ประสิทธิภาพการพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

PREDICTION EFFICIENCY WITH ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR SET50 INDEX

อมรเทพ พึ่งศรี[1] สมพร ปั่นโภชา[2] และ บำรุง พ่วงเกิด[3]

[1] สาขาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย
126 / 1 ถ.วิภาวดีรังสิต ดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400 E-mail: boytave@gmail.com
[2] สาขาวิศวกรรมการเงิน คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย
126 / 1 ถ.วิภาวดีรังสิต ดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400 E-mail: somporn_pun@utcc.ac.th
[3] ภาควิชาวิศวกรรมเครื่องกล คณะวิศวกรรมศาสตร์ สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง
1 ซอยฉลองกรุง 1 เขตลาดกระบัง กรุงเทพมหานคร 10520 E-mail: bumroong.pu@kmitl.ac.th

---

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดัชนีราคา (SET50 Index) ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษา คือ ราคาปิดรายวันของดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET50 Index) ปริมาณการซื้อขายและข้อมูลปัจจัยทางเทคนิค ตลอดช่วงเวลาตั้งแต่ 1 มกราคม 2555 ถึงวันที่ 31 ธันวาคม 2559 รวมทั้งสิ้น 1,189 วัน ซึ่งผู้ศึกษาได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ 945 วันแรก ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองและ 244 วันที่เหลือใช้สำหรับให้แบบจำลองสร้างค่าพยากรณ์ขึ้นมา

ในการศึกษาใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perception, MLP) ประกอบไปด้วยชั้นนำข้อมูลเข้า ชั้นซ่อนเร้นและชั้นผลลัพธ์ โดยใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) มาใช้ในการพิจารณาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ผลลัพธ์จากการทดลองและการฝึกระบบนี้ในสร้างค่าพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index จากการฝึกโครงข่ายสร้างแบบจำลองจำนวน 39,304 โครงข่าย พบว่าแบบจำลองโครงข่าย [13,15], [14,12], [13,7], [16,11], [15,4] ซึ่งให้ค่ารากเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง (Root mean square error : RMSE) เท่ากับ 6.7666, 6.9298, 7.5773, 7.3192, 7.4431 เรียงจากน้อยไปมากตามลำดับ จากนั้นนำแบบจำลองโครงข่ายทั้ง 5 มาทำการพยากรณ์ข้อมูลกลุ่มนอกเหนือจากกลุ่มตัวอย่าง (Out of Sample) จำนวน 244 วัน โดยจะทำการพยากรณ์วันถัดไป ทำซ้ำจนครบ 244 วัน แล้วทำการเปรียบเทียบค่า MAPE (Mean Absolute Percentage) ของทั้ง 5 โครงข่ายเพื่อหาโครงข่ายที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด

จากผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมพบว่า แบบจำลองโครงข่าย [13,7] , [15,4], [14,12], [16,11], [13,15] เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดัชนีราคา (SET50 Index) ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) เท่ากับ 1.7943, 2.3449, 3.1136, 3.4516 และ 3.6244 ที่มีค่าใกล้เคียงค่าจริงมากที่สุดตามลำดับ พบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพสูงเนื่องจากเป็นแบบจำลองแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Non-Parametric) โดยใช้หลักการเรียนรู้ของแบบจำลองในการสร้างความสัมพันธ์ของค่าน้ำหนักและโครงสร้างภายในโครงข่าย ซึ่งมีความยืดยุ่นและมีประสิทธิภาพในการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูล โดยแบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากกว่า ไม่ได้บ่งบอกถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่มากกว่าแบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร่นที่เหมาะสมเพียงพอ ซึ่งพบว่าโครงข่ายจำนวน 2

ชั้นซ่อนเร้นก็เพียงพอที่จะสามารถใช้แก้ปัญหาต่างๆได้ การเพิ่มจำนวนชั้นที่มากกว่านี้ ไม่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ดีขึ้น แต่จำนวนนิวรอนที่มีในแต่ละชั้นซ่อนเร้นมีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยที่ลักษณะโครงสร้างเครือข่ายแบบจำลองที่ดี ควรมีนิวรอนในชั้นล่าสุดน้อยกว่าชั้นซ่อนเร้นก่อนหน้า

คำสำคัญ: โครงข่ายประสาทเทียม, ดัชนี SET50, การพยากรณ์

ABSTRACT

This study aim to forecast the time series of an Artificial Neural Network (ANN) of the SET50 Index. The time series data is comprised of the closing prices of the SET50 index and trading volume and technical factors from 1 January 2012 to 31 December 2016. One thousand one hundred and eighty -nine daily samples are employed. The data for the last 244 days is used to calculate the forecasting performance of the ANNs.

In the study, multi- layer perception (MLP) models are used. Hidden layers and result layers Back propagation is used to determine and design an artificial neural network. Using the results of the experiments and the training of this system to generate the SET50 Index price forecast from the 39,304 network model trainings, the network model [13,15], [14,12], [13,7], [16,11], [15,4], giving the root mean square error (RMSE) of 6.7666, 6.9298, 7.5773, 7.3192, 7.4431. The five network models for forecasting 244 days out of the sample. The next day was repeated for 244 days, then the MAPE values of the five networks were compared to find the lowest MAPE network.

The results of the established models consisted of 5 structures of the artificial neural networks: [13,7] , [15,4], [14,12], [16,11], and [16,11] is efficient model for forecasting SET50 Index with Mean Absolute Percentage Error (MAPE) values of 1.7943, 2.3449, 3.1136, 3.4516 and 3.6244. The [13,7] network was the most accurate network in the 244- days' forecast. It was found that the artificial neural network model can be highly predictive because it is a non- parametric model. (Non- Parametric) using the learning principle of the model to establish relationships of weight and structure within the network. This is very effective and effective in establishing data relationships. Models with more hidden layers. It does not imply that the predictive ability is greater than the model with a sufficiently adequate hidden layer. It is clear that the two-hidden layer network is enough to solve the problem. Adding more layers Does not affect better forecasting performance. However, the number of neurons in each stratum has an effect on the predictive efficiency. By the way, the good network structure model. There should be Neural Network in the last layer less than the previously hidden layer.

Keywords: Artificial Neural Network, SET50 Index, Prediction

1. บทนำ

การออม คือการนำเงินไปฝากกับธนาคารพาณิชย์ ซึ่งได้รับผลตอบแทนในรูปของอัตราดอกเบี้ย เป็นที่ทราบกันดีว่าในปัจจุบันอัตราดอกเบี้ยเงินฝากของธนาคารพาณิชย์อยู่ในระดับต่ำ และยังมีแนวโน้มลดต่ำลงเรื่อยๆ อีกทั้งผลตอบแทนที่ได้จากดอกเบี้ยนั้นยังต้องนำมาเสียภาษี ประกอบกับอัตราเงินเฟ้อที่สูงกว่าอัตราดอกเบี้ยเงินฝาก จึงทำให้การฝากเงินกับธนาคารพาณิชย์ไม่ใช่ตัวเลือกที่ดีสำหรับการออม การลงทุนใน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET) เป็นทางเลือกหนึ่งของการลงทุนที่ได้รับความสนใจจากผู้ที่มีเงินออม เพราะมีโอกาสได้รับ ผลตอบแทนที่สูงกว่าการลงทุนประเภทอื่นๆนอกจากนี้การที่ตลาดหลักทรัพย์มีบริษัทจดทะเบียนที่หลากหลาย ตลาดหลักทรัพย์จึงเหมาะอย่างยิ่งสำหรับผู้ที่ต้องการความหลากหลายในการลงทุนทั้งประเภทสินค้าและผลตอบแทนเพราะหลักทรัพย์หรือตราสารเพื่อการลงทุนหลายประเภท (สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย,2548)

SET50 คือหลักทรัพย์ 50 หลักทรัพย์ ที่มีมูลค่าตลาด (Market Capitalization) สูง การซื้อขายมีสภาพคล่องสูงอย่างสม่ำเสมอ และมีสัดส่วนผู้ถือหุ้นรายย่อยผ่านเกณฑ์ที่กำหนดการปรับรายการหลักทรัพย์ ตลาดหลักทรัพย์ได้กำหนดให้มีการพิจารณาปรับรายการหลักทรัพย์ที่ใช้ในการคำนวณ SET50 Index ทุกๆ 6 เดือน ทั้งนี้เพื่อความเหมาะสมและสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงที่อาจเกิดขึ้นกับภาวะการณ์ในตลาดหลักทรัพย์ เช่น กรณีที่มีบริษัทจดทะเบียนเข้าใหม่ หรือกรณีที่มีการเพิ่มทุนของบริษัทจดทะเบียนซึ่งอาจส่งผลให้หุ้นสามัญบางตัวที่ไม่ได้ถูกคัดเลือกมาก่อนมีคุณสมบัติครบถ้วนขึ้น และสามารถนำมาใช้ในการคำนวณ SET50 Index ได้

เนื่องจากการลงทุนในหลักทรัพย์เป็นอีกทางเลือกหนึ่งที่นักลงทุนให้ความสนใจ ซึ่งสามารถให้อัตราผลตอบแทนเฉลี่ยโดยรวมที่สูงแก่นักลงทุนมากกว่าการฝากออมทรัพย์หรือการซื้อพันธบัตรรัฐบาล แต่ในขณะเดียวกันก็มีความเสี่ยงสูงตามมาเช่นกัน ความเสี่ยงเป็นสิ่งที่นักลงทุนไม่สามารถหลีกเลี่ยงได้ ดังนั้นการลงทุนต้องศึกษาข้อมูลการลงทุนในหลักทรัพย์ให้รอบคอบ ก่อนการตัดสินใจลงทุน ในการลงทุนสิ่งที่นักลงทุนให้ความสนใจก็คือ การเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ เพราะราคาหลักทรัพย์เป็นต้นทุนของการลงทุน และเป็นผลตอบแทนให้กับนักลงทุนเมื่อทำการขายหลักทรัพย์นั้นออกไป ดังนั้นก่อนการตัดสินใจที่ทำการซื้อขายหลักทรัพย์จึงจำเป็นที่ต้องมีการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อนำผลที่ได้จากการวิเคราะห์มาใช้ในการตัดสินใจ การเตรียมตัว ป้องกันหรือสร้างผลกำไรจากการคาดคะเนในอนาคต สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน (ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET), 2548)

ข้อมูลราคาหลักทรัพย์ที่มีลักษณะที่ขึ้นลงอยู่ตลอดเวลา กล่าวคือโดยทั่วไปแล้วลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) มีการเปลี่ยนแปลงเสมอเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลงไป ซึ่งสิ่งเหล่านี้เป็นปัญหาที่มีความซับซ้อนและยากแก่การคาดการณ์ถึงแนวโน้มของตลาดหุ้นได้ (Lebaron and Weigend.,1998) ดังนั้นการพยากรณ์แนวโน้มราคาหลักทรัพย์ในอนาคตถือเป็นสิ่งที่ช่วยลดปัญหาให้กับนักลงทุนได้ ที่ผ่านมาพบว่าเครื่องมือที่ใช้ในการิเคราะห์หลักทรัพย์ทางเทคนิคที่นิยมใช้กันอยู่ในปัจจุบันยังไม่มีข้อสรุปที่ชัดเจนว่าเครื่องมือใดให้ความแม่นยำในการพยากรณ์ดีที่สุด เครื่องมือที่ถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ทางสถิติ เช่น การวิเคราะห์เชิงเส้น การถดถอย และการวิเคราะห์อนุมกรมเวลา เครื่องมือเหล่านี้ทำนายได้เฉพาะการหาความสัมพันธ์เชิงเส้น ซึ่งข้อมูลราคาหลักทรัพย์เป็นข้อมูลที่ไม่ใช่ข้อมูลเชิงเส้น (Non-Linear) รวมถึงมีข้อบกพร่องของแบบจำลองที่ทำการทดสอบความแม่นยำนั้นเกิดข้อผิดพลาด เช่น ข้อมูลไม่มีความนิ่ง (Non-Stationary) ข้อมูลมีคลื่นรบกวน (Noise) รวมถึงข้อจำกัดในความสามารถของแบบจำลอง (Model) ที่ใช้พยากรณ์ (Goutam et al., 2006) จึงมีความจำเป็นที่ต้องหาเครื่องมืออื่นๆ ที่มีประสิทธิภาพที่เหมาะสม

ปัจจุบันได้มีการนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มาใช้ในงานวิจัยด้านต่างๆ เนื่องจากความสามารถในการเรียนรู้ การจดจำ และจำลองพฤติกรรมทางกายภาพของระบบโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลฝึกสอนที่ป้อนให้กับโครงข่าย ซึ่งเป็นการทำงานที่ซับซ้อน มีความยืดหยุ่นสูง แต่ให้ผลลัพธ์เป็นอย่างดี จึงได้มีผู้นำมาประยุกต์ใช้งานหลากหลาย เช่น งานในด้านองการสกัดองค์คงามรู้จากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ งานในด้านของการจดจำรูปแบบที่มีความไม่แน่นอน เช่น ลายมือ ลายเซ็น ตัวอักษร ใบหน้า ด้านการจัดหมวดหมู่และการแยกแยะสิ่งของหรือข้อมูล รวมทึงมีการใช้ศึกษาเกี่ยวกับตลาดทุน ศึกษาการพยากรณ์ราคาตลาดหุ้นในประเทศอื่นๆ ศึกษาการการพยากรณ์ราคาน้ำมันดิบ นอกจากนี้ ยังมีการศึกษาถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ในการพยากรณ์ที่มากกว่าแบบจำลอง GARCH และ ARIMA (J. Tunsenee., 2006)

2. วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อศึกษาประสิทธิภาพการพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม จากการใช้ข้อมูลดัชนีราคาหลักทรัพย์ SET50 Index ในอดีต และข้อมูลปัจจัยทางเทคนิค ในการสร้างตัวแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ เพื่อนำค่าพยากรณ์นั้นมาใช้ประโยชน์ในเป็นการวางแผน การตัดสินใจ การเตรียมตัวป้องกันหรือสร้างผลกำไรจากการคาดการณ์ในอนาคต หรือใช้เป็นเครื่องมือในการทดสอบความมีประสิทธิภาพของตลาดต่อไป

3. การดำเนินการวิจัย

การรวบรวมข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) ซึ่งหมายถึงข้อมูลที่มีผู้อื่นรวบรวมไว้ให้แล้ว โดยใช้ราคาปิดรายวันของดัชนีราคา SET50 Index และมูลค่าการซื้อขาย รวมทั้งตัวแปรข้อมูลการวิเคราะห์ทางเทคนิค ย้อนหลัง 4 ปี ตั้งแต่ 1 มกราคม 2555 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม 2559 รวมทั้งสิ้น 1,189 ข้อมูล โดยข้อมูลที่ใช้มาจากฐานข้อมูลของโปรแกรม Aspen ที่ทางมหาวิทยาลัยหอการค้าไทยเป็นสมาชิก

ตัวแปรข้อมูลการวิเคราะห์ทางเทคนิคที่ใช้งานค้นคว้าอิสระนี้มีด้วยกันดังนี้

โดยพัฒนาอ้างอิงจากตัวแปรที่ใช้ในการจัดทำ CNNMONEY'S Fear & Greed Index

1. Stock Price Momentum: $P_T - \frac{1}{125}\sum_{t=1}^{125} p_{t-125}$

P_t คือ ราคาปิด ณ วันปัจจุบัน

2. Stock Price New High: เปอร์เซ็นต์จำนวนหลักทรัพย์ในกลุ่ม SET50 ที่ทำราคสูงสุดในรอบ 52 สัปดาห์

3.Stock Price New Lows: เปอร์เซ็นต์จำนวนหลักทรัพย์ในกลุ่ม SET50 ที่ทำราคาต่ำสุดในรอบ 52 สัปดาห์

4. Market Volatility: $\sqrt{\frac{1}{20}\sum_{t=1}^{20}(R_t - \bar{R})^2}$

$\bar{R}$ คือ อัตราผลตอบแทนเฉลี่ย 20 วันย้อนหลัง

5. Safe Heaven Demand: $R_t - Y_t$

R_t คือ อัตราผลตอบแทนจากหลักทรัพย์

Y_t คือ ผลตอบแทนของพันธบัตรรัฐบาลอายุ 10 ปี

6. Strong Bullish Momentum: Stock Price New High - Stock Price New Lows

การวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (ประสิทธิภาพของแบบจำลอง)

Root mean square error $(RMSM)$ หรือค่ารากกำลังสองของ MSE ถูกใช้เป็นค่าประเมินค่าเบี่ยงเบนของความผิดพลาด (Standard deviation of forecast error) โดยปกติค่าเฉลี่ยของความผิดพลาดยกกำลังสอง ค่า MSE นี้ใช้วัดความแปรปรวนระหว่างค่าพยากรณ์และค่าที่เกิดขึ้นจริง หากผิดพลาดมากค่า MSE สูงขึ้น เพราะเป็นค่ากำลังสอง หากค่าพยากรณ์ไม่มีความลำเอียงจริง MSE ใช้เป็นค่าที่เมินค่าแปรปรวนของค่าผิลพลาดได้ (Variance of forecast error)

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

Mean absolute percentage error $(MAPE)$ หรือ เปอร์เซ็นต์ค่าผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ค่า MAPE โดยมากใช้ในการวัดความแม่นยำที่ต้องการเปรียบเทียบเป็นเปอร์เซ็นต์

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

โดยที่ Y_t^a คือ ค่าที่แท้จริง ณ เวลาที่ t

Y_t^s คือ ค่าประมาณจากแบบจำลอง ณ เวลาที่ t

T คือ จำนวนเวลาที่ใช้ในการประมาณแบบจำลอง

ตัวแปรที่ใช้ในแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

การศึกษาครั้งนี้ทำการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งข้อมูลเป็นสองกลุ่ม ข้อมูลชุดแรก 1 ถึง 944 ใช้ในการสร้างแบบจำลอง และชุดที่สอง 945 ถึง 1,189 ใช้ในการเปรียบเทียบผลพยากรณ์แบบ Out of Sample

ตารางที่ 1 แสดงค่าของตัวแปรต่างๆที่เลือกใช้ในการฝึกระบบโครงข่ายประสาทเทียม

ตัวแปร	ค่าที่ใช้
Transfer Function ของ Hidden Layer	Hyperbolic Tangent Sigmoid Function
Transfer Function ของ Output Layer	Pure Linear
Training Algorithm	Back Propagation
Training Function	Levenberg-Marquardt backpropagation
Max Validate Fail	30
Epochs	1000
Learning rate	0.01
Initial weight	Initnw
Gold	0.00
Performance	Mean Square Error

นำตัวแปรที่ใช้ในการศึกษา ดังตารางที่ 1 มาใช้ในการพิจารณาและออกแบบโครงข่ายประสาทเทียม โดยใช้ผลลัพธ์จากการทดลอง และการฝึกระบบ การศึกษาครั้งนี้สร้างค่าพยากรณ์โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-Layer Perception, MLP) ประกอบไปด้วยชั้นนำข้อมูลเข้า ชั้นซ่อนเร้นและชั้นผลลัพธ์ ซึ่งรูปแบบนี้เพียงพอต่อการฝึกให้แก้ปัญหาต่างๆได้ และใช้การเรียนรู้แบบแพร่ย้อนกลับ (Back Propagation) ซึ่งการพิจารณาเลือกฟังก์ชั่นถ่ายโอนในชั้นนำข้อมูลและชั้นซ่อนเร้นพิจารณาจากภาพรวมการฝึกระบบ หากฟังก์ชันที่เลือกใช้ให้ประสิทธิภาพการเรียนรู้ของระบบ (เส้น Train) ที่ดีขึ้นเรื่อยๆ หลังจากผ่านไปหลายรอบการเรียนรู้ (Epochs) โดยขั้นมีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1. แบ่งข้อมูลออกเป็น 3 กลุ่มดังตารางที่ 2 ดังนี้

ตารางที่ 2 แสดงจำนวนข้อมูลและสัดส่วนของข้อมูล

ข้อมูล	จำนวนข้อมูล	สัดส่วน (ร้อยละ)
Training set	754	80
Test set	95	10
Validation	95	10

จากตารางที่ 2 แสดงถึงจำนวนข้อมูลในการออกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม โดยแบ่งข้อมูลเป็น 3 กลุ่ม คือ

1) Training Set จำนวน 754 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด

2) Test Set จำนวน 95 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 10 ของข้อมูลทั้งหมดและ

3) Validation Set จำนวน 95 ข้อมูล คิดเป็นร้อยละ 10 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) = 8 ดังนั้น เพดานของ Hidden Layer = 2 x n +1 มีค่าเท่ากับ 17 นิวรอน การเลือกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม ทำโดย เลือกจำนวนนิวรอนในชั้นนำข้อมูลเข้า (Input Node) มีค่าเท่ากับ 8 และ จำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้น (Hidden Node) มีค่าเท่ากับ 17 รวมจำนวนโครงข่ายที่ใช้ทดสอบทั้งสิ้น 8 x 17 x 17 x 17 เท่ากับ 39,304 โครงข่าย

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

3. ฝึกโครงข่ายทั้ง n x h โครงข่ายด้วยชุด Training Set ในขั้นตอนที่ 1 และทำการคำนวณหา Root Mean Square Error (RMSE) จากการเรียนรู้ โดยใช้ Test Set โดยแต่ละโครงข่ายสร้างและฝึกซ้ำ จำนวน 3 ครั้ง เพื่อหาค่าเฉลี่ย RMSE ที่ต่ำที่สุด

4. เลือกโครงข่ายที่ค่า RMSE ต่ำที่สุด 5 อันดับ จากการคำนวณในขั้นตอนที่ 3

5. นำโครงข่ายจากขั้นที่ 4 มาทำการฝึกใหม่โดยกำหนดค่าตั้งต้นให้กับโครงข่ายทั้ง 5 และฝึกระบบใหม่อีกครั้งพร้อมทั้งให้โครงข่ายทั้ง 5 พยากรณ์ข้อมูลกลุ่มนอกเหนือจากกลุ่มตัวอย่าง (Out of Sample) จำนวน 244 วันโดยนำค่าพยากรณ์ได้แล้วนำกลับมาใช้พยากรณ์วันถัดไป ทำซ้ำจนครบ 244 วัน

6. เปรียบเทียบค่า MAPE ของทั้ง 5 โครงข่ายเพื่อหาโครงข่ายที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด

4. ผลการวิจัย

จากการฝึกโครงข่ายที่ใช้ทดสอบทั้งสิ้น 39,304 โครงข่าย ด้วยชุด Training Set จำนวน 944 ข้อมูล และทำการคำนวณหา Root Mean Square Error (RMSE) จากการเรียนรู้ โดยแต่ละโครงข่ายสร้างและฝึกซ้ำ จำนวน 3 ครั้ง เพื่อหาโครงค่ายที่ให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด ที่ใช้ในการพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index โดยเลือกโครงข่ายที่ค่า RMSE ต่ำที่สุด 5 อันดับ สามารถสรุปได้ดังนี้ (ตารางที่ 3)

ตารางที่ 3 สรุปผลการฝึกแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

No.	HiddenLayerSize	MSE	RMSE	MAE	MAPE
1	[13,15]	45.7873	6.7666	5.0894	0.5390
2	[14,12]	48.0219	6.9298	4.8248	0.5102
3	[13,7]	57.4158	7.5773	6.1640	0.6553
4	[16,11]	53.5704	7.3192	4.8283	0.5115
5	[15,4]	55.3998	7.4431	6.0357	0.6424

จากนั้นนำแบบจำลองโครงข่ายที่ได้จากการฝึก ที่ให้ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ต่ำสุด ทั้ง 5 โครงข่าย มาทำการฝึกใหม่โดยกำหนดค่าตั้งต้น และฝึกระบบใหม่อีกครั้ง จากนั้นให้โครงข่ายทั้ง 5 พยากรณ์ข้อมูลกลุ่มนอกเหนือจากกลุ่มตัวอย่าง (Out of Sample) จำนวน 244 วัน โดยทำการพยากรณ์ที่วันถัดไป ทำซ้ำจนครบ 244 วัน แล้วทำการเปรียบเทียบค่า MAPE ของทั้ง 5 โครงข่ายเพื่อหาโครงข่ายที่ให้ค่า MAPE ต่ำที่สุด สามารถสรุปได้ดังนี้ (ตารางที่ 4)

ตารางที่ 4 สรุปผลการทดสอบแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม

No.	HiddenLayerSize	MSE	RMSE	MAE	MAPE
1	[13,7]	513.2090	22.6541	16.0093	1.7943
2	[15,4]	2184.7978	46.7418	20.7108	2.3449
3	[14,12]	2082.7863	45.6375	28.0567	3.1136
4	[16,11]	2460.1298	49.5996	30.6671	3.4516
5	[13,15]	2347.3474	48.4494	32.4288	3.6244

5. การอภิปรายผลและข้อเสนอแนะ

จากการศึกษาประสิทธิภาพการพยากรณ์ดัชนีราคา SET50 Index โดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมจากข้อมูลราคาปิดรายวันของดัชนี SET50 Index และปริมาณการซื้อขาย รวมทั้งตัวแปรข้อมูลการวิเคราะห์ทางเทคนิคตลอดช่วงเวลาตั้งแต่ 1 มกราคม 2555 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม 2559 รวมทั้งสิ้น 1,189 วัน ซึ่งผู้ศึกษาได้ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 กลุ่ม คือ 945 วันแรก ใช้สำหรับสร้างแบบจำลองและ 244 วันที่เหลือใช้สำหรับให้แบบจำลองสร้างค่าพยากรณ์ขึ้นมาเปรียบเทียบความแม่นยำ โดยการพยายกรณ์ข้อมูลทั้ง 244 วันนี้ เป็นการพยากรณ์แบบ Out of Sample โดยจะทำการพยากรณ์ข้อมูลของวันที่ Y_{t+1} ทำซ้ำไปเรื่อยๆ จนครบ 244 วัน จากนั้นหาค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของแต่ละแบบจำลองเพื่อใช้วัดประสิทธิภาพของแบบจำลองนั้นๆ โดยแต่ละส่วนของการวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้

ในการทดลองเลือกโครงข่ายประสาทเทียมในลักษณะจำกัดขนาดของโครงข่าย เนื่องด้วยระยะเวลาในการประมวลผล โดยเลือกโครงข่ายที่ได้จากการสร้างแบบจำลอง ที่มีให้ค่าถอดรากของความผิดพลาดยกำลังสอง (Root

mean square error : RMSE) เฉลี่ยต่ำสุด 5 อันดับแรก ได้แก่ [13,15], [14,12], [13,7], [16,11], [15,4] ซึ่งให้ค่าเท่ากับ 6.7666, 6.9298, 7.5773, 7.3192, 7.4431 ตามลำดับ

จากนั้นนำแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลแบบ Out of Sample จำนวน 244 วัน พบว่าแบบจำลอง [13,7] , [15,4], [14,12], [16,11], [13,15] ซึ่งให้ค่าเปอร์เซ็นต์ผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) น้อยที่สุดเท่ากับ 1.7943, 2.3449, 3.1136, 3.4516 และ 3.6244 ตามลำดับ

จากผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมสามารถพยากรณ์ได้มีประสิทธิภาพสูงเนื่องจากเป็นแบบจำลองแบบไม่ใช่พารามิเตอร์ (Non-Parametric) โดยใช้หลักการเรียนรู้ของแบบจำลองในการสร้างความสัมพันธ์ของค่าน้ำหนักและโครงสร้างภายในโครงข่าย ซึ่งมีความยืดยุ่นและมีประสิทธิภาพในการสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูล โดยแบบจำลองที่มีจำนวนชั้นซ่อนเร้นมากกว่า ไม่ได้บ่งบอกถึงความสามารถในการพยากรณ์ที่มากกว่าแบบจำลองที่มีชั้นซ่อนเร่นที่เหมาะสมเพียงพอ ซึ่งพบว่าโครงข่ายจำนวน 2 ชั้นซ่อนเร้นก็เพียงพอที่จะสามารถใช้แก้ปัญหาต่างๆได้ การเพิ่มจำนวนชั้นที่มากกว่านี้ ไม่ส่งผลต่อประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ดีขึ้น แต่จำนวนนิวรอนที่มีในแต่ละชั้นซ่อนเร้นมีผลต่อประสิทธิภาพในการพยากรณ์ โดยที่ลักษณะโครงสร้างเครือข่ายแบบจำลองที่ดี ควรมีนิวรอนในชั้นล่าสุดน้อยกว่าชั้นซ่อนเร้นก่อนหน้า

6. บทสรุปและข้อเสนอแนะ

ในการศึกษาครั้งนี้พบว่าการสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม มีเงื่อนไขหลายประการที่อาจส่งผลต่อผลลัพธ์การทดลองเช่น จำนวนชั้นในโครงข่ายจากการทดลอง โดยการทดลองควรเริ่มเครือข่ายลักษณะ 1 ชั้นซ่อนเร้น แล้วควรทำการเพิ่มจำนวนนิวรอนในชั้นซ่อนเร้นให้มากขึ้นทีหลังเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้และลดปัญหา Overfitting ที่เกิดได้ดีกว่า เนื่องจากจำนวนนิวรอนที่น้อยเกินไปไม่สามารถหาความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในข้อมูลได้ รวมทั้งลดเวลาในการประมวลผลลงได้มาก เมื่อทราบจำนวนนิวรอนที่เหมาะสมต่อชั้นซ่อนเร้นแล้วจึงทำการเพิ่มจำนวนชั้นซ่อนขึ้นทีละระดับ และควรเพิ่มจำนวนรอบการเรียนรู้ที่มากขึ้นเป็นลำดับสุดท้าย เพื่อประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ดี

เมื่อได้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมที่มีประสิทธิภาพเหมาะสมกับการพยากรณ์ดัชนีราคา (SET50 Index) ของตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยแล้ว อาจทำการทำการทดสอบจำลองการซื้อขาย ตามผลของข้อมูลพยากรณ์ เพื่อเปรียบเทียบดูความสามารถใช้ผลการพยากรณ์นี้ในการวางแผน การตัดสินใจ ปรับเปลี่ยนกลยุทธ์การลงทุนให้เหมาะสมกับสภาพตลาดในขณะนั้นได้ดีเพียงใด ซึ่งทำให้เกิดประโยชน์สูงสุดแก่นักลงทุน

เอกสารอ้างอิง

สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET). 2548.

การเงินธุรกิจ. กรุงเทพฯ : ฝ่ายสื่อสิ่งพิมพ์ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET)

สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET). 2548.

ทฤษฎีตลาดทุน. กรุงเทพฯ : ฝ่ายสื่อสิ่งพิมพ์ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET)

สถาบันพัฒนาความรู้ตลาดทุน ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET). 2548.

การลงทุนในตราสารทุน. กรุงเทพฯ : ฝ่ายสื่อสิ่งพิมพ์ ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET)

B., Lebaron, & A., Weigend. (1998). A Bootstrap Evaluation of the Effect of Data Splitting on Financial Time Series. *IEEE Transactions on Neural Networks, 2,* 213-220.

D., Goutam, (2006). Artificial neural network models for forecasting stock price index in the Bombay stock exchange, *Journal of Emerging Market Finance December, 1*, 207 – 215.

F., Fama Eugene, (1970). Efficient Capital Market: A Review of Theory and Empirical Work, *Journal of Finance, 25*, 417.

J., Tunsenee. (2006). Accurancy comparison in securities price forecasting between neural networks model and EGARCH-M AEIMA model*, M.Econ Thesis*, Chiang Mai University.