วารสารสารสนเทศศาสตร์
Journal of Information Science
Journal of the Department of Information Science, Khon Kaen University, Thailand

iSchool KKU

Research Articles

การพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลด้วยการวิเคราะห์การซื้อขายจากความคิดเห็นในสื่อสังคมออนไลน์

Digital Assets Price Prediction Using Sentiment Analysis on Crowd Trading Idea

เสกศักดิ์ ปราบพาล[1*], กุลธิดา ท้วมสุข[1], และ วิระพงศ์ จันทร์สนาม[1]

Seksak Prabpala[1*], Kulthida Tuamsuk[1] and Wirapong Chansanam[1]

[1] สาขาวิชาสารสนเทศศาสตร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยขอนแก่น; Information Science Department, Faculty of Humanities and Social Sciences, Khon Kaen University, Thailand

* Corresponding author email: pseksa@kkumail.com

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์: เพื่อวิเคราะห์ความคิดเห็นเกี่ยวกับราคาของสินทรัพย์ดิจิทัล เพื่อพยากรณ์ราคาที่คาดว่าจะเกิดขึ้น จากนั้นนำผลที่ได้มาพัฒนาเป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับนักลงทุนรายย่อย

วิธีการศึกษา: รวบรวมข้อมูลความคิดเห็นจากกลุ่มผู้ใช้ที่มีการแบ่งปันแนวคิด เทคนิค และบทวิเคราะห์บนเครือข่ายสังคมออนไลน์ ในแพลตฟอร์ม TradingView ซึ่งเป็นชุมชนของนักลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัลที่ใหญ่ที่สุดในโลก ข้อมูลระหว่างวันที่ 1 กันยายน พ.ศ. 2565- 31 ธันวาคม พ.ศ. 2565 จำนวน 8,725 ข้อความ ทำการวิเคราะห์ความรู้สึกของข้อความ เพื่อจำแนกประเภทข้อความเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ ข้อความเชิงบวกสัมพันธ์กับทิศทางตลาดเป็นบวก ควรทำการซื้อ ข้อความเชิงลบสัมพันธ์กับทิศทางตลาดเป็นลบ ควรทำการขาย และข้อความที่เป็นกลางสัมพันธ์กับการไม่ควรทำการซื้อขาย แล้วสร้างแบบจำลองโดยพิจารณาจากความคิดเห็นของผู้ใช้ส่วนใหญ่ คาดการณ์แนวโน้มราคาควรซื้อหรือขายในช่วงเวลานั้น ๆ

ข้อค้นพบ: จากการทดสอบความถูกต้องของการพยากรณ์โดยใช้ค่าราคาปิดจริงของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลเปรียบเทียบกับราคาที่ได้จากการคำนวณด้วยหลายวิธี ทั้งการทับซ้อน 1 วัน การใช้ค่ามาตรฐาน การเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม การหาร้อยละการเปลี่ยนแปลง และการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ พบว่า ราคาจริงและราคาพยากรณ์มีความสอดคล้องกัน มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์สูงถึง 0.89 เมื่อทดสอบสมมติฐานเชิงเป็นเหตุเป็นผล ด้วยวิธี Granger-Causality Test พบว่าค่าความรู้สึกของผู้ใช้เทรดดิงวิวเกี่ยวกับราคาสินทรัพย์ดิจิทัลมีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน

การประยุกต์ใช้จากการศึกษานี้: จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ระหว่างราคาจริงและราคาจากการพยากรณ์ มีความสัมพันธ์กันในระดับสูงในทิศทางเดียวกัน ซึ่งสามารถนำผลลัพธ์นี้ไปใช้สำหรับการวิเคราะห์จุดเปลี่ยนและการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลได้ เมื่อนำเทคนิคที่ได้จากการวิจัยนี้ไปสร้างเป็นระบบที่รวบรวมความคิดเห็น

Received: December 23, 2022 Revised: January 20, 2023 Accepted: January 23, 2027 https://doi.org/10.14456/jiskku.2023.21

จากผู้ใช้อัตโนมัติ และวิเคราะห์อารมณ์ตลาดตามเวลาจริง สามารถใช้สนับสนุนการตัดสินใจเกี่ยวกับการลงทุน รวมถึงคาดการณ์ความผันผวนของราคาในระยะสั้นได้

คำสำคัญ: สินทรัพย์ดิจิทัล ผู้ใช้ที่เสนอแนวคิดทางออนไลน์ การวิเคราะห์ความรู้สึก การซื้อขายดิจิทัล แนวคิดการซื้อขาย

Abstract

Purpose: The objective of this study is to conduct sentiment analysis of users' ideas on a social media platform, including comments about the prices of digital assets, to forecast potential price changes. Subsequently, the obtained results will be utilized to develop a decision support system for individual investors.

Methodology: The study involves collecting ideas, trading techniques, graph analysis, and market opinions from online trader community, TradingView is the largest global community of cryptocurrency investors. Data was collected between September 1, 2022 and December 31, 2022, comprising a total of 8,725 text entries. The analysis focuses on categorizing the sentiments of these texts into three groups: positively related to a bullish market direction suggesting buying, negatively related to a bearish market direction suggesting selling, and neutral sentiments related to do not trading. Subsequently, a model is developed based on the majority user opinions to predict whether buying or selling is advisable during specific time periods.

Findings: The forecasting accuracy using actual closing prices of digital assets compared to forecasting prices from various calculation methods, including 1-day overlap, standardized value, trend change analysis, percentage change, and correlation analysis, it was found that the actual prices and forecasting prices were in close agreement. The Pearson Correlation coefficient was as high as 0.89. Using the Granger-Causality Test, it was revealed that the sentiments of users on TradingView regarding digital asset prices tended to move in the same direction.

Applications of this study: The analysis revealed a high correlation between actual and forecasted prices in the same direction. This result can be used to analyze turning points and forecast the prices of digital assets. By integrating the techniques from this research into an automated system that aggregates user opinions and analyzes real-time market sentiment, it

can serve as a decision support tool for investment, including short-term price volatility predictions.

Keywords: digital assets, crowd idea user, sentiment analysis; price prediction, digital trading, trading ideas

1. บทนำ

การพัฒนาทางเทคโนโลยีอย่างรวดเร็วในปัจจุบันนั้น ก่อให้เกิดนวัตกรรมใหม่ๆ ที่ถูกคิดค้นและสร้างขึ้นเพื่อตอบสนองความต้องการของผู้คน สินทรัพย์ดิจิทัลเป็นนวัตกรรมหนึ่งที่เกี่ยวข้องกิจกรรมทางเศรษฐกิจทั้งในภาคการผลิตและภาคการเงิน และได้รับความสนใจจากทั่วโลก ซึ่งสินทรัพย์ดิจิทัล (Digital Asset) เป็นหน่วยอิเล็กทรอนิกส์ที่แสดงมูลค่าเหมือนสินทรัพย์ทั่วไป แต่เป็นสินทรัพย์ที่จับต้องไม่ได้ ถูกสร้างขึ้นบนระบบหรือเครือข่ายอิเล็กทรอนิกส์ สามารถซื้อ-ขายแลกเปลี่ยนความเป็นเจ้าของได้ ความโดดเด่นของสินทรัพย์ประเภทนี้คือ ในกระบวนการแลกเปลี่ยน ไม่ต้องผ่านตัวกลาง เนื่องจากไม่ต้องมีคนหรือสถาบันการเงินเป็นตัวกลาง แต่สามารถดำเนินธุรกรรรมต่างๆบนออนไลน์ได้ทั้งหมดผ่านระบบบล็อกเชน และการไม่ผ่านตัวกลางก็ทำให้สามารถทำการซื้อ-ขายได้ตลอดเวลาไม่มีวันหยุด (Suepaisal, 2021)

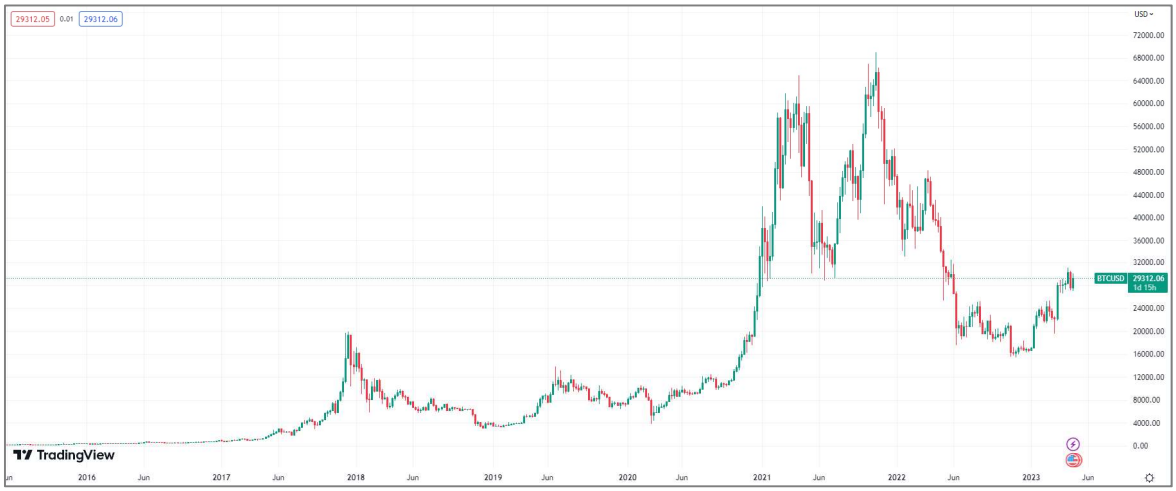
การซื้อขายแลกเปลี่ยนสินทรัพย์ดิจิทัลมีสัดส่วนที่เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว เนื่องจากผลตอบแทนที่สูงมากสินทรัพย์ เช่น บิทคอยน์ มีอัตราผลตอบแทน 4 ปี (4-year index total return) ถึงร้อยละ 795.15 คิดเป็นผลตอบแทนเฉลี่ย (Average return) ร้อยละ 72.97 ต่อปี แม้ว่าจะอัตราผลขาดทุนสูงสุด (Maximum drawdown) ถึงร้อยละ -95.03 (Coinmarketcap, 2022) ประเทศไทยจึงได้มีการออกพระราชกำหนดการประกอบธุรกิจสินทรัพย์ดิจิทัล พ.ศ. 2561 (SEC, 2022) ขึ้น เพื่อกำกับดูแลการออกเสนอขาย และการประกอบธุรกิจที่เกี่ยวข้อง

ภาพที่ 1 อัตราการเติบโตของมูลค่าตลาดของสินทรัพย์ดิจิทัล ตั้งแต่ ค.ศ. 2017-2022

ที่มา : 2023 Digital Asset Outlook

จากภาพที่ 1 จะเห็นว่ามูลค่าตลาดของสินทรัพย์ดิจิทัลมีอัตราการเติบโตที่รวดเร็ว ถือเป็นมิติใหม่แห่งการลงทุน และด้วยความคาดหวังผลตอบแทนที่ค่อนข้างสูง ทำให้เริ่มมีผู้สนใจที่จะลงทุนกันมากขึ้นอย่างรวดเร็ว แต่ผลตอบแทนที่สูงก็มาพร้อมกับความเสี่ยงสูงเช่นกัน สินทรัพย์ดิจิทัลที่รู้จักกันแพร่หลายที่สุดคือสกุลเงินดิจิทัลอย่างคริปโตเคอร์เรนซี (Cryptocurrency) นอกจากนี้ ยังมีสินทรัพย์ดิจิทัลอื่นๆ อีกเช่น โทเคนดิจิทัลเพื่อการลงทุน (Investment token) และโทเคนดิจิทัลเพื่อการใช้ประโยชน์ (Utility token) ซึ่งสินทรัพย์ดิจิทัลเหล่านี้มีประโยชน์ในเชิงธุรกิจอย่างมาก ทั้งนี้สินทรัพย์ดิจิทัลอาจเป็นสื่อกลางในการแลกเปลี่ยนอีกทางเลือกหนึ่ง หรือเป็นเครื่องเก็บรักษามูลค่าของเงินหรือวัตถุมีค่าที่นำมาซึ่งโอกาสทางธุรกิจมากมาย ทั้งช่วยลดต้นทุนในการทำธุรกรรม เพิ่มความโปร่งใสในการดำเนินงานจากโครงสร้างพื้นฐานอย่างบล็อกเชน (Blockchain) และสามารถซื้อขายแลกเปลี่ยนได้อย่างรวดเร็ว (SEC, 2022)

สกุลเงินดิจิทัล (Cryptocurrency) ถือเป็นสินทรัพย์ดิจิทัลที่มีความสำคัญต่อระบบการเงินและการลงทุนอย่างมาก สะท้อนจากมูลค่าตามราคาตลาด (Market Cap) ของสินทรัพย์ดิจิทัลทั่วโลกในปัจจุบันที่มีมูลค่าสูงถึง 1.8 ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐ หรือราว 61 ล้านล้านบาท หรือสูงกว่ามูลค่าของเศรษฐกิจไทยเกือบ 4 เท่า โดยมูลค่าตามราคาตลาดส่วนใหญ่ประมาณ ร้อยละ 41 เป็นมูลค่าตามราคาตลาดที่มาจากการซื้อขายบิทคอยน์ (BTC) รองลงมา คือ อีเธอเรียม (ETH) ร้อยละ 19 เทเทอร์ (USDT) ร้อยละ 4 ยูเอสดีคอยน์ (USDC) ร้อยละ 3.5 และไบแนนซ์คอยน์ (BNB) ร้อยละ 2 เมื่อเปรียบเทียบจำนวนรายการธุรกรรมเฉลี่ยต่อวันในเครือข่ายสกุลเงินดิจิทัลที่ผ่านมาทั้งหมด บิตคอยน์ก็ยังคงเป็นสกุลเงินดิจิทัลที่มีปริมาณธุรกรรมเฉลี่ยต่อวันสูงที่สุด และได้รับการสนับสนุนจากหน่วยงานภาครัฐและภาคเอกชนสูงที่สุดอีกด้วย กล่าวโดยสรุป แม้ว่าจะมีสกุลเงินดิจิทัลหลายชนิด แต่บิทคอยน์ก็ยังเป็นผู้นำทั้งในด้านมูลค่าตามตลาดและปริมาณธุรกรรม จึงทำให้บิทคอยน์เป็นที่สนใจอย่างมากของนักวิเคราะห์ทางการเงินและเศรษฐศาสตร์ (Goldman Sachs (Asia) L.L.C., 2021)



ภาพที่ 2 ราคาของบิทคอยน์ตั้งแต่เปิดตัวจนถึงปัจจุบัน (ค.ศ. 2012-2023)

จากภาพที่ 2 จะสังเกตได้ว่ามูลค่าของบิทคอยน์ในอดีตจนถึงปัจจุบันมีการผันผวนในระยะสั้นสูงมาก ส่งผลกระทบให้ประสิทธิภาพของการที่จะนำบิทคอยน์มาใช้เป็นตัวกลางในการแลกเปลี่ยนสินค้าและบริการ รวมถึงยังส่งผลกระทบถึงต้นทุนของผู้ประกอบการและผู้บริโภคที่ใช้บิทคอยน์ในการแลกเปลี่ยนสินค้าและบริการอีกด้วย แต่อีกทางหนึ่งการที่ราคามีความผันผวนสูงก็แสดงให้เห็นถึงโอกาสในการลงทุนเพื่อที่จะได้รับผลตอบแทนที่สูง ถึงแม้ว่าจะมีการศึกษาเกี่ยวกับปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาของบิทคอยน์ แต่เนื่องจากปัจจัยที่กำหนดราคาของบิทคอยน์ยังไม่อาจระบุได้อย่างชัดเจน แต่นักลงทุนจำนวนมากก็มีความพยายามในการเสาะหาวิธีที่จะคาดการณ์การเปลี่ยนแปลงของราคาดังกล่าว เพื่อทำกำไรจากส่วนต่างของการเปลี่ยนแปลงนั้น แนวทางที่ได้รับการยอมรับ ได้แก่ การใช้ทฤษฎีของกราฟราคา (Dow theory) การวิเคราะห์ทางเทคนิค (Technical analysis) การวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental analysis) และการวิเคราะห์ข่าวและตัวเลขเศรษฐกิจ เป็นต้น (Nti, Adekoya, & Weyori, 2020)

นักลงทุนจำนวนมากให้ความสำคัญกับการวิเคราะห์ข้อมูลข่าวสาร โดยเฉพาะข้อมูลเชิงลึกจากอินเทอร์เน็ตโดยและสื่อสังคมออนไลน์ ประกอบการตัดสินใจในการลงทุน แพลตฟอร์มหนึ่งที่ได้รับความนิยมอย่างสูงทั่วโลกคือ “เทรดดิงวิว” (www.tradingview.com) ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มที่ให้บริการกราฟราคาสินทรัพย์ที่ได้รับความนิยมมากขึ้นและมีการใช้งานเป็นแพร่หลายมากขึ้นในกลุ่มนักลงทุน เทรดดิงวิวเป็นแพลตฟอร์มที่ให้บริการฐานข้อมูลของการลงทุนซึ่งเน้นไปที่ปัจจัยเชิงเทคนิค จุดเด่นของเทรดดิงวิว คือเป็นแพลตฟอร์มที่รวบรวมข้อมูลได้ครอบคลุมมากที่สุดทั้งราคาหุ้น (Stocks), สัญญาซื้อขายล่วงหน้า (Futures), กองทุนรวม (ETFs), พันธบัตรรัฐบาล (Bonds), อัตราแลกเปลี่ยน (Foreign Exchange), สินค้าโภคภัณฑ์ (Commodity) ไปจนถึงสกุลเงินคริปโทเคอร์เรนซี (Cryptocurrency) ที่มีข้อมูลครอบคลุมไปทั่วทุกภูมิภาคในโลก นอกจากนี้ เทรดดิงวิวยังออกแบบมาให้ใช้งานสะดวก ทั้งการปรับมุมมองกราฟ หรือการมีรายการที่เฝ้าดู (Watchlist) กำหนดหมวดหมู่สินทรัพย์ได้เอง มีเครื่องมือทางเทคนิคให้เลือกใช้มากมาย ผู้ใช้งานสามารถเขียนเครื่องมือทางเทคนิคขึ้นมาใช้เอง และแบ่งปันให้ผู้อื่นใช้ได้ รวมถึงสามารถแจ้งเตือนเมื่อเกิดสัญญาณทางเทคนิคตามที่วางแผนได้ด้วย ที่สำคัญ เทรดดิงวิวถูกสร้างให้เป็นสังคมออนไลน์ของเหล่านักลงทุนทั่วโลก ซึ่งผู้ใช้งานสามารถโพสต์มุมมองกราฟของตัวเอง เพื่อแบ่งปันแนวคิดการลงทุนและยังให้คนอื่นมาแสดงความคิดเห็นหรือแลกเปลี่ยนไอเดียกันได้ หรือจะเลือกกดติดตามคนที่ชื่นชอบก็ยังได้ คล้ายกับทวิตเตอร์ (Twitter) ซึ่งหลังก่อตั้งในปี พ.ศ. 2554 ถือได้ว่าสังคมออนไลน์แห่งนี้ กลายเป็นชุมชนที่เติบโตขึ้นแบบก้าวกระโดดจากปีแรก ที่มีผู้ใช้งานประมาณ 60,000 บัญชี จนปัจจุบันมีผู้ใช้งานมากกว่า 10,000,000 บัญชีต่อเดือน จาก 150 ประเทศทั่วโลก ไอเดียของผู้ใช้งานนำมาแลกเปลี่ยนกันนี้จึงเป็นที่มาของการศึกษาครั้งนี้ เนื่องจากผู้วิจัยเห็นว่าความคิดเห็น อารมณ์ ความรู้สึกที่แสดงออกในข้อความที่ผู้คนจำนวนมากแสดงออกผ่านการโพสต์บนสื่อสังคมออนไลน์นี้ อาจช่วยให้สามารถเข้าใจความผันผวนของราคาสินทรัพย์ที่ถูกกล่าวถึงได้

2. วัตถุประสงค์

1) เพื่อวิเคราะห์ความรู้สึกเชิงบวกและเชิงลบของผู้ใช้สื่อสังคมออนไลน์ ที่ส่งผลกระทบต่อราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

2) เพื่อพัฒนาระบบพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลจากการรวบรวมความคิดเห็นของผู้ใช้งานสื่อสังคมออนไลน์จำนวนมาก สำหรับประกอบการตัดสินใจลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัลของนักลงทุนรายย่อย

3. วิธีการศึกษา

การศึกษานี้ ใช้เทคนิคการประมวลภาษาธรรมชาติ โดยวิเคราะห์ความคิดเห็น อารมณ์ จากข้อความของผู้ใช้งานสื่อสังคมออนไลน์ เพื่อบ่งบอกความรู้สึกของใช้ที่มีต่อเหตุการณ์หรือสิ่งต่างๆ (Nanli et al., 2012) การศึกษานี้ให้ความสนใจในเนื้อหาการแบ่งปันความคิดเห็นในชุมชนออนไลน์ของผู้ใช้งานแพลตฟอร์มเทรดดิงวิว โดยนำข้อมูลมาวิเคราะห์และจำแนกประเภทของความรู้สึกต่าง ๆ ซึ่งสามารถแบ่งได้เป็น ความรู้สึกเชิงบวก (Positive) ความรู้สึกเชิงลบ (Negative) หรือความรู้สึกเป็นกลาง (Neutral) ซึ่งการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึกในข้อความเกี่ยวกับสินทรัพย์ดิจิทัล มีขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

3.1 รวบรวมข้อมูล

ดำเนินการศึกษาด้วยแนวคิดการวิจัยมนุษยศาสตร์ดิจิทัล (Tuamsuk et al., 2018) ทำการคัดกรองเอาบทวิเคราะห์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล ตามกระบวนการแบบจำลองหัวข้อในการศึกษาของ Prabpala et al.(2023) ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึกจากเนื้อหาของผู้ใช้สื่อสังคมออนไลน์ ที่นำมาประมวลผลเพื่อทำนายราคาสินทรัพย์ดิจิทัลในครั้งนี ผู้วิจัยได้เก็บรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ tradingview.com โดยทำการดึง (Scraping) สกัด (Extract) และจัดเก็บเป็นกลุ่มข้อความของผู้ใช้ที่มีลักษณะเป็นชุดข้อมูลที่พรรณนาถึงแนวคิด การวิเคราะห์ทางเทคนิค ข่าวสาร และการคาดการณ์แนวโน้มราคาของบิทคอยน์ ระยะเวลา 120 วัน โดยค้นหาไอเดียจากสินทรัพย์บิทคอยน์ (BTCUSD) เป็นหลัก เนื่องจากเป็นสินทรัพย์ดิจิทัลที่มีมูลค่าตลาด (Market cap) สูงที่สุด มีการซื้อขายอย่างแพร่หลาย และมีข้อมูลไอเดียจากนักลงทุนเป็นจำนวนมากเพียงพอต่อการศึกษาครั้งนี้ เป็นเวลา 120 วัน ช่วงเวลาศึกษาข้อมูลเริ่มตั้งแต่วันที่ 1 กันยายน พ.ศ.2565 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม พ.ศ. 2566

3.2 การวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก (Sentiment Analysis)

เป็นการประมวลภาษาธรรมชาติ โดยวิเคราะห์ความรู้สึกวิเคราะห์อารมณ์จากข้อความเพื่อบ่งบอกความรู้สึกของผู้คนที่มีต่อบางสิ่งบางอย่าง โดยนำข้อมูลมาวิเคราะห์และจำแนกประเภทของความรู้สึกต่าง ๆ ซึ่งสามารถแบ่งได้เป็น ความรู้สึกเชิงบวก (Positive) ความรู้สึกเชิงลบ (Negative) หรือความรู้สึกเป็นกลาง (Neutral) (Nanli et al., 2012) โดยการคำนวณหาค่าระดับความรู้สึก (Sentiment) สามารถคำนวณได้จากสูตรต่อไปนี้

$$S_t = \begin{cases} 1 \text{ ถ้า } n_p \geq n_n \\ 0 \text{ ถ้า } n_p \leq n_n \end{cases} \quad (1)$$

โดยที่ S_t คือ ค่าระดับความรู้สึกของข้อความ

n_p คือ จำนวนคำที่มีค่าเป็น เชิงบวก อยู่ในข้อความ

n_n คือ จำนวนคำที่มีค่าเป็น เชิงลบ อยู่ในข้อความ

ถ้าประโยคหรือข้อความนั้น ๆ มีจำนวนคำที่เป็นเชิงบวกมากกว่าหรือเท่ากับคำเชิงลบ จะให้ค่าของข้อความนั้นเป็น 1 แต่ถ้าข้อความนั้นจำนวนคำที่เป็นเชิงบวกน้อยกว่าคำเชิงลบ จะให้ค่าของข้อความนั้น มีค่าเป็น 0 จากนั้นผู้วิจัยได้คำนวณหาค่าคะแนนความรู้สึก เพื่อนำค่าคะแนนความรู้สึก ที่ได้ในแต่ละวันไปวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ต่อไป โดยใช้สูตร

$$S_s = \frac{\sum s_{tvi}}{N} \qquad (2)$$

โดยที่ S_s คือ ค่าคะแนนความรู้สึก และมีค่าอยู่ระหว่าง 0 – 1

s_{tvi} คือ ค่าความรู้สึกของแต่ละข้อความ

N คือ จำนวนข้อความจากทั้งหมด

ดัชนีชี้วัดระดับความรู้สึก (Sentiment Score) ที่ได้ จะเป็นค่าที่บ่งบอกทิศทางของราคาในช่วงเวลานั้น ว่าราคาจะมีการปรับตัวขึ้นหรือลงได้มากน้อยเพียงใด

3.3 การพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ (Price prediction)

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อการทำนาย โดยผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ที่ได้ทำการวิเคราะห์ความอารมณ์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) จากนั้นนำคะแนนความรู้สึกที่ได้จากฝั่งที่มีจำนวนความเห็นของผู้ใช้มากกว่า มาคำนวณหาราคาเป้าหมายของสินทรัพย์ จากค่าเฉลี่ยราคาย้อนหลัง (Average True Range : ATR) ซึ่งเป็นเครื่องมือทางเทคนิคที่ใช้วัดความผันผวนของราคา (Wilder, 1978) โดยปกติจะใช้ค่าเฉลี่ย (Average) อยู่ที่ระดับ 7 วัน ในการคำนวณดังสมการที่ 3

$$Current\ ATR = \frac{(Prior\ ATR \times 6) + Current\ TR}{7} \qquad (3)$$

โดยที่ Current ATR คือ ค่า ATR ในวันที่ต้องการทำนายราคา

Prior ATR คือ ค่า ATR วันก่อนหน้า

จากนั้นนำค่า Adjust Sentiment Score ที่ได้มาคูณกับ ATR(7) ก็จะได้ระดับราคาที่คาดหวังว่าจะเกิดการเปลี่ยนแปลงในวันนั้นๆ นำราคาดังกล่าวมาบวกเข้ากับราคาปิดของวันก่อนหน้า ก็จะได้ราคาพยากรณ์ ดังสมการที่ 4

$$Prediction\ Price = EMA(7) + \left(Adjust\ Sentiment\ Score\ \times ATR(7)\right) \qquad (4)$$

โดยที่ Prediction price คือ ราคาที่คาดหวังว่าจะเกิดขึ้น

EMA (7) คือ Exponential Moving Average ซึ่งเป็นราคาปิดเฉลี่ย 7 วันก่อนหน้า

Adjust Sentiment Score คือ ค่าคะแนนความรู้สึกที่ปรับแต่งแล้ว

ATR คือ ค่า Average True Range ซึ่งเป็นค่าเฉลี่ยระดับราคา 7 วันก่อนหน้า

3.4 การประเมินความแม่นยำของการพยากรณ์

เนื่องจากการเปรียบเทียบระหว่างค่าความรู้สึกของผู้ใช้นักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัลนั้นอาจจะยังไม่สามารถมองเห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างความรู้สึกกับการเปลี่ยนแปลงราคา ผู้วิจัยจึงประเมินความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยหลายเครื่องมือ ดังนี้

1) การคำนวณแบบทับซ้อน 1 วัน (1-day overlap) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบระหว่างค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัลแบบทับซ้อนกัน 1 วัน เพื่อตรวจสอบว่าตัวแปรทั้งสองนี้จะมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในทิศทางที่สอดคล้องกันหรือไม่เพียงใด (Noakes & Rajaratnam,2016)

2) การคำนวณแบบใช้ค่ามาตรฐาน (Standardized) ใช้การคำนวณหาค่า Z-score ในการหาค่ามาตรฐานของราคาบิทคอยน์และค่ามาตรฐานของความรู้สึกนักลงทุนการเปรียบเทียบข้อมูลเพื่อหาความสัมพันธ์กัน (Cruciani et al.,1992)

3) การคำนวณแบบการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม (Trend Change) เป็นการนำค่าการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มของค่าความรู้สึกของผู้ใช้นักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับการแปลงเปลี่ยนแนวโน้มราคาสินทรัพย์ดิจิทัลมาเปรียบเทียบกัน (Moews, Herrmann, & Ibikunle, 2019)

4) การคำนวณเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง (Percentage change) เป็นการวิเคราะห์ร้อยละการเปลี่ยนแปลงว่าทั้งสองตัวแปรมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในสัดส่วนกี่เปอร์เซ็นต์ (Kaiser, 1989)

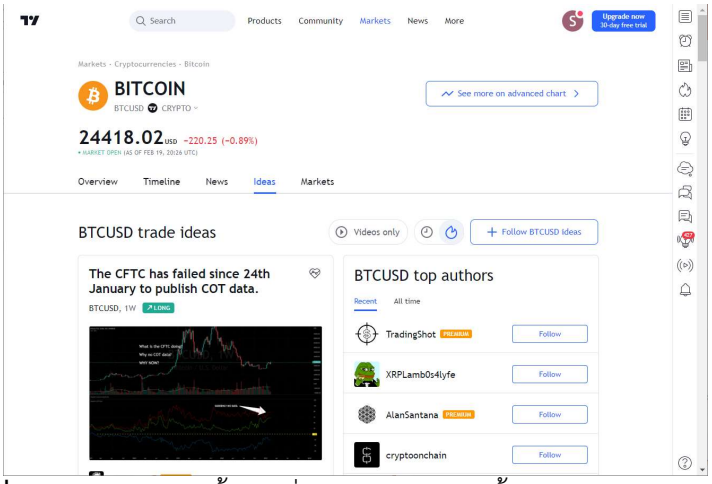
5) การทดสอบสมมติฐานเชิงเป็นเหตุเป็นผล โดยการทดสอบ Granger-Causality Test เพื่อดูว่าค่าพยากรณ์สามารถทำนายราคาจริงในอนาคตได้หรือไม่ ดำเนินการโดยเริ่มจากการทดสอบความนิ่งของตัวแปรที่นำมาศึกษา (Unit Root Test) โดยวิธี Augmented Dickey – Fuller Test แล้วนำตัวแปรที่ผ่านการทดสอบด้วยวิธี Augmented Dickey – Fuller Test มาทดสอบหาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาวของตัวแปรที่กำหนดไว้ในแบบจำลอง โดยวิธี Cointegration ของ Engle and Granger จากนั้น ทำการทดสอบการปรับตัวในระยะสั้นของตัวแปร เพื่อให้ปรับตัวเข้าสู่ดุลยภาพในระยะยาว โดยประยุกต์ใช้เทคนิค Error Correction Model ของ Engle and Granger ขั้นตอนสุดท้าย เป็นการทดสอบสมมติฐานเชิงเป็นเหตุเป็นผล (Granger Causality Test) ทำการทดสอบโดยใช้ความหน่วง 3 (lags=3) (Diks & Panchenko, 2006)

นอกจากนี้ ผู้วิจัยยังใช้วิธีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Squared Error : MSE) วิธีค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error : RMSE) และวิธีค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error : MAE) เพื่อให้ครอบคลุมในประเด็นของระบบที่ทดลองใช้ด้วย

4. ผลการศึกษา

4.1 การรวบรวมข้อมูล

จากการวิเคราะห์หัวข้อด้วยวิธีแบบจำลองหัวข้อ (Prabpala et al., 2023) ทำให้สามารถจำแนกบทวิเคราะห์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล เมื่อพิจารณาว่าความคิดเห็นที่กล่าวถึงการวิเคราะห์ทางเทคนิค การซื้อขายและกลยุทธ์การเทรดในแต่ละวัน ผู้วิจัยได้คัดกรองเอาหัวข้อที่ 3 (กลยุทธ์การเทรด) หัวข้อที่ 5 (แนวโน้มราคา) และหัวข้อที่ 6 (การวิเคราะห์กราฟแท่งเทียน) เป็นข้อมูลสำหรับนำมาประมวลผลด้วยการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) เพื่อประกอบการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล ซึ่งเนื้อหาเกี่ยวกับแนวคิดการซื้อขายสินทรัพย์บิทคอยน์ มีลักษณะดังภาพที่ 3

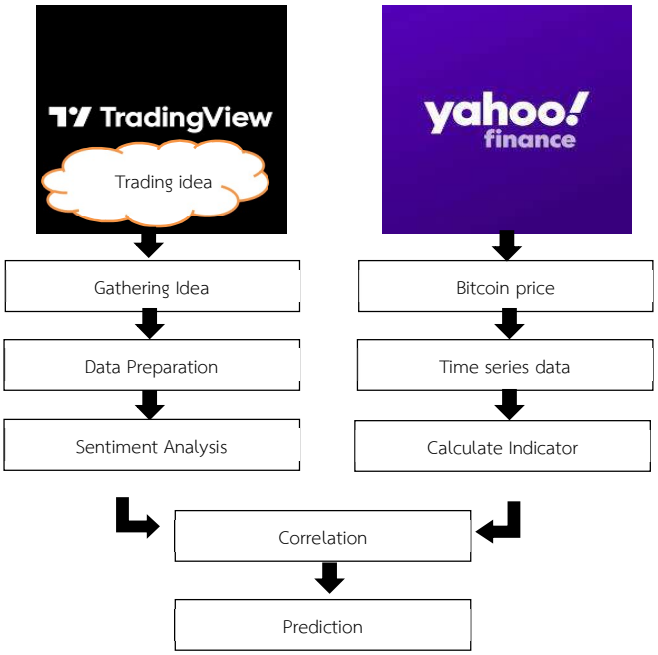


ภาพที่ 3 แสดงหน้าต่างเนื้อหาเกี่ยวกับแนวคิดการซื้อขายสินทรัพย์บิทคอยน์

ผู้วิจัยพิจารณาเลือกสินทรัพย์ บิทคอยน์ (BTCUSD) เป็นหลักในการศึกษา เนื่องจากเป็นสินทรัพย์ดิจิทัลที่มีมูลค่าตลาด (Marketcap) สูงที่สุด มีการซื้อขายแพร่หลาย และมีข้อมูลความคิดเห็นจากนักลงทุนในช่วงเวลาที่ศึกษามากเพียงพอ ทำการเก็บรวบรวมข้อมูล ตั้งแต่วันที่ 9 กันยายน พ.ศ. 2565 ถึง วันที่ 5 มกราคม พ.ศ. 2566 เป็นเวลา 120 วัน จำนวน 8,968 ข้อความ

4.2 การวิเคราะห์ข้อมูล

ขั้นตอนนี้เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูล โดยผู้วิจัยได้นำความคิดเห็นจากนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์มาทำการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) เพื่อหาค่าดัชนีชี้วัดระดับความรู้สึก (Sentiment Score) โดยมีขั้นตอนการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ขั้นตอนการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างความรู้สึกกับการเปลี่ยนแปลงราคาสินทรัพย์

ซึ่งข้อมูลความคิดเห็นจากสื่อสังคมออนไลน์ดังกล่าวจะถูกแปลงจากข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้าง (Unstructured Data) มาเป็นข้อมูลที่มีโครงสร้าง (Structured Data) โดยอาศัยกระบวนการวิเคราะห์ความรู้สึกของข้อความ (Sentiment analysis) และเมื่อได้ข้อมูลนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ที่อยู่ในรูปแบบที่มีโครงสร้างแล้วก็นำมาวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึกจากเนื้อหาของผู้ใช้สื่อสังคมออนไลน์

การคำนวณค่าความน่าจะเป็น (Probability) และ ค่าความรู้สึก (Sentiment) ด้วยไลบรารีสำหรับวิเคราะห์ความรู้สึกภาษาไพธอน คือ TextBlob (Loria, 2018) จากความคิดเห็นของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ที่มีลักษณะเป็นข้อความคำนวณโดยการนับคำที่เป็น Positive และ Negative จากในแต่ละผู้ใช้ในสื่อสังคมออนไลน์ และให้ค่า Sentiment และได้แสดงตัวอย่างในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 แสดงตัวอย่างการคำนวณค่า *Sentiment*

Date	Tradingview Idea	probability	Sentiment
13/11/65	BTC TRENT TO THE NEXT BULL CYCLE. Around the bottom now we Will Talk Next Year... BTC TRENT TO THE NEXT BULL CYCLE	0.728104	POSITIVE
12/11/65	BTC Down again on the Hourly??. So it looks like BTC might be headed down again on the short term. What are your thoughts?	0.973644	NEGATIVE
::	::	:	:

ในแต่ละวันอาจจะมีจำนวนนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์มากกว่า 1 ประโยค ดังนั้น ผู้วิจัยจึงได้ทำการคำนวณหาค่าคะแนน Sentiment Score เฉลี่ยในแต่ละวัน เพื่อนำไปใช้สำหรับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์กับข้อมูลราคาสินทรัพย์ดิจิทัลจากสื่อสังคมออนไลน์ จากนั้นนำค่าเฉลี่ยของ Sentiment Score ที่ได้ในแต่ละวัน คำนวณการถ่วงน้ำหนักของความรู้สึก ที่คิดจากร้อยละของความคิดเห็นในวันนั้น เชิงบวก เชิงลบ และเป็นกลาง ควรจะมีค่า Sentiment Score มาเปรียบเทียบและเลือกว่าความคิดเห็นส่วนใหญ่ในวันนั้นเป็นบวกหรือลบมากกว่ากัน (กรณีเป็นลบ ค่า Sentiment Score จะให้ค่าเป็นติดลบด้วย) ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 แสดงตัวอย่างการคำนวณค่า *Sentiment*

	จำนวนโพสท์				Average Sentiment Probability		
Date	Trading Idea	Negative	Neutral	Positive	Negative	Neutral	Positive
:	:	:	:	:	:	:	:
11/1/2022	64	17	20	**27**	-0.97493	0.91748	**0.93916**
11/2/2022	53	9	23	**21**	-0.90231	0.95334	**0.98286**
11/4/2022	61	10	21	**30**	-0.97064	0.96134	**0.97485**
:	:	:	:	:	:	:	:

จากนั้นนำค่าของ Adjust Sentiment Score ที่ได้จากฝั่งที่มีจำนวนความเห็นของผู้ใช้มากกว่ามาคำนวณหาเป้าหมายราคาจากค่าเฉลี่ยราคาย้อนหลัง 7 วันก่อนหน้า (Average True Range : ATR (7)) ผลการพยากรณ์ราคา แสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงผลการพยากรณ์ราคาบิทคอยน์ที่ได้จากโมเดล

Date	Trading Idea	Sentiment	Count	%	Average Probability	Score	ATR (14)	ความเปลี่ยนแปลง	ราคาปิดจริง	ราคาทำนาย
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
11/1/2022	64	Positive	27	42.2	0.93916	0.25	269.13	67.14	20485.27	20562.91
11/2/2022	53	Positive	21	39.6	0.98286	0.17	273.01	45.57	20159.5	20608.48
11/3/2022	67	Negative	25	37.3	0.96215	-0.36	256.89	-92.23	20209.99	20516.25
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:	:

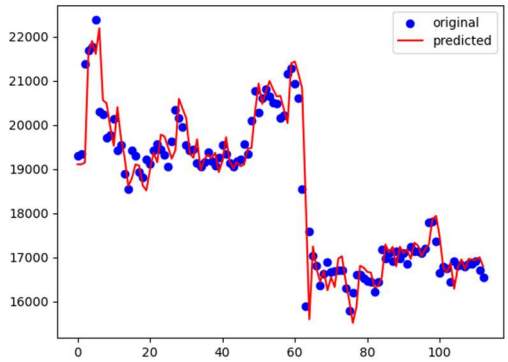
4.3 ผลการวิเคราะห์ข้อมูล

ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อความโดยวิธีเรียนรู้เชิงลึก จากความคิดเห็นในสื่อสังคมออนไลน์ บนเว็บไซต์ tradingvew.com ได้ข้อมูลที่เป็นลักษณะข้อความทั้งสิ้น 8,968 เรคคอร์ด จากนั้นผู้วิจัยได้นำข้อมูลที่ได้มาทำการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก (Sentiment Analysis) ซึ่งข้อมูลการแสดงความคิดเห็นจากนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์จะถูกวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึก ได้เป็น Sentiment Score จากนั้นนำค่าที่ได้มาเปรียบเทียบและวิเคราะห์หาความสัมพันธ์กับข้อมูลสินทรัพย์ดิจิทัล โดยเป็นการนำตัวแปรทั้งสองตัว คือ ค่าความรู้สึกนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัล มาทำการเปรียบเทียบข้อมูลทั้งสองแหล่งนี้ ซึ่งสามารถแสดงลักษณะของข้อมูลในช่วงเวลาดังกล่าวได้ดังตารางที่ 4

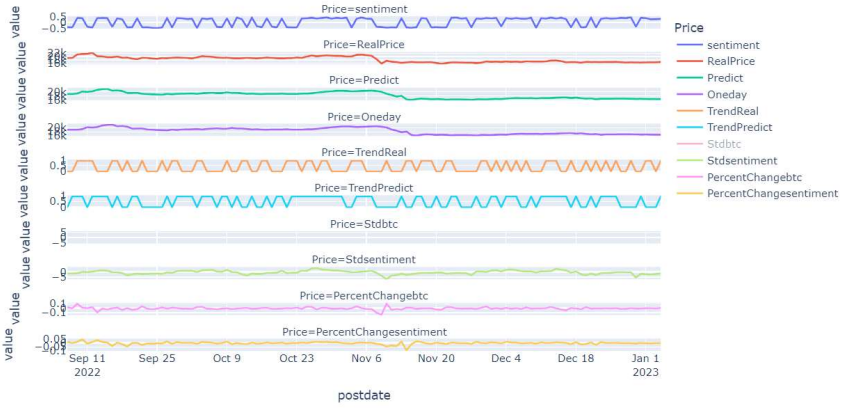
ตารางที่ 4 แสดงข้อมูลเปรียบเทียบราคาจริงและราคาพยากรณ์จากโมเดล

รายการ	ราคาจริง	ราคาทำนาย
จำนวนชุดข้อมูล (วัน)	120	120
ค่าเฉลี่ย	18375.52	18465.33
ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน	1650.21	1570.58
ค่าต่ำสุด	15787.28	16262.75
ค่ามากที่สุด	22370.44	21655.77
R^2 Score	-	0.87
MSE	-	349198.86
RMSE	-	590.93
MAE	-	380.81

เมื่อแสดงด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) เพื่อเปรียบเทียบราคาจริงกับราคาที่เกิดจากการทำนาย เช่น ราคาบิทคอยน์ในวันที่ 1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 จะนำมาคำนวณคู่กับค่าความรู้สึกนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ในวันเดียวกัน คือ วันที่ 1 พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 เป็นต้น ซึ่งได้ผลลัพธ์ดังภาพที่ 5



ภาพที่ 5 แสดงการเปรียบเทียบข้อมูลราคาจริงกับราคาพยากรณ์

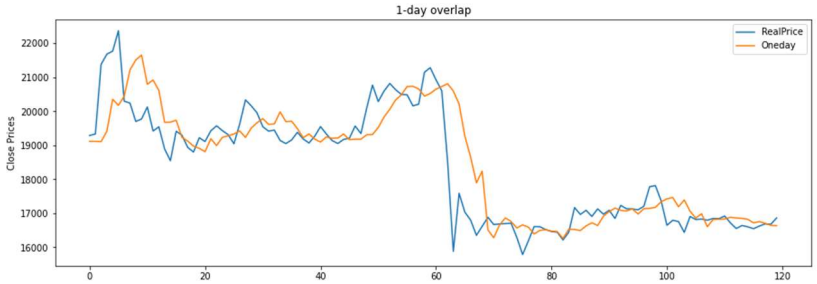


ภาพที่ 6 กราฟแสดงการเปรียบเทียบค่าความรู้สึกของนักลงทุนกับราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

จากภาพที่ 6 จะเห็นได้ว่าค่าความรู้สึกที่ปรับแก้แล้วคำนวณร่วมกับราคาปิดของวันก่อนหน้า ได้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ราคาจากค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์นั้น สอดคล้องกับราคาของบิทคอยน์ แสดงให้เห็นว่าแนวโน้มของทั้งสองตัวแปรนั้นจะมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในทิศทางเดียวกัน ซึ่งจากการเปรียบเทียบระหว่างค่าความรู้สึกของผู้ใช้นักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัล แสดงให้เห็นว่าความคิดเห็นของนักลงทุนในเครือข่ายเทรดดิงวิวที่มีจำนวนมากเพียงพอ สามารถใช้ประกอบการตัดสินใจในการลงทุนได้ ทั้งนี้เพื่อให้สามารถมองเห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรผู้วิจัยจึงได้ทำการเปลี่ยนแปลงข้อมูลทั้งสองด้วยเทคนิคต่าง ๆ ดังที่กล่าวในขั้นตอนที่ 4 ของวิธีการวิเคราะห์ข้อมูล โดยนำค่าที่ได้จากคำนวณมาเปรียบเทียบข้อมูลนี้ด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) ดังนี้

4.3.1 การคำนวณแบบทับซ้อน 1 วัน (1-day overlap)

ผลเปรียบเทียบข้อมูลทั้งสองแหล่งนี้ด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) ดังแสดงในภาพที่ 7



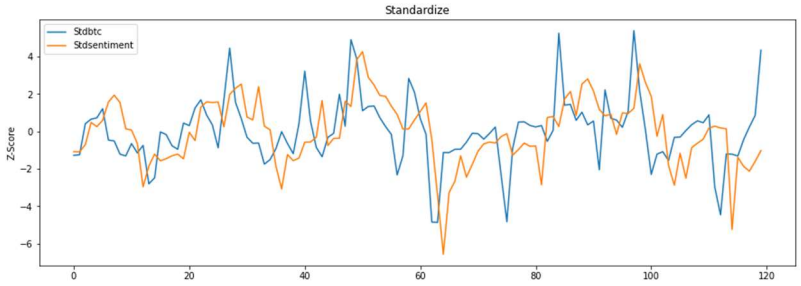
ภาพที่ 7 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัล(ทับซ้อนกัน 1 วัน)

จากภาพที่ 7 เป็นการเปรียบเทียบระหว่างค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัลแบบทับซ้อนกัน 1 วัน จะเห็นได้ว่าราคาสินทรัพย์ดิจิทัลมีการเปลี่ยนแปลงรุนแรงในช่วงแรก และเมื่อเปรียบเทียบกับค่าความรู้สึกของผู้ใช้เทรดดิงวิวเกี่ยวกับราคาสินทรัพย์ดิจิทัลดูเหมือนว่าค่า

ที่ได้จะเปลี่ยนแปลงได้ช้ากว่าเล็กน้อย แต่มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน แสดงว่า ตัวแปรทั้งสองนี้จะมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในทิศทางเดียวกัน

4.3.2 การคำนวณแบบใช้ค่ามาตรฐาน (Standardized)

หลังจากการคำนวณค่า Z-score ในการหาค่ามาตรฐานของราคาบิทคอยน์และค่ามาตรฐานของความรู้สึกนักลงทุนการเปรียบเทียบข้อมูลทั้งสองแหล่งนี้ด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) ดังแสดงในภาพที่ 8

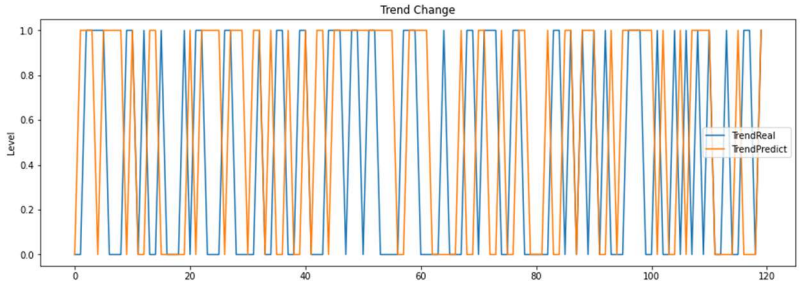


ภาพที่ 8 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างค่ามาตรฐานของความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับค่ามาตรฐานราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

จากภาพที่ 8 เป็นการเปรียบเทียบระหว่างค่ามาตรฐานของความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับค่ามาตรฐานของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล จะเห็นได้ว่า ค่ามาตรฐานของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลจะมีความผันผวนค่อนข้างสูงในช่วง 10 วันแรก แต่ในช่วงเวลาต่อมาราคาค่อนข้างคงที่ และมีการเปลี่ยนแปลงราคาอย่างรุนแรงอีกครั้งในช่วงวันที่ 60 -65 ทำให้การประเมินความรู้สึก เมื่อเปรียบเทียบกับค่ามาตรฐานของความรู้สึกของผู้ใช้นักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กลับมีแนวโน้มของค่ามาตรฐานจากค่าที่ค่อนข้างต่ำในช่วงเวลาแรก แต่ในช่วงเวลาต่อมาจะมีแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ แสดงว่า ตัวแปรทั้งสองนี้จะมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในทิศทางที่ไม่สอดคล้องกัน

4.3.3 การคำนวณแบบการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม (Trend Change)

ทำการคำนวณการเปลี่ยนแปลงแนวโน้ม (Trend Change) จากข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับการเปลี่ยนแปลงของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล เปรียบเทียบข้อมูลทั้งสองแหล่งนี้ด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) ดังแสดงในภาพที่ 9

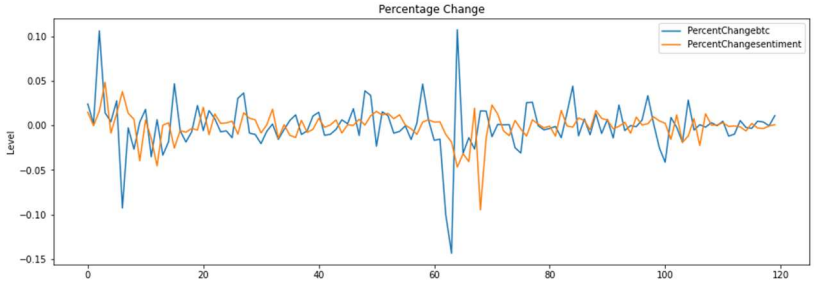


ภาพที่ 9 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มของค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับการแปลงเปลี่ยนแนวโน้มราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

จากภาพที่ 9 เป็นการเปรียบเทียบระหว่างการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มของค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับการแปลงเปลี่ยนแนวโน้มราคาสินทรัพย์ดิจิทัล จะเห็นได้ว่า ค่าทั้งสองเริ่มต้นจากตำแหน่งที่ต่างกันกันจากกราฟจะเห็นได้ค่ามาตรฐานของความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์เริ่มต้นจากด้านล่างของแกน Y ในขณะที่ค่ามาตรฐานของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลเริ่มต้นจากด้านบนของแกน Y และแนวโน้มของทั้งสองค่าเคลื่อนตัวไปในทิศทางที่ตรงข้ามกัน แต่มีบางช่วงเวลาที่ค่าทั้งสองเป็นไปในทิศทางเดียวกัน

4.3.4 การคำนวณแบบเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลง (Percentage change)

เป็นการวิเคราะห์โดยการสังเกตเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงว่าทั้งสองตัวแปรมีการเพิ่มขึ้นหรือลดลงในสัดส่วนกี่เปอร์เซ็นต์ เมื่อได้ค่าเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงทั้งสองตัวแปรแล้ว จึงนำมาเปรียบเทียบข้อมูลทั้งสองแหล่งนี้ด้วยแผนภูมิเชิงเส้น (Line Chart) ดังแสดงในภาพที่ 10



ภาพที่ 10 กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับเปอร์เซ็นต์การเปลี่ยนแปลงของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

จากภาพที่ 10 จะเห็นได้ว่า ในช่วงเวลาแรกร้อยละการเปลี่ยนแปลงของค่าความรู้สึกของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์และร้อยละการเปลี่ยนแปลงของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลนั้นเป็นไปในทิศทางเดียวกัน จากการที่ผู้วิจัยทำการวาดกราฟ จะเห็นได้ว่า การหาความสัมพันธ์บนกราฟนั้นไม่สามารถอธิบายถึงความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้งสองชุดได้ดี ดังนั้น ผู้วิจัยจึงทำการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) โดย

ใช้ทฤษฎีของ Pearson's ในการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างราคาบิทคอยน์ และค่า Sentiment Score เพื่อหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของแต่ละเทคนิคการคำนวณ และพิจารณาถึงความเหมาะสมในการนำไปใช้ในการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลต่อไปดังตารางที่ 5

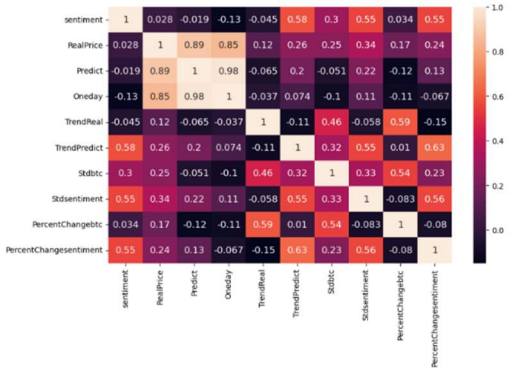
ตารางที่ 5 แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ *Pearson Correlation*

Techniques	Trading Idea Sentiment Score	
	Pearson Correlation	Sig.(2-tailed)
Actual Prices	**0.89066**	**0.00000**
1-day overlap	**0.84820**	**0.00000**
Standardized	**0.329833**	**0.00023**
Trend Change	-0.106254	0.24807
Percentage Change	-0.079638	0.38724

* Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed)

จากตารางที่ 5 จะเห็นได้ว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ Pearson Correlation ที่คำนวณโดยใช้ค่าราคาปิดของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล (Actual Prices) ที่ได้จากการทำนายและค่าจากการคำนวณแบบทับซ้อน 1 วัน มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.89 และ 0.84 ตามลำดับ แสดงว่าค่าราคาจริงและราคาที่ได้จากการพยากรณ์ มีความสัมพันธ์กันในระดับสูงในทิศทางเดียวกัน ซึ่งสามารถนำผลลัพธ์นี้ไปใช้สำหรับการวิเคราะห์จุดเปลี่ยนและการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัลต่อไปได้

จากการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ (Correlation) แสดงให้เห็นค่าที่มีความสัมพันธ์กัน โดยตัวเลขยิ่งมากยิ่งมีความสัมพันธ์กันมาก และถ้าเป็นบวก คือมีทิศทางไปในทางเดียวกัน แต่หากเป็นลบหมายความว่า มีความสัมพันธ์แบบผกผัน มีทิศทางตรงข้ามกัน ดังแสดงในภาพที่ 11



ภาพที่ 11 ภาพแสดงความสัมพันธ์ระหว่างค่าการทำนายต่าง ๆ กับราคาจริง

4.3.5 การทดสอบสมมติฐานเชิงเป็นเหตุเป็นผล โดยการทดสอบ Granger-Causality

การทดสอบเพื่อดูว่าค่าพยากรณ์สามารถทำนายราคาจริงในอนาคตได้หรือไม่ พบว่า ค่าสถิติการทดสอบ F เป็น 2.3035 และค่า p ที่สอดคล้องกันคือ 0.0809 เนื่องจากค่า p ไม่น้อยกว่า 0.05 จึงปฏิเสธสมมติฐานว่างไม่ได้ นั่นคือค่าพยากรณ์ไม่ได้ทำนายราคาจริงในอนาคต

เมื่อทำการทดสอบ Granger-Causality ในแบบย้อนกลับ โดยใช้ราคาจริงเป็นตัวแปรทำนายและค่าพยากรณ์เป็นตัวแปรตาม : สถิติการทดสอบ F เป็น 61.66 และค่า p ที่สอดคล้องกันคือ 0.0000 เนื่องจากค่า p น้อยกว่า 0.05 เราสามารถปฏิเสธสมมติฐานว่างของการทดสอบและสรุปได้ว่าราคาจริงมีความเกี่ยวข้องในการทำนายค่าราคาจากการพยากรณ์ได้

```
In [10]:
1 from statsmodels.tsa.stattools import grangercausalitytests
2 grangercausalitytests(df[['RealPrice', 'Predict']], maxlag=[3])

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:         F=2.3035  , p=0.0809  , df_denom=110, df_num=3
ssr based chi2 test:   chi2=7.3502  , p=0.0615  , df=3
likelihood ratio test: chi2=7.1285  , p=0.0679  , df=3
parameter F test:         F=2.3035  , p=0.0809  , df_denom=110, df_num=3

Out[10]: {3: ({'ssr_ftest': (2.3034686904174744, 0.08094068019756688, 110.0, 3),
   'ssr_chi2test': (7.350159184877577, 0.061536111154463585, 3),
   'lrtest': (7.1285193236280975, 0.06791230384768218, 3),
   'params_ftest': (2.3034686904166963, 0.08094068019764555, 110.0, 3.0)},
  [<statsmodels.regression.linear_model.RegressionResultsWrapper at 0x1624dbfd1f0>,
   <statsmodels.regression.linear_model.RegressionResultsWrapper at 0x1624dbfd160>,
   array([[0., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.],
          [0., 0., 0., 0., 0., 1., 0.]])])}

In [11]:
1 from statsmodels.tsa.stattools import grangercausalitytests
2 grangercausalitytests(df[['Predict', 'RealPrice']], maxlag=[3])

Granger Causality
number of lags (no zero) 3
ssr based F test:         F=61.6588 , p=0.0000  , df_denom=110, df_num=3
ssr based chi2 test:   chi2=196.7476, p=0.0000  , df=3
likelihood ratio test: chi2=115.4105, p=0.0000  , df=3
parameter F test:         F=61.6588 , p=0.0000  , df_denom=110, df_num=3

Out[11]: {3: ({'ssr_ftest': (61.658794619268726, 1.840057131353529e-23, 110.0, 3),
   'ssr_chi2test': (196.7476082851211, 2.127576920512252e-42, 3),
   'lrtest': (115.41054711695551, 7.510973642493005e-25, 3),
   'params_ftest': (61.658794619268825, 1.840057131353439e-23, 110.0, 3.0)},
  [<statsmodels.regression.linear_model.RegressionResultsWrapper at 0x1624dbfd2b0>,
   <statsmodels.regression.linear_model.RegressionResultsWrapper at 0x1624dbfd2e0>,
   array([[0., 0., 0., 1., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.],
          [0., 0., 0., 0., 0., 1., 0.]])])}
```

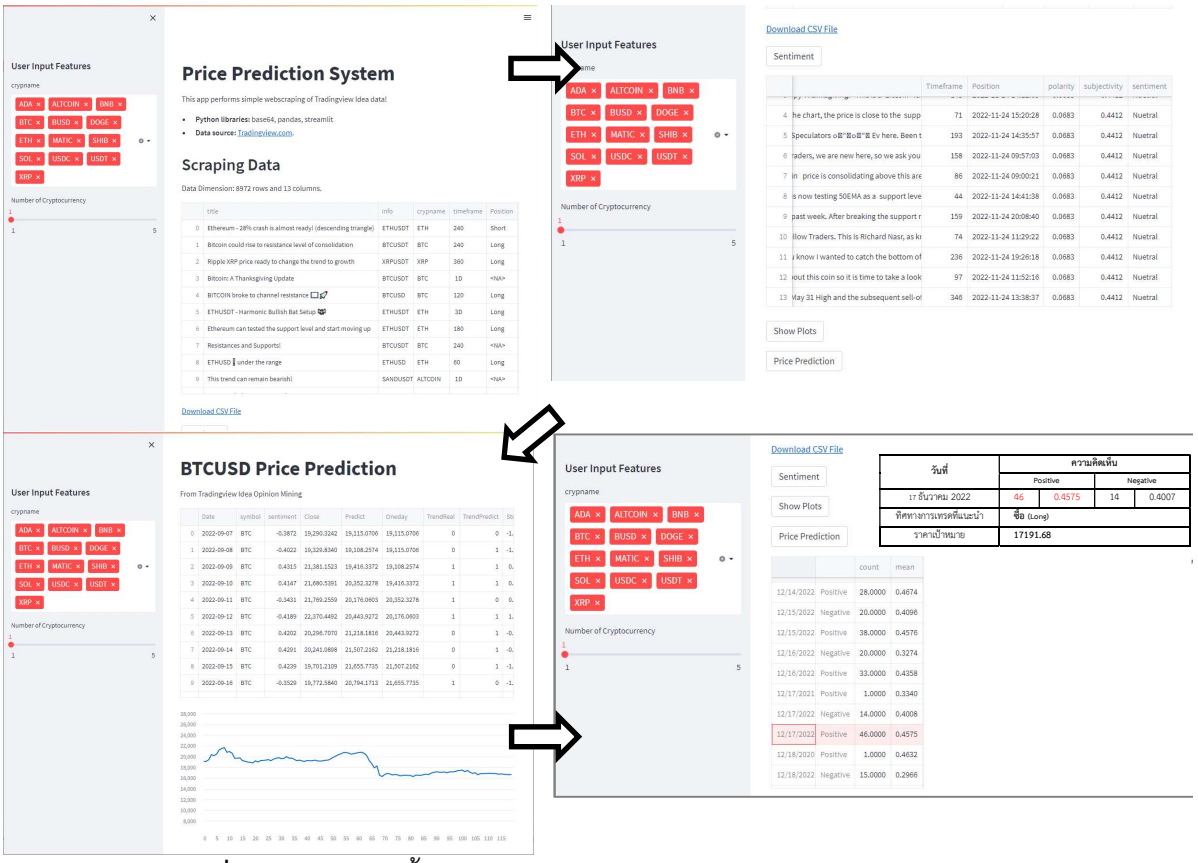
ภาพที่ 12 ภาพแสดงผลการวิเคราะห์ Granger-Causality Test

ดังนั้น ผลการทดสอบความสัมพันธ์ที่เป็นเหตุเป็นผลกันระหว่างราคาจริงของสินทรัพย์ดิจิทัลกับราคาที่พยากรณ์ได้นั้น สรุปได้ว่ามีความสัมพันธ์แบบทางเดียว ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 คือราคาที่พยากรณ์*ไม่ได้*แสดงความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงราคาจริงของสินทรัพย์ดิจิทัล ส่วนการเปลี่ยนแปลงราคาจริงของสินทรัพย์ดิจิทัลได้แสดงการมีความสัมพันธ์กับราคาที่พยากรณ์ได้

4.4 การพัฒนาระบบทำนายราคาและสนับสนุนการตัดสินใจในการลงทุน

การพัฒนาระบบ ดำเนินการต่อเนื่องจากขั้นตอนของการสร้างโมเดลเพื่อทำนายราคาสินทรัพย์ดิจิทัล โดยมีเป้าหมายในการสร้างระบบที่สามารถดำเนินการตามขั้นตอนที่ได้ทำการศึกษามาตั้งแต่ต้น โดย

เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนาระบบ พัฒนาด้วยภาษาไพธอน และใช้ไลบรารี่ streamlit เพื่อให้สามารถทำงานบนเว็บไซต์ได้อย่างสมบูรณ์โดยไม่ต้องย้อนกลับไปทำงานบนเครื่องเทอร์มินอลซ้ำอีก



ภาพที่ 13 ภาพแสดงขั้นตอนการทำงานของระบบทำนายราคาสินทรัพย์ดิจิทัล

ภาพที่ 13 แสดงขั้นตอนการทำงานของระบบทำนายราคาสินทรัพย์ดิจิทัล เมื่อระบบทำงาน จะเริ่มจากการดึงข้อมูลความคิดเห็นของนักลงทุนในเว็บไซต์เทรดดิงวิว ตามช่วงเวลาที่ต้องการวิเคราะห์ข้อมูล ซึ่งจะได้ข้อความแบบไม่มีโครงสร้างเท่าที่จะสามารถเข้าถึงได้ผ่านช่องทางการเข้าถึงทั่วไป เมื่อได้ข้อมูลมาแล้ว ระบบจะทำความสะอาดของข้อมูล ลบอีโมติคอน จัดรูปแบบ แปลงชุดข้อมูลวันที่ ตัดคำ เป็นต้น เมื่อผ่านขั้นตอนการจัดการข้อมูลแล้วจึงนำชุดข้อมูลที่สะอาดแล้วมาทำการวิเคราะห์ความรู้สึก (Sentiment analysis) เพื่อจำแนกความคิดเห็นของผู้ใช้งานเป็นเชิงบวกและเชิงลบ และค่าดัชนีที่จะสามารถนำไปประกอบการทำนาย นั่นคือ นำดัชนีที่ได้จากการวิเคราะห์ความรู้สึกมาคำนวณร่วมกับค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ และกรอบราคาเฉลี่ย เพื่อให้ได้ราคาที่คาดหมายว่าจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาที่สนใจ เช่น จากตัวอย่างวันที่ 17 ธันวาคม ความคิดเห็นส่วนใหญ่ มองว่าราคาจะเป็นบวก (เป็นบวก 46 ความเห็น เป็นลบ 14 ความเห็น) ดังนั้น ทิศทางการเทรดจึงควรเลือกฝั่งซื้อมากกว่าฝั่งขาย ส่วนราคาที่คาดหวัง จากการคำนวณ คือ 17,191.68 ดอลล่าห์สหรัฐต่อ 1 เหรียญบิทคอยน์ นั่นเอง

5. สรุปผลการศึกษา

ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อวิเคราะห์จุดเปลี่ยนของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลในแพลตฟอร์มเทรดดิงวิว โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาอารมณ์ความรู้สึกเชิงบวกและเชิงลบของนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ต่อการเคลื่อนไหวของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล เพื่อศึกษารูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์ ที่มีต่อการเคลื่อนไหวของของราคาสินทรัพย์ดิจิทัล และเพื่อพยากรณ์จุดเปลี่ยนของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก โดยข้อมูลที่ใช้ทำการวิเคราะห์มาจากความคิดเห็นในสื่อสังคมออนไลน์ บนแพลตฟอร์มเทรดดิงวิว ข้อมูลมีลักษณะเป็นข้อความ 8,968 เรคคอร์ด จากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาเข้าสู่กระบวนการจัดเตรียมข้อมูล (Data Preparation) ประกอบด้วย การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) การตัดคำ (Tokenization) การกำจัดฟุ่มเฟือย (Stop word) และการใช้เทคนิคค้นหารากศัพท์ (Stemming) ตามกระบวนการของการเตรียมข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์เหมืองข้อความ จากนั้นนำข้อมูลราคาสินทรัพย์ดิจิทัล และข้อมูลที่เป็นข้อความ ที่ผ่านการวิเคราะห์อารมณ์ความรู้สึกนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์มาวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลจากสองแหล่งข้อมูลด้วยการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน โดยการใช้เทคนิคต่าง ๆ ทั้ง 5 เทคนิค ผลการวิจัยพบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์มีค่าเท่ากับ 0.89 แสดงให้เห็นว่าข้อมูลนักลงทุนในสื่อสังคมออนไลน์กับราคาสินทรัพย์ดิจิทัล มีความสัมพันธ์กันในระดับมากในทิศทางเดียวกันเชิงบวก และผลการทดสอบ Granger-Causality แบบย้อนกลับ โดยใช้ราคาจริงเป็นตัวแปรทำนายและค่าพยากรณ์เป็นตัวแปรตาม สรุปได้ว่าราคาจริงมีความสัมพันธ์เชิงบวกในการทำนายค่าราคาจากการพยากรณ์

6. อภิปรายผล

การศึกษานี้เป็นการนำข้อความในสื่อสังคมออนไลน์จากชุมชนนักเทรด มาทำการวิเคราะห์เพื่อจำแนกความรู้สึกเชิงบวกและเชิงลบของผู้ใช้ และเพื่อเปรียบเทียบกับการเปลี่ยนแปลงต่อราคาสินทรัพย์ดิจิทัล ว่ามีความสอดคล้องสัมพันธ์กันอย่างไร จากการศึกษาพบว่า ความคิดเห็นของผู้ใช้เหล่านี้มีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของราคาสินทรัพย์ดิจิทัลอย่างมีความหมาย กล่าวคือ ผู้ใช้งานแพลตฟอร์มเหล่านี้เป็นผู้มีประสบการณ์ในการเทรด มีการนำทฤษฎีของกราฟ การวิเคราะห์ข่าวสารหรือตัวเลขทางเศรษฐกิจมาประกอบกันเป็นบทวิเคราะห์ เมื่อมีจำนวนผู้ใช้จำนวนมาก มีความคิดเห็นไปในทางใด ราคาสินทรัพย์ก็มักจะไปทางนั้น ทำให้ระบบนี้มีประโยชน์สำหรับประกอบการตัดสินใจลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัลของนักลงทุนรายย่อย จากการวิเคราะห์กระบวนการเพื่อให้ได้มาซึ่งข้อมูล ผู้วิจัยได้ดำเนินการพัฒนาระบบต้นแบบการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ดิจิทัล โดยอาศัยการรวบรวมความคิดเห็นของผู้ใช้โดยอัตโนมัติ แล้วนำมาวิเคราะห์ความรู้สึกเพื่อหาฉันทามติของนักลงทุน (Trader opinion mining) จากนั้นนำค่าดัชนีที่ได้จากการวิเคราะห์มาคำนวณร่วมกับดัชนีอื่น ๆ ระบบที่ได้ควรจะสามารถสนับสนุนการตัดสินใจในการลงทุน ทั้งทิศทางการเทรด และราคาเป้าหมาย ระบบที่ได้นี้จึงจะเป็นประโยชน์สำหรับผู้ที่สนใจในการลงทุนในสินทรัพย์ดิจิทัลต่างๆ และสามารถประยุกต์ใช้กับสินทรัพย์ประเภทอื่น ๆ เช่น หุ้น ทองคำ น้ำมัน และตลาดเงินตราต่างประเทศได้ ส่วนปัญหาที่พบในการพัฒนาระบบคือ รูปแบบของเนื้อหาเว็บมักจะมีการเปลี่ยนแปลงค่าตัวแปร (Element) สำหรับ

การแสดงผล อาจทำให้กระบวนการดึงข้อมูลไม่สามารถทำงานได้ตามที่คาดหวัง ส่งผลให้การทำงานของระบบผิดพลาดไปได้

เอกสารอ้างอิง

Coinmarketcap. (2022). **Cryptocurrency prices, charts and market capitalizations.** Retrieved from https://www.coinmarketcap.com/

Cruciani, G., Baroni, M., Clementi, S., Costantino, G., Riganelli, D., & Skagerberg, B. (1992). Predictive ability of regression models. Part I: Standard deviation of prediction errors (SDEP). **Journal of Chemometrics, 6**(6), 335-346.

Diks, C., & Panchenko, V. (2006). A new statistic and practical guidelines for nonparametric Granger causality testing. **Journal of Economic Dynamics and Control, 30**(9–10), 1647–1669.

Goldman Sachs (Asia) L.L.C.. (2021). **Overview of digital assets and blockchain.** Retrieved from https://1e9.community/uploads/short-url/yK2ONzAH0NdeYL8lyFJN7QfKYte.pdf

Kaiser, L. (1989). Adjusting for baseline: change or percentage change?. **Statistics in medicine, 8**(10), 1183-1190.

Loria, S. (2018). textblob Documentation. **Release 0.15, 2**(8), 269.

Noakes A. Michael & Rajaratnam, K. (2016), Testing market efficiency on the Johannesburg Stock Exchange using the overlapping serial test. **Annals of Operations Research, 243**(1), 273-300

Moews, B., Herrmann, J. M., & Ibikunle, G. (2019). Lagged correlation-based deep learning for directional trend change prediction in financial time series. **Expert Systems with Applications, 120**, 197-206.

Nanli, Z., Ping, Z., Weiguo, L., & Meng, C. (2012). Sentiment analysis: A literature review. **In 2012 International Symposium on Management of Technology (ISMOT).** (572–576). [n.p.]: IEEE.

Nti, I. K., Adekoya, A. F., & Weyori, B. A. (2020). Efficient Stock-Market Prediction Using Ensemble Support Vector Machine. **Open Computer Science, 10**(1), 153–163. https://doi.org/10.1515/comp-2020-0199

Prabpala, S., Chansanam, W., & Tuamsuk, K. (2023). Topic Modeling on Crowd Trading Ideas for Digital Asset Price Prediction. **International journal of Applied Engineering and Technology (London), 5**(1), 6-12.

SEC. (2022). **Digital asset entrepreneurs.** Retrieved from https:// www.sec.or.th/TH/pages/lawandregulations/digitalassetbusiness.aspx

Suepaisal, N. (2021). **What is digital asset?.** Retrieved from https:// www.thematter.co/futureverse/future word-digital-asset/160461

Tuamsuk, K., Chansanam, W., Chaikhambung, J. & Kaewbunma, N. (2018). **Digital humanities research.** (In Thai). Khon Kaen: Khon Kaen University.

Tradingview. (2022). **Trading ideas.** Retrieved from https://www.th.tradingview.com/education/tradingtool/

Wilder, J. Welles. (1978). **New Concepts in Technical Trading Systems**. Trend Research: Greensboro (N.C.).