

การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งรายเดือนด้วยตัวแบบผสมของโฮลต์  
และซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันที่เน้นการลดความผิดพลาดอย่างเป็นระบบ

**Forecasting Monthly Export Volume of Frozen White Shrimp with Hybrid Model of  
Holt and Support Vector Regression Emphasizing on Systematic Error Reduction**

ธรณินทร์ สัจจวิริยทรัพย์\*

สาขาวิศวกรรมโลจิสติกส์, คณะวิศวกรรมศาสตร์, มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย รัชดาภิเษก ดินแดง กรุงเทพมหานคร 10400

Thoranin Sujjaviriyasup\*

Department of Logistics Engineering, School of Engineering, University of the Thai Chamber of Commerce,  
Ratchadapisek, Din Daeng, Bangkok, 10400, Thailand

\*Corresponding Author E-mail: thoranin\_suj@utcc.ac.th

**Received:** Jun 22, 2022; **Revised:** Oct 26, 2022; **Accepted:** Nov 14, 2022

## บทคัดย่อ

การส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งของประเทศไทยเป็นหนึ่งในสินค้าทางการเกษตรที่สำคัญ แต่เกษตรกรผู้เพาะเลี้ยงยังคงประสบปัญหาต้นทุนการผลิตที่สูง ส่งผลต่อประสิทธิภาพการแข่งขันด้านการส่งออก โดยต้นทุนกว่าร้อยละ 90 เป็นต้นทุนผันแปรที่แปรผันโดยตรงกับปริมาณการเพาะเลี้ยงกุ้งขาว การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกที่เหมาะสมสามารถเป็นสารสนเทศประกอบการวางแผนการผลิตได้อย่างมีประสิทธิภาพ งานวิจัยนี้ นำเสนอตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบโฮลต์และตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันด้วยการเน้นการลดความผิดพลาดอย่างเป็นระบบ เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์ให้มากยิ่งขึ้น โดยตัวแบบผสมที่นำเสนอได้นำมาเปรียบเทียบกับตัวแบบพยากรณ์ที่นิยมใช้ทั่วไป ได้แก่ ตัวแบบอาร์มาและตัวแบบโฮลต์วินเทอร์ ด้วยเกณฑ์วัดประสิทธิภาพ 5 เกณฑ์ ซึ่งผลการวิจัยบ่งชี้ว่า ตัวแบบผสมที่นำเสนอมีประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบที่นำมาเปรียบเทียบและยังคงให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ใกล้เคียงเดิมถึงแม้จะใช้ชุดข้อมูลใหม่ทดสอบเพิ่มเติม ตัวแบบผสมที่นำเสนอสามารถใช้เป็นเครื่องมือประกอบการพิจารณาวางแผนการผลิตกุ้งขาวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

**คำสำคัญ:** การส่งออก, กุ้งขาว, ตัวแบบผสม, การลดความผิดพลาด, ซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน

## Abstract

Frozen white shrimp export plays a significant role in agricultural commodities in Thailand. However, agriculturists still encounter high production costs, which affect export competitiveness of Thailand. More than 90% of total production cost is variable cost, which corresponds to volume of white shrimp cultivation. The appropriate forecast of future export quantity of white shrimp can be useful information to support critical decision making on production planning. In this research, a hybrid model of Holt and support vector regression is developed emphasizing on systematic error reduction to improve accuracy of forecast. Moreover, the hybrid model is compared to conventional models (i.e., ARIMA and Holt-Winters) based on five accuracy measures. The empirical results indicated that the hybrid model outperforms other forecasting models. Furthermore, the forecasting performance of hybrid model approximates to the forecasting performance

in test data used in cross-validation, although some new hidden observations are used. Consequently, the hybrid model can be a useful tool to support decision making on production of white shrimp in Thailand.

**Keywords:** Export, White shrimp, Hybrid model, Error reduction, Support Vector Regression

## 1. บทนำ

ประเทศไทยเป็นหนึ่งในประเทศผู้ผลิตและส่งออกสินค้าทางการเกษตรที่สำคัญของโลก ซึ่งสามารถผลิตและส่งออกสินค้าทางการเกษตรหลายรายการ โดยหนึ่งในสินค้าที่สำคัญและสร้างมูลค่าทางเศรษฐกิจได้แก่ การส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็ง [1] ซึ่งเป็นกุ้งทะเลที่นิยมเพาะเลี้ยงตามภูมิภาคต่าง ๆ ของประเทศไทย โดยพื้นที่เพาะเลี้ยง 4 อันดับแรก ได้แก่ ะเจียงเตรา จันทบุรี สุราษฎร์ธานี นครศรีธรรมราช ตามลำดับ [1] และมีสัดส่วนการส่งออกเฉลี่ยประมาณร้อยละ 79 ของปริมาณการส่งออกกุ้งสดแช่แข็งในปี 2564 [2]

โดยมีประเทศผู้นำเข้าหลักได้แก่ สหรัฐอเมริกา ญี่ปุ่น จีน เกาหลีใต้ ไต้หวัน ตามลำดับ [3] แต่จากสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ส่งผลให้อุตสาหกรรมกุ้งได้รับผลกระทบและเกษตรกรชะลอการเลี้ยง [4] ถึงแม้จะได้รับผลกระทบจากสถานการณ์การแพร่ระบาด แต่สินค้าทางการเกษตรเป็นปัจจัยพื้นฐานในการดำรงชีวิต ส่งผลให้ยังคงมีความต้องการสั่งซื้อจากประเทศผู้ค้า

อย่างไรก็ตาม เกษตรกรผู้เพาะเลี้ยงกุ้งขาวยังคงประสบปัญหาด้านต้นทุนการผลิตที่สูง และการขาดแคลนพันธุ์กุ้งส่งผลให้ราคาขายแพงกว่าประเทศคู่แข่งทางการค้าอื่น ๆ [4] ทำให้ความสามารถในการแข่งขันของประเทศไทยลดลง โดยต้นทุนกว่าร้อยละ 90 เป็นต้นทุนผันแปร [5] และต้นทุนผันแปรส่วนใหญ่มากกว่าร้อยละ 60 เป็นค่าอาหารที่มีการปรับราคาเพิ่มสูงขึ้นร้อยละ 4 สำหรับการเลี้ยงกุ้งในปี 2564 ซึ่งต้นทุนค่าอาหารแปรผันตรงกับจำนวนการเพาะเลี้ยงกุ้งขาวของเกษตรกร โดยการเพาะเลี้ยงที่เกินความต้องการของตลาดย่อมส่งผลต่อปริมาณต้นทุนของเกษตรกรโดยตรง

การเพาะเลี้ยงกุ้งขาวจึงควรเน้นการผลิตที่เหมาะสมและสอดคล้องกับความต้องการของตลาด เพื่อบริหารจัดการต้นทุนให้เหมาะสมมากที่สุด ซึ่งปริมาณการส่งออกในแต่ละช่วงเวลาสามารถใช้แทนจำนวนความต้องการที่ประเทศ

ไทยสามารถค้าขายกับประเทศคู่ค้าต่าง ๆ โดยการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกรวมทั้งประเทศสามารถช่วยให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องเพื่อควบคุมและตรวจสอบความสมดุลระหว่างอุปสงค์และอุปทาน [6-7] ประกอบการกำหนดนโยบายส่งเสริมและสนับสนุนเกษตรกรผู้เพาะเลี้ยงกุ้งขาว

แต่ปริมาณการส่งออกในแต่ละช่วงเวลาเกิดการปรับเปลี่ยนอย่างต่อเนื่อง ซึ่งเป็นผลจากปัจจัยต่าง ๆ ทั้งปัจจัยภายในประเทศและปัจจัยภายนอกประเทศ [4] ส่งผลให้การคาดการณ์ปริมาณการส่งออกด้วยวิธีการอย่างง่ายอาจไม่สามารถให้ผลพยากรณ์ที่มีความแม่นยำและเหมาะสม เพื่อใช้เป็นสารสนเทศประกอบการตัดสินใจด้านการวางแผนการผลิตได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นหนึ่งในวิธีการที่ได้รับความนิยมสำหรับการพยากรณ์ความต้องการ [6-9] ซึ่งมีความสะดวกในการประยุกต์ใช้ หากข้อมูลของปัจจัยต่าง ๆ ประกอบการวิเคราะห์สมการถดถอยไม่ครบถ้วนสมบูรณ์ เนื่องจากการวิเคราะห์อนุกรมเวลาอาศัยเพียงข้อมูลอนุกรมเวลาของความต้องการในปัจจุบันย้อนหลังไปในอดีตเพียงมิติเดียวเพื่อสร้างสมการความสัมพันธ์ ส่งผลให้ข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับการพยากรณ์ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลามีมิติที่น้อยกว่ามิติของข้อมูลที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์สมการถดถอยที่ต้องใช้ปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง

โดยตัวแบบไฮลด์เป็นรูปแบบสมการความสัมพันธ์ของการปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลที่สามารถอธิบายรูปแบบของแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ในขณะที่ตัวแบบไฮลด์วินเทอร์เพิ่มสมการความสัมพันธ์การปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลสำหรับอธิบายส่วนประกอบของข้อมูลอนุกรมเวลาแบบมีฤดูกาล นอกจากนี้ ตัวแบบอาร์มาที่ได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพดีในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง ซึ่งสามารถอธิบายได้ทั้งข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีรูปแบบของฤดูกาลและไม่มีฤดูกาล ซึ่งตัวแบบเหล่านี้ยังคงได้รับความนิยมในปัจจุบัน จึงมีความน่าสนใจประยุกต์ใช้เพื่ออธิบาย

รูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งรายเดือนของประเทศไทย

อย่างไรก็ตาม การพยากรณ์ความต้องการในปัจจุบันให้ ความสนใจความแม่นยำของการพยากรณ์ที่มากขึ้น ส่งผลให้ เกิดการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์ที่มีโครงสร้างที่ซับซ้อนเพื่อ อธิบายรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา [9– 11] โดยหนึ่งในวิธีการพัฒนาตัวแบบพยากรณ์แบบผสมที่ ให้ ความสนใจลดความผิดพลาดของตัวแบบพยากรณ์อย่างเป็น ระบบ [9],[11],[12] ซึ่งงานวิจัยนี้พัฒนาตัวแบบผสมระหว่าง ตัวแบบโฮลต์ (Holt) และตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support vector regression; SVR) โดยตัวแบบ โฮลต์เป็นหนึ่งใน ตัวแบบการปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลที่ได้รับความนิยม ทั้งในภาคธุรกิจและอุตสาหกรรม ซึ่งมีความแข็งแกร่งของ ประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยสมการที่เรียบง่ายเพื่ออธิบาย รูปแบบแนวโน้มรวมทั้งการยกระดับของข้อมูลอนุกรมเวลา แต่การประยุกต์ใช้ตัวแบบ โฮลต์เพียงตัวแบบเดียวอาจไม่ สามารถอธิบายรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรม เวลาได้ดีในทุกสถานการณ์ ส่งผลให้ส่วนที่ไม่สามารถ อธิบายได้ถูกรวมเข้ากับค่าความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากปัจจัย ที่ไม่สามารถควบคุมได้ จึงทำให้เกิดความผิดพลาดของการ พยากรณ์ค่อนข้างมาก โดยส่วนเหลือที่ตัวแบบ โฮลต์ไม่ สามารถอธิบายได้มักมีรูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน การ ประยุกต์ใช้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน ซึ่งเป็นหนึ่งใน ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนที่ใช้ข้อกำหนด เบื้องต้นไม่มากสำหรับการสร้างสมการความสัมพันธ์ที่ ซับซ้อนสำหรับการพยากรณ์และได้รับความนิยมประยุกต์ใช้ ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้นตรง หรือไม่เป็นเชิงเส้นตรงเพื่อลดความผิดพลาดอย่างเป็นระบบ ซึ่งสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดเพียงค่าเดียว ภายใต้อัลกอริทึมการลดความเสี่ยงเชิงโครงสร้างที่น้อยที่สุด (Principle of Structural Risk Minimization) เพื่ออธิบายค่าส่วน เหลือที่ได้จากตัวแบบ โฮลต์เพื่อลดความผิดพลาดอย่างเป็น ระบบสำหรับลดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ปริมาณ การส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งให้ลดน้อยลง หรือกล่าวในอีก มุมหนึ่ง ตัวแบบผสมสามารถเพิ่มความแม่นยำของการ พยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็ง

ตัวแบบผสมที่น่าเสนอในงานวิจัยนี้เปรียบเทียบกับ ประสิทธิภาพกับตัวแบบอาร์มา (ARIMA) ที่ได้รับความนิยม และได้รับการยอมรับว่ามีประสิทธิภาพดีในการพยากรณ์ ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงที่สามารถ อธิบายได้ทั้งข้อมูลแบบมีอิทธิพลของฤดูกาลหรือไม่มี อิทธิพลของฤดูกาล [6–9] ซึ่งนิยมใช้เป็นตัวแบบสำหรับการ เปรียบเทียบประสิทธิภาพกับตัวแบบพยากรณ์ในงานวิจัยต่าง ๆ นอกจากนี้ ตัวแบบที่น่าเสนอยังเปรียบเทียบกับตัวแบบการ ปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียล [7],[9],[10] ซึ่งการเปรียบ เทียบกับตัวแบบ โฮลต์เพื่อบ่งชี้ถึงข้อดีของการลดความผิดพลาด อย่างเป็นระบบสามารถเพิ่มประสิทธิภาพการพยากรณ์ให้ ดี ยิ่งขึ้น รวมทั้งเปรียบเทียบกับตัวแบบ โฮลต์วินเทอร์ (Holt-Winters) ทั้งแบบเชิงบวกและเชิงคูณ ซึ่งเป็นตัวแบบพยากรณ์ ที่เพิ่มสมการของการอธิบายรูปแบบของฤดูกาลเพิ่มจากตัว แบบ โฮลต์ เพื่อบ่งชี้ถึงความสามารถของการลดความ ผิดพลาดอย่างเป็นระบบช่วยเพิ่มความแม่นยำให้มากยิ่งขึ้น แทนการอธิบายด้วยสมการของการอธิบายรูปแบบของ ฤดูกาล ด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ 5 เกณฑ์ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error; MAE) รากของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error; RMSE) ร้อยละความคลาดเคลื่อน สัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error; MAPE) ร้อย ละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร (Symmetric Mean Absolute Percentage Error; sMAPE) และความคลาด เคลื่อนเชิงระดับของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Scaled Error; MASE)

## 2. ข้อมูลปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็ง

ข้อมูลปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งที่ศึกษาใน งานวิจัยนี้เป็นข้อมูลรายเดือนที่เผยแพร่ในรูปแบบสื่อ ออนไลน์บนเว็บไซต์สำนักงานเศรษฐกิจการเกษตรใน ส่วนของข้อมูลการนำเข้าส่งออกสินค้าทางการเกษตร [2] โดยข้อมูลการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็ง ตั้งแต่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2559 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2564 ดังแสดง ในรูปที่ 1



รูปที่ 1 ปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งรายเดือน

3. วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาทั่วไปที่ได้รับความนิยมและยังคงประยุกต์ใช้ในงานวิจัยต่าง ๆ รวมทั้งตัวแบบพยากรณ์แบบผสมที่นำเสนอ ดังนี้

3.1 ตัวแบบอนุกรมเวลาที่นิยม

3.1.1 ตัวแบบโฮลต์

ตัวแบบโฮลต์เป็นหนึ่งในตัวแบบการปรับเรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลที่มีสมการของการอธิบายข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งระดับและแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งมีสมการดังสมการที่ (1) ถึง (3) ดังนี้

สมการระดับ

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \tag{1}$$

สมการแนวโน้ม

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \tag{2}$$

การพยากรณ์

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t \tag{3}$$

เมื่อ  $l_t$  คือ ค่าประมาณของระดับของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$

$b_t$  คือ ค่าประมาณของแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$

$\alpha$  คือ ค่าการปรับเรียบของระดับ ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$\beta$  คือ ค่าการปรับเรียบของแนวโน้ม ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$h$  คือ ค่าช่วงการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$\hat{y}_{t+h|t}$  คือ ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า  $h$  ช่วงเวลา เมื่อทราบข้อมูลในอดีตถึงข้อมูล ณ เวลาที่  $t$

การพิจารณาความเหมาะสมของตัวแบบโฮลต์ใช้เกณฑ์ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อน (Mean Square Error; MSE) น้อยที่สุด เพื่อค้นหาค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมต่าง ๆ ซึ่งประยุกต์ใช้ฟังก์ชัน holt() ของโปรแกรม R [13] โดยกำหนดสัญลักษณ์ Holt แทนตัวแบบโฮลต์ในส่วนของกรนำเสนอผลการวิจัย

3.1.2 ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์

ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์เป็นตัวแบบพยากรณ์ที่พัฒนาเพิ่มเติมจากตัวแบบโฮลต์ด้วยการเพิ่มสมการของการอธิบายรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของฤดูกาลเพื่อให้สามารถอธิบายรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาได้ครอบคลุมมากยิ่งขึ้น ซึ่งมีทั้งรูปแบบเชิงบวกและเชิงคูณดังนี้

ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกดังสมการที่ (4) ถึง (7)

$$l_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \tag{4}$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \tag{5}$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m} \tag{6}$$

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t + s_{t-m+1+(h-1) \bmod m} \quad (7)$$

ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงคูณดังสมการที่ (8) ถึง (11)

$$l_t = \alpha \left( \frac{y_t}{s_{t-m}} \right) + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}) \quad (8)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (9)$$

$$s_t = \gamma \left( \frac{y_t}{(l_{t-1} - b_{t-1})} \right) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (10)$$

$$\hat{y}_{t+h|t} = l_t + hb_t + s_{t-m+1+(h-1) \bmod m} \quad (11)$$

เมื่อ  $l_t$  คือ ค่าประมาณของระดับของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$

$b_t$  คือ ค่าประมาณของแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$

$s_t$  คือ ค่าประมาณของฤดูกาลของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$

$\alpha$  คือ ค่าการปรับเรียบของระดับ ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$\beta$  คือ ค่าการปรับเรียบของแนวโน้ม ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$\gamma$  คือ ค่าการปรับเรียบของฤดูกาล ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1

$h$  คือ ค่าช่วงการพยากรณ์ไปข้างหน้า

$m$  คือ ค่าช่วงเวลาของอิทธิพลของฤดูกาล

$\hat{y}_{t+h|t}$  คือ ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า  $h$  ช่วงเวลา เมื่อทราบข้อมูลในอดีตถึงข้อมูล ณ เวลาที่  $t$

สำหรับการค้นหาตัวแบบโฮลต์วินเทอร์ที่เหมาะสมทั้งแบบเชิงบวกและเชิงคูณอาศัยเกณฑ์ผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุดด้วยการประยุกต์ใช้ฟังก์ชัน hw() ของโปรแกรม R [13] โดยกำหนดสัญลักษณ์ HW(A) และ HW(M) แทนตัวแบบโฮลต์วินเทอร์เชิงบวกและเชิงคูณตามลำดับในส่วนของการแสดงผลการวิจัย

### 3.1.3 ตัวแบบอาร์มี

ตัวแบบอาร์มีเป็นตัวแทนพยากรณ์ที่มีความโดดเด่นสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง ซึ่งเป็นรูปแบบทั่วไปและสามารถอธิบายข้อมูลที่

ไม่อยู่ในสภาวะคงที่ (Non-stationary state) โดยมีสมการความสัมพันธ์ทางคณิตศาสตร์แบบไม่มีอิทธิพลของฤดูกาลและมีอิทธิพลของฤดูกาล ดังนี้

ตัวแบบอาร์มีแบบมีฤดูกาลดังสมการที่ (12)

$$\Phi_P(B^S)\phi_p(B)\nabla_S^p\nabla^d Y_t = \mu + \theta_q(B)\theta_Q(B^S)\varepsilon_t \quad (12)$$

ตัวแบบอาร์มีแบบไม่มีฤดูกาลดังสมการที่ (13)

$$(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i)(1 - B)^d(Y_t - \mu) = (1 - \sum_{j=1}^q \theta_j B^j)\varepsilon_t \quad (13)$$

เมื่อ  $Y_t$  และ  $\varepsilon_t$  คือ ค่าข้อมูลอนุกรมเวลาและค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่  $t$  ตามลำดับ

$\mu$  และ  $B$  คือ ค่าเฉลี่ยและตัวแปลงค่าอนุกรมเวลาย้อนกลับ (Backward shift operator) ตามลำดับ

$D$  และ  $d$  คือ ลำดับผลต่างของฤดูกาลและลำดับผลต่างข้อมูลแบบไม่มีฤดูกาล ตามลำดับ

$P$  และ  $Q$  คือ ลำดับของตัวแบบอาร์มีแบบมีฤดูกาล  $p$  และ  $q$  คือ ลำดับของตัวแบบอาร์มีแบบไม่มีฤดูกาล

โดยขั้นตอนการพิจารณาตัวแบบอาร์มีที่เหมาะสมสามารถดำเนินการดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 การพิจารณาสถานะคงที่ (Stationary state) โดยการพิจารณาผลต่างของลำดับข้อมูลสำหรับตัวแบบอาร์มีแบบไม่มีฤดูกาลและผลต่างของช่วงฤดูกาลสำหรับตัวแบบอาร์มีแบบมีฤดูกาล เพื่อให้ข้อมูลอนุกรมเวลามีสถานะคงที่

ขั้นตอนที่ 2 การพิจารณาลำดับของข้อมูลอนุกรมเวลาของช่วงเวลาก่อนหน้าเพื่อสร้างสมการความสัมพันธ์ โดยพิจารณาจากค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation function; ACF) และค่าฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial autocorrelation function; PACF)

ขั้นตอนที่ 3 การประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบอาร์มี

ขั้นตอนที่ 4 การทดสอบตัวแบบอาร์มา หากตัวแบบอาร์มาไม่เหมาะสมให้ดำเนินการในขั้นตอนที่ 1 ถึงขั้นตอนที่ 4 ใหม่

อย่างไรก็ตาม โปรแกรมการวิเคราะห์ต่าง ๆ ในปัจจุบันได้รับการพัฒนาและสามารถเป็นเครื่องมือในการพิจารณาตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมและสะดวกในการประยุกต์ใช้ รวมทั้งได้รับการยอมรับและอ้างอิงในงานวิจัยต่าง ๆ เช่น ฟังก์ชัน `auto.arima()` ซึ่งได้รับความนิยมและประยุกต์ใช้ในการพิจารณาตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสม [6],[9],[14–16]

การพิจารณาตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมของงานวิจัยนี้ประยุกต์ใช้อัลกอริทึมที่ได้พัฒนาขึ้นเพื่อค้นหาตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมซึ่งอยู่ในฟังก์ชัน `auto.arima()` ของโปรแกรม R [13] โดยได้รับการยอมรับและอ้างอิงในงานวิจัยต่าง ๆ อย่างกว้างขวาง ตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมที่สุดใช้เกณฑ์สารสนเทศอะคาอิกะสำหรับจำนวนชุดตัวอย่างขนาดเล็ก (Akaike information criterion for small sample size; AICc) ที่น้อยที่สุด

แต่เนื่องจากตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมที่สุดในแต่ละชุดข้อมูลอนุกรมเวลาของการสร้างตัวแบบมีลำดับที่แตกต่างกันรวมทั้งค่าสัมประสิทธิ์ที่เปลี่ยนแปลงไป จึงไม่สามารถระบุลำดับที่จะสอดคล้องและเหมาะสมเพียงตัวแบบใดตัวแบบหนึ่งที่เหมาะสมกับการสร้างตัวแบบในทุกชุดข้อมูล จึงเป็นเรื่องที่ยาก ส่งผลให้ใช้การนำเสนอเพียงตัวแบบอาร์มาที่เหมาะสมจากอัลกอริทึมการพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมแทนการระบุตัวแบบอาร์มาที่มีการระบุลำดับ (ARIMA(p,d,q)) โดยกำหนดสัญลักษณ์ ARIMA แทนตัวแบบอาร์มาในส่วนของนำเสนอผลการวิจัย [17]

### 3.2 ตัวแบบผสมระหว่างโพลต์และซัพพอร์ตเวกเตอร์เรกเรชัน

ตัวแบบผสมที่นำเสนอพัฒนาขึ้นเพื่ออธิบายคุณลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมมากยิ่งขึ้น โดยประยุกต์ใช้หลักการลดความคลาดเคลื่อนอย่างเป็นระบบด้วยการประยุกต์ใช้ตัวแบบโพลต์ในการอธิบายลักษณะรูปแบบของข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลงทั้งระดับและแนวโน้ม ในขณะที่เดียวกัน ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์เรกเรชันสร้างสมการความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน

และไม่เป็นเชิงเส้นตรงเพื่ออธิบายค่าส่วนเหลือของตัวแบบโพลต์ที่เหมาะสม สำหรับการลดความผิดพลาดของการพยากรณ์ลงอย่างเป็นระบบ ส่งผลให้ช่วยความผิดพลาดจากการพยากรณ์ของตัวแบบโพลต์ โดยมีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้

- 1) กำหนดขนาดข้อมูลป้อนเข้าเริ่มต้นของข้อมูลส่วนเหลือที่เหมาะสมของตัวแบบโพลต์เท่ากับ 1 ค่า
- 2) กำหนดค่าพารามิเตอร์  $C$  เริ่มต้นของตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์เรกเรชันเท่ากับ 0.01
- 3) กำหนดค่าพารามิเตอร์  $\gamma$  เริ่มต้นเท่ากับ 0.01
- 4) การประยุกต์ใช้ตัวแบบโพลต์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการอธิบายข้อมูลอนุกรมด้วยสมการที่ (1) ถึง (3) ด้วยการพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมจากผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนและให้ค่าส่วนเหลือที่ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแบบโพลต์ หลังจากนั้นประยุกต์ใช้ตัวแบบโพลต์ที่เหมาะสมที่สุดพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา โดยสามารถอธิบายสมการความสัมพันธ์ดังสมการที่ (14) ดังนี้

$$y_t = \hat{y}_t + R_t \tag{14}$$

เมื่อ  $y_t$  คือ ค่าข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออก กุ้งขาว ณ เวลาที่  $t$

$\hat{y}_t$  คือ ค่าพยากรณ์ที่เหมาะสมของตัวแบบโพลต์ ณ เวลาที่  $t$

$R_t$  คือ ค่าส่วนเหลือของตัวแบบโพลต์ที่เหมาะสม ณ เวลาที่  $t$

- 5) จัดเรียงข้อมูลอนุกรมเวลาของค่าส่วนเหลือของตัวแบบโพลต์ที่เหมาะสมให้อยู่ในรูปแบบเมทริกซ์ดังสมการที่ (15) ดังนี้

$$\begin{bmatrix} R_{m+1} & R_{m+2} & R_{m+3} & \dots & R_{2m} \\ R_{m+2} & R_{m+3} & R_{m+4} & \dots & R_{2m+1} \\ R_{m+3} & R_{m+4} & R_{m+5} & \dots & R_{2m+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{t-m+1} & \dots & R_{t-2} & R_{t-1} & R_t \end{bmatrix} \tag{15}$$

เมื่อ  $R_t$  คือค่าส่วนเหลือของตัวแบบโพลต์ที่เหมาะสม ณ เวลาที่  $t$

6) ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน [18] อธิบายค่าส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบโหนดตามรูปแบบการจัดข้อมูลอนุกรมเวลาของค่าส่วนเหลือ ซึ่งคอลลัมน์สุดท้ายกำหนดให้เป็นข้อมูลที่ต้องการพยากรณ์ (Target data) และคอลลัมน์ที่เหลือใช้เป็นข้อมูลป้อนเข้า (Input data) เพื่อสร้างตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันที่เหมาะสมด้วยสมการที่ (16) ถึง (17) และพยากรณ์ค่าส่วนเหลือที่เหมาะสม

$$f(x) = \sum_{i=1}^T (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (16)$$

$$K(x, x_i) = \exp(-\gamma |x - x_i|^2) \quad (17)$$

เมื่อ  $\alpha_i$  และ  $\alpha_i^*$  คือ ค่าของลากรางจ์  $b$  คือ ค่าอนเอียง  $\gamma$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของฟังก์ชันเรเดียลเบสิก (Radial basis function)

7) รวมผลการพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบโหนดและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันดังสมการที่ (18)

$$y_{t+1} = \hat{y}_{t+1} + \hat{R}_{t+1} + \varepsilon_{t+1} \quad (18)$$

เมื่อ  $\hat{y}_{t+1}$  คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบโหนด  $\hat{R}_{t+1}$  คือ ค่าพยากรณ์ที่ได้จากตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน  $y_{t+1}$  และ  $\varepsilon_{t+1}$  คือ ค่าข้อมูลอนุกรมเวลาและค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่  $t+1$  ตามลำดับ  
8) ดำเนินการเพิ่มค่า  $\gamma$  ที่ละ 0.01 และดำเนินการข้อ 4)

ถึง 7) จนกระทั่งค่า  $\gamma$  ถึง 0.15 จึงหยุดเพิ่มค่า  $\gamma$   
9) ดำเนินการปรับค่า  $C$  ที่ละ 0.01 และดำเนินการข้อ 3) ถึง 7) จนกระทั่งค่า  $C$  ถึง 380 จึงหยุดเพิ่มค่า  $C$

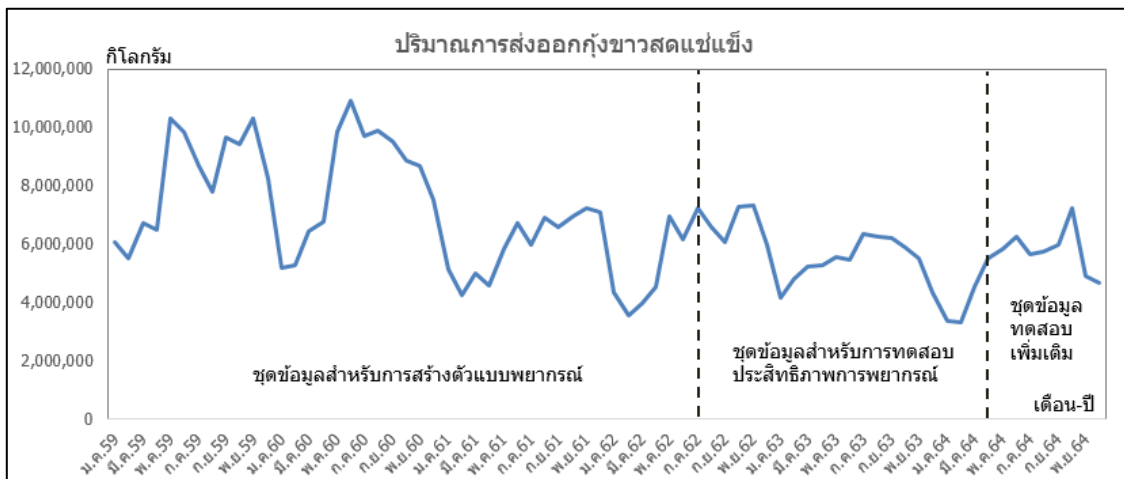
10) ดำเนินการปรับค่า ขนาดของข้อมูลป้อนเข้าของส่วนเหลือที่เหมาะสมของตัวแบบโหนดที่ละ 1 และดำเนินการข้อ 2) ถึง 7) จนกระทั่งค่าป้อนเข้าเท่ากับ 14 จึงหยุดการดำเนินการ

การลดความผิดพลาดอย่างเป็นระบบใช้การพิจารณาการลดความคลาดเคลื่อนของร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเพื่อเป็นเป้าหมายของการปรับตัวแบบผสมที่เหมาะสม

โดยกำหนดสัญลักษณ์ Proposed model แทนตัวแบบผสมระหว่างตัวแบบโหนดและตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน เพื่อความกระชับ ในส่วนของการนำเสนอผลการวิจัย

### 3.3 การประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์

สำหรับการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบพยากรณ์ต่าง ๆ ใช้การทดสอบแบบไขว้ (Cross-validation) โดยแบ่งชุดข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งออกเป็น 3 ชุด ดังแสดงในรูปที่ 2 ซึ่งประกอบไปด้วยชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ประมาณร้อยละ 60 (ม.ค. 59-ก.ค. 62) ชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบประมาณร้อยละ 28 (ส.ค. 62-มี.ค. 64) และชุดข้อมูลนอกเหนือจากทั้งสองชุดแรกประมาณร้อยละ 12 (เม.ย. 64-ธ.ค. 64) ตามลำดับ



รูปที่ 2 การแบ่งชุดข้อมูลเพื่อสร้างและทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์

โดยตัวแบบพยากรณ์ต่าง ๆ จะสร้างจากชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ภายหลังจากการพยากรณ์จะเปิดเผยค่าแรกของชุดข้อมูล สำหรับการทดสอบเพื่อคำนวณค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบ เมื่อค่าแรกของชุดข้อมูลสำหรับทดสอบเปิดเผยจะถูกรวมเข้ากับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์เดิมเพื่อปรับปรุงข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ให้ทันสมัยเพื่อพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาถัดไป เพื่อเปรียบเทียบและคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนเทียบกับค่าจริง ซึ่งจะดำเนินการไปเรื่อย ๆ จนกระทั่งถึงค่าสุดท้ายของชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบเพื่อคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย โดยการดำเนินการนี้เป็นการทดสอบแบบไขว้ เพื่อทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ค่าในอนาคตของตัวแบบต่าง ๆ ตัวแบบพยากรณ์ที่ให้ค่าเฉลี่ยของค่าความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุดในหลาย ๆ เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพย่อมเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมสำหรับการอธิบายข้อมูลอนุกรมเวลามากที่สุด หรือกล่าวอีกนัยหนึ่งได้ว่า ตัวแบบดังกล่าวมีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุดเมื่อเทียบกับตัวแบบพยากรณ์อื่น ๆ

นอกจากนี้ ชุดข้อมูลนอกเหนือจากทั้งสองชุดแรกจะใช้ทดสอบและยืนยันความสามารถในการพยากรณ์ค่าที่มองไม่เห็นในอนาคตของตัวแบบที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งได้จากการทดสอบแบบไขว้ โดยจะดำเนินการคล้ายกับการทดสอบแบบไขว้ คือ การใช้ข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งประกอบไปด้วยข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์เดิมและข้อมูลสำหรับทดสอบตัวแบบพยากรณ์ที่ถูกเฉลยแล้วรวมเข้าเป็นข้อมูลชุดใหม่ที่ปรับปรุงให้ทันสมัยและสอดคล้องกับการพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาของค่าแรกของชุดข้อมูลที่ซ่อนไว้และอยู่นอกเหนือจากทั้งสองชุดข้อมูลแรก และเมื่อค่าแรกของชุดข้อมูลนี้ถูกเฉลยเพื่อคำนวณค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ ค่าดังกล่าวจะถูกนำมารวมกับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบเดิมเพื่อปรับปรุงและสร้างสมการความสัมพันธ์เพื่อพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา ซึ่งจะ

ดำเนินการวนซ้ำจนกระทั่งพยากรณ์ค่าสุดท้ายของชุดข้อมูลที่ซ่อนไว้ เพื่อคำนวณหาค่าเฉลี่ยของเกณฑ์ความผิดพลาดทั้ง 5 เกณฑ์ ดังสมการที่ (19) ถึง (23) สำหรับการยืนยันความคงเส้นคงวาของประสิทธิภาพการพยากรณ์

### 3.4 เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์

#### 3.4.1 ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (19)$$

#### 3.4.2 รากของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (20)$$

#### 3.4.3 ร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| / y_t}{n} \times 100 \quad (21)$$

#### 3.4.4 ร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร

$$sMAPE = \frac{\sum_{t=1}^n 2 \times |y_t - \hat{y}_t| / (y_t + \hat{y}_t)}{n} \times 100 \quad (22)$$

#### 3.4.5 ความคลาดเคลื่อนเชิงระดับของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$MASE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{\frac{\sum_{j=2}^J |y_j - y_{j-1}|}{J-1}} \quad (23)$$

เมื่อ  $\hat{y}_t$  และ  $y_t$  คือ ค่าพยากรณ์และค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $t$  ของชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ  $y_j$  คือ ค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่  $j$  ของชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบ

## 4. ผลการวิจัยและการอภิปราย

หากใช้ชุดข้อมูลตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62 จำนวน 43 ค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ตัวแบบอาร์มาที่ที่เหมาะสม คือ ARIMA(1,0,0)(0,1,0)<sub>12</sub> ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์ดังรูปที่ 3



```
Best model: ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]
Series: data
ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]
Coefficients:
    ar1
    0.8279
s.e.    0.0911
sigma^2 estimated as 9.34e+11: log likelihood=-471.28
AIC=946.56  AICc=946.99  BIC=949.43
```

รูปที่ 3 ตัวแบบอาร์ีมาที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62

ในขณะที่เมื่อทราบค่าลำดับแรกๆของชุดทดสอบภายหลังจากการเฉลี่ยเพื่อพิจารณาความคลาดเคลื่อน จึงนำเข้าร่วมกับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบเดิมเพื่อปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยสำหรับสร้างตัวแบบเพื่อพยากรณ์ค่าล่วงหน้าถัดไป โดยได้ตัวแบบอาร์ีมาที่เหมาะสม คือ ARIMA(1,0,0)(0,1,0)<sub>12</sub> ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์ดังรูปที่ 4

```
Best model: ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]
Series: data
ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]
Coefficients:
    ar1
    0.8105
s.e.    0.0930
sigma^2 estimated as 9.689e+11: log likelihood=-487.02
AIC=978.05  AICc=978.46  BIC=980.98
```

รูปที่ 4 ตัวแบบอาร์ีมาที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62

โดยผลการพิจารณาตัวแบบอาร์ีมาที่เหมาะสมพบว่า ตัวแบบอาร์ีมาเดิมที่เหมาะสมในชุดข้อมูลแรกไม่สามารถอธิบายชุดข้อมูลที่ปรับปรุงใหม่ให้ทันสมัยกับการพยากรณ์ล่วงหน้าในช่วงถัดไปได้

ตัวแบบโฮลต์สำหรับชุดข้อมูลตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62 จำนวน 43 ค่าข้อมูลอนุกรมเวลา ตัวแบบที่เหมาะสมดังรูปที่ 5

```
Model Information:
Holt's method
Call:
holt(y = data)
Smoothing parameters:
  alpha = 0.9999
  beta  = 0.0307
Initial states:
  l = 6238668.4845
  b = 430772.6143
sigma: 1479492
AIC  AICc  BIC
1389.353 1390.975 1398.159
```

รูปที่ 5 ตัวแบบโฮลต์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62

ในขณะที่เมื่อมีการปรับปรุงข้อมูลอนุกรมเวลาให้ทันสมัย ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแบบโฮลต์มีการปรับเปลี่ยนไป ดังรูปที่ 6

```
Model Information:
Holt's method
Call:
holt(y = data)
Smoothing parameters:
  alpha = 0.9999
  beta  = 0.033
Initial states:
  l = 6238668.9053
  b = 430772.7009
sigma: 1466559
AIC  AICc  BIC
1421.772 1423.351 1430.693
```

รูปที่ 6 ตัวแบบโฮลต์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62

ถึงแม้ค่าสัมประสิทธิ์จะใกล้เคียงเดิมแต่ก็ไม่ได้คงที่ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า เมื่อเกิดการปรับปรุงชุดข้อมูลใหม่ ตัวแบบโฮลต์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลใหม่จะเกิดการปรับเปลี่ยน ซึ่งการเขียนสมการตัวแบบโฮลต์ที่ระบุค่าสัมประสิทธิ์แบบคงที่อาจไม่สามารถอธิบายข้อมูลที่เกิดการเปลี่ยนแปลงตามการปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยได้ สำหรับตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62 ดังรูปที่ 7

```
Model Information:
Holt-Winters' additive method
Call:
hw(y = data, seasonal = "additive")
Smoothing parameters:
  alpha = 0.6164
  beta  = 1e-04
  gamma = 1e-04
Initial states:
  l = 8430750.327
  b = -13007.2079
  s = 526799.7 1548427 1146922 1265765 793272.9 660441.4
  1706590 805179.2 -1656874 -1720020 -2779906 -2296597
sigma: 877929.8
AIC  AICc  BIC
1352.659 1377.139 1382.599
```

รูปที่ 7 ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ก.ค. 62

แต่เมื่อปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัย ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกกลับเปลี่ยนแปลงไปดังรูปที่ 8

```

Model Information:
Holt-Winters' additive method

Call:
hw(y = data, seasonal = "additive")

Smoothing parameters:
alpha = 0.6063
beta = 1e-04
gamma = 1e-04

Initial states:
l = 8433275.6073
b = -11966.1146
s = 515713.3 1537340 1135835 1254679 782186.7 649355.1
      1695803 778228 -1667960 -1731106 -2657956 -2291818

sigma: 864797.2

      AIC  AICc  BIC
1383.599 1407.137 1413.930
    
```

รูปที่ 8 ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62

ซึ่งตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงบวกเดิมที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62 ไม่สามารถอธิบายข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62 ได้อย่างเหมาะสม โดยตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงคูณที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62 ดังรูปที่ 9

```

Model Information:
Holt-Winters' multiplicative method

Call:
hw(y = data, seasonal = "multiplicative")

Smoothing parameters:
alpha = 0.4796
beta = 0.0022
gamma = 4e-04

Initial states:
l = 8595350.2273
b = -27152.2158
s = 1.0189 1.1452 1.1209 1.1602 1.1166 1.1094
      1.2448 1.1863 0.8 0.7884 0.6236 0.6857

sigma: 0.1163

      AIC  AICc  BIC
1345.169 1369.649 1375.110
    
```

รูปที่ 9 ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงคูณที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62

ซึ่งตัวแบบโฮลต์วินเทอร์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีการปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยกลับให้ค่าสัมประสิทธิ์ที่เปลี่ยนแปลงไปดังรูปที่ 10

```

Model Information:
Holt-Winters' multiplicative method

Call:
hw(y = data, seasonal = "multiplicative")

Smoothing parameters:
alpha = 0.6843
beta = 3e-04
gamma = 3e-04

Initial states:
l = 8615484.7952
b = -28359.4699
s = 1.062 1.1952 1.1324 1.1417 1.0757 1.1048
      1.2156 1.1916 0.807 0.7756 0.6151 0.6834

sigma: 0.1103

      AIC  AICc  BIC
1372.117 1395.656 1402.449
    
```

รูปที่ 10 ตัวแบบโฮลต์วินเทอร์แบบเชิงคูณที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ ม.ค. 59 ถึง ส.ค. 62

สำหรับตัวแบบผสมที่นำเสนอใช้การประยุกต์ใช้ตัวแบบโฮลต์ที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบในแต่ละช่วงเวลาที่ผ่านมาการปรับปรุงข้อมูลให้ทันสมัยเพื่อใช้เป็นข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ไปข้างหน้า 1 เดือนล่วงหน้า แล้วจึงใช้ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันที่มีจำนวนข้อมูลป้อนเข้า 13 ค่า และกำหนดค่าสัมประสิทธิ์ C และ  $\gamma$  เท่ากับ 379.06 และ 0.15 ตามลำดับ เพื่อสร้างสมการความสัมพันธ์อธิบายค่าส่วนเหลือที่ได้จากตัวแบบโฮลต์ที่เหมาะสม เพื่อลดความผิดพลาดของตัวแบบโฮลต์อย่างเป็นระบบ

จากการสร้างและทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ของตัวแบบพยากรณ์ต่าง ๆ ด้วยชุดข้อมูลสำหรับการสร้างและทดสอบตัวแบบพบว่า ตัวแบบผสมที่นำเสนอให้ผลการพยากรณ์ที่สอดคล้องและใกล้เคียงกับปริมาณการส่งออกกุ้งขาวแช่แข็งมากกว่าตัวแบบพยากรณ์อื่น ๆ ที่บางสถานการณ์ให้ค่าความผิดพลาดค่อนข้างชัดเจน เช่น ช่วงการส่งออกในเดือนพฤศจิกายน พ.ศ. 2563 ถึงเดือนกุมภาพันธ์ พ.ศ. 2564 ตัวแบบพยากรณ์ต่าง ๆ ให้ค่าที่เบี่ยงเบนจากข้อมูลปริมาณการส่งออกจริงค่อนข้างมาก ยกเว้นตัวแบบผสมที่นำเสนอที่ยังคงให้ค่าพยากรณ์ที่สอดคล้องและใกล้เคียงกับปริมาณการส่งออกจริง ดังแสดงในรูปที่ 11



รูปที่ 11 การพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็ง

ซึ่งการพิจารณาค่าความผิดพลาดของการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ 5 เกณฑ์ ดังแสดงในตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ค่าความผิดพลาดของตัวแบบพยากรณ์

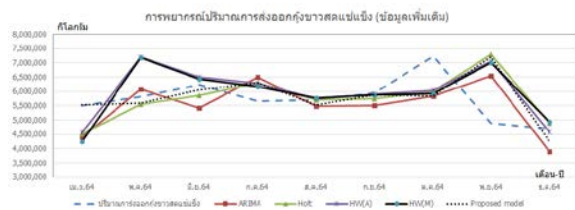
ตัวแบบ	MAE*	MAPE	RMSE*	sMAPE	MASE
ARIMA	66.14	12.57	83.53	12.70	0.62
Holt	64.06	12.71	83.06	12.16	0.61

ตารางที่ 1 ค่าความผิดพลาดของตัวแบบพยากรณ์ (ต่อ)

ตัวแบบ	MAE*	MAPE	RMSE*	sMAPE	MASE
HW(A)	70.71	14.09	89.47	14.69	0.67
HW(M)	62.57	11.70	82.05	11.33	0.59
Proposed model	<b>53.02</b>	<b>9.90</b>	<b>69.12</b>	<b>9.80</b>	<b>0.50</b>

หมายเหตุ \* คือ หน่วย 10,000 กิโลกรัม

นอกจากนี้ ชุดข้อมูลทดสอบเพิ่มเติมที่อยู่นอกเหนือจากชุดข้อมูลทั้งการสร้างและทดสอบตัวแบบพยากรณ์ใช้สำหรับยืนยันประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ที่นำเสนอ เพื่อบ่งชี้การคงประสิทธิภาพของการพยากรณ์ค่าที่มองไม่เห็นในอนาคต ถึงแม้ใช้ชุดข้อมูลใหม่เพิ่มเติมดังรูปที่ 12



รูปที่ 12 การพยากรณ์ข้อมูลเพิ่มเติม

ซึ่งผลการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ ดังแสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ค่าความผิดพลาดของตัวแบบพยากรณ์เพิ่มเติม

ตัวแบบ	MAE*	MAPE	RMSE*	sMAPE	MASE
ARIMA	83.91	14.93	95.38	15.06	0.79
Holt	70.67	12.75	100.20	12.01	0.67
HW(A)	75.14	13.42	102.39	12.51	0.71
HW(M)	78.96	14.11	105.25	13.45	0.75
Proposed model	<b>60.24</b>	<b>10.90</b>	<b>93.81</b>	<b>10.12</b>	<b>0.57</b>

หมายเหตุ \* คือ หน่วย 10,000 กิโลกรัม

จากผลการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์ต่าง ๆ พบว่าตัวแบบพยากรณ์ทั้งหมดมีค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยเพิ่มขึ้นตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพส่วนใหญ่ อย่างไรก็ตาม

ตาม ตัวแบบผสมที่นำเสนอยังคงให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดเมื่อเทียบกับตัวแบบพยากรณ์อื่น ๆ และใกล้เคียงกับประสิทธิภาพที่ทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบ

## 5. สรุปผลการวิจัย

จากการประเมินประสิทธิภาพทั้งหมดภายใต้วิธีการทดสอบแบบไขว้และชุดข้อมูลเพิ่มเติมที่ถูกปิดบังไว้เพื่อใช้ทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ค่าที่มองไม่เห็นในอนาคตพบว่า ตัวแบบผสมที่นำเสนอมีความแม่นยำมากที่สุด [19] เมื่อเทียบกับตัวแบบพยากรณ์อื่น ๆ รวมทั้งยังคงให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่ใกล้เคียงกับประสิทธิภาพในขั้นตอนการทดสอบแบบไขว้ ถึงแม้จะมีค่าความคลาดเคลื่อนเพิ่มขึ้นเล็กน้อย จึงสามารถกล่าวได้ว่า วิธีการลดความผิดพลาดอย่างเป็นระบบของตัวแบบไฮลด์ที่มีสมการที่สามารถอธิบายได้เพียงการเปลี่ยนแปลงของระดับและแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันสามารถเพิ่มความถูกต้องของการพยากรณ์ได้มากยิ่งขึ้น หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันสามารถช่วยอธิบายลักษณะรูปแบบของอิทธิพลที่เหลืออยู่ในค่าส่วนเหลือจากตัวแบบไฮลด์ได้เหมาะสมยิ่งขึ้นเมื่อเทียบกับตัวแบบไฮลด์วันเทอร์ ซึ่งเหมาะสำหรับการพยากรณ์ระยะสั้นล่วงหน้า 1 เดือน

ด้วยเหตุนี้ ตัวแบบผสมที่นำเสนอสามารถใช้เป็นเครื่องมือสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งรายเดือน เพื่อใช้เป็นสารสนเทศประกอบการวางแผนการผลิตและการเก็บเกี่ยวผลผลิต เพื่อให้สอดคล้องกับความต้องการของตลาดการส่งออกกุ้งขาวสดแช่แข็งที่กำลังจะเกิดขึ้น

สำหรับงานวิจัยในส่วนถัดไปจะเป็นการพิจารณาสัดส่วนที่เหมาะสมของส่วนประกอบที่ได้จากตัวแบบไฮลด์และซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชันที่เหมาะสม เพื่อให้สามารถให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำเพิ่มมากยิ่งขึ้น

## เอกสารอ้างอิง

- [1] Office of Agricultural Economics, "Marine shrimp farming," in *Information of agricultural commodities*

- 2021, Bangkok, Thailand: Office of Agricultural Economics, 2022. [Online]. Available: <https://www.oae.go.th/assets/portals/1/files/journal/2565/commodity2564.pdf>
- [2] Frozen white shrimp export, Office of Agricultural Economics, Apr. 1, 2022. [Online]. Available: <https://impexph.oae.go.th/export>.
- [3] Office of Agricultural Economics, "Export value of shrimps and product by trading partner, 2018-2020," in *Thailand foreign agricultural trade statistics 2021*, Bangkok, Thailand: Office of Agricultural Economics, 2022. [Online]. Available: <https://www.oae.go.th/assets/portals/1/files/journal/2565/trade2564.pdf>.
- [4] Office of Agricultural Economics, "Shrimp," in *Situation of agricultural commodities and trend 2022*, Bangkok, Thailand: Office of Agricultural Economics, 2022. [Online]. Available: <https://www.oae.go.th/assets/portals/1/files/journal/2565/trendstat2565-Final-Download.pdf>.
- [5] E. Rattanapun, "Cost and returns of pacific white shrimp", Surat Thani Fisheries Provincial Office, Surat Thani, Thailand, Technical Paper No. 1/2019, Apr. 2, 2019. [Online]. Available: [https://hectortarr.arda.or.th/api/uploaded\\_file/ZJbM\\_14S\\_9I05ZOV0IsiB](https://hectortarr.arda.or.th/api/uploaded_file/ZJbM_14S_9I05ZOV0IsiB).
- [6] T. W. Yoo and I. S. Oh, "Time series forecasting of agricultural products' sales volumes based on seasonal long short-term memory," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 22, 2020, Art. no. 8169, doi: 10.3390/app10228169.
- [7] Y. Ensafi, S. H. Amin, G. Zhang and B. Shah, "Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning—A comparative analysis," *International Journal of Information Management Data Insights*, vol. 2, no. 1, 2022, Art. no. 100058, doi: 10.1016/j.jjime.2022.100058.
- [8] K. Kurumatani, "Time series forecasting of agricultural product prices based on recurrent neural networks and its evaluation method". *SN Applied Sciences*, vol. 2, pp.1–17, 2020, doi: 10.1007/s42452-020-03225-9.
- [9] S. K. Purohit, S. Panigrahi, P. K. Sethy and S. K. Behera, "Time series forecasting of price of agricultural products using hybrid methods," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 35, no.15, pp.1388–1406, 2021, doi: 10.1080/08839514.2021.1981659.
- [10] Y. Zhu, Y. Zhao, J. Zhang, N. Geng and D. Huang, (2019). "Spring onion seed demand forecasting using a hybrid Holt-Winters and support vector machine model," *PloS one*, vol. 14, no.7, 2019, Art. no. e0219889, doi: 10.1371/journal.pone.0219889.
- [11] S. Wu, H. Han, B. Hou and K. Diao, "Hybrid model for short-term water demand forecasting based on error correction using chaotic time series," *Water*, vol. 12, no. 6, 2020, Art. no. 1689, doi: 10.3390/w12061683.
- [12] M. Devi, J. Kumar, D. P. Malik and P. Mishra, "Forecasting of wheat production in Haryana using hybrid time series model," *Journal of Agriculture and Food Research*, vol. 5, 2021, Art. no. 100175, doi: 10.1016/j.jafr.2021.100175.
- [13] R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos, C. Bergmeir, G. Caceres, L. Chhay, K. Kuroptev and M. O'Hara-Wild *Package 'forecast'*, Accessed: Mar. 2022. [Online]. Available: <https://cran.r-project.org/web/packages/forecast/forecast.pdf>.
- [14] S. Mohan, A. K. Solanki, H. K. Taluja and A. Singh, "Predicting the impact of the third wave of COVID-19 in India using hybrid statistical machine learning models: A time series forecasting and sentiment analysis approach," *Computers in Biology and Medicine*, vol.144, 2022, Art. no. 105354, doi: 10.1016/j.combiomed.2022.105354.

- [15] H. Alabdulrazzaq, M. N. Alenezi, Y. Rawajfih, B. A. Alghannam, A. A. Al-Hassan and F. S. Al-Anzi, "On the accuracy of ARIMA based prediction of COVID-19 spread," *Results in Physics*, vol. 27, 2021, Art. no. 104509, doi: 10.1016/j.rinp.2021.104509.
- [16] G. Dudek and P. Pelka, "Pattern similarity-based machine learning methods for mid-term load forecasting: A comparative study," *Applied Soft Computing*, vol.104 , 2021, Art. no. 107223, doi: 10.1016/j.asoc.2021.107223.
- [17] T. Sujjaviriyasup, "Hybrid Model of Support Vector Machine and Genetic Algorithm for Forecasting the Annual Peak Electricity Demand of Thailand," *The Journal of KMUTNB*, vol. 27, no. 3, pp.453–465, 2017.
- [18] D. Meyer, E. Dimitriadou, K. Hornik, A. Weingessel, F. Leisch, C. -C. Chang and C. -C Lin, *Package 'e1071'*, Accessed: Mar. 2022. [Online]. Available: <https://cran.r-project.org/web/packages/e1071/e1071.pdf>.
- [19] N. Wei, C. Li, X. Peng, F. Zeng and X. Lu, (2019). "Conventional models and artificial intelligence-based models for energy consumption forecasting: A review," *Journal of Petroleum Science and Engineering*, vol. 181, 2019, Art. no. 106187, doi: 10.1016/j.petrol.2019.106187.