ตัวแบบผสมของตัวแบบเชิงเส้นตรงและตัวแบบไม่เชิงเส้นตรงสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวระหว่างประเทศรายปี

Hybrid Model of Linear and Nonlinear Models for Forecasting Annual Molumes of International Rice Exports

ธรณินทร์ สัจวิริยทรัพย์*

Thoranin Sujjaviriyasup*

สาขาวิศวกรรมโลจิสติกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย

Department of Logistics Engineering, School of Engineering, University of the Thai Chamber of commerce

Received : 4 December 2018

Revised : 14 March 2019

Accepted : 18 March 2019

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ พัฒนาตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนขึ้นเพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวทั้ง 3 ประเทศ ได้แก่ ประเทศไทย อินเดีย และเวียดนาม ซึ่งเป็นผู้ส่งออกข้าวรายใหญ่ของตลาดการค้าระหว่างประเทศ โดยอาศัยจุดเด่นของตัวแบบอารีมาในการอธิบายข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรงและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่มีจุดเด่นในการสร้างฟังก์ชันการทำนายที่ซับซ้อนสำหรับการอธิบายข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรง นอกจากนี้ ตัวแบบผสมถูกเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์กับตัวแบบ 3 ตัวแบบ คือ ตัวแบบอย่างง่าย ตัวแบบอารีมา และตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ 5 เกณฑ์ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย ร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย เปอร์เซ็นต์ของมัธยฐานความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ และเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร โดยผลการวิจัยบ่งชี้ว่าตัวแบบผสมให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ดีกว่าอีก 3 ตัวแบบ ในทุกเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ ดังนั้น ตัวแบบผสมสามารถใช้เป็นเครื่องมือในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของทั้ง 3 ประเทศ เพื่อประกอบการตัดสินใจสำหรับการวางแผนการผลิตและการเพาะปลูกให้เหมาะสมกับความต้องการในแต่ละฤดูกาล

คำสำคัญ : ตัวแบบผสม, ตัวแบบอารีมา, ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน, ปริมาณการส่งออก, ข้าว

*Corresponding author. E-mail : thoranin_suj@utcc.ac.th

Abstract

In this article, a hybrid model of ARIMA and SVM models is developed to forecast three rice volumes of exporters, Thailand, India, and Viet Nam, which are major exporters of international rice market. The ARIMA model is used to prominently describe time series data with linear component while the SVM model is suitable for building complex function in order to predict nonlinear component. In addition, the hybrid model is compared with three traditional forecasting models, Naïve, ARIMA, and SVM, based on five accuracy measures which are Mean Absolute Error, Root Mean Squared Error, Mean Absolute Percentage Error, Median Absolute Percentage Error and Symmetric Mean Absolute Percentage Error. The empirical results indicate that the hybrid model outperforms three traditional models based on all accuracy measures. Consequently, the hybrid model is used to be a tool for predicting the three rice volumes of exporters to support a decision making of rice cultivation in each season.

Keywords : Hybrid model, ARIMA model, Support vector machine model, export, rice

บทนำ

ในปัจจุบัน ประเทศไทยเป็นหนึ่งในประเทศผู้ผลิตและส่งออกสินค้าทางการเกษตรที่สำคัญของตลาดการค้าสินค้าทางการเกษตรระหว่างประเทศนำมาซึ่งรายได้เข้าสู่ประเทศปีละหลายหมื่นล้านบาท (Bangkokbiznews, 2018) โดยพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยประกอบไปด้วย ข้าว มันสำปะหลัง อ้อย ยางพารา และปาล์มน้ำมัน ซึ่งข้าวเป็นหนึ่งในพืชเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทยที่มีบทบาทที่สำคัญต่อเศรษฐกิจของประเทศและยังมีความผูกพันกับวิถีชีวิตของประชาชนไทยมาอย่างยาวนานดังจะเห็นได้จากประเพณีและความเชื่อที่เกี่ยวข้องกับการเพาะปลูกข้าวของเกษตรกรส่งผลให้ประเทศไทยเป็นแหล่งผลิตข้าวที่สำคัญแห่งหนึ่งของโลก รวมทั้งยังสามารถส่งออกข้าวเป็นอันดับสองของโลกในปี 2560 (Workman, D., 2018) แต่อย่างไรก็ตาม เกษตรกรผู้ปลูกข้าวยังคงประสบปัญหาด้านการผลิตและการตลาด (Arunmas, 2017; Petchseechoung, 2017; Saicheua, 2016) ซึ่งเป็นผลมาจากการขาดการวางแผนการผลิตและการตลาดที่เหมาะสมส่งผลให้ปริมาณการผลิตข้าวเกินความต้องการของตลาดและราคาที่เกษตรกรขายได้ตกต่ำ เกษตรกรจึงจำเป็นต้องพึ่งพาข้อมูลสารสนเทศที่เป็นประโยชน์สำหรับคาดการณ์ปริมาณความต้องการข้าวของตลาด เพื่อใช้ประกอบการวางแผนการเพาะปลูกให้เหมาะสมกับความต้องการข้าวของตลาดในแต่ละช่วงเวลา แต่ปริมาณความต้องการข้าวของตลาดที่จะเกิดขึ้นในอนาคตมีลักษณะที่ไม่คงที่และไม่แน่นอนส่งผลให้การวางแผนการเพาะปลูกให้มีความสอดคล้องกับปริมาณความต้องการที่แท้จริงมีความยุ่งยากและซับซ้อน นอกจากนี้ ปริมาณความต้องการข้าวของประเทศคู่ค้าที่แท้จริงไม่สามารถทราบข้อมูลได้อย่างชัดเจน เนื่องจากมีหลายปัจจัยที่มีผลกระทบต่อความต้องการ เช่น มาตรการกีดกันทางการค้า การเจรจาทางการค้าของประเทศคู่แข่ง ซึ่งปัจจัยที่ไม่สามารถควบคุมเหล่านี้มีผลกระทบโดยตรงกับความต้องการข้าวที่แท้จริงของประเทศคู่ค้า การใช้ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศในแต่ละปีจึงเป็นหนึ่งในสารสนเทศที่มีประโยชน์ต่อการสนับสนุนการตัดสินใจด้านการเพาะปลูกและการตลาดของเกษตรกรผู้เพาะปลูกข้าวของประเทศไทย เพื่อลดความเสี่ยงจากการผลิตมากเกินความต้องการของตลาดและสามารถช่วยกำหนดมาตรการของการส่งออกข้าวที่เหมาะสมกับสถานการณ์ แต่ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยมีลักษณะที่ไม่คงที่และไม่แน่นอนตามความต้องการของตลาด โดยทั่วไปเกษตรกรนิยมใช้ปริมาณการส่งออกข้าวในปีปัจจุบัน

เป็นค่าประมาณของปริมาณการส่งออกเพื่อเป็นข้อมูลสารสนเทศประกอบการวางแผนการผลิตในปีถัดไป แต่อย่างไรก็ตาม ข้อมูลสารสนเทศที่เกิดขึ้นในปัจจุบันอาจไม่ทันต่อสถานการณ์ที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็วในอนาคต ซึ่งมีผลต่อความเสี่ยงของการวางแผนการเพาะปลูกที่ไม่เหมาะสมเท่าที่ควร

จากความไม่แน่นอนของปริมาณการส่งออกข้าว เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นหนึ่งในการวิเคราะห์ที่ได้รับความนิยมสำหรับคาดการณ์ข้อมูลสารสนเทศที่จะเกิดขึ้นในอนาคต เทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทางสถิติเป็นเทคนิคที่ได้รับความนิยมและประยุกต์ใช้สำหรับพยากรณ์ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน โดยตัวแบบอารีมา (ARIMA model) เป็นหนึ่งในตัวแบบทางสถิติที่สร้างจากหลักการสหสัมพันธ์ในตัวที่ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพดีสำหรับปัญหาการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง เนื่องจากตั้งอยู่บนสมมติฐานของการสร้างตัวแบบที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง นอกจากนี้ตัวแบบอารีมายังถูกประยุกต์ใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาของสินค้าทางการเกษตรต่างๆ (Shabri, Samsudin, & Ismail, 2009; Co & Boosarawongse, 2007; Boosarawongse, 2006) แต่ตัวแบบอารีมามีข้อกำหนดในการสร้างตัวแบบที่เหมาะสมค่อนข้างมาก ส่งผลให้การประยุกต์ใช้ตัวแบบอารีมากับข้อมูลในปัจจุบันที่มีความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนหรือมีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรงอาจให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนค่อนข้างมาก

เมื่อความต้องการใช้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องเพิ่มมากยิ่งขึ้นในปัจจุบัน การประยุกต์ใช้ตัวแบบของการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอน (Supervised machine learning) ถูกพัฒนาเพิ่มมากยิ่งขึ้นและได้รับความนิยมประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลาย เนื่องจากตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนสามารถสร้างฟังก์ชันการทำนายที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรง ซึ่งเป็นหนึ่งในจุดเด่นที่โดดเด่นกว่าตัวแบบทางสถิติ นอกจากนี้ ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนสร้างสมการความสัมพันธ์จากคุณลักษณะของข้อมูล (Data-driven model) ที่ใช้สำหรับการสอนเพื่อให้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนในการสร้างความสัมพันธ์ จึงทำให้ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนอาศัยข้อกำหนดเบื้องต้นไม่มากเมื่อเทียบกับข้อกำหนดในการสร้างตัวแบบทางสถิติ ซึ่งเป็นจุดเด่นที่เหนือกว่าตัวแบบทางสถิติ รวมทั้งยังมีความยืดหยุ่นในการปรับเปลี่ยนฟังก์ชันความสัมพันธ์และความถูกต้องของผลการพยากรณ์ของตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอน โดยตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support vector machine: SVM) เป็นหนึ่งในตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนที่ได้รับความนิยมและถูกประยุกต์ใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งถูกสร้างจากหลักการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างที่น้อยที่สุด (Principle of Structural Risk Minimization) จึงให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียว ส่งผลให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนได้รับความนิยมและประสบความสำเร็จในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาในปัจจุบัน (Balakrishnan & Muthukumarasamy, 2016; Gandhi, Armstrong, Petkar, & Tripathy, 2016; Sujjaviriyasup & Pitiruek, 2013a)

แต่อย่างไรก็ตาม จากความซับซ้อนของความสัมพันธ์และความต้องการใช้ผลพยากรณ์ที่มีความถูกต้องเพิ่มมากยิ่งขึ้น การประยุกต์ใช้ตัวแบบเชิงเดี่ยวอาจไม่สามารถอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ซับซ้อนได้ครบถ้วน จึงมีแนวความคิดในการพัฒนาตัวแบบผสม โดยอาศัยคุณลักษณะและจุดเด่นของแต่ละตัวแบบเพื่ออธิบายคุณลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ต้องการศึกษา เพื่อให้สามารถเรียนรู้และอธิบายคุณลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ชัดเจนยิ่งขึ้น รวมทั้งยังสามารถลดความเสี่ยงของการใช้ตัวแบบที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่ต้องการศึกษา (Rathod & Mishra, 2018; Mitra & Paul, 2017; Naveena, Singh, Rathod, & Singh, 2017; Jha & Sinha, 2013) เนื่องจากวิธีการวิเคราะห์คุณลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลายังไม่สามารถระบุรูปแบบความสัมพันธ์ที่ชัดเจน จึงทำให้ต้องใช้ตัวแบบต่างๆ ในการเรียนรู้คุณลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลและทำนายค่าข้อมูลที่จะเกิดขึ้นในอนาคต ซึ่งตัวแบบที่ให้ค่าความผิดพลาดของผลการ

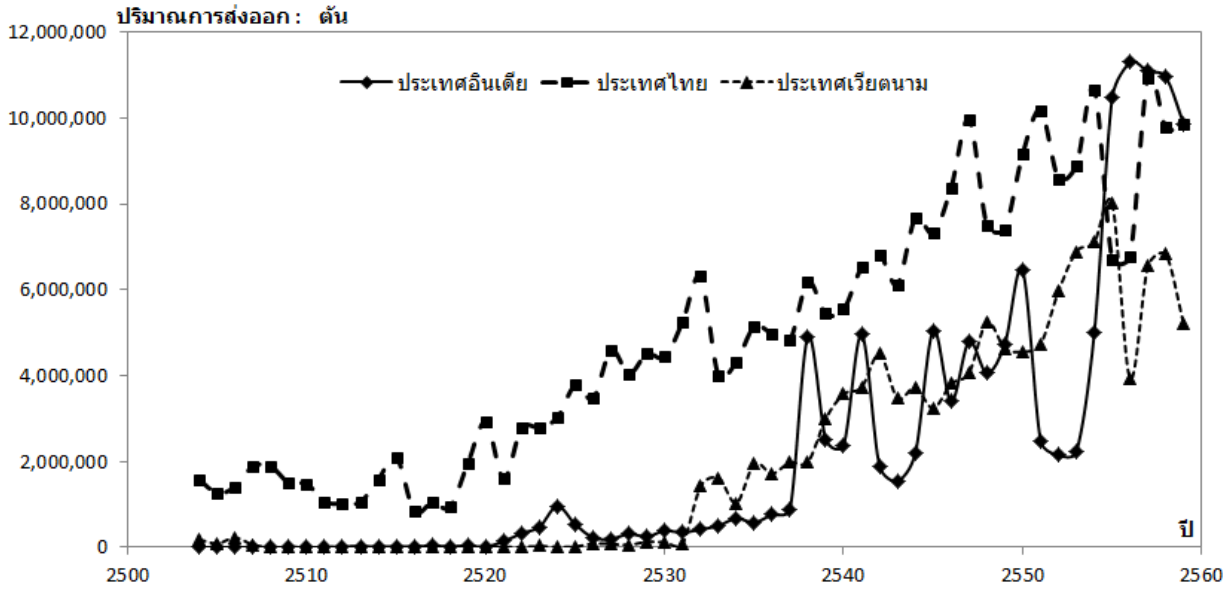
พยากรณ์ที่น้อยที่สุด ย่อมสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ถูกต้องมากที่สุด ดังนั้น การพึ่งพาตัวแบบเพียงตัวแบบใดตัวแบบหนึ่งย่อมมีความเสี่ยงที่จะได้ค่าพยากรณ์ที่ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่ต้องการ โดยตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (ARIMA-SVM model) เป็นหนึ่งในตัวแบบผสมที่ได้รับความนิยมและประยุกต์ใช้ในปัจจุบัน (Wen, Wang, Zhang, & Li, 2018; Pokora, 2017; Sujjaviriyasup & Pitiruek, 2013b) ซึ่งสร้างจากความต้องการอธิบายคุณลักษณะของข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ทั้งแบบเป็นเชิงเส้นตรงและไม่เป็นเชิงเส้นตรง เนื่องจากตัวแบบอารีมามีจุดเด่นและประสิทธิภาพดีในการอธิบายคุณลักษณะของข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรง ในขณะที่ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีประสิทธิภาพและจุดเด่นในการสร้างฟังก์ชันการทำนายที่มีความซับซ้อนสำหรับอธิบายคุณลักษณะของข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรง รวมทั้งการสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ของการทำนายจากคุณลักษณะของข้อมูลซึ่งไม่จำเป็นต้องใช้ข้อกำหนดมากจึงเหมาะสมที่จะใช้สำหรับการสร้างความสัมพันธ์สำหรับการอธิบายลักษณะข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรงของส่วนเหลือ (Residuals) จากตัวแบบอารีมา ดังจะเห็นได้ว่า การอาศัยเพียงตัวแบบเดี่ยวอาจเกิดความเสี่ยงในการอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลไม่ครบถ้วนและอาจให้ผลการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดค่อนข้างสูง หากลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลมีความซับซ้อน

สำหรับงานวิจัยนี้ ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนถูกพัฒนาขึ้นเพื่อพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยและประเทศคู่แข่งทางการค้าที่สำคัญของประเทศไทยอีก 2 ประเทศ ได้แก่ ประเทศอินเดียและประเทศเวียดนาม โดยตัวแบบผสมที่นำเสนอถูกเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์กับตัวแบบอย่างง่าย (Naïve model) ตัวแบบอารีมา และตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ 5 เกณฑ์ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Squared Error: RMSE) ร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เปอร์เซ็นต์ของมัธยฐานความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Median Absolute Percentage Error: MdAPE) และเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร (Symmetric Mean Absolute Percent Error: sMAPE) เพื่อค้นหาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับพยากรณ์ข้อมูลปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทย อินเดีย และเวียดนาม อีกทั้งยังเป็นสารสนเทศที่เป็นประโยชน์ในการสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับวางแผนการผลิต รวมทั้งการกำหนดกลยุทธ์สำหรับการเจรจาทางการค้ากับประเทศผู้ค้าได้อย่างเหมาะสมและมีประสิทธิภาพ

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ข้อมูล

ข้อมูลปริมาณการส่งออกข้าวที่ศึกษาในงานวิจัยนี้เป็นข้อมูลที่เผยแพร่บนสื่อออนไลน์ขององค์การอาหารและการเกษตรแห่งสหประชาชาติ (Food and Agriculture Organization of the United Nations) ซึ่งเป็นข้อมูลอนุกรมเวลารายปีตั้งแต่ปี พ.ศ. 2504 ถึง พ.ศ. 2559 ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 ปริมาณการส่งออกข้าวของแต่ละประเทศ

2. ตัวแบบอย่างง่าย

ตัวแบบอย่างง่ายเป็นตัวแบบที่มีฟังก์ชันความสัมพันธ์ที่ไม่ยุ่งยากและง่ายต่อการประยุกต์ใช้ โดยอาศัยข้อมูลที่ทราบในปัจจุบันเป็นค่าพยากรณ์ของช่วงเวลาถัดไป ซึ่งสามารถอธิบายด้วยตัวแบบทางคณิตศาสตร์ดังสมการที่ (1)

$$y_{t+1} = y_t + \varepsilon_{t+1} \tag{1}$$

เมื่อ y_{t+1} คือ ค่าพยากรณ์ของช่วงเวลาถัดไปหนึ่งช่วงเวลา ณ เวลาที่ $t + 1$

y_t คือ ค่าข้อมูล ณ เวลาที่ t

ε_{t+1} คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ $t + 1$

3. ตัวแบบอารีมา

ตัวแบบอารีมาเป็นรูปแบบทั่วไปของตัวแบบอาร์มา (Autoregressive Moving Average: ARMA) สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่อยู่ในสภาวะคงที่ (Non-stationary state) โดยประยุกต์ใช้หลักการของผลต่างของข้อมูลอนุกรมเวลา เพื่อแปลงชุดข้อมูลอนุกรมเวลาจากสภาวะไม่คงที่สู่สภาวะคงที่ ซึ่งเป็นคุณสมบัติที่สำคัญของการสร้างตัวแบบเพื่ออธิบายตัวแบบการถดถอยในตัว โดยมีสมการทางคณิตศาสตร์ของความสัมพันธ์ของฟังก์ชันทำนายดังแสดงในสมการที่ (2)

$$\left(1 - \sum_{i=1}^{p} \varphi_i B^i\right)(1 - B)^d (Y_t - \mu) = \left(1 - \sum_{j=1}^{q} \theta_j B^j\right)\varepsilon_t \tag{2}$$

เมื่อ Y_t และ ε_t คือ ค่าอนุกรมเวลาและค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t

B และ μ คือ ตัวแปลงค่าอนุกรมเวลาย้อนกลับ (Backward shift operator) และค่าเฉลี่ย ตามลำดับ

p และ q คือ ค่าลำดับของตัวแบบอารีมา โดยตัวแบบอารีมาทั่วไป คือ ARIMA ซึ่ง d คือ ค่าลำดับของผลต่าง

การสร้างและพิจารณาตัวแบบอารีมาที่เหมาะสมที่สุดในงานวิจัยนี้จะเลือกจากเกณฑ์สารสนเทศของอะกะอิเกะ (Akaike's information criterion) หรือ เอไอซี (AIC) ที่ให้ค่าต่ำที่สุด โดยเขียนขึ้นจากโปรแกรม R ด้วยไลบารี "forecast" ซึ่งได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อช่วยในการพิจารณาตัวแบบอารีมาที่เหมาะสมที่สุดแบบอัตโนมัติด้วยอัลกอลิทึมของ Hyndman – Khandakar โดยได้รับการอ้างอิงและประยุกต์ใช้ในงานวิจัยที่ได้ถูกเผยแพร่ในวารสารที่เป็นที่ยอมรับในวงวิชาการ (Hyndman & Khandakar, 2008) แต่การหาตัวแบบอารีมาที่เหมาะสมขึ้นอยู่กับจำนวนข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงในแต่ละช่วงเวลา ส่งผลให้ลำดับของตัวแบบอารีมามีการปรับเปลี่ยนไปด้วย จึงใช้สัญลักษณ์ ARIMA (ตัวแบบอารีมาที่ไม่ระบุลำดับ) ในส่วนของผลการวิจัยเพื่อให้เกิดความกระชับในการนำเสนอ

4. ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเป็นหนึ่งในตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนโดยใช้หลักการทางสถิติและการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างที่น้อยที่สุด เพื่อประยุกต์ใช้สำหรับปัญหาการจำแนกกลุ่มและการทำนายสมการถดถอย ซึ่งการประยุกต์ใช้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกับข้อมูลอนุกรมเวลาจึงต้องจัดรูปแบบข้อมูลอนุกรมเวลาให้อยู่ในรูปแบบของสมการถดถอยด้วยการใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาย้อนหลังตามหลักการของตัวแบบการถดถอยในตัว เพื่อสร้างฟังก์ชันทำนายค่าข้อมูลในอนาคตจากข้อมูลก่อนหน้า โดยสามารถอธิบายสมการความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงสำหรับตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนดังสมการที่ (3)

$$f(x) = \sum_{i=1}^{T} \left(\alpha_i - \alpha_i^*\right) K(x, x_i) + b \qquad (3)$$

เมื่อ α_i และ α_i^* คือ ค่าตัวคูณของลากรานจ์ (Lagrange multipliers)

$K(x, x_i)$ คือ ฟังก์ชันเคอร์เนล (Kernel function)

b คือ ความเอนเอียง (bias)

จากสมการที่ (3) ฟังก์ชันเคอร์เนลที่ใช้ในงานวิจัยนี้ คือ ฟังก์ชันเรเดียลเบสิค (radial basis function) ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่มีประสิทธิภาพและนิยมใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรง โดยมีสมการดังนี้

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\gamma \left\| x - x_i \right\|^2\right) \qquad (4)$$

เมื่อ γ คือ ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเรเดียลเบสิค

ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่ถูกใช้ในงานวิจัยนี้เขียนขึ้นจากโปรแกรม R ด้วยไลบารี “kernlab” ของโปรแกรม R ซึ่งได้รับการพัฒนาและถูกประยุกต์ใช้ในงานวิจัยอย่างแพร่หลาย โดยการจัดเรียงข้อมูลอนุกรมเวลาให้อยู่ในรูปแบบสมการถดถอยจำนวน *m* คอลัมน์ดังภาพที่ 2 ซึ่งข้อมูลย้อนหลังตั้งแต่คอลัมน์ที่ 1 ถึงคอลัมน์ที่ *m* – 1 เป็นข้อมูลป้อนเข้า (Input data) และคอลัมน์ที่ *m* ที่เป็นคอลัมน์สุดท้ายเป็นข้อมูลเป้าหมาย (Target data) เพื่อให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้และสร้างฟังก์ชันการทำนายจากคุณลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการเรียนรู้ของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

$$Y_1, Y_2, Y_3, Y_4, \cdots, Y_{t-3}, Y_{t-2}, Y_{t-1}, Y_t$$

$$\downarrow$$

$$\begin{vmatrix} Y_1, Y_2, Y_3, \cdots, Y_{m-2}, Y_{m-1}, Y_m \\ Y_2, Y_3, Y_4, \cdots, Y_{m-1}, Y_m, Y_{m+1} \\ Y_3, Y_4, Y_5, \cdots, Y_m, Y_{m+1}, Y_{m+2} \\ \vdots \\ Y_{t-m+1}, \quad \cdots, \ Y_{t-2}, Y_{t-1}, Y_t \end{vmatrix}$$

ภาพที่ *2* การจัดรูปแบบข้อมูลสำหรับการเรียนรู้และสร้างตัวแบบพยากรณ์ของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

เพื่อให้การอธิบายผลวิจัยมีความกระชับจึงใช้สัญลักษณ์ SVM(*m*) แทนตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ที่ถูกจัดเรียงในรูปแบบใหม่จำนวน *m* คอลัมน์ โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้จำนวนคอลัมน์ตั้งแต่ 2 ถึง 10 คอลัมน์ ซึ่งเหตุผลที่เลือกใช้จำนวนคอลัมน์ไม่เกิน 10 คอลัมน์ เพื่อไม่ให้ใช้ข้อมูลย้อนหลังหลายช่วงเวลาจนเกินไปในการพยากรณ์ค่าในอนาคตเพียงค่าเดียว สำหรับการสร้างและพิจารณาตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนที่เหมาะสม นอกจากนี้ การปรับค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนอาศัยการค้นหาแบบกริด (Grid search) ด้วยการเพิ่มค่าขึ้นที่ละหน่วย เพื่อให้ได้ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด

5. ตัวแบบผสมระหว่างอารีมาและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน

ตัวแบบผสมระหว่างอารีมาและซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีความมุ่งหวังที่จะใช้จุดเด่นและประสิทธิภาพที่ดีของตัวแบบอารีมาสำหรับการอธิบายลักษณะความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรงของข้อมูลอนุกรมเวลา ในขณะที่ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีจุดเด่นและประสิทธิภาพดีในการสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงจึงสามารถอธิบายลักษณะความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ดี นอกจากนี้ การสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์ของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนใช้คุณลักษณะของข้อมูลที่ใช้สอนให้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเรียนรู้ จึงเหมาะที่จะใช้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนในการอธิบายส่วนเหลือจากตัวแบบอารีมา ซึ่งประสิทธิภาพของการพยากรณ์ของตัวแบบอารีมาไม่สามารถอธิบายได้ โดยขั้นตอนการสร้างตัวแบบสามารถอธิบายได้ ดังนี้

1. การประยุกต์ใช้ตัวแบบอารีมาสำหรับการอธิบายลักษณะข้อมูลแบบเชิงเส้นตรงของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้สมการที่ (2) เพื่อสร้างและพิจารณาตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมของข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง และพยากรณ์ล่วงหน้าหนึ่งช่วงเวลาดังสมการที่ (5)

$$\hat{L}_{t+1} = f(Y_t, Y_{t-1}, Y_{t-2}, \ldots, Y_1) \quad (5)$$

เมื่อ $\hat{L}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง ณ เวลาที่ $t + 1$

2. การจัดรูปแบบส่วนเหลือที่ได้จากสมการที่ (5) ของค่าอนุกรมเวลาลำดับแรกถึงลำดับที่ t จำนวน m คอลัมน์ดังภาพที่ 2 และใช้สมการที่ (3) – (4) เพื่อสร้างฟังก์ชันความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงสำหรับอธิบายลักษณะความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงของส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบอารีมาที่เหมาะสมและพยากรณ์ค่าข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรงหนึ่งช่วงเวลาล่วงหน้าดังสมการที่ (6)

$$\hat{N}_{t+1} = f\left(\left(Y_t - \hat{Y}_t\right), \left(Y_{t-1} - \hat{Y}_{t-1}\right), \left(Y_{t-2} - \hat{Y}_{t-2}\right), \ldots, \left(Y_1 - \hat{Y}_1\right)\right) \quad (6)$$

เมื่อ $\hat{N}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง ณ เวลาที่ $t + 1$

3. นำผลการพยากรณ์ค่าข้อมูลแบบเชิงเส้นตรงและไม่เป็นเชิงเส้นตรงที่ได้จากสมการที่ (5) และ (6) รวมกันแบบความสัมพันธ์เชิงบวก เพื่อเป็นค่าพยากรณ์ของข้อมูลอนุกรมเวลาดังสมการที่ (7)

$$Y_{t+1} = \hat{L}_{t+1} + \hat{N}_{t+1} + \varepsilon_{t+1} \quad (7)$$

เมื่อ Y_{t+1} คือ ค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ $t + 1$

$\hat{L}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง ณ เวลาที่ $t + 1$

$\hat{N}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง ณ เวลาที่ $t + 1$

ε_{t+1} คือ ความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ $t + 1$

6. เกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

การประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบต่างๆ จำเป็นต้องอาศัยการวัดความผิดพลาดเชิงปริมาณ เพื่ออธิบายความสามารถในการให้ค่าพยากรณ์ที่ถูกต้องและเหมาะสมในการอธิบายข้อมูลอนุกรมเวลา โดยเกณฑ์ที่ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ในงานวิจัยนี้มีด้วยกันทั้งหมด 5 เกณฑ์ ดังนี้

1. ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$\text{MAE} = \sum_{t=1}^{n} \frac{\left|Y_t - \hat{Y}_t\right|}{n} \quad (8)$$

2. รากของค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$\text{RMSE} = \sqrt{\sum_{t=1}^{n} \frac{\left(Y_t - \hat{Y}_t\right)^2}{n}} \quad (9)$$

3. ร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$\text{MAPE} = \sum_{t=1}^{n} \frac{\left|Y_t - \hat{Y}_t\right| / Y_t}{n} \times 100 \qquad (10)$$

4. เปอร์เซ็นต์ของมัธยฐานความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์

$$\text{MdAPE} = \text{median} \left(\left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \times 100 \right) \qquad (11)$$

5. เปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร

$$\text{sMAPE} = \sum_{t=1}^{n} \frac{2 \times \left|Y_t - \hat{Y}_t\right| / \left|Y_t + \hat{Y}_t\right|}{n} \times 100 \qquad (12)$$

7. การแบ่งชุดข้อมูลเพื่อวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ (Cross – validation)

จากวิธีการวิเคราะห์ลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลายังไม่สามารถระบุความสัมพันธ์ได้อย่างแน่ชัดและยังไม่มีตัวแบบใดที่มีประสิทธิภาพดีสำหรับพยากรณ์ค่าอนุกรมเวลาในทุกสถานการณ์ ส่งผลให้การทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบจึงมีความสำคัญต่อความน่าเชื่อถือ โดยแบ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบและชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบในสัดส่วนร้อยละ 70 และ 30 ตามลำดับ ซึ่งข้อมูลในชุดทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบจะถูกปิดไว้และไม่เกี่ยวข้องกับข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบ จนกระทั่งข้อมูลชุดนั้นถูกเฉลยเพื่อเปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการประเมินประสิทธิภาพ จึงนำข้อมูลที่ถูกเฉลยเข้ามารวมกับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบเดิมเพื่อเป็นชุดข้อมูลในการสร้างตัวแบบชุดใหม่และใช้ในการพยากรณ์ค่าในอนาคต 1 ช่วงเวลาถัดไป โดยดำเนินการดังที่กล่าวมาข้างต้นจนกระทั่งพยากรณ์ครบทุกค่าในชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบ เพื่อนำค่าพยากรณ์และค่าจริงทั้งหมดสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบด้วยเกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพทั้ง 5 เกณฑ์

ผลการวิจัย

จากการประยุกต์ใช้ตัวแบบทั้ง 4 ตัวแบบ เพื่อพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวทั้ง 3 ประเทศมีผลการพยากรณ์ดังนี้

ตารางที่ 1 ผลการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทย

ปี พ.ศ.	ปริมาณการส่งออก	Naive	ARIMA	SVM(10)	ARIMA-SVM(4)
2543	6,128,671	6,827,435	6,652,367	6,366,303	6,434,350
2544	7,673,258	6,128,671	6,538,568	6,917,519	7,920,389
2545	7,328,418	7,673,258	7,190,668	7,594,180	7,413,687
2546	8,383,484	7,328,418	7,400,522	6,934,105	7,274,327
2547	9,970,803	8,383,484	8,029,810	7,741,553	7,174,234
2548	7,508,581	9,970,803	9,316,239	8,743,933	7,704,594
2549	7,414,585	7,508,581	8,524,372	8,305,088	8,561,641
2550	9,165,197	7,414,585	8,191,362	8,208,012	8,522,001
2551	10,186,678	9,165,197	8,765,895	7,048,528	9,086,194
2552	8,594,921	10,186,678	9,538,881	8,352,663	9,315,338
2553	8,905,751	8,594,921	9,304,699	7,214,203	9,513,807
2554	10,671,194	8,905,751	9,309,481	7,824,627	9,557,324
2555	6,704,304	10,671,194	10,138,300	9,481,424	9,276,393
2556	6,787,796	6,704,304	9,014,506	7,573,330	8,469,275
2557	10,951,021	6,787,796	8,864,791	10,117,015	8,972,485
2558	9,781,623	10,951,021	8,966,454	9,093,361	9,271,736
2559	9,870,079	9,781,623	7,855,699	6,321,466	7,482,742
	MAE	1,394,022.24	1,371,368.24	1,445,462.35	**1,129,542.65**
	RMSE	1,831,154.56	1,581,330.17	1,781,706.47	**1,406,668.08**
	MAPE	16.34%	16.47%	16.40%	**13.11%**
	MdAPE	12.59%	13.95%	12.01%	**10.44%**
	sMAPE	16.13%	15.97%	17.34%	**13.19%**

ตารางที่ *2* ผลการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศเวียดนาม

ปี พ.ศ.	ปริมาณการส่งออก	Naive	ARIMA	SVM(6)	ARIMA-SVM(4)
2543	3,476,983	4,508,277	4,931,476	3,536,270	5,290,062
2544	3,729,458	3,476,983	3,476,983	3,636,777	3,721,679
2545	3,240,932	3,729,458	3,729,458	3,588,286	3,931,522
2546	3,813,000	3,240,932	3,240,932	3,397,934	3,786,101
2547	4,063,000	3,813,000	3,771,536	3,542,936	3,856,267
2548	5,250,000	4,063,000	4,115,252	3,680,025	5,234,920
2549	4,642,000	5,250,000	5,249,190	4,030,641	5,207,640
2550	4,558,000	4,642,000	4,943,784	4,237,585	5,204,294
2551	4,735,170	4,558,000	4,699,161	4,393,694	4,551,908
2552	5,968,586	4,735,170	4,812,889	4,597,374	4,837,942
2553	6,892,959	5,968,586	5,823,067	4,899,860	6,380,353
2554	7,112,000	6,892,959	7,181,694	5,216,070	7,168,300
2555	8,010,925	7,112,000	7,391,210	5,675,964	7,822,758
2556	3,939,076	8,010,925	8,368,193	6,205,909	6,208,317
2557	6,552,745	3,939,076	3,939,076	5,721,554	3,635,429
2558	6,832,181	6,552,745	5,389,230	6,127,606	5,247,793
2559	5,210,843	6,832,181	6,699,397	6,450,315	6,888,859
	MAE	971,328.24	1,065,414.47	994,997.06	**852,472.59**
	RMSE	1,391,627.81	1,500,040.68	1,246,046.58	**1,216,191.19**
	MAPE	20.05%	22.08%	18.11 %	**17.47%**
	MdAPE	13.41%	15.07%	12.80 %	**12.19%**
	sMAPE	18.49%	20.14%	18.74 %	**16.68%**

ตารางที่ *3* ผลการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศอินเดีย

ปี พ.ศ.	ปริมาณการส่งออก	Naive	ARIMA	SVM(3)	ARIMA-SVM(4)
2543	1,532,572	1,895,180	2,839,675	2,230,174	1,584,607
2544	2,193,711	1,532,572	3,783,816	3,165,647	2,222,923
2545	5,053,160	2,193,711	1,616,200	3,078,695	2,665,216
2546	3,401,921	5,053,160	3,432,899	1,996,081	2,694,071
2547	4,794,452	3,401,921	3,506,595	2,580,012	2,686,235
2548	4,062,474	4,794,452	4,076,305	3,496,146	3,968,211
2549	4,738,849	4,062,474	4,166,945	5,368,696	4,383,252
2550	6,449,003	4,738,849	4,482,947	4,277,833	2,748,643
2551	2,484,249	6,449,003	5,407,115	3,807,564	3,042,096
2552	2,148,001	2,484,249	4,425,115	2,105,987	3,263,008
2553	2,225,347	2,148,001	3,306,274	4,294,647	3,093,441
2554	5,004,280	2,225,347	2,778,635	3,818,910	5,030,554
2555	10,470,312	5,004,280	3,975,622	3,223,640	5,851,776
2556	11,300,105	10,470,312	7,781,241	1,876,677	8,180,513
2557	11,092,730	11,300,105	11,300,105	3,544,771	10,163,345
2558	10,953,469	11,092,730	11,092,730	10,202,040	10,567,083
2559	9,869,281	10,953,469	10,953,469	10,698,718	11,226,529
	MAE	1,466,435.47	1,773,866.12	2,414,738.35	**1,318,461.59**
	RMSE	2,067,868.81	2,395,502.89	3,634,968.59	**1,889,694.66**
	MAPE	32.63%	42.38%	40.30%	**23.25%**
	MdAPE	23.66%	31.14%	41.32%	**20.81%**
	sMAPE	32.15%	39.83%	47.27%	**26.18%**

วิจารณ์ผลการวิจัย

จากผลการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยในตารางที่ 1 พบว่า ตัวแบบเชิงเดี่ยวทั้ง 3 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบอย่างง่าย ตัวแบบอารีมา และตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนต่างมีประสิทธิภาพที่ดีในแต่ละเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ แต่ตัวแบบอารีมามีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบอย่างง่ายและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพส่วนใหญ่ ซึ่งบ่งชี้ว่า การใช้ตัวแบบอารีมาสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าเมื่อเทียบกับตัวแบบอย่างง่ายและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน แต่อย่างไรก็ตาม ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยดีทุกเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ ซึ่งบ่งชี้ว่า การประยุกต์ใช้จุดเด่นและมีประสิทธิภาพในการอธิบาย

ลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลแบบเชิงเส้นตรงของตัวแบบอารีมาและจุดเด่นของ ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงของส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบอารีมาสามารถให้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าปริมาณการส่งออกข้าวประเทศไทยมากที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบที่เหลือ จึงสามารถกล่าวได้ว่า ตัวแบบผสมที่พัฒนาจากตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเหมาะสมสามารถประยุกต์ใช้สำหรับคาดการณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทยเพื่อเป็นสารสนเทศที่เป็นประโยชน์ประกอบการตัดสินใจสำหรับการวางแผนการเพาะปลูกให้สอดคล้องกับสภาวะความต้องการของตลาดในแต่ละช่วงเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

แต่ผลการพยากรณ์ของตัวแบบเชิงเดี่ยวในตารางที่ 2 ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนซึ่งเป็นตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศเวียดนามเมื่อเทียบกับตัวแบบอย่างง่ายและตัวแบบอารีมาตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพส่วนมาก แต่ก็ไม่อาจที่จะให้ผลดีในทุกเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ จึงกล่าวได้ว่า ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถใช้เป็นตัวแบบเชิงเดี่ยวสำหรับพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศเวียดนาม แต่ในทางกลับกัน ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ด้อยกว่าตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งบ่งชี้ว่า การพัฒนาตัวแบบผสมสามารถปรับปรุงคุณภาพของผลการพยากรณ์ของตัวแบบเชิงเดี่ยวทั้งสองตัวแบบให้มีค่าใกล้เคียงกับปริมาณการส่งออกจริงมากยิ่งขึ้น

ในขณะที่ตารางที่ 3 ผลการพยากรณ์ของตัวแบบอย่างง่ายมีประสิทธิภาพที่ดีกว่าทั้งตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ถึงแม้ว่าตัวแบบอย่างง่ายจะมีความซับซ้อนของฟังก์ชันทำนายที่น้อยกว่าก็ตาม นอกจากนี้ ผลการพยากรณ์ของทั้งตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนมีประสิทธิภาพค่อนข้างน้อย แต่อย่างไรก็ตาม ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนกลับสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศอินเดียมากที่สุดและให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่าตัวแบบทั้ง 3 ตัวแบบค่อนข้างมาก จึงสามารถกล่าวได้ว่า ตัวแบบผสมสามารถลดความเสี่ยงจากการใช้ตัวแบบเชิงเดี่ยวที่อาจให้ผลการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดค่อนข้างสูง

สรุปผลการวิจัย

จากผลการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบเชิงเดี่ยวทั้ง 3 ตัวแบบ ในการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวทั้ง 3 ประเทศ พบว่าตัวแบบอารีมาเหมาะสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศไทย ตัวแบบอย่างง่ายเหมาะสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศอินเดีย ในขณะที่ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนเหมาะสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศเวียดนาม เมื่อเกษตรกรผู้ปลูกข้าวต้องการใช้ตัวแบบเชิงเดี่ยวเพื่อให้สะดวกต่อการใช้งานเบื้องต้น โดยการค้นพบจากการเปรียบเทียบสามารถกล่าวได้ว่า ตัวแบบเชิงเดี่ยวทั้ง 3 ต่างมีประสิทธิภาพดีในแต่ละสถานการณ์ที่แตกต่างกัน แต่อย่างไรก็ตาม หากต้องการได้ผลการพยากรณ์ที่มีความถูกต้องเพิ่มมากขึ้นเพื่อประกอบการตัดสินใจที่เหมาะสมเพิ่มมากขึ้น เกษตรกรผู้ปลูกข้าวควรเลือกใช้ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ซึ่งเป็นตัวแบบที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่ออธิบายลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลทั้งแบบเชิงเส้นตรงและไม่เป็นเชิงเส้นตรงสำหรับพยากรณ์ปริมาณการส่งออกข้าวของทั้ง 3 ประเทศ เนื่องจาก ตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบอารีมาและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสามารถให้ค่าความผิดพลาดที่น้อยกว่าตัวแบบทั้ง 3 ตัวแบบ ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพทั้ง 5 เกณฑ์ ในทุกสถานการณ์ ซึ่งสามารถกล่าวได้อีกนัยหนึ่งว่า ตัวแบบแบบผสมดังกล่าวสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่ถูกต้อง

เพิ่มมากขึ้น ซึ่งประสิทธิภาพของตัวแบบผสมที่พบในงานวิจัยนี้มีความสอดคล้องกับงานวิจัยที่ได้อ้างอิงที่บ่งชี้ว่า ตัวแบบผสมมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบเชิงเดี่ยว จึงเป็นสิ่งยืนยันถึงประสิทธิภาพของการประยุกต์ใช้ตัวแบบผสมเพื่ออธิบายข้อมูลที่มีลักษณะที่มีความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีส่วนประกอบเชิงเส้นตรงและไม่เป็นเชิงเส้นตรงแบบเชิงบวก ดังนั้น เกษตรกรผู้ปลูกข้าวควรเลือกใช้ ตัวแบบผสมเพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับปริมาณการส่งออกข้าวของทั้ง 3 ประเทศ สำหรับเป็นสารสนเทศที่เป็นประโยชน์ประกอบการตัดสินใจวางแผนการผลิตและการเพาะปลูกข้าวในแต่ละช่วงเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ ตัวแบบผสมดังกล่าวอาจสามารถประยุกต์ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกข้าวของประเทศอื่นๆ ที่มีลักษณะความสัมพันธ์ของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใกล้เคียงหรือคล้ายคลึงกับปริมาณการส่งออกข้าวทั้ง 3 ประเทศ

เอกสารอ้างอิง

Arunmas, P. (2017). Thai rice: Future brightens after over-supply crisis passes. Retrieved September 3, 2018, from https://www.bangkokpost.com/learning/advanced/1272265/thai-rice-future-brightens-after-over supply-crisis-passes.

Balakrishnan, N., & Muthukumarasamy, G. (2016). Crop production-ensemble machine learning model for prediction. *International Journal of Computer Science and Software Engineering*, *5*(7), 148.

Bangkokbiznews. (2018). Five economic crops tend to increase 3.2% in 2018. Retrieved September 3, 2018, from http://www.bangkokbiznews.com/news/detail/795970.

Boosarawongse, R. (2006). AN APPLICATION OF BOX-JENKINS METHOD IN THE FORECASTING OF QUANTITY OF THAI RICE EXPORT. *In Proceedings of the 11th Annual Conference of Asia Pacific Decision Sciences Institute*.

Co, H. C. & Boosarawongse, R. (2007). Forecasting Thailand's rice export: Statistical techniques vs. artificial neural networks. *Computers & industrial engineering*, *53*(4), 610-627.

Food and Agriculture Organization of the United Nations. (2018). Crops and livestock products. Retrieved August 3, 2018, from http://www.fao.org/faostat/en/#data/TP.

Gandhi, N., Armstrong, L. J., Petkar, O., & Tripathy, A. K. (2016, July). Rice crop yield prediction in India using support vector machines. *In Computer Science and Software Engineering (JCSSE), 2016 13th International Joint Conference on* (pp. 1-5). IEEE.

Hyndman, R., J., and Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting: The forecast package for R. *Journal of Statistical Software*, *26*(3).

Jha, G. K., & Sinha, K. (2013). Agricultural Price Forecasting Using Neural Network Model: An Innovative Information Delivery System. *Agricultural Economics Research Review*, *26*(2).

Mitra, D., & Paul, R. K. (2017). Hybrid time-series models for forecasting agricultural commodity prices. *Model Assisted Statistics and Applications*, *12*(3), 255-264.

Naveena, K., Singh, S., Rathod, S., & Singh, A. (2017). Hybrid ARIMA-ANN Modelling for Forecasting the Price of Robusta Coffee in India. *Int. J. Curr. Microbiol. App. Sci*, *6*(7), 1721-1726.

Petchseechoung, W. (2017). THAILAND INDUSTRY OUTLOOK 2017-19: RICE INDUSTRY. Retrieved September 3, 2018, from https://www.krungsri.com/bank/getmedia/83a146ea-a14f-41c7-9e80-9214a5d9b963/IO_Rice_201705_EN.aspx.

Pokora, J. (2017). Hybrid ARIMA and Support Vector Regression in Short-term Electricity Price Forecasting. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, *65*(2), 699-708.

Rathod, S., & Mishra, G. C. (2018). Statistical Models for Forecasting Mango and Banana Yield of Karnataka, India. *Journal of Agricultural Science and Technology*, *20*,803-816.

Saicheua, S. (2016). Rice price fall I. Retrieved September 3, 2018, from http://www.bangkokbiznews.com/blog/detail/639362.

Shabri, A., Samsudin, R., & Ismail, Z. (2009). Forecasting of the rice yields time series forecasting using artificial neural network and statistical model. *Journal of Applied Sciences*, *9*(23), 4168-4173.

Sujjaviriyasup, T., & Pitiruek, K. (2013a). Agricultural Product Forecasting Using Machine Learning Approach. *Int. Journal of Math. Analysis*, *7*(38), 1869-1875.

Sujjaviriyasup, T., & Pitiruek, K. (2013b). Hybrid ARIMA-support vector machine model for agricultural production planning. *Applied Mathematical Sciences*, *7*(57), 2833-2840.

Wen, Q., Wang, Y., Zhang, H., & Li, Z. (2018). Application of ARIMA and SVM mixed model in agricultural management under the background of intellectual agriculture. *Cluster Computing*, 1-10.

Workman, D. (2018). Rice Exports by Country. Retrieved September 3, 2018, from http://www.worldstopexports.com/rice-exports-country/.