# การใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลเพื่อช่วยตัดสินใจในการลงทุนบิตคอยน์
# THE UTILIZATION OF DATA MINING TECHNIQUES TO ASSIST IN DECISION-MAKING FOR BITCOIN INVESTMENT

**ปิยะพงศ์ ทองยวน[1*] ยศนันท์ สุขแสงพนมรุ้ง[2] วิภาวรรณ บัวทอง[3]**
Piyaphong Thongyuan[1*] Yossanun Suksangphanomrung[2] Wipawan Buathong[3]
[1,2,3] สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัล คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏภูเก็ต
Department of Digital Technology, Faculty of Education, Phuket Rajabhat University, Thailand
*Corresponding Author E-mail : S6311423217@pkru.ac.th

**บทคัดย่อ**

งานวิจัยฉบับนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับราคาซื้อขายของเหรียญสกุลเงินบิตคอยน์เพื่อนำมาสร้างแบบจำลอง และนำมาช่วยในการตัดสินใจ งานวิจัยใช้ขั้นตอนการทำเหมืองของ CRISP-DM และใช้โปรแกรม Orange Canvas สำหรับการสร้างแบบจำลอง สำหรับเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลแบบวิเคราะห์เชิงถดถอย (Regression Time Series) โดยใช้ตัวแบบจำลอง ARIMA และ VAR เปรียบเทียบกัน ข้อมูลที่ผ่านการทำความสะอาดแล้วถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองมีจำนวนทั้งหมด 1,461 records 6 attributes ผลการทดลองพบว่า ตัวแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าทางสถิติ RMSE, MAE และ MAPE คือ 181.6, 65.7 และ 0.007 ตามลำดับ ส่วนตัวแบบจำลอง VAR ให้ค่าทางสถิติ RMSE, MAE และ MAPE คือ 97, 36.1 และ 0.004 ตามลำดับ เมื่อนำผลการทดลองมาเปรียบเทียบกัน เห็นได้ว่าตัวแบบจำลอง VAR ให้ค่าประสิทธิภาพดีที่สุด เนื่องจากมีค่าความผิดพลาดในการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าตัวแบบจำลอง ARIMA อย่างไรก็ตามผลการทดลองในการวิจัยครั้งนี้สามารถทำนายผลราคาบิตคอยน์ได้ล่วงหน้าโดยได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียง แต่จะสามารถทำนายได้ในแค่ระยะเวลาสั้น ๆ เท่านั้น

**คำสำคัญ :** การทำเหมืองข้อมูล, บิตคอยน์, แบบจำลองอาริมา

**Abstract**

The aim of this research is to investigate and gather data regarding the trading prices of Bitcoin coins for the development of a model aimed at facilitating decision-making processes. The study employs the CRISP-DM mining algorithm and utilizes the Orange Canvas program for modeling purposes. In terms of data mining techniques, the research compares regression analysis (specifically Regression Time Series) utilizing ARIMA and VAR models. The dataset, comprising 1,461 records across 6 attributes, underwent cleaning procedures prior to model development. Results indicate that the ARIMA model produced statistical values of RMSE, MAE, and MAPE at 181.6, 65.7, and 0.007 respectively, whereas the VAR model yielded values of 97, 36.1, and 0.004 for the same metrics. Comparative analysis suggests that the VAR model demonstrates superior performance due to its lower prediction error compared to the ARIMA model. However, it's worth noting that both experimental outcomes enable the prediction of Bitcoin prices in advance, albeit for a limited duration.

**Keywords:** Data Mining, Bitcoin, Arima Model

**บทนำ (Introduction)**

การลงทุนในปัจจุบันนี้ นักลงทุนมีโอกาสตลอดจนทางเลือกในสินทรัพย์ลงทุนอย่างกว้างขวาง และหลากหลายมากขึ้น การลงทุนทั่วไปหรือกระทั่งสถาบันการเงินแทบทุกแห่งได้ปรับอัตราส่วนการถือครองสินทรัพย์จากสินทรัพย์มั่นคง เช่น ทองคำ หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ สกุลเงินดอลลาร์หรือพันธบัตรระยะยาว เป็นต้น มาสู่สินทรัพย์ดิจิทัลเพิ่มมากขึ้นเรื่อย ๆ ในขณะเดียวกันสินทรัพย์ดิจิทัลก็ได้รับการพัฒนาและประยุกต์ให้สามารถใช้ประโยชน์เพิ่มขึ้นในอีกหลายด้าน ได้แก่ เป็นเครื่องมือในการระดมทุน (Initial Coin Offering: (ICO)) ผ่านการประชาสัมพันธ์เสนอขายต่อประชาชนจากสถาบันการเงินต่าง ๆ และยังสามารถใช้เป็นสื่อกลางในการซื้อขายแลกเปลี่ยน ได้รับความเชื่อถือจากการ รับชำระค่าสินค้า และบริการจากผู้ประกอบการรายใหญ่เพิ่มขึ้นตลอดเวลา คุณลักษณะเฉพาะตัวที่ดีของบิตคอยน์ อันเป็นเหตุให้เกิดความปลอดภัย เชื่อถือไว้วางใจได้และได้รับความนิยม มีหลายประการ เช่น สามารถเปิดบัญชีได้โดยง่าย สามารถถือครองได้โดยไร้ตัวตน ใช้เทคโนโลยีกระจายเครือข่าย จึงมีความเป็นอิสระไม่ถูกควบคุมโดยหน่วยงานใด ๆ โปร่งใส ตรวจสอบได้ ค่าธรรมเนียมต่ำกว่าการทำธุรกรรมด้วยวิธีอื่น สามารถทำธุรกรรมได้อย่างรวดเร็ว สามารถป้องกันความเสี่ยงจากสภาวะเงินเฟ้อ (รัฐศรัณย์, 2565) นอกจากข้อดีมากมายดังที่กล่าวมาแล้ว ข้อเสียของบิตคอยน์ในปัจจุบันคือบิตคอยน์ถูกใช้เป็นสื่อกลางในการดำเนินธุรกิจผิดกฎหมาย และยังมีความเสี่ยงต่อการสูญหายเมื่อเกิดความผิดพลาดในการทำธุรกรรมจะไม่สามารถเรียกคืนได้ แต่ข้อเสียที่เป็นประเด็นสำคัญที่สุดของบิตคอยน์ คือมีความผันผวนด้านราคาเป็นอัตราที่สูงมากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์มั่นคงชนิดอื่น เนื่องจากไม่มีทรัพย์สินอื่นใดรองรับจึงไม่สามารถทราบราคาที่แท้จริงของราคาบิตคอยน์ได้ ราคาที่ซื้อขายกันในตลาดขึ้นอยู่กับความพึงพอใจระหว่างผู้ซื้อกับผู้ขาย และยังไม่มีเพดานของราคาอีกด้วย ดังนั้นผู้วิจัยเล็งเห็นปัญหาจึงมีแนวคิดที่สร้างโมเดลเพื่อลดความเสี่ยงในการลงทุนของผู้ใช้งานเพื่อช่วยในการตัดสินใจว่าช่วงใดควรลงทุนหรือไม่ควรลงทุน ในปัจจุบันการทำเหมืองข้อมูลเป็นกระบวนการที่ใช้เทคโนโลยีเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่เพื่อค้นหาแนวโน้ม ความสัมพันธ์ และข้อความที่ซ่อนอยู่ภายในชุดข้อมูลนั้น ๆ โดยมักใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และวิธีการทางสถิติเพื่อสกัดความรู้หรือข้อมูลที่มีค่าออกมาจากข้อมูลขนาดใหญ่การทำเหมืองข้อมูลเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อช่วยในการตัดสินใจ การวิเคราะห์แนวโน้ม และการค้นหาความรู้ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลที่มีขนาดใหญ่ ซึ่งเป็นที่นิยมในหลายสาขาอาชีพ เช่น การธุรกิจ การวิจัย และการเทรดหุ้น ดังนั้นผู้วิจัยได้ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลแบบ Regression Time Series ที่เป็นชุดข้อมูลซึ่งเก็บรวบรวมตามระยะเวลาเป็นช่วง ๆ อย่างต่อเนื่อง โดยใช้การพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) และ VAR (Vector Autoregressive) เพื่อใช้เป็นตัวช่วยพิจารณาตัดสินใจในการลงทุนบิตคอยน์

**วัตถุประสงค์การวิจัย (Research Objectives)**

1. เพื่อศึกษาและรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับราคาซื้อขายของเหรียญสกุลเงินบิตคอยน์เพื่อนำมาสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพและนำมาช่วยพิจารณาในการตัดสินใจ
2. เพื่อช่วยลดความเสี่ยงในการลงทุนของบิตคอยน์

**วิธีดำเนินการวิจัย (Research Methods)**

งานวิจัยฉบับนี้ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูลเพื่อช่วยตัดสินใจในการลงทุนบิตคอยน์ โดยผู้วิจัยเริ่มต้นจากการรวบรวมข้อมูล คลีนนิ่งดาต้าจาก Excel จากนั้นทำการสร้างโมเดลด้วยขั้นตอนวิธีต่าง ๆ ทดสอบโมเดลทดลองใช้ และวิเคราะห์สรุปผลการทดลอง ผู้วิจัยได้เลือกใช้ 2 โมเดล คือ

VAR (Vector Autoregression) Model คือ เครื่องมือทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์และทำนายการเคลื่อนไหวของตัวแปรหลายๆ ตัวพร้อมกัน โดยมีความสัมพันธ์กันในระดับเวลาที่แตกต่างกัน เช่น การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างอัตราการเงินและอัตราผลตอบแทนในตลาดทุนหรือการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่าเฉลี่ยรายได้แต่ละเดือนกับการบริโภคของประชากร ความสามารถของ VAR Model ที่ทำให้มันเป็นเครื่องมือที่น่าสนใจสำหรับการวิเคราะห์และทำนายเชิงเศรษฐศาสตร์ คือ การจัดการข้อมูลที่เป็นทรัพยากรสำคัญ VAR Model ช่วยให้นักวิเคราะห์สามารถจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อนที่มีการเปลี่ยนแปลงได้ตลอดเวลาโดยไม่ต้องทำการตัดสินใจเลือกเฉพาะตัวแปรสำคัญเพียงไม่กี่ตัวเท่านั้น

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) Model คือ โมเดลที่ใช้ในการทำนายและวิเคราะห์ข้อมูลชุดเวลา (Time Series Data) โดยเน้นการระบุและโมเดลลักษณะทางเวลาของข้อมูล เป็นอีกหนึ่งเครื่องมือทางสถิติที่มีความยืดหยุ่นและสามารถปรับปรุงการทำนายได้ตลอดเวลา เพราะสามารถจัดการกับแนวโน้มและความผันผวนในข้อมูลได้ดีความสามารถของ ARIMA Model ที่ทำให้มันเป็นเครื่องมือที่น่าสนใจสำหรับการวิเคราะห์และทำนายข้อมูลชุดเวลาได้แก่ การจัดการกับแนวโน้มและฤดูกาล ARIMA Model สามารถจัดการกับแนวโน้มและฤดูกาลในข้อมูลได้โดยอัตโนมัติ ทำให้สามารถทำนายข้อมูลในระยะเวลาที่สั้นและยาวได้อย่างเหมาะสม สามารถตรวจสอบและประมาณค่าพารามิเตอร์ ARIMA Model มีเครื่องมือในการตรวจสอบความเหมาะสมของโมเดล และการประมาณค่าพารามิเตอร์ในขณะเดียวกัน เช่นการใช้ ACF (Autocorrelation Function) และ PACF (Partial Autocorrelation Function) เพื่อตรวจสอบความสัมพันธ์ระหว่างค่าของข้อมูลในช่วงเวลาที่แตกต่างกัน และทางผู้วิจัยได้นำเทคนิคการทำเหมืองข้อมูลแบบ CRISP-DM มาใช้ โดยมีขั้นตอนการดำเนินการวิจัยประกอบด้วย 6 ขั้นตอน ดังนี้

**ภาพที่ 1** กระบวนการทำเหมืองข้อมูล
ที่มา : (Chapman, 2010)

1. Business Understanding เป็นขั้นตอนแรกในกระบวนการ CRISP-DM เน้นไปที่ทำความเข้าใจธุรกิจหรือปัญหา จากนั้นแปลงปัญหาให้อยู่ในรูปของกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล

2. Data Understanding ขั้นตอนนี้จะต้องทำการรวบรวมข้อมูลที่ต้องใช้ในการวิเคราะห์ ผู้วิจัยทำการนำเข้าข้อมูลมาจากเว็บไซต์ finance.yahoo มาคลีนนิ่งดาต้าใน excel จำนวนข้อมูลทั้งหมด 1,461 records และ 7 attributes ได้แก่ วันที่ (Date), ราคาเปิด (Open), ราคาสูงสุด (High), ราคาต่ำสุด (Low), ราคาปิด (Close), ราคาปรับ (Adj Close), และปริมาณการซื้อขาย (Volume)

3. Data Preparation ขั้นตอนนี้เป็นการคัดเลือกข้อมูลในช่วงที่สนใจ และแปลงข้อมูลเพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ เนื่องจากข้อมูลที่ได้มีบางส่วนที่ไม่จำเป็นต้องใช้ เช่น ราคาปิดชนิด Adj Close จึงนำออกไป เมื่อตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูลเรียบร้อยแล้วจึงใช้ค่าราคาปิดในแต่ละวัน (Close) ทำให้เหลือแอททริบิวต์เพียง 6 แอททริบิวต์ ที่ใช้ในการคำนวณเพื่อสร้างแบบจำลองการเรียนรู้

4. Modeling ขั้นตอนนี้จะทำการสร้างตัวแบบจำลอง (Model) โดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้ของ Regression Time Series ใช้ตัวแบบจำลอง ARIMA กับ ตัวแบบจำลอง VAR ด้วยเครื่องมือ Orange Data Mining พัฒนาโดย University of Ljubjana ประเทศสโลวีเนีย เริ่มเผยแพร่ให้ใช้งานตั้งแต่ปี ค.ศ.1996 เป็นชุดเครื่องมือซอฟต์แวร์โอเพนซอร์ซ สำหรับการทดลอง และการนำเสนอภาพข้อมูล จุดเด่นอยู่ที่การเขียนโปรแกรมแบบเห็นภาพ สามารถใช้เพื่อการสำรวจ วิเคราะห์ข้อมูล และนำเสนอข้อมูลในลักษณะของรูปภาพ

**ภาพที่ 2** โปรแกรม Orange Canvas

5. Evaluation เพื่อความมั่นใจว่าโมเดลที่สร้างขึ้นมาสามารถนำไปใช้งานได้จริงสามารถพยากรณ์อย่างได้ถูกต้อง จึงต้องทำการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างขึ้นมาว่าสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำเพียงใด เกณฑ์ที่ใช้ในการพิจารณาประสิทธิภาพของตัวแบบมีค่าสถิติที่หลากหลาย เช่น RMSE, MAE, MAPE, $R^2$, AIC และค่า BIC ในงานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยได้ใช้ค่าสถิติ คือ RMSE, MAE และ MAPE ในการวัดค่าความผิดพลาดหรือค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าที่พยากรณ์น้อยที่สุด เพื่อใช้พิจารณาสำหรับการตัดสินใจในการลงทุน ซึ่งค่าสถิติดังกล่าว มีการทำงานดังนี้

Root Mean Square Error (RMSE) คือ รากของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เป็นตัวชี้วัดที่ทำการทำนายที่นิยมใช้ในการวัดผล สามารถวัดได้โดยการนำค่ากำลังสองของความคลาดเคลื่อนมาเฉลี่ยกัน (ผลต่างของค่าจริงและค่าพยากรณ์) แล้วถอดรากที่ 2 ซึ่งง่ายต่อการตีความ เนื่องจากหน่วยของค่าความคลาดเคลื่อนนี้เป็นหน่วยเดียวกับตัวแปรตาม (Enders, 2015) ดังสมการ (1)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{MSE} \quad (1)$$

Mean Absolute Error (MAE) คือ ค่าเฉลี่ยของผลต่างสัมบูรณ์ ระหว่างค่าจริงกับค่าที่เกิดจากการทำนายของตัวแปรตาม โดย Model ที่ใช้ MAE เป็น Loss Function จะทนต่อ Data ที่มี Outlier ได้มากกว่า Model ที่ใช้ MSE เป็น Loss Function (Ronald E. Walpole and Raymond H. Meyers, 2012) ดังสมการ (2)

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i| \quad (2)$$

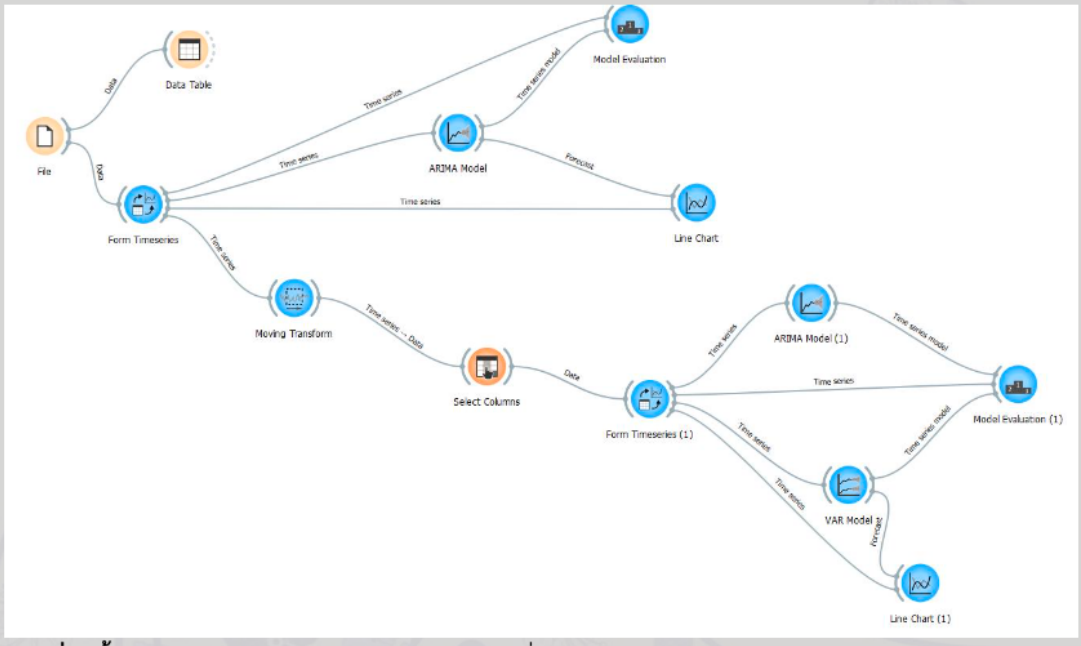
Mean Absolute Percentage Error (MAPE) สามารถหาได้จากค่าเฉลี่ยของค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนมาเฉลี่ยกัน (Mohamed J. Zaki and Wagner Meira Jr, 2014) ดังสมการ (3)

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|e_i|}{|A_i|} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{|F_i - A_i|}{|A_i|} \quad (3)$$

6. Deployment เมื่อสร้างโมเดลได้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุดกับชุดข้อมูลที่ใช้แล้ว ผู้วิจัยจึงสามารถนำแบบจำลองนี้ไปใช้ในการวิเคราะห์เพื่อช่วยพิจารณาว่าควรตัดสินใจลงทุนในช่วงเวลาไหนถึงจะมีโอกาสที่จะได้กำไรมากที่สุด

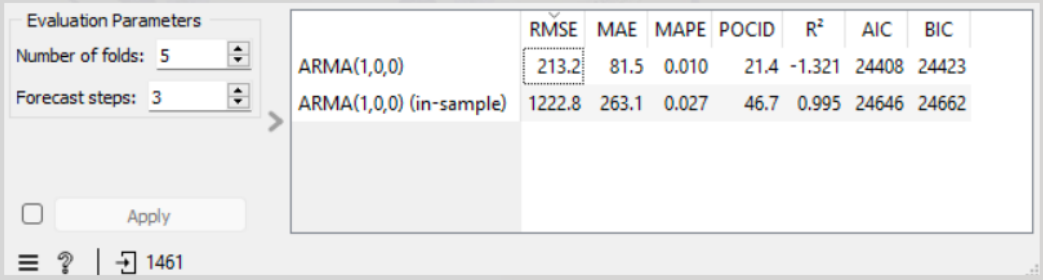
**ผลการวิจัย (Research Results)**

ผู้วิจัยได้ดำเนินการจัดทำเหมืองข้อมูลตามขั้นตอน จนถึงการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อประเมินประสิทธิภาพและหาแบบจำลองที่ดีที่สุดเพื่อช่วยลดความเสี่ยงในการพิจารณาซื้อขายบิตคอยน์ โดยพิจารณาว่าช่วงเวลาใดเหมาะกับการลงทุนมากที่สุด และเพื่อให้นักลงทุนหรือผู้ที่สนใจในบิตคอยน์เกิดความตระหนักต่อการตัดสินใจที่จะลงทุนในตลาดสกุลเงินดิจิทัล โดยนำข้อมูลจากการศึกษามาวิเคราะห์ ซึ่งมีข้อมูลดังนี้ วันที่ (Date), ราคาเปิด (Open), ราคาสูงสุด (High), ราคาต่ำสุด (Low), ราคาปิด (Close), และปริมาณการซื้อขาย (Volume) นำมาเข้าโปรแกรม Orange Canvas จากนั้นจึงใช้อัลกอริทึมแบบต่าง ๆ มาช่วยสร้างแบบจำลองในการทำนาย โดยตัวแบบจำลอง ARIMA และ VAR มาเปรียบเทียบผลลัพธ์กัน ซึ่งพิจารณาจากเกณฑ์หรือตัวชี้วัด RMSE, MAE และ MAPE เป็นต้น แสดงการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ดังภาพที่ 3




**ภาพที่ 3** ขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

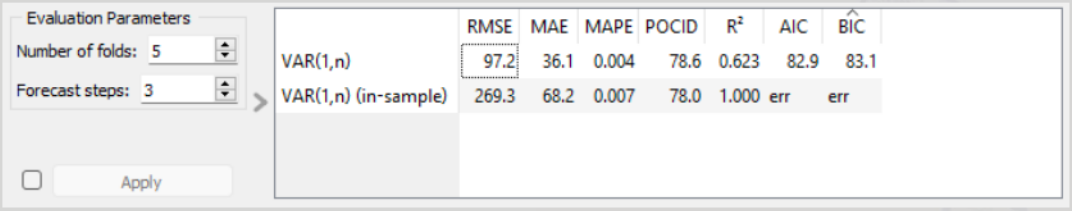
จากภาพที่ 3 เริ่มจากการนำข้อมูล ประกอบด้วยทั้งหมด 1,461 records และ 6 attributes เข้าสู่กระบวนการทำเหมืองข้อมูลแบบ Time Series เนื่องจากข้อมูลมีความต่อเนื่องกัน จากนั้นใช้ตัวแบบจำลอง ARIMA และ VAR มาสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง และเปรียบเทียบผลลัพธ์กัน เพื่อพิจารณาว่าแบบจำลองการเรียนรู้ใดให้ประสิทธิภาพดีที่สุด แสดงได้ดังภาพที่ 4 ถึงภาพที่ 6




| | RMSE | MAE | MAPE | POCID | $R^2$ | AIC | BIC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA(1,0,0) | 213.2 | 81.5 | 0.010 | 21.4 | -1.321 | 24408 | 24423 |
| ARMA(1,0,0) (in-sample) | 1222.8 | 263.1 | 0.027 | 46.7 | 0.995 | 24646 | 24662 |

**ภาพที่ 4** ผลการทดลองของแบบจำลองการเรียนรู้โดยใช้ ARIMA

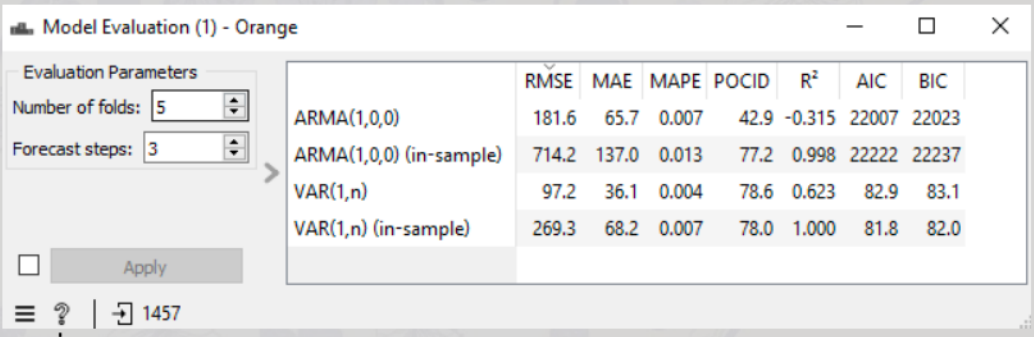
จากภาพที่ 4 ใช้การกำหนดค่า $ARIMA(p,d,q)$ เป็น (1,0,0) และ Number of Folds เป็น 5 พบว่า ตัวแบบ $ARIMA(1,0,0)$ เหมาะสมในการใช้สำหรับการประมาณค่าการซื้อขายสินทรัพย์ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ตามค่าสถิติ ดังนี้ RMSE, MAE และ MAPE คือ 213.2, 81.5 และ 0.010 ตามลำดับ




| | RMSE | MAE | MAPE | POCID | $R^2$ | AIC | BIC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| VAR(1,n) | 97.2 | 36.1 | 0.004 | 78.6 | 0.623 | 82.9 | 83.1 |
| VAR(1,n) (in-sample) | 269.3 | 68.2 | 0.007 | 78.0 | 1.000 | err | err |

**ภาพที่ 5** ผลการทดลองของแบบจำลองการเรียนรู้โดยใช้ VAR

จากภาพที่ 5 ใช้การกำหนดค่า VAR Model กำหนดค่า Maximum Autoregression order เป็น (1,n) และ Number of Folds เป็น 5 พบว่า ตัวแบบ $VAR(1,n)$ เหมาะสมในการใช้สำหรับการประมาณค่าการซื้อขายสินทรัพย์ โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนของแบบจำลอง ตามค่าสถิติ ดังนี้ RMSE, MAE และ MAPE คือ 97.2, 36.1 และ 0.004 ตามลำดับ




| | RMSE | MAE | MAPE | POCID | $R^2$ | AIC | BIC |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| ARMA(1,0,0) | 181.6 | 65.7 | 0.007 | 42.9 | -0.315 | 22007 | 22023 |
| ARMA(1,0,0) (in-sample) | 714.2 | 137.0 | 0.013 | 77.2 | 0.998 | 22222 | 22237 |
| VAR(1,n) | 97.2 | 36.1 | 0.004 | 78.6 | 0.623 | 82.9 | 83.1 |
| VAR(1,n) (in-sample) | 269.3 | 68.2 | 0.007 | 78.0 | 1.000 | 81.8 | 82.0 |

**ภาพที่ 6** เปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างตัวแบบจำลอง ARIMA กับ VAR

จากภาพที่ 6 แสดงผลลัพธ์ผลการทดลองของการพยากรณ์ของตัวแบบจำลองทั้ง 2 ชนิด พบว่า ถ้าเป็นตัวแบบจำลอง ARIMA ตัวแบบ $ARIMA(1,0,0)$ จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยสุด หากเป็นตัวแบบจำลอง VAR ตัวแบบ $VAR(1,n)$ จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยสุด และมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า $ARIMA(1,0,0)$ อีกด้วย

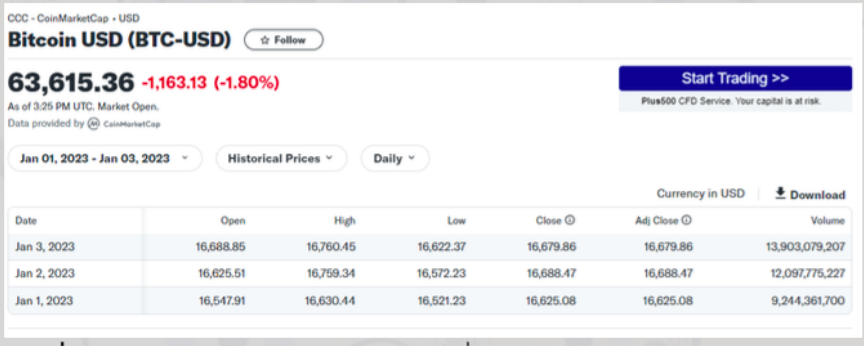
**อภิปรายผลการวิจัย (Research Discussion)**

งานวิจัยนี้ใช้เครื่องมือในการวิเคราะห์ Time Series เพื่อศึกษาข้อมูลราคา Bitcoin ในช่วงปี 2019 - 2022 ซึ่งมีข้อมูลทั้งหมด 1,461 รายการ 6 ตัวแปร ได้แก่ วันที่ (Date), ราคาเปิด (Open), ราคาสูงสุด (High), ราคาต่ำสุด (Low), ราคาปิด (Close) และปริมาณการซื้อขาย (Volume) ข้อมูลถูกนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ด้วย Time Series โดยใช้การพยากรณ์ตัวแบบจำลอง ARIMA และ VAR ที่น่าสนใจและเป็นที่นิยมอย่างแพร่หลาย เนื่องจากให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการวิเคราะห์ การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลจะพิจารณาจากค่าสถิติ RMSE, MAE และ MAPE ที่ใช้ในการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนหรือค่าความผิดพลาดได้ผลลัพธ์น้อยที่สุด ผลการทดลองพบว่า ตัวแบบจำลอง ARIMA ให้ค่าทางสถิติ RMSE, MAE และ MAPE คือ 181.6, 65.7 และ 0.007 ตามลำดับ ส่วนตัวแบบจำลอง VAR ให้ค่าทาง

สถิติ RMSE, MAE และ MAPE คือ 97, 36.1 และ 0.004 ตามลำดับ เมื่อนำผลการทดลองมาเปรียบเทียบกัน เห็นได้ว่าตัวแบบจำลอง VAR มีค่าความผิดพลาดที่ต่ำกว่าตัวแบบจำลอง ARIMA จึงสรุปได้ว่า แบบจำลอง VAR MODEL มีความผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยกว่าตัวแบบจำลอง ARIMAในการนำมาทำนายผลราคาบิตคอยน์ ข้อดีของงานวิจัยนี้ คือสามารถทำนายผลราคาบิตคอยน์ได้ล่วงหน้าโดยได้ผลลัพธ์ที่ใกล้เคียง แต่ข้อเสีย คือจะทำนายได้แค่เวลาสั้น ๆ ถึงจะได้ประสิทธิภาพมากที่สุดในการทำนายผลลัพธ์ งานวิจัยนี้สอดคล้องกับงานวิจัยของ ปัจจัยที่มีผลต่อการลงทุนบิตคอยน์ในประเทศไทย การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจลงทุนในบิตคอยน์ด้วยวิธีการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ปัจจัยที่ส่งผลต่อการตัดสินใจที่จะลงทุนในสกุลเงินดิจิทัล การพยากรณ์ราคาบิตคอยน์ ด้วยเทคนิคทำเหมืองข้อมูล (ไพโรจน์ เสียงเอก และวิภาวรรณ บัวทอง, 2565)

**ข้อเสนอแนะการวิจัย (Research Suggestions)**

งานวิจัยนี้เป็นงานวิจัยที่เหมาะกับการใช้ข้อมูลในด้าน Crypto Currency (สกุลเงินดิจิทัล) มีการใช้แบบจำลองในการทำนาย Time Series และเปรียบเทียบตัวแบบจำลองระหว่าง ARIMA และ VAR โดยได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด มาช่วยพิจารณาการตัดสินใจ เกี่ยวกับการลงทุนเกี่ยวกับการเทรดสกุลเงินดิจิทัล สามารถเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายโดยการเพิ่มตัวแปรอื่น ๆ หรือตัวแบบจำลองต่าง ๆ ในการพยากรณ์ ตัวอย่างการเปรียบเทียบผลลัพธ์ ในการพยากรณ์ ดังภาพที่ 7 ถึง 10



CCC - CoinMarketCap • USD

**Bitcoin USD (BTC-USD)** ☆ Follow

**63,615.36** -1,163.13 (-1.80%)

As of 3:25 PM UTC. Market Open.

Data provided by CoinMarketCap

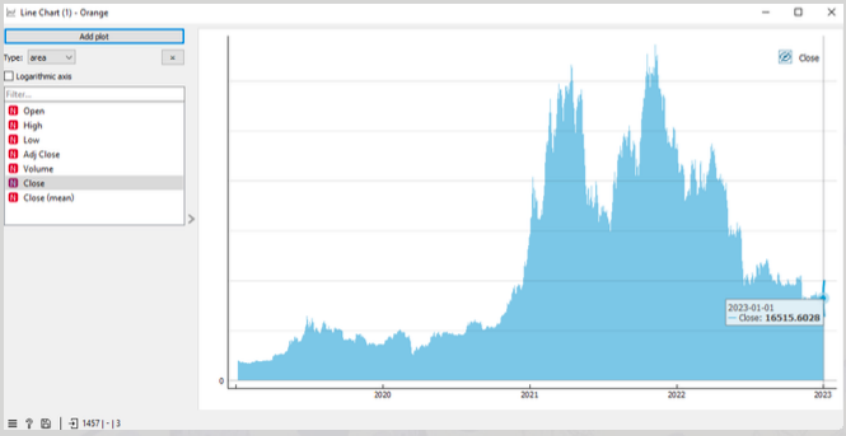
Start Trading >>
Plus500 CFD Service. Your capital is at risk.

Jan 01, 2023 - Jan 03, 2023 | Historical Prices | Daily

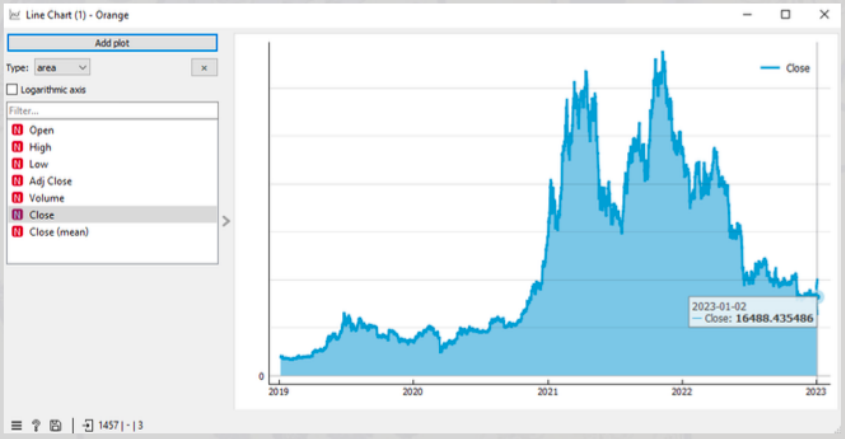
Currency in USD | Download

| Date | Open | High | Low | Close | Adj Close | Volume |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Jan 3, 2023 | 16,688.85 | 16,760.45 | 16,622.37 | 16,679.86 | 16,679.86 | 13,903,079,207 |
| Jan 2, 2023 | 16,625.51 | 16,759.34 | 16,572.23 | 16,688.47 | 16,688.47 | 12,097,775,227 |
| Jan 1, 2023 | 16,547.91 | 16,630.44 | 16,521.23 | 16,625.08 | 16,625.08 | 9,244,361,700 |

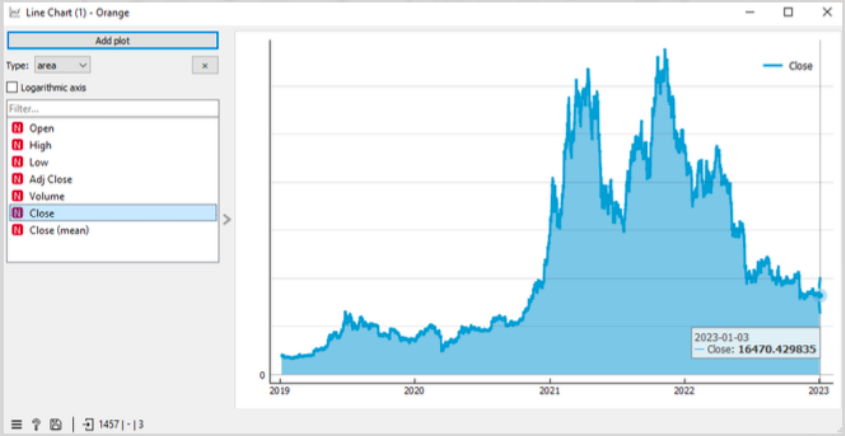
**ภาพที่ 7** ผลลัพธ์ราคาบิตคอยน์ ในระหว่างวันที่ 01/01/2023 – 03/01/2023
ที่มา : www.yahoo.finance.com (25 เมษายน 2567)




**ภาพที่ 8** เปรียบเทียบผลลัพธ์ในการทำนายราคาบิตคอยน์ ของวันที่ 01/01/2023 ผลลัพธ์ คือ 16515.60




**ภาพที่ 9** เปรียบเทียบผลลัพธ์ในการทำนายราคาบิตคอยน์ ของวันที่ 02/01/2023 ผลลัพธ์ คือ 16488.43



**ภาพที่ 10** เปรียบเทียบผลลัพธ์ในการทำนายราคาบิตคอยน์ ของวันที่ 03/01/2023 ผลลัพธ์ คือ 16470.42

จากข้อมูลข้างต้น พบว่าการทำนายราคาบิตคอยน์ของแบบจำลองมีความใกล้เคียงกันกับราคาจริง สำหรับข้อเสนอแนะในการทำวิจัยเพิ่มเติมควรมีการเพิ่มแบบจำลองจากอัลกอริทึมต่าง ๆ เพื่อมาช่วยวิเคราะห์แบบจำลองให้แม่นยำมากขึ้น เพื่อช่วยลดความเสี่ยงในการลงทุนบิตคอยน์

**เอกสารอ้างอิง (References)**

ไพโรจน์ เสียงเอก และวิภาวรรณ บัวทอง. (2565). การประบุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจลงทุนในบิตคอยน์ด้วยวิธีการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่. ใน **Liberal Arts National Conference 4-5 สิงหาคม 2565** (หน้าที่ 391-399). สงขลา: มหาวิทยาลัยราชมงคลศรีวิชัย.

รัฐศรัณย์ ธนไพศาลกิจ. (11 กรกฎาคม 2565). **Setinvestnow.** [ออนไลน์]. เข้าถึงได้จาก www.setinvestnow.com: https://www.setinvestnow.com/th/knowledge/article/139-tsi-invest-in-digital-asset-through-stock-market. สืบค้น 09 เมษายน 2567.

Chapman, P. C. (2010). **CMIN — a CRISP-DM-based case tool for supporting data mining projects**. USA: SPSS.

Enders, W. (2015). **Applied econometric time series**. Hoboken: NJ:Willey.

Mohamed J. Zaki and Wagner Meira Jr. (2014). **Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms**. USA: Cambridge University Press.

Ronald E. Walpole and Raymond H. Meyers. (2012). **Probability & Statistics for Engineers & Scientists**. USA: Prentice Hall.