JASET KMUTNB Research Article

Journal of Applied Science and Emerging Technology (JASET)
Published by Faculty of Applied Science, KMUTNB, Thailand
doi: 10.14416/JASET.KMUTNB.2023.03.007
Vol. 22, No. 3 [2023]: e253493

การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้นโดยใช้ตัวแบบอารีมาและจีวีเอ็ม

A Comparison of Forecasting Models of Stock Price using ARIMA and GVM Models

บุญกอง ทะกลโยธิน
Boonkong Dhakonlayodhin
ภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ประเทศไทย
Department of Applied Statistics, Faculty of Applied Science, King Mongkut's University of Technology North Bangkok, Thailand

บทคัดย่อ

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ราคาหุ้น โดยศึกษาตัวแบบอารีมาและตัวแบบเกรย์ ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (Grey Verhulst Model: GVM) สำหรับข้อมูลราคาหุ้น BBL รายวัน ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2565 ถึงเดือนมิถุนายน 2566 จำนวน 240 วัน ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2565 ถึงเดือนพฤษภาคม 2566 จำนวน 222 วัน สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติทั้งหมด 3 วิธี ได้แก่ ตัวแบบอารีมา และตัวแบบเกรย์ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ ข้อมูลชุดที่ 2 เดือนมิถุนายน 2566 จำนวน 18 วัน นำมาใช้สำหรับการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ร้อยละค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย และเกณฑ์รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษาพบว่า ตัวแบบที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ ตัวแบบ GM(1,1) มีความผิดพลาดในจากการพยากรณ์ร้อยละ 0.724 (MAPE = 0.724) หรือมีความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 1.463 (RMSE = 1.463) ซึ่งทั้ง 2 เกณฑ์ที่ใช้ในการเปรียบเทียบความถูกต้องของตัวแบบพยากรณ์ให้ผลเป็นไปในทิศทางเดียวกัน จึงทำให้มีความน่าเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้นว่าตัวแบบ GM(1,1) เป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด

คำสำคัญ: ตัวแบบอารีมา, ตัวแบบเกรย์, ตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์, ร้อยละของค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ค่าเฉลี่ย, รากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

ABSTRACT

The objective of this study is to construct an appropriate forecasting model for the BBL Stock Price via the use of Box-Jenkins method and Grey models. Daily average data, which were collected during July 2022 to June 2023 with 240 days in total, were divided into 2 datasets. The first dataset, which consisted of 222 days from July 2022 to May 2023, was used for constructing the forecasting model via the use of 3 statistical methods, which are Box-Jenkins, GM(1,1), and Grey Verhulst Model (GVM) methods. The second dataset, which consisted of 18 days in June 2023, was used for comparing the accuracy of the forecasting model. The criteria for comparing the accuracy were the mean absolute percentage error (MAPE) and root mean square error (RMSE). Research findings indicated that for all three forecasting methods, the most accurate method was the GM(1,1) method with 0.724 percent forecasting error (MAPE = 0.724) or forecasting error of 1.463 (RMSE = 1.463). The comparison of the accuracy of the forecasting model for both criteria provided the same result. Therefore, it made more reliable that the GM (1,1) method was the most suitable method for this time series.

KEYWORDS: ARIMA model; Grey Model; GVM Model; Mean Absolute Percentage Error; Root Mean Square Error

***Corresponding Author: boonkong.d@sci.kmutnb.ac.th**

Received: 14/07/2023; Revised: 06/08/2023; Accepted: 08/08/2023

1. บทนำ

ในยุคปัจจุบันนี้การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทยเป็นสิ่งที่น่าสนใจเนื่องจากการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์สามารถให้ผลตอบแทนที่สูงกว่าการฝากเงินไว้กับธนาคารแต่เนื่องจากราคาหลักทรัพย์มีความผันผวนไม่แน่นอนอันเกิดมาจากสาเหตุหลายปัจจัยและนำไปสู่ความเสี่ยงในการลงทุนโดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อราคาตกต่ำลงมากกว่าราคาเริ่มแรกที่นักลงทุนเข้าซื้อแม้หุ้นจะเป็นหลักทรัพย์ที่ผู้ลงทุนหลายคนลังเลที่จะลงทุน เพราะไม่แน่ใจในความเสี่ยงที่อาจจะเกิดขึ้น แต่คงปฏิเสธไม่ได้ว่าหุ้นยังคงมีเสน่ห์สำหรับผู้ลงทุนอีกหลายคนที่ไม่ว่าจะเสี่ยงแค่ไหนก็ต้องมีหุ้นอยู่ในพอร์ตการลงทุนเสมอนั่นเป็นเพราะการลงทุนในหุ้นมีโอกาสได้รับผลตอบแทนที่น่าสนใจ ทั้งในรูปของเงินปันผล (Dividend) และกำไรจากการขายหุ้น (Capital Gain) อย่างไรก็ตามการลดความเสี่ยงจากการสูญเสียเงินทุนที่หายไปในตลาดหลักทรัพย์สามารถหลีกเลี่ยงได้หากนำผลการวิเคราะห์ในเชิงเทคนิคเข้ามาช่วยในการตัดสินใจลงทุนเข้าซื้อขายหลักทรัพย์โดยการเลือกเครื่องมือทางสถิติที่เหมาะสมกับทฤษฎีทางการเงินเพื่อเสริมสร้างหรือหาจังหวะในการเข้าซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์ของประเทศไทยอันนำไปสู่การลดความเสี่ยงของการขาดทุนที่จะเกิดขึ้นแก่ผู้ลงทุน การพยากรณ์เป็นการคาดคะเนของเหตุการณ์ในอนาคตโดยอาศัยรูปแบบของการเกิดเหตุการณ์หรือการพยากรณ์ที่เก็บข้อมูลจากอดีตรวมถึงความรู้ความสามารถของผู้พยากรณ์ หากทราบเหตุการณ์ต่าง ๆ ในอนาคตมีความเป็นไปได้ที่จะเพิ่มความเชื่อมั่นให้กับการวางแผนที่มีความถูกต้องและผิดพลาดน้อยที่สุดซึ่งมีความสอดคล้องกับการคาดการณ์ราคาหุ้น สำหรับหุ้นที่น่าสนใจ คือ BBL หรือ ธนาคารกรุงเทพ จำกัด (มหาชน) ซึ่งดำเนินธุรกิจธนาคารพาณิชย์ที่ให้บริการทางการเงินแก่ธุรกิจทั้งขนาดใหญ่ และ SME โดยมีสาขาในทุกพื้นที่ทั่วประเทศ และมีเครือข่ายในต่างประเทศครอบคลุมเขตเศรษฐกิจสำคัญของโลก

การพยากรณ์ คือ การคาดคะเนเหตุการณ์ในอนาคตโดยการศึกษาจากแนวโน้ม และรูปแบบของการเกิดในอดีต ปัจจุบันการพยากรณ์นั้นมีบทบาทสำคัญในการวางแผนและการตัดสินใจในการดำเนินงานในด้านต่าง ๆ เป็นอย่างมาก ซึ่งหากเราสามารถทราบได้ว่าเหตุการณ์ในอนาคตนั้น มีความเป็นไปได้ในทิศทางใด ก็จะทำให้การวางแผนดำเนินงานมีความถูกต้อง และความแม่นยำ แต่เหตุการณ์ต่าง ๆ ในอนาคตที่จะเกิดขึ้นนั้นอยู่ภายใต้ความไม่แน่นอน ดังนั้นการพยากรณ์ที่ให้ความแม่นยำสูงจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวางแผนและการตัดสินใจดังกล่าว ในปัจจุบันได้มีผู้นำเสนอวิธีการพยากรณ์ไว้หลากหลายวิธี แต่การจะเลือกใช้วิธีการพยากรณ์แบบใดนั้น ขึ้นอยู่กับลักษณะของข้อมูล และวิจารณญาณของผู้พยากรณ์ด้วย โดยพิจารณาจากวิธีการพยากรณ์ที่ให้ความคลาดเคลื่อนที่ต่ำสุด หรือให้ความถูกต้อง แม่นยำสูงที่สุด สำหรับการพยากรณ์อนุกรมเวลา (Time Series forecasting) มีอยู่ด้วยกันหลายวิธี วิธีที่นิยมใช้กันมาก คือ วิธีของ Box – Jenkins ด้วยตัวแบบอารีมา (Autoregressive Integrated Moving Average Model: ARIMA) ซึ่งเป็นวิธีหาตัวแบบพยากรณ์โดยอาศัยความสัมพันธ์ของข้อมูลในอดีตเพื่อหาตัวแบบที่แสดงพฤติกรรมของข้อมูล และใช้เป็นแนวทางในการพยากรณ์ค่าในอนาคต ในบางครั้งเราจะพบว่าข้อมูลอนุกรมเวลาอาจจะมีความผันผวน มีความไม่แน่นอน ทำให้เกิดปัญหาในการตัดสินใจ อันเกิดจากธรรมชาติของข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงในการดำเนินชีวิต โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ระบบ คือ ระบบขาว (White System) ระบบดำ (Black System) และระบบเทาหรือระบบเกรย์ (Grey System) ของ (Kayacan et al., 2010) โดยที่ระบบขาวเป็นกรณีที่ข้อมูลที่สมบูรณ์ชัดเจน ระบบดำเป็นกรณีที่ระบบข้อมูลที่ไม่มีความชัดเจน (Black Box) ส่วนข้อมูลระบบเทาที่ มีความคลุมเครือ มีข้อมูลบางส่วนที่ชัดเจนและบางส่วนไม่ชัดเจนอาจจะส่งผลต่อความแม่นยำของค่าพยากรณ์ได้ วิธีเกรย์สามารถใช้ในการทำนายข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลน้อย การทำนายด้วยวิธีเกรย์สามารถนำมาใช้ในหลายแนวทาง เช่น การทำนายภาวะทางเศรษฐกิจ เชิงการผลิต การตลาด การวางแผนทางธุรกิจ การทำนายสถานการณ์ทางสังคม การทำนายทรัพยากรธรรมชาติ และอื่น ๆ (Shen et al., 2019; Puripat & Sarikavanij, 2018; Davis et al., 2019; He & Tao, 2014) วิธีเกรย์มีความสามารถในการทำนายแม้ว่าจะมีข้อมูลที่ไม่เพียงพอ หรือข้อมูลที่ไม่สมดุลย์ (Amphanthong & Busababodhin, 2015; Doungdee & Chiangpradit, 2018) โดยการใช้ข้อมูลที่มีความเปลี่ยนแปลงน้อย (Grey Data) ในการประมาณการ วิธีนี้สามารถใช้กับข้อมูลที่มีลักษณะแบบเวลาสั้น หรือการเก็บข้อมูลที่ยากที่จะเป็นไปตามกระบวนการทางคณิตศาสตร์อื่น ๆ การใช้วิธีเกรย์ต้องใช้ขั้นตอนที่ถูกต้องในการกำหนดและประมวลผลข้อมูล เช่น การแก้ปัญหาเกรย์เบื้องต้น การสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์ เชิงสถิติ การประมาณค่าพารามิเตอร์ของโมเดล เป็นต้น ทั้งนี้การใช้วิธีเกรย์ควรพิจารณาความเหมาะสม และข้อจำกัดของวิธีใน

แต่ละกรณีการประยุกต์ใช้ ดังนั้นจึงมีการพัฒนาตัวแบบ GVM (Grey Verhulst Model) เพื่อใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ข้อมูลมีลักษณะแบบระบบเทา โดยใช้ทฤษฎีระบบเกรย์ (Grey System Theory) เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวนั่นเอง

จากที่กล่าวมาข้างต้นผู้วิจัยจึงมีความสนใจในการศึกษาตัวแบบเกรย์ ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (Grey Verhulst Model) และเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับตัวแบบอารีมาเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการพยากรณ์ราคาหุ้นที่ให้ความถูกต้องและผิดพลาดน้อยที่สุด

2. การดำเนินการวิจัย

2.1 วิธีการพยากรณ์

2.1.1 ตัวแบบอารีมา (Autoregressive Integrated Moving Average Model: ARIMA)

การพยากรณ์อนุกรมเวลาด้วยวิธีของบอกซ์เจนกินส์ (Box-Jenkins) เป็นวิธีการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำของการพยากรณ์ค่อนข้างสูงมากเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์แบบอื่น ๆ การกำหนดตัวแบบให้กับอนุกรมเวลาตามวิธีของบอกซิเจนกินส์ จะกำหนดตัวแบบอยู่ในกลุ่มของตัวแบบ ARMA(p, q) (Autoregressive and Moving Average order p and q) หรือ ARIMA(p, d, q) (Autoregressive Integrated Moving Average of order p, d and q) ตัวแบบ ARMA(p, q) จะเป็นตัวแบบที่ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นอนุกรมเวลาที่สเตชันนารี (Stationary) สำหรับตัวแบบ ARIMA(p, d, q) จะเป็นตัวแบบที่ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นสเตชันนารี (Nonstationary) แสดงได้ดังนี้

ตัวแบบอารีมา

$$(1-B)^{d}(1-\phi_1 B-\phi_2 B^{2}-\ldots-\phi_p B^{p})Y_t=\delta+(1-\theta_1 B-\theta_2 B^{2}-\ldots-\theta_q B^{q})\varepsilon_t$$

เมื่อ Y_t คือ ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t

δ คือ ค่าคงที่

ϕ_i คือ พารามิเตอร์ของการถดถอยในตัว (Autoregressive parameter)

θ_i คือ พารามิเตอร์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average parameter)

d คือ จำนวนครั้งที่หาผลต่าง

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ที่มีการแจกแจงปรกติซึ่งมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 ค่าความแปรปรวนเท่ากับ σ^2

B คือ backward-shift operator

โดยที่ $B^{p}X_t=X_{t-p}$ และ $B^{q}\varepsilon_t=\varepsilon_{t-q}$

2.1.2 ตัวแบบเกรย์ (Grey Model)

วิธีเกรย์ใช้กฎการอนุมานเกรย์ (Grey System Theory) เพื่อแยกออกมาเป็นสองส่วนหลัก ๆ คือ ข้อมูลที่มีความเปลี่ยนแปลงได้โดยตรง (Primary Data) และข้อมูลที่มีความเปลี่ยนแปลงตามกฎเกรย์ (Grey Data) โดยข้อมูลที่มีความเปลี่ยนแปลงได้โดยตรงจะถูกนำมาใช้ในการสร้างโมเดลทางคณิตศาสตร์ โดยเริ่มต้นจากการกำหนดข้อมูลราคาหุ้นโดยนำมาจัดเรียงตามสมการที่ (1)

$$Y=\left(y(1),y(2),\ldots,y(k),y(k+1),\ldots,y(n)\right) \quad (1)$$

โดยที่ Y คือ ราคาหุ้น BBL

$y(k)$ คือ ราคาหุ้นรายวันในลำดับที่ k

หลังจากนั้นนำค่าของ $y(k)$ แล้วจนถึงค่าที่ $y(k+1)$ ไม่เกินค่าที่ $y(n)$ เมื่อ $k\le n-1$ นำ $y(k)$ จัดเรียงรูปแบบของ Y โดยที่ภายในลำดับ k ของข้อมูลเริ่มต้นที่จัดเก็บแล้ว นำมาเรียงเป็น

$$Y=\left(y(1),y(2),\ldots,y(k),y(k+1),\ldots,y(n)\right)$$

การนำข้อมูลเริ่มต้นมาจัดเป็นรูปแบบจำลองของ

$$Y^{(0)}=\left(y^{(0)}(1),y^{(0)}(2),\ldots,y^{(0)}(n)\right)$$

โดยใช้วิธีการคำนวณแบบตัวสะสม (Accumulation Generation) จะให้ได้เป็น $Y^{(1)}=\left(y^{(1)}(1),y^{(2)}(2),\ldots,y^{(1)}(n)\right)$ แล้วนำจัดรูปแบบได้

$$y^{(1)}(k)+ay^{(1)}(k)=b \quad (2)$$

รูปแบบของสมการที่ (2) เรียกว่ารูปแบบเริ่มต้นของการจำลองแบบ GM(1,1) ซึ่งสัญลักษณ์ที่ใช้เป็น GM(1,1) เมื่อเริ่มคำนวณโดยกำหนด

$$Z^{(1)}=\left(y^{(1)}(1),y^{(2)}(2),\ldots,y^{(1)}(n)\right)$$

$Z^{(1)}$ เป็นลำดับคำนวณที่เกิดจาก $Y^{(1)}$ โดยวิธีเลือกปรับข้อมูลเฉลี่ยที่อยู่ติดกันแล้วแสดงวิธีคำนวณดังนี้

$$z^{(1)}(k)=\frac{1}{2}\left(y^{(2)},y^{(1)}(k-1)\right),k=2,3,\ldots,n$$

ค่าที่ตามลำดับ k ใน $z^{(1)}(k)$ นำไปแทนค่าสมการที่ (3)

$$y^{(1)}(k)+az^{(1)}=b \quad (3)$$

1) ตัวแบบ GM(1,1)

ตัวแบบ GM(1,1) เป็นรูปแบบหนึ่งที่ใช้กันแพร่หลายมากที่สุด และเป็นรูปแบบการพยากรณ์อนุกรมเวลาสมการเชิงอนุพันธ์ของ GM(1,1) มีค่าสัมประสิทธิ์ที่แปรผันตามระยะเวลา สำหรับขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง GM(1,1) มีดังนี้ กำหนดข้อมูล $Y^{(0)}, Y^{(1)}$ และ $Z^{(1)}$ ตามเงื่อนไขของรูปแบบพื้นฐานของตัวแบบ GM(1,1) โดยที่ค่าของ $Y^{(0)}$ จะเป็นบวกเพื่อใช้การหาค่าของ $\hat{\alpha} = (a,b)^{(T)}$ เป็นไปตามลำดับของพารามิเตอร์ (Liu & Forrest, 2010)

$$W = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

จากนั้นหาค่า $\hat{\alpha}$ จากสมการ (4)

$$\hat{\alpha} = (a,b)^{(T)} = \left(B^{(T)}B\right)^{(-1)} B^{(T)}W \qquad (4)$$

โดยที่ $\hat{\alpha}$ คือ ค่าประมาณกำลังสองน้อยที่สุด (Least squares estimate) ของสมการ (3) ของตัวแบบ GM(1,1) ผลการคำนวณจะได้เป็น $\hat{\alpha} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$ ซึ่งนำไปแทนในสมการ $y^{(1)}(k) + az^{(1)} = b$ จากนั้นหาอนุพันธ์ของรูปแบบฟังก์ชันตอบสนองเวลา (Time response function) ของตัวแบบสมการเชิงอนุพันธ์สามัญ (Ordinary Differential Equation: ODE) ดังสมการที่ (5)

$$\frac{dy^{(1)}}{dt} + ay = b \qquad (5)$$

$$y^{(1)}(t) = \left(y^{(1)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-at} + \frac{b}{a} \qquad (6)$$

จากสมการ (6) มีอัตราการเปลี่ยนเวลา (1) ตามลำดับของตัวแบบจำลอง GM(1,1) ในสมการที่ (3) จะสามารถคำนวณค่าพยากรณ์ได้ดังสมการที่ (7)

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \left(y^{(1)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-ak} + \frac{b}{a}, k = 2,3,...,n \qquad (7)$$

2) ตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (Grey Verhulst Model)

ตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ หรือตัวแบบ GVM ใช้โมเดลทางคณิตศาสตร์ที่เรียกว่าสมการการเจริญเติบโตแบบ logistic growth ซึ่งได้รับความนิยมและนำไปใช้ในการศึกษาและการอธิบายกระบวนการเจริญเติบโตของประชากรและสังคมในหลายรูปแบบ ตัวแบบเกรย์เวอร์เอ้าท์สามารถกำหนดเป็นลำดับการประมาณกำลังสองน้อยที่สุดของสมการความแตกต่างตัวแบบ GM(1,1) มีคำจำกัดความดังนี้

$$\frac{dy^{(1)}}{dy} + ay^{(1)} = b\left(y^{(1)}\right)^2 \qquad (8)$$

สมการผลต่างตัวแบบเกรย์ของสมการ (8) คือ

$$y^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b\left(z^{(1)}(k)\right)^2 \qquad (9)$$

จากสมการ (9) จะหาค่าประมาณกำลังสองน้อยที่สุดของสมการคือ $\hat{\alpha} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$ ซึ่งสามารถหาได้จาก

$$W = \begin{bmatrix} y^{(0)}(2) \\ y^{(0)}(3) \\ \vdots \\ y^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & \left(z^{(1)}(2)\right)^2 \\ -z^{(1)}(3) & \left(z^{(1)}(3)\right)^2 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & \left(z^{(1)}(4)\right)^2 \end{bmatrix}$$

การแก้สมการให้แทนค่า $\hat{\alpha}$ ในสมการตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (Davis et al., 2019) คือ

$$y^{(1)}(t) = \frac{ay^{(1)}(0)}{e^{at}\left[a - by^{(1)}(0)\left(1 - e^{-at}\right)\right]}$$

และแทนค่าลงในฟังก์ชันตอบสนองเวลาของตัวแบบสมการ (10) จะได้ตัวแบบการพยากรณ์คือ

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \frac{ay^{(1)}(0)}{by^{(1)}(0) + \left(a - by^{(1)}(0)\right)e^{ak}}, k = 2,3,...,n \qquad (10)$$

2.2 เกณฑ์การตัดสินใจ

การนำวิธีการพยากรณ์มาเปรียบเทียบกันว่าวิธีใดเหมาะสมกับข้อมูลที่นำมาศึกษา โดยพิจารณาจากค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาด เคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) และพิจารณาจากค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาด เคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)

1) เกณฑ์การตัดสินใจจากค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \times 100 \qquad (11)$$

โดยที่ y_t คือ ค่าจริงของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา ที่ t

$\hat{y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา ที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลหรือค่าสังเกตุ

2) เกณฑ์ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_t\right)^2} \qquad (12)$$

โดยที่ y_t คือ ค่าจริงของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา ที่ t

$\hat{y}_t$ คือ ค่าพยากรณ์ของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา ที่ t

n คือ จำนวนข้อมูลหรือค่าสังเกตุ

เกณฑ์ในการเลือกตัวแบบพิจารณาจากค่า MAPE และ RMSE ของการพยากรณ์ในแต่ละวิธีมีค่าต่ำที่สุด ซึ่งแสดงให้เห็นว่าวิธีการพยากรณ์ดังกล่าวเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาชุดที่ใช้สร้างตัวแบบนั้น

2.3 ขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล

2.3.1 ตัวแบบอารีมา

(1) พิจารณากราฟแสดงความเคลื่อนไหวของข้อมูล พบว่าราคาหุ้น BBL มีแนวโน้มทำให้ข้อมูลดังกล่าวไม่มีความเป็นสเตชันนารี จำเป็นต้องทำการแปลงข้อมูลให้เป็นสเตชันนารีเพื่อกำจัดแนวโน้ม

(2) กำหนดตัวแบบ $ARIMA(p,d,q)$ เมื่อวิเคราะห์กราฟ ACF และ PACF พิจารณาตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่าพารามิเตอร์ Significant ต่ำที่สุด

(3) ตรวจสอบข้อตกลงเบื้องต้นในค่าความคลาดเคลื่อน ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนกระจายคงที่และเป็นอิสระต่อกัน มีการแจกแจงปกติ มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์และมีความแปรปรวนคงที่ σ^2

(4) นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 ที่ได้สำรองไว้เพื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบและคำนวณหาค่า MAPE และ RMSE

2.3.2 ตัวแบบเกรย์

(1) กำหนดข้อมูลเริ่มต้นตามลำดับของจำนวนข้อมูล

(2) หาค่าลำดับของค่ากลางและหาอนุพันธ์ของลำดับข้อมูล และหาสมการอนุพันธ์ของแบบจำลอง

(3) ประมาณค่าพารามิเตอร์ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด

(4) นำค่าพยากรณ์ที่ได้จากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ไปเปรียบเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 ที่ได้สำรองไว้และคำนวณหาค่า MAPE และ RMSE

3. ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

จากการพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาราคาหุ้น BBL ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2565 ถึงเดือนพฤษภาคม 2566 จำนวน 222 วัน พบว่าราคาหุ้น BBL มีอิทธิพลของแนวโน้ม (รูปที่ 1) และเมื่อพิจารณาจากผลการทดสอบด้วยการทดสอบแบบวิ่ง (Run test) เพื่อตรวจสอบอิทธิพลของแนวโน้ม พบว่าราคาหุ้น BBL มีค่ามัธยฐานในแต่ละวันแตกต่างกันที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 (p-value = 0.000) จึงสามารถสรุปได้ว่าราคาหุ้น BBL มีอิทธิของแนวโน้ม

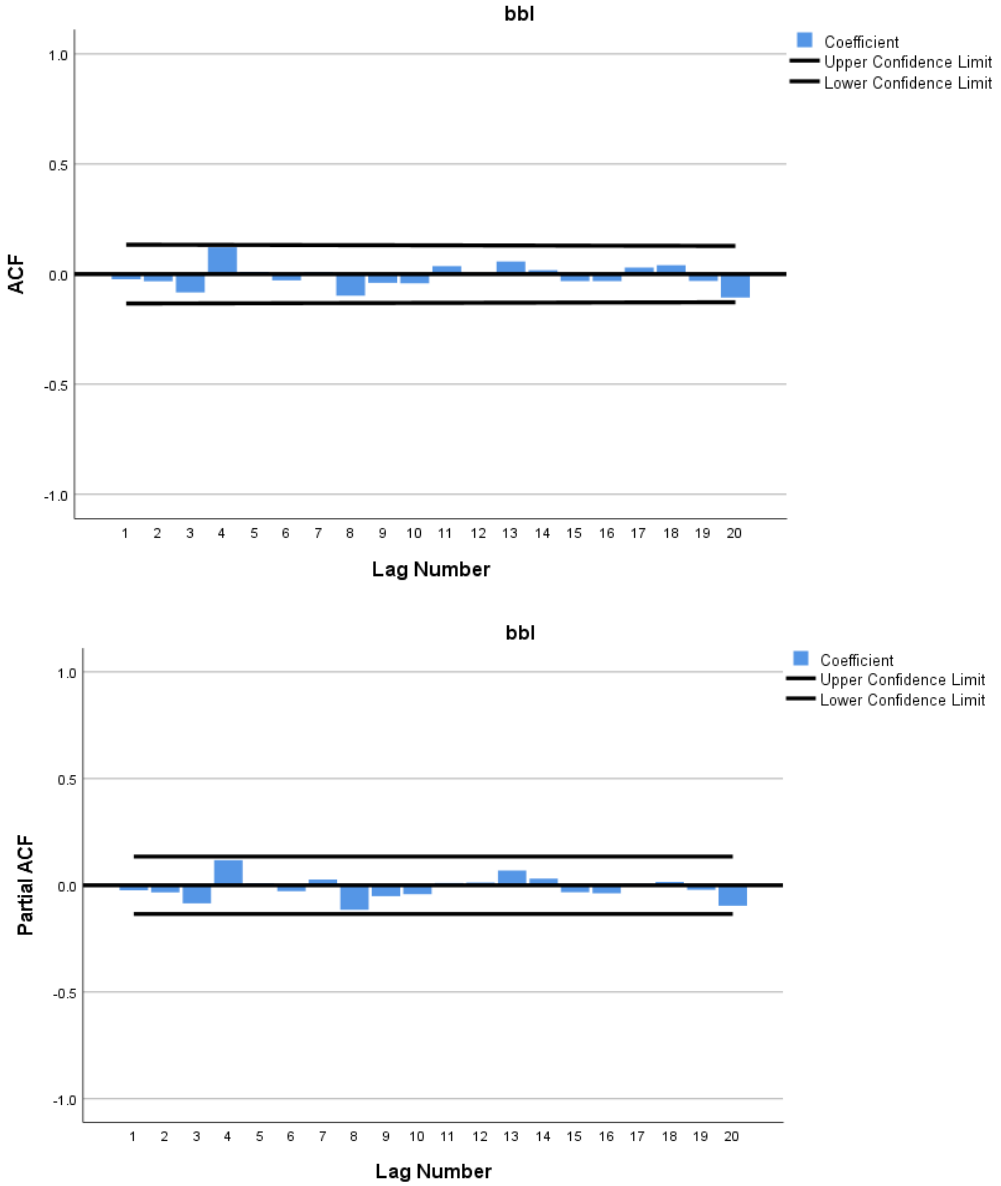
จากผลการวิเคราะห์ที่พบว่าอนุกรมเวลาราคาหุ้น BBL มีอิทธิแนวโน้ม จึงแปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 (d = 1) เพื่อกำจัดแนวโน้มและ นำมาสร้างกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัว (Autocorrelation function: ACF) และกราฟฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวบางส่วน (Partial autocorrelation function: PACF) เพื่อสร้าง ตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ พบว่า อนุกรมเวลาหลังจากการแปลงข้อมูลมีลักษณะคงที่ (รูปที่ 2)

3.1 ตัวแบบอารีมา

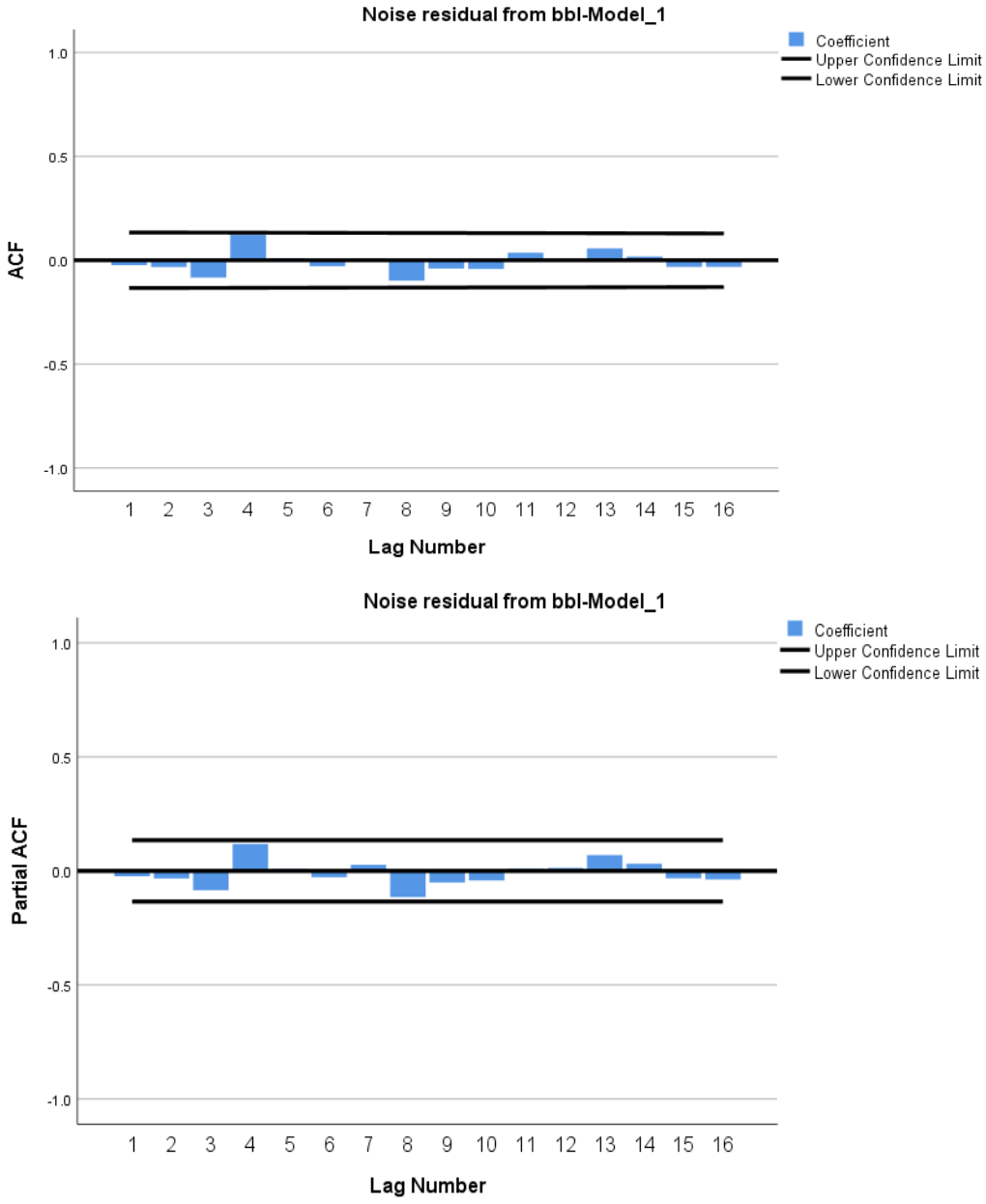
ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นข้อมูลรายวัน จากการดำเนินการตามขั้นตอนการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ โดยตัวแบบอารีมาและทำการประมวลผลจากโปรแกรม SPSS โดยได้ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมคือ ARIMA(0, 1, 0) โดยค่าประมาณของ ดังนั้นเมื่อนำ ไปแทนในสมการที่ 1 จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL โดยตัวแบบอารีมาดังนี้

เมื่อตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบ พบว่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกัน (แสดงรายละเอียดในรูปที่ 3) โดยพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตัวเองและสัมประสิทธิในตัวเองบางส่วนของความคลาดเคลื่อนตกอยู่ในขอบเขตความเชื่อมั่นร้อยละ 95 และความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (แสดงรายละเอียดในรูปที่ 4) จึงสามารถสรุปได้ว่าตัวแบบมีความเหมาะสม เกณฑ์การเปรียบเทียบความแม่นยำจากการพยากรณ์จากสมการที่ 11 และ 12 หาค่า MAPE เท่ากับ 0.810 และค่า RMSE เท่ากับ 1.585 ตามลำดับ

รูปที่ 1 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาราคาหุ้น BBL



รูปที่ 2 ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่แปลงข้อมูลด้วยการหาผลต่าง d = 1



รูปที่ 3 ACF และ PACF ของค่าความคลาดเคลื่อน

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		Noise residual from bbl-Model_1
N		222
Normal Parameters[a,b]	Mean	.0097
	Std. Deviation	1.64714
Most Extreme Differences	Absolute	.041
	Positive	.032
	Negative	-.041
Test Statistic		.041
Asymp. Sig. (2-tailed)		.200[c,d]

a. Test distribution is Normal.

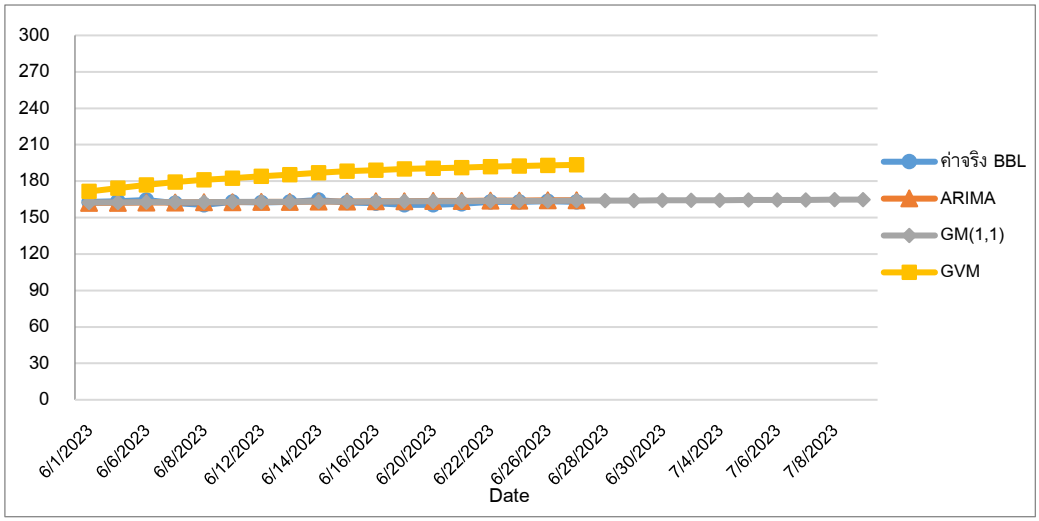
รูปที่ 4 การทดสอบการแจกแจงปกติของค่าความคลาดเคลื่อน

ตารางที่ 1 ค่าพยากรณ์ตัวแบบอารีมา ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ ของข้อมูลชุดที่ 2

วันที่	ค่าจริง	ARIMA	GM(1,1)	GVM
01/06/2023	163.0	162.13	162.41	171.54
02/06/2023	163.5	162.26	162.50	174.28
06/06/2023	164.5	162.39	162.59	176.84
07/06/2023	162.0	162.52	162.68	179.33
08/06/2023	160.5	162.64	162.77	181.08
09/06/2023	163.0	162.77	162.86	182.43
12/06/2023	162.5	162.90	162.95	184.07
13/06/2023	163.0	163.03	163.04	185.47
14/06/2023	164.5	163.16	163.13	186.81
15/06/2023	162.5	163.29	163.22	188.16
16/06/2023	162.0	163.42	163.31	189.17
19/06/2023	160.5	163.55	163.40	190.02
20/06/2023	160.5	163.68	163.49	190.67
21/06/2023	161.5	163.81	163.58	191.27
22/06/2023	163.0	163.93	163.67	191.86
23/06/2023	163.0	164.06	163.76	192.45
26/06/2023	163.5	164.19	163.85	192.96
27/06/2023	163.0	164.32	163.93	193.40
MAPE		0.810	**0.724**	14.223
RMSE		1.585	**1.463**	24.114

ตารางที่ 2 ค่าพยากรณ์ตัวแบบ GM(1,1) ล่วงหน้า 10 วัน

วันที่	GM(1,1)
28/06/2023	164.02
29/06/2023	164.11
30/06/2023	164.20
03/07/2023	164.29
04/07/2023	164.39
05/07/2023	164.48
06/07/2023	164.57
07/07/2023	164.66
08/07/2023	164.75
09/07/2023	164.84



รูปที่ 5 การเปรียบเทียบค่าพยากรณ์ตัวแบบอารีมา ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์

3.2 ตัวแบบ GM(1,1)

จากการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบ GM(1,1) สามารถประมาณค่า $\hat{\alpha}$ โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดของตัวแบบ GM(1,1) จะได้เป็น $\hat{\alpha} = \begin{bmatrix} -0.000548382 \\ 160.6001844 \end{bmatrix}$

เมื่อนำ $\hat{\alpha}$ ไปแทนในสมการที่ (7) จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL โดยตัวแบบ GM(1,1) ดังนี้

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \left(y^{(1)}(1) - \frac{160.6001844}{-0.000548382} \right) e^{-0.000548382k} + \frac{160.6001844}{-0.000548382}$$

เกณฑ์การเปรียบเทียบความแม่นยำจากการพยากรณ์จากสมการที่ (11) และ (12) หาค่า MAPE เท่ากับ 0.724 และค่า RMSE เท่ากับ 1.463 ตามลำดับ

3.3 ตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์

จากการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ สามารถประมาณค่า $\hat{\alpha}$ โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดของตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ จะได้เป็น $\hat{\alpha} = \begin{bmatrix} -0.1078711 \\ -0.000015 \end{bmatrix}$

เมื่อนำ $\hat{\alpha}$ ไปแทนในสมการที่ (10) จะได้ตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL โดยตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ ดังนี้

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \frac{-0.1078711 y^{(1)}(0)}{-0.000015 y^{(1)}(0) + \left(-0.1078711 + 0.000015 y^{(1)}(0) \right) e^{-0.1078711k}}$$

เกณฑ์การเปรียบเทียบความแม่นยำจากการพยากรณ์จากสมการที่ (11) และ (12) หาค่า MAPE เท่ากับ 14.223 และค่า RMSE เท่ากับ 24.114 ตามลำดับ

จากการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์โดยใช้ตัวแบบอารีมาในสมการที่ (1) ตัวแบบ GM(1,1) ในสมการที่ (7) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (GVM) ในสมการที่ (10) สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 คือ ราคาหุ้น BBL เดือนมิถุนายน 2566 จำนวน 18 ค่า ได้ค่าพยากรณ์ ค่าร้อยละ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) แสดงดังตารางที่ 1 ผลการเปรียบเทียบพบว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี ตัวแบบ GM(1,1) มีความแม่นยำมากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างน้อยที่สุด นอกจากนี้ยังพบว่าตัวแบบ GM(1,1)ให้ค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด จึงถือว่าเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดกับข้อมูลที่นำมาศึกษา

นอกจากนี้จากการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 3 ตัวแบบคือ ตัวแบบอารีมา ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (GVM) เมื่อทราบว่าตัวแบบพยากรณ์ใดมีค่าร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำที่สุด จะใช้ตัวแบบพยากรณ์นั้นสำหรับการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL เดือนมิถุนายน-กรกฎาคม 2566 ต่อไป แสดงดังรูปที่ 4

4. การอภิปรายและสรุปผลการวิเคราะห์

การวิจัยครั้งนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างและคัดเลือกตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับราคาหุ้น BBL โดยใช้อนุกรมเวลารายวัน ได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 ตั้งแต่เดือนกรกฎาคม 2565 ถึงเดือนพฤษภาคม 2566 จำนวน 222 วัน สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติทั้งหมด 3 วิธี ได้แก่ ตัวแบบอารีมาและตัวแบบเกรย์ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ ข้อมูลชุดที่ 2 เดือนมิถุนายน 2566 จำนวน 18 วัน สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติทั้งหมด 3 วิธี ได้แก่ ตัวแบบอารีมา และตัวแบบเกรย์ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ (GVM) โดยตรวจสอบความแม่นของตัวแบบการพยากรณ์ด้วยร้อยละค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยและรากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ผลการวิจัยพบว่า จากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษาตัวแบบที่มีความแม่นยำมากที่สุด คือ ตัวแบบ GM(1,1) สามารถทำนายค่าราคาหุ้น BBL ได้ใกล้เคียงค่าจริง ทำให้มีความผิดพลาดจากการพยากรณ์ร้อยละ 0.724 (MAPE = 0.724) และมีความผิดพลาดจากการพยากรณ์ 1.463 (RMSE = 1.463) ที่ต่ำที่สุด โดยตัวแบบการพยากรณ์ราคาหุ้น BBL โดยตัวแบบ GM(1,1) ดังนี้

$$\hat{y}^{(1)}(k+1) = \left(y^{(1)}(1) - \frac{160.6001844}{-0.000548382} \right) e^{-0.000548382k} + \frac{160.6001844}{-0.000548382}$$

การศึกษาครั้งต่อไป สามารถที่จะประยุกต์ใช้ตัวแบบเกรย์ภายใต้ตัวแบบ GM(1,1) และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ กับข้อมูลชนิดอื่น ๆ เช่น ข้อมูลทางธุรกิจ ข้อมูลทางทรัพยากรธรรมชาติ นอกจากนี้ยังพบว่าวิธีเกรย์สามารถใช้ในการทำนายข้อมูลที่มีจำนวนข้อมูลน้อย ข้อมูลที่ไม่เพียงพอ หรือข้อมูลที่ไม่สมดุลย์ได้ และตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ซึ่งเหมาะสมกับพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเติบโต

แบบ Logistic ดังนั้นจึงสามารถนำตัวแบบเกรย์เวอร์เฮ้าท์ไปประยุกต์ใช้กับข้อมูลที่มีลักษณะดังกล่าว เช่น ปริมาณน้ำระบาย เพื่อให้ค่าพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น และควรพิจารณาอนุกรมเวลารายเดือนและรายสัปดาห์ประกอบการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ด้วย

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับทุนสนับสนุนจากคณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ตามสัญญาเลขที่ 6245110

เอกสารอ้างอิง

Kayacan, E., Ulutas, B., & Kaynak, O. (2010). Grey system theory-based models in time series prediction. *Expert systems with applications*, *37*(2), 1784-1789.

Shen, C., Du, F., Zhang, L., & Song, H. (2019, February). Application of GM (1, N) model in groundwater mineralization in Cheng'an County. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *233*(4), 042010. IOP Publishing.

Puripat, C., & Sarikavanij, S. (2018). The comparison of Grey system and the Verhulst model for rainfall and water in Dam prediction. *Advances in Meteorology*, *2018*.

Davis, P. D., Amankwah, G., & Fang, Q. (2019). Predicting the rainfall of ghana using the grey prediction model GM (1, 1) and the Grey verhulst model. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, *6*(8), 1362-1372.

He, F., & Tao, T. (2014). An Improved Coupling Model of Grey-System and Multivariate Linear Regression for Water Consumption Forecasting. *Polish Journal of Environmental Studies*, *23*(4).

Amphanthong, P., & Busababodhin, P. (2015). Forecasting PM10 in the upper northern area of Thailand with grey system theory. *Burapha Science Journal*, *20*(1), 15-24.

Doungdee, N., & Chiangpradit, M. (2018). Forecasting Crisis Peaks of Economics in Thailand Using Grey Model. *Burapha Science Journal*, 1111-1122.

Liu, S., & Forrest, J. Y. L. (2010). *Grey systems: theory and applications*. Springer Science & Business Media.