

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล

พิเชษฐ์ ศิริรัตนไพศาลกุล¹

บทคัดย่อ

ทองคำถือเป็นสินทรัพย์ที่มีค่า เมื่อเกิดวิกฤตราคาทองคำจะปรับตัวสูงขึ้น แต่ในยามปกติราคาทองคำอาจปรับตัวลดลงหรือคงที่ ด้วยเหตุนี้ราคาทองคำสามารถขึ้นลงได้ตามสถานการณ์ การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยใช้ข้อมูลราคาทองคำตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2533 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2563 เป็นระยะเวลา 30 ปีในการเรียนรู้จำนวน 7,885 รายการ และใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2564 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2564 จำนวน 131 รายการ เป็นข้อมูลในการทดสอบแบบจำลองแบบต่างๆ จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องพบว่าแบบจำลองที่นิยมใช้ในการพยากรณ์ คือ แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Holt-Winters และ โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN) ผู้วิจัยได้เลือกแบบจำลองการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Analysis) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เพิ่มเติม เพื่อให้แตกต่างจากงานวิจัยที่ผ่านมา การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองใช้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นหลัก และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) ผลการศึกษาพบว่า เมื่อใช้ข้อมูลเพื่อการเรียนรู้แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Box-Jenkins โดยค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดคือ window size=120, p=0, d=1, q=1 (ARIMA(0,1,1)) ค่า RMSE ได้น้อยที่สุด สามารถใช้พยากรณ์ราคาทองคำได้เหมาะสมที่สุดสมาคมค้าทองคำซึ่งเป็นผู้กำหนดและประกาศราคาทองคำของประเทศไทย สามารถใช้ราคาทองคำได้จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Box-Jenkins เพื่อวางแผนการการตัดสินใจปรับขึ้น-ลง ราคาทองคำล่วงหน้า และผู้ประกอบการทองคำสามารถใช้ราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์เพื่อวางแผนการซื้อทองคำมาบริหารคลังสินค้าให้ได้ต้นทุนที่เหมาะสม

คำสำคัญ: ราคาทองคำ, เทคนิคเหมืองข้อมูล, แบบจำลองการพยากรณ์

ชื่อผู้ติดต่อขอทราบ: พิชเชษฐ์ ศิริรัตนไพศาลกุล

E-mail: pichate.si@g.cmru.ac.th

(Received: July 23, 2021; Revised: March 30, 2022; Accepted: March 31, 2022)

¹ อาจารย์ ภาควิชาคอมพิวเตอร์ธุรกิจ คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยราชภัฏเชียงใหม่ Email: pichate.si@g.cmru.ac.th

Efficiency Comparison of Gold Price Forecasting Models with Data Mining Techniques

Pichate Siriratanapaisalkul¹

Abstract

Gold is a valuable asset. When crises happen, the price of gold will rise, but in a normal situation, the prices of gold may decrease or remain stable. For this reason, gold prices can go up and down depending on the situation. This research aimed to study and compare the efficiency of gold price forecasting models using data mining techniques. It used gold price data from 2 January 1990 to 31 December 2020 for a 30-year learning period of 7,885 items and data from 2 January 2021 to 30 June 2021 of 131 items as data for various model tests. The review of related research found that the most popular forecasting models were the Box-Jenkins model, Holt-Winters model, and Artificial Neural Network (ANN). The researcher selected Linear Regression Analysis and Support Vector Machine (SVM) to differentiate from previous research. To measure the efficiency of the model, it used Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE). The results of the study found that using data for learning, Box-Jenkins model, where the optimal parameters are window size = 120, $p = 0$, $d = 1$, $q = 1$ (ARIMA(0,1,1)) generates minimal RMSE. It can be used to forecast the gold price appropriately. The results showed that Box-Jenkins can be used to forecast gold prices most appropriately. The gold trade association determines and announces the gold price of Thailand. Box-Jenkins model can be used to forecast gold prices to plan decision-making up-down gold price futures and Gold traders can use the forecasted gold price to plan gold purchases to manage their warehouses to achieve reasonable costs.

Keywords: Gold Price; Data Mining Techniques; Forecasting Models

Corresponding Author: Pichate Siriratanapaisalkul

E-mail: pichate.si@g.cmru.ac.th

¹ Lecturer in Faculty of Management Sciences, Chiang Mai Rajabhat University. Email: pichate.si@g.cmru.ac.th

1. บทนำ

ทองคำถือเป็นสินทรัพย์ที่มีค่าทุกยุคทุกสมัย เมื่อเกิดวิกฤตเศรษฐกิจ วิกฤติการณ์ทางการเมือง และความผันผวนของราคาน้ำมันในตลาดโลก นักลงทุนมักนิยมหันมาลงทุนทองคำเพราะราคาทองคำจะปรับตัวสูงขึ้น แต่ในยามที่เศรษฐกิจเติบโต การเมืองสงบ ราคาน้ำมันในตลาดโลกคงที่ ราคาทองคำก็ปรับตัวลดลงหรือคงที่ ทำให้ราคาทองคำมีความผันผวนขึ้นลงได้ตามสถานการณ์ในแต่ละช่วงเวลา ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แนวโน้มราคาทองคำ

ที่มา: From Goldprice. Where The World Checks Historical Gold Prices, by GoldPrice.Org, 2022

(<https://goldprice.org/30-year-gold-price-history.html>)

ราคาทองคำที่เปลี่ยนแปลงนี้อาจส่งผลกระทบต่อนักลงทุนที่ลงทุนในทองคำแล้วราคาปรับตัวลดลง ทำให้เกิดการขาดทุน และผู้ประกอบการร้านทองก็ไม่สามารถวางแผนการสต็อกสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจากถ้าสั่งสินค้ามาในราคาทุนสูงเมื่อนำมาผลิตและจำหน่ายต้องขายในราคาที่สมำคมา กำหนดไว้อาจทำให้ขาดทุนได้

ราคาทองคำรายวันถือเป็นข้อมูลเชิงปริมาณที่มีสถิติย้อนหลังทุกวันทำการ สามารถนำสถิติราคาขายย้อนหลังมาจัดเก็บในรูปแบบตารางโดยระบุคุณสมบัติของข้อมูล ผู้วิจัยกำหนดตัวแปร คือ ราคาต่ำสุด ราคาเปิด ราคาสูงสุด ราคาต่ำสุด เพื่อวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูล ผู้วิจัยเลือกแบบจำลอง Linear Regression Artificial Neuron Network Support Vector Machine Box-Jenkins และ Holt-Winters มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกัน โดยใช้ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) และค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง เพื่อหาแบบจำลองเหมาะสมที่สุดมาใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำ

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำ

2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองราคาทองคำ

3. การทบทวนวรรณกรรมและกรอบแนวคิด

3.1 การทบทวนวรรณกรรม

3.1.1 ทองคำ

ความต้องการลงทุนทองคำมีคุณสมบัติเฉพาะตัวในฐานะสินทรัพย์ประเภทหนึ่ง การจัดสรรทองคำเพียงเล็กน้อยสามารถพิสูจน์ได้ว่าปกป้องและเพิ่มประสิทธิภาพการทำงานของพอร์ตการลงทุน ถึงกระนั้นก็ตาม ทองคำทั่วโลกยังคงสร้างพอร์ตการลงทุนได้น้อยกว่าร้อยละหนึ่งเท่านั้น อย่างไรก็ตาม สิ่งนี้กำลังเปลี่ยนแปลง และนักลงทุนทุกประเภทต่างยอมรับทองคำในฐานะที่เป็นตัวเก็บมูลค่าระยะยาวที่น่าเชื่อถือและจับต้องได้ ซึ่งได้ย้ายโดยอิสระจากสินทรัพย์อื่นๆ ปริมาณทองคำที่นักลงทุนซื้อต่อปีเพิ่มขึ้นอย่างน้อย 235% ในช่วงสามทศวรรษที่ผ่านมา ทองคำสามารถนำมาใช้ในพอร์ตการลงทุนเพื่อป้องกันกำลังซื้อ ลดความผันผวน และลดการสูญเสียในช่วงที่ตลาดตกต่ำ

ความต้องการของธนาคารกลาง ทศวรรษที่ผ่านมาได้เห็นการเปลี่ยนแปลงขั้นพื้นฐานในพฤติกรรมของธนาคารกลางที่เกี่ยวกับทองคำ โดยได้รับแจ้งจากการประเมินบทบาทและความเกี่ยวข้องของทองคำอีกครั้งหลังวิกฤตการเงินในปี 2551 ธนาคารกลางในหลายประเทศได้เพิ่มการซื้อทองคำอย่างเป็นทางการในขณะที่ธนาคารในยุโรปหยุดขาย และตอนนี้ภาคส่วนนี้เป็นแหล่งสำคัญของความต้องการทองคำประจำปี ธนาคารกลางขายทองคำได้ 7,853 ตัน ระหว่างปี 2530 ถึง 2552 ระหว่างปี 2553-2559 ซื้อ 3,297 ตัน

ความต้องการทางเทคโนโลยี ทองคำเป็นศูนย์กลางของนวัตกรรมในอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์มาช้านาน ในปัจจุบันคุณสมบัติอันเป็นเอกลักษณ์ของทองคำและการถือกำเนิดของ 'นาโนเทคโนโลยี' กำลังขับเคลื่อนการใช้ใหม่ในด้านการแพทย์ วิศวกรรม และการจัดการสิ่งแวดล้อม ทองคำสามารถนำมาใช้เพื่อสร้างวิธีการที่ตรงเป้าหมายอย่างสูงสำหรับการส่งยาเข้าสู่ร่างกายมนุษย์ เพื่อสร้างพลาสติกนำไฟฟ้าและสารสีพิเศษ หรือตัวเร่งปฏิกิริยาขั้นสูงที่สามารถทำให้น้ำหรืออากาศบริสุทธิ์ได้ มันยังถูกใช้ในทางทันตกรรมมานานหลายศตวรรษ แม้ว่าแอปพลิเคชันทางเทคโนโลยีส่วนใหญ่จะใช้ทองคำในปริมาณต่ำ แต่ผลกระทบของมันมีความหลากหลายและกว้างขวางมาก (World Gold Council, 2021)

3.1.2 กระบวนการทำเหมืองข้อมูลด้วย CRISP-DM

กระบวนการทำเหมืองข้อมูลตามโมเดลมาตรฐาน CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) เป็นโมเดลหนึ่งที่นิยมนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านต่างๆ ที่ต้องการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล ประกอบด้วย 6 ขั้นตอน ได้แก่ 1) Business Understanding เป็นการแปลงปัญหาที่ได้ให้อยู่ในรูปโจทย์ของการวิเคราะห์ข้อมูล พร้อมทั้งวางแผนในการดำเนินการ 2) Data Understanding เก็บรวบรวมข้อมูลแล้วทำ

การตรวจสอบความถูกต้องของข้อมูลและพิจารณาว่าจะใช้ข้อมูลทั้งหมดหรือเลือกบางส่วนมาใช้ในการวิเคราะห์

- 3) Data Preparation เป็นขั้นตอนที่ทำการแปลงข้อมูลที่ได้ให้เป็นข้อมูลที่สามารถนำไปวิเคราะห์ในขั้นถัดไปได้
- 4) Modeling เป็นขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล เช่น การจำแนกกลุ่ม (Classification) การจัดกลุ่ม (Clustering) การหาความสัมพันธ์ (Association) 5) Evaluation เป็นการวัดประสิทธิภาพของผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ว่าตรงกับวัตถุประสงค์ที่ตั้งไว้หรือไม่ และมีความน่าเชื่อถือเพียงใด 6) Deployment นำความรู้ที่ได้ไปใช้ประโยชน์ (Sittichat, 2017)

3.1.3 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ 1 ตัว กับตัวแปรตาม 1 ตัว คล้ายกับการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ต่างกันที่การวิเคราะห์สหสัมพันธ์ไม่ได้รับว่าตัวแปรใดเป็นตัวแปรต้น ตัวแปรใดเป็นตัวแปรตาม ส่วนการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นเป็นการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่เป็นต้นเหตุ (ตัวแปรอิสระ) กับตัวแปรที่เป็นผล (ตัวแปรตาม) ซึ่งนอกจากจะทราบความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งสองแล้ว ยังสามารถนำค่าของตัวแปรต้นเหตุไปทำนายหรือพยากรณ์ตัวแปรที่เป็นผลได้ (Chanaboon, 2017)

3.1.4 โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม คือ การประมาณค่าคำตอบให้ใกล้เคียงกับค่าเป้าหมายที่ต้องการ โดยใช้วิธีการเลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์ จำลองสถานะการณ์ผ่านโปรแกรมในคอมพิวเตอร์ ให้คอมพิวเตอร์รู้จักคิดและจดจำ โดยการป้อนข้อมูลอินพุตและเอาต์พุต โดยผลที่ออกมาจะใกล้เคียงกับเป้าหมายหรือไม่นั้นก็ขึ้นอยู่กับข้อมูลอินพุตที่ใช้ในการฝึกสอน การเลือกจำนวนโหนด และจำนวนชั้นของโครงข่ายได้อย่างเหมาะสมกับข้อมูลนั้นหรือไม่ (Sarasiri, 2016)

3.1.5 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

เป็นเทคนิคที่สามารถนำมาช่วยแก้ปัญหาการจำแนกข้อมูล ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลและจำแนกข้อมูล โดยอาศัยหลักการของการหาสมมติฐานของสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกกลุ่มข้อมูลที่ถูกป้อนเข้าสู่กระบวนการสอนให้ระบบเรียนรู้ โดยเน้นไปยังเส้นแบ่งแยกแยะกลุ่มข้อมูลได้ดีที่สุด แนวความคิดของเทคนิควิธี SVM นั้นเกิดจากการที่นำค่าของกลุ่มข้อมูลมาวางลงในพีเจสเปซ จากนั้นจึงหาเส้นที่ใช้แบ่งข้อมูลทั้งสองออกจากกัน โดยจะทำการสร้างเส้นแบ่งที่เป็นเส้นตรงขึ้นมา เพื่อให้ทราบว่าเส้นตรงที่แบ่งกลุ่มสองกลุ่มออกจากกันนั้น เส้นใดเป็นเส้นที่ดีที่สุดสำหรับ SVM นั้นเดิมได้มีการนำมาใช้กับข้อมูลที่เป็นเชิงเส้นแต่ในความเป็นจริงแล้วข้อมูลที่นำมาใช้ในระบบการสอนให้ระบบเรียนรู้ส่วนใหญ่มักเป็นข้อมูลแบบไม่เป็นเชิงเส้น ซึ่งสามารถแก้ปัญหาดังกล่าวด้วยการนำ Kernel Function มาใช้ การจำแนกข้อมูลบนระนาบหลายมิติจะใช้ส่วนการเลือกที่มีความเหมาะสมที่สุดเรียกว่า โครงสร้างในการคัดเลือก ซึ่งโครงสร้างในการคัดเลือกมาจากข้อมูลที่สอนให้ระบบเรียนรู้จำนวนเซตของโครงสร้างที่ใช้อธิบายในกรณีหนึ่ง เรียกว่า เวกเตอร์ ดังนั้น จุดมุ่งหมายของตัวแบบ SVM คือ แบ่งแยกกลุ่มของเวกเตอร์ในกรณีนี้ด้วยหนึ่งกลุ่มของตัวแปรของเป้าหมายที่อยู่ข้างหนึ่งของระนาบและกรณีของกลุ่มอื่นที่อยู่ทางระนาบต่างกัน ซึ่งเวกเตอร์ที่อยู่ข้างระนาบหลายมิติทั้งหมดเรียกว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์ ซึ่งวิธีการนี้เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีมิติของข้อมูลสูง (Inplang & Thongkam, 2020)

3.1.6 การพยากรณ์อนุกรมเวลาโดยวิธีของบ็อกซ์และเจนกินส์

ตัวแบบ ARIMA ได้พัฒนาขึ้นโดย Box และ Jenkins ในปี ค.ศ.1970 โดยตัวแบบ ARIMA เป็นวิธีการพยากรณ์ที่นำข้อมูลอนุกรมเวลาในอดีตมาหาตัวแบบที่เหมาะสม และใช้ตัวแบบที่ได้พยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในอนาคต โดยข้อมูลอนุกรมเวลาที่จะนำมาวิเคราะห์ต้องมีคุณสมบัติ Stationary กล่าวคือ ข้อมูลมีค่าเฉลี่ยคงที่และความแปรปรวนคงที่ ซึ่งการพยากรณ์ด้วยวิธีของบ็อกซ์-เจนกินส์จะเลือกตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยพิจารณาจากลักษณะของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function, ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองส่วนย่อย (Partial Autocorrelation Function, PACF) โดยตัวแบบที่เป็นไปได้ในเบื้องต้นอาจมีมากกว่าหนึ่งตัวแบบ ดังนั้นจึงต้องมีขั้นตอนการตรวจสอบเพื่อเลือกตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดเพื่อใช้ในการพยากรณ์อนุกรมเวลาดังกล่าวต่อไป (Kaewhawong, 2013)

3.1.7 การพยากรณ์วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์

เป็นวิธีการที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีทั้งแนวโน้ม (Trend) และอิทธิพลของฤดูกาล (Seasonal) ซึ่งเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะปานกลาง วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ มีพารามิเตอร์ที่ใช้ในการปรับให้เรียบ 3 ค่า ได้แก่ Alpha Beta และ Gamma ซึ่งพารามิเตอร์ทั้ง 3 ค่า จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยที่ Alpha เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับแนวโน้ม Beta เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับค่าความลาดชัน (Slope) และ Gamma เป็นค่าปรับน้ำหนักสำหรับอิทธิพลของฤดูกาล (Khumsin & Banditvilai, 2017)

3.1.8 ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE)

คือ ค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าจากการพยากรณ์ และค่าจริง ดังสมการที่ (1) และ (2) (Yuk & Thongkam, 2018)

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

เมื่อ y_i คือ ราคาจากการพยากรณ์

\hat{y}_i คือ ราคาจริง

n จำนวนข้อมูลทั้งหมด

3.1.9 ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE)

คือ การวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริงเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการที่ (2)

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

จากค่าที่ได้ ถ้าค่า MAE และ RMSE ต่ำแสดงว่าค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับค่าจริง ซึ่งหมายถึงแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูง

3.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

จากการศึกษาของ Kangarani Farahani and Mehralian (2013) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างเทคนิควิธี Artificial Neural Network (ANN) และ Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) พบว่า ANN ให้ผลการพยากรณ์ได้ดีกว่า ซึ่งผลการศึกษาของ Akash Dutt (2016) ได้ศึกษา การทำนายราคาทองคำโดยใช้เทคนิค Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) ผลการทดลองพบว่า SVMR ประสิทธิภาพดีกว่า อีกทั้งผลการศึกษาของ Khangphukhio, Busababathin and Bung-on (2017) ได้ศึกษาการพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำด้วย โครงข่ายประสาทเทียม ผลการศึกษาพบว่าโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการเรียนรู้แบบแพร่กลับ (Backpropagation Learning) ซึ่งมีชั้นซ่อน 1 ชั้น นิวรอนในชั้นซ่อนจำนวน 20 นิวรอน ให้ผลการพยากรณ์ดีที่สุด ผลการศึกษาของ Goganutapon (2020) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ราคาขายทองคำแท่ง ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมที่สุด คือ วิธีบอซซ์ เจนกินส์ Guha and Bandyopadhyay (2016) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาทองคำด้วย ARIMA Model การศึกษานี้ได้ใช้แบบจำลองอนุกรมเวลา ARIMA เพื่อทำนายราคาทองคำในอินเดีย โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนพฤศจิกายน 2546 ถึงมกราคม 2557 ผู้วิจัยได้เปลี่ยนพารามิเตอร์ 6 แบบ คือ ARIMA(1,0,1) ARIMA(1,0,2) ARIMA(1,0,3) ARIMA(1,1,1) ARIMA(1,1,2) และ ARIMA(1,1,3) ผลการศึกษาพบว่า ARIMA(1,1,1) สามารถพยากรณ์ราคาทองคำได้เหมาะสมที่สุด Ali et al. (2016) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาทองคำรายวันโดยใช้ วิธีบอซซ์-เจนกินส์โดยใช้ชุดข้อมูลดอลลาร์สหรัฐ (USD) ต่อออนซ์ (Ounce) ตั้งแต่ 2 มกราคม 2557 ถึง 3 กรกฎาคม 2558 ทีมผู้วิจัยได้กำหนดพารามิเตอร์ d ให้มีค่าเป็น 1 ส่วน p และ q กำหนดตั้งแต่ 0 ถึง 3 ผลการวิจัยพบว่า ARIMA(0,1,1) ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาทองคำรายวันได้เหมาะสมที่สุด Elizabeth and Sitorus (2021) ได้ศึกษา การใช้ ARIMA เพื่อพยากรณ์ราคาทองคำแท่ง 1 กรัมที่ผลิตโดย PT Aneka Tambang (ANTAM) ประเทศอินโดนีเซีย ข้อมูลที่ใช้เรียนรู้อยู่ในระหว่าง 2559 ถึง 2562 ข้อมูลที่ใช้ทดสอบอยู่ในระหว่าง 2563-2564 ผลการศึกษาพบว่า ARIMA(1,1,0) เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ราคาทองคำแท่ง 1 กรัม

หลังจากศึกษาผลการวิจัยที่เกี่ยวข้องแล้ว ผู้วิจัยพบว่าการพยากรณ์ราคาทองคำสามารถใช้วิธีพยากรณ์ ได้หลากหลายวิธี ผู้วิจัยต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีพยากรณ์วิธีต่างๆ ว่าวิธีใดเหมาะสมกับการพยากรณ์ราคาทองคำที่อ้างอิงราคาเป็นดอลลาร์สหรัฐต่อออนซ์ ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นตัวแบบการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่ดี

จากการทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องผู้วิจัยได้พบว่างานวิจัยมีการใช้แบบจำลองที่แตกต่างกันและวิธีวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองก็มีหลายแบบ จึงนำมาสรุปได้ดังตารางที่ 1

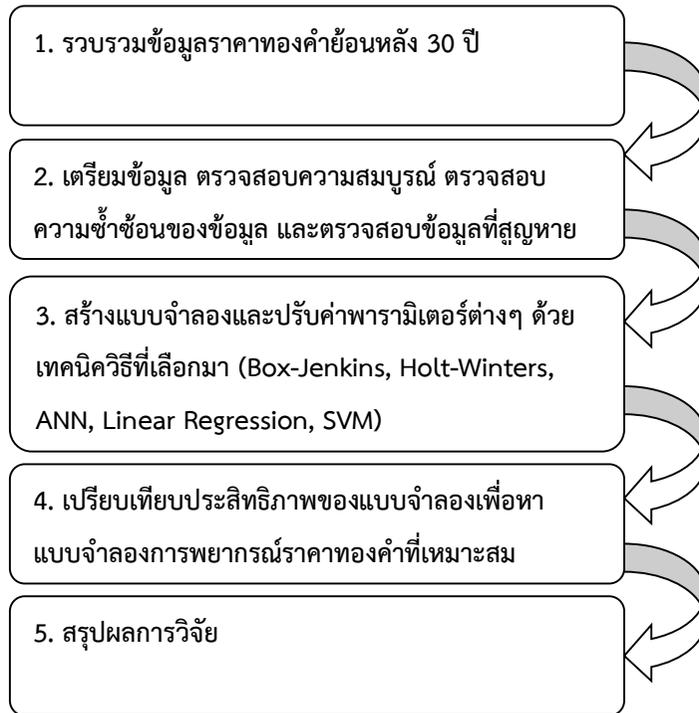
ตารางที่ 1 สรุปผลงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

| งานวิจัยของ | แบบจำลองที่เหมาะสม | | | การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง | | | | |
|--|--------------------|------|-------------|------------------------------|-----|-----|------|-----|
| | ANN | SVMR | Box-Jenkins | RMSE | MSE | MAE | MAPE | MTE |
| KangaraniFarahani and Mehralian (2013) | ✓ | | | ✓ | | | | ✓ |
| Akash Dutt (2016) | | ✓ | | ✓ | | ✓ | | |
| Khangphukhieo, Busababadhin and Bung-on (2017) | ✓ | | | ✓ | | ✓ | ✓ | |
| Goganutapon (2020) | | | ✓ | ✓ | | | ✓ | |
| Guha and Bandyopadhyay (2016) | | | ✓ | ✓ | | ✓ | ✓ | |
| Ali et al. (2016) | | | ✓ | ✓ | | ✓ | ✓ | |
| Elizabeth and Sitorus (2021) | | | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | ✓ | |

ที่มา: จากการทบทวนวรรณกรรม

จากตารางที่ 1 จะเห็นได้ว่าแบบจำลองที่นิยมใช้ คือ ANN, SVM, Box-Jenkins โดยผู้วิจัยได้เลือกแบบจำลอง Linear Regression และ Holt-Winters เพิ่มเติม เพื่อนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของการพยากรณ์ให้แตกต่างจากงานวิจัยที่ผ่านมา นอกจากนี้การวัดประสิทธิภาพจากตารางที่ 1 พบว่า RMSE เป็นเครื่องมือที่นิยมใช้ในการวัดประสิทธิภาพมากกว่าวิธีอื่น ผู้วิจัยจึงเลือก RMSE เป็นวิธีการในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

3.2 กรอบแนวคิด



ภาพที่ 2 กรอบแนวคิด

4. วิธีดำเนินงานวิจัย

4.1 รายละเอียดของประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ใช้ข้อมูลราคาสัญญาซื้อขายล่วงหน้าทองคำแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2533 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2563 เป็นระยะเวลา 30 ปีในการเรียนรู้ และใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2564 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2564 เป็นข้อมูลในการทดสอบแบบจำลองแบบต่างๆ ข้อมูลถูกบันทึกเป็นรายวัน ยกเว้นวันหยุดสุดสัปดาห์และวันสำคัญต่างๆ ราคาทองคำมีหน่วยเป็นดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (USD) ต่อออนซ์ (Ounce)

4.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล วิธีวิเคราะห์ การแปลผล

การรวบรวมข้อมูลราคาทองคำ

โดยรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ <https://th.investing.com/> โดยใช้ข้อมูลราคาทองคำตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2533 ถึง 31 ธันวาคม พ.ศ. 2563 เป็นระยะเวลา 30 ปีในการเรียนรู้ และใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2564 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2564 เป็นข้อมูลในการทดสอบแบบจำลองแบบต่างๆ ข้อมูลถูกบันทึกเป็นรายวัน ยกเว้น

วันหยุดสุดสัปดาห์และวันสำคัญต่างๆ ราคาทองคำมีหน่วยเป็นดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (USD) (th.investing.com, 2021)

การเตรียมข้อมูล

หลังจากเก็บรวบรวมข้อมูลมาแล้ว ผู้วิจัยเก็บข้อมูลปัจจัยด้านวันเดือนปี ราคาปิด ราคาเปิด ราคาสูงสุด และราคาต่ำที่สุดเพื่อนำมาใช้พยากรณ์ราคาทองคำล่าสุดต่อไป โดยข้อมูลที่รวบรวมมา ผู้วิจัยได้ตรวจสอบความสมบูรณ์ ตรวจสอบความซ้ำซ้อนของข้อมูล และตรวจสอบข้อมูลที่สูญหาย หลังจากเตรียมข้อมูลแล้วมีจำนวนข้อมูลสำหรับการเรียนรู้ 7,885 รายการ และข้อมูลสำหรับการทดสอบ 131 รายการ ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ตัวอย่างข้อมูลราคาทองคำย้อนหลัง 30 ปี

| Date | Close | Open | Max | Min |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| 2/1/1990 | 399.6 | 399.6 | 399.6 | 399.6 |
| 3/1/1990 | 394 | 393 | 394 | 393 |
| 4/1/1990 | 398.6 | 398.6 | 398.6 | 398.6 |
| 5/1/1990 | 406.3 | 406.3 | 406.3 | 406.3 |
| 8/1/1990 | 403 | 404.7 | 404.7 | 403 |
| 9/1/1990 | 404.2 | 404.2 | 404.2 | 404.2 |
| 10/1/1990 | 412.4 | 412.3 | 412.4 | 412.3 |
| 11/1/1990 | 414 | 412 | 414 | 412 |
| 12/1/1990 | 413.2 | 413.2 | 413.2 | 413.2 |
| 15/1/1990 | 413.7 | 411.5 | 413.7 | 411.5 |
| 16/1/1990 | 410.8 | 412 | 412 | 410.8 |
| 17/1/1990 | 412.5 | 412.5 | 412.5 | 412.5 |
| 18/1/1990 | 410.2 | 410.2 | 410.2 | 410.2 |
| 19/1/1990 | 410 | 410 | 410 | 410 |
| 22/1/1990 | 407.2 | 407.2 | 407.2 | 407.2 |
| 23/1/1990 | 413 | 408.8 | 415 | 408 |
| 24/1/1990 | 417.2 | 421.5 | 422 | 417.2 |
| 25/1/1990 | 416 | 416 | 416 | 416 |
| 26/1/1990 | 420.1 | 420.1 | 420.1 | 420.1 |
| 29/1/1990 | 419.1 | 419 | 419.1 | 419 |
| 30/1/1990 | 418.1 | 418.7 | 421.5 | 416.8 |
| 31/1/1990 | 412.4 | 414.5 | 416.5 | 411.8 |

เครื่องมือวิจัย

การเตรียมข้อมูลโดยการคัดเลือก กลั่นกรอง และแปลงรูปข้อมูล บันทึกและจัดเก็บข้อมูลด้วยโปรแกรม Microsoft Excel 2016 (Kiangkham, 2017)

การสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำใช้โปรแกรม RapidMiner Studio 9.9 (GmbH, 2019; Pacharawongsakda, 2019)

สร้างแบบจำลอง

เครื่องมือที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง คือ โปรแกรม Rapidminer Studio 9.9 (GmbH, 2019; Pacharawongsakda, 2019)แบบจำลองที่เลือกมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกันคือ Linear Regression, Artificial Neuron Network, Support Vector Machine, Box-Jenkins, Holt-Winters

เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ใช้ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำ

5. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

5.1 ผลการวิจัย

ผู้วิจัยได้นำข้อมูลจากปัจจัยที่เกี่ยวข้อง ทั้งหมด 7,885 รายการ เป็นข้อมูลย้อนหลังรายวัน จำนวน 30 ปี ลงในโปรแกรม Rapidminer Studio 9.9 เพื่อใช้ให้แบบจำลองเรียนรู้ ผู้วิจัยได้มีการวัดประสิทธิภาพด้วยวิธี Cross-Validation 10-fold คือ การแบ่งข้อมูลออกเป็น 10 ส่วน โดยที่แต่ละส่วนมีจำนวนข้อมูลเท่ากัน หลังจากนั้นข้อมูลหนึ่งส่วนจะใช้เป็นตัวทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลเพื่อทำการวิเคราะห์ทดสอบข้อมูลหาความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) มาทำการเปรียบเทียบกัน

แบบจำลองวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Analysis)

ผู้วิจัยได้กำหนดค่า Feature Selection ออกเป็น 4 วิธี คือ M5 prime, greedy, T-Test และ Iterative T-Test และกำหนดค่า min tolerance=0.05 เท่ากันทั้ง 4 วิธี เมื่อวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย RMSE พบว่า แบบจำลองวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นวิธี M5 prime มีค่า RMSE เท่ากับ 18.078 ซึ่งน้อยที่สุดจึงเป็นตัวแทนที่ดีที่สุดของแบบจำลองวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น ซึ่งเมื่อคำนวณค่า MAE มีค่าเท่ากับ 5.767

แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neuron Network: ANN)

ผู้วิจัยกำหนดค่า hidden layer sizes=2, training cycles=200 ส่วน learning rate กำหนดค่าตั้งแต่ 0.2-0.4 และกำหนดค่า momentum ตั้งแต่ 0.2-0.4 พบว่า ค่าที่เหมาะสมที่สุดของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมคือ Learning rate=0.2 และ Momentum=0.2 ทำให้ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย RMSE=17.873 ซึ่งมีค่าน้อยที่สุด ซึ่งเมื่อคำนวณค่า MAE มีค่าเท่ากับ 6.360

แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM)

ผู้วิจัยกำหนดค่า kernel cache=200, c=0.0, convergence epsilon=0.001, max iterations=100000 โดยมีเลือกเปลี่ยน Kernel type 5 ชนิด คือ Dot, Radial, Polynomial, Neural และ Anova ผลการวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยการคำนวณค่า RMSE ปรากฏว่า Kernel Type = Dot ให้ค่า RMSE น้อยที่สุด คือ 18.091 ต่อมาผู้วิจัยลองเปลี่ยนค่า C จาก 0 ถึง 0.5 เพื่อเปรียบเทียบค่า RMSE ผลลัพธ์พบว่า ค่า C=0 ได้ค่า RMSE น้อยที่สุด นั่นคือ 18.091 เมื่อคำนวณค่า MAE ได้ค่าเท่ากับ 4.764

แบบจำลองแบบบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

ผู้วิจัยกำหนดค่า p ตั้งแต่ 0-2, d ตั้งแต่ 0-2 และ q ตั้งแต่ 1-2 และกำหนด Window Size ตั้งแต่ 30, 60, 90 และ 120 พบว่าค่าที่เหมาะสมที่สุด คือ Window Size = 120, p=0, d=1, q=1 (ARIMA(0,1,1)) ค่าการวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย RMSE ได้น้อยที่สุด คือ 7.070 ซึ่งเมื่อนำไปคำนวณค่า MAE ได้ 7.070

แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Holt-Winters

ผู้วิจัยกำหนดค่า alpha ตั้งแต่ 0.1-0.5 ค่า beta ตั้งแต่ 0.0-0.5 และ ค่า gamma ตั้งแต่ 0.0-0.5 และกำหนด Window Size ตั้งแต่ 30, 60, 90 และ 120 พบว่า ค่าที่เหมาะสม คือ Alpha=0.5, beta=0.1 และ gamma=0.0 และ Window Size=120 จะได้ค่า RMSE=8.148 เมื่อนำไปคำนวณค่า MAE ได้ค่าเท่ากับ 8.148

เมื่อนำผลการคำนวณค่า RMSE และ MAE ของทั้ง 5 แบบจำลองมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพกันจะได้ดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 ความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) เปรียบเทียบกันทั้ง 5 แบบจำลอง

| Model | RMSE | MAE |
|-------------------|--------|-------|
| Linear Regression | 18.078 | 5.767 |
| ANN | 17.873 | 6.360 |
| SVM | 18.091 | 4.764 |
| Box-Jenkins | 7.070 | 7.070 |
| Holt-Winters | 8.148 | 8.148 |

จากตารางที่ 3 พบว่าแบบจำลองที่มีค่า RMSE น้อยที่สุด คือ Box-Jenkins ซึ่งมีค่าเท่ากับ 7.070 รองลงมาคือ แบบจำลอง Holt-Winters มีค่า RMSE เท่ากับ 8.148 ในขณะที่แบบจำลองที่เหลืออีก 3 แบบ มีค่า RMSE สูงกว่ามากถึงแม้จะมีค่า MAE ต่ำกว่า 2 แบบแรก แต่ค่า RMSE สูงกว่ามาก

แต่ถ้าเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยค่า MAE พบว่า แบบจำลอง SVM มีค่า MAE ต่ำที่สุด คือ 4.764 รองลงมา คือ Linear Regression มีค่า MAE เท่ากับ 5.767

5.2 อภิปรายผล

เมื่อลองใช้แบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) และแบบจำลอง Box-Jenkins ในการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2564 ถึง 30 มิถุนายน พ.ศ. 2564 เป็นข้อมูลในการทดสอบซึ่งมีข้อมูลจำนวน 131 รายการ ผู้วิจัยได้ทดสอบการตั้งค่าเพื่อหาค่าที่เหมาะสมที่สุดพบว่าแบบจำลองแบบ SVM เลือก Kernel Type=Dot ค่า C=0.0 ส่วนแบบจำลองแบบ Box-Jenkins Window Size=90, p=0, d=1, q=2 ให้การคำนวณค่า RMSE และ MAE น้อยที่สุด โดยทำการพยากรณ์ราคาทองคำแสดงดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 แสดงตัวอย่างค่าพยากรณ์ราคาทองคำ เปรียบเทียบกันระหว่าง SVM กับ Box-Jenkins เมื่อใช้ข้อมูล 6 เดือนในการทดสอบ

| DATE | CLOSE | Box-Jenkins | SVM |
|------------------|--------|-------------|---------|
| Thu May 06, 2021 | 1817.9 | 1784.69 | 1800.06 |
| Fri May 07, 2021 | 1833.5 | 1815.114 | 1823.71 |
| Wed May 12, 2021 | 1824.8 | 1836.781 | 1829.56 |
| Thu May 13, 2021 | 1826.1 | 1824.521 | 1818.18 |
| Fri May 14, 2021 | 1840 | 1826.941 | 1829.11 |
| Wed May 19, 2021 | 1883.4 | 1867.221 | 1863.54 |
| Thu May 20, 2021 | 1883.9 | 1884.012 | 1863.91 |
| Fri May 21, 2021 | 1878.9 | 1884.583 | 1869.28 |
| Wed May 26, 2021 | 1903.8 | 1900.726 | 1883.19 |
| Thu May 27, 2021 | 1898.5 | 1903.556 | 1882.15 |
| Tue Jun 01, 2021 | 1905 | 1911.853 | 1889.78 |
| Wed Jun 02, 2021 | 1909.9 | 1905.318 | 1883.09 |
| Thu Jun 03, 2021 | 1873.3 | 1910.791 | 1882.55 |
| Fri Jun 04, 2021 | 1892 | 1872.277 | 1865.66 |

ตารางที่ 5 แสดง ค่า RMSE และ MAE เปรียบเทียบกันระหว่าง SVM กับ Box-Jenkins เมื่อใช้ข้อมูล 6 เดือนล่าสุดในการทดสอบ

| Model | RMSE | MAE |
|-------------|--------|--------|
| Box-Jenkins | 10.950 | 10.950 |
| SVM | 15.391 | 12.941 |

จากตารางที่ 5 จะเห็นได้ว่า แบบจำลอง Box-Jenkins มีประสิทธิภาพดีกว่าเนื่องจากค่า RMSE เท่ากับ 10.950 มีค่าน้อยกว่าแบบจำลอง SVM และ MAE ของแบบจำลอง Box-Jenkins มีค่าน้อยกว่า SVM เช่นเดียวกัน จากผลการวิจัยที่ได้สอดคล้องกับ ผลการศึกษาของ Goganutapon (2020) ได้ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ ราคาขายทองคำแท่ง ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมที่สุด คือ วิธี Box-Jenkins สอดคล้องกับ ผลการวิจัยของ Guha and Bandyopadhyay (2016) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาทองคำด้วย ARIMA Model เพื่อ ทำนายราคาทองคำในอินเดียผลการศึกษาพบว่า ARIMA(1,1,1) สามารถพยากรณ์ราคาทองคำได้เหมาะสมที่สุด สอดคล้องกับผลการวิจัยของ Ali et al. (2016) ได้ศึกษาการพยากรณ์ราคาทองคำรายวันโดยใช้วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์โดยใช้ ชุดข้อมูล ดอลลาร์สหรัฐ (USD) ต่อออนซ์ (Ounce) ผลการวิจัยพบว่า ARIMA(0,1,1) ให้ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคา ทองคำรายวันได้เหมาะสมที่สุด สอดคล้องกับผลการวิจัยของ Elizabeth and Sitorus (2021) ได้ศึกษาการใช้ ARIMA เพื่อพยากรณ์ราคาทองคำแท่ง 1 กรัมที่ผลิตโดย PT Aneka Tambang (ANTAM) ประเทศอินโดนีเซียผลการศึกษา พบว่า ARIMA(1,1,0) เหมาะสมสำหรับใช้พยากรณ์ราคาทองคำแท่ง 1 กรัม

6. สรุปผลการวิจัย

ผู้วิจัยได้ทำการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำด้วยเทคนิคเหมือนข้อมูลโดยเลือกแบบจำลองมา 5 รูปแบบ คือ Linear Regression, Artificial Neuron Network, Support Vector Machine, Box-Jenkins, Holt-Winters โดยมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ที่จำเป็นของแต่ละแบบจำลอง เพื่อให้การคำนวณค่า RMSE และค่า MAE มีค่าน้อยที่สุด

เมื่อนำค่า RMSE และค่า MAE มาเปรียบเทียบเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยใช้ข้อมูลเพื่อการเรียนรู้ พบว่า แบบจำลองที่เหมาะสมในการนำมาใช้พยากรณ์ราคาทองคำ คือ Box-Jenkins และ SVM จากนั้นผู้วิจัยใช้ชุด ข้อมูลเพื่อทดสอบมาพยากรณ์ราคาทองคำผลลัพธ์ที่ได้ คือ แบบจำลอง Box-Jenkins มีค่า RMSE และค่า MAE น้อยกว่าแบบจำลอง SVM ทำให้ Box-Jenkins เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำที่สุด

7. ข้อเสนอแนะ

7.1 ข้อเสนอแนะจากการวิจัย

ราคาทองคำมีการเปลี่ยนแปลงอยู่ตลอดเวลา ปัจจัยที่เข้ามากระทบกับราคาทองคำมีหลายปัจจัย เช่น สภาวะ เศรษฐกิจภายในและภายนอกประเทศ สินทรัพย์อื่นๆ ที่นักลงทุนเลือกลงทุนนอกจากทองคำ อัตราดอกเบี้ย ฯลฯ จึงควร พิจารณาตัวแปรที่มีผลต่อราคาทองคำด้วย และเมื่อเวลาเปลี่ยนไปควรมีการปรับปรุงแบบจำลองที่ใช้ในการพยากรณ์ เช่น การกำหนดค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ในแต่ละตัวแบบจำลอง หรือเลือกแบบจำลองรูปแบบอื่นๆ เพื่อให้สอดคล้องกับ สถานการณ์ปัจจุบันต่อไป

ผลที่ได้จากงานวิจัยนี้ทำให้ได้แบบจำลองที่นำไปใช้พยากรณ์ราคาทองคำได้ ส่งผลให้นักลงทุนที่ต้องการเครื่องมือในการพยากรณ์ราคาทองคำสามารถนำไปใช้ในการวางแผนการลงทุนเพื่อให้ได้ผลตอบแทนที่คาดหวัง

7.2 ข้อเสนอแนะในการวิจัยครั้งต่อไป

7.2.1 เพิ่มปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับราคาทองคำ เช่น ราคาทองคำแท่งในตลาดโลก อัตราแลกเปลี่ยนสกุลเงินบาท ต่อดอลลาร์สหรัฐฯ ดัชนีราคาผู้บริโภคในประเทศไทย และอัตราเงินเฟ้อ (Ratchalame & Kanjanasamranwong, 2018)

7.2.2 เลือกแบบจำลองรูปแบบอื่นๆ มาทดสอบประสิทธิภาพ เช่น วิธีปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลของบราวน์ และวิธีปรับเรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลที่มีแนวโน้มแบบตาม (Goganutapon, 2020)

7.3 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

สมาคมค้าทองคำซึ่งเป็นผู้กำหนดและประกาศราคาทองคำของประเทศไทย สามารถใช้ราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง Box-Jenkins เพื่อวางแผนการการตัดสินใจปรับขึ้น-ลง ราคาทองคำล่วงหน้า หรือใช้ควบคุมราคาทองของสมาคมฯ คอยกำกับดูแลตลอดช่วงเวลาการซื้อขาย

ผู้ประกอบการทองคำสามารถใช้ราคาทองคำที่ได้จากการพยากรณ์เพื่อวางแผนการซื้อทองคำมาบริหารคลังสินค้าให้ได้ต้นทุนที่เหมาะสม

8. กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณเว็บไซต์ th.investing.com และ goldprice.org ที่เป็นแหล่งข้อมูลราคาทองคำย้อนหลัง ขอขอบคุณหนังสือ บทความวิจัยต่างๆ ที่ผู้วิจัยอ้างอิงประกอบการทำวิจัยครั้งนี้ และท้ายสุดขอขอบคุณบริษัท โนวาเลจ เซ็นทริค จำกัด ที่เป็นแหล่งทุนสนับสนุนงานวิจัยในครั้งนี้

9. เอกสารอ้างอิง

- Akash Dutt, D. (2016). Gold price prediction using support vector regression and ANFIS models. *2016 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)* (p. 1-6). Coimbatore, India: IEEE. doi:10.1109/ICCCI.2016.7479929
- Ali, A., Ch, M. I., Qamar, S., Akhtar, N., Mahmood, T., Hyder, M., & Jamshed, M. T. (2016). Forecasting of daily gold price by using box-jenkins methodology. *International Journal of Asian Social Science*, 614-624.

- Chanaboon, S. (2017). *linear regression analysis*. (Khon Kaen Provincial Health Office).
<http://www.kkpho.go.th/i/index.php/component/attachments/download/1933.html>
- Elizabeth, R., & Sitorus, S. (2021). Gold Price Forecasting Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Method. *Journal of Mathematics Technology and Education*, 11-18.
- GmbH, R. (2019). *RapidMiner 9 Operator Reference Manual*. London: RapidMiner.
- Goganutapon, K. (2020). A Comparison of the Forecasting for the Sale Price of Gold Bar. *YRU Journal of Science and Technology*, 5(1), 1-9.
- GoldPrice. Org. (2022, February 6). *From Goldprice. Where The World Checks Historical Gold Prices*.
<https://goldprice.org/30-year-gold-price-history.html>
- Guha, B., & Bandyopadhyay, G. (2016). Gold Price Forecasting Using ARIMA Model. *Journal of Advanced Management Science*, 117-121.
- Inplang, W., & Thongkam, J. (2020). Opinion analysis on PlayerUnknown's Battlegrounds (PUBG) mobile games using text mining. *J Sci Technol MSU*, 523-531.
- Kaewhawong, N. (2013). A Comparison of Pegels, ARIMA and Pegels-ARIMA Hybrid Models in Forecasting Thailand's Mango Export Value. *Thai Science and Technology Journal Thammasat University*, 578-593. <https://li01.tci-thaijo.org/index.php/tstj/article/view/14539/13311>
- Kangarani Farahani, M., & Mehralian, S. (2013). Comparison Between Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy for Gold Price Prediction. *13th Iranian Conference on Fuzzy Systems* (pp. 1-5). Qazvin, Iran: IEEE. doi:10.1109/IFSC.2013.6675635
- Khangphukhieo, W., Busababadhin, P., & Bung-on . (2017). Forecasting Volatility of Gold Price with Artificial Neural Networks. *Burapha Science Journal*, 125-134.
- Khumsin, P., & Banditvilai, S. (2017). Comparison of the Sales Forecasting Models for the Air Conditioners by Holt-Winters Exponential Smoothing Method, Box-Jenkins Method and Artificial Neural Networks. *Thai Science and Technology Journal Thammasat University*, 363-376.
- Kiangkham, D. (2017). *Complete Excel 2016 User Guide*. Nonthaburi: IDC Premier, Co., Ltd.
- Pacharawongsakda, E. (2019). *Practical Data Mining with RapidMiner Studio 9*. Bangkok: Publisher of Asia Digital Printing Co., Ltd.
- Ratchalame, W., & Kanjanasamranwong, P. (2018). Factors Affecting Gold Bullion Price in Thailand. *Journal of Science and Technology, Ubon Ratchathani University*, 21(1), 155-165.
- Sarasiri, A. (2016, January 31). *Techniques for learning the fundamentals of neural networks*.
<https://www.mut.ac.th/research-detail-92>
- Sittichat, S. (2017). Study of Educational Attributes Using Data Mining Technique. *Information Technology Journal*, 20-28.

th.investing.com. (2021, July 10). *Gold Futures Historical Data*.

<https://th.investing.com/commodities/gold-historical-data>

World Gold Council. (2021, July 19). *Gold Demand Sectors*. <https://www.gold.org/about-gold/gold-demand/sectors-of-demand>

Yuk, W., & Thongkam, J. (2018). Comparison of Time Series Techniques for Predicting Gold and Oil Prices. *RMUTI JOURNAL Science and Technology*, 154-167.

ประวัติแนบท้ายบทความ



Name and Surname: Pichate Siriratanapaisakul
Highest Education: Master's Degree
University or Agency: Chiang Mai Rajabhat University
Field of Expertise: Business Computer
Address: Faculty of Management Sciences, Chiang Mai Rajabhat University,
202 Chang Puak road., Tambon Chang Puak ,Maung, Chiangmai
50300, Thailand
E-mail: pichate.si@g.cmru.ac.th

