



## การเปรียบเทียบเทคนิคอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ราคาทองและราคาน้ำมัน Comparison of Time Series Techniques for Predicting Gold and Oil Prices

วิบล ญีก<sup>1</sup> และจारी ทองคำ<sup>1\*</sup>

Received: October, 2017; Accepted: January, 2018

### บทคัดย่อ

การพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมันจากการอ้างอิงราคาตลาดโลกนั้นเป็นงานวิจัยที่ท้าทาย โดยการพยากรณ์ราคาทอง และราคาน้ำมันที่ถูกต้องหรือใกล้เคียงกับราคาจริงที่สุดนั้น จะทำให้เกิดประโยชน์อย่างยิ่งต่อนักลงทุน ปัจจุบันเทคนิคอนุกรมเวลาเข้ามามีบทบาทในการพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษา และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน โดยใช้ข้อมูลราคาทองคำ และราคาน้ำมันดิบตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 30 ธันวาคม พ.ศ. 2559 ในงานวิจัยนี้ 6 เทคนิคที่มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ คือ Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT) Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) ได้ถูกนำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพในการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง Sliding Windows ได้ถูกนำมาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ และชุดข้อมูลทดสอบ 13 รอบ ของ Sliding Windows ถูกนำมาใช้เพื่อลดความแปรปรวนของผลการทดลอง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และ Root Mean Square Error (RMSE) ได้ถูกนำมาใช้ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองจากการศึกษาพบว่า เทคนิค SMOR มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมันที่มีค่า MAE ต่ำสุดถึง  $14.21 \pm 5.35$  และ  $1.65 \pm 0.75$

คำสำคัญ : ราคาน้ำมัน; ราคาทอง; เทคนิคอนุกรมเวลา

<sup>1</sup> Faculty of Information Science, Maharakarm University

\* Corresponding Author E - mail Address: jaree.thongkam@gmail.com

## Abstract

Forecasting oil and gold prices from a word market prices reference is a challenging research task. By accurately forecasting the price of gold, it is especially useful for investors. Time series techniques play a role in predicting future time series data. Therefore, this research aims to compare performance of time series techniques for predicting gold and crude oil prices. The data were collected from 2 January 2003 to 30 December 2016. In this research, six techniques including Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT), Support Vector Machine Regression (SVMR) and Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) were used. Sliding Windows was used to divide data into learning and testing sets. 13 rounds of sliding windows were used to reduce the variance of experiment results. Moreover, Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Square Error (RMSE) were used to evaluate the performance of the model. This study found that the SMOR technique is effective in forecasting gold and oil prices with the lowest MAE values at  $14.21 \pm 5.35$  and  $1.65 \pm 0.75$ .

**Keywords:** Oil Prices; Gold Prices; Time Series Techniques

## บทนำ

ราคาทองคำและราคาน้ำมันมีความสำคัญต่อเศรษฐกิจ และระบบการเงินของแต่ละประเทศเป็นอย่างยิ่ง [1] - [2] การพยากรณ์ราคาน้ำมันและทองคำเป็นงานวิจัยที่ทำหาย เนื่องจากการพยากรณ์ราคาทองคำและน้ำมันเป็นปัญหาที่ซับซ้อน ซึ่งเกิดจากความไม่เป็นเชิงเส้นและพฤติกรรมของชุดข้อมูลแบบไดนามิก [3] - [4] ซึ่งข้อมูลราคาทองคำและราคาน้ำมันจัดเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์เหตุการณ์ในอนาคตตามลำดับของเวลา โดยส่วนใหญ่ใช้เทคนิคถ่วงเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) เทคนิคการปรับเรียบเอกซ์โพเนนเชียล (Exponential Smoothing) และเทคนิค Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) [5] ปัจจุบันเทคนิคใหม่เข้ามามีบทบาทในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตตามช่วงเวลาดังด้วยวิธีการสร้างแบบจำลอง มีนักวิจัยนิยมใช้เทคนิคอนุกรมเวลามาทำการพยากรณ์ราคาทองในอนาคต เช่น Mombeini, H. and Yazdani-Chamzini, A. [6] ได้ทำการทดลองพบว่าเทคนิค Artificial Neural Networks ดีกว่าเทคนิค Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Zainal, N. A. and Mustaffa, Z. [3] ได้ทำการทดลองพบว่าเทคนิค Artificial Neural Network ให้ความ RMSE และ MAE ต่ำสุดแต่ไม่มีนัยสำคัญของความแตกต่างจากเทคนิคอื่น ส่วน Dubey, A. D. [2] ได้ทำการทดลองพบว่าเทคนิค Support Vector Machine Regression (SVMR) ให้ความ RMSE และ MAE ที่ต่ำสุด แต่ Yang, J. -F., Zhai, Y. -J., Xu, D. -P., and Han, P. [7] ได้แสดงให้เห็นว่า เทคนิค

SMOR สามารถสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์จำนวนของจุดยอดบนดวงอาทิตย์ ได้ผลการทดลองดีกว่า SVMR และ Neural Network

ในงานวิจัยนี้ข้อมูลอนุกรมเวลาของราคาทองคำ และราคาน้ำมันตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 30 ธันวาคม พ.ศ. 2559 ได้ถูกนำมาใช้ในการสร้างแบบจำลองจาก 6 เทคนิค ที่มีประสิทธิภาพในการสร้างแบบจำลอง คือ Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT), Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) หลักการ Sliding Windows เพื่อเพิ่มค่าความเชื่อมั่นต่อแบบจำลองมาใช้ในการแบ่งกลุ่มข้อมูลเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ และชุดข้อมูลทดสอบ Mean Absolute Error (MAE) และ Root Mean Square Error (RMSE) ได้ถูกนำมาใช้ในการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

### 1. วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน โดยใช้ข้อมูลราคาทองคำ และราคาน้ำมันตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 30 ธันวาคม พ.ศ. 2559

### 2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ทองคำ และน้ำมัน

ทองคำเป็นโลหะมีค่าที่เก่าแก่ที่สุดที่มนุษย์รู้จักและเป็นเวลานับพัน ๆ ปีได้รับการประเมินว่าเป็นสกุลเงินสากลสินค้าโภคภัณฑ์การลงทุนหรือเพียงแค่เป็นวัตถุแห่งความงาม สภาพทองคำโลกได้ประมาณการว่าจำนวนเงินที่เคยทำเหมืองทองคำทั้งหมดอยู่ที่ 174,100 เมตริกตัน ในปี พ.ศ. 2552 [8] ซึ่งทองคำถือเป็นหนึ่งในสินทรัพย์ที่ดีที่สุดในการดำเนินธุรกิจ ราคาทองคำผันผวนทุกวันและส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจหรือธุรกิจ ส่วนน้ำมันดิบมีความต้องการใช้ของโลกในปี พ.ศ. 2560 อยู่ที่ระดับ 1.38 mb/d โดยเฉลี่ย 95.05 mb/d สำหรับปี พ.ศ. 2560 คาดว่าความต้องการใช้น้ำมันจะเพิ่มขึ้นประมาณ 1.27 ล้านบาร์เรลต่อวัน หลังจากที่มีการปรับเพิ่มขึ้น 10 tb/d เป็น 96.32 mb/d กลุ่มอื่น ๆ ในเอเชียซึ่งรวมถึงอินเดียคาดว่าจะนำไปสู่การเติบโตของอุปสงค์น้ำมันในปี พ.ศ. 2560 ตามด้วยประเทศจีนและ Organization for Economic Co-operation and Development (OECD) อเมริกา และ OECD ภูมิภาคเอเชียแปซิฟิกเป็นภูมิภาคเดียวที่คาดว่าจะเห็นการลดลงของความต้องการใช้น้ำมันในปี พ.ศ. 2560 [9] ซึ่งข้อมูลราคาทองคำ และราคาน้ำมันดิบนี้จัดเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา

#### 2.2 การพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน

การพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมันซึ่งเป็นราคาอ้างอิงจากตลาดโลกนั้นเป็นงานวิจัยที่ท้าทาย มีนักวิจัยหลายท่านได้ทำการวิจัยการพยากรณ์ราคาทองคำ เช่น ในปี ค.ศ. 2003 Ongsritrakul, P. and Soonthornphisaj, N. [10] ได้ทำการแสดงการนำเอา Support Vector Machine Regression มาทำการพยากรณ์ราคาทองคำ ผลปรากฏว่าแบบจำลองสร้างจากเทคนิค SVMR สามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับราคาจริง ต่อมาในปี ค.ศ. 2013 KangaraniFarahani, M. and Mehralian, S. [11] ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของเทคนิค Neural Network และ Neuro-Fuzzy ในการพยากรณ์ราคาทองคำ ผลการทดลองปรากฏว่า Neural Network ให้ผลการพยากรณ์ได้ดี

เมื่อวัดด้วยค่า RMSE และประสิทธิภาพของการพยากรณ์จะลดลงเมื่อมีการพยากรณ์ในระยะเวลาสูงขึ้น ในปี ค.ศ. 2016 Dubey, A. D. [2] ได้ทำการทดลองพบว่าเทคนิค Support Vector Machine Regression (SVMR) ให้ค่า RMSE และ MAE ที่ต่ำสุดในการพยากรณ์ราคาทองคำ

ในปี ค.ศ. 2006 Xie, W., Yu, L., ShanyingXu, and Wang, S. [12] ได้ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบในตลาดโลกด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regression (SVMR), Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และ Back-Propagation Neural Network (BPNN) พบว่า SVMR มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงสุด ในปี ค.ศ. 2011 Khashman, A. and Nwulu, N. I. [1] ได้ใช้ SVMR ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาน้ำมัน ผลปรากฏว่าแบบจำลองสามารถพยากรณ์ราคาน้ำมันได้ดี ต่อมา ในปี ค.ศ. 2017 Nwulu, N. I. [13] ได้นำเทคนิคต้นไม้ตัดสินใจมาใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบในหนึ่งสัปดาห์ พบว่าเทคนิค M5P ให้ค่า RMSE ต่ำสุด

### 2.3 อนุกรมเวลา

อนุกรมเวลา (Time Series) หมายถึง ข้อมูลที่ถูกจัดเรียงตามเวลาที่ข้อมูลนั้นได้ถูกบันทึก [2] - [3] เช่น ปริมาณความชื้นในอากาศในแต่ละวัน จำนวนการเกิดอุบัติเหตุในแต่ละเดือน ดังนั้นในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา จึงเป็นการนำเอาเทคนิคต่าง ๆ รวมถึงเทคนิคในเหมืองข้อมูล (Data Mining) และการเรียนรู้เครื่อง (Machine Learning) มาทำการศึกษาความเคลื่อนไหวหรือการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลตามระยะเวลาที่สนใจ เพื่อการคาดคะเนหรือพยากรณ์ข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต [2] - [3], [14]

### 2.4 เทคนิคในอนุกรมเวลา

ในงานวิจัยนี้ได้นำเอา 6 เทคนิคที่มีประสิทธิภาพในอนุกรมเวลาได้แก่ Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT) Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR)

**Linear Regression (LR)** [15] เป็นเทคนิคถดถอยพื้นฐานวิธีที่ใช้กันมากในทางสถิติที่ใช้ในอนุกรมเวลาเพื่อหาแนวโน้มของข้อมูลในอนาคตด้วยสมการเชิงเส้น

**Multi-Layer Perceptron (MLP)** [15] เป็นเทคนิคที่มีรูปแบบเครือข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network: ANN) แบบ Feedforward ซึ่งจะจับคู่ระหว่างชุดข้อมูลนำเข้าและชุดของผลลัพธ์ที่เหมาะสม เทคนิคนี้ประกอบด้วย โหนดหลายชั้นในกราฟกำกับ โดยแต่ละชั้นจะเชื่อมต่อกับโหนดหนึ่งต่อไปอีกโหนด แต่ละโหนดจะเป็นเซลล์ประสาท หรือส่วนการประมวลผล ที่มีฟังก์ชันการเปิดใช้งานแบบไม่เชิงเส้น MLP ได้ทั้งการจำแนกและวิเคราะห์ข้อมูลการถดถอยเชิงเส้นตรง

**Radial Basis Function (RBF)** [15] เป็นเทคนิคในฟังก์ชันเครือข่ายพื้นฐานเกี่ยวกับแวนรัศมีเป็นฟังก์ชันการเปิดใช้งาน ผลลัพธ์ของเครือข่ายคือการรวมกันเชิงเส้นของฟังก์ชันพื้นฐานเกี่ยวกับรัศมีของอินพุตและพารามิเตอร์ของเซลล์ประสาท Radial พื้นฐานเครือข่ายฟังก์ชันมีการใช้จำนวนมาก รวมทั้งการประมาณค่าการทำนายอนุกรมเวลาการจำแนกและการควบคุม

**Reduced Error Pruning Tree (REPT)** [16] เป็นเทคนิคในการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) ด้วยเทคนิค C4.5 และใช้การเรียนรู้เกี่ยวกับเครื่องจักรในการลดขนาดของต้นไม้ตัดสินใจโดยการตัดส่วนต่าง ๆ ของต้นไม้และลดความผิดพลาดในการพยากรณ์

**Support Vector Machine Regression (SVMR)** [17] เป็นเทคนิคที่ใช้หลักการของ Support Vector Machine ด้วยการสนับสนุนเวกเตอร์แบบถดถอย ซึ่งเป็นที่นิยมในการจำแนกข้อมูล เทคนิคนี้สามารถวิเคราะห์ข้อมูลแบบเชิงเส้น และแบบไม่เชิงเส้น โดยการแก้ปัญหาการเขียนโปรแกรมกำลังสอง (Quadratic Programming: QP) มีการใช้ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel) ชนิดต่าง ๆ เช่น เคอร์เนลเชิงเส้น (Linear Kernel) เคอร์เนลโพลีโนเมียล (Polynomial Kernel) เคอร์เนลเรเดียล (Radial Kernel) และเคอร์เนลซิกมอด (Sigmoid Kernel)

**Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR)** [18] เป็นเทคนิคที่ถูกพัฒนาจากเทคนิคเครื่องเวกเตอร์สนับสนุน (Support Vector Machine) เทคนิคนี้ สามารถใช้ได้ทั้งในงานจำแนก และถดถอย เคอร์เนลเชิงเส้น โดยมีการนิยาม Margin เป็นผลรวมของระยะห่างของเส้นตรงที่เป็นไฮเปอร์เพลนเส้นที่ไปถึงเส้นตรงที่ผ่านปัจจัยนำเข้าที่ใกล้ที่สุด และขนาดกับไฮเปอร์เพลนของทั้งสองกลุ่ม โดยระยะที่อาจมองเป็นเวกเตอร์มีชื่อว่า ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมทซ์ เทคนิคนี้จะเลือกไฮเปอร์เพลนที่มีค่า Margin สูงสุด ในงานวิจัยนี้ได้ใช้เคอร์เนลโพลีโนเมียล (Polynomial Kernel) ซึ่งเป็นเคอร์เนลที่มีความนิยม

## วิธีการดำเนินการวิจัย

วิธีการดำเนินการวิจัยได้แบ่งออกเป็น 4 ขั้นตอนหลัก 1) รวบรวมข้อมูล 2) เตรียมข้อมูล 3) สร้างแบบจำลอง และ 4) วัดประสิทธิภาพแบบจำลอง

### 1. รวบรวมข้อมูล

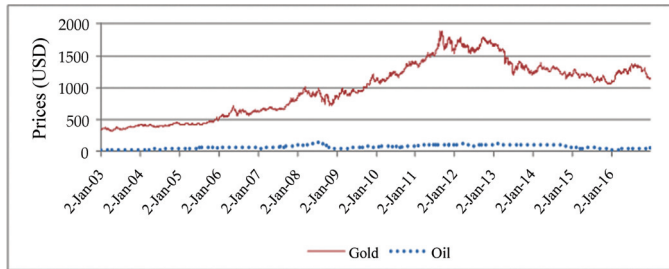
ในงานวิจัยนี้ได้รวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ [www.gold.org](http://www.gold.org) และ [www.opec.org](http://www.opec.org) ข้อมูลนี้เก็บรวบรวมได้ทุกวันตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึง 30 ธันวาคม พ.ศ. 2559 ข้อมูลถูกบันทึกเป็นรายวัน ยกเว้นวันสุดสัปดาห์และวันสำคัญต่าง ๆ ราคาของน้ำมันและทองคำมีหน่วยเป็นดอลลาร์สหรัฐอเมริกา (USD)

### 2. การเตรียมข้อมูล

การเตรียมข้อมูล คณะผู้วิจัยได้เริ่มจากการทำความสะอาดข้อมูลทำได้โดยรวบรวมและรวมข้อมูล ตรวจสอบความซ้ำซ้อนของข้อมูล และข้อมูลที่สูญหาย โดยถ้าข้อมูลที่ซ้ำกันข้อมูลจะถูกลบออกให้เหลือเพียงข้อมูลที่ไม่ซ้ำ แล้วจึงจัดเรียงใหม่เพื่อการวิเคราะห์ ค่าบางส่วนของวันไม่ได้ระบุไว้ในระบบบันทึกดังกล่าวถูกลบไปแล้ว หลังจากการลบมีข้อมูลจำนวน 3,383 ดัชนีตารางที่ 1 และสามารถแสดงการเคลื่อนไหวของราคาทองคำ และราคาน้ำมันโดยใช้วันในปีคริสต์ศักราชดังรูปที่ 1

ตารางที่ 1 ตัวแปร

ชื่อตัวแปร	ประเภทตัวแปร	Min.	Max.	X	S.D.
Date	Date				
Gold	Number	319.90	1895.00	986.63	430.76
Oil	Number	22.48	140.73	71.44	29.278



รูปที่ 1 การเคลื่อนไหวของราคาทอง และราคาน้ำมัน

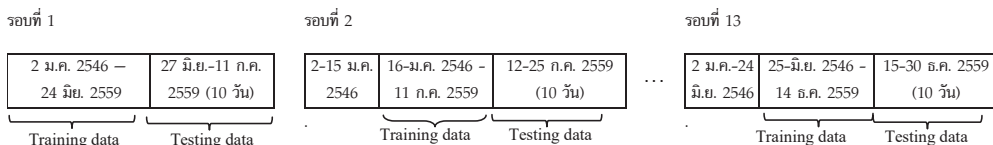
จากตารางที่ 1 และรูปที่ 1 เห็นได้ว่าราคาทองคำมีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงถึง 430.76 ซึ่งเกิดจากความผันผวนของตลาดโลก ส่วนราคาน้ำมัน มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานต่ำ และจัดว่ามีองค์ประกอบของอนุกรมเวลาในส่วนของการผันแปรเนื่องจากความผิดปกติ จึงเป็นการยากที่นำเอาเทคนิคปกติมาทำการวิเคราะห์ ทางคณะผู้วิจัยจึงได้ค้นหาเทคนิคที่เหมาะสมในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน

### 3. การสร้างแบบจำลอง

การสร้างแบบจำลองพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ และราคาทองคำ เพื่อช่วยในการตัดสินใจว่าจะลงทุนหรือขายออกด้วยเทคนิคในอนุกรมเวลา คือ เทคนิค Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT), Support Vector Machine Regression (SVMR) และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR)

### 4. การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การวัดค่าประสิทธิภาพของแบบจำลอง ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้หลักการ Sliding Window ในการแบ่งออกเป็นชุดข้อมูลการฝึกอบรมเพื่อเป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ โดยเริ่มรอบแรกตั้งแต่วันที่ 2 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึง 24 มิถุนายน พ.ศ. 2559 และใช้ข้อมูล 27 มิถุนายน - 11 กรกฎาคม พ.ศ. 2559 แล้วทำการเลื่อนหน้าต่างตามข้อมูล (Sliding Windows) ไป 10 วันทำการไม่รวมวันหยุดสำคัญ เช่น วันคริสต์มาส และวันหยุดสุดสัปดาห์ ดังนั้นในรอบที่ 2 เป็นระหว่างวันที่ 16 มกราคม พ.ศ. 2546 ถึง 11 กรกฎาคม พ.ศ. 2559 เป็นชุดข้อมูลเรียนรู้ และระหว่างวันที่ 12 - 25 กรกฎาคม 2559 เป็นชุดข้อมูลทดสอบ สามารถแสดงได้ดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows

จากรูปที่ 2 การแบ่งชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบด้วย Sliding Windows ในแต่ละรอบของการทดลองจะทำการวัดประสิทธิภาพ ด้วยค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) และค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) รวมเป็นจำนวน 13 รอบ แล้วจึงหาค่าเฉลี่ยของประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Error: MAE) คือ ค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างค่าจากการพยากรณ์ และค่าจริง เป็นค่าที่มีความชัดเจน ดังสมการที่ (1)

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

เมื่อ

$y_i$  คือ ราคาจากการพยากรณ์  
 $\hat{y}_i$  คือ ราคาจริง  $n$  จำนวนข้อมูลทั้งหมด

ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) คือ การวัดความคลาดเคลื่อนเพื่อเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าจากการพยากรณ์และค่าจริงเฉลี่ยกำลังสอง ดังสมการที่ (2)

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

จากค่าที่ได้ ถ้าค่า MAE และ RMSE ต่ำแสดงว่าค่าพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับค่าจริง ซึ่งหมายถึงแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูง ในทางกลับกันถ้าค่า MAE และ RMSE ค่าพยากรณ์มีความห่างจากค่าจริงสูงแสดงว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพต่ำ โดยผลที่ได้เทียบกับเกณฑ์การประเมินดังนี้

ค่าระหว่าง 0 - 9.99	หมายความว่า	ระดับดีมาก
ค่าระหว่าง 10 - 19.99	หมายความว่า	ระดับดี
ค่า 20 ขึ้นไป	หมายความว่า	ระดับน้อย

### ผลการศึกษา

จากการศึกษาสามารถแสดงผลการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน ในแต่ละรอบของการทดลอง จากการสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิค LR, MLP, RBF, REPT, SVMR และ SMOR และแสดงผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองนี้ด้วย ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) และค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำและราคาน้ำมัน

### 1. ผลการพยากรณ์ราคาทองคำและราคาน้ำมัน

ผลการพยากรณ์ราคาทองคำและราคาน้ำมันของแบบจำลองจากการสร้างโดยเทคนิค Linear Regression (LR), Multi-Layer Perceptron (MLP), Radial Basis Function (RBF), Reduced Error Pruning Tree (REPT) Support Vector Machine Regression (SVMR), และ Sequential Minimal Optimization Regression (SMOR) จำนวน 13 รอบ โดยแสดงค่าเฉลี่ยของราคาจริงและค่าเฉลี่ยของราคาจากการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมันของแบบจำลอง สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 2 และ 3

ตารางที่ 2 ผลการพยากรณ์ราคาทองคำ

Rounds	Actual Price	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	1,338.98 ±17.82	1,291.30 ±9.45	1,269.97 ±27.07	1,259.80 ±16.48	1,308.31 ±0.00	1,011.13 ±0.00	1,306.29 ±3.96
Round2	1,327.23 ±9.79	1,338.06 ±9.73	1,250.21 ±48.40	1,289.06 ±26.27	1,361.20 ±0.00	1,042.75 ±0.00	1,350.77 ±3.53
Round3	1,344.80 ±13.15	1,295.95 ±8.49	1,262.96 ±18.33	1,275.34 ±17.88	1,316.61 ±0.00	1,056.03 ±0.00	1,304.21 ±4.54
Round4	1,345.50 ±5.64	1,322.42 ±9.14	1,304.43 ±12.61	1,280.51 ±21.58	1,335.86 ±0.00	1,061.42 ±0.00	1,325.86 ±6.11
Round5	1,322.06 ±9.33	1,318.04 ±8.23	1,281.22 ±20.41	1,292.60 ±20.99	1,335.60 ±0.00	1,067.93 ±0.00	1,324.26 ±5.22
Round6	1,324.04 ±12.76	1,324.19 ±6.63	1,321.58 ±7.64	1,291.84 ±17.45	1,331.88 ±0.00	1,072.02 ±0.00	1,332.07 ±3.03
Round7	1,323.11 ±15.91	1,302.46 ±6.32	1,275.42 ±16.84	1,278.55 ±12.89	1,319.84 ±0.00	1,079.23 ±0.00	1,306.27 ±4.14
Round8	1,257.81 ±4.75	1,271.49 ±6.78	1,265.91 ±4.62	1,267.84 ±8.55	1,286.15 ±0.00	1,083.70 ±0.00	1,267.97 ±6.93
Round9	1,271.22 ±6.25	1,251.16 ±3.13	1,288.18 ±13.02	1,255.18 ±1.17	1,266.85 ±0.00	1,086.42 ±0.00	1,251.47 ±3.86
Round10	1,269.89 ±31.3	1,288.84 ±0.91	1,288.28 ±1.38	1,274.25 ±4.29	1,288.19 ±0.00	1,088.80 ±0.00	1,282.45 ±3.10
Round11	1,202.66 ±16.94	1,218.78 ±3.77	1,253.18 ±15.28	1,233.56 ±6.49	1,221.32 ±0.00	1,092.13 ±0.00	1,215.62 ±5.67
Round12	1,165.93 ±6.82	1,174.64 ±1.28	1,218.36 ±18.97	1,213.56 ±14.26	1,179.54 ±0.00	1,096.44 ±0.00	1,171.54 ±2.91
Round13	1,134.33 ±6.53	1,159.44 ±2.11	1,192.56 ±24.06	1,362.01 ±0.00	1,160.75 ±0.00	1,148.01 ±8.41	1,100.93 ±0.00
Average	1,279.04 ±7.03	1,273.60 ±3.09	1,267.10 ±11.34	1,274.93 ±7.93	1,285.55 ±0.00	1,075.85 ±2.24	1,272.29 ±1.68
T-Test		0.44	0.41	0.86	0.28	0.00	0.27

จากตารางที่ 2 แสดงราคาเฉลี่ยของทองคำ และค่าจากการพยากรณ์ของราคาทองคำจำนวนรอบละ 10 ผลปรากฏว่า แบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR MLP RBF และ SMOR สามารถพยากรณ์ราคาทองคำได้อย่างเหมาะสม ส่วน SVMR และเทคนิค REPT จะเป็นเส้นตรงที่มีค่าเดียว ซึ่งไม่เหมาะสมกับการพยากรณ์ราคาทองคำ เนื่องจากราคาน้ำมันทองคำมีค่าไม่คงที่ ยิ่งไปกว่านั้น เทคนิค RBF สามารถสร้างแบบจำลองที่พยากรณ์ราคาทองคำที่มีความใกล้เคียงกับราคาทองคำมากที่สุด แต่เทคนิค SVMR สร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำที่ใกล้เคียงกับค่าจริงของราคาทองคำต่ำที่สุด

จากตารางที่ 3 แสดงราคาเฉลี่ยของน้ำมัน และราคาจากการพยากรณ์ของราคาน้ำมันในรอบ 10 วัน ผลปรากฏว่าแบบจำลองที่สร้างจากเทคนิค LR MLP RBF และ SMOR สามารถพยากรณ์ราคาน้ำมันได้อย่างเหมาะสม ส่วน SVMR และเทคนิค REPT จะเป็นเส้นตรง ซึ่งไม่เหมาะสมกับการพยากรณ์ราคาน้ำมัน เนื่องจากราคาน้ำมันเป็นราคาที่ไม่คงที่ เทคนิค MLP สามารถพยากรณ์ได้ใกล้เคียงค่าจริงที่สุด และมีค่าความแตกต่างอย่างไม่มีนัยสำคัญ (T-Test = 0.98) ยิ่งไปกว่านั้นเทคนิค MLP สามารถสร้างแบบจำลองที่พยากรณ์ราคาน้ำมันที่มีความใกล้เคียงกับราคาน้ำมันมากที่สุด แต่เทคนิค SVMR สร้างแบบจำลองที่พยากรณ์ราคาน้ำมันที่ใกล้เคียงกับค่าจริงของราคาทองคำน้อยที่สุด



ตารางที่ 3 ผลการพยากรณ์ราคาน้ำมัน

Rounds	Actual Price	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	44.66 ±0.97	43.95 ±0.25	43.44 ±0.69	49.78 ±2.05	45.20 ±0.38	67.81 ±0.00	43.55 ±0.6
Round2	42.73 ±0.64	41.29 ±0.40	45.47 ±1.82	50.12 ±3.45	41.41 ±0.00	67.80 ±0.00	41.16 ±0.5
Round3	39.65 ±0.90	40.88 ±0.27	44.01 ±1.72	47.32 ±2.51	42.07 ±0.00	67.81 ±0.00	40.87 ±0.26
Round4	43.85 ±2.34	40.89 ±0.17	42.51 ±0.85	48.02 ±3.02	40.89 ±0.00	67.81 ±0.00	40.79 ±0.24
Round5	44.18 ±1.59	45.75 ±0.16	46.03 ±0.31	51.38 ±2.26	45.01 ±0.00	67.83 ±0.00	45.41 ±0.27
Round6	42.94 ±1.18	41.9 ±0.42	44.34 ±0.57	46.99 ±2.20	43.39 ±0.00	67.81 ±0.00	42.20 ±0.38
Round7	43.77 ±1.67	40.86 ±0.35	42.43 ±0.8	45.92 ±1.88	42.00 ±0.00	67.81 ±0.00	40.35 ±0.62
Round8	48.32 ±0.34	47.12 ±0.10	46.40 ±0.27	50.37 ±1.40	46.07 ±0.00	67.81 ±0.00	46.20 ±0.32
Round9	47.32 ±1.28	47.97 ±0.17	45.70 ±1.19	49.24 ±0.46	49.14 ±0.00	67.83 ±0.00	47.13 ±0.54
Round10	42.07 ±0.59	43.43 ±0.46	43.27 ±0.45	46.50 ±0.87	44.59 ±0.00	67.83 ±0.00	43.66 ±0.38
Round11	44.07 ±1.05	41.82 ±0.10	46.22 ±1.69	43.79 ±0.59	42.25 ±0.00	67.84 ±0.00	41.58 ±0.36
Round12	51.06 ±1.12	45.06 ±0.05	45.14 ±0.11	44.02 ±0.36	45.04 ±0.00	67.83 ±0.00	44.00 ±0.6
Round13	52.23 ±0.84	52.27 ±0.26	51.61 ±0.14	84.15 ±0.00	51.44 ±0.00	50.59 ±0.76	67.83 ±52.23
Average	45.14 ±0.50	44.09 ±0.13	45.12 ±0.59	50.58 ±1.05	44.50 ±0.10	66.49 ±0.20	44.98 ±13.81
T-Test		0.10	0.98	0.05	0.36	0.00	0.91

2. การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน

การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAE) ซึ่งเป็นค่าความแตกต่างโดยเฉลี่ยระหว่างราคาจากการพยากรณ์ และราคาจริงของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ และราคาน้ำมัน สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 4 และ 5

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ

Rounds	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	46.90 ±22.27	80.05 ±44.86	8.36 ±2.34	8.62 ±4.11	340.15 ±6.13	26.87 ±13.57
Round2	6.82 ±1.99	97.96 ±51.52	26.04 ±2.82	27.73 ±4.12	278.13 ±4.12	10.53 ±2.48
Round3	36.44 ±13.58	69.08 ±40.98	10.11 ±1.08	11.01 ±1.16	290.82 ±5.12	18.87 ±5.56
Round4	17.30 ±7.86	33.92 ±17.32	7.38 ±0.59	8.87 ±2.67	281.98 ±2.84	6.26 ±2.19
Round5	15.73 ±5.36	49.45 ±30.20	28.55 ±1.51	31.29 ±4.40	256.35 ±4.40	12.71 ±4.18
Round6	8.20 ±3.10	33.03 ±22.62	38.35 ±3.50	41.66 ±3.77	244.25 ±3.77	9.98 ±3.44
Round7	15.18 ±3.92	67.23 ±33.63	39.37 ±4.96	49.81 ±11.82	231.62 ±11.82	14.18 ±3.86
Round8	8.37 ±2.06	53.15 ±23.75	104.47 ±0.81	104.00 ±0.85	172.92 ±0.85	6.35 ±1.32
Round9	17.22 ±10.60	39.78 ±23.72	88.58 ±1.64	84.88 ±5.15	189.08 ±5.15	10.57 ±4.70
Round10	46.90 ±20.15	24.23 ±11.88	111.30 ±13.04	114.16 ±16.99	157.12 ±16.99	35.37 ±17.93
Round11	20.64 ±9.29	60.08 ±33.61	168.54 ±5.13	170.71 ±5.97	97.37 ±5.97	7.05 ±1.49
Round12	7.25 ±1.79	20.29 ±6.83	196.77 ±2.14	193.76 ±2.65	66.82 ±2.65	7.29 ±2.04

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ (ต่อ)

Rounds	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round13	10.23 ±3.43	13.67 ±5.52	225.09 ±2.45	225.09 ±2.45	36.00 ±2.45	18.68 ±6.85
Average	19.78 ±13.81	49.38 ±24.00	80.99 72.54	82.43 ±71.42	184.03 ±4.50	<b>14.21 ±5.35</b>

จากตารางที่ 4 แสดงให้เห็นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำจำนวน 13 รอบ ด้วยเทคนิค SMOR ให้ค่า 14.21 ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำสุด แต่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าเทคนิค SVMR ต่อมาเทคนิค LR ได้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน 19.78 อยู่ในระดับดี

ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาน้ำมัน

Round	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	1.17 ±0.30	1.18 ±0.43	44.04 ±0.42	43.92 ±0.66	9.38 ±17.31	1.23 ±0.42
Round2	0.79 ±0.22	2.83 ±1.09	45.24 ±0.27	45.32 ±0.46	9.73 ±17.79	0.85 ±0.28
Round3	1.23 ±0.40	7.21 ±3.68	47.46 ±0.26	47.40 ±0.56	11.00 ±18.33	1.36 ±0.45
Round4	4.04 ±1.86	0.97 ±0.32	41.54 ±0.76	41.44 ±0.90	9.64 ±15.96	2.95 ±1.62
Round5	1.99 ±0.76	1.90 ±0.65	43.38 ±0.63	43.39 ±0.72	9.59 ±16.90	1.76 ±0.74
Round6	1.02 ±0.44	1.30 ±0.38	43.83 ±0.46	43.81 ±0.49	9.38 ±17.23	1.50 ±0.56
Round7	3.32 ±1.76	7.17 ±3.73	41.14 ±0.67	40.58 ±1.09	10.26 ±15.41	2.12 ±0.98
Round8	0.60 ±0.27	5.35 ±2.69	36.95 ±0.03	36.99 ±0.07	8.34 ±14.40	0.42 ±0.05
Round9	1.63 ±0.87	5.87 ±2.90	38.36 ±0.40	38.83 ±0.85	9.09 ±14.84	0.86 ±0.29
Round10	0.82 ±0.20	0.60 ±0.13	43.17 ±0.15	43.09 ±0.20	8.91 ±17.11	0.60 ±0.14
Round11	1.65 ±0.44	4.40 ±2.10	40.23 ±0.19	40.19 ±0.20	9.21 ±15.54	1.97 ±0.74
Round12	2.77 ±1.65	8.58 ±3.97	32.76 ±0.34	32.77 ±0.43	8.94 ±12.11	3.79 ±2.34
Round13	0.62 ±0.15	0.84 ±0.29	31.39 ±0.35	31.39 ±0.35	6.86 ±12.28	2.08 ±1.11
Average	1.67 ±1.05	3.71 ±2.74	40.73 ±4.56	40.70 ±4.53	9.20 ±1.89	<b>1.65 ±0.75</b>

จากตารางที่ 5 แสดงให้เห็นค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาน้ำมันจำนวน 13 รอบ ด้วยเทคนิค SMOR ให้ค่า 1.65 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน 0.75 ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำสุด เทคนิค LR MLP และ SVMR ให้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อน 1.67, 3.71 และ 9.20 ตามลำดับ ซึ่งจัดอยู่ในระดับดีมาก

### 3. การเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของแบบจำลอง

การเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (RMSE) ซึ่งเป็นการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริงของราคาทองคำ และราคาน้ำมัน สามารถแสดงได้ดังตารางที่ 6 และ 7

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาทองคำ

Rounds	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	48.02 ±21.43	82.20 ±43.96	10.59 ±3.61	11.03 ±5.84	24.05 ±0.66	29.46 ±13.08
Round2	8.19 ±2.14	99.03 ±50.93	26.97 ±2.32	28.54 ±3.50	25.57 ±0.46	12.70 ±2.94
Round3	39.09 ±13.76	73.15 ±40.48	10.92 ±0.94	11.67 ±1.11	27.95 ±0.56	23.57 ±7.70
Round4	18.49 ±7.67	35.45 ±16.67	8.51 ±0.58	10.21 ±2.22	22.37 ±0.90	7.23 ±2.45
Round5	19.16 ±4.81	52.97 ±29.53	29.98 ±1.35	32.49 ±4.76	24.77 ±0.72	14.43 ±3.88
Round6	9.84 ±3.69	36.70 ±21.74	39.01 ±2.93	42.23 ±3.09	25.62 ±0.49	11.96 ±3.91
Round7	18.15 ±4.26	71.74 ±33.46	41.98 ±4.38	52.22 ±10.89	22.80 ±1.09	17.77 ±4.12
Round8	9.52 ±2.49	54.94 ±23.24	104.52 ±0.79	104.04 ±0.85	19.47 ±0.07	8.01 ±1.44
Round9	18.79 ±9.83	40.77 ±23.11	88.80 ±1.62	85.16 ±5.20	21.56 ±0.85	12.37 ±4.58
Round10	50.99 ±18.75	28.68 ±10.94	114.62 ±11.39	116.78 ±15.10	26.05 ±0.20	39.61 ±17.52
Round11	22.39 ±7.88	61.73 ±32.19	168.91 ±4.86	171.03 ±5.65	23.41 ±0.20	8.90 ±1.41
Round12	8.48 ±1.80	22.37 ±6.67	196.86 ±2.10	193.83 ±2.59	16.15 ±0.43	8.58 ±2.09
Round13	13.40 ±2.40	20.98 ±7.99	225.17 ±2.45	225.17 ±2.45	15.07 ±0.35	20.65 ±6.88
Average	21.89 ±14.16	52.36 ±23.34	82.06 ±72.11	83.42 ±71.00	22.29 ±0.31	<b>16.56 ±5.54</b>

จากตารางที่ 6 แสดงให้เห็นค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองในการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริงของราคาทองคำ ผลปรากฏว่าเทคนิค SMOR สามารถสร้างแบบจำลองที่ให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเป็น 16.56 ซึ่งเป็นค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำสุด อยู่ในลำดับดีแต่มีค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานสูงกว่าเทคนิค SVMR ต่อมาเทคนิค LR ให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 21.89 อยู่ในลำดับน้อย

ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาน้ำมัน

Rounds	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round1	1.35 ±0.35	1.39 ±0.45	44.05 ±0.42	43.93 ±0.66	24.07 ±0.65	1.38 ±0.38
Round2	0.92 ±0.23	2.94 ±1.05	45.24 ±0.27	45.32 ±0.45	25.57 ±0.45	0.98 ±0.26
Round3	1.43 ±0.48	7.50 ±3.56	47.47 ±0.26	47.41 ±0.56	27.96 ±0.56	1.57 ±0.50
Round4	4.20 ±1.75	1.15 ±0.42	41.57 ±0.78	41.46 ±0.92	22.41 ±0.94	3.16 ±1.60
Round5	2.26 ±0.67	2.09 ±0.63	43.41 ±0.62	43.41 ±0.71	24.80 ±0.70	2.07 ±0.68
Round6	1.23 ±0.50	1.52 ±0.44	43.84 ±0.45	43.81 ±0.48	25.63 ±0.48	1.73 ±0.56
Round7	3.61 ±1.60	7.34 ±3.61	41.17 ±0.68	40.60 ±1.10	22.84 ±1.12	2.42 ±0.97
Round8	0.73 ±0.25	5.37 ±2.67	36.96 ±0.03	36.99 ±0.07	19.47 ±0.07	0.56 ±0.08
Round9	1.80 ±0.84	5.96 ±2.85	38.37 ±0.40	38.84 ±0.84	21.58 ±0.84	1.03 ±0.34
Round10	0.96 ±0.20	0.69 ±0.16	43.17 ±0.15	43.10 ±0.20	26.05 ±0.20	0.76 ±0.16

### ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองของแบบจำลองในการพยากรณ์ราคาน้ำมัน (ต่อ)

Rounds	LR	MLP	RBF	REPT	SVMR	SMOR
Round11	1.85 ±0.41	4.58 ±1.96	40.23 ±0.19	40.20 ±0.20	23.42 ±0.20	2.58 ±0.72
Round12	3.43 ±1.58	8.76 ±3.84	32.77 ±0.34	32.78 ±0.43	16.18 ±0.44	4.37 ±2.23
Round13	0.72 ±0.15	0.96 ±0.27	31.40 ±0.35	31.40 ±0.35	15.08 ±0.35	2.19 ±1.07
Average	<b>1.88</b> ±1.12	3.87 ±2.74	40.74 ±4.57	40.71 ±4.53	22.31 ±0.32	1.91 ±0.73

จากตารางที่ 7 แสดงให้เห็นค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง ในการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริงของราคาทองคำ ผลปรากฏว่าเทคนิค LR สามารถสร้างแบบจำลองที่ให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองต่ำสุดเท่ากับ 1.88 รองลงมาคือ เทคนิค SMOR ให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองเท่ากับ 1.91 แต่แบบจำลองจากเทคนิค LR มีค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสองสูงกว่าแบบจำลองจากเทคนิค SMOR อย่างไม่มีนัยสำคัญเมื่อทดสอบด้วย T-Test One Pair เท่ากับ 0.09

### วิจารณ์และสรุป

ในการศึกษาและพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำและราคาน้ำมัน โดยแบบจำลองที่ใช้ประกอบด้วย ผลการพยากรณ์ และผลการทดลองพบว่า เทคนิค MLP สามารถพยากรณ์ราคาทองคำใกล้เคียงกับราคาทองคำจริง ส่วน RBF สามารถพยากรณ์ราคาทองคำใกล้เคียงกับราคาน้ำมันดิบ อย่างไรก็ตามเมื่อทำการประมวลผลความผิดพลาดในการพยากรณ์ ด้วย MAE และ RMSE พบว่า เทคนิค SMOR มีความเหมาะสมมากที่สุดในการพยากรณ์ราคาทองคำ ด้วยค่า MAE เท่ากับ 14.21 และค่า RMSE เท่ากับ 16.56 ซึ่งให้ผลเหมือนกับงานของ Yang, J. -F., Zhai, Y. -J., Xu, D. -P., and Han, P. [7] ในการพยากรณ์จำนวนของจุดบอดบนดวงอาทิตย์ พบว่า SMOR ได้ผลการทดลองดีกว่า SVMR และ Neural Network

### กิตติกรรมประกาศ

ผู้วิจัยขอขอบคุณเว็บไซต์ [www.gold.org](http://www.gold.org) และ [www.opec.org](http://www.opec.org) และคณาจารย์คณะวิทยาการสารสนเทศ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลและคำปรึกษาในการดำเนินงานวิจัยครั้งนี้

### References

- [1] Khashman, A. and Nwulu, N. I. (2011). Support Vector Machines Versus Back Propagation Algorithm for Oil Price Prediction. **8<sup>th</sup> International Symposium on Neural Networks, ISSN 2011 Guilin, China, May/June 2011 Proceedings, Part III**. Vol. 6677, Liu, D., Z.H., Polycarpou M., Alippi C., He H. (eds) Ed., ed: Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 530-538

- [2] Dubey, A. D. (2016). Gold Price Prediction Using Support Vector Regression and ANFIS Models. **2016 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI)**. pp. 1-6. DOI: 10.1109/ICCCI.2016.7479929
- [3] Zainal, N. A. and Mustaffa, Z. (2016). Developing A Gold Price Predictive Analysis Using Grey Wolf Optimizer. **2016 IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED)**. pp. 1-6. DOI: 10.1109/SCORED.2016.7810031
- [4] Christina, C. and Umbara, R. F. (2015). Gold Price Prediction Using Type-2 Neuro-Fuzzy Modeling and ARIMA. **2015 3<sup>rd</sup> International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)**. pp. 272-277. DOI: 10.1109/ICoICT.2015.7231435
- [5] Kanokkarn, M. (2014). Study of the Appropriate Forecasting Methods for Consumer Product Demand of a Public Company. **Journal of Business Administration The Association of Private Education Institutions of Thailand**. Vol. 3, No. 1, pp. 12-21
- [6] Mombeini, H. and Yazdani-Chamzini, A. (2015). Modeling Gold Price Via Artificial Neural Network. **Journal of Economics, Business and Management**, Vol. 3, No.7, pp. 699-703. DOI: 10.7763/JOEBM.2015.V3.269
- [7] Yang, J. -F., Zhai, Y. -J., Xu, D. -P., and Han, P. (2007). SMO Algorithm Applied in Time Series Model Building and Forecast. **2007 International Conference on Machine Learning and Cybernetics**. pp. 2395-2400
- [8] World Gold Council. (2016). **The Market Development Organisation for the Gold Industry**. Access (30 January 2017). Available (<http://www.gold.org>)
- [9] Organization of the Petroleum Exporting Countries. (2016). **Monthly Oil Market Report**. Access (30 April 2017). Available ([http://www.opec.org/opec\\_web/en/](http://www.opec.org/opec_web/en/))
- [10] Ongsritrakul, P. and Soonthornphisaj, N. (2003). Apply Decision Tree and Support Vector Regression to Predict the Gold Price. **Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003**. Vol. 4, pp. 2488-2492. DOI: 10.1109/IJCNN.2003.1223955
- [11] KangaraniFarahani, M. and Mehralian, S., (2013). Comparison Between Artificial Neural Network and Neuro-Fuzzy for Gold Price Prediction. **2013 13<sup>th</sup> Iranian Conference on Fuzzy Systems (IFSC)**. pp. 1-5. DOI: 10.1109/IFSC.2013.6675635
- [12] Xie, W., Yu, L., ShanyingXu, and Wang, S. (2006). A New Method for Crude Oil Price Forecasting Based on Support Vector Machines. **International Conference on Computational Science**. Computational Science- ICCS 2006. pp. 444-451. DOI: 10.1007/11758549\_63
- [13] Nwulu, N. I. (2017). A Decision Trees Approach to Oil Price Prediction. **2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)**. pp. 1-5. DOI: 10.1109/IDAP.2017.8090313

- [14] Peña, M. A., Brenning, A., and Liao, R., (2017). Classifying Fruit-Tree Crops by Landsat-8 time series. **2017 First IEEE International Symposium of Geoscience and Remote Sensing (GRSS-CHILE)**. pp. 1-4. DOI: 10.1109/GRSS-CHILE.2017.7995998
- [15] Frank, E. (2014). **Fully Supervised Training of Gaussian Radial Basis Function Networks in WEKA**. Department of Computer Science University of Waikato.
- [16] Elomaa, T. and Kaariainen, M. (2001). An Analysis of Reduced Error Pruning. **Journal of Artificial Intelligence Research**. Vol. 15, Issue 1, pp. 163-187
- [17] Chang, C. -C. and Lin, C. -J. (2011). LIBSVM : A Library for Support Vector Machines. **ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)**. Vol. 2, Issue 3, pp. 1-27. DOI: 10.1145/1961189.1961199
- [18] Shevade, S. K., Keerthi, S. S., Bhattacharyya, C., and Murthy, K. R. K. (2000). Improvements to the SMO Algorithm for SVM Regression. **IEEE Transactions on Neural Networks**. Vol. 11, No. 5, pp. 1188-1193. DOI: 10.1109/72.870050