

การพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งแช่แข็งของประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง

ปิยะ รัตน์ละออง^{1*}, วันเพ็ญ แสงทองพินิจ² และ ศุภพัชร พวงแก้ว³

¹สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยีอุตสาหกรรม

มหาวิทยาลัยราชภัฏบ้านสมเด็จเจ้าพระยา

²สาขาวิชาวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยีการอาหาร คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม

³สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ

*piya.ro@bsru.ac.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสินค้าประมงประเภทกุ้งแช่แข็งของประเทศไทยสำหรับเดือนมกราคมปี พ.ศ. 2569 โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ Support Vector Machine Regressor (SVR) และ Random Forest Regressor ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลปริมาณการส่งออกในอดีต (หน่วยเป็นตัน) กับตัวแปรเวลาในรูปแบบรายเดือน ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาที่ผ่านมาเตรียมและปรับปรุงคุณภาพก่อนนำเข้าสู่กระบวนการสร้างแบบจำลอง ผลการวิเคราะห์พบว่าแบบจำลอง Random Forest Regressor ให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงกว่า โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.8984 และมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ (RMSE เท่ากับ 1622.27) เมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง SVR ที่ให้ผลลัพธ์น้อยกว่าในทุกตัวชี้วัด นอกจากนี้แบบจำลองดังกล่าวยังสามารถสะท้อนแนวโน้มและความผันผวนของปริมาณการส่งออกได้อย่างมีประสิทธิภาพ ผลการวิจัยนี้สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจเชิงยุทธศาสตร์ ทั้งในด้านการวางแผนการผลิต การบริหารจัดการห่วงโซ่อุปทาน และการกำหนดกลยุทธ์ทางการตลาด เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของอุตสาหกรรมประมงไทยในระดับสากลได้อย่างยั่งยืน

คำสำคัญ: การพยากรณ์ การเรียนรู้ของเครื่อง ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ปาล์ม

Development of a Forecasting Model for Thailand's Frozen Shrimp Export Volume Using Machine Learning Techniques

Piya Rontlaong^{1*}, Wanpen Saengthongpinit² and Supapat Phuangkaew³

¹Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering and Technology
Bansomdejchaopraya Rajapattana University

²Department of Food Science and Technology, Faculty of Science and Technology
Nakhon Pathom Rajapattana University

³Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Education, Rajamangala University of
Technology Krungthep
*piya.ro@bsru.ac.th

Abstract

This research aims to develop a forecasting model for Thailand's frozen shrimp export volume for January in 2026. The study applies machine learning techniques, namely Support Vector Machine Regressor (SVR) and Random Forest Regressor, to analyze the relationship between historical export volumes (measured in tons) and time variables in monthly format. The dataset used in this study is time-series data that has been preprocessed and refined to improve data quality prior to model development. The results indicate that the Random Forest Regressor model outperforms the SVR model in forecasting accuracy, achieving a coefficient of determination (R^2) of 0.8984 and a lower error value (RMSE = 1622.27). In contrast, the SVR model demonstrates comparatively lower performance across all evaluation metrics. Furthermore, the selected model effectively captures trends and fluctuations in export volumes. The findings of this research can serve as a decision-support tool for strategic planning in production, supply chain management, and marketing strategies, ultimately enhancing the competitiveness of Thailand's fisheries industry in the global market.

Keywords: Forecasting, Machine Learning, Support Vector Machine, Random Forest

1. บทนำ

การส่งออกสินค้าประมงนับเป็นภาคเศรษฐกิจที่มีบทบาทสำคัญต่อการสร้างรายได้และการขับเคลื่อนเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยเฉพาะสินค้าประเภทกุ้ง ซึ่งถือเป็นหนึ่งในสินค้าส่งออกหลักที่มีมูลค่าทางเศรษฐกิจสูง และได้รับความนิยมในตลาดต่างประเทศอย่างต่อเนื่อง ทั้งในรูปแบบกุ้งสดแช่แข็ง กุ้งแห้ง และกุ้งนึ่ง อย่างไรก็ตาม ปริมาณการส่งออกกุ้งของประเทศไทยมีแนวโน้มผันผวนตามปัจจัยหลายด้าน เช่น ภาวะเศรษฐกิจโลก อัตราแลกเปลี่ยน ราคาสินค้าในตลาดโลก มาตรฐานความปลอดภัยทางอาหาร รวมถึงสภาพภูมิอากาศ ซึ่งส่งผลโดยตรงต่อการวางแผนการผลิต การบริหารจัดการทรัพยากร และการกำหนดนโยบายด้านการส่งออกของประเทศ ในอดีตการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกมักอาศัยวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิม ซึ่งมี

ข้อจำกัดในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนและมีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น ส่งผลให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์อาจไม่สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมทางเศรษฐกิจที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว ปัจจุบันเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลเชิงปริมาณ เนื่องจากสามารถเรียนรู้รูปแบบความสัมพันธ์ของข้อมูลจากตัวแปรจำนวนมาก และสามารถสร้างแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงในการคาดการณ์ข้อมูลในอนาคต เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องที่ได้รับความนิยมในการพยากรณ์ข้อมูล ได้แก่ Support Vector Machine Regressor (SVR) และ RandomForest Regressor ซึ่งเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลที่มีความซับซ้อนและลดปัญหาความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดย SVR มีความสามารถในการสร้างเส้นพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น ขณะที่ Random Forest Regressor สามารถเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลองผ่านกระบวนการรวมผลการตัดสินใจจากต้นไม้หลายต้น ทำให้ลดปัญหาการเกิด Overfitting และเพิ่มเสถียรภาพของผลลัพธ์ จากงานวิจัยที่ผ่านมาเกี่ยวกับการประยุกต์ใช้เทคนิคดังกล่าวในการพยากรณ์ เช่น [1] การพยากรณ์น้ำฝนโดยใช้เทคนิคการปรับให้เรียบ เทคนิค ARIMA และเทคนิค Support Vector Machine [2] การพยากรณ์ปริมาณความต้องการไฟฟ้าสูงสุดรายปีของประเทศไทย โดยประยุกต์ใช้เทคนิคแบบผสมของซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนและขั้นตอนวิธีเชิงพันธุกรรม [3] การพยากรณ์ผลสัมฤทธิ์ทางการเรียนของผู้เรียนชั้นประถมศึกษาโดยใช้อัลกอริทึมซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน [4] การประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องสำหรับพยากรณ์ราคาหุ้นรถยนต์ไฟฟ้า ด้วยแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และป่าสุ่ม [5] การพยากรณ์ฝุ่น PM2.5 ในจังหวัดนครสวรรค์ ด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น โครงข่ายประสาทเทียม และป่าสุ่ม [6] การวิเคราะห์แนวโน้มการปล่อยก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ในภาคขนส่ง โดยประยุกต์ใช้เทคนิคป่าสุ่ม ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสินค้าประมงประเภทกุ้งของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2569 โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องด้วยวิธี Support Vector Machine Regressor (SVR) และ RandomForest Regressor เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองและเลือกวิธีที่มีความเหมาะสมในการพยากรณ์มากที่สุด ผลการวิจัยที่ได้จะสามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผนการผลิต การบริหารจัดการด้านโลจิสติกส์ และการกำหนดนโยบายด้านการส่งออกของภาครัฐและภาคอุตสาหกรรม อันจะช่วยเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันของประเทศไทยในตลาดโลกต่อไป

2. วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

2.1 เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสินค้าประมงประเภทกุ้งสดแช่แข็ง ของประเทศไทยในเดือนมกราคม ปี พ.ศ. 2569 โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor

2.2 เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง โดยใช้ตัวชี้วัดด้วยค่า MAE, RMSE และ R^2

3. ระเบียบวิธีวิจัย

รายละเอียดของขั้นตอนที่ใช้ในการดำเนินการวิจัยเกี่ยวกับการพยากรณ์ปริมาณส่งออกกุ้งแช่แข็งของประเทศไทย โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบการถดถอยด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor ซึ่งประกอบด้วยขั้นตอนการเก็บรวบรวมข้อมูล การเตรียมข้อมูล การสร้างโมเดล การตรวจสอบสมมติฐาน การประเมินผล ตลอดจนขั้นตอนการวิเคราะห์และแปลผลลัพธ์ของแบบจำลอง โดยสามารถแบ่งเนื้อหาออกเป็นหัวข้อสำคัญดังต่อไปนี้

3.1 การกำหนดปัญหาและวัตถุประสงค์การวิจัย

ผู้วิจัยได้วิเคราะห์ปัญหา ความสำคัญ และความจำเป็นของการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสินค้าประมงประเภทกุ้งสดแช่เย็น พร้อมทั้งกำหนดวัตถุประสงค์ของงานวิจัยให้สอดคล้องกับกรอบแนวคิดการพัฒนาแบบจำลองการถดถอยด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค Random Forest Regressor

3.2 การรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

ดำเนินการรวบรวมข้อมูลย้อนหลังของปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่เย็นของปี พ.ศ.2551 ถึง พ.ศ.2568 โดยประกอบด้วยตัวแปรต้นคือเวลา (หน่วยเป็นเดือน) และตัวแปรตามคือปริมาณการส่งออก (หน่วยเป็นตัน) ทั้งนี้ได้ดำเนินการตรวจสอบความครบถ้วน ความถูกต้อง และความน่าเชื่อถือของข้อมูลก่อนนำไปประมวลผล

3.3 การเตรียมและประมวลผลข้อมูลเบื้องต้น (Data Preparation)

ผู้วิจัยทำการเตรียมข้อมูลเพื่อให้เหมาะสมต่อการนำไปใช้ในกระบวนการสร้างแบบจำลอง ประกอบด้วย

3.3.1 การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleaning) เพื่อจัดการค่าที่หายไป ความคลาดเคลื่อน และข้อมูลผิดปกติ

3.3.2 การแปลงข้อมูลเชิงหมวดหมู่ให้อยู่ในรูปแบบที่สามารถนำเข้าโมเดลได้

3.3.3 การแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (Training set) และชุดทดสอบ (Test set) ตามสัดส่วนที่เหมาะสม

3.4 การพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง

งานวิจัยนี้ได้ประยุกต์ใช้การเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) ประเภทการถดถอย ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค Random Forest Regressor

3.4.1 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine (SVM))

เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนกกลุ่มข้อมูล ด้วยวิธีการหาระนาบการตัดสินใจ (Decision Hyperplane) หรือไฮเปอร์เพลนที่เหมาะสม สำหรับการแบ่งข้อมูล 2 ส่วนจากกันโดยรับข้อมูลตัวอย่างเป็นเวกเตอร์ในปริภูมิหลายมิติ และทำการปรับเวกเตอร์ข้อมูลตัวอย่างให้มีมิติที่สูงขึ้นหรือเรียกว่าฟีเจอร์สเปซ (Feature Space) โดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชัน (Kernel Function) ชนิดต่างๆ เช่นโพลีโนเมียลฟังก์ชัน (Polynomial Function) เรเดียลเบสฟังก์ชัน (Radial Basis Function) เป็นต้น แล้วจึงนำเวกเตอร์ข้อมูล ตัวอย่างในฟีเจอร์สเปซไปใช้ในการคำนวณค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมในการสร้างระนาบหลายมิติหรือไฮเปอร์เพลน (Hyperplane) เพื่อใช้เป็นแบบจำลองในการจำแนกข้อมูลไฮเปอร์เพลนที่ถูกสร้างขึ้นนั้นเป็นได้ทั้งแบบเชิงเส้นและไม่เป็นเชิงเส้นขึ้นอยู่กับเคอร์เนลฟังก์ชันที่เลือกใช้ซึ่งจะส่งผลต่อประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วย การเลือกไฮเปอร์เพลนที่ดีที่สุดจะเลือกจากไฮเปอร์เพลนที่ทำให้ผลรวมระยะห่างระหว่างไฮเปอร์เพลนที่เลือกไปยังข้อมูลที่อยู่ใกล้กับไฮเปอร์เพลนหรือเรียกว่าซัพพอร์ตเวกเตอร์ (Support vector) ที่ใกล้ที่สุดของทั้งสองฝั่งมีค่ามากที่สุด (Maximum Margin) SVM ยังถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างสมการในประมาณการค่าฟังก์ชันเชิงเส้น $F(x)$ ที่ใช้แทนระนาบตัดสินใจซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน สำหรับการถดถอย หรือ SVR จะเป็นการนำข้อมูลปัจจุบันและข้อมูลในอดีตจำนวนหนึ่งมาทำการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้ทราบถึงรูปแบบสำหรับคาดการณ์ผลซึ่งจะเกิดขึ้นในอนาคต [7]

3.4.2 เทคนิคการสุ่มป่าไม้ (Random Forest)

เป็นเทคนิคที่พัฒนามาจากตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) โดยจะใช้วิธีการแบ่งจำนวนต้นไม้ตัดสินใจออกเป็นหลายๆ ต้น (Tree) โดยแต่ละต้นสร้างมาจากการสุ่มคุณลักษณะ (Feature) และข้อมูล (Data) บางส่วนด้วยวิธีบูตสแตรป์ (Bootstrap Method) จากคุณลักษณะและข้อมูลชุดฝึกฝนทั้งหมด ซึ่งทำให้ได้ต้นไม้ตัดสินใจที่มีความเป็นอิสระต่อกันมากขึ้น จากนั้นหาค่าพยากรณ์จากต้นไม้ตัดสินใจที่ได้ในแต่ละต้น ทำซ้ำจนกว่าจะได้จำนวนต้นไม้ตัดสินใจครบตามกำหนด หากตัวแปรกลุ่มเป้าหมายที่สนใจศึกษาเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ ซึ่งถือว่าเป็นปัญหาวิเคราะห์การถดถอย ในการหาค่าพยากรณ์สุดท้ายสามารถทำได้โดยการคำนวณหาค่าเฉลี่ยของค่าพยากรณ์ของต้นไม้ตัดสินใจทุกต้น [5]

3.5 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ขั้นตอนถัดมาหลังจากที่ได้ทำการสร้างโมเดลเป็นที่เรียบร้อยแล้วคือการประเมินประสิทธิภาพของโมเดล ซึ่งก็คือ ประเมินความสามารถและความแม่นยำในการทำงานของโมเดล เพื่อทำการตัดสินใจว่าโมเดลที่ได้ทำการสร้างขึ้นมานั้นเหมาะสมที่จะนำไปใช้หรือไม่ หรือควรทำการปรับแต่งให้มีความเหมาะสมก่อน ในงานวิจัยฉบับนี้ต้องการคาดการณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งแช่แข็งของประเทศไทย ซึ่งเป็นลักษณะข้อมูลที่มีการอ้างอิงตามเวลาจึงจะใช้อัลกอริทึมประเภทของการถดถอยและจะให้ค่าผลลัพธ์ในลักษณะของค่าตัวเลข ดังนั้นการประเมินโมเดลจะใช้การวัดระยะที่คลาดเคลื่อน (Error) ด้วยวิธีดังต่อไปนี้ [8]

3.5.1 สัมประสิทธิ์การกำหนด (Coefficient of Determination: R^2) แสดงดังสมการที่ (1)

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (1)$$

3.5.2 ความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) แสดงดังสมการที่ (2) และรากที่สองของความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) แสดงดังสมการที่ (3)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{\wedge})^2 \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^{\wedge})^2} \quad (3)$$

เมื่อ y_i คือค่าจริง (Actual Value) ของช่วงเวลา i
 $y_i^{\wedge}$ คือค่าทำนาย (Predicted Value) ของช่วงเวลา i
 $\bar{y}$ คือค่าเฉลี่ยของค่าจริง
 n คือจำนวนข้อมูล

4. ผลการวิจัยและอภิปรายผล

งานวิจัยนี้นำเสนอผลการวิเคราะห์ข้อมูล ผลการพัฒนาแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor ตลอดจนการประเมินแบบจำลองด้วยค่า MSE, RMSE และ R^2 รวมถึงอภิปรายผลเชิงวิชาการที่สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของงานวิจัยและเอกสารอ้างอิงที่เกี่ยวข้อง เพื่อสะท้อนความถูกต้อง ความเหมาะสม และความสามารถในการนำแบบจำลองไปประยุกต์ใช้ในกระบวนการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งแช่แข็งในเดือนมกราคม ปี พ.ศ.2569

การวิเคราะห์ข้อมูลด้วยการเรียนรู้ของเครื่องด้วยเทคนิคการถดถอยด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor ถูกนำมาใช้เพื่อทำความเข้าใจลักษณะทั่วไปของกลุ่มตัวอย่าง คือ ปริมาณการส่งออกกุ้งแช่แข็งในช่วงปี พ.ศ.2551-2568 จำนวน 215 ข้อมูล โดยข้อมูลประกอบด้วยตัวแปรต้นคือเวลา (หน่วยเป็นเดือน) และตัวแปรตามคือปริมาณการส่งออกกุ้งแช่แข็ง (หน่วยเป็นตัน) โดยแบบจำลองได้ทำการแบ่งชุดข้อมูล: ใช้สัดส่วน 80:20 สำหรับชุดฝึก (Train) จำนวน 172 ข้อมูล ชุดตรวจสอบ (Test) จำนวน 43 ข้อมูล และ และสัดส่วน 70:30 สำหรับชุดฝึก (Train) จำนวน 151 ข้อมูล ชุดตรวจสอบ (Test) จำนวน 64 ข้อมูล โดยแบบจำลองการถดถอยด้วยเทคนิค

Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor แสดงผลการวิเคราะห์ข้อมูล แสดงดังตารางที่ 1 และ 2

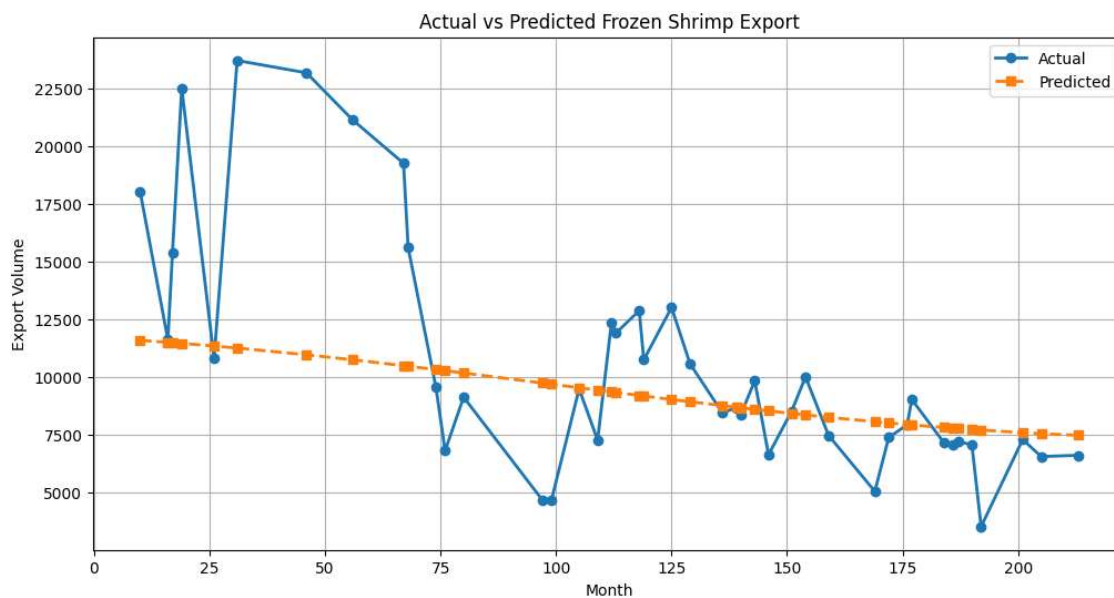
ตารางที่ 1 ผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (สัดส่วน 80:20)

No. Month	Predict Value	MAE	RMSE	R ²
216	7466.31	2906.80	4455.10	0.2336

ตารางที่ 2 ผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (สัดส่วน 70:30)

No. Month	Predict Value	MAE	RMSE	R ²
216	7475.09	3310.18	4755.14	0.1957

จากผลการแบ่งข้อมูลระหว่างชุดฝึกสอน (Train) และชุดทดสอบ (Test) พบว่าการแบ่งชุดข้อมูลโดยใช้สัดส่วน 80:20 เพื่อพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor ให้ผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด จากนั้นได้ทำการเปรียบเทียบข้อมูลค่าจริง (Actual) และค่าพยากรณ์ (Predicted) แสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 กราฟแสดงเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor

จากนั้นผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อหาค่าพยากรณ์ด้วยเทคนิค RandomForest Regressor โดยข้อมูลประกอบด้วยตัวแปรต้นคือเวลา (หน่วยเป็นเดือน) และตัวแปรตามคือปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่แข็ง (หน่วยเป็นตัน) โดยแบบจำลองได้ทำการแบ่งชุดข้อมูล: ใช้สัดส่วน 80:20 สำหรับชุดฝึก (Train) จำนวน 172 ข้อมูล ชุดตรวจสอบ (Test) จำนวน 43 ข้อมูล และสัดส่วน 70:30 สำหรับชุดฝึก (Train) จำนวน 151 ข้อมูล ชุดตรวจสอบ (Test) จำนวน 64 ข้อมูล แสดงผลการวิเคราะห์ข้อมูล แสดงดังตารางที่ 3 และ 4

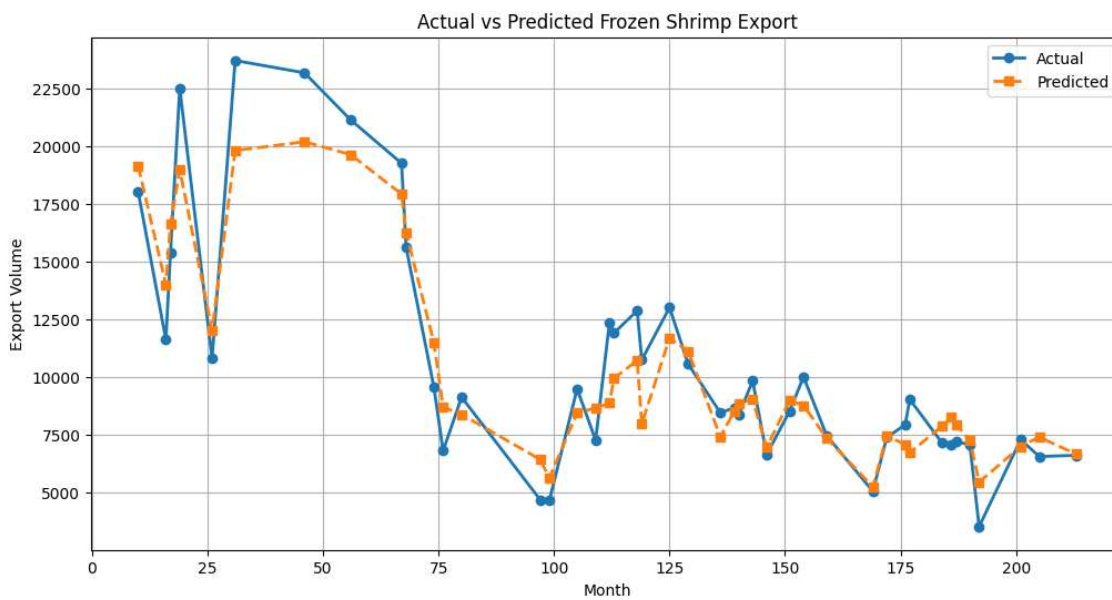
ตารางที่ 3 ผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิค RandomForest Regressor (สัดส่วน 80:20)

No. Month	Predict Value	MAE	RMSE	R ²
216	6641.79	1299.07	1622.27	0.8984

ตารางที่ 4 ผลลัพธ์จากการพยากรณ์ด้วยเทคนิค RandomForest Regressor (สัดส่วน 70:30)

No. Month	Predict Value	MAE	RMSE	R ²
216	6684.64	1359.53	1718.92	0.8949

จากผลการแบ่งข้อมูลระหว่างชุดฝึกสอน (Train) และชุดทดสอบ (Test) พบว่าการแบ่งชุดข้อมูลโดยใช้สัดส่วน 80:20 เพื่อพยากรณ์ด้วยเทคนิค RandomForest Regressor ให้ผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด จากนั้นได้ทำการเปรียบเทียบข้อมูลค่าจริง (Actual) และค่าพยากรณ์ (Predicted) แสดงดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 กราฟแสดงเปรียบเทียบระหว่างค่าจริงกับค่าพยากรณ์ด้วยเทคนิค RandomForest Regressor

4.1 ผลการพัฒนาแบบจำลอง

การพัฒนาแบบจำลองได้ทำการแบ่งชุดข้อมูล: ใช้สัดส่วน 80:20 สำหรับชุดฝึก (Train) จำนวน 172 ข้อมูล ชุดตรวจสอบ (Test) จำนวน 43 ข้อมูล พบว่าการถดถอยด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor ด้วยการประเมินผลทำโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) เพื่อพิจารณาความสามารถของแบบจำลองในการทำนายจำนวนส่งออกกุ้งแช่แข็ง ผลการประเมินพบว่า ค่าความถูกต้อง (R²) อยู่ที่ 23.36% แต่การพัฒนาแบบจำลองด้วยเทคนิค RandomForest Regressor ผลการประเมินพบว่า ค่าความถูกต้อง (R²) อยู่ที่ 89.84% แสดงผลลัพธ์การเปรียบเทียบ แสดงดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ผลลัพธ์จากเปรียบเทียบแบบจำลอง

Model	Predict Value	MSE	RMSE	R ²
Support Vector Machine Regresssor	7466.31	2906.80	4455.10	0.2336
RandomForest Regressor	6641.79	1299.07	1622.27	0.8984

จากตารางที่ 5 สรุปผลได้ว่าผลการประเมินภาพรวมแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองด้วยเทคนิค RandomForest Regressor มีความเหมาะสมสามารถนำไปประยุกต์ใช้เพื่อช่วยตัดสินใจพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่แข็ง โดยภาพรวมเทคนิค RandomForest Regressor มีความเหมาะสมและสามารถประยุกต์ใช้ในการทำนายการพยากรณ์ได้จริง

5. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกสินค้าประมงประเภทกุ้งสดแช่เย็นของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2569 โดยใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ได้แก่ เทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) และเทคนิค RandomForest Regressor ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ดังนี้ 1. แบบจำลองการถดถอยด้วยเทคนิค Support Vector Machine Regressor (SVR) ซึ่งให้ค่าความแม่นยำ $R^2 = 0.2336$ และมีค่าปริมาณการส่งออกที่คาดการณ์สำหรับเดือนมกราคม ปี พ.ศ. 2569 เท่ากับ 7,466.31 ตัน 2. แบบจำลองด้วยเทคนิค RandomForest Regressor ให้ค่าความแม่นยำ $R^2 = 0.8984$ และให้ค่าพยากรณ์สำหรับเดือนมกราคมในปี พ.ศ. 2569 เท่ากับ 6,641.79 ตัน 3. จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของแบบจำลองทั้งสอง พบว่าแบบจำลอง RandomForest Regressor มีความแม่นยำสูงกว่าอย่างชัดเจน ทั้งในด้านค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (MSE) และค่าความแม่นยำ (R^2) จึงสามารถสรุปได้ว่าแบบจำลอง RandomForest Regressor เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่แข็งมากกว่า โดยภาพรวม ผลการวิจัยยืนยันว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง โดยเฉพาะแบบจำลอง RandomForest สามารถนำไปใช้เป็นเครื่องมือในการวางแผนเชิงกลยุทธ์ ด้านการผลิต การตลาด และการส่งออกในอุตสาหกรรมประมงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งนี้งานวิจัยเสนอให้มีการทดลองใช้เทคนิคอัลกอริทึมอื่นเพิ่มเติม เช่น Gradient Boosting หรือ Neural Network เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ในอนาคต

6. References

- [1] Sopipan, N., Lapyingyong, N., Chompuvised, K., Kanjanavajee, V., Suwithamma, S., & Charatiam, N. (2024). Predicting rainfall using smoothing techniques, ARIMA techniques, and Support Vector Machine techniques, *NRRU Sciencetech Journal*, 9(1), 34-45. (In Thai)
- [2] Sujjaviriyasyp, T. (2017). Hybrid Model of Support Vector Machine and Genetic Algorithm for Forecasting the Annual Peak Electricity Demand of Thailand, *The Journal of King Mongkut's University of Technology North Bangkok*, 27(3), 453-465. (In Thai)
- [3] Tanyala, J., Pinasa, C., & Kumyoung, A. (2025). Prediction of Achievement in Primary School Students Using Support Vector Machine Algorithm, *Trends of Humanities and Social Sciences Research*, 13(2), 64-75. (In Thai)
- [4] Jarudecha, M., & Khruahong, S. (2026). Machine Learning for Electric Vehicle Stock Price Prediction: Analyzing Artificial Neural Network and Random Forest Performance, *Journal of Applied Informatics and Technology*, 8(2), 1-9.



- [5] Sonthipak, W., Panta, C., Worra-arj, P., & Meesumram, T. (2024). Forecasting of PM2.5 in Nakhon Sawan Province Using Machine Learning Techniques, *Academic Journal of Science and Applied Science*, 8(16), 25-31. (In Thai)
- [6] Konkaew, P., Jaisorn, W., Kosarat, R., & Keatkaew, T. (2025). Trend Analysis of CO2 Emissions in the Transport Sector Using Data Mining Algorithms, *Research on Modern science and Utilizing Technological Innovation Journal (RMUTI Journal)*, 18(2), 56-66. (In Thai)
- [7] Kittinaraporn, W., Tuprakay, S., Kongsong, W., Ruangchuay, S., Charoenrien, S., & Prasittisopin, L. (2023). Application of Support Vector Machine and Neural Network to Forecasting Construction Quality in Thailand, *Engineering Journal of Research and Development*, 34(1), 95-108. (In Thai)
- [8] Kittibawornkul, W., Nonsiri, S., & Kamin, P. (2022). The Comparison of Machine Learning Algorithms for Predictive Maintenance of Aircraft Engine, *Journal of Science and Technology Association of Private Higher Education Institutions of Thailand*, 11(1), 1-14. (In Thai)