การศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก โดยวิธีบูสแตรปและแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Comparing the Effectiveness of Predict Model for Price Return of World Gold by Employing Bootstrap and Artificial Neural Network

ภูริพงศ์ อัครานุชาต[1] , สมพร ปั่นโภชา[2] และ บำรุง พ่วงเกิด[3]

[1]หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมการเงิน มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, phuripong.akk@gmail.com

[2] อาจารย์ประจำ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย, sompon_punpocha@yahoo.com

[3]อาจารย์ประจำ ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง, bumroong.pu@kmitl.ac.th

---

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกโดยวิธีบูสแตรปและโครงข่ายประสาทเทียม ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษา คือราคาทองโลกปิดรายวัน และข้อมูลทางเทคนิคตลอดช่วงเวลาตั้งแต่ 1 มกราคม 2550 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2561 รวมทั้งสิ้น 3,120 วัน ซึ่งผู้ศึกษาได้ทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 กลุ่ม คือ 2,860 วัน ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองและ 260 วัน ที่เหลือสร้างแบบจำลองสร้างค่าพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำขึ้นมาและเปรียบเทียบความมีประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ในการศึกษาทดลองพยากรณ์วิธีบูสแตรป จากการคำนวณตามหลักทฤษฎี ซึ่งใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีความน่าเชื่อถือในอดีต (Representative Sample) ช่วยให้สามารถคำนวณถึงคุณลักษณะต่างๆทางสถิติของกลุ่มประชากรได้อย่างน่าเชื่อถือเป็นแบบจำลองแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non-parametric) และทำการหา Bootstrap Variable จากค่า Error Vector และค่าต่างๆที่คำนวณได้ เพื่อนำมาหาผลตอบแทนราคาทองคำ และใช้วิธี Bootstrapping Simulation สำหรับหา Return Distribution ของผลตอบแทนราคาทองคำ และค่าที่คำนวณได้นำมาพยากรณ์โดยเลือกแบบจำลองที่มีค่า RMSE ต่ำที่สุด 5 อันดับแรกซึ่งให้ค่าเท่ากับ 43.88 , 49.40, 49.86, 47.08, 51.26 ตามลำดับ และ MAPE น้อยที่สุดเท่ากับ 2.93, 3.20, 3.04, 3.34, 3.37 จากน้อยไปมากตามลำดับ

ในการศึกษาทดลองพยากรณ์วิธี โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perception, MLP) ประกอบไปด้วยชั้นนำข้อมูลเข้า ชั้นซ่อนเร้นและชั้นผลลัพธ์ โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อยกลับ (Back Propagation) มาใช้พิจารณาออกแบบโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพสูง เป็นแบบจำลองแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non-parametric) โดยใช้หลักการเรียนรู้ของแบบจำลองในการสร้างความสัมพันธ์ของค่าน้ำหนักของโครงสร้างภายในโครงข่าย ซึ่งมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพในการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลโดยแบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร้นจำนวน 2 ชั้นซ่อนเร้นก็เพียงพอต่อการแก้ปัญหาต่างๆต่างได้ ซึ่งจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นมีผลต่อประสิทธิภาพในการคำนวณ และพยากรณ์โดยเลือกโครงข่ายแบบจำลองที่มีค่า RMSE น้อยที่สุด 5 อันดับแรกซึ่งให้ค่าเท่ากับ 14.67, 15.61, 16.39, 19.06 , 23.57 ตามลำดับ และค่า MAPE น้อยที่สุดเท่ากับ 0.93, 0.98, 1.13, 1.37, 1.52 จากน้อยไปมากตามลำดับ

การเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก ระหว่างแบบจำลองบูสแตรป และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยนำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกันตามเกณฑ์ที่กำหนด โดย Model ที่ดีที่สุดของแบบจำลองวิธีบูสแตรปให้ค่า RMSE: 43.88, MAPE: 2.93 และ MAE: 37.32 และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า RMSE: 15.61, MAPE: 0.93 และ MAE: 12.07 จะเห็นว่า การศึกษาครั้งนี้ให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าประสิทธิภาพดีกว่าโดยมีค่า RMSE ,MAE และ MAPE มีค่าต่ำกว่าแบบจำลองบูสแตรป ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก

คำสำคัญ: บูสแตรป, โครงข่ายประสาทเทียม , การพยากรณ์

ABSTRACT

The objective of this study is to compare the forecasting performance of the world gold price return by the bootstrap method and the artificial neural network. Information used in the study is the world gold price closed daily and technical information. Throughout the period from January 1, 2007 to December 31, 2018, a total of 3,120 days. The study has divided the data into two groups: 2,860 days for modeling and 260 days for the rest created a model to generate predictions for gold price returns and then compare the efficiency of the model.

In the study of forecasting of bootstrap on theoretical calculations which uses a sample that is consistent in the past representative samples in helping to reliably calculations the statistical features of the population. It is as a non-parameter model. The bootstrap variables from error vector and simulation for 10,000 iterations have been performed in order to find the return distribution of gold price returns. Results of the forecasting from the bootstrap model with the root mean square error (RMSE) of the best of 5 models, the values are 43.8874, 49.4084, 49.8692, 47.0801, 51.2655 respectively and the minimum absolute percentage errors (MAPE) are 2.93, 3.20, 3.04, 3.34, 3.37, respectively.

Artificial neural network method consists of input layer, hidden layer and output layer employing learning back propagation method for high efficiency prediction. It is a non-parameter model by using the learning principles to create the relationship of the weight values of the structure within the network. The model is flexible and effective in creating the relationship of the data. The method with 2 hidden layers is enough to solve various problems and number of neural in each hidden layer is moreover affecting the efficiency of calculations. The results from the model predicts the root mean square errors (RMSE) of the top 5 are 14.6785, 15.6151, 16.3905, 19.0690, 23.5769, respectively. Percentages of the minimum absolute errors (Mean absolute percentage errors: MAPE) are at least 0.93, 0.98, 1.13, 1.37, 1.52, respectively.

On the test results in comparing the forecast of the world gold price return between the bootstrap model and artificial neural network models, the best model of each method is comparing according to the criteria by using RMSE, MAPE and MAE values. The criteria RMSE: 43.88, MAPE: 2.93 and MAE: 37.32 is for the bootstrap model and RMSE: 15.61, MAPE: 0.93 and MAE:12.07 for the artificial neural network model. In this study The

artificial neural network model has better performance with RMSE, MAE and MAPE values better than the bootstrap model according to the performance measurement criteria of the model for predicting world gold price returns.

Keywords: Forecast, Bootstrap, Artificial Neural Network

1. บทนำ

ในอดีตที่ผ่านมา แรงจูงใจในการจับจองเป็นเจ้าของทองคำเพื่อเป็นการป้องกันความเสี่ยงในการลงทุนในขณะที่ตลาดหุ้นทั่ว โลกกำลังอยู่ในภาวะตกต่ำและเมื่อค่าเงินดอลลาร์สหรัฐฯ ในตลาดโลกถึงคราวตกต่ำ ทองคำได้เข้ามามีบทบาทในการช่วยกู้สถานการณ์จากภาวะวิกฤตดังกล่าวจึงทำให้เกิดแรงจูงใจในการครอบครองทองคำเพื่อการลงทุน ส่งผลต่ออุปสงค์และอุปทาน นักลงทุนจึงหันมาลงทุนในตลาดทองคำเพื่อสร้างความมั่งคั่ง (นายปรียวิศว์ ทองศรีสุนทร บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต การเงิน มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย 2553)

ในปัจจุบันกระแสการลงทุนในทองคำได้รับความนิยมอย่างมากไม่แพ้การลงทุนประเภทอื่น จากแนวโน้มราคาทองคำในตลาดโลกที่ยังมีโอกาศปรับตัวเพิ่มได้อีก เป็นผลมาจากปริมาณความต้องการทองคำในอุตสาหกรรมเครื่องประดับ การใช้ทองคำเป็นเงินทุนสำรองระหว่างประเทศ รวมถึงความต้องการเงินทุนในทองคำรูปแบบต่างๆ ในขณะที่อุปทาน(Supply) ยังคงทรงตัวและมีแนวโน้มลดลง เมื่ออุปทานของทองคำมีน้อยกว่าอุปสงค์ (Demand) ย่อมส่งผลในทางทิศบวกต่อราคาทองคำให้มีแนวโน้มปรับตัวสูงขึ้นได้ สอดคล้องกับงานวิจัยของสถาบันการเงินต่างประเทศทั้งของ Morgan Stanley, Goldman Sachs และ Deutsche Bank ที่ต่างก็มองราคาทองคำเป็นแนวโน้มขาขึ้นระยะยาว (การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลกระทบต่อราคาทองคำในตลาดโลก (นางสาววีรกร พิทยานนท์ คณะเศรษฐศาสตร์ธุรกิจ มหาลัยธรรมศาสตร์ 2553

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก โดยใช้วิธีบูสแตรปและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากการใช้ข้อมูลราคาทองคำในอดีต และข้อมูลปัจจัยทางเทคนิคที่มีผลต่อราคาทองคำ ในการสร้างและเลือกแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์แนวโน้มราคาทองคำ เพื่อนำค่าจากการพยากรณ์นั้นมาใช้ประโยชน์ในการวางแผน การตัดสินใจ การเตรียมป้องกันความเสี่ยงหรือสร้างผลกำไรจากการคาดการณ์ในอนาคต หรือใช้ทดสอบความมีประสิทธิภาพของตลาดต่อไป

3. การดำเนินการวิจัย

ในการศึกษาการเปรียบเทียบวิธีบูสแตรป และโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ราคาทองคำ โดยศึกษาการพยากรณ์โดยวิธีบูสแตรปแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ และ จำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมและนิวรอนที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาทองคำ ที่ให้ค่าความถูกต้องสูงสุด และโครงสร้างแบบไหนที่เหมาะสมต่อการพยากรณ์ราคาทองคำมากที่สุด

การเก็บรวบรวมข้อมูล

การรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งหมายถึงข้อมูลที่มีผู้อื่นรวบรวมไว้ให้แล้ว โดนใช้ราคาปิดรายวันของราคาทองคำโลก และข้อมูลปัจจัยต่างๆย้อนหลัง 10 ปี ตั้งแต่ ตั้งแต่ 1 มกราคม 2550 ถึงวันที 31 ธันวาคม 2561 รวมทั้งสิ้น 3,120 ข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้มาจากฐานข้อมูลของโปรแกรม Aspen

วิธีบูสแตรป

นำข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำของข้อมูลชุดแรกคือ 1 ถึง 2,860 ใช้ในการสร้างแบบจำลอง โดยหาผลตอบแทน และ ตัวแปรบูสแตรป (Error vector) นำมาพยากรณ์โดยการ Simulated ในช่วงข้อมูลชุดที่สองคือ 2,861 ถึง 3,120 โดยใช้โปรแกรม Excel ตามขั้นตอนดังนี้

1. นำข้อมูลในชุดแรกทำการหา Return ที่ได้ในแต่ละช่วงเวลา

$$r_t = \ln(P_t / P_{t+1})$$

2. นำข้อมูลในชุดแรกทำการหา Mean return of population ($\bar{\mu}$) , Standard deviation (SD) ,Number of sample (T)
3. หาค่า Z โดยที่ค่าเป็น Random variable of error term $[Z \square N(0,1)]$
4. หาค่า Mean return of population บวกกับค่า Error term จากตัวแปร ข้อ 2 และ 3
5. หาค่า Error vector (Bootstrap variable : ε) จาก Return ในแต่ละช่วงเวลา ลบกับค่า Mean return of population ($\bar{\mu}$)
6. ทำการหาค่า Return จาก Mean return of population บวกกับ Error term บวกกับ Bootstrap Variable โดยที่ค่า Bootstrap variable ทำการสุ่มจากช่วงเวลาทั้งหมดของข้อมูลชุดแรก
7. ทำการ Generating ผลตอบแทนราคาทองคำจาก

$$P_{t+1} = P_t \times \exp(r_{t+1})$$

โดยที่ราคา P_t เป็นผลตอบแทนราคาทองคำวันสุดท้ายของข้อมูลชุดแรก

จากนั้นทำการ Bootstrapping Simulation 10,000 iterations เพื่อทำการหา Return of Distribution

8. หาแบบจำลองบูสแตรปโดยการ Sampling ที่มีการคำนวณ Root Mean square Error (RMSE) ที่ต่ำสุดของแต่ละจำลองเลือกแบบจำลองที่มีค่า RMSE ต่ำที่สุด 5 จำลอง

คำนวณค่า MEA (Mean Absolute) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ของแต่ละแบบจำลองทั้ง 5 แบบจำลองการวิจัย การสร้างเครื่องมือที่ใช้ในการเก็บรวบรวมข้อมูล การหาคุณภาพ การตรวจสอบความเที่ยงตรงของเครื่องมือ ตลอดจนรูปแบบเทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูล และค่าสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์และสรุปผลการวิจัย เป็นต้น

วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

แสดงค่าของตัวแปรต่างๆ ที่เลือกใช้ในการฝึกระบบโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวแปร	ค่าที่ใช้
Tranfer Function ของ Hidden Layer	Sigmoind Function
Tranfer Function ของ Output Layer	Pure Linear
Training Function	Back Propagation
Epochs	5000
Learning	0.001
Performance	Root Mean Square Error

นำตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา มาใช้ในการพิจารณาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ผลลัพธ์จากการทดสอบ และการฝึกระบบ การศึกษาครั้งนี้สร้างค่าพยากรณ์โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer perception, MLP) ประกอบไปด้วยชั้นนำข้อมูลเข้า ชั้นซ่อนเร้นและชั้นผลลัพธ์ ซึ่งรูปแบบนี้เพียงพอต่อการฝึกให้แก้ปัญหาต่างๆได้ และใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อยกลับ (Back Propagation) ซึ่งการพิจารณาเลือกฟังชั่นถ่ายโอนในชั้นนำข้อมูลละชั้นซ่อนเร้น พิจารณาจากภาพรวมการฝึกอบรม หากฟังก์ชั่นที่เลือกใช้ให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบ (Train) ที่ดีขึ้นเรื่อยๆ หลังจากผ่านไปหลายรอบการเรียนรู้ (Epochs) โดยขั้นนี้มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม จำนวนข้อมูลในการออกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม คือ

1.1 Training set จำนวน 2,860 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 91 ของข้อมูลทั้งหมด

1.2 Test set จำนวน 260 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 9 ของข้อมูลทั้งหมด

2. สร้างโครงข่าย จำนวนทั้งสิ้น n X h โครงข่าย โดยกำหนดให้ จำนวน Input Node เท่ากับ 1, 2, 3,….,n และในแต่ละชุดของ Input Node มี Hidden Node เท่ากับ 1,2,3,….,h ดังนี้

2.1 พิจารณาจำนวนวันที่กำหนดใช้เป็นค่าเพดานของจำนวนนิวรอนในขั้นนำเข้าข้อมูล (Input Layer)

2.2 พิจารณากำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) จาก Rule of Thumbs สามารถกำหนดช่วงของจำนวนนิวรอนได้ดังนี้

กำหนดให้ Input Neural (n) = 4

ดังนั้น เพดานของ Hidden Layer = 2 X 4 +1 มีค่าเท่ากับ 9 นิวรอน การเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม เลือกจำนวนนิวรอนในชั้นนำข้อมูลเข้า (Input Node) มีค่าเท่ากับ 4 และจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Layer) กับ 9 รวมจำนวนโครงข่ายที่ใช้ทดสอบทั้งสิ้น 4 X 9 X 9 เท่ากับ 324 โครงข่าย

2.3 กำหนดจำนวนนิวรอนในชั้นข้อมูลผลลัพธ์ (Output Layer) กำหนดตามรูปแบบผลลัพธ์ที่ต้องการ การวิจัยนี้ใช้ผลลัพธ์คือค่าพยากรณ์ 1 วันถัดไป เพราะฉะนั้นจำนวนนิวรอนในชั้นนี้มีค่าเท่ากับ 1 นิวรอน

3. ฝึกโครงข่ายทั้ง n X h โครงข่ายด้วยชุด Training Set ในขั้นตอนที่ 1 จากการเรียนรู้ โดยใช้ Test set ฝึกให้กับโครงข่าย และหาผลที่พยากรณ์ของโครงข่าย

4. ทำการคำนวณ Root Mean square Error (RMSE) และหาค่า RMSE ที่ต่ำสุดของแต่ละโครงข่าย

5. เลือกโครงข่ายที่มีค่า RMSE ต่ำที่สุด 5 โครงข่าย

6. คำนวณค่า MAE (Mean Absolute Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) แต่ละแบบจำลอง

เกณฑ์เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก ระหว่างแบบจำลองบูสแตรปและ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้เกณฑ์ในการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำ ดังนี้

1. Root Mean Square Error : RMSE หรือ ค่ารากที่สองของ MSE ถูกใช้เป็นค่าประเมินค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (Standard deviation of forecast error)

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^{r} \frac{1}{T}(Y_t^a - Y_t^s)^2}$$

2. Mean Absolute Percentage Error : MAPE หรือ ค่าเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย โดยมากใช้ในการวัดความแม่นยำที่ต้องการเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{T}\left|\frac{(Y_t^a - Y_t^s)}{Y_t^a}\right|$$

3. Mean Absolute Error : MAE หรือ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย มีไว้วัดการกระจายของข้อมูล ว่าข้อมูลมีการกระจายห่างจากการเฉลี่ยเป็นเท่าไหร่

$$MAE = \frac{1}{T}\sum_{i=1}^{r}|Y_t^s - Y_t^a|$$

โดยที่ Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง ณ เวลาที่ t

Y_t^s คือ ค่าประมาณจากแบบจำลอง ณ เวลาที่ t

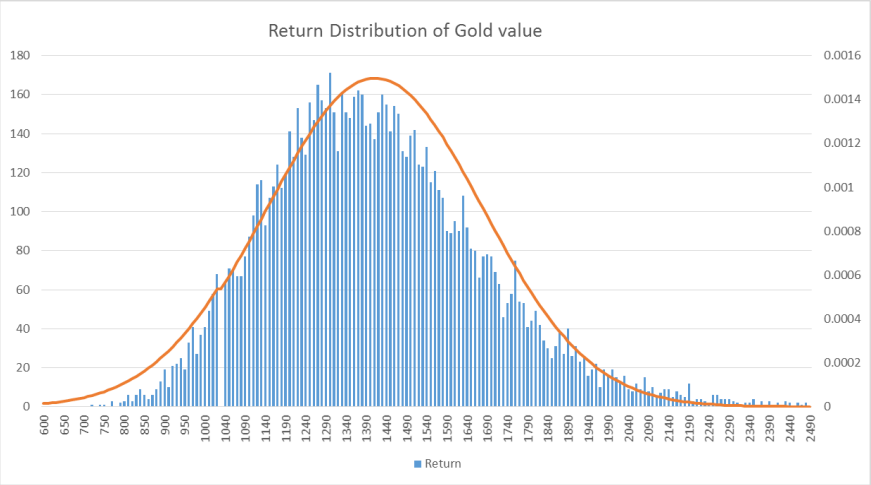
T คือ จำนวนเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

โดยการเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกระหว่างแบบจำลองบูสแตรป และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และนำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกันตามเกณฑ์ที่กำหนดเพื่อหาแบบจำลองที่ดีที่สุดระหว่างสองวิธี

4. ผลการวิจัย

จากการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกด้วยวิธีบูสแสตป และ โครงข่ายประสาทเทียม ที่นำมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างสองแบบจำลองโดยใช้ค่า การทดสอบประสิทธิภาพและความแม่นยา โดยใช้เกณฑ์ในการวัดด้วยค่าสถิติ 3 ค่า ได้แก่ ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) ค่ารากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเปอร์เซ็นต์ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) โดยเลือกสุ่มแบบจำลองที่มีค่า RMSE , MAE และ MAPE ต่ำที่สุด อย่างละ 5 แบบจำลองเพื่อนำมาเปรียบเทียบและวัดประสิทธิภาพ

แบบจำลองการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกโดยวิธีบูสแตรป



รูปที่ 1 แสดง Distribution ของผลตอบแทนราคาทองคำโลกของแบบจำลองบูสแตรป

ตารางที่ 1 สรุปผลการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำของวิธีบูสแตรป

BootStapping Sim	MAE	RMSE	MAPE
Bootstrapping Sim1	38.5489963	47.08009035	3.04%
Bootstrapping Sim2	42.79515718	49.86927822	3.37%
Bootstrapping Sim3	42.37480422	51.26558519	3.34%
Bootstrapping Sim4	37.32252186	43.88748782	2.93%
Bootstrapping Sim5	40.36911956	49.40844172	3.20%

ผลการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำจากแบบจำลองบูสแตรปที่ให้ค่า Root mean square error (RMSE) ต่ำที่สุด 5 แบบจำลอง ที่ได้จากการคำนวณและพยากรณ์ข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำโลก จำนวน 260 วัน โดยทำการพยากรณ์ที่วันถัดไปจนครบ 260 วันแล้วทำการเปรียบเทียบค่าเปอร์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ของทั้ง 5 แบบจำลองที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด พบว่า

ผลการทดสอบแบบจำลองบูสแตรปที่ 4 การพยากรณ์ข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำโลก จากกลุ่มตัวอย่างสามารถให้ค่าเบียงเบนของความผิดผลาด (RMSE) เท่ากับ 43.88749 ,ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ต่ำที่สุด เท่ากับ 2.93 % และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MEA) เท่ากับ 37.32252ของวิธีบูสแตรป

แบบจำลองการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกโดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

รูปที่ 2 ผลการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

ตารางที่ 2 สรุปผลการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

Hidden Layer Size	MSE	RMSE	MAE	MAPE
[5,6]	333.9977	18.2756	13.5281	1.1263
[7,8]	650.2688	25.5003	20.2776	1.7155
[6,8]	352.6764	18.7796	13.6301	1.1852
[3,9]	334.6064	18.2922	13.0036	1.146
[9,6]	323.4318	17.8942	13.5862	1.1995

จากนั้นนำแบบจำลองโครงข่ายที่ได้จากการฝึกที่ให้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ต่ำสุดทั้ง 5 โครงข่าย มาพยากรณ์ข้อมูลกลุ่มนอกเหนือจากกลุ่มตัวอย่าง (Out of Sample) จำนวน 260 วัน แล้วทำการเปรียบเทียบค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ของทั้ง 5 โครงข่าย

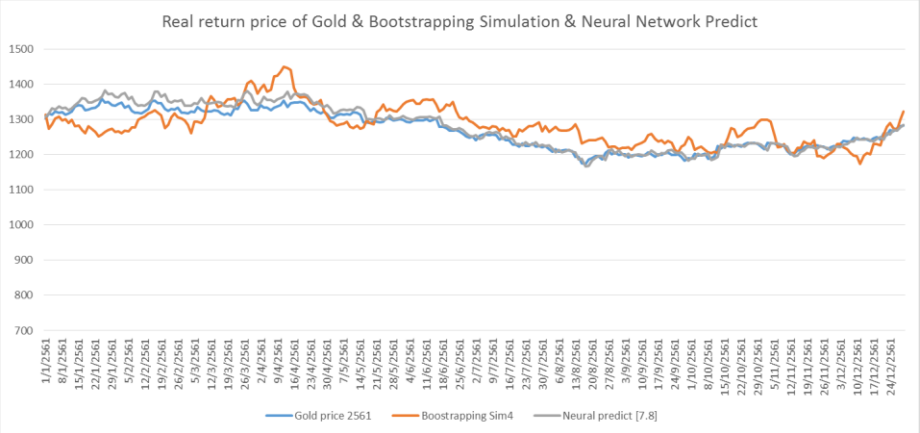
ตารางที่ 3 สรุปผลการวัดประสิทธิภาพและความแม่นยำของวิธีโครงข่ายประสาทเทียม

Neural Network Predict	MAE	RMSE	MAPE	Hidden Layer Size
Neural Network Predict 1	12.2981	14.6785	0.98%	[5,6]
Neural Network Predict 2	12.07182	15.61519	0.93%	[7,8]
Neural Network Predict 3	14.31778	16.39054	1.13%	[6,8]
Neural Network Predict 4	17.3546	19.06903	1.37%	[3,9]
Neural Network Predict 5	18.75553	23.57694	1.52%	[9,6]

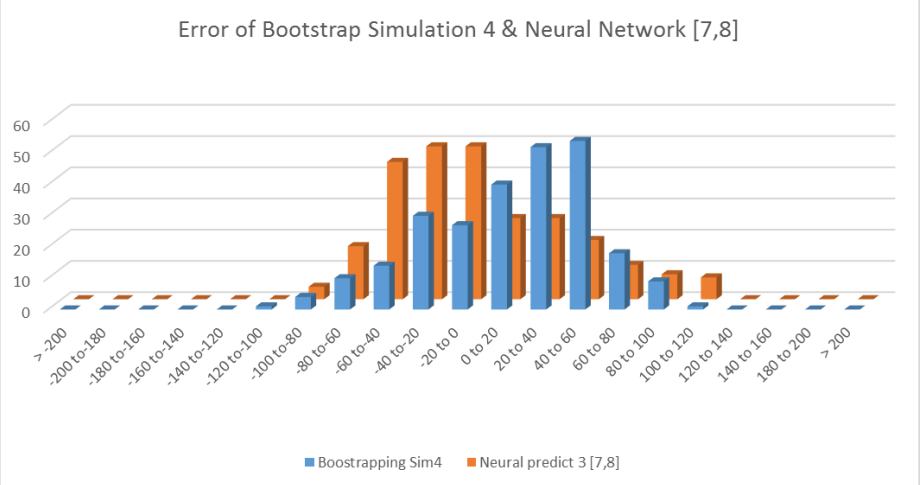
จากแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า Root mean square error (RMSE) ต่ำที่สุด 5 โครงข่าย ที่ได้จากการฝึก และพยากรณ์ข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำโลก จำนวน 260 วัน โดยทำการพยากรณ์ที่วันถัดไปจนครบ 260 วันแล้วทำการเปรียบเทียบค่าเปอร์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ของทั้ง 5 โครงข่ายประสาทเทียมที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด พบว่า

ผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม [7,8] ในการพยากรณ์ข้อมูลผลตอบแทนราคาทองคำโลกจากกลุ่มตัวอย่าง สามารถให้ค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ต่ำที่สุด เท่ากับ 0.93 % และค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MEA) เท่ากับ 12.07182

การเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก ระหว่างแบบจำลองบูสแตรป และ แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จะนำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกันตามเกณฑ์ที่กำหนด ได้ผลดังนี้



รูปที่ 3 แสดงผลตอบแทนราคาทองคำจริง,ค่าพยากรณ์โดยวิธีโครงข่ายประสาทเทียมแบบจำลองที่ 2 [7,8] และแบบจำลองบูสแตรปที่ 2 ที่ดีที่สุดจากการเกณฑ์การวัด



รูปที่ 4 แสดงผลค่าความผิดพลาดผลตอบแทนราคาทองคำของการพยากรณ์แบบจำลองบูสแตรปที่ 4และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่ 2 [7,8]

จากการศึกษาวิจัยนี้ ของการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกที่ได้ของทั้งสอง Model ที่ดีที่สุดของแบบจำลองโดยวิธีบูสแตรปและโครงข่ายประสาทเทียมจะเห็นว่า ค่าประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าประสิทธิภาพดีกว่าโดยมีค่า RMSE ,MAE และ MAPE ที่มีค่าต่ำกว่า แบบจำลองบูสแตรป ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลอง

5. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำ โดยใช้วิธีบูสแตรปและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม จากการใช้ข้อมูลราคาปิดรายวันของผลตอบแทนราคาทองคำโลก และตัวแปรวิเคราะห์ข้อมูลทางเทคนิค ตลอดช่วงเวลาตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2550 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม 2561 รวมทั้งสิ้น 3,120 วัน ซึ่งผู้ศึกษาได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ 2,860 วันแรก ใช้สำหรับคำนวณและสร้างแบบจำลองเป็นกลุ่มที่ 1 และสำหรับการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำเป็นกลุ่มที่ 2 โดยการพยากรณ์ข้อมูลทั้ง 260 วัน จากนั้นหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ,ค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (RMSE) และ ค่าคลาดเคลื่อนสมบูรณ์เฉลี่ย (MAE) ของแต่ละแบบจำลอง เพื่อใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นๆ และนำมาเปรียบเทียบระหว่างวิธีบูสแตรปและวิธีโครงข่ายประสาทเทียม โดยแต่ละส่วนของงานวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

ในการทดลองพยากรณ์วิธีบูสแตรป จากการคำนวณตามหลักทฤษฎี ซึ่งใช้กลุ่มตัวอย่างที่มีความน่าเชื่อถือในอดีต (Representative Sample) ช่วยให้เราสามารถคำนวณถึงคุณลักษณะต่างๆทางสถิติของกลุ่มประชากรได้อย่างน่าเชื่อถือเป็นแบบจำลองแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non-parametric) และทำการหา Bootstrap variable และ Simulation 10,000 iterations เพื่อหา Return Distribution ของผลตอบแทนราคาทองคำ และพยากรณ์โดยเลือกแบบจำลองที่มีค่ารากของความผิดพลาดยกกำลังสอง (Root mean square error : RMSE) น้อยที่สุด 5 อันดับแรกซึ่งให้ค่าเท่ากับ 43.8874 , 49.4084, 49.8692, 47.0801, 51.2655 ตามลำดับ และค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean absolute percentage error : MAPE) น้อยที่สุดเท่ากับ 2.93, 3.20, 3.04, 3.34, 3.37 ตามลำดับ

ในการทดลองพยากรณ์วิธีโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพสูงเนื่องจากเป็นแบบจำลองแบบไม่ใช้พารามิเตอร์ (Non-parametric) โดยใช้หลักการเรียนรู้ของแบบจำลองในการสร้างความสัมพันธ์ของค่าน้ำหนักของโครงสร้างภายในโครงข่าย ซึ่งมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพในการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูลโดยแบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร้นจำนวน 2 ชั้นซ่อนเร้นก็เพียงพอต่อการแก้ปัญหาต่างๆต่างได้ ซึ่งจำนวนนิวรอนในแต่ละชั้นซ่อนเร้นมีผลต่อประสิทธิภาพในการคำนวณ และพยากรณ์โดยเลือกโครงข่ายแบบจำลองที่มีค่ารากของความผิดพลาดยกกำลังสอง (Root mean square error : RMSE) น้อยที่สุด 5 อันดับแรกซึ่งให้ค่าเท่ากับ 14.6785 , 15.6151, 16.3905, 19.0690 , 23.5769 ตามลำดับ และค่าเปอร์เซ็นต์ความผิดพลาดเฉลี่ยสมบูรณ์ (Mean absolute percentage error : MAPE) น้อยที่สุดเท่ากับ 0.93, 0.98, 1.13, 1.37, 1.52 ตามลำดับ

การเปรียบเทียบการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก ระหว่างแบบจำลองบูสแตรป และแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ผู้วิจัยนำแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพที่ดีที่สุดของแต่ละวิธีมาเปรียบเทียบกันตามเกณฑ์ที่กำหนด โดย Model ที่ดีที่สุดของแบบจำลองวิธีบูสแตรปให้ค่า RMSE: 43.88, MAPE: 2.93 และ MAE: 37.32 และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมให้ค่า RMSE: 15.61, MAPE: 0.93 และ MAE: 12.07 จะเห็นว่า การศึกษาครั้งนี้ให้ประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมีค่าประสิทธิภาพดีกว่าโดยมีค่า RMSE ,MAE และ MAPE มีค่า

ต่ำกว่าแบบจำลองบูสแตรป ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลก

ข้อเสนอแนะ

ในการศึกษาครั้งนี้พบว่าพบว่าการสร้างแบบจำลองบูสแตรป ควรมีจำนวน iteration ที่มากพอ (มากกว่า 1,000 iteration ขึ้นไป) ตามทฤษฎีแล้วจะทำให้เราสามารถมองเห็นขอบเขตของการกระจายตัว (Distribution) ของกลุ่มชุดข้อมูลใหม่ จนช่วยให้เราสามารถคำนวณถึงคุณลักษณะต่างๆทางสถิติของกลุ่มประชากรได้อย่างน่าเชื่อถือมากขึ้น และการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีเงื่อนไขหลายประการที่อาจส่งผลต่อการทดลอง เช่น จำนวนชั้นในโครงข่ายในการทดลอง ปัจจัยทางเทคนิคที่นำเข้ามาให้โครงข่ายประสาทเทียมเรียนรู้ ซึ่งมีผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองของทั้งสองวิธี

เมื่อได้แบบจำลองของทั้งสองกรณีที่มีประสิทธิภาพเหมาะกับการพยากรณ์ผลตอบแทนราคาทองคำโลกแล้ว อาจทำการทดสอบจำลองการซื้อขาย ตามผลของข้อมูลพยากรณ์ เพื่อเปรียบเทียบดูความสามารถใช้ผลการพยากรณ์นี้ในการวางแผน การตัดสินใจ ปรับเปลี่ยนกลยุทธ์การลงทุนในทองคำให้เหมาะสมกับสภาพตลาด ซึ่งทำให้เกิดประโยชน์สูงสุดแก่นักลงทุน

กิตติกรรมประกาศ

การศึกษาค้นคว้าอิสระเรื่องนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความกรุณาจากบุคคลหลายท่านที่ให้ความอนุเคราะห์ ศาสตราจารย์ ดร.สมพร ปั่นโภชา และอาจารย์ ดร.บำรุง พ่วงเกิด อาจารย์ที่ปรึกษาการศึกษาค้นคว้าอิสระ และคณะอาจารย์ผู้สอนทุกท่านที่ได้กรุณาให้คำปรึกษาแนะนำแนวทางอันเป็นประโยชน์ในการศึกษาค้นคว้า ระยะเวลาที่ได้ทำการศึกษาค้นคว้าจนสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ผู้ศึกษาจึงขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบพระคุณ คุณพ่อจิรชัย อัครานุชาต และคุณแม่ภิญญา อัครานุชาต ที่ได้อบรมสั่งสอนให้มีความคิดความอ่าน ให้โอกาสและให้การสนับสนุนการศึกษาต่อระดับปริญญาโท ซึ่งทำให้เกิดความพยายามในการศึกษาค้นคว้าครั้งนี้จนสำเร็จ ผู้ศึกษาจึงขอขอบพระคุณทุกท่านด้วยความเคารพอย่างสูงมา ณ โอกาสนี้

เอกสารอ้างอิง

วิจิตร คลังภูเขียว , ปิยภัทร บุษบาบดินทร์ และบังอร กุมพล. (2559) การพยากรณ์ความผันผวนของราคาทองคำด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (ภาควิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหาสารคาม)

ศรีสกุล แสงสุวรรณ และ สุชา สมานชาติ. (2551) การพยากรณ์ราคาทองคำแท่งโดยใช้โครงขายประสาทเทียม (คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ)

วีรกร พิทยานนท์. (2552) การวิเคราะห์ปัจจัยที่มีผลต่อราคาทองคำโลก (คณะเศรษฐศาสตร์มหาบัณฑิต มหาลัยธรรมศาสตร์)

อมรเทพ พึ่งศรี. (2560) การศึกษาประสิทธิภาพการพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index โดยใช้แบบจำลองประสาทเทียม (มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย)

Dave Anderson and George McNeill, (1992, August) **Artificial Neural Network Technology**, Kaman Sciences Corporation.

J.E. Dayhoff. (1990) **Neural Network Architectures An Introduction**, Van Nostrand Reinhold, New York

Bradley Efron. (1979). **Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife**, The Annals of Statistics