การพยากรณ์การเติบโตของของราคาทองคำในประเทศไทย ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

Forecasting the Fluctuation of Gold Prices in Thailand Using Machine Learning

อนุพงศ์ สุขประเสริฐ[1], กิตติพงษ์ นาคคันธร[2] , รมิดา กนกฆะนะรัชต์ [2] , ณัฐสุภา โยธากุล [2] และ อภิญญา ประสม[2]*

[1]อาจารย์ประจำสาขาธุรกิจดิจิทัลและระบบสารสนเทศ คณะการบัญชีและการจัดการ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

[2]นิสิตสาขาธุรกิจดิจิทัลและระบบสารสนเทศ คณะการบัญชีและการจัดการ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม

Emails: Anupong.s@acc.msu.ac.th, 66010916012@msu.ac.th, 66010916019@msu.ac.th, 66010916068@msu.ac.th, 66010916079@msu.ac.th *

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาว่าปัจจัยที่ส่งผลต่อราคาทองคำในประเทศไทย และพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยใช้ข้อมูลรายวันย้อนหลัง 5 ปี ตั้งแต่วันที่ 4 ตุลาคม 2563 ถึง 4 ตุลาคม 2568 ตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ประกอบด้วยข้อมูลเศรษฐกิจและการเงินที่คาดว่าจะส่งผลต่อราคาทอง เช่น อัตราผลตอบแทนพันธบัตรสหรัฐ 10 ปี (US10Y), ราคาน้ำมัน WTI และ Brent, ค่าเงินบาทต่อดอลลาร์ (THB_USD), ดัชนีค่าเงินดอลลาร์ (USD_Index), ดัชนี S&P500, อัตราเงินเฟ้อ (CPIAUCSL), ดัชนีความไม่แน่นอนทางเศรษฐกิจสหรัฐ (USEPUINDXD) และดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์ (GPRD, GPRD_ACT, GPRD_THREAT) รวมถึงค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วัน และ 30 วันของ GPRD การวิเคราะห์ใช้เทคนิค การเรียนรู้ของเครื่อง 3 แบบ ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression), เครือข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และ เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors หรือ KNN) โดยมีการปรับค่าพารามิเตอร์ (Optimize) เพื่อให้ผลลัพธ์ดีขึ้น ผลการวิเคราะห์พบว่า เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด (K-Nearest Neighbors) ที่ปรับปรุง (Optimize) แล้วให้ผลพยากรณ์ดีที่สุด โดยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.993 แสดงให้เห็นว่าตัวแบบนี้แม่นยำและเสถียรที่สุด และเหมาะสมสามารถใช้เป็นเครื่องมือพยากรณ์ราคาทองคำได้อย่างมีประสิทธิภาพ และช่วยในการวางกลยุทธ์ลงทุนและจัดการความเสี่ยงในตลาดทุนไทยได้

คำสำคัญ –- การพยากรณ์,ราคาหุ้นทองคำ, การเรียนรู้, ตลาดทุนไทย

ABSTRACT

This research aims to study the factors affecting gold prices in Thailand and to develop a gold price forecasting model using Machine Learning techniques. The study utilized five years of historical daily data, spanning from October 4, 2020, to October 4, 2025.

The variables analyzed include economic and financial data expected to influence the gold price, such as the US 10-year Treasury yield (US10Y), WTI and Brent crude oil prices, the Thai Baht to US Dollar exchange rate (THB_USD), the US Dollar Index (USD_Index), the S&P500 Index, the inflation rate (CPIAUCSL), the US Economic Policy Uncertainty Index (USEPUINDXD), and Geopolitical Risk Indices (GPRD, GPRD_ACT,

GPRD_THREAT), along with the 7-day and 30-day moving averages of the GPRD. Three Machine Learning models were employed for the analysis: Linear Regression, Neural Network, and K-Nearest Neighbors (KNN), with parameter optimization applied to enhance the results. The analysis found that the Optimized K-Nearest Neighbors (KNN) model yielded the best forecasting performance, achieving a Squared Correlation value of 0.993. This demonstrates that the model is the most accurate and stable, making it an efficient tool for gold price forecasting, which can effectively aid in formulating investment strategies and managing risk in the Thai capital market.

Keywords -- Forecasting, Gold Price, Machine Learning, Thai Capital Market

1. บทนำ

ในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา ตลาดการเงินทั่วโลกประสบกับความผันผวนและความไม่แน่นอนสูงจากหลายปัจจัยสำคัญ เช่น การระบาดใหญ่ การตึงเครียดทางภูมิรัฐศาสตร์ และการเปลี่ยนแปลงนโยบายการเงินของธนาคารกลาง ส่งผลให้นักลงทุนหันมาสนใจสินทรัพย์ที่มั่นคงและมีมูลค่าในระยะยาว เช่น ทองคำ และหุ้นที่เกี่ยวข้องกับทองคำมากขึ้น ราคาทองคำในประเทศไทยสะท้อนทั้งแนวโน้มราคาทองคำในตลาดโลกและปัจจัยเศรษฐกิจมหภาคภายในประเทศ การเข้าใจและพยากรณ์แนวโน้มราคาทองคำจึงมีความสำคัญต่อผู้ลงทุน นักวิเคราะห์ และผู้กำหนดนโยบาย โดยเฉพาะในช่วงที่ตลาดมีความผันผวนสูง ราคาทองคำได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทั้งในและต่างประเทศ เช่น ราคาน้ำมันดิบ (WTI, Brent), อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐฯ (THB/USD), ดัชนีความไม่แน่นอนของนโยบายเศรษฐกิจสหรัฐฯ (USEPUINDXD), ดัชนี S&P 500, อัตราเงินเฟ้อ (CPIAUCSL) และดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์ (GPRD Indices) การรวมกันของหลายปัจจัยทำให้การตัดสินใจลงทุนและการพยากรณ์ราคาทองคำมีความซับซ้อนและท้าทาย

งานวิจัยที่ผ่านมาได้ศึกษาผลกระทบของปัจจัยเศรษฐกิจและการเงินต่อราคาทองคำหลายงาน แต่ส่วนใหญ่ยังใช้วิธีสถิติแบบดั้งเดิม เช่น การวิเคราะห์ถดถอย (Multiple Linear Regression) และแบบจำลองอนุกรมเวลา (ARMA) [2] ซึ่งมักมีข้อจำกัดในการจับความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationship) ที่ซับซ้อนในตลาดการเงิน อย่างไรก็ตาม การประยุกต์ใช้เทคนิค การเรียนรู้ของเครื่อง ได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีศักยภาพในการปรับปรุงความแม่นยำของการพยากรณ์ราคาทองคำเหนือกว่าแบบจำลองดั้งเดิมได้อย่างชัดเจน [3], [4] ตัวอย่างเช่น Mohsen et al. [4] ได้นำเสนอโครงสร้างการเรียนรู้ของเครื่อง โดยใช้ โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้นที่ปรับปรุงด้วยอัลกอริทึมเชิงพันธุกรรม (MLP) ซึ่งสามารถให้ความแม่นยำสูงถึง ในการพยากรณ์ราคาทองคำโดยใช้ตัวชี้วัดทางการเงินหลายตัว และ Mahesh [5] ได้รายงานว่าแบบจำลองผสมผสาน (Hybrid Model) ของแรนดอมฟอเรสต์และอารีมา สามารถทำนายราคาทองคำรายวันด้วยความแม่นยำสูงถึง ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

เพื่อแก้ไขปัญหาและขยายขอบเขตความรู้ดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของตัวแปรและพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ราคาหุ้นทองคำที่มีประสิทธิภาพและแม่นยำมากกว่าวิธีสถิติทั่วไป ผลการศึกษานี้จะช่วยให้นักลงทุนและผู้ที่เกี่ยวข้องสามารถวางกลยุทธ์ลงทุนและบริหารความเสี่ยงในตลาดทุนไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมทั้งเป็นแนวทางในการประยุกต์ใช้ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง กับการพยากรณ์ราคาทองคำในอนาคต

2. วัตถุประสงค์

1. เพื่อศึกษาปัจจัยเชิงเศรษฐกิจและการเงินที่มีผลต่อการเปลี่ยนแปลงและแนวโน้มของราคาทองคำในประเทศไทย
2. เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำในอนาคตโดยใช้เทคนิค การเรียนรู้ของเครื่อง
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำในอนาคต

3. แนวคิด ทฤษฎี และวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

การพยากรณ์ราคาทองคำถือเป็นประเด็นสำคัญในแวดวงเศรษฐศาสตร์และการเงิน เนื่องจากทองคำเป็นสินทรัพย์ที่ได้รับการยอมรับว่าเป็นแหล่งเก็บมูลค่าที่มั่นคงและเป็นสินทรัพย์ปลอดภัย (Safe-Haven Asset) โดยเฉพาะในช่วงที่ตลาดการเงินมีความผันผวนหรือต้องเผชิญกับความไม่แน่นอนทางเศรษฐกิจ

และภูมิรัฐศาสตร์ การทำความเข้าใจปัจจัยที่มีผลต่อการเคลื่อนไหวของราคาทองคำและการพัฒนาแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ราคาทองคำอย่างแม่นยำ จึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการตัดสินใจลงทุนและการบริหารความเสี่ยงในตลาดการเงิน

ในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องความสนใจอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลทางเศรษฐกิจ เนื่องจากสามารถจัดการกับข้อมูลขนาดใหญ่และมีความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพมากกว่าแบบจำลองเชิงสถิติแบบดั้งเดิม การใช้เทคนิคดังกล่าวช่วยให้สามารถจับแนวโน้ม (Trend) ความไม่เชิงเส้น และรูปแบบเชิงพลวัตของข้อมูลได้ดีขึ้น ซึ่งเหมาะสมกับลักษณะของข้อมูลราคาทองคำที่มักมีความผันผวนสูงและได้รับอิทธิพลจากหลายปัจจัยทั้งในและต่างประเทศ

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งศึกษาการวิเคราะห์และการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่หลากหลาย เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละแบบจำลอง รวมถึงทำความเข้าใจถึงความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยเศรษฐกิจและการเงินกับการเคลื่อนไหวของราคาทองคำในบริบทของประเทศไทย

3.1. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการศึกษาการวิเคราะห์และการพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องซึ่งรวมปัจจัยทางเศรษฐกิจและการเงินทั้งในและต่างประเทศ เช่น ราคาน้ำมันดิบ ,อัตราแลกเปลี่ยน ,ดัชนีตลาดหุ้น ,ดัชนีราคาผู้บริโภค และดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์ ข้อมูลรายวันย้อนหลัง 5 ปี ถูกนำมาใช้เป็นชุดข้อมูลนำเข้า สำหรับการพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ที่แม่นยำ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่นำมาใช้ประกอบด้วย การถดถอยเชิง, เครือข่ายประสาทเทียม และ เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุด โดยการถดถอยเชิงถูกใช้เป็นแบบจำลองพื้นฐาน (Baseline Model) เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบเชิงเศรษฐมิติของตัวแปรต่าง ๆ ขณะที่ เพื่อนบ้านใกล้เคียงที่สุดเหมาะสำหรับการจัดการกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationship) และ เครือข่ายประสาทเทียม [8], [29] มีความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและปรับตัวได้ตามความผันผวนของราคาทองคำ งานวิจัยก่อนหน้าชี้ให้เห็นอย่างชัดเจนว่า แบบจำลองเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง มีความสามารถในการพยากรณ์ราคาทองคำได้แม่นยำกว่าแบบจำลองเชิงสถิติแบบดั้งเดิม [2], [7], [10]

3.2. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตั้งแต่ปี ค.ศ. 2020 เป็นต้นมา งานวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ราคาทองคำเริ่มให้ความสนใจกับการใช้เทคนิค การเรียนรู้ของเครื่องและ การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) มากขึ้น เพราะสามารถจับแนวโน้ม (Trend) และทำนายราคาทองคำได้แม่นยำกว่าการใช้แบบจำลองสถิติแบบเดิม [2], [3], [6] ใช้พบว่า เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ในการทำนายราคาทองคำและเปรียบเทียบกับ เทคนิคการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) พบว่า เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) สามารถพยากรณ์แนวโน้มราคาได้ดีกว่า ในทำนองเดียวกัน [7], [10] เปรียบเทียบโมเดล การเรียนรู้ของเครื่องหลายประเภท เช่น เครื่องจัดจำแนกแบบเวกเตอร์สนับสนุน (SVM), หน่วยความจำระยะสั้นยาว (LSTM) และการถดถอยสัน (Ridge Regression) สำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำ พบว่าโมเดล การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) สามารถจับความไม่เชิงเส้น และแนวโน้มราคาได้ดีกว่าโมเดลสถิติ [8] ใช้ เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) สร้างโมเดลพยากรณ์ราคาทองคำก็ช่วยลดความคลาดเคลื่อน (Error) และให้ผลแม่นยำ งานวิจัยอื่น ๆ ยังเน้นไปที่ปัจจัยเศรษฐกิจและความไม่แน่นอนของตลาด เช่น พบว่าทองคำทำหน้าที่เป็นสินทรัพย์ปลอดภัย (Safe-Haven Asset) ในช่วงวิกฤตเศรษฐกิจและความเสี่ยงภูมิรัฐศาสตร์ [24] ใช้ การเรียนรู้ของเครื่องวิเคราะห์ผลกระทบของปัจจัยภูมิรัฐศาสตร์ต่อราคาทองคำ [25] ระหว่างปี 2023–2024 งานวิจัยหลายชิ้นได้ทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดล การเรียนรู้ของเครื่อง สำหรับพยากรณ์ราคาทองคำ เช่น ใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) พยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทยโดยใช้ราคาน้ำมันโลกและอัตราแลกเปลี่ยนเป็นตัวแปรสำคัญ [26] พบว่าโมเดลให้ความแม่นยำสูง ขณะที่ วิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐานเพื่อทำนายฟองสบู่ราคาทองคำ [27] นอกจากนี้ เทคนิคการค้นหา

เพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest Neighbors (k-NN) ก็ถูกนำมาพยากรณ์ราคาทองคำด้วยข้อมูลอนุกรมเวลารายเดือนและให้ผลลัพธ์แม่นยำ [9], [10] ยังเปรียบเทียบ เทคนิคการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) กับโมเดล การเรียนรู้ของเครื่อง พบว่าการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) ให้ผลลัพธ์ดีมาก (เท่ากับ 0.986, RMSE เท่ากับ 35.7) แม้จะเป็นโมเดลง่าย (Simple Model) แต่สามารถทำนายราคาทองคำได้ดีกว่า นอกจากนี้ เทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest Neighbors (k-NN) และ เครื่องจัดจำแนกแบบเวกเตอร์สนับสนุน (SVM) ในบางกรณี ข้อสังเกตนี้ชี้ให้เห็นว่า โมเดลง่ายและตีความได้ง่าย อาจมีประสิทธิภาพเทียบเท่าหรือดีกว่าโมเดลซับซ้อนในบางสถานการณ์ งานวิจัยนี้ต่อยอดแนวทางดังกล่าว โดยเน้นวิเคราะห์ปัจจัยเศรษฐกิจและการเงินที่มีผลต่อราคาทองคำในประเทศไทย ใช้ข้อมูลรายวัน และเปรียบเทียบโมเดลเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) , เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) และเทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest Neighbors (k-NN)

4. วิธีการดำเนินการ

การดำเนินงานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาตัวแบบเพื่อพยากรณ์ราคาทองคำในประเทศไทย โดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเศรษฐกิจและการเงิน การดำเนินการวิจัยแบ่งออกเป็นหลายขั้นตอน ตั้งแต่การทำความเข้าใจปัญหา การรวบรวมและเตรียมข้อมูล การสร้างแบบจำลอง การประเมินผล และการนำแบบจำลองไปใช้งาน

4.1. การทำความเข้าใจเกี่ยวกับปัญหา (Problem Understanding)

ในปัจจุบัน ปัญหาการพยากรณ์ราคาสินทรัพย์ทางการเงิน โดยเฉพาะ ราคาทองคำ นับเป็นความท้าทายที่สำคัญและซับซ้อนในตลาดการเงินทั่วโลก ความไม่แน่นอนทางเศรษฐกิจมหภาคที่เพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องในช่วงไม่กี่ปีที่ผ่านมา ไม่ว่าจะเป็นผลกระทบจากการระบาดใหญ่ทั่วโลก (Global Pandemic), การเปลี่ยนแปลงนโยบายการเงินของธนาคารกลางสหรัฐฯ และยุโรป, ภาวะเงินเฟ้อที่เร่งตัวขึ้น (Inflation), หรือความตึงเครียดทางภูมิรัฐศาสตร์ (Geopolitical Tensions) ได้ส่งผลให้ราคาทองคำมีความผันผวนสูงมากยิ่งขึ้น

ทองคำในฐานะที่เป็น สินทรัพย์ปลอดภัย (Safe-Haven Asset) มักได้รับความสนใจอย่างมากในช่วงวิกฤต ซึ่งทำให้กลไกการกำหนดราคาทองคำมีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น เนื่องจากได้รับอิทธิพลจากปัจจัยทางเศรษฐกิจที่หลากหลายและมีความสัมพันธ์กันอย่าง [7], [10] การพยากรณ์ราคาทองคำจึงจำเป็นต้องพิจารณาตัวแปรสำคัญ ๆ ทั้งภายในและภายนอกประเทศ

4.2. การทำความเข้าใจเกี่ยวกับข้อมูล (Data Understanding)

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับปัจจัยทางเศรษฐกิจและการเงินซึ่งอาจมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำ โดยเลือกใช้แหล่งข้อมูลที่มีความน่าเชื่อถือและเป็นที่ยอมรับในระดับสากล ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์รวบรวมจากฐานข้อมูล Federal Reserve Economic Data (FRED) และเว็บไซต์ Investing.com โดยเป็นข้อมูลรายวันย้อนหลัง 5 ปี ตั้งแต่วันที่ 4 ตุลาคม พ.ศ. 2563 ถึงวันที่ 4 ตุลาคม พ.ศ. 2568 ชุดข้อมูลประกอบด้วยราคาทองคำในประเทศไทยและตัวแปรด้านเศรษฐกิจและการเงินที่เกี่ยวข้อง รวมทั้งหมด 18 ตัวแปร เพื่อใช้ในการวิเคราะห์และพยากรณ์แนวโน้มราคาทองคำอย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลทั้งหมดถูกจัดเก็บในไฟล์ Excel เพื่อความสะดวกในการประมวลผลทางสถิติ ในการวิเคราะห์ และพยากรณ์แนวโน้มราคาทองคำอย่างมีประสิทธิภาพ ข้อมูลทั้งหมดถูกจัดเก็บในไฟล์ Excel เพื่อความสะดวกในการประมวลผลทางสถิติ ดังข้อมูลตัวแปรที่ใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ตารางที่ 1

ตาราง 1 ข้อมูลตัวแปรที่ใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์

Name	Description	Data Type	Source
วันเดือนปี	วันที่เก็บข้อมูล	Date-time	FRED / Investing.com
US10Y	อัตราผลตอบแทนพันธบัตรรัฐบาลสหรัฐ	Real	FRED

	อายุ 10 ปี		
Gold_Price	ราคาปิดทองคำรายวัน	Integer	Investing.com
WTI_Price	ราคาปิดน้ำมันดิบ WTI รายวัน	Real	Investing.com
Brent_Price	ราคาปิดน้ำมันดิบ Brent รายวัน	Real	Investing.com
THB_USD	อัตราแลกเปลี่ยนเงินบาทต่อดอลลาร์สหรัฐ	Real	Investing.com
USD_Index	ดัชนีค่าเงินดอลลาร์สหรัฐ	Real	FRED
VIXCLS	ดัชนีความผันผวนตลาด	Real	FRED
USEPUINDXD	ดัชนีความไม่แน่นอนทางนโยบายเศรษฐกิจของสหรัฐ	Real	PolicyUncertainty.com
S&P500	ดัชนีราคาปิดตลาดหุ้นสหรัฐรายวัน	Real	Investing.com
EFFR	อัตราดอกเบี้ยกองทุนกลางสหรัฐ	Real	FRED
DFII10	อัตราผลตอบแทนพันธบัตรเงินเฟ้อสหรัฐ 10 ปี	Real	FRED 3
CPIAUCSL	ดัชนีราคาผู้บริโภคของสหรัฐ	Real	FRED
GPRD	ดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์	Real	Matteo Iacoviello (FRED)
GPRD_ACT	ดัชนีความเสี่ยงจากการกระทำทางภูมิรัฐศาสตร์	Real	Matteo Iacoviello (FRED)
GPRD_THREAT	ดัชนีความเสี่ยงจากการคุกคามทางภูมิรัฐศาสตร์	Real	Matteo Iacoviello (FRED)
GPRD_MA30	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 30 วันของ GPRD	Real	คำนวณจาก GPRD
GPRD_MA7	ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ 7 วันของ GPRD	Real	คำนวณจาก GPRD

4.3. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

ในการวิเคราะห์จะนำข้อมูลเข้าสู่การสร้างโมเดลพยากรณ์ราคาทองคำ ผู้วิจัยได้ดำเนินการเตรียมข้อมูลให้พร้อมสำหรับการวิเคราะห์ โดยเริ่มจากการตรวจสอบความครบถ้วนและความถูกต้องของข้อมูล ทั้งในส่วนของประเภทตัวแปร และลำดับเวลาของข้อมูล เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลมีความสมบูรณ์และสามารถนำไปใช้กับโมเดลได้อย่างถูกต้อง ซึ่งประกอบด้วยการกำหนดหน้าที่ตัวแปร การตรวจสอบค่าที่สูญหาย และการจัดการกับค่าผิดปกติ

4.3.1. การกำหนดหน้าที่ของตัวแปร (Set Role)

หลังจากตรวจสอบและปรับข้อมูลเรียบร้อย จึงกำหนดตัวแปรตามและตัวแปรต้น (Set Role) สำหรับการสร้างโมเดล โดยราคาทองคำในประเทศไทย (Gold_Price) ถูกกำหนดเป็นตัวแปรตาม (Label) ซึ่งหมายถึงตัวแปรที่ต้องการพยากรณ์ ส่วนวันเดือนปีทำหน้าที่เป็นตัวระบุ (ID) เพื่อใช้ติดตามลำดับข้อมูลแบบอนุกรมเวลา ทำให้สามารถจับคู่ค่าของตัวแปรอื่น ๆ กับช่วงเวลาที่ถูกต้องได้ ขณะที่ปัจจัยทางเศรษฐกิจและการเงินทั้งหมดถูกกำหนดเป็นตัวแปรต้น สำหรับนำไปสร้างโมเดลพยากรณ์ราคาทองคำ

4.3.2. การตรวจสอบค่าที่สูญหาย (Missing Values)

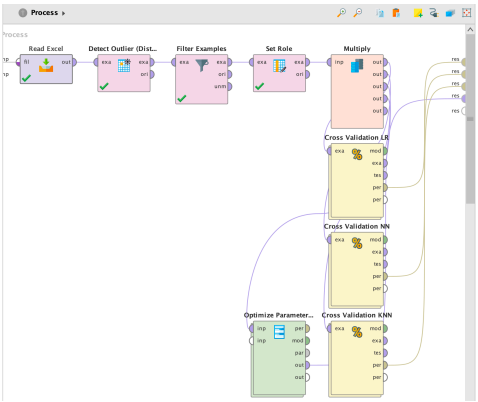
ผู้วิจัยเริ่มจากการตรวจสอบค่าที่สูญหาย (Missing Values) ของแต่ละตัวแปรเป็นอันดับแรก เพื่อให้แน่ใจว่าข้อมูลครบถ้วนและสามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ได้อย่างถูกต้อง ผลการตรวจสอบพบว่าไม่มีค่าสูญหายเกิดขึ้นในชุดข้อมูลที่ใช้

4.3.3. การตรวจสอบค่าผิดปกติ (Outliers)

การตรวจสอบค่าผิดปกติ (Outliers) ของแต่ละตัวแปร เพื่อตรวจสอบว่ามีค่าที่แตกต่างจากกลุ่มมากเกินไปหรือไม่ โดยหากพบค่าที่ผิดปกติ จะดำเนินการปรับหรือจัดการข้อมูลให้เหมาะสม เพื่อให้ข้อมูลมีความสมบูรณ์

4.4. การสร้างแบบจำลอง (Modeling)

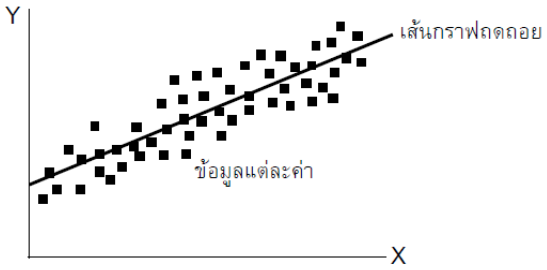
ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง ผู้วิจัยได้ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องจำนวน 3 วิธี ได้แก่ สมการถดถอยเชิงเส้น ,โครงข่ายประสาทเทียม และการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด ผ่านโปรแกรม Altair AI Studio เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละเทคนิคในการพยากรณ์ราคาทองคำ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง ,การค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด ผู้วิจัยได้ทำการปรับแต่ง (Optimize) ของเทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด เพื่อหาจำนวนเพื่อนบ้านที่เหมาะสมที่สุด เพื่อให้โมเดลสามารถคำนวณระยะห่างของข้อมูลได้อย่างถูกต้องและแม่นยำมากขึ้น ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 แสดงการสร้างแบบจำลองประสิทธิภาพด้วย 3 เทคนิคและหาค่าที่เหมาะสมที่สุดของการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด

4.4.1 สมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression)

การถดถอยเชิงเส้นเป็นเทคนิคพื้นฐานทางสถิติที่นิยมใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (X) และตัวแปรตาม (Y) โดยสมมติว่าความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเป็นเชิงเส้น ดังภาพที่ 2

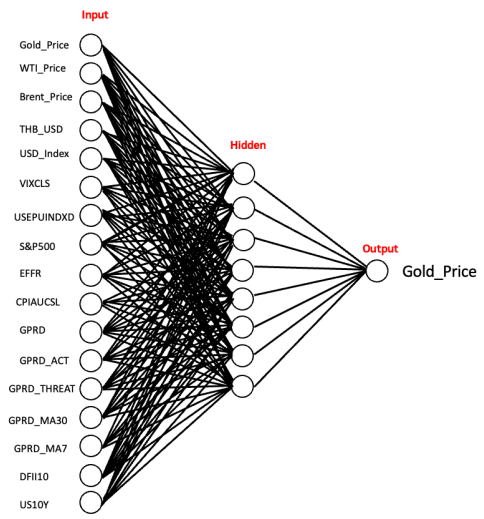


ภาพที่ 2 ตัวอย่างแสดงการทำงานของสมการถดถอยเชิงเส้น

การถดถอยเชิงเส้นคือสามารถตีความค่าสัมประสิทธิ์ได้ง่าย เพื่อประเมินว่าตัวแปรใดมีผลต่อผลลัพธ์มากน้อยเพียงใด และยังสามารถใช้เป็น Baseline Model สำหรับเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ซับซ้อนกว่า

4.4.2. โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network)

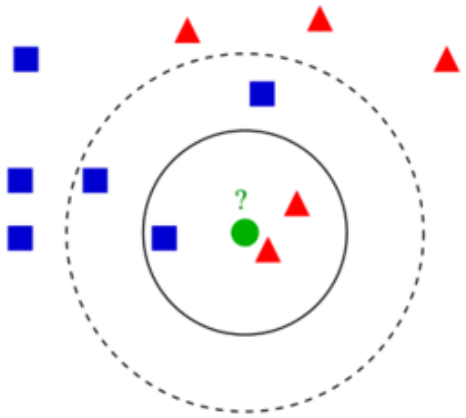
โครงข่ายประสาทเทียมเป็นโมเดลที่จำลองการทำงานของเซลล์ประสาทในสมองมนุษย์ โดยออกแบบให้สามารถเรียนรู้และจดจำรูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลได้ดี โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยชั้นของโหนด (Nodes) หลายชั้น ได้แก่ ชั้นรับข้อมูล (Input Layer), ชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นแสดงผล (Output Layer) แต่ละโหนดจะเชื่อมต่อกันด้วยค่าน้ำหนัก (Weights) ซึ่งจะถูกปรับระหว่างกระบวนการเรียนรู้เพื่อให้โมเดลสามารถทำนายผลลัพธ์ได้แม่นยำ ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 ตัวอย่างการทำงานของเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

4.4.3 การค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest Neighbors (k-NN)

เทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุดเป็นอัลกอริทึมแบบมีผู้สอน (Supervised Machine Learning Algorithm) ในการวิเคราะห์ราคาทองคำ ผู้วิจัยได้นำเทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด (K-Nearest Neighbors, k-NN) มาใช้ในลักษณะการพยากรณ์เชิงถดถอย (Regression) โมเดลนี้จะทำนายค่าของตัวแปรตามโดยอิงจากค่าเฉลี่ยของ K ตัวอย่างที่ใกล้เคียงที่สุดกับข้อมูลใหม่ ซึ่งค่าของ K สามารถปรับได้ตามความเหมาะสม เทคนิคนี้อาศัยการวัดระยะทางระหว่างจุดข้อมูล เพื่อเลือกตัวอย่างที่มีความใกล้เคียงมากที่สุดในการคำนวณผลลัพธ์ ทำให้ KNN สามารถจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลราคาทองคำได้ดี ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ตัวอย่างการทำงานของเทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด

4.5. การประเมินผล (Evaluation)

ผู้วิจัยได้ทำการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสองส่วนเพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ส่วนแรกเป็นข้อมูลที่ใช้สำหรับฝึกโมเดล (Training set) เพื่อให้ระบบเรียนรู้ความสัมพันธ์ของตัวแปร ส่วนที่สองเป็นข้อมูลสำหรับทดสอบความสามารถของโมเดล (Testing set) ในการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน โดยใช้เทคนิคการตรวจสอบความถูกต้องแบบ 10-fold cross validation เพื่อช่วยลดความเอนเอียงของข้อมูลและเพิ่มความแม่นยำของผลลัพธ์ ในการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ได้ใช้หลายตัวชี้วัดประกอบกัน ได้แก่ ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (RMSE), ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ,ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน (MAE) และค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (SE) ,ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแต่ละจุดข้อมูล (AE)

4.5.1. รากที่สองค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง RMSE (Root Mean Squared Error)

รากที่สองของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยค่า RMSE เป็นตัวชี้วัดที่ใช้บอกความแม่นยำของแบบจำลองพยากรณ์ โดยวัดจากความแตกต่างระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง หากค่า RMSE มีค่าน้อย แสดงว่าแบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนต่ำและสามารถพยากรณ์ได้แม่นยำมากขึ้น [29]

$$\boldsymbol{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(\hat{Y}_i - Y_i)^2} \qquad (1)$$

โดยที่ $\hat{Y}_i$ คือค่าที่แบบจำลองพยากรณ์ได้

Y_i คือค่าจริง

n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

4.5.2. ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination)

ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ หรือค่า R^2 เป็นตัวบอกว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต้นกับตัวแปรตามได้มากน้อยเพียงใด หากค่า R^2 มีค่าใกล้ 1

หมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำได้ดีเยี่ยม[30]

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

โดยที่ Y_i คือ ค่าจริงของตัวแปรตาม

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าที่โมเดลพยากรณ์ได้

$\bar{Y}$ คือ ค่าเฉลี่ยของค่าจริงทั้งหมด

n คือ จำนวนข้อมูล

4.5.3. ค่าความคลาดเคลื่อนแบบสัมบูรณ์ (Absolute Error)

ค่าความผิดพลาดที่วัดได้จากความแตกต่างระหว่างค่าที่ทำนายกับค่าจริง โดยไม่สนใจทิศทางของความผิดพลาด ค่า ที่ต่ำแสดงว่าโมเดลทำนายได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากขึ้นในแง่ของความผิดพลาดเฉลี่ยของข้อมูล [31]

$$AE_i = \left|\hat{Y}_i - Y_i\right| \quad (3)$$

โดยที่ AE_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อนแบบสัมบูรณ์ของข้อมูลตัวที่ i

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าที่โมเดลพยากรณ์ได้

Y_i คือ ค่าจริงของตัวแปรตาม

3.5.4 ค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Squared Error)

ค่า คำนวณจากการยกกำลังสองของความผิดพลาดในแต่ละจุดข้อมูล ซึ่งจะเพิ่มน้ำหนักของค่าผิดพลาดที่สูงขึ้น [32]

$$SE_i = \left(\hat{Y}_i - Y_i\right)^2 \quad (4)$$

โดยที่ SE_i คือ ค่าความคลาดเคลื่อนยกกำลังสองของข้อมูลตัวที่ i

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าที่โมเดลพยากรณ์ได้

Y_i คือ ค่าจริงของตัวแปรตาม

4.5.5. ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนยกกำลังสอง (Mean Squared Error: MSE)

ใช้ประเมินความแม่นยำของโมเดลพยากรณ์ โดยจะคำนวณจากค่าความแตกต่างระหว่างค่าที่โมเดลทำนายกับค่าจริงของข้อมูลแต่ละจุด ยกกำลังสองแล้วนำมาหาค่าเฉลี่ย การยกกำลังสองนี้ทำให้ความผิดพลาดที่มีขนาดใหญ่มีน้ำหนักมากขึ้นค่า MSE ที่ต่ำบ่งชี้ว่าโมเดลสามารถพยากรณ์ข้อมูลได้ใกล้เคียงกับค่าจริง [33]

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(\hat{Y}_t - Y_t\right)^2 \quad (5)$$

โดยที่ n คือ จำนวนข้อมูลทั้งหมด

$\hat{Y}_t$ คือ ค่าที่โมเดลทำนายได้ ณ เวลา t

Y_t คือ ค่าจริงของตัวแปรตาม ณ เวลา t

4.6. การนำแบบจำลองไปใช้งาน (Deployment)

หลังจากได้สร้างและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ราคาทองคำเรียบร้อยแล้ว ผู้วิจัยได้นำผลการวิเคราะห์ไปใช้ประโยชน์ในเชิงปฏิบัติ โดยแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นสามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วยสนับสนุนการตัดสินใจลงทุน ช่วยให้นักลงทุนสามารถวางกลยุทธ์การลงทุนและบริหารความเสี่ยงในตลาดทองคำได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ แบบจำลองยังสามารถประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบแจ้งเตือนล่วงหน้าสำหรับความผันผวนของราคาทองคำ เพื่อให้ผู้ลงทุนสามารถวางแผนการลงทุนและปรับกลยุทธ์ได้อย่างเหมาะสมและทันต่อสถานการณ์ รวมทั้งช่วยให้การวิเคราะห์แนวโน้มราคาทองคำในอนาคตมีความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

5. ผลการทดลอง

ในการดำเนินการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาแบบจำลองเพื่อใช้ในการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ที่หลากหลาย เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองแต่ละประเภท ทั้งในเชิงของความแม่นยำและความสามารถในการอธิบายความสัมพันธ์ของตัวแปรทางเศรษฐกิจที่มีผลต่อราคาทองคำ การทดลองแบ่งออกเป็นสอง

ส่วนหลัก ได้แก่ การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงสถิติระหว่างตัวแปรด้วยสมการถดถอยเชิงเส้น และการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยตัวชี้วัดทางสถิติ (Regression Performance Metrics) เช่น ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (MSE), รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE), ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (AE), ความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (SE) และค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ในแต่ละขั้นตอนมีดังนี้

5.1. ผลการวิเคราะห์สมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Analysis)

ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยได้นำวิธีการถดถอยเชิงเส้นมาใช้ในการวิเคราะห์ เพื่อดูความสัมพันธ์ระหว่างราคาทองคำกับตัวแปรทางเศรษฐกิจและการเงินที่เกี่ยวข้อง ทั้งจากในประเทศและต่างประเทศ จุดประสงค์คือเพื่อหาว่าปัจจัยใดมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาทองคำในช่วงเวลาที่ศึกษา จากการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีนี้ ได้สมการพยากรณ์ราคาทองคำดังนี้

$$Gold_Price = -10950.979 + 6.257 \times GPRD_MA30 - 2.148 \times GPRD_THREAT + 4.790 \times GPRD_ACT + 121.425 \times CPIAUCSL + 4.084 \times S\&P500 + 3.752 \times USEPUINDXD - 411243.266 \times THB_USD - 16.925 \times WTI_Price$$

พบว่าตัวแปรที่ส่งผลต่อราคาทองคำอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < 0.05$) คือ ดัชนีตลาดหุ้น S&P500 และ ดัชนีราคาผู้บริโภค (CPIAUCSL) และ S&P500 มีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ 4.084 และค่า p-value เท่ากับ 0.001 แสดงว่าดัชนีตลาดหุ้นสหรัฐมีผลต่อราคาทองคำในทิศทางเดียวกัน หมายความว่า เมื่อดัชนี S&P500 เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ราคาทองคำก็มีแนวโน้มจะเพิ่มขึ้นประมาณ 4.08 หน่วย ซึ่งอาจเป็นเพราะการเคลื่อนไหวของตลาดหุ้นสะท้อนถึงภาวะเศรษฐกิจโดยรวม ทำให้นักลงทุนปรับพฤติกรรมการลงทุนในทองคำตามไปด้วย สำหรับ CPIAUCSL หรือดัชนีราคาผู้บริโภค ซึ่งใช้วัดระดับเงินเฟ้อ พบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์เท่ากับ 121.425 และค่า p-value เท่ากับ 0.004 แสดงว่ามีผลต่อราคาทองคำในทางบวกเช่นกัน เมื่อระดับเงินเฟ้อเพิ่มขึ้นราคาทองคำก็มักจะเพิ่มตามไปด้วย ดังตารางวิเคราะห์สมการถดถอยเชิงเส้นที่ 2

ตารางที่ 2 ตาราง วิเคราะห์สมการถดถอยเชิงเส้น

Attribute	Coefficient	Std. Error	t-Stat	p-Value
WTI_Price	-16.952	33.252	-0.509	0.617
THB_USU	-411243.26	358103.349	-1.148	0.266
USEPUINDXD	3.752	4.261	0.881	0.390
S&P500	4.084	0.968	4.220	0.001*
CPIAUCSL	121.425	36.320	3.343	0.004*
GPRD_ACT	4.790	8.144	0.588	0.564
GPRD_THREAT	-2.148	3.197	-0.672	0.510
GPRD_MA30	6.257	3.564	0.654	0.521
Intercept	-10950.979	19421.818	-0.564	0.580

* หมายถึงมีอิทธิพลต่อราคาทองคำอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

.

5.2. ผลการประเมินประสิทธิภาพของเทคนิคการถดถอย (Regression Techniques)

ผลการสร้างและทดสอบโมเดลพยากรณ์ราคาทองคำในงานวิจัยนี้ แสดงให้เห็นความแตกต่างของประสิทธิภาพระหว่างเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่นำมาใช้ ผู้วิจัยได้กำหนดราคาทองคำในประเทศเป็นตัวแปรตาม (Label) และใช้ตัวแปรอิสระที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐกิจและการเงิน เช่น ราคาน้ำมันดิบ อัตราแลกเปลี่ยน ดัชนีตลาดหุ้น และดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์ และอื่นๆ ในการประเมินผล ได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึกสอนและชุดทดสอบ ใช้วิธี 10-fold cross validation การวัดประสิทธิภาพของโมเดลด้วย 5 ตัวชี้วัด ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย, รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย, ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์, ความคลาดเคลื่อนกำลังสองและค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ ผลการทดสอบชี้ให้เห็นว่าโมเดลเทคนิคการค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุดหลังปรับค่าพารามิเตอร์ให้ความแม่นยำสูงที่สุด โดยมีค่า รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 1,138.43, ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 1,296,027.42, ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 875.60, ความคลาดเคลื่อนกำลังสอง เท่ากับ 1,548,472.99 และ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 0.993 ส่วนโมเดลโครงข่ายประสาทเทียม ที่ใช้ hidden layer 8 node ให้ค่า รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 1,154.75, ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 1,333,447.56, ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 1,042.65, ความคลาดเคลื่อน

กำลังสอง เท่ากับ 1,952,808.14 และ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 0.925 สำหรับ สมการถดถอยเชิงเส้น ให้ผลต่ำสุด โดยมี รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 1,982.88, ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย เท่ากับ 3,931,813.09, ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 1,727.73, ความคลาดเคลื่อนกำลังสอง เท่ากับ 4,772,513.47 และ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจเท่ากับ 0.849 ดังตารางแสดงผลการประเมินประสิทธิภาพโมเดลที่ 3

ตารางที่ 3 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพโมเดล

Regression Technique	Regression Performance				
	RMSE	MSE	AE	SE	R^2
Linear Regression	1982.88	3931813.09	1727.73	4772513.47	84.90%
Neural Network	1154.75	1333447.56	1042.65	1952808.14	92.50%
k-NN	1138.43	1296027.42	875.60	1548472.99	99.3%

6. สรุปและอภิปรายผล

การศึกษาครั้งนี้มุ่งวิเคราะห์ปัจจัยทางเศรษฐกิจและการเงินที่ส่งผลต่อราคาทองคำในประเทศไทย รวมถึงพัฒนาแบบจำลองเพื่อพยากรณ์ราคาทองคำโดยอาศัยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลรายวันในช่วงเวลา 5 ปี ตั้งแต่วันที่ 4 ตุลาคม พ.ศ. 2563 ถึงวันที่ 4 ตุลาคม พ.ศ. 2568 โดยกำหนดให้ราคาทองคำในประเทศเป็นตัวแปรตาม ส่วนตัวแปรอิสระประกอบด้วยราคาน้ำมันดิบ อัตราแลกเปลี่ยน ดัชนีตลาดหุ้น ดัชนีความเสี่ยงทางภูมิรัฐศาสตร์ และตัวแปรเศรษฐกิจการเงินอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง ในขั้นตอนการวิเคราะห์ ได้ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง 3 รูปแบบ ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น ,เทคนิคจำนวนเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด และเครือข่ายประสาทเทียม โดยปรับค่าพารามิเตอร์ของแต่ละแบบจำลองให้เหมาะสมกับข้อมูล แบ่งชุดข้อมูลออกเป็นส่วนฝึกสอนและส่วนทดสอบ พร้อมทั้งใช้วิธีตรวจสอบไขว้ 10 ชุด เพื่อให้ผลการพยากรณ์มีความน่าเชื่อถือมากขึ้นเมื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดทางสถิติ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์, ความคลาดเคลื่อนกำลังสอง, ความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย, รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย[29], [31], [32], [33]และ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ [30] พบว่าแบบจำลอง เทคนิคจำนวนเพื่อนบ้านใกล้ ที่ตั้งค่า k เท่ากับ 5 ให้ผลดีที่สุด โดยมีค่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 99.3% ส่วนเครือข่ายประสาทเทียมที่มี Hidden Layer 8 Nodes ได้ค่า ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 92.50% และสมการถดถอยเชิงเส้นได้ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 84.90% ผลจากวิเคราะห์สมการถดถอยเชิงเส้นยังพบว่า ดัชนี S&P500 และดัชนีราคาผู้บริโภค (CPIAUCSL) เป็นปัจจัยที่ส่งผลอย่างมีนัยสำคัญต่อราคาทองคำในประเทศไทย ผลการศึกษานี้มีความสอดคล้องกับงานของ Zamahsary Martha และคณะ (2024) [10] ที่ใช้เทคนิคจำนวนเพื่อนบ้านใกล้ที่สุด ในการพยากรณ์ราคาทองคำโลกจากข้อมูลของ London Bullion Market Association (LBMA) ซึ่งได้ค่า MAPE เท่ากับ 4.5% อยู่ในระดับความแม่นยำสูงมาก (ต่ำกว่า 10%) หมายความว่าแบบจำลองมีค่าความคลาดเคลื่อนน้อยกว่า 5% หรือมีความแม่นยำมากกว่า 95% นอกจากนี้ยังใกล้เคียงกับผลการศึกษาของ Muhammad Ahmad และคณะ (2025) [8], [11] ที่เปรียบเทียบแบบจำลองทางสถิติกับเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยรายงานว่า เทคนิคจำนวนเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดได้ ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ เท่ากับ 98.6% ซึ่งแม้จะมีประสิทธิภาพสูง แต่ยังต่ำกว่าค่าที่ได้จากการศึกษาครั้งนี้ สรุปได้ว่า เทคนิคจำนวนเพื่อนบ้านใกล้ที่สุดที่ตั้งค่า k เท่ากับ 5 เป็นแบบจำลองที่ให้ความแม่นยำสูงสุด เหมาะสมที่สุดสำหรับการนำไปสร้างเป็นตัวแบบการพยากรณ์ ราคาทองคำในประเทศไทย และสามารถนำผลลัพธ์ไปใช้สนับสนุนการตัดสินใจด้านการลงทุนหรือการบริหารความเสี่ยงในตลาดทองคำได้อย่างมีประสิทธิภาพ

7. ข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัยเห็นว่าควรมีการเพิ่มตัวแปรที่เกี่ยวข้องกับเศรษฐกิจและการเงิน เช่น อัตราดอกเบี้ยระยะยาว เงินทุนไหลเข้า-ออก หรือปัจจัยทางภูมิรัฐศาสตร์เพิ่มเติม เพื่อช่วยให้โมเดลสามารถทำนายราคาทองคำได้แม่นยำมากขึ้น การปรับค่าพารามิเตอร์ของโมเดล เช่น จำนวนเพื่อนบ้านใน การค้นหาเพื่อนบ้านใกล้สุด หรือจำนวนชั้นและโหนดในโครงข่ายประสาทเทียมก็จะช่วยเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ นอกจากนี้ การทดลองรวมหลายโมเดลเข้าด้วยกัน อาจช่วยลดความผิดพลาดได้ การทดสอบโมเดลกับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยใช้จะช่วยให้มั่นใจว่าโมเดลสามารถใช้งานจริงได้ และการวิเคราะห์ว่า

ตัวแปรใดมีผลต่อราคาทองคำมากที่สุดก็จะช่วยให้เข้าใจตลาดทองคำไทยได้ดี ในที่นี้ตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ควรมีการอัปเดตข้อมูลอย่างต่อเนื่องและใช้ควบคู่กับข้อมูลเชิงเศรษฐกิจและการเมืองปัจจุบัน เพื่อให้การพยากรณ์สามารถสนับสนุนการตัดสินใจลงทุนและการบริหารความเสี่ยงในตลาดทองคำไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ

เอกสารอ้างอิง

[1] OpenAI, 2025. *ChatGPT [Large language model]*, Accessed: Oct. 15, 2025. [Online]. Available: https://chat.openai.com

[2] Perplexity, 2025. *Perplexity.ai [AI chatbot]*, Accessed: Oct. 15, 2025. [Online]. Available: https://www.perplexity.ai

[3] Salehi, M., Salehi, N., & Vanda, F., 2017. *Predicting Future Gold Rates using Machine Learning Approach.* International Journal of Modern Education and Computer Science, 9(12), 11-18. จาก: *Predicting Future Gold Rates using Machine Learning Approach* (เข้าถึงได้เมื่อ 15 ต.ค. 2568)

[4] Al-Dhuraibi, K., & Ali, A. A. M., 2023. *GOLD PRICE PREDICTION USING ML ALGORITHMS.* YMER Digital, 22(02), 79-91. จาก: *YMER210713.pdf* (เข้าถึงได้เมื่อ 15 ต.ค. 2568)

[5] Mohsen, M., Tamer, E. S., & Ali, G. E. D., 2024. *A Machine Learning Approach to Gold Price Prediction Using Financial Indicators.* International Journal of Computer Engineering and Management, 13(01). จาก: *A Machine Learning Approach to Gold Price Prediction Using Financial Indicators | IIETA* (เข้าถึงได้เมื่อ 15 ต.ค. 2568)

[6] Mahesh, R., 2024. *Gold-Price-Prediction-Using-Machine-Learning [Computer software].* GitHub. จาก: *GitHub - R-Mahesh45/Gold-Price-Prediction-Using-Machine-Learning* (เข้าถึงได้เมื่อ 15 ต.ค. 2568)

[7] Gasidis, T.-O., 2024. *Forecasting Gold Price Using Artificial Neural Networks: A Comparative Study with Linear Regression and Strategy Performance Analysis.* [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 14 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: http://ethesisarchive.library.tu.ac.th/thesis/2024/TU_2024_6322040970_20925_30427.pdf

[8] Ahmad, M., Khan, S., Ahmad, R. W., Rehman, A. A., & Khan, R., 2025. *Comparative Analysis of Statistical and Machine Learning Models for Gold Price Prediction.* Journal of Machine Learning Horizons, 2025, 1–15. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 14 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://jmhorizons.com/index.php/journal/article/view/610

[9] Mombeini, H., & Yazdani-Chamzini, A., n.d. *Modeling Gold Price via Artificial Neural Network.* [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 14 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://c.mql5.com/forextsd/forum/212/modeling%20gold%20price%20via%20artificial%20neural%20network.pdf

[10] Martha, Z., 2024. *Prediction of World Gold Price Using K-Nearest Neighbor Method.* Universal Journal of Social & Development Studies. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://ujsds.ppj.unp.ac.id/index.php/ujsds/article/view/314

[11] Ahmad, M., Khan, S., Ahmad, R. W., Rehman, A. A., & Khan, R., 2025. *Comparative Analysis of Statistical and Machine Learning Models for Gold Price Prediction.* Journal of Machine Learning Horizons, 2025, 1–15. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://jmhorizons.com/index.php/journal/article/view/610

[12] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. 10-Year Treasury Constant Maturity Rate (GS10). [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/GS10

[13] *Investing.com.*, n.d. ราคาทองคำในไทย (Gold Bullion) – Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://th.investing.com/commodities/gold-bullion

[14] *Investing.com.*, n.d. WTI Crude Oil Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://th.investing.com/currencies/wti-usd-historical-data

[15] *Investing.com.*, n.d. Brent Oil Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://th.investing.com/commodities/brent-oil-historical-data

[16] *Investing.com.*, n.d. USD/THB Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://th.investing.com/currencies/usd-thb

[17] *Investing.com.*, n.d. US Dollar Index Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://www.investing.com/currencies/us-dollar-index

[18] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. CBOE Volatility Index: VIXCLS. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/VIXCLS

[19] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. U.S. Economic Policy Uncertainty Index (USEPUINDXD). [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/USEPUINDXD

[20] *Investing.com.*, n.d. S&P 500 Index Historical Data. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://th.investing.com/indices/us-spx-500

[21] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. Effective Federal Funds Rate (EFFR). [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/EFFR

[22] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. 10-Year Treasury Constant Maturity (DFII10). [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/DFII10

[23] *Federal Reserve Bank of St. Louis.*, n.d. Consumer Price Index for All Urban Consumers: All Items (CPIAUCSL). [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 4 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://fred.stlouisfed.org/series/CPIAUCSL

[24] Iacoviello, M., n.d. *GPR Daily Data.* [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 5 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://www.matteoiacoviello.com/gpr_files/data_gpr_daily_recent.xls

[25] *iieta.org.*, n.d. Gold Price Prediction Using Machine Learning Algorithm. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://www.neuroquantology.com/open-access/Gold+Price+Prediction+Using+Machine+Learning+Algorithm_10782/?download=true

[26] *Chulalongkorn University Digital Repository.*, n.d. Master Thesis/Gold Price Forecasting. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://digital.car.chula.ac.th/chulaetd/8196/

[27] *IRJMETS.*, 2025. Gold Price Prediction Using Machine Learning. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://www.irjmets.com/uploadedfiles/paper/issue_4_april_2025/72502/final/fin_irjmets1744806228.pdf

[28] *Sistemasi.org.*, n.d. Gold Price Forecast Using Machine Learning Models. [ออนไลน์]. สืบค้นเมื่อ 11 ตุลาคม 2568, เข้าถึงได้จาก: https://sistemasi.org/index.php/stmsi/article/view/4651

[29] *Statistics by Jim.*, 2023. *Root Mean Square Error (RMSE): Definition, formula, and examples.* Retrieved October 15, 2025, from https://statisticsbyjim.com/regression/root-mean-square-error-rmse/

[30] Sabanal, J., & Dela Cruz, C., 2021. *The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation.* PLOS ONE, 16(8), e0256763. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0256763

[31] Memami, S., 2020. *Evaluation metrics for regression problems.* Medium. Retrieved from https://samanemami.medium.com/evaluation-metrics-for-regression-problems-5d11d29b146

[32] C3 AI., 2024. *Root Mean Square Error (RMSE).* C3 AI Glossary. Retrieved October 15, 2025, from https://c3.ai/glossary/data-science/root-mean-square-error-rmse/

[33] Analytics Vidhya., 2022. *RMSE, MSE, MAE, Coefficient of Determination (R^2): Which metric is better?* Medium. Retrieved from https://medium.com/analytics-vidhya/mae-mse-rmse-coefficient-of-determination-adjusted-r-squared-which-metric-is-better-cd0326a5697e