสม SARIMA-ANN เพื่อใช้ในการพยากรณ์จำนวนรถยนต์พลังงานไฟฟ้าสามารถช่วยลดความผิดพลาดในการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับการใช้ตัวแบบ SARIMA เพียงตัวแบบซึ่งสอดคล้องกับ (นัท กุลวานิช, 2563) ซึ่งพบว่าการพยากรณ์ข้อมูลจากตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย กรมการค้าภายใน และสำนักงานเศรษฐกิจ การพยากรณ์ปริมาณหน่วยจำหน่ายไฟฟ้าบ้านอยู่อาศัยรายเดือนของประเทศไทย (ธนกร สุทธิสนธิ์, และ ภาณุเดช เพียรความสุข, 2567) และ การพยากรณ์ราคาทองคำของ Alsuwaylimi (2023) ซึ่งพบว่าตัวแบบผสม ARIMA-ANN มีความแม่นยำมากกว่าตัวแบบ ARIMA ในการศึกษาครั้งต่อไปอาจประยุกต์ใช้กับเทคนิคถดถอย การเรียนรู้ของเครื่องอื่น เช่น ตัวแบบผสม SARIMA-SVM (Khairalla และคณะ, 2017) การสร้างตัวแบบผสมโดยอาศัยสมการการถดถอยในการสร้างตัวแบบพยากรณ์(นัท กุลวานิช, 2563) SARIMA-GP (สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์, 2561)

รวมถึงสามารถประยุกต์ใช้กับการพยากรณ์ในระยะสั้น และการพยากรณ์ในระยะยาว เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์

เอกสารอ้างอิง

- กมล จี๋มานนท์. (2562). *การพยากรณ์ยอดขายรถยนต์ไฟฟ้าในประเทศสหรัฐอเมริกาและประเทศจีน*. (วิทยานิพนธ์ปริญญาบริหารธุรกิจมหาบัณฑิต), มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์, กรุงเทพฯ
- กุลวดี พัทธนนท์ อธิติง และ วาสนา สุวรรณวิจิตร. (2566). การพยากรณ์ยอดขายรถยนต์ไฟฟ้าในประเทศไทยเพื่อวางกลยุทธ์ในการเพิ่มยอดขายภายใต้ภาวะการแข่งขันสูง. *วารสารสำนักหอสมุดมหาวิทยาลัยทักษิณ*, 12(1), 1-16.
- กลุ่มสถิติการขนส่ง กองแผนงาน กรมการขนส่ง. (2566). *ข้อมูลสถิติจำนวนรถจดทะเบียนใหม่ จำแนกตามชนิดเชื้อเพลิง*. สืบค้นจาก <https://web.dlt.go.th/statistics/>.
- ชญานิษฐ์ บุญมานะ และ นัท กุลวานิช. (2560). การเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 25(2), 177-190.
- ณิชา บุณยสิงห์. (2564). *ร้อยเรื่องเมืองไทย: รถยนต์พลังงานไฟฟ้า ทางเลือกใหม่สำหรับคนรักโลก*. สำนักงานเลขาธิการสภาผู้แทนราษฎร. สำนักวิชาการสถานีวิทยุกระจายเสียงและวิทยุโทรทัศน์รัฐสภา. สืบค้นจาก <https://library.parliament.go.th/th/radioscript-rr2564-sep4>.
- ธนกร สุทธิสนธิ์ และ ภาณุเดช เพียรความสุข. (2567). ตัวแบบผสมสำหรับพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณหน่วยจำหน่ายไฟฟ้าบ้านอยู่อาศัยรายเดือนของประเทศไทย. *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, 34(2), 1-18.
- นัท กุลวานิช. (2563). การเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบผสม ARIMA-ANN และการวิเคราะห์การถดถอย. *วารสารวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี*, 28(12), 2101-2112.
- บริษัท กิเดียน วัน จำกัด. (2564). *สองจำนวนรถยนต์ไฟฟ้า (EV) ในไทยและแนวโน้มของตลาดรถยนต์ไฟฟ้าในปี 2021*. สืบค้นจาก <https://gideon-one.com/news/trends-of-the-electric-vehicles-evs-in-2021>.
- วิชญเดช นันไชยแก้ว. (2566). Forecasting MSCI World Energy Sector Index with the SARIMA Model. *วารสารเกษตรศาสตร์ธุรกิจประยุกต์*, 17(26), 37-53.
- ยุทธชัย มิ่งขวัญ. (2566). การพยากรณ์ปริมาณการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO2) จากภาคอุตสาหกรรมในประเทศไทย. *Rajamangala University of Technology Srivijaya Research Journal*, 15(2), 408-422.
- ศิริประภา ดีประดิษฐ์ และ พงศธร รักซ้อน. (2564). การเปรียบเทียบเทคนิคการพยากรณ์ราคาพืชไร่ในประเทศไทย. *The Journal of Industrial Technology*, 17(3), 214-231.
- สุคนธ์ทิพย์ สุภาจันทร์. (2561). *การพยากรณ์ปริมาณการใช้ไฟฟ้าในประเทศไทยโดยใช้ตัวแบบผสม Sarima-GP ด้วยเคอร์เนล ฟังก์ชัน ใหม่*. (วิทยานิพนธ์ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต วิทยาลัยวิทยาการวิจัยและวิทยาการปัญญา), มหาวิทยาลัยบูรพา, ชลบุรี.
- Alsawaylimi, A. A. (2023). Comparison of ARIMA, ANN and Hybrid ARIMA-ANN models for time series forecasting. *Inf. Sci. Lett*, 12(2), 1003-1016.
- Khairalla, M., & AL-Jallad, N. T. (2017). Hybrid forecasting scheme for financial time-series data using neural network and statistical methods. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 8(9), 319-327.

- Wang, L., Zou, H., Su, J., Li, L., & Chaudhry, S. (2013). An ARIMA-ANN hybrid model for time series forecasting. *Systems Research and Behavioral Science*, 30(3), 244–259.
- Zhang, G. P. (2007). A neural network ensemble method with jittered training data for time series forecasting. *Information Sciences*, 177(23), 5329–5346.