FORECASTING CRYPTOCURRENCY PRICE VOLATILITY OF BINANCE COIN AND DOGE COIN

Apivit CHAMEEKORNKUL[1*] and Pornwan NUNTHAPHAD[1]

1 Faculty of Business Administration, Kasetsart University, Thailand; apivit.c@ku.th (A. C.) (Corresponding Author)

ARTICLE HISTORY

Received: 21 April 2023 **Revised:** 10 May 2023 **Published:** 22 May 2023

ABSTRACT

This research was conducted to compare the accuracy of forecasting cryptocurency price volatility of binance coin and doge coin using econometric model including, ARIMA, THE GARCH, THE EGARCH and THE GJR-GARCH. By using secondary data as Time Series Data, all of the 1,453 daily closing prices from January 15, 2019, to January 15, 2023. The results of the study showed that the 3-month price forecast gave the best results for both binance and doge coin. Forecasting of doge coin prices, the EGARCH (1,1) model gave the best results for the 12-month training dataset, MAPE was 12.99759 and the ARIMA (12,1,10) model gave the best results for the 24-month training dataset, MAPE was 69.67758. Forecasting of binance coin price. The ARIMA (1,1,1) model gave the best results for the 12-month training dataset, MAPE was 26.44940 and the GJR-GARCH (1,1) model gave the best result for the 24-month training dataset, MAPE was 62.29128.

Keywords: Forecasting, Cryptocurrency, Binance Coin, Doge Coin

CITATION INFORMATION: Chameekornkul, A., & Nunthaphad, P. (2023). Forecasting Cryptocurrency Price Volatility of Binance Coin and Doge Coin. *Procedia of Multidisciplinary Research, 1*(5), 43.

การพยากรณ์ความผันผวนของราคาสกุลเงินดิจิทัล Binance Coin และ Doge Coin

อภิวิชญ์ จามีกรกุล[1*] และ พรวรรณ นันทแพศย์[1]

1 คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์; apivit.c@ku.th (อภิวิชญ์) (ผู้ประพันธ์บรรณกิจ)

บทคัดย่อ

การศึกษาวิจัยครั้งนี้เป็นการเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ความผันผวนของราคาสกุลเงินดิจิทัล BINANCE Coin และ DOGE Coin ด้วยการใช้เครื่องมือทางเศรษฐมิติแบบจำลอง ARIMA, THE GARCH, THE EGARCH และ THE GJR-GARCH โดยใช้ข้อมูลประเภททุติยภูมิ (Secondary Data) แบบอนุกรมเวลา (Time Series Data) โดยศึกษาจากข้อมูลราคาปิดรายวันจำนวน 1,453 ข้อมูล ตั้งแต่วันที่ 15 มกราคม 2562 ถึง 15 มกราคม 2566 ผลจากการศึกษาพบว่าการพยากรณ์ราคาล่วงหน้าในช่วง 3 เดือนให้ผลลัพธ์ดีที่สุด โดยการพยากรณ์ราคาสกุลเงินดิจิทัล DOGE Coin แบบจำลอง EGARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดสำหรับการใช้ข้อมูล 12 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง ได้ค่า MAPE เท่ากับ 12.99759 และแบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดสำหรับสำหรับการใช้ข้อมูล 24 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง ได้ค่า MAPE เท่ากับ 69.67758 และการพยากรณ์ราคาสกุลเงินดิจิทัล BINANCE Coin แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดสำหรับการใช้ข้อมูล 12 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง ได้ค่า MAPE เท่ากับ 26.44940 และแบบจำลอง GJR-GARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดสำหรับการใช้ข้อมูล 24 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง ได้ค่า MAPE เท่ากับ 62.29128

คำสำคัญ: การพยากรณ์, สกุลเงินดิจิทัล, Binance Coin, Doge Coin

ข้อมูลการอ้างอิง: อภิวิชญ์ จามีกรกุล และ พรวรรณ นันทแพศย์. (2566). การพยากรณ์ความผันผวนของราคาสกุลเงินดิจิทัล Binance Coin และ Doge Coin. *Procedia of Multidisciplinary Research, 1*(5), 43.

บทนำ

สกุลเงินดิจิทัลหรือที่รู้จักกันในชื่อ Cryptocurrency ถือกำเนิดขึ้นมาผ่านการเปิดตัว White Paper เมื่อ วันที่ 31 ตุลาคม 2008 ถูกสร้างโดยบุคคลหรือกลุ่มบุคคลที่ใช้นามแฝงว่า Satoshi Nakamoto โดยสกุลเงินดิจิทัลสกุลแรกที่ถูกสร้างขึ้นมานั้นมีชื่อว่า บิทคอยน์ (Bitcoin) หรือชื่อย่อว่า BTC ถูกสร้างให้มีจำนวนจำกัดไว้ที่ 21 ล้านเหรียญ (Narisara, 2021) ซึ่งจะไม่สามารถมีเพิ่มได้หลังจากนั้นอีก ธนาคารแห่งประเทศไทยได้อธิบายถึงสกุลเงินดิจิทัลว่า เป็นสกุลเงินใหม่ที่สร้างขึ้นจากกลไกคณิตศาสตร์ที่กำหนดจำนวนไว้จำกัด ต้องใช้ระบบคอมพิวเตอร์ถอดรหัสเพื่อนำเงินออกจากกลไก สกุลเงินใหม่นี้สร้างขึ้นเพื่อลดการรวมศูนย์ของระบบการชำระเงินผ่านสถาบันการเงินให้สามารถกระจายไปยังผู้ใช้ในเครือข่ายสกุลเงินนั้นๆ ได้ โดยใช้เทคโนโลยีบล็อกเชน (Blockchain) เชื่อมต่อแบบ Peer-to-Peer เชื่อมต่อโดยตรงระหว่างเครื่องคอมพิวเตอร์ภายในเครือข่ายด้วยกันเองแบบไม่มีตัวกลาง และด้วยเทคโนโลยีบล็อกเชน (Blockchain)นี้ ทำให้สามารถติดตามการเคลื่อนไหวของเงินได้ สามารถป้องกันการปลอมแปลงได้ มีข้อดีที่รวดเร็ว ต้นทุนการทำธุรกรรมต่ำ และปลอดภัย และในส่วนของจุดประสงค์ในการสร้าง บิทคอยน์ นั้นเพื่อต้องการเป็น สกุลเงินที่สำหรับใช้ในการแลกเปลี่ยนสินค้าและบริการได้โดยไม่ผ่านตัวกลาง และสามารถทำธุรกรรมโอนเงินข้ามประเทศได้โดยไม่ต้องรอเวลา 3-5 วัน และลดค่าธรรมเนียมที่ถือว่าถูกกว่าการโอนแบบผ่านตัวกลางอย่างมาก (ธนาคารกรุงศรี, 2022) และนับตั้งแต่ที่ บิทคอยน์ ได้ถือกำเนิดขึ้นมา ก็ถือได้ว่าเป็นสกุลเงินดิจิทัลสกุลหลักของโลก มีผู้สนใจศึกษากลไกการทำงานผ่านการอ่าน White Paper ของ บิทคอยน์ ที่ถูกเผยแพร่ในช่วงเวลาเดียวกันกับที่เปิดตัวเหรียญ จนนำไปสู่การพัฒนาเหรียญสกุลเงินดิจิทัลเหรียญอื่นๆ กำเนิดขึ้นหลังจากนั้นอีกมากมาย เช่น เหรียญ Ethereum (ETH) Binance (BNB) Dogecoin (DOGE) เป็นต้น ซึ่งเหรียญเหล่านี้ถูกสร้างขึ้นมาบนพื้นฐานของเทคโนโลยีที่เรียกว่าบล็อกเชนเช่นเดียวกับ บิทคอยน์ แต่จะมีความแตกต่างในส่วนของกลไกการทำงาน การกำหนดจำนวน Supply เหรียญ การกำหนดวิธีการได้มาซึ่งเหรียญสกุลเงินนั้นๆ ความสามารถเพิ่มเติมที่มากกว่า บิทคอยน์ เช่นการมีระบบ DeFi (Decentralized Finance) ทำงานอยู่บนโครงสร้างของเหรียญนั้นๆ ทำให้เกิดนวัตกรรมทางการเงินใหม่ๆมากมาย เช่น การทำธุรกรรมที่คล้ายกับธนาคาร การให้กู้ยืมเงิน การฝากเงินเพื่อได้รับดอกเบี้ย เป็นต้น

เมื่อสกุลเงินดิจิทัลมีหลากหลายสกุลมากขึ้น ทำให้เกิดตลาดคริปโตเคอร์เรนซี (Cryptocurrency) ที่เป็นศูนย์กลางในการแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลต่างๆ นักลงทุนสามารถนำเงินในรูปแบบสกุลเงินเฟียต (Fiat Currency) เช่น สกุลเงินดอลลาร์ มาใช้ในการซื้อขายแลกเปลี่ยนเป็นสกุลเงินดิจิทัลได้ ตลาดคริปโตเคอร์เรนซีได้รับการขนานนามว่าเป็นตลาดที่มีความผันผวนสูง มีจุดเด่นอยู่ที่ราคาเหรียญสกุลเงินดิจิทัลขึ้นและลงได้หลายเปอร์เซ็นต์ เพราะตลาดไม่มีเพดานราคา (Ceiling) ไม่มีการห้ามซื้อขายเหรียญตัวไหนในบางเวลา (Circuit Breaker) เปิดตลอด 24 ชั่วโมง ไม่มีเวลาปิดตลาดเหมือนตลาดหุ้น และเปิดซื้อขายกับนักลงทุนทั่วโลก ทำให้ตลาดมีความเสี่ยงสูงและมีโอกาสผันผวนได้ตลอดเวลา นักลงทุนที่มีประสบการณ์จะคุ้นเคยกับสภาวะตลาดในช่วงที่มีความผันผวน เช่น การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย การลงทุนในตลาดหลักทรัพย์นิวยอร์ก ตลาดหลักทรัพย์ลอนดอน เป็นต้น ซึ่งตลาดการลงทุนเหล่านี้ก่อตั้งขึ้นมาเป็นระยะเวลาหลายสิบปี ทำให้มีระยะเวลาและข้อมูลสำหรับการศึกษารูปแบบพฤติกรรมการลงทุนและความผันผวนของตลาดอยู่พอสมควร แต่กับการลงทุนในตลาดคริปโตเคอร์เรนซี ซึ่งเป็นตลาดที่ถือกำเนิดมาได้ไม่นาน นักลงทุนอาจยังไม่มีความคุ้นเคย กับข้อมูลและระยะเวลาการศึกษาพฤติกรรมมากนักเมื่อเทียบกับการลงทุนในตลาดทุนอื่นๆ ที่กำเนิดมาก่อน ทำให้มีความเสี่ยงในการลงทุน อาจทำให้มีโอกาสที่จะขาดทุนในตลาดคริปโตเคอร์เรนซี ได้ง่าย การบริหารความเสี่ยงในการลงทุนอาจมีด้วยกันในหลายรูปแบบทั้งการลงทุนแบบกระจายความเสี่ยงในหลายๆสินทรัพย์ การลงทุนโดยการ DCA (Dollar-Cost Averaging) การลงทุนโดยพิจารณาจากปัจจัยพื้นฐานของสินทรัพย์ หรือการลงทุนโดยใช้เครื่องมือทางเทคนิคในการประเมินจุดซื้อจุดขายสินทรัพย์ และอีกวิธีหนึ่งในนั้นคือการใช้คณิตศาสตร์วิธีการทางเศรษฐมิติ ซึ่งใช้ในการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ในอนาคตเพื่อวางแผนการลงทุน ณัฏฐ์สุภานัน สุพัทธนะ (2557) ได้มีการนำแบบจำลอง ARIMA ARIMAX มาใช้ในการพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทย และยังมีงานวิจัยของสุชาดา ปอเจริญ เฉลิมพล จตุพร และอภิญญา วนเศรษฐ. (2564) ใช้แบบจำลอง ARIMA เช่นเดียวกัน ใน

การพยากรณ์ราคาหุ้นในหมวดอุตสาหกรรมเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารเพื่อคาดการณ์ผลตอบแทนจากกลยุทธ์การลงทุนถัวเฉลี่ยต้นทุน นอกจากนี้ยังมีการใช้แบบจำลอง GARCH และ EGARCH ในงานวิจัยของ สุนันท์ใจ เนตรงาม และ กัญญ์สุดา นิ่มอนุสสรณกุล ในการวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนกองทุนจีน และยังมีงานวิจัยของ ณพฐ์ โสภีพันธ (2564) การประเมินมูลค่าความเสี่ยงในการลงทุนในทองคำในสถานการณ์การแพร่ระบาด COVID-19 โดยใช้แบบจำลอง ARIMA GARCH EGARCH GJR-GARCH เป็นต้น การนำแบบจำลองเศรษฐมิติมาใช้ในพยากรณ์สามารถเป็นเครื่องมือช่วยในการตัดสินใจในการลงทุนได้ ทั้งนี้การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองต่างๆ ในงานวิจัยต่างๆ ที่ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาส่วนใหญ่จะเป็นการศึกษากับสินทรัพย์ที่กำเนิดมานานกว่าสกุลเงินดิจิทัลและมีความผันผวนที่น้อยกว่าตลาดคริปโตเคอร์เรนซี ทำให้งานวิจัยที่ศึกษาเครื่องมือทางเศรษฐมิติกับตลาดสกุลเงินดิจิทัลต่างๆ จึงมีปริมาณที่น้อยกว่าและยังไม่แพร่หลายมากนัก ส่วนใหญ่จะมุ่งเน้นไปที่การสร้างแบบจำลองที่เหมาะสมเพียงหนึ่งหรือสองแบบจำลอง บางงานวิจัยอาจเป็นการเปรียบเทียบหลายแบบจำลองต่อสินทรัพย์หนึ่งๆ และเป็นการพยากรณ์เฉพาะช่วงเวลาเดียวและทำการเปรียบเทียบผลลัพธ์ จึงทำให้มีโอกาสที่ผู้วิจัยจะศึกษาแบบจำลองที่เหมาะสมกับสกุลเงินดิจิทัลที่ยังไม่เป็นที่แพร่หลายในการศึกษา และการพยากรณ์ผลลัพธ์ในหลายช่วงเวลาเพื่อเพิ่มมิติในการเลือกใช้แบบจำลองที่เหมาะสมในช่วงเวลาต่างๆ ได้

สกุลเงินดิจิทัล นอกจากสกุลหลักที่ชื่อว่าบิทคอยน์ ก็ยังมีสกุลอื่นๆ อีกมากมายถือกำเนิดขึ้นมา โดยจากการจัดอันดับมูลค่าตามราคาตลาด (Market Capitalization) ของสกุลเงินดิจิทัลต่างๆ ที่ไม่ใช่ Stable Coin โดยข้อมูลจาก Bitkub ให้คำนิยาม Stable Coin ไว้ว่า เป็นสินทรัพย์ดิจิทัลหรือเหรียญคริปโตฯ ที่มีความมั่นคงสูง ซึ่งเอาไว้เป็นตัวกลางในการซื้อขายแลกเปลี่ยนคริปโตเคอร์เรนซีอื่น การจัดอันดับที่ใหญ่ที่สุดจากเว็ปไซต์ Coinmarketcap 3 อันดับแรกได้แก่ อันดับหนึ่ง BTC อันดับสอง ETH อันดับสาม BNB ผู้วิจัยมีความสนใจในการศึกษาสกุลเงินดิจิทัล BNB เนื่องด้วยเป็นสกุลเงินดิจิทัลของ Exchange ที่มีมูลค่ามากที่สุดเมื่อเทียบกับสกุลเงินดิจิทัลจาก Exchange อื่น และยังสามารถอยู่ใน 3 อันดับแรกจากการจัดอันดับได้

Binance Coin หรือ BNB เป็นสกุลเงินดิจิทัลชนิดหนึ่งในตลาดคริปโตเคอร์เรนซี เปิดตัวในปี 2017 โดยผู้สร้างคือ Binance ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มซื้อขายแลกเปลี่ยนสกุลเงินดิจิทัลที่ใหญ่ที่สุดในโลกถูกสร้างขึ้นมาให้มีอยู่อย่างจำกัดที่จำนวน 200 ล้าน BNB (สุรีย์, 2021) มีการพัฒนาใช้ระบบบล็อกเชนของตนเองชื่อ Binance Chain หรือ BEP2 ซึ่งทำงานแบบ Proof Of Stake ที่ถูกสร้างขึ้นใหม่เพื่อรองรับการสร้าง Token ต่างๆ แทน Blockchain อื่นๆ และอำนวยความสะดวกในการประมวลผลการซื้อขายที่รวดเร็ว และยังมีความกระจายศูนย์ (Decentralized) ทำให้มีความปลอดภัยและน่าเชื่อถือ สามารถนำเหรียญ BNB ใช้ในการจ่ายค่าธรรมเนียมการทำธุรกรรมบน Binance Exchange ซึ่งจะได้รับส่วนลดในการจ่ายค่าธรรมเนียม ใช้ซื้อ-ขายสินค้ากับผู้ประกอบการที่รับชำระค่าสินค้าด้วยเหรียญ BNB สามารถนำไปเพิ่มมูลค่าใน Binance Saving ที่เป็นการฝากแบบ Flexible Saving ได้ ฝากเพื่อกินดอกเบี้ย สามารถถอนเมื่อไหร่ก็ได้ ฝากใน Locked Staking เป็นการที่นำ BNB ไปฝาก โดยที่กำหนดระยะเวลา 30, 60 และ 90 วัน ไม่สามารถทำการถอนได้ในระหว่างนี้ เพื่อให้ได้มาซึ่งดอกเบี้ยหรือผลตอบแทนในระยะเวลาที่กำหนดฝากใน Launchpool ที่เป็นการนำ BNB ไปฝากเพื่อเข้าร่วมโครงการที่จะเปิดตัวเหรียญใหม่ โดยจะได้รับค่าตอบแทนเป็นเหรียญสกุลอื่นๆ กลับมาโดยที่ BNB ยังคงจำนวนเท่าเดิม มีกระบวนการเผาเหรียญ (Burn) ซึ่งถูกกำหนดให้เกิดขึ้นในทุกๆ ไตรมาส เพื่อรักษาสมดุลของเหรียญในตลาด นักลงทุนในไทยที่ลงทุนในตลาดคริปโตเคอร์เรนซี หลายรายเลือกใช้บริการของ Binance Exchange เพราะมีนวัตกรรมทางการเงินที่หลากหลาย มีกลุ่มผู้ใช้งานอยู่ทั่วโลก ผู้ศึกษาจึงมีความสนใจที่จะศึกษาเหรียญสกุลเงินนี้ นอกจากนี้ยังมีสกุลเงินดิจิตอลอีกหนึ่งสกุลเงิน ได้แก่ Doge Coin

Doge Coin เป็นสกุลเงินดิจิทัลชนิดหนึ่งในตลาดคริปโตเคอร์เรนซี เปิดตัวในปี 2013 ถูกสร้างโดยโปรแกรมเมอร์ชื่อ Billy Markus และ Jackson Palmer สามารถผลิตเหรียญ (Mining) ออกมาได้เรื่อยๆ ตามความต้องการ โดย Doge Coin Chain ทำงานแบบ Proof Of Stake มีจุดประสงค์เพื่อใช้เป็นเงินดิจิทัลหมุนเวียนในระบบคริปโตเคอร์เรนซี และต้องการสร้างให้สกุลเงินนี้ใช้งานง่ายกว่าบิทคอยน์ แม้มูลค่า Doge Coin ไม่มากเท่าบิทคอยน์ แต่เป็นเหรียญที่มีผู้นิยม

เทรดเป็นจำนวนมาก จนทำให้มูลค่าตามราคาตลาด ของเหรียญขึ้นมาอยู่ใน 10 อันดับแรกของโลก (coinmarketcap, 2565) ในช่วงแรกถูกใช้สำหรับการให้ทิปต่างๆ เป็นหลัก เรียกว่า Dogetipbot เช่น การให้ทิปสมาชิกเว็บ reddit หรือใช้เป็นของขวัญในการขุดบิทคอยน์ (KTC, 2564) ความนิยมของ Doge Coin ได้รับความสนใจมากขึ้นจากทั้งนักลงทุนและผู้พัฒนา จากการที่มี Elon Musk เป็นผู้จุดกระแสแทบจะทุกครั้ง โดยในเดือนสิงหาคมปี 2565 ได้ประกาศเปิดตัว LIBDOGECOIN ซึ่งเป็นฟังก์ชั่นที่จะทำให้ Dogecoin สามารถนำไปใช้ได้กับหลายแพลตฟอร์ม พร้อมรองรับภาษาโปรแกรมหลายภาษาด้วยกัน เช่น Python, Ruby และ Node.js การพัฒนาโปรเจคในครั้งนี้ถือว่าสร้างมูลค่าเพิ่มให้กับ Dogecoin Blockchain เป็นอย่างมาก (bitcoinaddict, 2564) Doge coin เป็นสกุลเงินดิจิทัลที่มีความน่าสนใจเพราะสามารถผ่านพ้นความผันผวนของตลาดคริปโตเคอร์เรนซี มาได้ในทุก Cycle ของ Bitcoin Halving ไม่ล่มสลายไปเหมือนเช่นเหรียญสกุลเงินอื่นๆ และ Doge coin ยังมี มูลค่าตามราคาตลาด อยู่ใน 10 อันดับสูงสุดของโลก (coinmarketcap, 2565) ผู้ศึกษาจึงมีความสนใจที่จะศึกษาเหรียญสกุลเงินนี้

การวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้แบบจำลองในการพยากรณ์เป็นการคาดการณ์โดยศึกษาจากข้อมูลเก่าและรูปแบบต่างๆ ในอดีต ใช้เครื่องมือทางสถิติคาดการณ์ความต้องการและแนวโน้มในอนาคต ซึ่งจะเป็นส่วนช่วยตัดสินใจในวางแผนด้านการลงทุนได้ เช่น การใช้แบบจำลองทางเศรษฐมิติที่ได้กล่าวไว้ข้างต้น

ดังนั้น ในการวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยมีความสนใจที่จะทำการศึกษาความผันผวนของราคาเหรียญสกุลเงินดิจิทัล 2 สกุล ได้แก่ Binance Coin และ DOGE Coin โดยใช้แบบจำลองความผันผวนแบบตัวแปรเดียวหลายแบบจำลอง ซึ่งได้แก่ แบบจำลอง ARIMA, THE GARCH, THE EGARCH และ THE GJR-GARCH ในการพยากรณ์ความผันผวนของราคาในช่วงเวลาต่างๆ ซึ่งแบบจำลองดังกล่าวสามารถใช้พยากรณ์ความผันผวนที่เปลี่ยนแปลงตามเวลาได้ ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้อาจใช้เป็นตัวช่วยนักลงทุน ในการกำหนดแผนกลยุทธ์การลงทุนเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและลดความเสี่ยงของการตัดสินใจในการลงทุนในสกุลเงินดิจิทัล

การทบทวนวรรณกรรม

จากการศึกษาพบว่ามีผู้ทำวิจัยเกี่ยวกับการใช้แบบจำลองในการพยากรณ์ความผันผวนและราคาไว้หลากหลาย เช่น อังคณา ตาเสนา และธีรศิลป์ กันธาการ (2018) ได้ศึกษาการพยากรณ์ผู้โดยสารสนามบินแม่สอด จังหวัดตาก โดยใช้ข้อมูลจำนวนผู้โดยสารรายเดือนที่เดินทางผ่านสนามบินตั้งแต่เดือนสิงหาคม พ.ศ.2553 ถึง ตุลาคม พ.ศ.2559 โดยใช้แบบจำลอง ARIMA ในการพยากรณ์ โดยใช้การวัดค่าทางสถิติต่างๆ เช่น ค่า AIC SIC Adjust R Square ในการคัดเลือกแบบจำลอง ARIMA order ที่เหมาะสม ผลลัพธ์ที่ได้คือ แบบจำลอง ARIMA(1,1) ให้ความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยอื่นนำแบบจำลอง ARIMA ไปใช้ทดสอบร่วมกับแบบจำลอง ARIMAX ซึ่งเป็นงานวิจัยของ กมลวรรณ สารพานิช (2012) ที่ได้ศึกษา การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบล่วงหน้าในตลาดฟิวเจอร์สไนเม็กซ์โดยวิธีอารีมาและอารีแมกซ์ โดยใช้แบบจำลอง ARIMA และ ARIMAX โดยใช้ข้อมูลราคาน้ำมันดิบในตลาดล่วงหน้า 7 ม.ค. พ.ศ.2543-27 ม.ค. พ.ศ.2555 ใช้วิธีทางสถิติ Root Mean Square Error (RMSE) ในการวัดค่าแบบจำลองที่มีความเหมาะสมมากที่สุด และใช้ค่า Relative Root Mean Square Error (RRMSE) ในการเปรียบเทียบแบบจำลอง ซึ่งได้ผลลัพธ์ว่าแบบจำลอง ARIMA และ ARIMAX ให้ผลการพยากรณ์ที่ความแม่นยำไม่แตกต่างกัน

ซึ่งได้ผลลัพธ์ตรงกันข้ามกับงานวิจัยของ ณัฏฐ์สุภานัน สุพัทธนะ (2014) การพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทยโดยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ARIMAX โดยใช้ข้อมูลรายเดือนของดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทย ตั้งแต่มกราคม พ.ศ.2552 ถึงตุลาคม พ.ศ.2557 โดยใช้ค่าทางสถิติ Mean Absolute Percent Error(MAPE) และ Root Mean Square Error (RMSE) ในการเปรียบเทียบ และผู้วิจัยได้มีการใช้ตัวแปรอิสระเพิ่มเติมคือราคาน้ำมันและราคาสินแร่เหล็กกับแบบจำลอง ARIMAX ผลลัพธ์พบว่าแบบจำลอง ARIMAX ให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากกว่า โดยมีสาเหตุมาจากเพราะ ARIMAX เป็นแบบจำลองที่สามารถเพิ่มตัวแปรอิสระได้ ในขณะที่แบบจำลอง ARIMA จะใช้การพยากรณ์ด้วยข้อมูลดัชนีราคาเหล็กเพียงอย่างเดียวจึงทำให้แบบจำลอง ARIMAX ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า

นอกจากนี้ยังมีการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองรูปแบบอื่นเข้ามาร่วมในการเปรียบเทียบ เช่นงานวิจัยของ ภูวิศ บรรจงพัฒนา (2021) ในหัวข้อ การศึกษาและเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA, ARIMAX, และ GARCH ต่อดัชนี SET 50 ในช่วงก่อน-หลังการเกิดวิกฤตการณ์โรคระบาดโควิด-19 มีแบบจำลอง GARCH เพิ่มเติมเข้ามา โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาก่อนและหลังการเกิดวิกฤตการณ์โรคระบาดโควิด-19 เป็นจำนวน 489 และ 483 ข้อมูลตามลำดับ และใช้ค่าทางสถิติ MAPE และ RMSE เพื่อหาตัวแบบที่ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดเพื่อเปรียบเทียบแบบจำลอง และผลลัพธ์ตัวแบบที่มีความมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดจากระหว่าง 3 ตัวแบบ และเหมาะสมในการใช้พยากรณ์ที่สุดคือตัวแบบพยากรณ์ GARCH

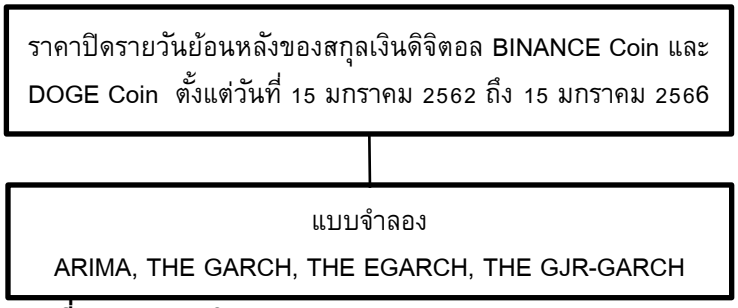
แบบจำลอง GARCH ได้ถูกนำไปใช้ในงานวิจัยของ สุนันท์ใจ เนตรงามและกัญญ์สุดา นิ่มอนุสสรณ์กุล (2015) ซึ่งศึกษาเกี่ยวกับ การวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนกองทุนหุ้นจีน โดยใช้ข้อมูลอัตราผลตอบแทนของกองทุนหุ้นจีนฮั่งเซ้ง,กองทุนหุ้นจีนเซี้นเจิ้น,อัตราแลกเปลี่ยนเงินดอลลาร์ฮ่องกงต่อเงินดอลลาร์สหรัฐ และ อัตราแลกเปลี่ยนเงินหยวนต่อเงินดอลลาร์สหรัฐตั้งแต่เดือน ธันวาคม ปี พ.ศ.2555 จนถึงเดือน มีนาคม ปี พ.ศ.2559 เป็นระยะเวลา 966 วัน ใช้วิธีทางสถิติเปรียบเทียบค่า Akaike info criterion (AIC) และ Schwarz criterion (SC) ในการเลือกแบบจำลอง GARCH Order ที่เหมาะสม พบว่าแบบจำลอง GARCH (1,1) มีความเหมาะสมมากที่สุด และยังมีงานวิจัยที่ศึกษาโดยใช้แบบจำลอง GARCH ใช้การพยากรณ์แต่ได้ผลลัพธ์การสร้างตัวแบบที่ต่างกัน เช่นงานวิจัยของ จิตตฤณ ชลูดดง และ สมพร ปั่นโภชา (2018) ได้ศึกษาการพยากรณ์ความผันผวนดัชนีค่าเงินที่แท้จริงของประเทศคู่ค้าที่สำคัญของไทยใช้ข้อมูลรายเดือนของกลุ่มตัวอย่างดัชนีค่าเงินที่แท้จริง (REER) มกราคม ค.ศ. 2008 ถึงวันที่ ธันวาคม ค.ศ. 2017 โดยพิจารณาจากค่า Akaike Information Criterion (AIC) และ Schwartz Criterion (SC) รูปแบบของแบบจำลองที่ให้ค่า AIC และ SC น้อยที่สุดจะเป็นรูปแบบที่ดีที่สุด พบว่าแบบจำลอง GARCH (1,2) เหมาะสมที่สุด

การนำแบบจำลองไปศึกษากับสกุลเงินดิจิตอล Bitcoin ได้มีการนำแบบจำลอง GARCH และ EGARCH มาเปรียบเทียบกัน ซึ่งเป็นงานวิจัยของ Viviane Y. Naimy และ Marianne R. Hayek (2018) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ความผันผวนของราคา Bitcoin โดยใช้การเปรียบเทียบแบบจำลองด้วยค่าทางสถิติ Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Square Error (RMSE) และ Mean Absolute Percent Error(MAPE) พบว่าแบบจำลอง EGARCH (1,1) ได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลอง GARCH (1,1) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ ณพฐ์ โสภีพันธ์ (2016) ที่ได้ศึกษาตัวแบบความผันผวนสำหรับการพยากรณ์ราคาข้าวด้วยแบบจำลอง ด้วยตัวแบบ GARCH, EGARCH และ GJR-GARCH จากการพิจารณาค่าสถิติต่างๆ พบว่าแบบจำลอง EGARCH (1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุด

ซึ่งแตกต่างจากงานวิจัยของ Viviane Naimy,Omar Haddad, Gema Ferna, Rim El Khoury (2018) ได้ศึกษาเรื่องการพยากรณ์ความผันผวนของราคาสกุลเงินดิจิตอลด้วยโมเดล GARCH ในแบบต่างๆประกอบด้วย SGARCH, IGARCH (1,1), EGARCH (1,1), GJR-GARCH (1,1), APARCH (1,1), TGARCH (1,1) and CGARCH (1,1) พบว่าแบบจำลอง GJR-GARCH เป็นแบบจำลองที่ให้ค่าการพยากรณ์ได้ดีที่สุด

ดังนั้นในการศึกษาครั้งนี้จึงมุ่งเน้นการเลือกแบบจำลองหลากหลายรูปแบบ ได้แก่ ARIMA, GARCH, EGARCH และ GJR-GARCH นำมาพยากรณ์ความผันผวนของราคาเหรียญ BNB และ DOGE Coin เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ของแต่ละเหรียญ เพื่อให้นักลงทุนนำไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผนการลงทุน

กรอบแนวคิดการวิจัย



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิด

วิธีดำเนินการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้เป็นการวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ใช้ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ประเภทอนุกรมเวลา (Time Series Data) โดยนำเข้าข้อมูลราคาปิดรายวันย้อนหลังของสกุลเงินดิจิตอล BINANCE Coin และ DOGE Coin ตั้งแต่วันที่ 15 มกราคม 2562 ถึง 15 มกราคม 2566 โดยเก็บรวบรวมข้อมูลจาก Bloomberg Terminal และนำข้อมูลที่ได้มาสร้างแบบจำลองทางเศรษฐมิติ โดยแบ่งข้อมูลใช้ในการสร้างแบบจำลองเป็น 2 ช่วงเวลา ตั้งแต่วันที่ 15 มกราคม 2562 ถึง 15 มกราคม 2563 (12 เดือน) และ ตั้งแต่วันที่ 15 มกราคม 2562 ถึง 15 มกราคม 2564 (24 เดือน) พยากรณ์ราคาในช่วงเวลาต่างๆ ล่วงหน้า ได้แก่ 3 เดือน, 6 เดือน, 9 เดือน, 12 เดือน และ 24 เดือน เปรียบเทียบผลความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่า MAPE (Mean Absolute Percentage Error) โดยมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ .05

ผลการวิจัย

จากการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองทางเศรษฐมิติ ได้มีการนำราคาปิดรายวันย้อนหลังของสกุลเงินดิจิตอล BINANCE Coin และ DOGE Coin มาทำการทดสอบและแก้ไขปัญหาต่างๆ ของข้อมูลและนำมาสร้างตัวแบบจำลองซึ่งได้ค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับนำไปพยากรณ์ได้แก่แบบจำลอง GARCH (1,1), EGARCH(1,1), GJR-GARCH(1,1) และ ARIMA (12,1,1) สำหรับ DOGE Coin , ARIMA (12,1,10) สำหรับ BINANCE Coin ซึ่งได้ผลลัพธ์จากการพยากรณ์แสดงดังตารางด้านล่างนี้

ผลการพยากรณ์เหรียญ DOGE Coin

ตารางที่ 1 ผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ โดยใช้ข้อมูล 12 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง

แบบจำลอง	Mean absolute percentage error (MAPE)				
	3 เดือน	6 เดือน	9 เดือน	12 เดือน	24 เดือน
ARIMA (12,1,1)	18.15265	15.33924	16.01319	51.93392	68.26169
GARCH (1,1)	20.90100	18.27835	16.25372	51.07289	67.31014
EGARCH (1,1)	12.99759	20.05437	34.15214	69.76533	83.06350
GJR-GARCH (1,1)	13.85970	16.49970	27.55530	64.03467	78.28981

จากตารางที่ 1 พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แบบจำลอง EGARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 12.99759 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 15.33924 การพยากรณ์ล่วงหน้า 9 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 16.01319 การพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน แบบจำลอง GARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 51.07289

การพยากรณ์ล่วงหน้า 24 เดือน แบบจำลอง GARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 67.31014

ตารางที่ 2 ผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ โดยใช้ข้อมูล 24 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง

แบบจำลอง	Mean absolute percentage error (MAPE)				
	3 เดือน	6 เดือน	9 เดือน	12 เดือน	24 เดือน
ARIMA (12,1,10)	69.67758	82.79901	86.49505	83.91991	82.86337
GARCH (1,1)	72.35192	84.68367	88.50353	89.53792	89.33674
EGARCH (1,1)	72.30122	84.66625	88.52451	90.00882	89.92866
GJR-GARCH (1,1)	72.24150	84.59456	88.40261	89.17237	88.90464

จากตารางที่ 2 พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 69.67758 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 82.79901 การพยากรณ์ล่วงหน้า 9 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 86.49505 การพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 83.91991 การพยากรณ์ล่วงหน้า 24 เดือน แบบจำลอง ARIMA(12,1,10) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 82.86337

ผลการพยากรณ์เหรียญ BINANCE Coin

ตารางที่ 3 ผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ โดยใช้ข้อมูล 12 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง

แบบจำลอง	Mean absolute percentage error (MAPE)				
	3 เดือน	6 เดือน	9 เดือน	12 เดือน	24 เดือน
ARIMA (1,1,1)	26.44940	25.67225	20.88105	48.11600	62.53530
GARCH (1,1)	30.67734	38.29337	34.34748	51.11186	62.25027
EGARCH (1,1)	28.36630	31.49211	26.23487	48.17319	61.56099
GJR-GARCH (1,1)	38.29630	56.75091	58.11716	63.69941	67.20470

จากตารางที่ 3 พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 26.44940 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 25.67225 การพยากรณ์ล่วงหน้า 9 เดือน แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 20.88105 การพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 48.11600 การพยากรณ์ล่วงหน้า 24 เดือน แบบจำลอง EGARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 61.56099

ตารางที่ 4 ผลการพยากรณ์ในช่วงเวลาต่างๆ โดยใช้ข้อมูล 24 เดือน ในการสร้างแบบจำลอง

แบบจำลอง	Mean absolute percentage error (MAPE)				
	3 เดือน	6 เดือน	9 เดือน	12 เดือน	24 เดือน
ARIMA (1,1,1)	62.66833	75.06768	78.86739	80.37544	79.46722
GARCH (1,1)	62.55932	74.90167	78.63779	79.79769	78.77405
EGARCH (1,1)	62.31351	74.52139	78.11006	78.46725	77.17774
GJR-GARCH (1,1)	62.29128	74.51330	78.11223	78.51424	77.23846

จากตารางที่ 4 พบว่าการพยากรณ์ล่วงหน้า 3 เดือน แบบจำลอง GJR-GARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 62.29128 การพยากรณ์ล่วงหน้า 6 เดือน แบบจำลอง GJR-GARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 74.51330 การพยากรณ์ล่วงหน้า 9 เดือน แบบจำลอง EGARCH(1,1)ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 78.11006 การพยากรณ์ล่วงหน้า 12 เดือน แบบจำลอง EGARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 78.46725 การพยากรณ์ล่วงหน้า 24 เดือน แบบจำลอง EGARCH(1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดได้ค่า MAPE เท่ากับ 77.17774

สรุปและอภิปรายผลการวิจัย

จากผลการวิจัยพบว่าสกุลเงินดิจิตอล DOGE Coin เมื่อใช้ข้อมูล 12 เดือนสร้างแบบจำลอง แบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในแต่ละช่วงเวลาไม่เหมือนกัน ในขณะที่เมื่อใช้ข้อมูล 24 เดือนสร้างแบบจำลอง ผลลัพธ์จากแบบจำลอง ARIMA(12,1,1) ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดในทุกช่วงเวลาพยากรณ์ แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง ARIMA เมื่อได้รับข้อมูลในการสร้างแบบจำลองที่มากขึ้นทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีกว่าแบบจำลองอื่น แต่ในขณะเดียวกันค่า MAPE มีค่าสูงขึ้น มากกว่าการพยากรณ์ในช่วงเวลาที่ใช้ข้อมูล 12 เดือนสร้างแบบจำลอง เนื่องมาจากข้อมูลในการสร้างแบบจำลองมีความผันผวนที่มากขึ้นและราคาสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลหลังจากใช้ข้อมูล 24 เดือนสร้างแบบจำลอง มีความผันผวนมากขึ้นกว่าการพยากรณ์ข้อมูลหลังจากใช้ข้อมูล 12 เดือนสร้างแบบจำลอง ทำให้ได้ผลลัพธ์ค่า MAPE สูงขึ้น และในส่วนสกุลเงินดิจิตอล BINANCE Coin เมื่อใช้ข้อมูล 12 เดือนสร้างแบบจำลอง แบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ส่วนใหญ่ดีที่สุดคือแบบจำลอง ARIMA(1,1,1) ซึ่งแตกต่างจากช่วงการใช้ข้อมูล 24 เดือนสร้างแบบจำลอง ที่ผลลัพธ์แบบจำลองดีที่สุด 2 แบบจำลอง คือ EGARCH(1,1) และ GJR-GARCH(1,1) เนื่องจากข้อมูลในช่วง 12 เดือนที่ใช้สร้างแบบจำลอง มีความผันผวนที่น้อยกว่าทำให้แบบจำลอง ARIMA(1,1,1) แสดงผลลัพธ์ที่ดีกว่า ในขณะที่ข้อมูล 24 เดือนที่ใช้สร้างแบบจำลอง มีความผันผวนที่มากกว่า ซึ่งแบบจำลองในกลุ่ม GARCH แสดงผลลัพธ์ได้ดีกว่าแบบจำลอง ARIMA(1,1,1) อย่างไรก็ตามผลลัพธ์จากการวิจัยแสดงให้เห็นว่าไม่มีแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับทั้งสองสกุลเงินดิจิตอล การพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์ดีที่สุดจะอยู่ในช่วง 3 เดือนแรกของการพยากรณ์ การสร้างแบบจำลองจะต้องประเมินจำนวนข้อมูลที่ใช้สำหรับการสร้างและความผันผวนของชุดข้อมูลซึ่งจะส่งผลต่อการพยากรณ์ราคาในอนาคต

ข้อเสนอแนะที่ได้รับจากการวิจัย

จากผลการศึกษาการพยากรณ์ความผันผวนของราคาสกุลเงินดิจิทัล BINANCE COIN และ DOGE COINผู้วิจัยมีข้อเสนอแนะการพยากรณ์ราคาในอนาคตในช่วง 3 เดือนแรกโดยส่วนใหญ่จะให้ความแม่นยำมากที่สุด และผลลัพธ์จากการพยาการณ์ล่วงหน้าในช่วงเวลาที่นานกว่านี้ โดยส่วนใหญ่จะให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำน้อยกว่า 3 เดือนแรก

ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

เลือกใช้ข้อมูลราคาสำหรับการสร้างแบบจำลองและเลือกช่วงเวลาพยากรณ์ที่นอกเหนือจากงานวิจัยฉบับนี้ จะทำให้สามารถเห็นแนวโน้มและทิศทางการปรับตัวของราคาได้ชัดเจนมากยิ่งขึ้น นอกจากนี้อาจเลือกใช้ข้อมูลในรูปแบบอื่น

เช่นใช้ข้อมูลรายเดือน รายสัปดาห์ และอาจใช้แบบจำลองอื่นๆ เช่น ARIMAX, NGARCH, TGARCH เพื่อนำมาพยากรณ์ค่าคาดการณ์ในอนาคต เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองที่มีความหลากหลายมากยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

กมลวรรณ สารพานิช. (2555). การพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบล่วงหน้าในตลาดฟิวเจอร์ส์ไนเม็กส์โดยวิธีอารีมาและอารีแมกซ์. การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาเศรษฐศาสตร์ธุรกิจ, มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิตย์.

อังคณา ตาเสนา และธีรศิลป์ กันธา. (2561). การพยากรณ์ผู้โดยสารสนามบินแม่สอด จังหวัดตาก.การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์, มหาวิทยาลัยราชภัฏกำแพงเพชร.

ณัฏฐ์สุภานัน สุพัทธนะ. (2557). การพยากรณ์ดัชนีราคาเหล็กของประเทศไทยโดยแบบจำลอง ARIMA และแบบจำลอง ARIMAX.การศึกษาค้นคว้าอิสระ คณะพัฒนาการเศรษฐกิจ, สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์.

สุชาดา ปอเจริญ เฉลิมพล จตุพร และอภิญญา วนเศรษฐ. (2564). การพยากรณ์ราคาหุ้นในหมวดอุตสาหกรรมเทคโนโลยีสารสนเทศและการสื่อสารเพื่อคาดการณ์ผลตอบแทนจากกลยุทธ์การลงทุนถัวเฉลี่ยต้นทุน. การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช.

ณัฏฐพร วัฒนกุล. (2566). การศึกษาเปรียบเทียบตัวแบบ SARIMA, X-12-ARIMA และ TRAMO/SEATS: กรณีศึกษาการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาเที่ยวประเทศไทย.การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาสถิติประยุกต์, มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

ภูวิศ บรรจงพัฒนา และ การศึกษาและเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ ARIMA, ARIMAX และ GARCH ต่อดัชนี SET50 ในช่วงก่อน-หลังการเกิดวิกฤตการณ์โรคระบาดโควิด-19. การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต (การบัญชีและการบริหารการเงิน), มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.

สุนันท์ใจ เนตรงามและกัญญ์สุดา นิ่มอนุสสรณ์กุล. (2015). การวิเคราะห์ความผันผวนของอัตราผลตอบแทนกองทุนหุ้นจีน. การศึกษาค้นคว้าอิสระ ปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต (สาขาวิชาเศรษฐศาสตร์), มหาวิทยาลัยเชียงใหม่.

Viviane Naimy,Omar Haddad, Gema Ferna, Rim El Khoury. (2018). Modelling and predicting the Bitcoin volatility using GARCH models. Faculty of Business Administration and Economics, Notre Dame University.

Data Availability Statement: The raw data supporting the conclusions of this article will be made available by the authors, without undue reservation.

Conflicts of Interest: The authors declare that the research was conducted in the absence of any commercial or financial relationships that could be construed as a potential conflict of interest.

Publisher's Note: All claims expressed in this article are solely those of the authors and do not necessarily represent those of their affiliated organizations, or those of the publisher, the editors and the reviewers. Any product that may be evaluated in this article, or claim that may be made by its manufacturer, is not guaranteed or endorsed by the publisher.

Copyright: © 2023 by the authors. This is a fully open-access article distributed under the terms of the Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International (CC BY-NC-ND 4.0).