

การเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของ
หุ้นกลุ่มพลังงานไฟฟ้าในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย
โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX
Comparing the Forecasting Abilities of Stock Returns of Electricity
Sector Stocks in the Stock Exchange of Thailand
Using ARIMA and ARIMAX Models

จิรัชยา วงสารัตนะ อาภาศิริ สันติมิตร วริศรา ลัยวรรณ และ นวลักษณ์ ทองจับ*

Jiratchaya Wongsaratana Apasiri Santimit Waritsara Laiwanna and Nawalax Thongjub*

สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ จ.ปทุมธานี ประเทศไทย

Department of Mathematics and Statistics, Faculty of Science and Technology,

Thammasat University, Pathum Thani, Thailand

วันที่ส่งบทความ : 25 กุมภาพันธ์ 2568 วันที่แก้ไขบทความ : 7 พฤศจิกายน 2568 วันที่ตอบรับบทความ : 10 พฤศจิกายน 2568

Received: 25 February 2025, Revised: 7 November 2025, Accepted: 10 November 2025

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ศึกษาและเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยย้อนหลัง ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึง ธันวาคม พ.ศ. 2566 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน การศึกษาใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX เพื่อพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าล่วงหน้า 10 ตัว ได้แก่ BGRIM, GPSC, GULF, ACC, CKP, EA, GUNKUL, NOVA, SOLAR และ SSP โดยใช้ค่าความคลาดเคลื่อน Mean Absolute Deviation (MAD) และ Mean Absolute Percentage Error (MAPE) เป็นเกณฑ์ในการประเมินเพื่อเปรียบเทียบหาตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด จากผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบ ARIMAX ซึ่งมีการนำตัวแปรอิสระ เช่น ราคา น้ำมันดิบโลก ค่าเงินบาท และดัชนีตลาดหลักทรัพย์ มาใช้เป็นปัจจัยร่วมในการพยากรณ์ ส่งผลให้ประสิทธิภาพของตัวแบบเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ โดยในหลักทรัพย์ส่วนใหญ่ตัวแบบ ARIMAX ให้ค่า MAD และ MAPE ต่ำกว่าตัวแบบ ARIMA อย่างชัดเจน ตัวอย่างเช่น กรณีของหลักทรัพย์ SOLAR ค่า MAPE จากตัวแบบ ARIMA เท่ากับ 12.365% ขณะที่ตัวแบบ ARIMAX เท่ากับ 9.749% และในกรณีของ GPSC ค่า MAD จากตัวแบบ ARIMA เท่ากับ 4.596 ในขณะที่ตัวแบบ ARIMAX เท่ากับ 3.420 ผลลัพธ์นี้ชี้ให้เห็นว่าการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องสามารถเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ : การพยากรณ์ หุ้นกลุ่มพลังงาน ตัวแบบ ARIMA ตัวแบบ ARIMAX

*ที่อยู่ติดต่อ E-mail address: nawalax@mathstat.sci.tu.ac.th

<https://doi.org/10.55003/scikmitl.2025.266474>

Abstract

This research aims to study and compare the forecasting ability of stock returns for the power plant energy sector listed on the Stock Exchange of Thailand (SET) over a period from January 2018 to December 2023, a total of 72 months. This study employed the ARIMA and ARIMAX models to forecast the stock prices of 10 companies in the power plant energy sector: BGRIM, GPSC, GULF, ACC, CKP, EA, GUNKUL, NOVA, SOLAR, and SSP. The forecast accuracy was evaluated using the Mean Absolute Deviation (MAD) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) as criteria to identify the model with the least error. The results demonstrate that the ARIMAX model, which incorporates independent variables such as global crude oil prices, the Thai baht exchange rate, and the stock market index, significantly enhances forecasting accuracy. In most cases, ARIMAX outperformed the ARIMA model, yielding lower MAD and MAPE values. For example, for SOLAR, ARIMA produced a MAPE of 12.365%, while ARIMAX achieved a lower MAPE of 9.749%. Similarly, for GPSC, the MAD decreased from 4.596 (ARIMA) to 3.420 (ARIMAX). The results indicate that incorporating relevant independent variables can significantly enhance the accuracy and efficiency of the forecasting model.

Keywords: Forecasting, Electricity sector stocks, ARIMA model, ARIMAX model

1. บทนำ

การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์มีความเสี่ยงและความไม่แน่นอนของอัตราผลตอบแทน รวมถึงปัจจัยอื่น ๆ เช่น ภาวะเศรษฐกิจและผลประกอบการของบริษัท อาจส่งผลกระทบต่อราคาหลักทรัพย์ ซึ่งทำให้การลงทุนมีความเสี่ยงสูงขึ้นและนักลงทุนขาดทุนได้ ผู้วิจัยพบว่าหุ้นกลุ่มพลังงานเป็นหุ้นที่นักลงทุนนิยมลงทุน เนื่องจากเป็นหุ้นมีความผันผวนน้อยกว่าหุ้นกลุ่มอื่น มีรายได้มั่นคงจากความต้องการพลังงานในเศรษฐกิจทุกภาคส่วน อีกทั้งยังเป็นกลุ่มที่จ่ายเงินปันผลสม่ำเสมอ จึงเป็นที่นิยมของนักลงทุนระยะยาว และมีความมั่นคงเหมาะกับการลงทุนที่ต้องการความเสี่ยงต่ำ สำหรับพลังงานไฟฟ้าเป็นสิ่งจำเป็นในการดำรงชีวิตประจำวันในปัจจุบันและใช้ในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจและอุตสาหกรรมของประเทศ

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องเพื่อใช้วิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อหุ้นในกลุ่มพลังงานงานวิจัยในปี พ.ศ. 2551 แสงเพชร ศรีอังคาร (Sriangkarn, 2008) ได้ศึกษาปัจจัยที่มีส่งผลกระทบต่อราคาหุ้นในกลุ่มพลังงานของบริษัท ปตท.สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) และบริษัท ปตท.จำกัด (มหาชน) โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2548 ถึง พ.ศ. 2550 โดยใช้วิธีการประมาณค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Squares: OLS) ในการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของความสัมพันธ์ ผลการวิจัยพบว่า ปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงราคาหุ้นบริษัท ปตท.สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) คือ ดัชนีราคาหุ้นกลุ่มพลังงาน อัตราดอกเบี้ยเงินฝากเฉลี่ย 3

เดือน ดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์ และดัชนีราคาผู้บริโภครายเดือน โดยถ้าอัตราดอกเบี้ยเงินฝากเฉลี่ย 3 เดือน มีแนวโน้มสูงขึ้นจะทำให้ราคาหุ้นบริษัท ปตท.สำรวจและผลิตปิโตรเลียม จำกัด (มหาชน) มีการเปลี่ยนแปลงและแนวโน้มสูงขึ้นตามไปด้วย ขณะที่ปัจจัยที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงราคาหุ้นบริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) คือ ดัชนีราคาหุ้นกลุ่มพลังงาน อัตราดอกเบี้ยเงินฝากเฉลี่ย 3 เดือน ดัชนีอุตสาหกรรมดาวโจนส์ และอัตราแลกเปลี่ยนระหว่างเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ แต่มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกับการเปลี่ยนแปลงของราคาหุ้นบริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) โดยถ้าอัตราดอกเบี้ยเงินฝากเฉลี่ย 3 เดือน มีแนวโน้มสูงขึ้น จะส่งผลให้ราคาหุ้นบริษัท ปตท. จำกัด (มหาชน) มีการเปลี่ยนแปลงและลดลง

ในปีเดียวกัน ชัยรัตน์ ทัดสุรวงศ์ (Tatsurawong, 2008) ได้วิเคราะห์ปัจจัยที่มีส่งผลกระทบต่อมูลค่าตลาดของหุ้นกลุ่มพลังงาน ในช่วงปี พ.ศ. 2545 ถึง พ.ศ. 2551 โดยการประมาณค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด โดยตัวแปรที่ใช้ คือ มูลค่าตลาดของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงาน (MCAP) อัตราส่วนเงินปันผลต่อราคาหุ้น (EP) ราคาน้ำมันในตลาด (NYMEX) อัตราดอกเบี้ย ยอดสะสมเงินลงทุนจากต่างประเทศ (FSUM) ผลการศึกษาพบว่า ปัจจัยกำหนดมูลค่าตลาดของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงาน ประกอบด้วย การเปลี่ยนแปลงราคาน้ำมันในตลาด NYMEX ณ วันสิ้นเดือน ยอดสะสมเงินลงทุนของนักลงทุนจากต่างประเทศและอัตราดอกเบี้ยพื้นฐานของธนาคารกลางญี่ปุ่น

ต่อมาในปี พ.ศ. 2559 วรรณพี บานชื่นวิจิตร (Banchuenvijit, 2016) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบความสามารถของตัวแบบ CAPM และ Fama-French ในการประมาณการอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานและสาธารณูปโภคในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนกันยายน พ.ศ. 2550 ถึงเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2555 จากการเปรียบเทียบด้วยเครื่องมือ 3 วิธี คือ วิธี Standard Multivariate Regression Davidson และ Mackinnon Equation และวิธี Residual Analysis พบว่า Fama-French สามารถประมาณอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ได้จำนวนมากกว่า CAPM ได้อย่างมีนัยสำคัญ เนื่องจาก Fama-French มีการใช้ปัจจัยขนาดและปัจจัยอัตราส่วนมูลค่าหลักทรัพย์ตามบัญชีต่อราคาตลาดเพิ่มเติม และได้ทำการศึกษางานวิจัยของ วรรณพี บานชื่นวิจิตร และสุนิสา ชูชื่น (Banchuenvijit & Choochuen, 2013) ยังได้ศึกษาความมีประสิทธิภาพของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย จากข้อมูลราคาปิดรายวันของหลักทรัพย์ที่จดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย จำนวน 17 บริษัท ที่อยู่ในกลุ่มอุตสาหกรรมอสังหาริมทรัพย์ใน SET100 จากการทดสอบทางสถิติ ณ ระดับนัยสำคัญ 5% พบว่า ไม่มีตัวแปรอิสระใดที่มีผลต่อราคาปิดหลักทรัพย์ทั้ง 17 บริษัท

หลังจากการศึกษาผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ปัจจัยที่ส่งผลกระทบต่ออัตราการตอบแทนของหลักทรัพย์ในกลุ่มหุ้นพลังงาน ทางผู้วิจัยจึงนำปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบในกลุ่มหุ้นพลังงานไฟฟ้า คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบ ราคาขายย้อนหลัง LPG อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง ข้อมูลดัชนี SET ดัชนี S&P 500 ดัชนี Dow Jones Industrial Average ผลตอบแทนย้อนหลังของพันธบัตรไทย และสัญญาซื้อขายล่วงหน้าคาร์บอนอิมมิชชันมาวิเคราะห์ เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทน

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการพยากรณ์ที่เป็นที่นิยมอย่างกว้างขวางในการพยากรณ์ข้อมูล งานวิจัยของ Fernández (2006) ได้ทำการพยากรณ์ราคาสินค้าโภคภัณฑ์ ประกอบด้วย ราคาน้ำมันดิบ และราคาก๊าซธรรมชาติ โดยวิธีการจัดหมวดหมู่และทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระหว่างวิธี Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และวิธีเครือข่ายประสาท

เทียม (Artificial Neural Network Model: ANN) และวิธี Support Vector Machine (SVM) โดยใช้ค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดจากการพยากรณ์กำลังสองในการวัดประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่า ในการพยากรณ์ระยะสั้นด้วยวิธี ARIMA จะให้ค่า MSPE ที่ต่ำกว่าจึงเป็นวิธีมีประสิทธิภาพสูงที่สุด

ในปี พ.ศ. 2558 นิฉา แก้วหาวงษ์ (Kaewhawong, 2015) ได้ทำการศึกษาการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา 2 ตัวแบบ คือ ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ SARIMA โดยข้อมูลที่น่าสนใจเป็นอนุกรมเวลารายเดือนของปริมาณการใช้ไฟฟ้าของประเทศไทย ซึ่งแบ่งการพยากรณ์เป็น 2 ช่วงเวลา โดยใช้ช่วงเวลาที่พยากรณ์ข้อมูลในอดีตตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2545 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2556 เพื่อคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมกับตัวแบบ และช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้าตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2557 ถึงเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2557 เพื่อคัดเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ จากการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์จากเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน Mean Absolute Percentage Error (MAPE) พบว่า ARMA(2,(6,20)) ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด โดยมีตัวแปรอิสระ คือ เวลา ดัชนีฤดูกาล และผลกระทบเนื่องจากเกิดเหตุการณ์ผิดปกติ

ในปี พ.ศ. 2561 ชลธิชา ประดิษฐ์กุล และสุจรรย์พินธ์ สุวรรณพันธ์ (Pradithakul & Suwanpan, 2018) ได้เปรียบเทียบความสามารถในการทำกำไรจากการพิจารณาความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยในช่วงปี พ.ศ. 2555 ถึงปี พ.ศ. 2559 จากการแบ่งกลุ่มหลักทรัพย์ตามระดับความผันผวนของอัตราผลตอบแทน โดยใช้เครื่องมือทางเทคนิค ได้แก่ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ Moving average 10 Days, Moving average convergence/divergence, Exponential moving average และ Relative strength index โดยมีสมมติฐานว่า ความสามารถในการทำกำไรของเครื่องมือทางเทคนิคจะเพิ่มขึ้นตามระดับความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ ต่อมา ณัฐพิชา คณิตนันท์ (Khanitnantharak, 2019) ได้ทำการวิจัยผลตอบแทนจากการลงทุนในหลักทรัพย์โดยใช้ข้อมูลกำไรเทียบกับกำไรวิเคราะห์ราคา จากการวิจัยพบว่า การวิเคราะห์ราคาด้วยวิธี MACD ให้อัตราผลตอบแทนเฉลี่ยจากการซื้อขายหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยน้อยกว่าผลตอบแทนจากการเลือกซื้อด้วยระบบเมจิกฟอร์มูลา

ในปี พ.ศ. 2564 ภูวิศ บรรจงพัฒนา (Banjongpattana, 2021) ได้ศึกษางานวิจัยของเกษตรองกร สุวรรณทัต ที่ได้ทำการวิจัยความสัมพันธ์ของความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยกับปริมาณการซื้อขายและพฤติกรรมของกลุ่มนักลงทุนรายย่อย ในช่วงเวลาวันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2556 ถึงวันที่ 29 ธันวาคม พ.ศ. 2560 โดยใช้กลุ่มตัวอย่างในดัชนี SET100 จำนวน 100 บริษัท โดยใช้ตัวแบบ Panel Data Regression และตัวแบบ GARCH(1,1) เพื่อหาความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ พบว่า ปริมาณการซื้อขายส่งผลกระทบต่อความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์เมื่อเทียบกับกลุ่มนักลงทุนต่างชาติ ในขณะที่ ปริมาณการซื้อขายของกลุ่มนักลงทุนรายย่อยส่งผลกระทบต่อความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์เมื่อเทียบกับกลุ่มนักลงทุนสถาบัน และปริมาณการขายสุทธิของนักลงทุนรายย่อยในพอร์ตหลักทรัพย์ส่งผลกระทบต่อความผันผวนของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ซึ่งเกิดจากหลักทรัพย์ขนาดใหญ่ ที่มีพฤติกรรมการซื้อขายแบบสวนกระแสและการซื้อขายของทั้งกลุ่มนักลงทุนสถาบันและนักลงทุนต่างชาติ ต่อมาในงานวิจัยของ ภูวิศ บรรจงพัฒนา (Banjongpattana, 2021) ได้ทำการศึกษาและเปรียบเทียบแบบการพยากรณ์ ARIMA, Autoregressive Integrated Moving

Average with Exogenous Variables (ARIMAX) และ Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (GARCH) ต่อดัชนี SET50 ในช่วงก่อนการเกิดวิกฤตการณ์โรคระบาดโควิด-19 และช่วงหลังการเกิดการระบาด ในช่วงปี พ.ศ. 2563 เพื่อเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด Root Mean Square Error (RMSE) และ MAPE ของตัวแบบ ARIMA, ARIMAX และ GARCH ที่ให้ค่าต่ำสุดพบว่า ในช่วงก่อนการเกิดวิกฤตการณ์โรคระบาดโควิด-19 จาก 3 ตัวแบบ จากการพยากรณ์ราคาดัชนี SET50 ได้แก่ ARIMA และ GARCH ให้ค่าเหมาะสมในการพยากรณ์ที่สุด ในช่วงหลังการเกิดการระบาดพบว่า GARCH ให้ค่าแม่นยำในการพยากรณ์ที่สุด จึงมีการเปลี่ยนแปลงการพยากรณ์จาก ARIMA เป็นตัวแบบ GARCH ต่อมา Aprilianto et al. (2022) ได้ใช้วิธี ARIMAX ในการพยากรณ์ราคาหุ้นกลุ่มสุขภาพเพื่อใช้ในการพิจารณาการซื้อขายของหุ้นรายวันที่ราคาหุ้นเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของอุปทานและอุปสงค์ของหุ้นในช่วงการระบาดของโควิด-19

ในปี พ.ศ. 2567 กานต์ณัฐ ณ บางช้าง และวันอากีร์ วันยะฟาร์ (Na Bangchang & Wanyafar, 2024) ได้ทำการศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดัชนีราคาผู้บริโภคจากตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ ARIMAX โดยผลการพยากรณ์ดัชนีราคาผู้บริโภคสามารถใช้เป็นข้อมูลสำหรับการตัดสินใจกำหนดนโยบายการเงินและการคลัง การศึกษาวิจัยครั้งนี้ใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบรายเดือน ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม พ.ศ. 2553 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2565 โดยตัวแปรอิสระที่ใช้ในการวิเคราะห์ตัวแบบ ARIMAX ได้แก่ ดัชนีแลกเปลี่ยนเงินบาทที่แท้จริง อัตราการว่างงานของคนในประเทศไทย ดัชนีค่าปลิกของประเทศไทย ดัชนีค่าส่งของประเทศไทย และอัตราดอกเบี้ยนโยบายของประเทศไทย โดยทำการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ คือ ค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย เพื่อหาตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด และยังทำการเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เพื่ออธิบายประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ผลจากการศึกษาพบว่า ตัวแบบที่มีความเหมาะสมมากที่สุด คือ ตัวแบบ ARIMAX(2,1,(1,11))

จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับเทคนิคการพยากรณ์ ทางผู้วิจัยได้สนใจนำตัวแบบ ARIMA เป็นที่นิยมใช้อย่างกว้างขวางในการพยากรณ์ข้อมูล และตัวแบบ ARIMAX ที่เพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่าตัวแบบ ARIMA ในกรณีที่มีการเพิ่มตัวแปรอิสระที่เหมาะสมกับตัวแบบ ARIMAX จากการนำปัจจัยภายนอก (ตัวแปรอิสระ) ที่ส่งผลกระทบโดยตรงต่ออัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์มาพิจารณาเพิ่มเติม เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์หลักทรัพย์ในหุ้นกลุ่มพลังงานไฟฟ้า

ตัวแบบ ARIMA เป็นเทคนิคการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาจากการนำข้อมูลในอดีต และค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลในอดีตมาทำนายข้อมูลในอนาคต และเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมนำมาใช้ในการคาดการณ์ข้อมูลหลักทรัพย์ในอนาคต และภายหลังได้มีการประยุกต์ใช้ตัวแบบ ARIMAX ซึ่งเป็นเทคนิคการวิเคราะห์แบบถดถอยพหุคูณเชิงซ้อนโดยมีปัจจัยอื่นที่เพิ่มความแม่นยำ ผู้วิจัยจึงได้สนใจทำการทดสอบการพยากรณ์หุ้นกลุ่มพลังงานไฟฟ้าโดยการเปรียบเทียบตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX เพื่อเลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดพยากรณ์อัตราผลตอบแทนล่วงหน้า เพื่อป้องกันความเสี่ยงและเป็นทางเลือกในการตัดสินใจลงทุนในตลาดหลักทรัพย์

งานวิจัยมีจุดประสงค์เพื่อทำการศึกษาและเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์จากข้อมูลของหลักทรัพย์ ว่าตัวแบบใดมีประสิทธิภาพและมีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดในหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้า

แห่งประเทศไทย เนื่องจากในปัจจุบันหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้ามีแนวโน้มที่จะเติบโตขึ้นในระยะยาวมีความผันผวนน้อย โดยการพยากรณ์และคาดการณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าโดยใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์หลักทรัพย์มากที่สุด ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจในการวางแผนการลงทุนอย่างรอบคอบ

2. วิธีดำเนินการวิจัย

2.1 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 1) เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยย้อนหลัง 72 เดือน โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX
- 2) เพื่อพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าล่วงหน้า

2.2 ขอบเขตของงานวิจัย

การศึกษานี้ใช้ข้อมูลราคาย้อนหลังของหลักทรัพย์ในกลุ่มพลังงาน 2 พลังงาน ประกอบด้วย 1) โรงไฟฟ้าที่ใช้พลังงานจากฟอสซิล (Conventional energy) ได้แก่ BGRIM, BPP, EGCO, GPSC, GULF, RATCH และ SCG และ 2) โรงไฟฟ้าพลังงานหมุนเวียน (Renewable energy) ได้แก่ ACC, ACE, BCPG, CKP, CV, DEMCO, EA, ETC, GREEN, GUNKUL, NOVA, PRIME, SOLAR, SPCG, SSP, SUPER, TGE, TSE, TPIPP, EP, TPCH, PSTC, UPA และ SAAM ซึ่งข้อมูลที่จัดเก็บเป็นข้อมูลรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2566 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน โดยใช้ข้อมูลที่ได้จากเว็บไซต์ investing.com และทำการคัดเลือกหลักทรัพย์ 10 หลักทรัพย์ ได้แก่ BGRIM, GPSC, GULF, ACC, CKP, EA, GUNKUL, NOVA, SOLAR และ SSP เพื่อทำการพยากรณ์ และใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX ในการวิเคราะห์เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานไฟฟ้าในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย

2.3 วิธีการดำเนินการวิจัยและระเบียบวิธีวิจัย

ในการศึกษานี้ได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลโดยใช้โปรแกรม Excel และโปรแกรม SPSS ในการประมวลผลข้อมูลเพื่อหาค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time series analysis) คือ กระบวนการทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่จัดเก็บตามลำดับเวลา เพื่อหาแนวโน้ม ฤดูกาล ความผันผวน และรูปแบบต่าง ๆ ที่วิเคราะห์พฤติกรรมในอนาคตและสามารถพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงข้อมูลในอนาคตได้ โดยขึ้นอยู่กับ การเปลี่ยนแปลงของเวลาในอดีตเป็นพื้นฐาน โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาของตัวแปรนั้นมาศึกษาหา รูปแบบความสัมพันธ์ต่าง ๆ การวิเคราะห์อนุกรมเวลาจะประกอบไปด้วยการแยกส่วนประกอบต่าง ๆ ในข้อมูลอนุกรมเวลาออกมา และวิเคราะห์รูปแบบความสัมพันธ์ของส่วนประกอบนั้น เพื่อนำไปพยากรณ์ค่าในอนาคตของข้อมูลอนุกรมเวลานั้น

ในขั้นแรกของการวิเคราะห์ ได้ใช้โปรแกรมสำเร็จรูป Minitab เพื่อระบุโครงสร้างของตัวแบบ ARIMA ที่เหมาะสมกับข้อมูลของแต่ละหลักทรัพย์ โดยใช้ฟังก์ชัน Best ARIMA Model ภายใต้เมนู Stat > Time Series > Best ARIMA Model เพื่อทำการประเมินค่าพารามิเตอร์ p (Autoregressive), d (Differencing) และ q (Moving average) ที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูล โดยใช้วิธี Maximum Likelihood Estimation (MLE) และพิจารณาค่า AIC และ BIC ในการเลือกโมเดล

จากนั้นจึงนำค่าพารามิเตอร์ที่ได้จาก Minitab ไปใช้ในโปรแกรม SPSS เพื่อดำเนินการวิเคราะห์เชิงสถิติต่อ โดยใช้ชุดคำสั่ง (Syntax) แทนการวิเคราะห์ผ่านเมนู เพื่อควบคุมรายละเอียดของตัวแบบและเพื่อให้การวิเคราะห์สามารถทำซ้ำได้อย่างชัดเจน

2.3.1 ตัวแบบ ARIMA

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins เป็นระเบียบวิธีทางสถิติสำหรับหาตัวแบบพยากรณ์ เทคนิคนี้อาศัยความสัมพันธ์จากข้อมูลในอดีตเพื่อหาตัวแบบแสดงพฤติกรรมของข้อมูล และใช้เป็นแนวทางในการพยากรณ์พฤติกรรมในอนาคต เป็นเทคนิคที่มีประสิทธิภาพสูงสำหรับการพยากรณ์ในระยะสั้นตัวแบบที่ใช้ในการวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins เรียกตัวแบบ ARIMA มีข้อสมมติว่าค่าปัจจุบันของค่าสังเกตเป็นฟังก์ชันเชิงเส้นของค่าสังเกต และค่าความคลาดเคลื่อนสุ่มในอดีต ดังสมการที่ (1)

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (1)$$

โดยที่	Y_t	คือ	ข้อมูล ณ เวลาที่ t
	B	คือ	backshift operator
	ε_t	คือ	ค่าความคลาดเคลื่อนสุ่ม ณ เวลาที่ t
	$\phi_{1,2,\dots,p}$	คือ	ค่าพารามิเตอร์ของ Autoregressive process อันดับที่ $1, 2, \dots, p$
	$\theta_{1,2,\dots,q}$	คือ	ค่าพารามิเตอร์ของ Moving average process อันดับที่ $1, 2, \dots, q$
	d	คือ	อันดับที่ d ของการหาผลต่าง

การพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ ARIMA มีขั้นตอนดังนี้

1) การทดสอบคุณสมบัติหนึ่งของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยข้อมูลจะต้องมีความแปรปรวนคงที่ ซึ่งทดสอบด้วยวิธี Box-Cox Transformation หากการทดสอบพบว่าข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จะต้องทำการแปลง นอกจากนี้ข้อมูลจะต้องมีค่าเฉลี่ยที่คงที่ ซึ่งทดสอบด้วยวิธี Augmented Dickey-Fuller Test (ADF) หากการทดสอบพบว่าข้อมูลมีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ จะต้องทำการหาผลต่างอันดับที่ d แบบไม่มีฤดูกาล (Nonseasonal difference) ให้กับข้อมูล

2) เมื่อปรับข้อมูลอนุกรมเวลาให้มีคุณสมบัตินิ่งแล้วจึงนำไปคำนวณค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function: ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation Function: PACF) เพื่อหาอันดับของ p และ q หลังจากนั้นกำหนดตัวแบบ ARIMA ที่เป็นไปได้จากอันดับ p , d และ q ซึ่งแทนด้วย ARIMA(p,d,q) โดยตัวแบบที่เป็นไปได้ อาจมีมากกว่า 1 ตัว

แบบ ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ Moving Average (MA) ของตัวแบบ ARIMA จะใช้รูปแบบสมการที่กำหนดพจน์เป็นเครื่องหมายบวก โดยอนุญาตให้ค่าพารามิเตอร์ θ มีค่าเป็นลบหรือบวก ตามการประมาณค่าจากข้อมูลจริง

3) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในแต่ละตัวแบบที่เป็นไปได้ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน Mean Absolute Deviation (MAD) และ MAPE

ตัวอย่างโครงสร้างตัวแบบ ARIMA

1) ARIMA(p,d,q)

โดยที่ p คือ จำนวนค่า Lag ของตัวแปรตามในส่วน Autoregressive (AR)

d คือ จำนวนครั้งที่แตกต่างข้อมูล เพื่อให้อนุกรมเวลานิ่ง

q คือ จำนวนค่า Lag ของค่าความคลาดเคลื่อนในส่วน Moving Average (MA)

2) ARIMA(p,d,(q₁,q₂,...)) มีลักษณะคล้าย ARIMA(p,d,q) แต่ระบุ MA ที่ใช้หลาย Lag พร้อมกัน เช่น MA(1,3,7)

2.3.2 ตัวแบบ ARIMAX

ตัวแบบ ARIMAX เป็นการผสมผสานของตัวแบบ ARIMA กับปัจจัยอื่นที่น่าจะมีอิทธิพลต่อ Y_t เป็นการเน้นการพยากรณ์ในระยะสั้นซึ่งตัวแบบ ARIMAX เป็นตัวแบบที่มีความคล่องตัวในการพยากรณ์ค่อนข้างสูง เนื่องจากการใช้ค่าพยากรณ์ในอดีตของตัวแปรนั้นและปัจจัยชั้นนำหรือมีปัจจัยที่มีผลของตัวแปรนั้น ๆ ในการพยากรณ์ค่าในอนาคต ดังสมการที่ (2)

$$Y_t = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i X_{i,t} + \omega_t \quad (2)$$

โดยที่ Y_t คือ ข้อมูล ณ เวลาที่ t

$X_{i,t}$ คือ ตัวแปรอิสระตัวที่ i ณ เวลาที่ t ; $i=1,2,...,k$

β_0 คือ พารามิเตอร์แสดงค่าคงที่

β_i คือ พารามิเตอร์แสดงสัมประสิทธิ์การถดถอย

ω_t คือ อนุกรมเวลาของ Regression errors โดยตัวแบบ ARIMA errors ของ ω_t คือ $\phi(B)\omega_t = \theta(B)\omega_t$

การพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ ARIMAX มีขั้นตอนดังนี้

1) ทดสอบคุณสมบัติของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยข้อมูลจะต้องมีความแปรปรวนคงที่ ซึ่งทดสอบด้วยวิธี Box-Cox Transformation หากการทดสอบพบว่า ข้อมูลมีความแปรปรวนไม่คงที่ จะต้องทำการแปลง นอกจากนี้ข้อมูลจะต้องมีค่าเฉลี่ยที่คงที่ ซึ่งทดสอบด้วยวิธี Augmented Dickey-Fuller Test หากการทดสอบพบว่าข้อมูลมีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ จะต้องทำการหาผลต่างอันดับที่ d แบบไม่มีฤดูกาลให้กับข้อมูล

2) กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ ดังนี้ ตัวแปรตาม (Dependent variable) คือ Y แทนอัตราผลตอบแทนหุ้นกลุ่มพลังงานไฟฟ้า และตัวแปรอิสระ (Independent variable) คือ X แทนดัชนีต้นทุนราคาก๊าซธรรมชาติ โดยคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการและประมาณค่าพารามิเตอร์ในแบบการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

3) คำนวณค่าพยากรณ์และค่าความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ หลังจากนั้นทดสอบคุณสมบัติหนึ่งด้วยวิธีการ Augmented Dickey-Fuller Test จากการทดสอบหากพบว่าข้อมูลมีค่าเฉลี่ยไม่คงที่ จะต้องทำการหาผลต่างอันดับที่ d แบบไม่มีฤดูกาล ให้กับค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการถดถอยพหุคูณเชิงเส้น

4) นำค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยตัวแบบการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นที่ผ่านการทดสอบคุณสมบัติหนึ่งมาคำนวณค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อยเพื่อหาอันดับของ p และ q

5) กำหนดตัวแบบ ARIMAX ที่เป็นไปได้จากอันดับ p, d, q และตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือกเข้าสมการถดถอยพหุคูณเชิงเส้นด้วยวิธี Stepwise มาวิเคราะห์รวมในตัวแบบ ซึ่งแทนด้วย ARIMAX(p, d, q) with X โดยตัวแบบที่เป็นไปได้อาจมีมากกว่า 1 ตัวแบบ

6) ตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ ARIMAX ที่ผ่านการทดสอบพารามิเตอร์ โดยการวิเคราะห์ส่วนเหลือ (Residual analysis) ได้แก่ ตรวจสอบสหสัมพันธ์ในตัวเองของความคลาดเคลื่อนสุ่ม ตรวจสอบการแจกแจงปกติของความคลาดเคลื่อนสุ่ม ตรวจสอบค่าเฉลี่ยไม่แตกต่างจากศูนย์ของความคลาดเคลื่อนสุ่ม และตรวจสอบความแปรปรวนคงที่ของความคลาดเคลื่อนสุ่ม

7) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในแต่ละตัวแบบที่เป็นไปได้ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAPE และ MAD

ตัวอย่างโครงสร้างตัวแบบ ARIMAX

1) ARIMAX(p, d, q)(P, D, Q) เป็นตัวแบบที่ขยายจาก ARIMA(p, d, q) โดยเพิ่มตัวแปรอิสระ (X)

โดยที่ (P, D, Q) คือ องค์ประกอบฤดูกาล (Seasonal AR, I, MA)

P คือ Lag AR ฤดูกาล

D คือ จำนวน seasonal differencing

Q คือ Lag MA ฤดูกาล

2) ARIMAX($p, d, (q_1, q_2, \dots)$)(P, D, Q) ใช้ในกรณีส่วนไม่มีฤดูกาล โดยใช้ MA หลาย Lag ($q_1, q_2, \dots$) พร้อมด้วยองค์ประกอบฤดูกาล

3) ARIMAX($p, d, (q_1, q_2, (q_3))$)(P, D, Q) ใช้ในกรณีเฉพาะที่แยกกลุ่ม MA ออกเป็นสองชุด (q_1, q_2) สำหรับ Lag ปกติ และ (q_3) สำหรับ Lag พิเศษอีกชุด ส่วนองค์ประกอบฤดูกาล (P, D, Q) ยังคงเหมือนเดิม

2.4 การเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของตัวแบบการพยากรณ์

เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อนของตัวแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยตัวแบบที่ดีที่สุดจะต้องมีค่าคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด

1) ค่าเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation: MAD)

MAD หรือ MAE เป็นการวัดความแม่นยำ โดยพิจารณาความแตกต่างค่าสัมบูรณ์ระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ โดยบอกปริมาณความคลาดเคลื่อนว่ามีความแตกต่างกันเท่าใด ดังสมการที่ (3)

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i| \quad (3)$$

โดยที่ Y_i คือ ค่าข้อมูลจริง

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์

n คือ จำนวนข้อมูล

2) ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error: MSE)

MSE เป็นการวัดความแม่นยำของตัวแบบโดยวัดจากค่าเฉลี่ยของผลรวมกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ดังสมการที่ (4)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (4)$$

3) ค่าความคลาดเคลื่อนเปอร์เซ็นต์สัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

MAPE เป็นการวัดความคลาดเคลื่อนจากค่าเฉลี่ยค่าสัมบูรณ์เป็นเปอร์เซ็นต์ระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ค่าคลาดเคลื่อนที่ต่ำจะบ่งบอกความแม่นยำของตัวแบบ ดังสมการที่ (5)

$$MAPE(\%) = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (5)$$

4) ค่าความคลาดเคลื่อนเปอร์เซ็นต์เฉลี่ย (Mean Percentage Error: MPE)

MPE เป็นการวัดความคลาดเคลื่อนจากค่าเฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ดังสมการที่ (6)

$$MPE(\%) = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \quad (6)$$

5) ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: R-Squared)

ค่า R-Squared คือ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือ ค่าสัมประสิทธิ์แสดงการตัดสินใจเชิงซ้อน (Coefficient of Multiple Determination) สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยแบบพหุคูณ (Multiple Regression) ใช้อธิบายความแปรปรวนของข้อมูล ดังสมการที่ (7)

$$R^2 (\%) = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \right) \times 100 \quad (7)$$

โดยที่ $\bar{Y}$ คือ ค่าเฉลี่ย

2.5 ตัวอย่างการใช้โปรแกรมในการวิเคราะห์ข้อมูล

ในการศึกษาใช้โปรแกรม SPSS ในการประมวลผลข้อมูลเพื่อหาค่าพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX และทำการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX ดังตัวอย่างต่อไปนี้

1) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ ARIMA(1,0,0)

TSET PRINT=BRIEF CIN=95 NEWVAR=ALL.

PREDICT THRU YEAR 2023 MONTH 12.

ARIMA Y

/MODEL = CONSTANT

/P=1/D=0/Q=0/SP=0/SD=0/SQ=0

/MXITER= 10

/PAREPS= .001

/SSQPCT= .001

/FORECAST= EXACT.

2) การประมาณค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ ARIMAX(1,0,0)(3,0,0)

TSET PRINT=BRIEF CIN=95 NEWVAR=ALL 90

PREDICT THRU YEAR 2023 MONTH 12.

ARIMA Y with X1 X3 X5 X10 X11

/MODEL = CONSTANT

/P=1/D=0/Q=0/SP=3/SD=0/SQ=0

/MXITER= 10

/PAREPS= .001

/SSQPCT= .001

/FORECAST= EXACT.

3) การคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้จากตัวแบบพยากรณ์

COMPUTE MAD = ABS(Y-FIT_2).

EXECUTE.

COMPUTE MSE = (Y-FIT_2)*(Y-FIT_2).

EXECUTE.

COMPUTE MAPE = ABS(Y-FIT_2)/Y.

EXECUTE.

COMPUTE MPE = (Y-FIT_2)/Y.

EXECUTE.

DESCRIPTIVES

VARIABLES = MAD MSE MAPE MPE

/STATISTICS = SUM MEAN.

3. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

จากการศึกษาความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้าในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยย้อนหลัง 72 เดือน โดยใช้ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบ ARIMAX โดยงานวิจัยนี้ยกตัวอย่างการคำนวณของหุ้น BGRIM แสดงให้เห็นดังนี้

3.1 ตัวแบบ ARIMA

1) ทดสอบคุณสมบัติหนึ่งของข้อมูลอัตราผลตอบแทนของหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า (Y_t)

จากการทดสอบข้อมูลอัตราผลตอบแทนของหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า พบว่า ข้อมูลมีความแปรปรวนคงที่จึงไม่ต้องทดสอบด้วยวิธี Box-Cox Transformation จากนั้นตรวจสอบว่าข้อมูลมีค่าเฉลี่ยที่คงที่หรือไม่ ทดสอบด้วยวิธี Augmented Dickey-Fuller Test

จากตารางที่ 1 เมื่อนำข้อมูลอัตราผลตอบแทนหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า 10 ตัว มาทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test พบว่า ค่าสถิติทดสอบ t มี p -value มากกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 หาก p -value มากกว่า 0.05 หมายความว่า เรายังมีหลักฐานไม่เพียงพอที่จะปฏิเสธว่าข้อมูลมีลักษณะไม่นิ่ง (Non-stationary) ซึ่งอาจจำเป็นต้องใช้วิธีการอื่น เช่น การหาผลต่าง เพื่อให้ข้อมูลมีความนิ่ง (Stationary) ก่อนนำไปวิเคราะห์ต่อ เมื่อทำการหาผลต่าง 1 ครั้ง แล้วพบว่าค่า p -value มีค่าน้อยกว่า 0.05 สรุปได้ว่า ความคลาดเคลื่อนจากสมการถดถอยของหุ้นทุกตัวมีความนิ่งแล้ว

ตารางที่ 1. ผลการทดสอบ Augmented Dickey-Fuller Test ของราคาหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า 10 ตัว

ตัวแปร (Y_t)	Augmented Dickey-Fuller Test			
	Test Statistics	p-value	Test Statistics (diff=1)	p-value (diff=1)
BGRIM	-1.928	0.319	-8.660	0.000
GPSC	-2.404	0.141	-6.410	0.000
GULF	-1.395	0.585	-9.436	0.000
ACC	-1.802	0.379	-2.086	0.000
CKP	-1.948	0.310	-4.736	0.000
EA	-1.359	0.602	-7.071	0.000
GUNKUL	-1.358	0.602	-9.021	0.000
NOVA	-2.635	0.086	-8.192	0.000
SOLAR	-1.940	0.314	-8.112	0.000
SSP	-1.387	0.588	-7.151	0.000

2) ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย

เมื่อนำข้อมูลอัตราผลตอบแทนหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า 10 ตัว หาผลต่างอันดับที่ d แบบไม่มีฤดูกาล แล้วทำให้ไม่สามารถหาอันดับ q และ p ได้ จากการหาค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย ดังนั้นจึงไม่ต้องหาอันดับที่ d ยกเว้นหุ้น GULF ที่ต้องหาผลต่างอันดับที่ d โดยได้ยกตัวอย่างการแสดงค่า ACF และ PACF ของหุ้น BGRIM ดังตารางที่ 2 และ 3 และแสดงกราฟของค่า ACF และ PACF ของหุ้น BGRIM ดังรูปที่ 1 และ 2 ตามลำดับ

ตารางที่ 2. ค่า ACF ของหุ้น BGRIM ด้วยตัวแบบ ARIMA

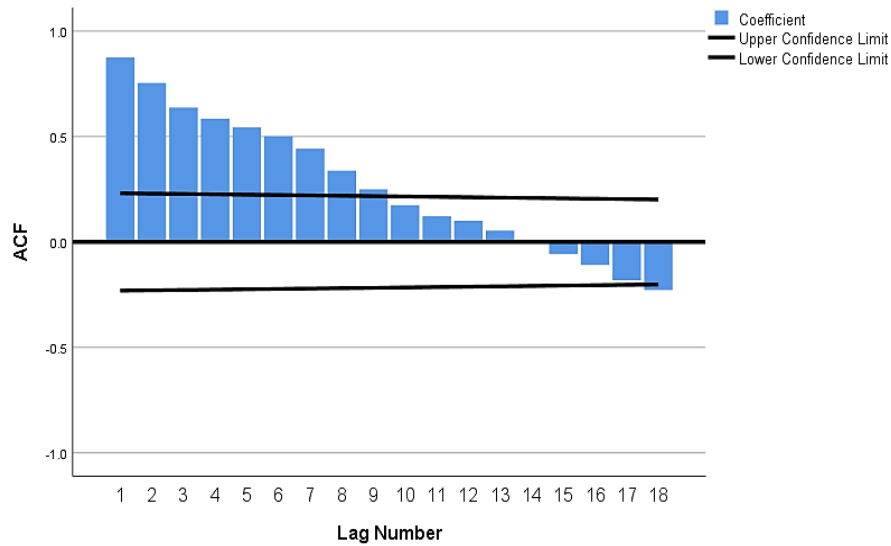
Autocorrelations					
Series: BGRIM					
Box-Ljung Statistic					
Lag	Auto correlation	Std. Error	Value	df	Sig.
1	0.875	0.115	57.472	1	0.000
2	0.754	0.115	100.796	2	0.000
3	0.637	0.114	132.154	3	0.000
4	0.585	0.113	158.971	4	0.000
5	0.543	0.112	182.455	5	0.000
6	0.501	0.111	202.699	6	0.000
7	0.442	0.110	218.732	7	0.000
8	0.338	0.110	228.264	8	0.000
9	0.250	0.109	233.537	9	0.000
10	0.174	0.108	236.152	10	0.000
11	0.122	0.107	237.449	11	0.000

ตารางที่ 2. (ต่อ) ค่า ACF ของหุ่น BGRIM ด้วยตัวแบบ ARIMA

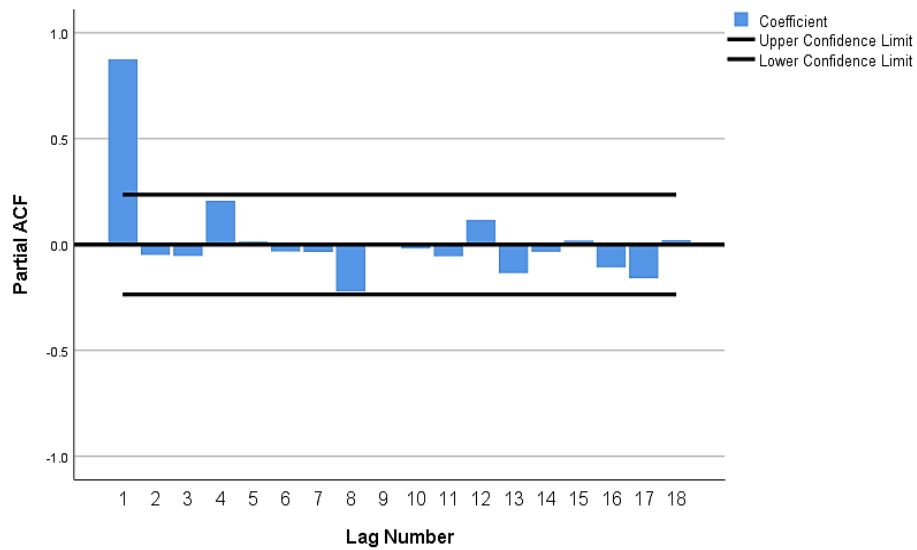
Autocorrelations					
Series: BGRIM					
Box-Ljung Statistic					
Lag	Auto correlation	Std. Error	Value	df	Sig.
12	0.101	0.106	238.357	12	0.000
13	0.054	0.105	228.620	13	0.000
14	0.003	0.104	228.621	14	0.000
15	-0.056	0.103	228.919	15	0.000
16	-0.109	0.103	240.051	16	0.000
17	-0.181	0.102	243.210	17	0.000
18	-0.228	0.101	248.339	18	0.000

ตารางที่ 3. ค่า PACF ของหุ่น BGRIM ด้วยตัวแบบ ARIMA

Partial Autocorrelation		
Series: BGRIM		
Lag	Partial Autocorrelation	Std. Error
1	0.875	0.118
2	-0.049	0.118
3	-0.054	0.118
4	0.208	0.118
5	0.015	0.118
6	-0.033	0.118
7	-0.035	0.118
8	-0.220	0.118
9	-0.005	0.118
10	-0.019	0.118
11	-0.055	0.118
12	0.116	0.118
13	-0.134	0.118
14	-0.034	0.118
15	0.020	0.118
16	-0.107	0.118
17	-0.159	0.118
18	0.022	0.118



รูปที่ 1. ค่า ACF ของหุ่น BGRIM จากการคำนวณด้วยตัวแบบ ARIMA



รูปที่ 2. ค่า PACF ของหุ่น BGRIM จากการคำนวณด้วยตัวแบบ ARIMA

3) ค่าประมาณพารามิเตอร์ในตัวแบบที่เหมาะสมกับหลักทฤษฎี

จากการสร้างตัวแบบ ARIMA(p,d,q) โดยพิจารณาว่า ACF และ PACF จากการทดสอบค่าสถิติ เพื่อพิจารณาหาตัวแบบที่เหมาะสมของหุ่นทั้งหมด 10 ตัว ยกตัวอย่าง ตัวแบบ ARIMA(1,1,0) ของหุ่น BGRIM มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ข้อมูลเมื่อวัดด้วยค่า MAD MSE MAPE MPE และ R-Squared เท่ากับ 2.872 14.981 7.548 -0.555 และ 89.141 ตามลำดับ ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4. ค่าประมาณพารามิเตอร์ในตัวแบบที่เหมาะสมกับหลักทรัพย์

หุ้น	ARIMA	ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์				
		MAD	MSE	MAPE	MPE	R-Squared
BGRIM	ARIMA(1,1,0)	2.872	14.981	7.548	-0.555	89.141
GPSC	ARIMA(1,1,0)	4.596	36.405	7.210	-1.184	81.949
GULF	ARIMA(0,1,(7))	1.823	6.504	5.285	0.840	98.158
ACC	ARIMA(1,1,1)	0.079	0.014	9.027	-1.037	96.181
CKP	ARIMA(1,1,0)	0.325	0.214	7.074	-0.878	85.405
EA	ARIMA(1,1,1)	4.729	38.559	8.546	-1.439	94.484
GUNKUL	ARIMA(1,1,0)	0.289	0.167	8.424	-1.158	94.298
NOVA	ARIMA(1,1,(3))	0.885	1.845	7.501	-0.650	89.383
SOLAR	ARIMA(1,1,0)	0.133	0.034	12.365	-3.103	87.937
SSP	ARIMA(1,1,0)	0.450	0.408	5.973	-0.262	95.125

3.2 ตัวแบบ ARIMAX

1) กำหนดตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์ มีดังนี้

$Y_{1,t}$ คือ หุ้น BGRIM

$Y_{6,t}$ คือ หุ้น EA

$Y_{2,t}$ คือ หุ้น GPSC

$Y_{7,t}$ คือ หุ้น GUNKUL

$Y_{3,t}$ คือ หุ้น GULF

$Y_{8,t}$ คือ หุ้น NOVA

$Y_{4,t}$ คือ หุ้น ACC

$Y_{9,t}$ คือ หุ้น SOLAR

$Y_{5,t}$ คือ หุ้น CKP

$Y_{10,t}$ คือ หุ้น SSP

ตัวแปรอิสระ ประกอบด้วย

$X_{1,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบเบรนท์

$X_{2,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบ Dubai Crude Oil (Platts) Financial Futures

$X_{3,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าน้ำมันดิบ WTI

$X_{4,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าก๊าซธรรมชาติ

$X_{5,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าถ่านหิน

$X_{6,t}$ คือ ราคาย้อนหลัง หุ้น LPG

$X_{7,t}$ คือ อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง THB/USD

$X_{8,t}$ คือ อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง XAU/USD

$X_{9,t}$ คือ อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง USD/EUR

$X_{10,t}$ คือ ข้อมูลย้อนหลังของ ดัชนี SET

$X_{11,t}$ คือ ดัชนี S&P 500

$X_{12,t}$ คือ ดัชนี Dow Jones Industrial Average

$X_{13,t}$ คือ ผลตอบแทนย้อนหลังของพันธบัตรไทย

$X_{14,t}$ คือ สัญญาซื้อขายล่วงหน้าคาร์บอนอิมิสชั่น

2) ค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย

เมื่อนำข้อมูลอัตราผลตอบแทนหุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า 10 ตัว มาพิจารณาหาค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองและค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย แสดงได้ดังตารางที่ 5 และ 6 ตามลำดับ

ตารางที่ 5. ค่า ACF ของหุ้น BGRIM ด้วยตัวแบบ ARIMAX

Autocorrelations					
Series: BGRIM					
Box-Ljung Statistic					
Lag	Auto correlation	Std. Error	Value	df	Sig.
1	0.365	0.115	9.992	1	0.002
2	0.139	0.115	11.467	2	0.003
3	-0.254	0.114	16.445	3	0.001
4	-0.320	0.113	24.444	4	0.000
5	-0.185	0.112	27.165	5	0.000
6	0.910	0.111	27.836	6	0.000
7	0.296	0.110	35.030	7	0.000
8	0.111	0.110	36.047	8	0.000
9	-0.071	0.109	36.478	9	0.000
10	-0.297	0.108	44.079	10	0.000
11	-0.390	0.107	57.375	11	0.000
12	-0.227	0.106	61.940	12	0.000
13	-0.020	0.105	61.978	13	0.000
14	0.229	0.104	66.808	14	0.000
15	0.165	0.103	69.349	15	0.000
16	0.175	0.103	72.275	16	0.000
17	-0.132	0.102	73.954	17	0.000
18	-0.277	0.101	81.535	18	0.000

จากตารางที่ 5 พบว่า ค่า Autocorrelation ในหลายช่วงเวลา (Lag) ยังคงมีนัยสำคัญทางสถิติโดยผลการทดสอบ Box-Ljung ให้ค่า Sig. ต่ำกว่า 0.05 ในทุกช่วงเวลา ตั้งแต่ Lag ที่ 1 ถึง 18 แสดงว่าเศษเหลือจากโมเดลยังมีความสัมพันธ์กับค่าที่ผ่านมาในอดีต

ตารางที่ 6. ค่า PACF ของหุ้น BGRIM ด้วยตัวแบบ ARIMAX

Partial Autocorrelation		
Series: BGRIM		
Lag	Partial Autocorrelation	Std. Error
1	0.365	0.118
2	0.007	0.118
3	-0.354	0.118
4	-0.154	0.118
5	0.069	0.118
6	0.173	0.118
7	0.150	0.118
8	-0.235	0.118
9	-0.176	0.118
10	-0.080	0.118
11	-0.145	0.118
12	-0.038	0.118
13	-0.059	0.118
14	0.062	0.118
15	-0.058	0.118
16	0.107	0.118
17	-0.138	0.118
18	0.022	0.118

จากตารางที่ 6 พบว่า ค่า Partial autocorrelation ส่วนใหญ่มีค่าใกล้ศูนย์ แสดงถึงความไม่มีความสัมพันธ์ในหลายช่วงเวลา

3) การคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการ Stepwise

การคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสมการ Stepwise ดังตารางที่ 7 ตัวแปรอิสระ หรือตัวแปร X ที่ได้จากการคัดเลือก คือ $X_{7,t}$ $X_{9,t}$ $X_{13,t}$ และ $X_{14,t}$

ตารางที่ 7. การคัดเลือกตัวแปรอิสระของหุ่น BGRIM

ตัวแปรอิสระที่นำเข้า/ลบออก			
Model	Variables Entered	Variables Removed	Method
1	X_{13}	.	Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter $\leq$ 0.050, Probability-of-F-to-remove $\geq$ 0.100)
2	X_{14}	.	Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter $\leq$ 0.050, Probability-of-F-to-remove $\geq$ 0.100)
3	X_9	.	Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter $\leq$ 0.050, Probability-of-F-to-remove $\geq$ 0.100)
4	X_7	.	Stepwise (Criteria: Probability-of-F-to-enter $\leq$ 0.050, Probability-of-F-to-remove $\geq$ 0.100)

4) กำหนดตัวแปร ARIMAX ที่เป็นไปได้จากค่า p , d , q และตัวแปรอิสระที่ผ่านการคัดเลือก

เมื่อนำค่า Error มาวิเคราะห์ด้วยวิธี Forecast with Best ARIMA Model เพื่อหาตัวแปร ARIMAX ที่เป็นไปได้จากค่า p , d และ q จะได้ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ คือ ARIMAX(1,0,0)(0,0,0) โดยตัวแบบ AR(1) แสดงค่า $p = 1$, $d = 0$ และ $q = 0$ ในขณะที่พารามิเตอร์ของฤดูกาล (Seasonal) คือ (0,0,0) หมายความว่าตัวแบบนี้ไม่ได้พิจารณาแบบที่เก็ตามฤดูกาล ดังตารางที่ 8

ตารางที่ 8. ตัวแบบ ARIMAX ที่เป็นไปได้คือ ARIMAX(1,0,0)(0,0,0) ของหุ่น BGRIM

การประมาณค่าพารามิเตอร์				
Type	Coef	SE Coef	t-value	p-value
AR1	0.378	0.113	3.36	0.001

หลังจากนั้นนำไปคำนวณ ได้ดังตารางที่ 9 และประกอบด้วยพารามิเตอร์ดังนี้

$$\hat{\beta}_1 = 861.257 \quad (t = 2.972, p\text{-value} = 0.004)$$

$$\hat{\beta}_2 = 37.003 \quad (t = 2.925, p\text{-value} = 0.005)$$

$$\hat{\beta}_3 = -12.044 \quad (t = -8.277, p\text{-value} = 0.000)$$

$$\hat{\beta}_4 = 0.086 \quad (t = 2.530, p\text{-value} = 0.014)$$

$$\hat{\phi} = 0.459 \quad (t = 4.259, p\text{-value} = 0.000)$$

จากตารางที่ 9 พบว่า ค่าพารามิเตอร์ทุกตัวในตัวแบบ ARIMAX(1,0,0)(0,0,0) สำหรับ $X_{7,t}$, $X_{9,t}$, $X_{13,t}$ และ $X_{14,t}$ มีค่า p -value น้อยกว่าระดับนัยสำคัญ 0.05 จึงสรุปได้ว่า ค่าพารามิเตอร์ทุกตัวในตัว

แบบ ARIMAX(1,0,0) สำหรับ $X_{7,t}$ $X_{9,t}$ $X_{13,t}$ และ $X_{14,t}$ มีค่าแตกต่างจากศูนย์ กล่าวคือ มีค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบสมการ

ตารางที่ 9. ค่าพารามิเตอร์ในตัวแบบ ARIMAX(1,0,0)(0,0,0) สำหรับ $X_{7,t}$ $X_{9,t}$ $X_{13,t}$ และ $X_{14,t}$

การประมาณค่าพารามิเตอร์					
		Estimates	Std Error	t	Approx Sig
Non-seasonal Lags	AR1	0.459	0.108	4.259	0.000
Regression Coefficients	X_7	861.257	289.819	2.972	0.004
	X_9	37.003	12.652	2.925	0.005
	X_{13}	-12.004	1.455	-8.277	0.000
	X_{14}	0.086	0.034	2.530	0.014

5) ค่าประมาณพารามิเตอร์ในตัวแบบที่เหมาะสมกับหลักทฤษฎี

จากการสร้างตัวแบบ ARIMAX(p,d,q) โดยพิจารณาว่า ACF และ PACF จากการทดสอบค่าสถิติของตัวแบบที่เหมาะสมทั้งหมด 10 ตัว ยกตัวอย่างเช่น ตัวแบบ ARIMA(1,0,0)(0,0,0) ของหุ่น BGRIM มีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ข้อมูลเมื่อวัดด้วยค่า MAD MSE MAPE MPE และ R-Squared เท่ากับ 2.570 11.800 6.788 -1.008 และ 91.648 ตามลำดับ ดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10. ค่าประมาณพารามิเตอร์ในตัวแบบที่เหมาะสมและหลักทฤษฎี

หุ่น	ARIMAX	ความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์				
		MAD	MSE	MAPE	MPE	R-Squared
BGRIM	ARIMAX(1,0,0)(0,0,0)	2.570	11.800	6.788	-1.008	91.648
GPSC	ARIMAX(1,0,0)(0,0,0)	3.420	19.701	5.268	-0.359	90.671
GULF	ARIMAX(1,0,0)(0,0,0)	1.483	3.564	4.756	-0.622	98.972
ACC	ARIMAX(1,0,0)(2,0,2)	0.079	0.017	8.691	-1.904	95.190
CKP	ARIMAX(1,0,3)(3,0,1)	0.305	0.177	6.358	-0.284	88.133
EA	ARIMAX(1,0,3)(0,0,0)	3.823	30.590	6.722	-1.414	95.663
GUNKUL	ARIMAX(1,0,0)(3,0,1)	0.227	0.097	6.675	-0.886	96.746
NOVA	ARIMAX(1,0,(6,7))(0,0,0)	0.858	2.794	7.140	-0.002	83.549
SOLAR	ARIMAX(1,0,0)(0,0,1)	0.111	0.025	9.749	-1.699	91.497
SSP	ARIMAX(1,0,1)(0,0,0)	0.413	0.347	5.350	0.004	95.877

3.3 ตัวแปรอิสระที่มีผลต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงของราคาหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า

จากตารางที่ 11 จะเห็นว่า ตัวแปรอิสระหรือตัวแปร X ที่มีผลต่อราคาของหุ้นทั้ง 10 ตัว ได้แก่ ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น BGRIM คือ X_7 X_9 X_{13} X_{14} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น GPSC คือ X_{10} X_{13} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น GULF คือ X_2 X_4 X_5 X_8 X_9 X_{10} X_{11} X_{13} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น ACC คือ X_{14} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น CKP คือ X_6 X_{12} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น EA คือ X_{10} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น GUNKUL คือ X_4 X_5 X_6 X_9 X_{10} X_{11} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น NOVA คือ X_{10} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น SOLAR คือ X_{10} X_{14} ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น SSP คือ X_{12}

ตารางที่ 11. ตัวแปรอิสระที่มีผลต่ออัตราการเปลี่ยนแปลงของราคาหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า

หุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า	ตัวแปร X ที่มีผลต่อหุ้น
BGRIM	X_7 X_9 X_{13} X_{14}
GPSC	X_{10} X_{13}
GULF	X_2 X_4 X_5 X_8 X_9 X_{10} X_{11} X_{13}
ACC	X_{14}
CKP	X_6 X_{12}
EA	X_{10}
GUNKUL	X_4 X_5 X_6 X_9 X_{10} X_{11}
NOVA	X_{10}
SOLAR	X_{10} X_{14}
SSP	X_{12}

3.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD และ MAPE ของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

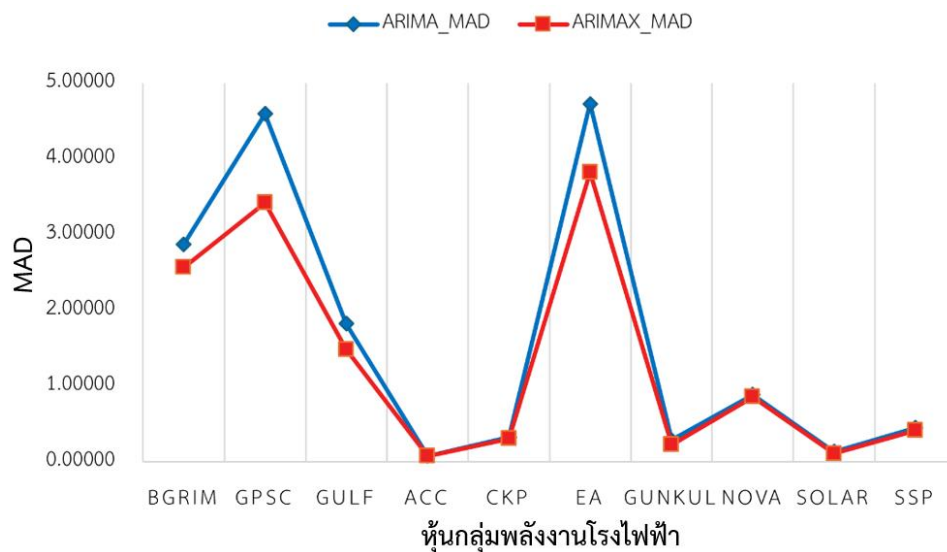
จากตารางที่ 12 และรูปที่ 3 แสดงให้เห็นว่า หุ้น BGRIM มีค่า MAD เท่ากับ 2.57002, GPSC มีค่าเท่ากับ 3.141995, GULF มีค่าเท่ากับ 1.48287, ACC มีค่าเท่ากับ 0.07898, CKP มีค่าเท่ากับ 0.30534, EA มีค่าเท่ากับ 3.82274, GUNKUL มีค่าเท่ากับ 0.22653, SOLAR มีค่าเท่ากับ 0.11086, SSP มีค่าเท่ากับ 0.41297 แสดงให้เห็นว่าค่า MAD ของตัวแบบ ARIMAX มีค่าน้อยกว่าตัวแบบ ARIMA สรุปได้ว่าหุ้นในตัวแบบ ARIMAX ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบ ARIMA

ตารางที่ 12. เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD และ MAPE ของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

หุ้นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า	MAD		MAPE	
	ARIMA	ARIMAX	ARIMA	ARIMAX
BGRIM	2.872	2.570	7.548	6.788

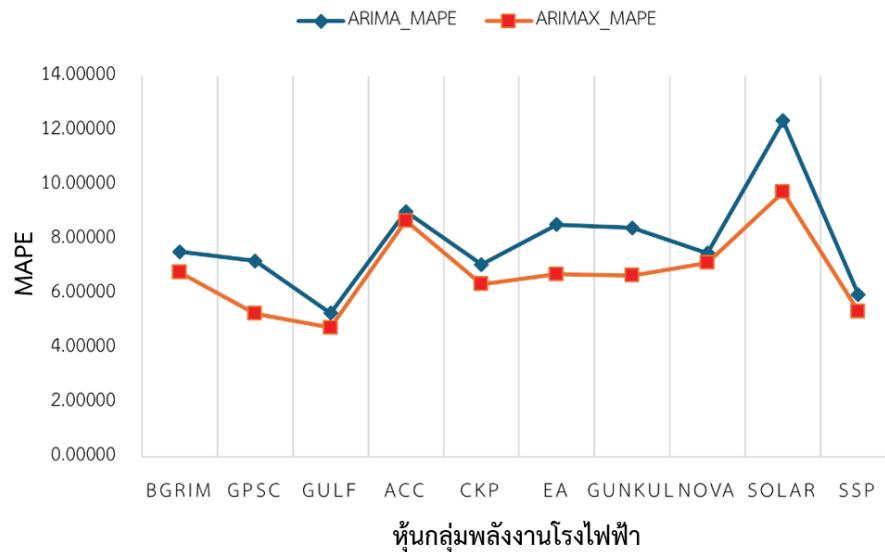
ตารางที่ 12. (ต่อ) เปรียบเทียบประสิทธิภาพในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อน MAD และ MAPE ของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

ห้่นกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า	MAD		MAPE	
	ARIMA	ARIMAX	ARIMA	ARIMAX
GPSC	4.596	3.420	7.210	5.268
GULF	1.823	1.483	5.285	4.756
ACC	0.079	0.079	9.027	8.691
CKP	0.325	0.305	7.074	6.358
EA	4.729	3.823	8.546	6.722
GUNKUL	0.289	0.227	8.424	6.675
NOVA	0.885	0.858	7.501	7.140
SOLAR	0.133	0.111	12.365	9.749
SSP	0.450	0.413	5.973	5.350



รูปที่ 3. เปรียบเทียบค่า MAD ของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

จากตารางที่ 12 และรูปที่ 4 เช่นเดียวกับค่า MAPE ของตัวแบบ ARIMAX มีค่าน้อยกว่าตัวแบบ ARIMA โดยห้่น BGRIM มีค่าเท่ากับ 6.78800, GPSC มีค่าเท่ากับ 5.26800, GULF มีค่าเท่ากับ 4.75600, ACC มีค่าเท่ากับ 8.69100, CKP มีค่าเท่ากับ 6.35800, EA มีค่าเท่ากับ 6.72200, GUNKUL มีค่าเท่ากับ 6.67500, SOLAR มีค่าเท่ากับ 9.74900, SSP มีค่าเท่ากับ 5.35000 สรุปได้ว่าห้่นในตัวแบบ ARIMAX มีค่า MAPE ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบ ARIMA



รูปที่ 4. เปรียบเทียบค่า MAPE ของตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX

จากผลการเปรียบเทียบค่า MAD และ MAPE พบว่าตัวแบบ ARIMAX มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่าตัวแบบ ARIMA ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่าเป็นผลมาจากการพิจารณาปัจจัยภายนอก (ตัวแปรอิสระ) ที่ส่งผลกระทบโดยตรงต่ออัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ เช่น ห้ BGRIM มีความสัมพันธ์ต่ออัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง THB/USD (X_7) อัตราแลกเปลี่ยนย้อนหลัง USD/EUR (X_9) ผลตอบแทนย้อนหลังของพันธบัตรไทย (X_{13}) และสัญญาซื้อขายล่วงหน้าคาร์บอนอิสซัน (X_{14}) ซึ่งสะท้อนถึงการได้รับผลกระทบจากความเคลื่อนไหวของเศรษฐกิจโลก การเลือกตัวแปรที่เกี่ยวข้องอย่างเหมาะสมผ่านวิธี Stepwise Regression ตัวแบบ ARIMAX มีข้อได้เปรียบที่ชัดเจนในการวิเคราะห์แนวโน้มอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ในอนาคต อย่างไรก็ตาม การเพิ่มตัวแปรอิสระในตัวแบบ ARIMAX ควรกระทำอย่างระมัดระวัง เนื่องจากการเพิ่มตัวแปรจำนวนมากอาจนำไปสู่ปัญหา overfitting แม้จะให้ผลลัพธ์ดีในชุดข้อมูลปัจจุบัน แต่ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตอาจลดลง ซึ่งวิธี Stepwise Regression สามารถนำมาแก้ปัญหาเหล่านี้ได้ และเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์มากขึ้น

4. สรุปผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการศึกษาและการเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้าโดยใช้ตัวแบบ ARIMA และ ARIMAX โดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อนของตัวแบบพยากรณ์ MAD และ MAPE ต่ำที่สุดจากระหว่าง 2 ตัวแบบ พบว่าตัวแบบ ARIMA มีค่า MAD ของห้ ACC ต่ำที่สุดคือ 0.07920 และ MAPE ของห้ GULF ต่ำที่สุด คือ 5.28500 และตัวแบบ ARIMAX มีค่า MAD ของห้ ACC ต่ำที่สุดคือ 0.07898 และ MAPE ของห้ GULF ต่ำที่สุด คือ 4.75600

จากการศึกษาสะท้อนให้เห็นว่า การใส่ตัวแปรอิสระที่เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ มีผลทำให้ตัวแบบ ARIMAX มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนได้แม่นยำกว่าตัวแบบ ARIMA

ซึ่งเป็นไปตามสมมติฐาน ในการศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์กลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า ดังนั้นตัวแบบ ARIMAX จึงเป็นตัวแทนที่เหมาะสมในการนำมาพยากรณ์อัตราผลตอบแทนล่วงหน้า ซึ่งสามารถประยุกต์ใช้ในการป้องกันความเสี่ยงจากการลงทุน และเป็นแนวทางตัดสินใจในการลงทุนให้นักลงทุนที่สนใจในกลุ่มพลังงานโรงไฟฟ้า

ข้อเสนอแนะ

- 1) สามารถเพิ่มการทดสอบความแม่นยำในหลายช่วงเวลาเพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพ ARIMA และ ARIMAX
- 2) ในกรณีข้อมูลมีความซับซ้อนมากขึ้น อาจเพิ่มการทดสอบตัวแบบไม่เชิงเส้น เช่น Artificial Neural Networks (ANN) หรือ Support Vector Machines (SVM) เพื่อเพิ่มความแม่นยำ
- 3) สามารถนำไปขยายการศึกษาไปยังอุตสาหกรรมอื่น เพื่อเพิ่มความหลากหลายและประเมินความเหมาะสมของตัวแบบในบริบทต่าง ๆ เช่น อุตสาหกรรมพลังงานทดแทน หรืออุตสาหกรรมเทคโนโลยี
- 4) นักวิเคราะห์และนักลงทุนสามารถนำแนวทางนี้ไปใช้ในการสร้างตัวแบบการลงทุนที่ปรับตามสภาพเศรษฐกิจโลก เนื่องจากมีปัจจัยใหม่ ๆ เข้ามามีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ ทำให้สามารถบริหารความเสี่ยงได้ดีขึ้น และเลือกกลยุทธ์การลงทุนที่เหมาะสมกับความผันผวนของตลาดในช่วงต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เอกสารอ้างอิง (References)

- Aprilianto, M., Hasibuan, M. N. S., & Harahap, S. Z. (2022). Forecasting health sector stock prices using ARIMAX method. *Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 6(2), 641-647. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v7i2.11418>
- Banjongpattana, P. (2021). *Comparison of forecasting valuation in SET50 index using the ARIMA, ARIMAX and GARCH models between before and after COVID-19* [Independent Study, Master of Science (Accounting and Financial Management), Thammasat University]. Thammasat University Digital Collections. <https://doi.org/10.14457/TU.the.2021.706> (in Thai)
- Banchuenvijit, W. (2016). A comparison study of abilities of CAPM and Fama-French in estimating rates of return on energy sector securities listed on the stock exchange of Thailand. *University of the Thai Chamber of Commerce Journal*, 36(1), 149-160. (in Thai)
- Banchuenvijit, W., & Choochuen, S. (2013). Market efficiency of the stock exchange of Thailand. *University of the Thai Chamber of Commerce Journal*, 33(1), 68-80. (in Thai)
- Fernández, V. (2006). *Forecasting crude oil and natural gas spot prices by classification methods*. Centro de Economía Aplicada, Universidad de Chile.

<https://www.cea-uchile.cl/proyecto/forecasting-crude-oil-and-natural-gas-spot-prices-by-classification-methods/>

- Khanitnantharak, N. (2019). *A study of return on investment by using earnings compared with stock price analysis*. [Independent Study, Master of Accounting, Thammasat University]. Thammasat University Digital Collections.
<https://doi.org/10.14457/TU.the.2019.189> (in Thai)
- Kaewhawong, N. (2015). Forecasting electricity consumption of Thailand by using SARIMA and regression models with ARMA errors. *Thai Journal of Science and Technology*, 4(1), 24-36. <https://doi.org/10.14456/tjst.2015.7> (in Thai)
- Na Bangchang, K., & Wanyafar, W. (2024). A comparison of Consumer Price Index Forecasting using ARIMA and ARIMAX Model. *Huachiew Chalermprakiet Science and Technology Journal*, 10(2), 44-59. (in Thai)
- Pradithakul, C., & Suwanpan, S. (2018). Profitability test from stock return volatility in the stock exchange of Thailand by applying technical analysis. *Journal of graduate research*, 9(1), 235-248. (in Thai)
- Sriangkarn, S. (2008). *The factors affecting of energy stock prices in case of PTT exploration and production public company limited and PTT public company limited* [Thematic Paper, Master of Economics, Ramkhamhaeng University]. Thai Digital Collection. <https://shorturl.at/N1fmP> (in Thai)
- Taturawong, C. (2008). *Factors influencing the market value of energy group stocks* [Thematic Paper, Master of Economics, Ramkhamhaeng University]. Thai Digital Collection. <https://shorturl.asia/YPbGT> (in Thai)