การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้นของบริษัทจดทะเบียนด้วยตัวแบบ ARIMA
Time Series Forecasting Stock Closing Prices of Listed Company Using ARIMA Model

อุมาวดี เดชธำรงค์[1] และ วิระพงศ์ จันทร์สนาม[2]
[1, 2] คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยราชภัฏชัยภูมิ
Umawadee Detthamrong[1] and Wirapong Chansanam[2]
[1, 2] Faculty of Business Administration, Chaiyaphum Rajabhat University

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้นที่ซื้อขายในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย ด้วยตัวแบบ ARIMA (3,0,2) เนื่องจากมีความเหมาะสมสำหรับการทำนายชุดข้อมูลแบบอนุกรมเวลาที่มีการจัดเก็บอย่างเป็นระบบแบบรายวันอย่างต่อเนื่อง และมีความแม่นยำสูงกว่าวิธีอื่น ๆ ใช้ชุดข้อมูลของบริษัท ซีพี ออลล์ จำกัด (มหาชน) มาทำการศึกษา ซึ่งเป็นข้อมูลการซื้อขายแบบรายวันจริง ตั้งแต่วันที่ 14 เดือนตุลาคม พ.ศ. 2546 ถึงวันที่ 24 เดือนตุลาคม พ.ศ. 2560 นับเป็นจำนวน 3,429 วัน โดยใช้ข้อมูลสำหรับเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน จำนวน 3,399 วัน และสำหรับการพยากรณ์ จำนวน 30 วัน งานวิจัยนี้ใช้โปรแกรม R ซึ่งเป็น Open Source ในการประยุกต์เพื่อพยากรณ์และประมวลผลข้อมูลวิจัย ผลจากการวิจัยพบว่า ค่า RMSE, MAPE และ MAE มีค่าต่ำสุดจากการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน โดยมีค่า RMSE, MAPE และ MAE เท่ากับ 0.189, 0.893 และ 0.148 ตามลำดับ ตัวแบบ ARIMA มีค่า RMSE ต่ำกว่าร้อยละ 3 แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงสุด

คำสำคัญ: 1) การพยากรณ์ 2) ข้อมูลอนุกรมเวลา 3) ตัวแบบ ARIMA 4) บริษัทจดทะเบียน

Abstract

This study aims to investigate the stock closing prices time series forecasting using ARIMA model (3,0,2) because it is suitable for predicting time series data set that is systematically collected on a continuous basis and it is more acuurate than other methods. The data set from CP All public company limited, an actual daily price from October 14, 2003 to October 24, 2017 is 3,429 days. The training set is 3,399 days. The test data set used for predicting is 30 days. The study used the R program for forecasting and processing data, which is an open source application. The results found the lowest value of RMSE, MAPE and MAE in the 30 days' prediction. The RMSE, MAPE and MAE value were 0.189, 0.893 and 0.148, respectively. ARIMA model's RMSE showed the lower value than 3%, the model was found to have the highest prediction accuracy.

Keywords: 1) Forecasting 2) Time Series Data 3) ARIMA Model 4) Listed Company

[1] อาจารย์ ประจำสาขาวิชาการเงินและการธนาคาร (Lecturer, Department of Finance and Banking)
Email: umawadee.d@cpru.ac.th
[2] ผู้ช่วยศาสตราจารย์ สาขาวิชาระบบสารสนเทศ (Assistant Professor in Information System)
Email: wirapongc@cpru.ac.th

บทนำ (Introduction)

วิธีการวิเคราะห์หลักทรัพย์ในปัจจุบันที่ได้รับความนิยมอย่างแพร่หลาย สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 แนวทางหลัก (Ungpansattawong, 2012, pp. 6-12; The Stock Exchange of Thailand, 2017, pp. 1-29) แนวทางแรกเป็นการวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐาน (Fundamental Analysis) ซึ่งเป็นแนวทางที่อาศัยการวิเคราะห์เกี่ยวกับภาวะเศรษฐกิจ การเมือง ทั้งในระดับระหว่างประเทศและภายในประเทศ รวมถึงการวิเคราะห์ภาวะของแต่ละอุตสาหกรรม และผลการดำเนินงานของแต่ละบริษัท เพื่อนำมาใช้ในการประเมินหาราคาของหลักทรัพย์ที่เหมาะสมสำหรับการลงทุน ผลจากการวิเคราะห์ด้วยปัจจัยพื้นฐานจะใช้เป็นเกณฑ์ในการตัดสินใจลงทุนคือนักลงทุนจะตัดสินใจขายหลักทรัพย์หากพบว่าราคาตลาดของหลักทรัพย์ในขณะนั้นสูงกว่ามูลค่าที่แท้จริง และนักลงทุนจะตัดสินใจซื้อหลักทรัพย์หากพบว่าราคาตลาดของหลักทรัพย์ในขณะนั้นต่ำกว่ามูลค่าที่แท้จริง ซึ่งโดยส่วนใหญ่จะเป็นการลงทุนในระยะกลางและระยะยาว ส่วนแนวทางที่สองเป็นการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิค (Technical Analysis) ซึ่งเป็นการศึกษาพฤติกรรมของตลาดหรือพฤติกรรมของราคาหลักทรัพย์ในอดีต ที่มีการจัดเก็บไว้อย่างถูกต้องและเป็นระบบโดยใช้หลักสถิติ เพื่อใช้คาดการณ์แนวโน้มหรือพฤติกรรมการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ในอนาคต ทั้งในระยะสั้น กลางและยาว ข้อมูลหลักที่ใช้ในการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิค คือ ระดับราคาและปริมาณการซื้อขายหุ้น ซึ่งมีความสะดวกและประหยัดเวลามากกว่าการวิเคราะห์ปัจจัยพื้นฐานที่ต้องอาศัยการเก็บรวบรวมข้อมูลด้านต่าง ๆ มาประกอบการวิเคราะห์จำนวนมาก แนวคิดการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิคจะมีความน่าเชื่อถือได้นั้นจะต้องอยู่บนข้อสมมติฐาน 3 ประการ (The Stock Exchange of Thailand, 2015, p. 1) ดังนี้ 1) ราคาหลักทรัพย์เป็นผลรวมที่สะท้อนให้ทราบถึงข้อมูลข่าวสารในด้านต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับหลักทรัพย์นั้นทั้งหมดแล้ว หากไม่มีประเด็นข่าวสารใด ๆ เข้ามากระทบ ราคาหลักทรัพย์จะไม่มีการเปลี่ยนแปลงใด ๆ 2) ราคาจะเคลื่อนไหวอย่างมีแนวโน้ม และจะคงอยู่ในแนวโน้มนั้น ๆ ในช่วงระยะเวลาหนึ่งจนกว่าจะมีการเปลี่ยนแปลงแนวโน้มใหม่ และ 3) พฤติกรรมการลงทุนของนักลงทุนจะยังคงมีลักษณะที่คล้ายคลึงกับพฤติกรรมการลงทุนในอดีต

การทำนายอนุกรมเวลาเป็นระเบียบวิธีที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์ปัจจัยทางเทคนิคเพื่อการวิเคราะห์ลักษณะการเปลี่ยนแปลงของราคาที่เกิดขึ้นในอดีต เพื่อทำนายหรือการคาดการณ์แนวโน้มราคาที่อาจจะเกิดขึ้นในอนาคต เนื่องจากข้อมูลอนุกรมเวลานั้นราคาคำนวณรวมทุกอย่างไว้แล้ว (Price Discount Everything) ตลาดเคลื่อนไหวตามแนวโน้ม (Price Move in Trend) และตลาดมักจะซ้ำรอยเสมอ (History Tends to Repeat Itself) (Hirun and San-Um, 2001, pp. 56-61) การลงทุนในหลักทรัพย์ที่ราคาซื้อขายของหลักทรัพย์มีความผันผวนอยู่ตลอดเวลาย่อมก่อให้เกิดความเสี่ยงแก่ผู้ลงทุน ทำให้นักลงทุนได้รับผลตอบแทนไม่เป็นไปตามที่คาดหวัง ดังนั้น หากนักลงทุนต้องการลดความเสี่ยงจากการที่อาจได้รับผลตอบแทนไม่เป็นไปตามที่คาดไว้ จึงจำเป็นต้องมีการคาดการณ์ถึงราคาหลักทรัพย์ที่ต้องการลงทุนเพื่อที่จะสามารถบริหารเงินลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยการคาดการณ์ดังกล่าวอาจอาศัยเทคนิคต่าง ๆ มาช่วยในการคาดการณ์หรือพยากรณ์ราคาของหลักทรัพย์ เช่น วิธีการเชิงถดถอยแบบทั่วไป (Linear Regression) วิธีอนุกรมเวลาโดยอาศัยตัวแบบ Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) เป็นต้น ซึ่งแบบจำลองการพยากรณ์ต่าง ๆ ให้ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องแม่นยำแตกต่างกัน ดังจะเห็นได้จากการศึกษาเปรียบเทียบความแม่นยำในการพยากรณ์ราคาหลักทรัพย์ระหว่างตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks: ANN) กับตัวแบบ ARIMA และ Exponential Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity in the Mean (EGARCH-M) โดยทำการศึกษาในดัชนีราคาหุ้นตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Index) ดัชนี SET50 ราคาหลักทรัพย์ของบริษัท PTT, TPI และ BBL พบว่า การพยากรณ์ข้อมูล SET, SET50, PTT, TPI และ BBL ด้วยตัวแบบ ANN ได้ค่า Mean Absolute Percentage Error (MAPE) เท่ากับ 1.296, 1.293, 1.537, 3.488 และ 1.197 ตามลำดับ ส่วนแบบจำลอง ARIMA with EGARCH-M ได้ค่า MAPE เท่ากับ 0.597, 0.698, 1.155, 2.130 และ

0.938 ตามลำดับ ดังนั้น จะเห็นได้ว่าแบบจำลองในกลุ่ม ARIMA มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงกว่าแบบจำลอง ANN (Tunsenee, 2006, pp. 20-58) และการเปรียบเทียบความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอนุกรมเวลาแบบผสม โดยการพยากรณ์ในชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้น SCB สรุปได้ว่าตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA (1, 1, 1) กับซัพพอร์ทเวกเตอร์แมชชีน มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงที่สุด รองลงมา คือ ตัวแบบ ARIMA และตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA กับเครือข่ายประสาทเทียม มีความแม่นยำในการพยากรณ์ต่ำที่สุด ซึ่งให้ผลที่สอดคล้องกันทั้งในชุดข้อมูลจริงและชุดข้อมูลจำลอง (Boonmana and Kulvanich, 2017, pp. 177-190) จากงานวิจัยที่ผ่านมา ได้มีการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้นของบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย แต่ยังไม่มีการศึกษาในบริษัท ซีพี ออลล์ จำกัด (มหาชน) ซึ่งเป็นธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินชีวิตประจำวันของประชาชนในประเทศไทยและมีความหลากหลายไม่ว่าจะเป็นสินค้าและการให้บริการที่เติบโตอย่างไร้ขอบเขต นอกจากนี้ ความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของเครื่องมือที่ใช้ในการพยากรณ์ถือเป็นสิ่งสำคัญ อันจะส่งผลต่อความสำเร็จของการลงทุน ซึ่งตัวแบบ ARIMA ถือเป็นวิธีการที่มีความแม่นยำของการพยากรณ์สูงเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์ด้วยตัวแบบอื่น ๆ และสามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีการเคลื่อนไหวทุกประเภท (Rojpratak and Kaenmanee, 2011, pp. 141-154) ดังนั้น จึงควรมีการศึกษาความแม่นยำของการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น CPALL ด้วยตัวแบบ ARIMA เพื่อใช้เป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจของนักลงทุนและนำไปใช้ประโยชน์ในการอธิบายปรากฏการณ์ต่าง ๆ ที่เกิดขึ้น รวมทั้งการคาดคะเนแนวโน้มราคาหลักทรัพย์ในอนาคต

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง (Related Literature)

การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา

ข้อมูลอนุกรมเวลา คือ ข้อมูลที่เก็บรวบรวมตามลำดับเวลาที่เกิดขึ้นอย่างต่อเนื่อง โดยมีช่วงห่างของการเก็บเท่ากัน เช่น รายปี รายไตรมาส รายเดือน และรายวัน เป็นต้น ตัวอย่างข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการนำมาใช้ในการประมวลผลทางเศรษฐมิติที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาเชิงประจักษ์ในประเด็นต่าง ๆ อาทิ ข้อมูลรายได้ประชาชาติ ปริมาณเงิน รายจ่ายรัฐบาล อัตราแลกเปลี่ยน อัตราดอกเบี้ย อัตราเงินเฟ้อ และดัชนีราคาตลาดหลักทรัพย์ เป็นต้น สำหรับวัตถุประสงค์ของการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อศึกษาลักษณะธรรมชาติและรูปแบบการเคลื่อนไหวของข้อมูล ตลอดจนความสัมพันธ์ที่เกิดขึ้นระหว่างข้อมูลอนุกรมเวลาเอง และนำไปใช้ประโยชน์ในการอธิบายปรากฏการณ์ต่าง ๆ ทางเศรษฐกิจที่เกิดขึ้น รวมทั้งการคาดคะเนแนวโน้มในอนาคต เพื่อรองรับการตัดสินใจในการดำเนินงานของหน่วยธุรกิจ รวมทั้งการออกนโยบายและมาตรการต่าง ๆ ของภาครัฐ ในการประมวลผลข้อมูลอนุกรมเวลา มีการนำเครื่องมือทางเศรษฐมิติมาใช้อย่างแพร่หลาย ตั้งแต่เครื่องมือดั้งเดิม เช่น การวิเคราะห์สมการถดถอย (Regression Analysis) จนกระทั่งเครื่องมือสมัยใหม่ในกลุ่มที่ใช้กับการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series Analysis) โดยตรง อาทิ 1) การทดสอบความนิ่งของข้อมูล (Unit Root Test) 2) การหาความสัมพันธ์เชิงดุลยภาพระยะยาว (Co-integration Test) 3) การหาความสัมพันธ์เชิงเหตุและผล (Causality Test) 4) การปรับตัวในระยะสั้น (Error Correction Model: ECM) 5) การวิเคราะห์ปฏิกิริยาตอบสนอง (Impulse Response Analysis) 6) การวิเคราะห์ความแปรปรวนแยกส่วน (Variance Decomposition) 7) แบบจำลอง ARCH/GARCH และ 8) แบบจำลอง Box-Jenkins อย่างไรก็ตาม เป็นที่ยอมรับกันโดยทั่วไปว่า ก่อนที่จะนำข้อมูลอนุกรมเวลาไปใช้ในการประมาณค่าในแบบจำลองต่าง ๆ จะต้องมีขั้นตอนของการทดสอบความนิ่งของข้อมูลก่อนเสมอ เนื่องจากความนิ่ง (Stationary) ของข้อมูลอนุกรมเวลานี้จะมีผลต่อความแม่นยำและถูกต้องของตัวแบบอนุกรมเวลาที่สร้างขึ้นมา โดยทั่วไปพบว่าการประมาณค่าสมการถดถอยโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลามักจะได้ค่า R^2 สูง แต่ไม่สามารถอธิบายความเป็นเหตุเป็นผลของตัวแปรอิสระที่อยู่ในตัวแบบนั้น ๆ ได้ เช่น ความสัมพันธ์ระหว่างผลิตภัณฑ์มวลรวมประชาติกับปริมาณน้ำฝน เป็นต้น จากตัวอย่างนี้จะเข้าลักษณะของปัญหาการถดถอยที่ไม่แท้จริง (Spurious Regression) ค่า R^2 ที่สูงนี้ได้รับอิทธิพลมาจากค่าแนวโน้มที่แฝงอยู่ในข้อมูลอนุกรมเวลานั้นเอง มิได้เป็นผลมาจาก

ความสัมพันธ์ของตัวแปรในแบบจำลองที่กำลังศึกษาอยู่ และโดยทั่วไปพบว่าข้อมูลอนุกรมเวลามักประสบกับปัญหาความไม่นิ่ง (Non-Stationary) ดังนั้นหากพบว่าข้อมูลอนุกรมเวลามีความไม่นิ่งจะต้องปรับข้อมูลให้นิ่ง ก่อนนำไปใช้ประมาณค่าในแบบจำลองต่อไป สำหรับเครื่องมือที่นิยมนำมาใช้ในการประมาณค่าข้อมูลอนุกรมเวลาที่กล่าวมาข้างต้น อาจมีวัตถุประสงค์และการนำมาประยุกต์ใช้ที่แตกต่างกัน

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ส่วนใหญ่จะนำเทคนิคเหมืองข้อมูล (Data Mining) เข้ามาช่วยในการวิเคราะห์ข้อมูล เพื่อหาองค์ความรู้ใหม่หรือความสัมพันธ์ที่ซ่อนอยู่ในชุดข้อมูลให้เกิดประโยชน์สูงสุด เพราะสามารถวิเคราะห์ข้อมูลได้ทั้งลักษณะที่เป็นเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี โดยมีงานวิจัยที่เกี่ยวกับการลงทุนทั้งในตลาดหลักทรัพย์และการพยากรณ์ด้านอื่น ๆ เช่น Omidi, Nourani and Jalili (2011, pp. 242-246) ได้ทำการศึกษารูปแบบในอนุกรมเวลาของราคาหุ้นด้วยเทคนิค Closing Prices Time Series เพื่อทำนายแนวโน้มในอนาคตของตลาดหุ้น โดยใช้ราคาหุ้นของ Iran Tractor Manufacturing Company ขณะเดียวกันกับที่ Ma, Chang and Xia (2011, pp. 4578-4580) ได้พัฒนาแบบจำลองการทำนายหุ้น โดยทดลองกับชุดข้อมูลเกี่ยวกับตลาดหลักทรัพย์จาก Shanghai Stock และ Zhang, Jiang and Li (2005, pp. 225-228) ได้นำเสนอ Modified Neural Network Forecasting Model และพัฒนาระบบเหมืองข้อมูลอัจฉริยะ (Intelligent Mining System) โดยระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถพยากรณ์แนวโน้มในอนาคตของสัญญาณซื้อขายของตลาดหุ้น Shanghai Composite Index ได้ และมีงานวิจัยอีกหลายงานที่ได้นำเอาเทคนิควิธีการต่าง ๆ ทางด้านการทำนายและการพยากรณ์มาทำการเปรียบเทียบกัน เช่น Siripanich (2007, pp. 23-46) ได้นำตัวแบบ ARIMA, ANN และตัวแบบผสม ARIMA-ANN มาทำการเปรียบเทียบความถูกต้องในการพยากรณ์อนุกรมเวลาราคาปิดตลาดของหุ้น PTT และ BBL ผลการวิจัยพบว่า ในการพยากรณ์ข้อมูลราคาปิดของหุ้น PTT ตัวแบบผสมระหว่าง ARIMA และ ANN สามารถให้ค่าพยากรณ์ในอนาคตระยะสั้นได้ถูกต้องมากกว่าวิธีตัวแบบ ARIMA และ ANN แต่สำหรับการพยากรณ์ค่าในระยะยาว ตัวแบบ ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากสุด แต่ในการพยากรณ์ข้อมูลราคาปิดของหุ้น BBL พบว่า ตัวแบบ ANN ให้ค่าพยากรณ์ได้ถูกต้องมากที่สุดทั้งระยะยาวและระยะสั้น แต่การใช้ตัวแบบ ANN เป็นกระบวนการเรียนรู้ที่เหมาะสำหรับวิเคราะห์ความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในส่วนของ Somsila, Chiewchanwattana and Sunat (2010, pp. 247-258) ได้ทำการศึกษาตัวแบบผสมสำหรับการพยากรณ์คุณภาพอากาศ กรณีศึกษาข้อมูลคุณภาพอากาศในประเทศไทย เปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะยาว พบว่า ตัวแบบผสมระหว่างวิธีบอกซ์และเจนกินส์กับตัวแบบ ANN แบบแพร่ย้อนกลับ ให้ผลการพยากรณ์ที่ถูกต้องที่สุดทั้งในการพยากรณ์ระยะสั้นและระยะยาว อีกทั้ง Sutheebanjard and Premchaiswadi (2010, pp. 377-380) ได้วิเคราะห์เพื่อทำนายการเคลื่อนไหวของดัชนีตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย (SET Index) เช่นเดียวกันกับ Lu, Yu and Lin (2008, pp. 3192-3196) ได้วิเคราะห์ข้อดีและข้อเสียของ Smooth Support Vector Regression (SSVR) และ Back Propagation Network (BPN) ในการพยากรณ์ผลการดำเนินงานกองทุนรวมของ Taiwan's Equity Fund และ Panklib (2013, pp. 58-67) ได้ศึกษาการพยากรณ์การใช้พลังงานไฟฟ้าในประเทศไทยโดยวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและโครงข่ายประสาทเทียม ผลการวิจัยพบว่า โครงข่ายประสาทเทียมมีความแม่นยำในการพยากรณ์ปริมาณการใช้พลังงานไฟฟ้าของประเทศในปี 2015 และ 2020 ได้ดีมากกว่าวิธีการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ โดยพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ยกกำลังสอง (R^2), MAPE, และ RMAS ในการศึกษาเพื่อหาประสิทธิภาพของการพยากรณ์อัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์ในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยของตัวแบบ ARIMA นั้น Sritanee (2016, pp. 15-29) ได้ทำการศึกษาประสิทธิภาพของการพยากรณ์ของตัวแบบ ARIMA พบว่าตัวแบบดังกล่าวมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในระดับสูงมาก พิจารณาได้จากอัตราผลตอบแทนของจำนวนหลักทรัพย์ที่ถูกพยากรณ์โดยแบบจำลอง ARIMA มีค่า Root Mean Square Error (RMSE) อยู่ในระดับต่ำสุดไม่เกินร้อยละ 3

มีจำนวน 195 หลักทรัพย์ หรือคิดเป็นร้อยละ 75 ของหลักทรัพย์ที่นำมาศึกษา โดยหลักทรัพย์ STANLY มีค่า RMSE ต่ำที่สุดร้อยละ 0.138 รองลงมากลุ่มที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงมีจำนวน 53 หลักทรัพย์ คิดเป็นร้อยละ 20.38 มีประสิทธิภาพในระดับปานกลางจำนวน 9 หลักทรัพย์คิดเป็นร้อยละ 3.46 และมีประสิทธิภาพในระดับต่ำและต่ำสุดจำนวน 1 หลักทรัพย์ คิดเป็นร้อยละ 0.38

ในปัจจุบันมูลค่าการลงทุนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยมีแนวโน้มที่เพิ่มสูงขึ้น แสดงให้เห็นถึงความนิยมในการลงทุนของนักลงทุนที่เพิ่มขึ้น ทั้งที่เป็นนักลงทุนในประเทศและนักลงทุนต่างประเทศ ส่งผลทำให้ราคาหลักทรัพย์มีความผันผวนเปลี่ยนแปลงขึ้นลงอยู่ตลอดเวลา จากเหตุการณ์ดังกล่าวทำให้นักลงทุนเห็นช่องทางในการทำกำไรจากความผันผวนของราคาหลักทรัพย์ ในทางกลับกันจากความผันผวนดังกล่าวย่อมทำให้ความเสี่ยงจากการลงทุนสูงขึ้น ส่งผลให้นักลงทุนมีโอกาสประสบกับการขาดทุนหรือได้รับผลตอบแทนไม่เป็นไปตามที่นักลงทุนคาดหวัง ซึ่งนักลงทุนส่วนบุคคลมีข้อจำกัดอย่างมากจากความสามารถในการแยกแยะข้อมูลและวิเคราะห์ข้อมูล (Lonkani, khanthavit and Chunahachinda, 2010, pp. 96-120) ดังนั้น หากนักลงทุนต้องการลดความเสี่ยงจากการลงทุน จึงมีความจำเป็นต้องมีการพยากรณ์หรือคาดการณ์ราคาหลักทรัพย์ที่ต้องการลงทุนในอนาคต เพื่อให้สามารถบริหารเงินลงทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยการใช้ตัวแบบหรือเทคนิคต่าง ๆ มาช่วยในการพยากรณ์หรือคาดการณ์ราคาของหลักทรัพย์ จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่าตัวแบบ ARIMA มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูง เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับนำไปใช้ในการคาดการณ์พฤติกรรมการเคลื่อนไหวของราคาหลักทรัพย์ในอนาคต ซึ่งผลของการวิเคราะห์จะมีความผิดพลาดน้อย ทำให้เกิดความน่าเชื่อถือสูง เพื่อให้นักลงทุนสามารถหาจังหวะการลงทุนที่เหมาะสม อันจะช่วยให้นักลงทุนสามารถตัดสินใจลงทุนในหลักทรัพย์ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

วิธีการดำเนินการวิจัย (Methods)

ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาข้อมูลการซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยนั้น ผู้วิจัยเลือกใช้ชุดข้อมูลของ บริษัท ซีพี ออลล์ จำกัด (มหาชน) หรือชื่อย่อในตลาดหลักทรัพย์คือ CPALL เนื่องจากบริษัท ซีพี ออลล์ จำกัด (มหาชน) ดำเนินธุรกิจที่เกี่ยวข้องกับการดำเนินชีวิตประจำวันของประชาชนในประเทศไทยและมีบริษัทในเครืออยู่เป็นจำนวนมากและครอบคลุมทุกธุรกิจย่อย (CP ALL, 2017) การเป็นบริษัทจดทะเบียนในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย แสดงถึงภาพลักษณ์ที่ดีด้านการเติบโตของบริษัท นักลงทุนสนใจที่จะศึกษาข้อมูลและตัดสินใจลงทุนเพิ่มมากขึ้น (Sakboonyamal and Homsombat (2016, pp. 56-68) โดยข้อมูลที่นำมาวิเคราะห์เป็นชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้น สถิติรายวัน ตั้งแต่วันที่ทำการซื้อขายครั้งแรกในตลาดหลักทรัพย์ คือวันที่ 14 ตุลาคม 2546 ถึงวันที่ 31 สิงหาคม 2560 โดยดำเนินการวิเคราะห์ข้อมูลตามลำดับ ดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 ดาวน์โหลดชุดข้อมูลจริงของราคาปิดหุ้นจากเว็บไซต์ตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยเลือกหลักทรัพย์ CPALL เลือกการซื้อขายในอดีต กำหนดข้อมูลเป็นแบบรายวัน ช่วงระยะเวลาจากวันที่ 14 ตุลาคม 2546 ถึงวันที่ 31 สิงหาคม 2560 จากระบบข้อมูลตลาดหลักทรัพย์ฉบับออนไลน์ SETSMART (SET Market Analysis and Reporting Tool)

ขั้นตอนที่ 2 จัดเตรียมความพร้อมของข้อมูล โดยเลือกข้อมูลเฉพาะที่มีความจำเป็นในการนำไปวิเคราะห์คือ วันที่ วันก่อนหน้า เปิด สูงสุด ต่ำสุด ปิด เปลี่ยนแปลง และร้อยละของการเปลี่ยนแปลง

ขั้นตอนที่ 3 แปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำไปใช้ในการวิเคราะห์ได้ คือ รูปแบบตารางทำงาน (Spread Sheet)

ขั้นตอนที่ 4 นำข้อมูลราคาปิดหุ้นรายวันของราคาหุ้น CPALL มาตรวจสอบความนิ่งของข้อมูล โดยการหาค่า Unit Root Test เพื่อทดสอบความนิ่งของข้อมูล เนื่องจากข้อมูลราคาหลักทรัพย์เป็นข้อมูลอนุกรมเวลา (Time Series) เป็นไปได้ที่ข้อมูลดังกล่าวจะแปรเปลี่ยนไปตามเวลา จึงต้องมีการทดสอบความนิ่งของข้อมูล เพื่อให้ข้อมูลมีความนิ่งและไม่พบปัญหาการถดถอยแบบไม่แท้จริง (Parkatt, 2016, pp. 141-154) การทดสอบความนิ่งของข้อมูลจะใช้การทดสอบตามวิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) Test

$$\Delta Y_t = a_0 + \delta Y_{t-1} + \alpha_1 t + \sum_{i=1}^{m} \beta_i \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

โดยวิธีการของ ADF Test มีสมการที่ต้องการทดสอบอยู่ 3 สมการ (At Level) ดังนี้

$$\Delta X_t = \gamma X_{t-1} + e_t$$

(Random Walk Process)

$$\Delta X_t = a + \gamma X_{t-1} + e_t$$

(Random Walk with Drift)

$$\Delta X_t = a + \beta t + \gamma X_{t-1} + e_t$$

(Random Walk with Drift และมี Linear Time Trend)

สมมติฐานทดสอบ คือ

$$H_0 : \gamma = 0$$

$$H_1 : \gamma = 0$$

ถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่า H_1 มีลักษณะไม่นิ่ง เนื่องจาก $\gamma = (1\text{-}\rho)$ ในสมการ $X_t = \rho X_{t-1} + e_t$ แสดงว่า X_t มีการเปลี่ยนแปลงเมื่อเวลาเปลี่ยนแปลงไป ต้องหาผลต่างแล้วทำการทดสอบอีกครั้ง ถ้าพบว่ายังไม่นิ่งให้ดำเนินการหาผลต่างจนกว่าจะมีลักษณะที่นิ่ง

ขั้นตอนที่ 5 ระบุแบบจำลอง (Identification) ในการระบุแบบจำลองจะอาศัยค่าสถิติในการตัดสินใจเลือกแบบจำลอง 3 ชนิด คือ Akaike's Information Criterion (AIC), Bayesian Information Criterion (BIC) และ Hannan-Quinn Information Criterion (HQC) ซึ่งค่าสถิติแต่ละชนิดจะให้ตัวแบบ ARIMA ที่แตกต่างกัน

1. Akaike's Information Criterion

$$\mathrm{AIC} = \mathrm{Log}\widehat{\mathrm{O}} + 2\frac{p+q}{T}$$

โดยที่ $\widehat{\mathrm{O}}$ คือ ค่าประมาณของความแปรปรวนของ e_1

2. Bayesian Information Criterion

$$\mathrm{BIC} = \mathrm{Log}\widehat{\mathrm{O}} + 2\frac{p+q}{T}\,\mathrm{LogT}$$

3. Hannan–Quinn Information Criterion

$$\mathrm{HQC} = -2L_{max} + 2k\,\mathrm{Log}((n))$$

จากกระบวนการข้างต้นพบว่าในราคาปิดของหลักทรัพย์จะมีตัวแบบ ARIMA ที่แตกต่าง 3 ตัวแบบ ดังนั้น จึงนำตัวแบบ ARIMA ทั้ง 3 ตัวแบบที่ได้มาประมาณค่าตัวแปรต่าง ๆ

กระบวนการต่อมาเมื่อประมาณค่าต่าง ๆ ที่ได้จากตัวแบบทั้ง 3 ตัวแบบแล้ว เป็นการนำตัวแบบมาทดสอบในเรื่องปัญหา Autocorrelation ของ Residual โดยใช้สถิติ Lagrange Multiplier Test (LM Test) ทำการทดสอบ โดยทดสอบ ณ ระดับนัยสำคัญ 0.05 ถ้าพบว่าตัวแบบใดมีปัญหาเรื่อง Autocorrelation ก็จะไม่พิจารณาในการนำมาใช้สำหรับการพยากรณ์

ขั้นตอนที่ 6 เลือกรูปแบบวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติและคณิตศาสตร์ โดยการวิจัยครั้งนี้เลือกวิธีการวิเคราะห์โดยตัวแบบ ARIMA ประกอบไปด้วย Combination ของข้อมูลอนุกรมเวลา 3 เทคนิค คือ AR (Autoregressive), I (Integrated) และ MA (Moving Average) (Ungpansattawong, 2012, pp. 164-168) โดยหลักการแล้วทุกเทคนิคเป็นการร่วมกันกำจัด “Noise” ออกจากข้อมูลเพื่อพยายามลด Error Term ให้ได้มากที่สุด จนสามารถมั่นใจได้ว่าข้อมูลนั้นเชื่อถือได้ (Reliable) ซึ่งจะทำให้ขั้นตอนการพยากรณ์ (Forecast) มีประสิทธิภาพมากขึ้น และต้องใช้วิธีการย่อย คือ ขั้นตอนแรก ทำการตรวจสอบข้อมูล (Check Data) ขั้นตอนต่อไป คือ การจัดระบบข้อมูลให้พร้อมสำหรับการประมวลผล (Diff Data) และขั้นตอนสุดท้ายคือ ทำการวิเคราะห์ด้วยตัวแบบ ARIMA โดยมีรายละเอียดวิธีการ ดังนี้

กระบวนการเช็คข้อมูลก่อนจะทำ ARIMA เริ่มจากกระบวนการตรวจสอบข้อมูลก่อนจะทำ ARIMA มีขั้นตอน ดังนี้

1. ตรวจสอบว่าข้อมูล Time Series ว่ามี “White Noise” ที่ไม่สามารถกำจัดมันออกไปได้หรือไม่ ถ้ามี หมายความว่า Time Series นั้น ๆ มี Uncorrelated กัน

2. ข้อมูลเป็น Stationary หรือไม่ ถ้า ไม่ ก็ทำการ Differencing ให้เป็น Stationary

3. นำเอาตัวแบบ ARIMA มาใช้วิเคราะห์กับข้อมูลนั้น ๆ

องค์ประกอบของตัวแบบ ARIMA (p, d, q) ประกอบด้วยพารามิเตอร์ 3 ตัว จาก 3 วิธีการที่นำมา

รวมเป็นตัวแบบ ARIMA โดยที่ p เป็นพารามิเตอร์ของ Auto Regressive (AR), d เป็นพารามิเตอร์ของ Integrated (I) และ q เป็นพารามิเตอร์ของ Moving Average (MA) โดยมีรายละเอียด ดังนี้ (Brockwell and Davis, 1991, pp. 273-325)

AR เป็นการใช้ค่าของตัวมันเองในการทำนายวันถัดไป โดยที่พารามิเตอร์ p ของ AR ก็คือ จำนวนเวลาที่ Lag ใน Time Series โดยการคำนวณจะมีการถ่วงน้ำหนักของ Time Series ก่อนหน้าที่ p สมการนี้ตั้งอยู่บนสมมติฐานที่ว่า ค่าของวันที่จะทำนายมีความสัมพันธ์กับค่าในอดีตของตัวมันเอง เช่น ราคาหุ้นวันนี้จะขึ้นกับราคาหุ้นของ x วันก่อน เป็นต้น ซึ่งเป็นแนวคิดที่ AR นำมาใช้ โดยมีสมการดังนี้

$$X_t = c + \sum_{i=1}^{p} \varphi_i X_{t-i} + \varepsilon_t$$

จากสมการ

c คือ ค่าคงที่

φ_i คือ Order ของ Auto Regressive

X_{t-i} คือ ค่าของ Time Series ที่เวลา $t-i$

ε_t คือ ค่า Error ของตัวแบบ

Integrated พารามิเตอร์ d ของวิธีการ Integrated นี้นำมาหาความเป็น Stationary ของ Time Series ซึ่งต้องคงสถานะนี้เมื่อเวลาผ่านไปเป็นสิ่งที่สำคัญมากในตัวแบบ ARIMA คือ ข้อมูลค่าเฉลี่ย (Mean), ความแปรปรวน (Variance) ต้องมีค่าคงที่เมื่อเวลาผ่านไป กล่าวคือ ถ้าข้อมูลมีแนวโน้ม (Trend) หรือมี Seasonal ก็จะไม่ใช่ Stationary เพราะข้อมูล Mean และ Variance จะไม่คงที่ จึงต้องทำให้ข้อมูลเป็น Stationary ก่อนจึงจะสร้างโมเดลจากข้อมูลนั้น ๆ ได้ การทำให้ข้อมูลเป็น Stationary โดยปกติแล้วสามารถทำได้โดยการ Differencing ข้อมูล

แนวความคิดของ MA จะคล้ายกับแนวคิดของ AR แต่จะตั้งบนสมมติฐานของ Error แทน เช่น ถ้าพารามิเตอร์ q ของ MA เป็น 2 เป้าหมาย ณ วันนี้จะเท่ากับ Error ณ เวลา t-1 * Coefficient + ด้วย Error ณ เวลา t-2 * Coefficient โดยมีสมการ ดังนี้

$$X_t = \mu + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^{q} \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

จากสมการ

μ คือ ค่าคงที่

ε_t คือ Error Term ของตัวแบบ

θ_i คือ Order ของ Moving Average

ε_{t-i} คือ ผลรวมของ Error Term $t-i$

ตัวแบบ ARIMA นั้น MA (q) จะถูกนำมาประเมินร่วมกับ AR (p) โดยทั้งสองตัวนี้จะต้องมีค่า Coefficient ที่แตกต่างกันด้วย ต่อมา Differential เทอม I (q) จะถูกรวมเข้ามาด้วย จากกระบวนการทั้งหมดมารวมกัน จึงกลายเป็น ARIMA (p, d, q) ที่สามารถทำนายค่าได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น

ขั้นตอนที่ 7 ทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยโปรแกรม R (Coghlan, 2017) โดยที่ R เป็นภาษาคอมพิวเตอร์ภาษาหนึ่งที่ใช้คำนวณและประมวลผลทางสถิติ เพราะเป็นโปรแกรมประเภทโอเพนซอร์ส (Open Source) ที่ใช้งานได้ฟรี มีชุมชนผู้ใช้และนักพัฒนาแพคเกจอยู่เป็นจำนวนมากทั่วโลก รองรับระบบปฏิบัติการได้หลากหลาย ได้แก่ Microsoft Windows, Mac OS หรือ Linux โดยการทำงานของโปรแกรม R เป็นที่นิยมเนื่องจากมี Built-in Function ทางด้านสถิติจำนวนมากไว้ให้เรียกใช้งาน รวมถึงสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลขนาดใหญ่ และมีความสามารถแสดงผลการทำงานในรูปแบบต่าง ๆ มากมาย รวมถึงการแสดงผลในรูปแบบกราฟได้ทุกชนิดอีกด้วย

ขั้นตอนที่ 8 การประเมินและสรุปผลการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาข้อมูลราคาปิดหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทย โดยพิจารณาข้อมูลจริงเปรียบเทียบกับข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์ว่ามีความคลาดเคลื่อนมากน้อยเพียงใด ซึ่งในการวิจัยครั้งนี้ได้ใช้เกณฑ์ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ 3 เกณฑ์ ดังนี้

1) เกณฑ์ค่าประมาณของ RMSE หากวิธีการใดให้ค่าประมาณของ RMSE ที่ต่ำกว่า จะเป็นวิธีการประมาณการที่ดีกว่า (Jomprapan, 2012, pp. 13-23) โดยคำนวณจากสูตร

$$RMSE = \frac{1}{1,000}\sum_{t=1}^{1,000}\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\gamma_{it}-\hat{\gamma}_{it})^2}{n-p}}$$

จากสมการ

γ_{it} คือ ค่าจริงของข้อมูลตัวแปรตามที่ i ในการทำซ้ำรอบที่ t

$\hat{\gamma}_{it}$ คือ ค่าประมาณของข้อมูลตัวแปรตามที่ i ในการทำซ้ำรอบที่ t

t คือ จำนวนรอบของการทำซ้ำ t = 1, 2, ..., 1000

n คือ ขนาดตัวอย่าง

p คือ จำนวนสัมประสิทธิ์การถดถอย

เกณฑ์ในการวัดประสิทธิภาพของการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น (Sritanee, 2016, pp. 20-21) กำหนดดังนี้

ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงสุดมีค่า RMSE ต่ำกว่าร้อยละ 3

ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงมีค่า RMSE อยู่ระหว่างร้อยละ 4 ถึง 7

ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับปานกลางมีค่า RMSE อยู่ระหว่างร้อยละ 8 ถึง 11

ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมีค่า RMSE อยู่ระหว่างร้อยละ 12 ถึง 15

ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับต่ำมากมีค่า RMSE สูงกว่าร้อยละ 15

2) ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) วิธีการใดให้ค่า MAPE ที่ต่ำกว่าแสดงว่าเป็นวิธีการประมาณการณ์ที่ดีกว่า โดยการคำนวณจากสูตร

$$MAPE_t = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{(\tilde{\gamma}_i-\hat{\gamma}_i)}{\tilde{\gamma}_i}\right|}{n}\times 100$$

จากสมการ

$MAPE_t$ คือ ค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ รอบที่ t

$\tilde{\gamma}_i$ คือ ค่าประมาณที่ได้จากค่าจริงของข้อมูลตัวแปรตาม γ ตัวที่ i

$\hat{\gamma}_i$ คือ ค่าประมาณของตัวแปร t ที่ได้จากการนำค่า γ_{imp} มาหาค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยแล้วนำค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้มาประมาณค่า

γ_{imp} คือ ค่า γ ที่ได้ทำการประมาณค่าสูญหายด้วยวิธีต่าง ๆ

n คือ ขนาดตัวอย่าง

ค่า $\tilde{\gamma}$ คือ ค่าประมาณที่ได้จากค่าจริงซึ่งผู้วิจัยได้นำค่าของข้อมูลที่สมบูรณ์จากการจำลองมาหาค่าประมาณ $\tilde{\gamma}$ ขึ้นใหม่ โดยทำการประมาณค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยใหม่ด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดของข้อมูลจริงที่ได้จากการจำลอง จากนั้นจึงประมาณค่า $\tilde{\gamma}$ ด้วยค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยดังกล่าวที่ได้ประมาณขึ้น หลังจากนั้นนำค่า $MAPE_t$ มาหาค่าเฉลี่ยจากการทำซ้ำ 1,000 รอบ ดังสมการ

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{1,000} MAPE_t}{1,000}$$

3) ค่าคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) (Willmott and Matsuura, 2005, pp. 79-82)

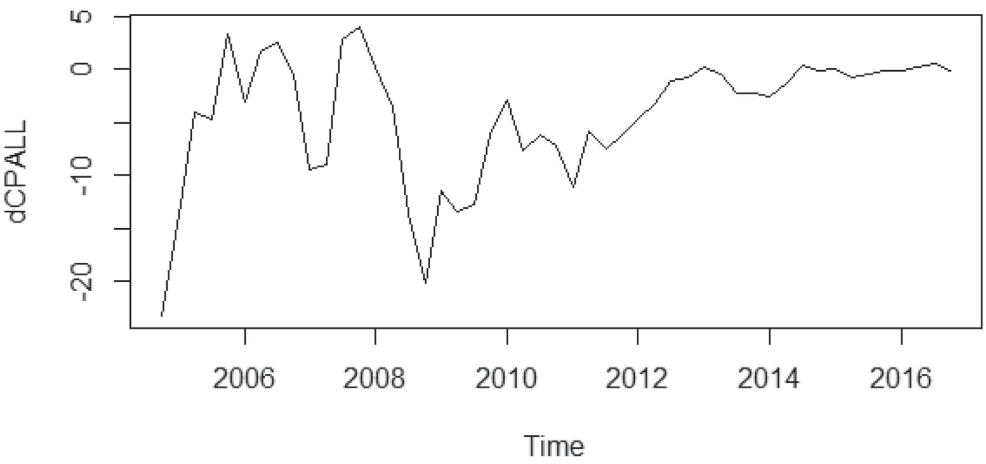
$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{\hat{\gamma}_t-\gamma'_t}{\gamma'_t}\right|$$

ผลการศึกษา (Results)

จากการศึกษา พบว่า ผลการทดสอบ Unit Root Test เพื่อตรวจสอบความนิ่งของตัวแปรที่นำมาศึกษา โดยในการทดสอบดังกล่าวจะอาศัยค่าสถิติ ADF Test เปรียบเทียบกับค่า MacKinnon Critical ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01, 0.05 และ 0.10 โดยหากค่า ADF มีค่ามากกว่าค่า MacKinnon Critical แสดงว่าข้อมูลที่นำมาศึกษามีลักษณะไม่นิ่ง ผลของการทดสอบ Unit Root ของอัตราผลตอบแทนของหลักทรัพย์พบว่า ค่า ADF Test Statistic ของผลตอบแทนของ

หลักทรัพย์ที่นำมาศึกษามีค่า -39.224 ซึ่งต่ำกว่าค่า MacKinnon Critical Value ทั้งในระดับ 0.01, 0.05 และ 0.10 ทั้งกรณีที่ไม่มีค่าคงที่และแนวโน้ม (None) กรณีที่มีค่าคงที่ (Intercept) และกรณีที่มีค่าคงที่และแนวโน้ม (Trend and Intercept) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าราคาปิดของหลักทรัพย์ที่นำมาศึกษาในครั้งนี้มีความนิ่งที่ระดับ Level

ผลการวิเคราะห์ลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาดัชนีราคาหุ้นของ CPALL ตั้งแต่เดือนตุลาคม 2546 ถึง เดือนสิงหาคม 2560 เมื่อพิจารณาแล้วพบว่า อนุกรมเวลาของดัชนีราคาหุ้นมีการเคลื่อนไหวของแนวโน้มเส้นตรงและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล แสดงดังภาพ 1



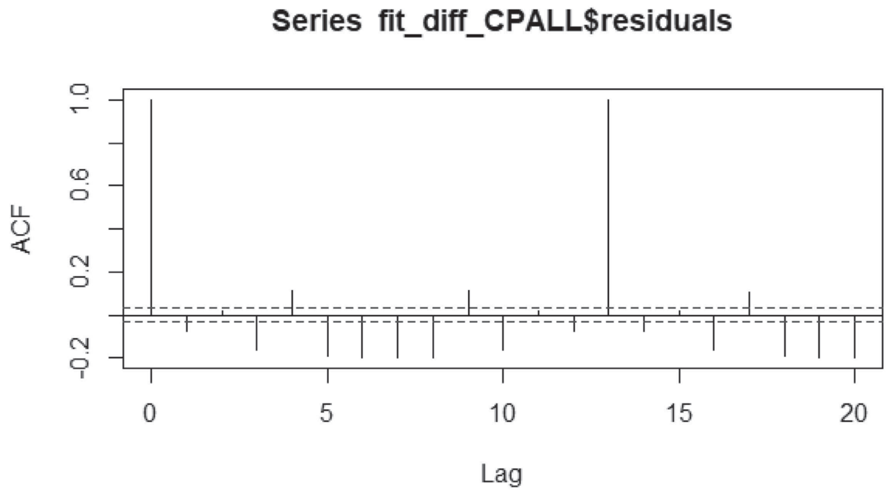
ภาพ 1 การเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้น CPALL

การคำนวณค่าพยากรณ์คลาดเคลื่อน เป็นการนำค่าสังเกต (Observed Values) หักลบกับค่าทำนาย (Predicted Values) ในแต่ละช่วงเวลา ซึ่งสามารถคำนวณค่าพยากรณ์คลาดเคลื่อนได้ครอบคลุมช่วงระยะเวลาของอนุกรมเวลาตั้งแต่จุดเริ่มต้น ในงานวิจัยนี้ครอบคลุมข้อมูลตั้งแต่ปี พ.ศ. 2546 ถึง พ.ศ. 2560 ของราคาปิดหุ้น CPALL ดังนั้น ในการวัดความถูกต้องของการพยากรณ์จึงใช้การวัดค่าผลรวมของความคลาดเคลื่อน (Sum of Squared Errors: SSE) ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จะถูกเก็บไว้ในองค์ประกอบชื่อ “Residuals” ของตัวแปรรายการที่ทำการส่งคืนค่าโดย Forecast.HoltWinters หากรูปแบบการพยากรณ์ไม่สามารถปรับปรุง (Adjusted) ให้ดีขึ้นได้ แสดงว่าไม่มีความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนในการคาดการณ์สำหรับการพยากรณ์แบบต่อเนื่อง กล่าวอีกนัยหนึ่งคือถ้ามีความสัมพันธ์ระหว่างความคลาดเคลื่อนในการคาดการณ์สำหรับการพยากรณ์แบบต่อเนื่อง อาจเป็นไปได้ว่าการพยากรณ์แบบการทำให้เรียบแบบอย่างง่าย (Simple Exponential Smoothing Forecasts) ควรจะได้รับการปรับปรุงโดยเทคนิคการพยากรณ์แบบอื่น ๆ แทน Box-Ljung Test

Data: fit_diff_CPALL$residuals

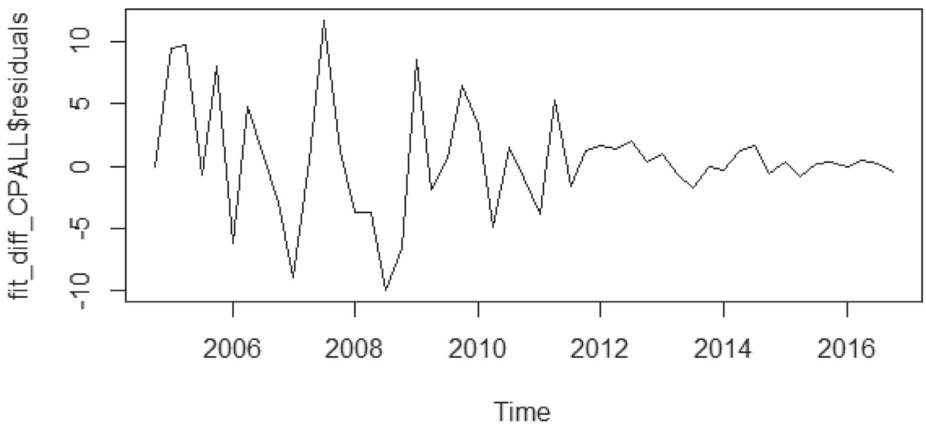
X-squared = 4718.4, df = 20, p-value < 2.2e-16

การทดสอบ Ljung-Box แสดงให้เห็นว่ามีหลักฐานเชิงประจักษ์อยู่ค่อนข้างน้อยเกี่ยวกับการเชื่อมโยงกันที่ไม่ใช่ตัวอย่างของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ และการกระจายความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มีการกระจายแบบปกติโดยมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ดังแสดงในภาพ 2



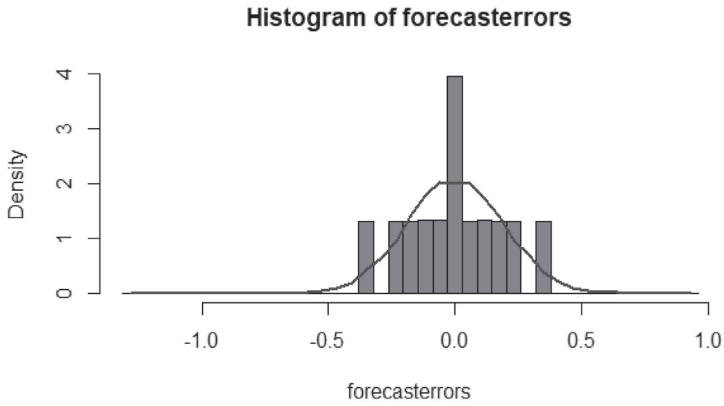
ภาพ 2 ผลลัพธ์ของการทดสอบ Ljung-Box ของราคาปิดหุ้น CPALL

จากภาพ 2 เป็นกราฟที่แสดงให้เห็นว่าการพยากรณ์แบบการทำให้เรียบแบบอย่างง่ายมีรูปแบบการพยากรณ์ที่เพียงพอสำหรับข้อมูลการซื้อขายหุ้นของ CPALL ซึ่งอาจจะไม่สามารถปรับปรุงให้ดีได้กว่านี้อีก นอกจากนั้นแล้ว สมมติฐานที่ว่าช่วงของการพยากรณ์ 80% และ 95% ขึ้นอยู่กับข้อมูลที่ต้องไม่มีการเชื่อมโยงกันของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์และความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์นั้นจะต้องมีการกระจายแบบปกติ โดยมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีความแปรผันคงที่จึงจะได้ผลลัพธ์ที่ถูกต้อง เพื่อให้มั่นใจได้ว่ารูปแบบการพยากรณ์ไม่สามารถปรับปรุงให้ดีขึ้นได้กว่านี้อีก ควรตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์นั้นมีการกระจายแบบปกติหรือไม่ ด้วยค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมีความแปรปรวนคงที่ และเพื่อเป็นการตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มีความแปรปรวนคงที่ ผู้วิจัยจึงสร้างกราฟของเวลา (Time) เพื่อแสดงให้เห็นถึงความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ ดังภาพ 3



ภาพ 3 กราฟของเวลา (Time) แสดงความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

จากภาพ 3 เป็นการพล็อตกราฟแสดงความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ เมื่อพิจารณาแล้วพบว่ามีความแปรปรวนคงที่อย่างต่อเนื่องอยู่ตลอดเวลา แม้ว่าขนาดของความผันผวนในช่วงเริ่มต้นของชุดข้อมูลเวลาอาจมีปริมาณมากกว่าเวลาต่อมาภายหลัง ดังนั้นเพื่อตรวจสอบว่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์มีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ (มีค่าเป็นศูนย์) ผู้วิจัยได้จัดทำกราฟแบบฮิสโตแกรมของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ โดยมีเส้นกราฟปกติซ้อนทับซึ่งมีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเดียวกันกับการแจกแจงของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ แสดงดังภาพ 4



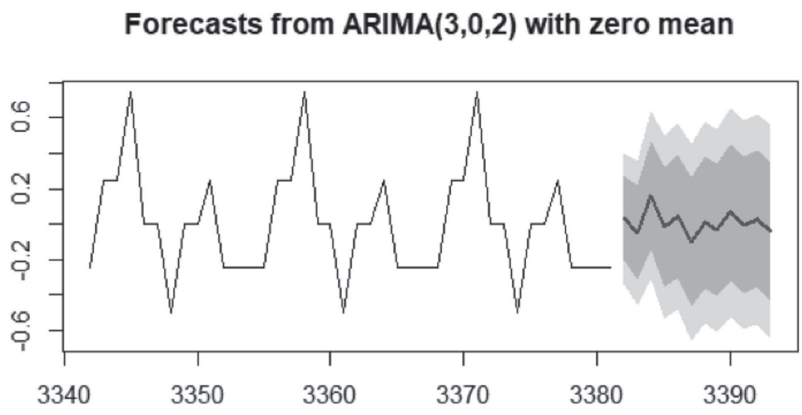
ภาพ 4 กราฟแบบฮิสโตแกรมแสดงการแจกแจงความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

จากภาพ 4 พล็อตของกราฟแสดงให้เห็นว่าการแจกแจงความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์นั้นอยู่ตรงกลางกับค่าศูนย์และมีการแจกแจงแบบปกติมากกว่าหรือน้อยกว่า ถึงแม้จะดูเหมือนว่ามีการเบี่ยงเบนไปทางด้านขวาเล็กน้อยเมื่อเทียบกับเส้นโค้งปกติ อย่างไรก็ตามการเอียงไปทางด้านขวามีขนาดค่อนข้างเล็กมาก ดังนั้น จึงเป็นไปได้ที่ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์จะมีการแจกแจงแบบปกติโดยมีค่าเฉลี่ยนั้นเป็นศูนย์

ตาราง 1 แสดงผลการเปรียบเทียบการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน และค่าจริงของข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้น CPALL ด้วยตัวแบบ ARIMA

วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง	วันที่	ค่าพยากรณ์	ค่าจริง
2017-10-12	60.55	69.25	2017-09-28	59.57	66.00	2017-09-14	58.86	64.00
2017-10-11	61.15	70.00	2017-09-27	60.78	65.75	2017-09-13	65.49	64.00
2017-10-10	60.69	70.00	2017-09-26	59.05	65.75	2017-09-12	54.03	63.75
2017-10-09	61.14	68.50	2017-09-25	62.05	65.50	2017-09-11	57.96	63.00
2017-10-06	60.21	69.00	2017-09-22	60.36	66.00	2017-09-08	45.49	63.00
2017-10-05	60.85	67.50	2017-09-21	63.08	66.00	2017-09-07	57.41	61.50
2017-10-04	60.15	68.00	2017-09-20	58.10	65.25	2017-09-06	50.25	61.50
2017-10-03	61.51	68.00	2017-09-19	60.37	65.00	2017-09-05	63.51	61.50
2017-10-02	60.63	68.00	2017-09-18	55.88	65.00	2017-09-04	36.17	61.50
2017-09-29	61.72	66.75	2017-09-15	62.13	64.25	2017-09-01	40.42	61.75

ข้อมูลจากตาราง 1 แสดงผลการเปรียบเทียบระหว่างค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน และค่าจริงของข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้น CPALL ด้วยตัวแบบ ARIMA



ภาพ 5 กราฟแสดงผลลัพธ์ของการพยากรณ์ราคาปิดหุ้น CPALL

จากภาพ 5 เป็นการแสดงผลราคาปิดหุ้นด้วยกราฟตั้งแต่วันแรกที่เข้าสู่ตลาดหลักทรัพย์จนถึงวันสุดท้ายคือ 31 สิงหาคม 2560 (ชุดข้อมูลฝึกสอน) และทำการพยากรณ์ล่วงหน้าต่ออีก 30 วัน คือ วันที่ 1 กันยายน 2560 ถึงวันที่ 12 ตุลาคม 2560 โดยเส้นสีน้ำเงินเข้มแสดงค่าพยากรณ์ที่คาดหวัง (Conditional Expectation) พื้นที่เฉดสีม่วงเข้มเป็นช่วงความเชื่อมั่นของการพยากรณ์ที่ 80% (80% Prediction Confidence Interval) และพื้นที่เฉดสีเทาเป็นช่วงความเชื่อมั่นของการพยากรณ์ที่ 95% (95% Prediction Confidence Interval)

ตาราง 2 แสดงผลลัพธ์ของค่าวัดความถูกต้อง (Training Set Error Measures)

ARIMA (3,0,2) with Zero Mean	**ค่าวัดความถูกต้อง**		
	RMSE	MAPE	MAE
Training Set	0.189	0.893	0.148

ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้เป็นข้อมูลราคาปิดหุ้นซีพี ออลล์ (CPALL) แบบรายวันจริงตั้งแต่วันที่ 14 ตุลาคม 2546 ถึงวันที่ 24 ตุลาคม 2560 จำนวน 3,429 วัน โดยใช้ข้อมูลสำหรับเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน จำนวน 3,399 วัน และข้อมูลสำหรับการพยากรณ์เพื่อเปรียบเทียบ จำนวน 30 วัน ใช้โปรแกรม R ในการวิเคราะห์ตัวแบบ ARIMA ค่าวัดความถูกต้องในการพยากรณ์ ใช้ค่า RMSE, MAPE และ MAE จากตาราง 2 แสดงผลการเปรียบเทียบค่าความถูกต้องจากชุดข้อมูลฝึกสอนของตัวแบบ ARIMA (3, 0, 2) เพื่อหาประสิทธิภาพการพยากรณ์ ผลลัพธ์ที่ได้คือการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน จากการพิจารณาค่า RMSE, MAPE และ MAE พบว่า ให้ค่าเท่ากับ 0.189, 0.893 และ 0.148 ตามลำดับ ซึ่งถือว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ต่ำ โดยเฉพาะค่า RMSE ที่ต่ำกว่าร้อยละ 3 แสดงให้เห็นว่ามีประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงสุด

สรุปและอภิปรายผล (Conclusion and Discussion)

ในการวิจัยเพื่อการทำนายข้อมูลอนุกรมเวลาการซื้อขายหุ้นในตลาดหลักทรัพย์แห่งประเทศไทยในครั้งนี้ ผู้วิจัยได้เลือกใช้ชุดข้อมูลของบริษัท ซีพี ออลล์ จำกัด (มหาชน) หรือชื่อย่อในตลาดหลักทรัพย์ คือ CPALL มาทำการศึกษา ซึ่งเป็นข้อมูลการซื้อขายแบบรายวันจริงตั้งแต่วันที่ 14 ตุลาคม 2546 ถึงวันที่ 24 ตุลาคม 2560 นับเป็นจำนวน 3,429 วัน โดยใช้ข้อมูลสำหรับเป็นชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) จำนวน 3,399 วัน (วันที่ 14 ตุลาคม 2546 ถึงวันที่ 31 สิงหาคม 2560) และข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ (Predict) เพื่อเปรียบเทียบ จำนวน 30 วัน (วันที่ 1 กันยายน 2560 ถึงวันที่ 24 ตุลาคม 2560) วิธีที่นำมาใช้ในการ

พยากรณ์ คือ ตัวแบบ ARIMA เนื่องจากมีความเหมาะสมสำหรับการทำนายชุดข้อมูลแบบอนุกรมเวลาที่มีการจัดเก็บอย่างเป็นระบบแบบรายวันอย่างต่อเนื่อง และมีความแม่นยำสูงกว่าวิธีอื่น ๆ (Somsila, Chiewchanwattana and Sunat, 2010, pp. 247-258; Sritanee, 2016, pp. 15-29; Boonmana and Kulvanich, 2017), pp. 177-190) ใช้โปรแกรม R ในการประยุกต์เพื่อทดสอบและประมวลผลข้อมูลวิจัย เกณฑ์ที่ใช้ในการวัดความถูกต้องของการพยากรณ์จะพิจารณาจาก 3 ค่า คือ ค่า RMSE, MAPE และ MAE ซึ่งพบว่าทั้งสามเกณฑ์มีค่าต่ำสุดจากการพยากรณ์ล่วงหน้า 30 วัน โดยค่า RMSE, MAPE และ MAE เท่ากับ 0.189, 0.893 และ 0.148 ตามลำดับ ทำให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงสุด ซึ่งมีค่า RMSE ต่ำกว่าร้อยละ 3 ตามเกณฑ์ของ Sritanee (2016, pp. 15-29) ที่พบว่า ตัวแบบ ARIMA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในระดับสูงมาก พิจารณาได้จากอัตราผลตอบแทนของจำนวนหลักทรัพย์ที่ถูกพยากรณ์โดยตัวแบบ ARIMA มีค่า RMSE อยู่ในระดับต่ำสุด ผลจากการวิเคราะห์อนุกรมเวลา พบว่า อนุกรมเวลาราคาปิดหุ้น CPALL มีลักษณะการเคลื่อนไหวของแนวโน้มเส้นตรงแต่ไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล จากการเปรียบเทียบรูปแบบที่ใช้ในการศึกษา โดยพิจารณาจากตารางความถูกต้องของการพยากรณ์กับข้อมูลซื้อขายจริงมาเปรียบเทียบกันวันต่อวัน พบว่า การพยากรณ์ล่วงหน้าในระยะเวลาสั้น ๆ 1 เดือน มีความเหมาะสมที่สุด เพราะมีค่าใกล้เคียงกันทั้งสองชุดข้อมูล ดังแสดงในตาราง 1 สอดคล้องกับงานวิจัยของ Kawinpas, Payakkapong and Chomtee (2015, pp. 204-211) ที่พบว่า อนุกรมเวลาของดัชนีราคาหุ้นกลุ่มอสังหาริมทรัพย์และก่อสร้าง มีลักษณะการเคลื่อนไหวของแนวโน้มเส้นตรงและไม่มีอิทธิพลของฤดูกาล ซึ่งวิธีการพยากรณ์ที่ใช้ในงานวิจัยได้ทำการเปรียบเทียบระหว่างวิธีเครือข่ายเบย์เซียนและวิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลต์ โดยวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมพิจารณาจากค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) และค่าเฉลี่ยของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษา พบว่า วิธีการพยากรณ์ที่ให้รูปแบบที่เหมาะสมที่สุด คือ วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียลของโฮลต์ จากรูปแบบดังกล่าวนำมาคำนวณช่วงการพยากรณ์ล่วงหน้า 1-6 เดือน พบว่า การพยากรณ์ระยะสั้นล่วงหน้า 1-3 เดือน เหมาะสมสำหรับวิธีการพยากรณ์ที่ทำการศึกษา

งานวิจัยในอนาคตควรศึกษาในหลักทรัพย์อื่น ๆ ดัชนีหลักทรัพย์ หรือการศึกษาโดยเปรียบเทียบกับตัวแบบอื่น ๆ เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแต่ละตัวแบบ อีกทั้งการวิเคราะห์หาช่วงราคาซื้อขายที่เหมาะสม เนื่องจากการกำหนดช่วงราคาและขนาดช่วงราคาการซื้อขายที่เหมาะสมที่สุดจะช่วยลดต้นทุนการซื้อขายให้ต่ำลงได้ (Pavabutr and Sirodom, 2007, pp. 147-175) ผลจากการศึกษาในครั้งนี้พบค่าประสิทธิภาพในการพยากรณ์อยู่ในระดับสูงสุด แสดงว่าการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาราคาปิดหุ้นด้วยตัวแบบ ARIMA สามารถนำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลได้อย่างแม่นยำ สอดคล้องกับผลจากชุดข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ และสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับหลักทรัพย์อื่น ๆ ได้ นอกจากนี้ ในการวิเคราะห์หลักทรัพย์ นอกเหนือจากการวิเคราะห์ทางเทคนิคแล้วควรจะต้องมีการวิเคราะห์โดยวิธีการอื่นร่วมด้วย เช่น การวิเคราะห์พฤติกรรมผู้ลงทุน การวิเคราะห์ทางด้านปริมาณที่มีผลต่อราคาหุ้น หรือการวิเคราะห์ปัจจัยอื่น ๆ เช่น โครงสร้างผู้ถือหุ้น อำนาจการบริหารและควบคุมบริษัท (Sirodom, 2006, pp. 229-230) นอกจากนี้ ธุรกิจที่มีพร้อมทั้งบรรษัทภิบาล (Corporate Governance) และความรับผิดชอบต่อสังคม (Corporate Social Responsibility) ย่อมเป็นที่น่าสนใจของนักลงทุน ส่งผลให้ราคาหลักทรัพย์ลงทุนสูงขึ้นและต้นทุนทางการเงินที่ลดลง เนื่องจากบรรษัทภิบาลเป็นกลไกในการกำกับดูแลธุรกิจและประสานผลประโยชน์ของผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย (Stakeholders) อันได้แก่ เจ้าหนี้ เจ้าของ และพนักงาน โดยการลดปัญหาตัวแทน (Agency Problem) ลดความขัดแย้งในผลประโยชน์ (Conflict of Interest) ในสถานการณ์ที่มีความไม่เท่าเทียมกันของข้อมูล (Jumroenvong, 2014, pp. 150-175) ซึ่งการเปิดเผยข้อมูลและความโปร่งใสเป็นสิ่งสำคัญ 2 ประการของบรรษัทภิบาล (Conelly, Limpaphayom and Nagarajan, 2012, pp. 1722-1743) อีกทั้งบรรษัทภิบาลมีสวนตอการปฏิบัติเพื่อความยั่งยืนของกิจการ (Lonkani, 2015, pp. 21-38) หากนักลงทุน

มีการวิเคราะห์หลักทรัพย์อย่างรอบด้าน จะส่งผลให้มีผลการวิเคราะห์ที่มีเหตุมีผลและเชื่อถือได้ การตัดสินใจในการลงทุนสำหรับหลักทรัพย์นั้น ๆ ย่อมมีความเสี่ยงต่ำและมีโอกาสได้รับผลตอบแทนในอัตราใกล้เคียงกับที่นักลงทุนคาดหวัง

บรรณานุกรม (Bibliography)

Boonmana, C. and Kulvanich, N. (2017). A comparative prediction accuracy of hybrid time series models. **Thammasat International Journal of Science and Technology**, 25(2), 177-190.

Brockwell, P. J. and Davis, R. A. (1991). **Time series: Theory and methods** (2^{nd} ed.). New York: Springer.

Coghlan, A. (2017). **Using R for time series analysis**. Retrieved October 1, 2017, from http://a-little-book-of-r-for-time-series.readthedocs.io/en/latest/src/timeseries.html

Conelly, J. T., Limpaphayom, P. and Nagarajan, N. J. (2012). Form versus substance: The effect of ownership structure and corporate governance on firm value in Thailand. **Journal of Banking and Finance**, 36(6), 1722-1743.

CP ALL. (2017). **About CP All**. Retrieved October 1, 2017, from https://www.cpall.co.th//Corporate/about-cp-all

Hirun, P. and San-Um, W. (2001). Time series prediction using artificial neural network and its application Mackey-Glass equation and stock index. **TNI Journal of Engineering and Information Technology**, 1(2), 56-61.

Jomprapan, R. (2012). **Missing estimation in multiple linear regression analysis.** Master thesis, M.S., National Institute of Development Administration, Bangkok.

Jumroenvong, S. (2014). The Relationship between corporate governance (CG) and corporate social responsibility CSR) and its impact on shared value of firm: The case of Thailand. **Journal of Public and Private Management**, 21(2), 150-175.

Lu, R. S., Yu, S. W. and Lin, Y. H. (June 1-8, 2008). The prediction of applying smooth support vector regression and back propagation network in mutual fund performance. in **The IEEE International Joint Conference on Neural Networks** (pp. 3192-3196). Hong Kong: IEEE.

Kawinpas, M., Payakkapong, P. and Chomtee, B. (2015). A comparison of forecasting methods between Bayesian network and exponential smoothing for the stock price index of property and construction groups in Thailand. **Thammasat International Journal of Science and Technology**, 23(2), 204-211.

Lonkani, R. (2015). **Capital structure and sustainability of listed firms in the Stock Exchange of Thailand.** Chiang Mai: Faculty of Business Administration Chiang Mai University.

Lonkani, R., khanthavit, A. and Chunahachinda, P. (2010). The value of analysts' recommendations in the Thai stock market. **International Research Journal of Finance and Economics**, 36(1), 96-120.

Ma, Y., Chang, Y. and Xia, C. (Aug 12-14, 2011). Applied research on stock forecasting model based on BP neural network. in **The International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology** (pp. 4578-4580). Harbin: IEEE.

Omidi, A., Nourani, E. and Jalili, M. (Mar 11-13, 2011). Forecasting stock prices using financial data mining and neural network. in **The 3rd International Conference on Computer Research and Development** (pp. 242-246). Shanghai: IEEE Computer Society.

Panklib, T. (2013). Electricity consumption forecasting in Thailand using artificial neural network and multiple linear regression. **Journal of Applied Science**, 12(2), 58-67.

Parkatt, G. (2016). Testing of seasonal behavior "Day-of-the-week effect" in the stock market. **Suranaree Journal of Social Science**, 10(1), 141-154.

Pavabutr, P. and Sirodom, K. (2007). Market microstructure: What can we learn from Thailand ultra-high frequency data on the stock exchange of Thailand?. **Thammasat Review**, 12(1), 147-175.

Rojpratak, S. and Kaenmanee, S. (2011). A comparative study of stock price forecasting of SET100 in stock exchange of Thailand by using Monte Carlo and Box-Jenkins methods. **KKU Research Journal (Graduate Studies)**, 11(2), 141-154.

Sakboonyamal, P. and Homsombat, W. (2016). The sustainability of listed companies moving from market for alternative investment to the Stock Exchange of Thailand. **Journal of Business, Economics and Communications**, 11(1), 56-68.

Siripanich, P. (2007). **Time series forecasting using a combined ARIMA and Artificial Neural Network model.** Master thesis, M.S., Silpakorn University, Nakhon Pathom.

Sirodom, K. (2006). **Security analysis**. Pathumthani: Do my best.

Somsila, C., Chiewchanwattana, S. and Sunat, K. (2010). Hybrid model for air quality data prediction case study: air quality data in Thailand. in **The 11th Graduate Research Conference** (pp. 247-258). Khon Kaen: Khon Kaen University.

Sritanee, N. (August, 20, 2016). Rate of return forecasting efficiency of securities in the stock exchange of Thailand with ARIMA model. in **The 3rd National Academic Conference on Management Science, Sukhothai Thammathirat Open University** (pp. 15-29). Bangkok: Sukhothai Thammathirat Open University.

Sutheebanjard, P. and Premchaiswadi, W. (April 23-25, 2010). Stock exchange of Thailand index prediction using back propagation neural networks. in **The Second International Conference on Computer and Network Technology** (pp. 377-380). Bangkok: IEEE Computer Society.

The Stock Exchange of Thailand. (2015). **Technical analysis**. Retrieved October 1, 2017, from https://www.set.or.th/education/th/begin/stock_content06.pdf

The Stock Exchange of Thailand. (2017). **Fundamental analysis**. Retrieved October 10, 2017, from https://www.set.or.th/education/th/begin/stock_content04.pdf

Tunsenee, J. (2006). **Accuracy comparison in securities price forecasting between Neural Networks model and EGARCH-M ARIMA model**. Independent Study, M. Econ., Chiang Mai University, Chiang Mai.

Ungpansattawong, S. (2012). **Statistical forecasting techniques**. Khon Kaen: Khon Kaen University Printing.

Willmott, C. J. and Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, 30(1), 79-82.

Zhang, D., Jiang, Q. and Li, X. (2005). Application of neural networks in financial data mining. **International Journal of Computational Intelligence**, 1(1), 225-228.