ST-O-11

การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจลงทุนในบิตคอยน์ ด้วยวิธีการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

Application of Machine Learning Techniques to Support Bitcoin Investment Decisions with Moving Average Crossover Methods

ไพโรจน์ เสียงเอก[1*] และวิภาวรรณ บัวทอง[1]

[1]หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีดิจิทัล คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏภูเก็ต

*ผู้รับผิดชอบบทความ Tel.: 0818946350, E-mail address: s6281423106@pkru.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจลงทุนในบิตคอยน์ โดยใช้ข้อมูลราคาบิตคอยน์และปริมาณการซื้อขายรายวันระหว่างปี ค.ศ.2019 ถึง ปี ค.ศ.2021 งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์เชิงเทคนิคด้วยวิธีการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบเอกซ์โพเนเชียลของราคาปิดรายวัน จำนวน 3 เส้น ที่ค่าเฉลี่ย 5 วัน 30 วัน และ 90 วัน ผลต่างของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เป็นข้อมูลนำเข้าสู่กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องชนิดต้นไม้ตัดสินใจสร้างตัวแบบพยากรณ์แนวโน้มตลาดในขณะนั้น เมื่อพิจารณาความแม่นยำในการพยากรณ์จากค่า F1 ผลการวิจัยพบว่ากระบวนการเรียนรู้ของเครื่องชนิด XGBoost มีความแม่นยำที่สุด สามารถพยากรณ์แนวโน้มตลาดได้ถูกต้อง 0.929 กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องชนิด Random Forest ให้ผลการพยากรณ์ถูกต้องรองลงมาเท่ากับ 0.904 ในขณะที่ Decision Tree ให้ผลการพยากรณ์ด้อยที่สุดที่ความถูกต้องแนวโน้มตลาดเท่ากับ 0.871

คำสำคัญ: การเรียนรู้ของเครื่อง บิตคอยน์ เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

Abstract

This research aims to apply machine learning techniques to support investment decisions in Bitcoin based on Bitcoin price and trading volume data from 2019 to 2021. This research conducts a technical analysis using the crossover of the exponential moving average strategy of 5, 30, and 90 daily closed prices. Moving average variances are inputs into the decision tree machine learning process to create market forecasting models. When comparing the F1-score prediction accuracies, the results show that XGBoost machine learning is the most accurate algorithm for predicting the market trend at 0.929. Moreover, the Random Forest machine learning provides inferior prediction accuracy at 0.904 for the market trend. The decision tree is the least efficient algorithm predicting the market trend at 0.871.

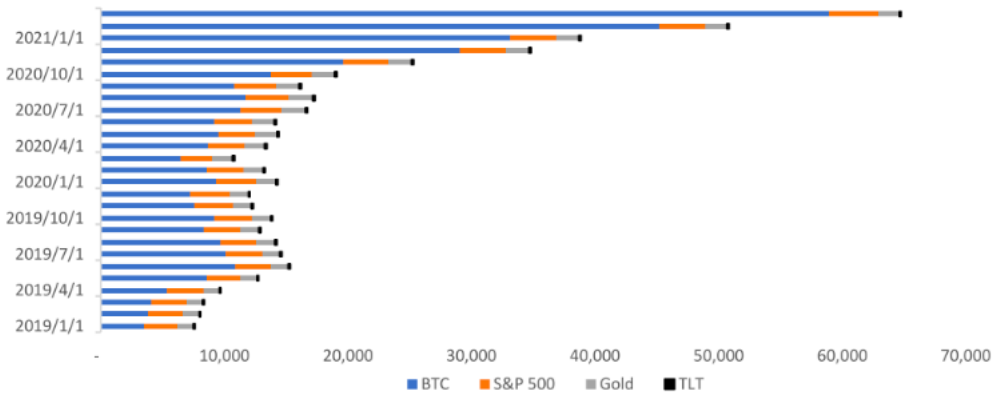
Keywords: Machine Learning, Bitcoin, Moving Average

บทนำ

การลงทุนในปัจจุบันนี้ นักลงทุนมีโอกาสและทางเลือกในสินทรัพย์ลงทุนอย่างกว้างขวางและหลากหลายมากขึ้น นักลงทุนทั่วไปหรือกระทั่งสถาบันการเงินแทบทุกแห่งได้ปรับอัตราส่วนการถือครองสินทรัพย์จากสินทรัพย์มั่นคง เช่น ทองคำ หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ สกุลเงินดอลลาร์หรือพันธบัตรระยะยาว มาสู่สินทรัพย์ดิจิทัลเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ ในขณะเดียวกันสินทรัพย์ดิจิทัลก็ได้รับการพัฒนาและประยุกต์ให้สามารถใช้ประโยชน์เพิ่มขึ้นในอีกหลายด้าน เช่น เป็นเครื่องมือในการระดมทุน (Initial Coin Offering: ICO) ผ่านการประชาสัมพันธ์เสนอขายต่อประชาชนจากสถาบันการเงินต่าง ๆ และยังสามารถใช้เป็นสื่อกลางในการซื้อขายแลกเปลี่ยน ได้รับความเชื่อถือรับชำระค่าสินค้าและบริการจากผู้ประกอบการรายใหญ่เพิ่มขึ้นตลอดเวลา จากรายงานสรุปภาวะตลาดสินทรัพย์ดิจิทัลรายสัปดาห์ ของสำนักงานคณะกรรมการกำกับหลักทรัพย์และตลาดหลักทรัพย์ให้ข้อมูลว่า ตลาดสินทรัพย์ดิจิทัลเดือนธันวาคมปี พ.ศ.2564 มีมูลค่าตลาดรวมถึง 2.38 ล้านล้านดอลลาร์สหรัฐฯ มูลค่าซื้อขายต่อวันประมาณ 7 หมื่นล้านดอลลาร์สหรัฐฯ และมูลค่าตลาดรวมนี้เป็นมูลค่ามาจากบิตคอยน์ถึง 40 % ทั้งนี้จากจำนวนบัญชีผู้ลงทุนทั้งสิ้นราวสองล้านบัญชี (ก.ล.ต.(สำนักงานคณะกรรมการกำกับหลักทรัพย์และตลาดหลักทรัพย์), 2021) ประเทศไทยจึงได้ตราพระราชกำหนดการประกอบธุรกิจสินทรัพย์ดิจิทัล พ.ศ.2561 (Ratchakitcha, 2018) ขึ้นเพื่อกำกับและควบคุมการดำเนินกิจกรรม ให้มีความโปร่งใส เกิดความคุ้มครองผู้ลงทุนตลอดจนถึงประชาชนที่เกี่ยวข้อง เพื่อความชัดเจนพระราชกำหนดนี้ได้กำหนดไว้ว่า สินทรัพย์ดิจิทัล (Digital Asset) หมายถึง คริปโทเคอร์เรนซีและโทเคนดิจิทัล จำแนกตามลักษณะของการใช้งานและสิทธิที่กำหนดไว้สำหรับผู้ถือ ได้แก่ คริปโทเคอร์เรนซี (Cryptocurrency) หรือสกุลเงินดิจิทัล คือ หน่วยอิเล็กทรอนิกส์ที่สร้างเพื่อเป็นสื่อกลางในการแลกเปลี่ยน สินค้า บริการ และสินทรัพย์ดิจิทัลอื่น ๆ เช่น Bitcoin Ripple Ethereum Litecoin etc. รวมถึงโทเคนดิจิทัล (Digital Token) ซึ่งแบ่งเป็น 2 ประเภทย่อย ได้แก่ (1) โทเคนดิจิทัลเพื่อการลงทุน (Investment Token) คือ หน่วยอิเล็กทรอนิกส์ที่สร้างเพื่อกำหนดสิทธิในการร่วมลงทุน เช่น สิทธิในส่วนแบ่งรายได้ ผลกำไรจากการลงทุน ซึ่งออกและเสนอขายผ่านกระบวนการ ICO (2) โทเคนดิจิทัลเพื่อการใช้ประโยชน์ (Utility Token) คือ หน่วยอิเล็กทรอนิกส์ที่สร้างเพื่อกำหนดสิทธิการได้รับสินค้าหรือบริการที่เฉพาะเจาะจงที่ออกและเสนอขายผ่านกระบวนการ ICO

คุณลักษณะเฉพาะตัวที่ดีของบิตคอยน์ อันเป็นเหตุให้เกิดความปลอดภัย เชื่อถือไว้วางใจได้และได้รับความนิยม มีหลายประการ เช่น เปิดบัญชีได้โดยง่าย สามารถถือครองได้โดยไร้ตัวตน ใช้เทคโนโลยีกระจายเครือข่าย จึงมีความเป็นอิสระไม่ถูกควบคุมโดยหน่วยงานใด ๆ โปร่งใส ตรวจสอบได้ ค่าธรรมเนียมต่ำกว่าการทำธุรกรรมด้วยวิธีอื่น สามารถทำธุรกรรมได้อย่างรวดเร็ว สามารถป้องกันความเสี่ยงจากสภาวะเงินเฟ้อ เป็นต้น นอกจากข้อดีมากมายดังที่กล่าวมาแล้ว ข้อเสียของบิตคอยน์ก็มีอยู่เช่นเดียวกัน บิตคอยน์ถูกใช้เป็นสื่อกลางในการดำเนินธุรกิจผิดกฎหมาย และยังมีความเสี่ยงต่อการสูญหายเมื่อเกิดความผิดพลาดในการทำธุรกรรมจะไม่สามารถเรียกคืนได้ แต่ข้อเสียที่เป็นประเด็นสำคัญที่สุดของบิตคอยน์ คือ มีความผันผวนด้านราคาเป็นอัตราที่สูงมากเมื่อเทียบกับสินทรัพย์มั่นคงชนิดอื่น เนื่องจากไม่มีทรัพย์สินอื่นใดรองรับ จึงไม่สามารถทราบราคาที่แท้จริงของราคาบิตคอยน์ได้ ราคาที่ซื้อขายกันตลาดขึ้นอยู่กับความพึงพอใจระหว่างผู้ซื้อและผู้ขายและยังไม่มีเพดานของราคาอีกด้วย

มีผู้ทำการศึกษาความผันผวนของราคาบิตคอยน์ (Doumenis et al., 2021) เปรียบเทียบความผันผวนดังกล่าวระหว่าง หลักทรัพย์สี่ชนิดที่นักลงทุนนิยมถือครอง คือ บิตคอยน์ หุ้นในตลาดหลักทรัพย์ ทองคำ และพันธบัตร พบว่าความผันผวนของราคาบิตคอยน์สูงกว่าหลักทรัพย์ชนิดอื่น ๆ ดังภาพที่ 1 โดยเฉพาะอย่างยิ่งภายหลังการระบาดของไวรัส COVID2019 ความผันผวนมีอัตราเพิ่มสูงกว่าหลักทรัพย์ชนิดอื่นเป็นอย่างมาก จนกระทั่งปัจจุบันนี้อาจถือได้ว่าบิตคอยน์เป็นสินทรัพย์เพื่อเก็งกำไร (speculative asset) มากกว่าจะถือเป็นสินทรัพย์เพื่อการลงทุน



ภาพที่ 1 แผนภูมิแสดงปริมาณความผันผวนในหน่วยเงินดอลลาร์สหรัฐเป็นรายเดือน (มกราคม 2019 ถึง มีนาคม 2021) เปรียบเทียบระหว่างของราคาบิตคอยน์ ค่าเฉลี่ยตลาดหลักทรัพย์ (ดัชนี S&P 500) ทองคำและพันธบัตรถือครองระยะยาว (TLT)

ที่มา: Doumenis et al. (2021)

จากอดีตถึงปัจจุบันปัญหาความผันผวนของราคาบิตคอยน์ยังเป็นปัญหาสำหรับนักลงทุน ดังนั้นในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ทดลองใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องวิเคราะห์ความเคลื่อนไหวของราคาบิตคอยน์โดยการวิเคราะห์เชิงเทคนิค (technical analysis) ด้วยวิธีพิจารณาการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (moving average) สร้างตัวแบบพยากรณ์ลักษณะตลาดและแนวโน้มราคา เพื่อระบบจะสามารถให้คำแนะนำการตัดสินใจแก่ผู้ลงทุนเพื่อสร้างความสมดุลระหว่างความมั่นคงและความเติบโตในสินทรัพย์ที่ลงทุนในสินทรัพย์อันเนื่องมาจากปัจจัยความผันผวนของราคาบิตคอยน์ ซึ่งงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาความเคลื่อนไหวของราคาบิตคอยน์โดยนำข้อมูลราคาในอดีต,ราคาปัจจุบันและปริมาณซื้อขายมาวิเคราะห์สภาพตลาดและแนวโน้มราคาด้วยการวิเคราะห์เชิงเทคนิค และใช้กระบวนการเรียนรู้ของเครื่องสร้างตัวแบบพยากรณ์สภาพตลาดและแนวโน้มราคาของราคาบิตคอยน์ในขณะนั้น

วัสดุ อุปกรณ์ และวิธีดำเนินการ

งานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยให้ความสนใจเฉพาะไปที่การวิเคราะห์เชิงเทคนิคโดยศึกษาแนวโน้มความเคลื่อนไหวของราคาบิตคอยน์ด้วยดัชนีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่และใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบต้นไม้ตัดสินใจ เนื่องจากเป็นดัชนีอย่างง่ายและได้รับความนิยมนำมาใช้ประกอบการตัดสินใจซื้อขายในตลาดสินทรัพย์อย่างแพร่หลายและเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องชนิดนี้มีความยืดหยุ่นสูงสามารถเข้าใจสภาพตลาดตลอดจนให้คำแนะนำได้เป็นอย่างดีผ่านการเรียนรู้จากข้อมูลที่ได้รับจากการสอนขณะสร้างตัวแบบ (model)

ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average, MA) เป็นการคำนวณค่าเฉลี่ยโดยใช้ราคาของสินทรัพย์ย้อนหลังตามระยะเวลาที่กำหนด เช่น ถ้าต้องการทราบค่า MA ระยะเวลาย้อนหลัง 5 วัน ก็จะนำราคาสินทรัพย์ 5 วันย้อนหลังจากปัจจุบันมาคำนวณด้วยสูตรของค่าเฉลี่ยชนิดที่ต้องการ เนื่องจากค่าเฉลี่ยเพียงค่าเดียวไม่สามารถให้ข้อมูลที่เพียงพอต่อการวิเคราะห์สินทรัพย์ทางเทคนิค จึงคำนวณค่าเฉลี่ยออกมาหลายค่าต่อเนื่องกันและแสดงเป็นเส้นกราฟควบคู่ไปกับกราฟของราคา ประโยชน์ที่ได้จากการใช้เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ คือ จะปรับค่าให้เรียบผ่านค่าเฉลี่ย ช่วยกระจายความผิดปกติออกไปจากข้อมูลและจะช่วยให้

ติดตามแนวโน้มราคาได้ว่าใกล้จะสิ้นสุดแล้วหรือกำลังจะเข้าสู่แนวโน้มใหม่ สามารถระบุสัญญาณซื้อและสัญญาณขายได้ชัดเจนกว่าการวิเคราะห์จากรูปกราฟราคาโดยตรง และนิยมใช้ราคาปิด (Close Price) ของการซื้อขายสินทรัพย์ในแต่ละวันมาคำนวณเป็นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ในการวิเคราะห์หลักทรัพย์ที่นิยมใช้ มีดังนี้

Simple Moving Average (SMA) เป็นการคำนวณอย่างง่ายที่สุดโดยให้น้ำหนักข้อมูลทุกตัวเท่า ๆ กัน ดังสมการที่ 1

$$SMA = \frac{(P_1+P_2+P_3 \ldots +P_n)}{n}$$ สมการที่ 1

โดยที่ P = ราคา (Price)

n = จำนวนวันหรือช่วงเวลา (Day or Period)

Linear Weighted Moving Average (LWMA) เป็นการคำนวณที่ให้น้ำหนักแก่ข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลก่อนหน้า ดังสมการที่ 2

$$LWMA = \frac{(P_n * W_1)+(P_{n-1} * W_2)+(P_{n-2} * W_3)}{\sum W}$$ สมการที่ 2

โดยที่ P = ราคาของช่วงเวลา (Price for the period)

n = ช่วงเวลาปัจจุบัน (The most recent period)

W = ค่าน้ำหนักของแต่ละช่วงเวลา (The assigned weight to each period)

Exponential Moving Average (EMA) เป็นการคำนวณแบบถ่วงน้ำหนักที่ซับซ้อนมากขึ้น โดยมีการนำค่าปรับเรียบ (Smoothing Constant) มาปรับค่าเฉลี่ยตัวต่อไปให้ถูกต้องยิ่งขึ้น ดังสมการที่ 3

$$EMA_{Today} = \left(Price_{Today} * (SF)\right) + EMA_{Yesterday} * \left(1 - (SF)\right)$$ สมการที่ 3

โดยที่ EMA = Exponential Moving Average

และ Smoothing Factor = 2/(1+N) เมื่อ N คือจำนวนวันที่ต้องการนำมาหาค่าเฉลี่ย

การตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average Crossover) เป็นวิธีการหนึ่งในการวิเคราะห์เชิงเทคนิคที่ใช้เส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่จำนวนสองเส้นหรือมากกว่าของระยะเวลาย้อนหลังที่แตกต่างกันนำมาวิเคราะห์ตลาดและแนวโน้มราคา ค่าเฉลี่ยชนิด EMA เป็นชนิดที่นิยมใช้มากที่สุด ด้วยเหตุที่สามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาได้อย่างรวดเร็วกว่าค่าเฉลี่ยชนิดอื่น (Zakamulin, 2017) การตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่มีสองชนิด คือ (1) Golden Cross เกิดขึ้นเมื่อเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระยะสั้นตัดผ่านขึ้นเหนือเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระยะยาว เป็นสัญญาณบ่งถึงแนวโน้มขาขึ้น (Bull Market) (2) Death Cross เกิดขึ้นเมื่อเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระยะสั้นตัดลงผ่านเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระยะยาว เป็นสัญญาณบ่งถึงตลาดแนวโน้มขาลง (Bear Market) ซึ่งการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยนี้ควรได้รับการยืนยันด้วยปริมาณการซื้อขายระดับสูง ประกอบด้วย แนวคิดการใช้ค่าเฉลี่ยสามเส้นเพื่อต้องการทราบแนวโน้มทั้งระยะสั้น, ระยะกลาง และระยะยาวของตลาดในปัจจุบัน ค่าเฉลี่ยช่วงยาวจะบ่งถึงแนวโน้ม ขณะที่ค่าเฉลี่ยระยะสั้นจะบ่งถึงโมเมนตัม

ความสามารถในการพยากรณ์สภาพตลาดและแนวโน้มราคาของบิตคอยน์ ผู้วิจัยดำเนินการตามกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลมาตรฐาน เรียกกว่า “Cross-Industry Standard Process for Data Mining” หรือเรียกย่อว่า “CRISP-DM” พัฒนาขึ้นในปี ค.ศ.1996 โดยความร่วมมือของสี่หน่วยงาน คือ DaimlerChrysler, SPSS, NCR และ OHRA (Shearer, 2000) กระบวนการนี้ประกอบด้วย 6 ขั้นตอน แสดงไว้ในภาพที่ 2

ภาพที่ 2 กระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วย CRISP-DM
ที่มา (Chapman, 2010)

1. ทำความเข้าใจธุรกิจ (Business Understanding) เป็นขั้นตอนแรกในกระบวนการ CRISP-DM เน้นไปที่ทำความเข้าใจธุรกิจหรือปัญหา และแปลงปัญหาให้อยู่ในรูปของกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูลแล้ววางแผนดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูล

2. ทำความเข้าใจข้อมูล (Data Understanding) ขั้นตอนนี้จะต้องทำการรวบรวมข้อมูลที่ต้องใช้ในการวิเคราะห์ ผู้วิจัยอาศัยโปรแกรมคอมพิวเตอร์สำเร็จรูปภาษา R และ quantmod package (Quantitative Financial Modelling Framework) ทำการดาวน์โหลดข้อมูลราคาบิตคอยน์ ระหว่างปี ค.ศ. 2018 - 2021 แบบรายวัน จากเว็บไซต์ https://finace.yahoo.com

3. เตรียมข้อมูล (Data preparation) ขั้นตอนนี้เป็นการคัดเลือกข้อมูลในช่วงที่สนใจและการแปลงข้อมูลเพื่อใช้เป็นข้อมูลนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ เนื่องจากข้อมูลที่ได้มีบางส่วนที่ไม่จำเป็นต้องใช้ เช่น ราคาปิดชนิด Adjusted จึงนำออกไป เมื่อตรวจสอบความครบถ้วนของข้อมูลเรียบร้อยแล้วจึงใช้ค่าราคาปิดในแต่ละวัน (Close) ในการคำนวณคำนวณหาค่า S_EMA, M_EMA และ L_EMA ที่ 5 วัน, 30 วัน และ 90 วันตามลำดับ แล้วคัดกรองให้เหลือเฉพาะข้อมูลในระหว่าง ปี ค.ศ. 2019 - 2021 จากนั้นคำนวณค่าความแตกต่างระหว่างค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ SM_DIF (M_EMA - S_EMA), SL_DIF (L_EMA - S_EMA) และ ML_DIF (L_EMA - M_EMA)

4. สร้างตัวแบบ (Modeling) ขั้นตอนนี้จะทำการสร้างตัวแบบ (Model/โมเดล) โดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องชนิดต้นไม้ตัดสินใจ ด้วยเครื่องมือ Orange Data Mining พัฒนาโดย University of Ljubljana ประเทศสโลวีเนีย เริ่มเผยแพร่ให้ใช้งานตั้งแต่ปี ค.ศ.1996

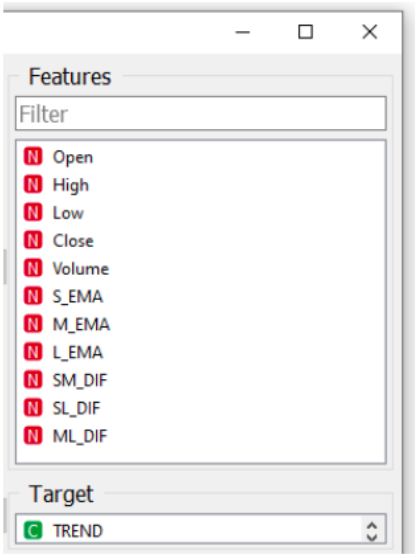
5. วัดประสิทธิภาพของตัวแบบ (Evaluation) เพื่อความมั่นใจว่าโมเดลที่สร้างขึ้นมาสามารถนำไปใช้งานได้จริง สามารถพยากรณ์อย่างได้ถูกต้อง จึงต้องทำการประเมินประสิทธิภาพของโมเดลที่สร้างขึ้นมาว่าสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำเพียงใด หากยังไม่ดีพอก็ต้องทำการปรับพารามิเตอร์ในการสร้างโมเดลเพื่อความถูกต้องยิ่งขึ้น การวัดประสิทธิภาพของโมเดลสามารถนำข้อมูลทั้งหมดมาใช้เป็นข้อมูลเรียนรู้ เรียกวิธีการนี้ว่า Self Consistency Test จะได้ค่าความถูกต้องสูงมากหรือ

อาจเท่ากับ 100% แต่การแบ่งข้อมูลเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Data) และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data) แล้วนำมาวัดประสิทธิภาพเรียกว่าการตรวจสอบไขว้ (Cross Validation) เป็นที่นิยมมากกว่า งานวิจัยนี้ใช้การตรวจสอบแบบไขว้ชนิด K-Fold Cross Validation โดยกำหนด K=10

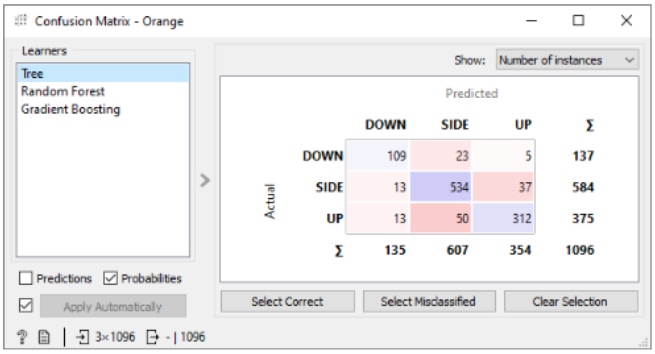
6. นำตัวแบบไปใช้งานจริง (Deployment) เมื่อสร้างโมเดลได้ดีมีประสิทธิภาพเป็นที่พอใจแล้ว จึงสามารถนำโมเดลนี้ไปใช้ในการวิเคราะห์แนวโน้มและให้คำแนะนำประกอบการตัดสินใจปรับอัตราส่วนสินทรัพย์ลงทุนได้ต่อไป

ผลการวิจัย

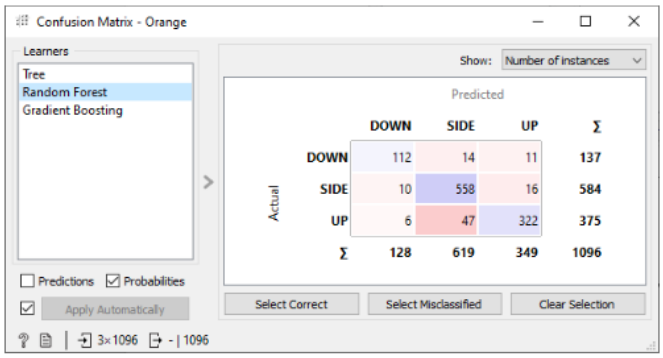
โปรแกรมจะนำข้อมูลการซื้อขายบิตคอยน์จากเว็บไซต์ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2108 จนถึงปัจจุบันมาเก็บไว้ในแฟ้มข้อมูล BTC.XTS (จำเป็นต้องมีข้อมูลก่อนหน้าปี 2019 อย่างเพียงพอในการคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่) เมื่อทำการคำนวณค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่เรียบร้อยแล้ว จึงคัดกรองให้เหลือเฉพาะข้อมูลที่ต้องการนำมาวิเคราะห์ มีจำนวนรวมทั้งสิ้น 1,096 รายการ จำแนกกลุ่มโดยพิจารณาจากข้อมูลราคาเปิด, ราคาปิด, ราคาสูงสุด, ราคาต่ำสุด, ปริมาณซื้อขายในแต่ละวัน, ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ระยะสั้น, ระยะกลาง และค่าเฉลี่ยระยะยาว นำมากำหนดเป็นคลาสของข้อมูล คือ แนวโน้มตลาด (TREND) กำหนดคลาสเป็นแนวโน้มขึ้น (UP) มีจำนวน 375 กรณี, แนวโน้มราบ (SIDE) มีจำนวน 584 กรณี และแนวโน้มลง (DOWN) มีจำนวน 137 กรณี จากนั้นทำการสร้างโมเดลด้วยกระบวนการต้นไม้ตัดสินใจทั้ง 3 ชนิดจากข้อมูลคุณลักษณะ 11 ชนิด ดังที่กล่าวมาแล้ว และแสดงไว้ในภาพที่ 3 กำหนดเป้าหมายเป็น TREND เปรียบเทียบความแม่นยำโดย confusion matrix ได้ดังภาพที่ 4



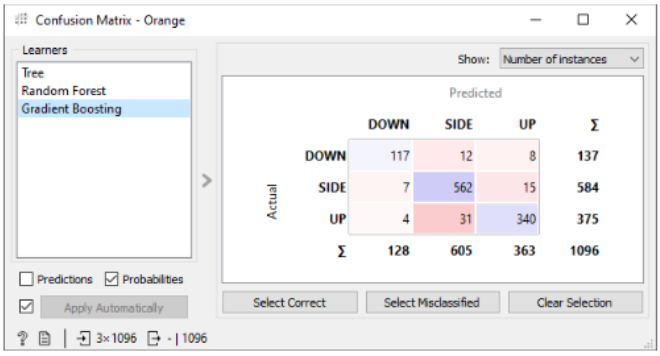
ภาพที่ 3 แสดงข้อมูลคุณลักษณะนำเข้าสู่กระบวนการวิเคราะห์ของการพยากรณ์เป้าหมาย TREND



(a)



(b)



(c)

ภาพที่ 4 แสดง Confusion Matrix ของการพยากรณ์เป้าหมาย TREND โดยกระบวนการต้นไม้ตัดสินใจชนิด Decision Tree (a), Random Forest (b), และ XGBoost (c)

จาก confusion matrix ในภาพที่ 3 จะพบว่าในคลาส UP ที่มีจำนวนเหตุการณ์จริงอยู่ 375 เหตุการณ์ กระบวนการ Decision Tree พยากรณ์ว่าเป็น “จริง” 312 เหตุการณ์ และ “ไม่จริง” 63 เหตุการณ์ โดยพยากรณ์ผิดเป็นคลาส DOWN 13 เหตุการณ์และคลาส SIDE 50 เหตุการณ์ ขณะที่กระบวนการ Random Forest พยากรณ์ถูกต้อง 322 เหตุการณ์ พยากรณ์ผิด 53 เหตุการณ์ และกระบวนการ XGBoost พยากรณ์ถูกต้อง 340 เหตุการณ์ พยากรณ์ผิด 35 เหตุการณ์ ในทำนองเดียวกันเมื่อ

พิจารณาที่คลาส SIDE ที่มีจำนวนเหตุการณ์จริงอยู่ 584 เหตุการณ์ กระบวนการ Decision Tree พยากรณ์ว่าเป็น “จริง” 534 เหตุการณ์ และ “ไม่จริง” 50 เหตุการณ์ โดยพยากรณ์ผิดเป็นคลาส UP 37 เหตุการณ์และคลาส DOWN 13 เหตุการณ์ ขณะที่กระบวนการ Random Forest พยากรณ์ถูกต้อง 553 เหตุการณ์ พยากรณ์ผิด 31 เหตุการณ์ และกระบวนการ XGBoost พยากรณ์ถูกต้อง 562 เหตุการณ์ พยากรณ์ผิด 22 เหตุการณ์ และเมื่อพิจารณาที่คลาส DOWN มีจำนวนเหตุการณ์จริงอยู่ 137 เหตุการณ์ กระบวนการทั้งสามพยากรณ์ถูกต้องที่ 109, 106 และ 117 เหตุการณ์ตามลำดับ

การอภิปรายและสรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้เลือกใช้ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ชนิด Exponential Moving Average จำนวน 3 ระยะ คือ 5, 30 และ 90 วัน ข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์ มีจำนวนรวมทั้งสิ้น 1,096 รายการ กำหนดเป้าหมายการพยากรณ์ไว้ที่แนวโน้ม (TREND) ลักษณะเป็น Multiclass มีหลายค่า ได้แก่ แนวโน้มขึ้น (UP) มีจำนวน 375 กรณี, แนวโน้มราบ (SIDE) มีจำนวน 584 กรณี และแนวโน้มลง (DOWN) มีจำนวน 137 กรณี ผลการทดลองเมื่อพิจารณาจากจำนวนเหตุการณ์ที่พยากรณ์ถูกต้องใน confusion matrix กระบวนการ XGBoost พยากรณ์ได้ถูกต้องสูงที่สุดของเป้าหมาย โดยพิจารณาจากค่าที่ใช้ในการประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง F1-Score คำนวณค่าได้เท่ากับ 0.929 รองลงมาคือกระบวนการ Random Forest คำนวณค่า F1-Score ได้เท่ากับ 0.904 และกระบวนการ Decision Tree คำนวณค่า F1-Score ได้เท่ากับ 0.871 สามารถสรุปจากงานวิจัยนี้ได้ว่าด้วยดัชนีทางเทคนิคที่เข้าใจง่ายเพียงชนิดเดียว คือ ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ก็ใช้เป็นแนวทางในการศึกษาแนวโน้มราคาของบิตคอยน์ได้ และการตัดกันของเส้นค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ประกอบกับกระบวนการเรียนรู้ของเครื่องชนิดต้นไม้ตัดสินใจสามารถพยากรณ์สภาพตลาดได้ โดยกระบวนการ XGBoost มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุด รองลงมาคือกระบวนการ Random Forest ส่วนกระบวนการ Decision Tree ให้ผลการพยากรณ์ด้อยที่สุด งานวิจัยนี้ควรพัฒนาให้เป็นโปรแกรมทำงานต่อเนื่องและส่งสัญญาณแจ้งเตือนผู้ลงทุนเมื่อควรปรับสถานะสินทรัพย์ให้เหมาะแก่สถานการณ์ และหากใช้ข้อมูลราคาที่มีความถี่สูงขึ้นเช่นรายชั่วโมงมาวิเคราะห์ร่วมก็จะช่วยให้การพยากรณ์แนวโน้มมีความแม่นยำยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

ก.ล.ต.(สำนักงานคณะกรรมการกำกับหลักทรัพย์และตลาดหลักทรัพย์). (2021). รายงานสรุปภาวะตลาดสินทรัพย์ดิจิทัล รายสัปดาห์ 31 ธันวาคม 2021. จาก https://www.sec.or.th/TH/PublishingImages/Pages/DA-WeeklyReport/DAWeeklyReport20211231.jpg

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

Doumenis, Y., Izadi, J., Dhamdhere, P., Katsikas, E., & Koufopoulos, D. (2021). A Critical Analysis of Volatility Surprise in Bitcoin Cryptocurrency and Other Financial Assets. *Risks*, *9*(11), 207.

Murphy, john j. (1999). *Technical Analysis of the Financial Markets: A Comprehensive Guide to Trading Methods and Applications (New York Institute of Finance) (8580001070285): John J. Murphy: Books*. NEW YORK INSTITUTE OF FINANCE.

Ratchakitcha. (2018). พระราชกำหนดการประกอบธุรกิจสินทรัพย์ดิจิทัล พ.ศ. 2561. จาก http://www.ratchakitcha.soc.go.th/DATA/PDF/2561/A/033/43.PDF

Shearer, C. (2000). The CRISP-DM Model: The New Blueprint for Data Mining. *JOURNAL OF DATA WAREHOUSING*, *5*(4), 13–22.

sullivan, william. (2017). *"Machine Learning For Beginners Guide Algorithms: Decision Tree & Random forest Introduction."* Healthy Pragmatic Solution Inc.

Zakamulin, V. (2017). *Market Timing with Moving Averages*. Cham: Springer International Publishing.