

ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดสำหรับการ
พยากรณ์ปริมาณการนำเข้าเนื้อไก่ของประเทศคู่ค้าที่สำคัญของประเทศไทย

Extreme gradient boosting with grid search for predicting import quantity of
chicken meat of major importer of Thailand

สันต์ชัย รัตนนนท์^{1*} ธรณินทร์ สัจจวิริยทรัพย์²

Sanchai Rattananon^{1*} Thoranin Sujjaviriyasup²

สาขาวิศวกรรมโลจิสติกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย¹

*E-mail: sanchai_rat@utcc.ac.th

บทคัดย่อ

ผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศไทยเป็นหนึ่งในสินค้าทางการเกษตรที่สำคัญของประเทศ โดยประเทศไทยสามารถผลิตและส่งออกได้ในปริมาณมาก จึงส่งผลให้ประเทศไทยเป็นหนึ่งในประเทศผู้ส่งออกที่สำคัญ โดยมีประเทศญี่ปุ่นและซาอุดีอาระเบียเป็นหนึ่งในตลาดการค้าที่สำคัญ แต่ปริมาณการนำเข้าในแต่ละปีมีปริมาณไม่คงที่และไม่แน่นอน ดังนั้นงานวิจัยนี้ได้นำเสนอตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดเพื่อพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่และเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับตัวแบบพยากรณ์ทางสถิติด้วยเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ 5 เกณฑ์ ซึ่งผลการวิจัยพบว่าตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดมีความแม่นยำที่สุด โดยมีความแม่นยำประมาณร้อยละ 90 จึงสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการวางแผนได้

คำสำคัญ: ปริมาณการนำเข้า สินค้าเกษตร การค้นหาแบบกริด

Abstract

Chicken meat products in Thailand are one of the country's important agricultural commodities. Thailand can produce and export in large volumes, thus making Thailand one of the major exporting countries, with Japan and Saudi Arabia as one of the major trading markets. However, the import volumes each year are unstable and uncertain. Therefore, this

¹อาจารย์ ผศ.ดร., อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย

¹²อาจารย์ รศ.ดร., อาจารย์ประจำสาขาวิชาวิศวกรรมโลจิสติกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยหอการค้าไทย

* E-mail: sanchai_rat@utcc.ac.th

research presents an optimization model using extreme gradient boosting with grid search to forecast the import volume of chicken meat products and compares the performance with other statistical forecasting models using five performance criteria. The results of the research found that the optimization model with extreme gradient boosting with grid search is the most accurate, achieving approximately 90% accuracy. Therefore, it can provide an appropriate prediction result for planning.

Keywords: Import volumes, Agricultural commodity, Grid search

บทนำ

ประเทศไทยเป็นหนึ่งในประเทศผู้ผลิตและส่งออกสินค้าทางการเกษตรที่สำคัญของโลก โดยสามารถผลิตผลผลิตได้มากกว่าปริมาณความต้องการภายในประเทศ ส่งผลให้ประเทศไทยสามารถส่งออกได้อย่างต่อเนื่องและเป็นระยะเวลายาวนาน ซึ่งผลิตภัณฑ์เนื้อไก่เป็นหนึ่งในสินค้าเศรษฐกิจที่สำคัญของประเทศไทย สามารถเป็นแหล่งโปรตีนไขมันต่ำและราคาเข้าถึงง่าย (รพีภูมิ ลาภมาก, 2568) ส่งผลให้เป็นที่ต้องการของผู้บริโภคที่รักสุขภาพ นอกจากนี้ ผลิตภัณฑ์เนื้อไอยังตอบโจทย์กลุ่มผู้บริโภคบางกลุ่ม เช่น กลุ่มผู้บริโภคอาหารฮาลาล เป็นต้น รวมทั้ง เนื้อไก่สะดวกในการประกอบอาหาร ซึ่งเหมาะกับวิถีชีวิตที่เร่งรีบในปัจจุบัน ส่งผลให้ผลิตภัณฑ์เนื้อไก่สามารถสร้างรายได้เข้าสู่ประเทศจำนวนมากต่อปี โดยประเทศญี่ปุ่นเป็นประเทศคู่ค้าที่สำคัญของประเทศไทย นอกจากนี้ ประเทศซาอุดีอาระเบียเป็นอีกหนึ่งตลาดที่กลับมาได้รับความนิยมผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศไทยอีกครั้งหลังจากปิดมานาน

แต่ปริมาณความต้องการนำเข้าของแต่ละปีไม่คงที่และไม่แน่นอน จึงทำให้การวางแผนการส่งออกมีความซับซ้อนมากยิ่งขึ้น เพื่อให้ได้สารสนเทศที่เหมาะสมและสามารถสนับสนุนการตัดสินใจได้ จึงจำเป็นต้องอาศัยเทคนิคการพยากรณ์เพื่อทำนายปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ล่วงหน้าเพื่อประกอบการวางแผนการผลิตและการส่งออกได้อย่างเหมาะสม

วัตถุประสงค์การวิจัย

1. นำเสนอตัวแบบผสมของการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดและการค้นหาแบบกริด เพื่อปรับปรุงค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่
2. เปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไกรายปีของประเทศญี่ปุ่นและซาอุดีอาระเบีย

3. นำเสนอตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ที่เหมาะสม

การทบทวนวรรณกรรม

การพยากรณ์ยังคงเป็นหนึ่งในเครื่องมือที่สำคัญต่อการสนับสนุนการตัดสินใจและวางแผนการดำเนินการ (Alderiny, *et. al.*, 2020) โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลาเป็นหนึ่งในวิธีการพยากรณ์ที่ได้รับความนิยมในหลายแขนง ซึ่งสามารถประยุกต์ใช้งานได้จริงและสามารถใช้เป็นแนวทางในการตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณความต้องการของการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่สามารถใช้วิธีการพยากรณ์หลากหลายวิธี เช่น การวิเคราะห์การถดถอย การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เป็นต้น โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา มีความสะดวกกว่าการวิเคราะห์การถดถอย หากปัจจัยสำหรับการทำนายต่างๆ ไม่เอื้อต่อการวิเคราะห์ ทำให้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่ใช้เพียงข้อมูลอนุกรมเวลาของปริมาณการนำเข้าในแต่ละช่วงเวลาเพียงปัจจัยเดียวสามารถนำมาสร้างสมการความสัมพันธ์เพื่อทำนายปริมาณความต้องการในอนาคตได้ (Jainonthee, *et. al.*, 2025; Klaharn, *et. al.*, 2024; Jaiswal & Bhattacharjee, 2022) โดยวิธีการทางสถิติเป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมใช้มาอย่างยาวนาน ซึ่งตัวแบบอาร์มาเป็นหนึ่งในวิธีการทางสถิติที่ได้รับความนิยมและได้รับการยอมรับว่าเป็นตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรงและใช้เป็นหนึ่งในตัวแบบมาตรฐานในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ นอกจากนี้ วิธีการปรับให้เรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้ม (Holt's model, Holt) ซึ่งเหมาะสมสำหรับข้อมูลที่ไม่มีรูปแบบของฤดูกาลก็เป็นหนึ่งในตัวแบบที่นิยมใช้ในภาคอุตสาหกรรมตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน โดยมีความแข็งแกร่งต่อสิ่งรบกวนด้วยการถ่วงน้ำหนักแบบเอ็กโพเนนเชียล (Udenio, *et. al.*, 2023; Seong & Lee, 2021) แต่วิธีการพยากรณ์ทางสถิติไม่สามารถอธิบายหรือสร้างสมการความสัมพันธ์สำหรับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงได้ดี

สำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องที่สร้างจากความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงจึงสามารถอธิบายความสัมพันธ์ภายในข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นตรงได้ดีกว่า (Mustaffa & Sulaiman, 2025; Adli, *et. al.*, 2025; Wang, *et. al.*, 2025; Li, *et. al.*, 2023) โดยหนึ่งในตัวแบบการเรียนรู้ที่ได้นำเสนอใหม่ในช่วง 20 ปีนี้ คือ การเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีด (Extreme gradient boosting) ซึ่งใช้หลักการเรียนรู้แบบใหม่ที่ใช้หลักการเรียนรู้ของต้นไม้ตัดสินใจด้วยการเพิ่มประสิทธิภาพแบบไล่ระดับ (Gradient boost decision trees) เพื่อเพิ่มความแม่นยำด้วยการรวมตัวกันของตัวเรียนรู้เบื้องต้น (Based learners) จำนวนมากผ่านการกระบวนการวนซ้ำเพื่อลดความคลาดเคลื่อนให้น้อยที่สุดจากค่าตัวเรียนรู้เบื้องต้นก่อนหน้าภายใต้สมการวัตถุประสงค์ที่พิจารณาระหว่างความแม่นยำและความเหมาะสมของตัวแบบกับชุดข้อมูลของการเรียนรู้ ส่งผลให้ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดจึงสามารถลดปัญหาการสร้างตัวแบบที่เหมาะสมกับชุดข้อมูลมากเกินไป (Overfitting problem) แต่กลับให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์สิ่งที่ไม่ทราบค่าในอนาคตที่ไม่ดีเหมือนประสิทธิภาพที่ได้จากการเรียนรู้เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ อย่างไรก็ตาม พารามิเตอร์ของ

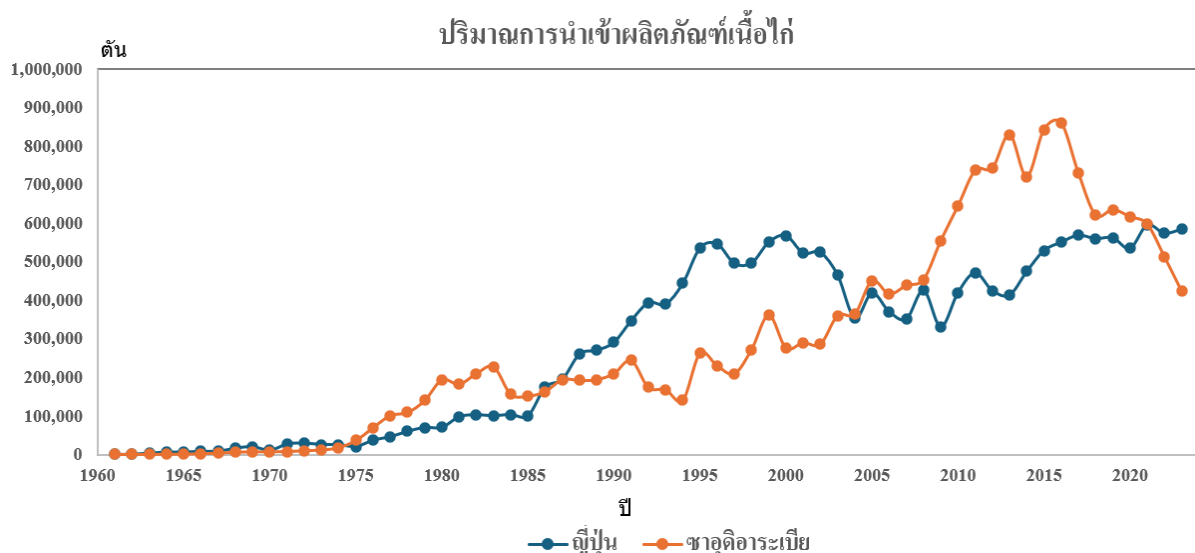
ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดที่กำหนดมีผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของการพยากรณ์จึงจำเป็นต้องมีการปรับค่าพารามิเตอร์ต่างๆ ให้เหมาะสมกับการเรียนรู้ของตัวแบบสำหรับข้อมูล จึงใช้วิธีการค้นหาแบบกริดเพื่อเลือกค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสมและสามารถใช้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมและแม่นยำ

อย่างไรก็ตาม ตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ ก็ต่างมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ในสถานการณ์ต่างๆ แตกต่างกันไปและยังไม่มีงานวิจัยใดที่สามารถชี้ชัดว่าตัวแบบพยากรณ์ใดมีประสิทธิภาพเหนือกว่าตัวแบบอื่นๆ ในทุกชุดข้อมูลอย่างเด่นชัด จึงจำเป็นต้องประยุกต์ใช้ตัวแบบต่างๆ สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่และเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ด้วยการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ใช้เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพจำนวน 5 เกณฑ์ ได้แก่ ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error; MAE) ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error; RMSE) ร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error; MAPE) รากของค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Square Percentage Error; RMSPE) และร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร (Symmetric Mean Absolute Percentage Error; sMAPE) ตามลำดับ

ระเบียบวิธีการวิจัย

1. ข้อมูลปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไกรายปี

ข้อมูลปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไกรายปีเป็นข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 63 ค่าสังเกต ตั้งแต่ พ.ศ. 2504 ถึง พ.ศ. 2566 ที่เผยแพร่ออนไลน์บนเว็บไซต์ของหน่วยงานด้านการเกษตรและอาหารของสหประชาชาติ (Food and Agriculture Organization of the United Nations,) โดยสามารถเข้าถึงและดาวน์โหลดข้อมูลโดยไม่เสียค่าใช้จ่าย ซึ่งสามารถนำเสนอในรูปแบบที่ 1



รูปที่ 1 ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไกรายปี

2. ตัวแบบการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้ม

ตัวแบบการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้มเป็นแบบที่มีการเพิ่มสมการสำหรับการเปลี่ยนแปลงของรูปแบบของแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ส่งผลให้มีสมการของการปรับเรียบ 2 สมการ เพื่ออธิบายทั้งรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของระดับและแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ส่งผลให้สามารถอธิบายรูปแบบของข้อมูลอนุกรมเวลาได้มากยิ่งขึ้น ซึ่งมีสมการดังนี้

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

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

$$\hat{y}_{t+1} = l_t + b_t \quad (3)$$

เมื่อ l_t คือ ค่าประมาณของระดับของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
 b_t คือ ค่าประมาณของแนวโน้มของข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลาที่ t
 α คือ ค่าการปรับเรียบของระดับ ซึ่งมีค่า $0 < \alpha < 1$
 β คือ ค่าการปรับเรียบของแนวโน้ม ซึ่งมีค่า $0 < \beta < 1$
 $\hat{y}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา

การพิจารณาเพื่อหาตัวแบบการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้มที่เหมาะสมด้วยเกณฑ์ค่าเฉลี่ยผลรวมกำลังสองของความคลาดเคลื่อนที่น้อยที่สุด จากฟังก์ชัน holt ในแพ็คเกจของโปรแกรม R (Hyndman, et. al., 2025) โดยกำหนดสัญลักษณ์ Holt แทนการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้มสำหรับการสื่อสารในตารางผลวิจัย

3. ตัวแบบอาร์มา

ตัวแบบอาร์มาได้รับความนิยมและยอมรับว่ามีประสิทธิภาพดีในการสร้างสมการความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรงเพื่ออธิบายความสัมพันธ์ภายในข้อมูลอนุกรมเวลา จึงได้ประยุกต์ใช้เป็นหนึ่งในตัวแบบพยากรณ์มาตรฐานสำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ โดยมีสมการดังนี้

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i\right) (1 - B)^d (y_t - \mu) = \left(1 - \sum_{j=1}^q \theta_j B^j\right) \varepsilon_t \quad (4)$$

เมื่อ y'_t คือ ค่าของ $(1 - B)^d (1 - B)^D y_t$
 δ คือ ค่าคงที่
 ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลาที่ t
 μ และ B คือ ค่าเฉลี่ยและตัวแปลงค่าอนุกรมเวลาย้อนกลับ ตามลำดับ
 d คือ ค่าลำดับผลต่างแบบ
 p และ q คือ ค่าลำดับของตัวแบบอาร์มาแบบไม่มีฤดูกาล
 $\hat{y}_{t+1}$ คือ ค่าพยากรณ์ล่วงหน้า 1 ช่วงเวลา

สำหรับการพิจารณาตัวแบบอาร์มาจะใช้เกณฑ์สารสนเทศอะกาคิเกะที่ปรับความถูกต้องสำหรับกลุ่มตัวอย่างขนาดเล็ก (Akaike Information Criterion corrected for small sample size; AICc) ที่น้อยที่สุด

จากฟังก์ชัน auto.arima ในแพ็คเกจของโปรแกรม R (Hyndman, et. al., 2025) จึงใช้สัญลักษณ์ ARIMA แทนตัวแบบอาร์มาในส่วนของการวิจัย

4. ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริด

ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดเป็นการใช้ความสามารถของตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับซึ่งเป็นตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องแบบใหม่ที่มีความสามารถในการจัดการกับปัญหาการประสิทธิภาพในการทำนายที่ดีเกินจริงในขั้นตอนของการเรียนรู้ แต่กลับให้ประสิทธิภาพที่ไม่ดีในขั้นตอนการพยากรณ์ลง รวมทั้งสามารถสร้างสมการความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรง เพื่อลดปัญหาความสัมพันธ์ที่ไม่เป็นเชิงเส้นตรงที่ตัวแบบพยากรณ์ทางสถิติไม่สามารถอธิบายได้ดี โดยมีขั้นตอนการดำเนินการดังนี้

- 4.1 กำหนดค่าเริ่มต้นของข้อมูลป้อนเข้ามีค่าเท่ากับ 1
- 4.2 กำหนดค่าเริ่มต้นของค่า Lambda เท่ากับ 0.01
- 4.3 กำหนดค่าเริ่มต้นของค่า Alpha เท่ากับ 0.01
- 4.4 กำหนดค่าเริ่มต้นของค่า Eta เท่ากับ 0.01
- 4.5 สร้างตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการกำหนดจำนวนรอบของการเพิ่มประสิทธิภาพจำนวน 100 รอบ ดังสมการที่

$$L(\phi) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \Omega(f_k) \quad (5)$$

เมื่อ $\Omega(f) = \alpha T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$ และ T คือ จำนวนโหนดของใบ (Leaf nodes)

- 4.6 พยากรณ์ค่าล่วงหน้าดังสมการที่

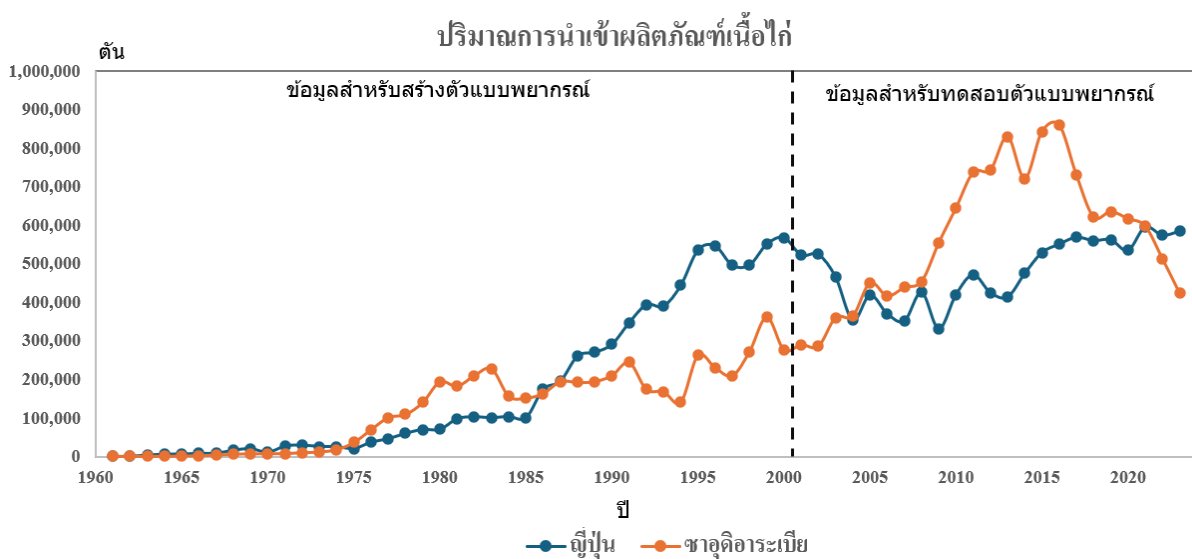
$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad f_k \in F \quad (6)$$

- 4.7 ปรับปรุงข้อมูลเพื่อสำหรับการพยากรณ์ค่าถัดไปจนกระทั่งพยากรณ์ครบทุกค่าของชุดข้อมูลทดสอบประสิทธิภาพ
- 4.8 ปรับปรุงค่า Eta ที่ละ 0.01 และดำเนินการ 4.5 ถึง 4.7 จนกว่าค่า Eta จะมีค่าเท่ากับ 1
- 4.9 ปรับปรุงค่า Alpha ที่ละ 0.01 และดำเนินการ 4.5 ถึง 4.8 จนกว่าค่า Alpha จะมีค่าเท่ากับ 90
- 4.10 ปรับปรุงค่า Lambda ที่ละ 0.01 และดำเนินการ 4.5 ถึง 4.9 จนกว่าค่า Lambda จะมีค่าเท่ากับ 15
- 4.11 พิจารณาตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดที่มีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยที่น้อยที่สุดเป็นตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

ในส่วนของการนำเสนอตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุ่ม (Chen *et. al.*, 2025) ด้วยการค้นหาแบบกริดที่เหมาะสมแทนด้วยสัญลักษณ์ XGBoost ในการนำเสนอผลการวิจัย

5. การตรวจสอบแบบไขว้ (Cross – validation)

ชุดข้อมูลปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่แบ่งออกเป็น 2 ชุด ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์ ตามลำดับ โดยข้อมูลอนุกรมประมาณร้อยละ 65 แรกของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมด ใช้สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ ที่เหลือประมาณร้อยละ 35 ที่เหลือของข้อมูลอนุกรมเวลาทั้งหมด ใช้สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพการพยากรณ์ ซึ่งสามารถอธิบายดังรูปที่ 2



รูปที่ 2 ชุดข้อมูลสำหรับการสร้างและทดสอบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์

ข้อมูลที่ใช้สำหรับทดสอบจะเก็บไว้และไม่เกี่ยวข้องกับการสร้างตัวแบบพยากรณ์จนกว่าจะได้ตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมและพยากรณ์ค่าล่วงหน้า 1 ค่า จึงนำค่าที่ใช้ทดสอบตัวแรกมาคำนวณความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ หลังจากนั้นนำค่าปริมาณการนำเข้าจริงที่เฉลยมารวมเข้ากับชุดข้อมูลสำหรับการสร้างตัวแบบเดิมเพื่อสร้างสมการความสัมพันธ์และทำนายค่าล่วงหน้า 1 ช่วงเวลาถัดไป โดยดำเนินการซ้ำเรื่อยๆ จนกระทั่งข้อมูลสำหรับการทดสอบทุกค่าได้รับการเฉลยหมด จึงนำความคลาดเคลื่อนที่คำนวณได้มาคำนวณค่าตามเกณฑ์ประเมินประสิทธิภาพความแม่นยำของการพยากรณ์

8. เกณฑ์การวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์

1. ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t|}{n} \quad (7)$$

2. ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \quad (8)$$

3. ร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100}{n} \quad (9)$$

4. รากของค่าเฉลี่ยของร้อยละความคลาดเคลื่อนกำลังสอง

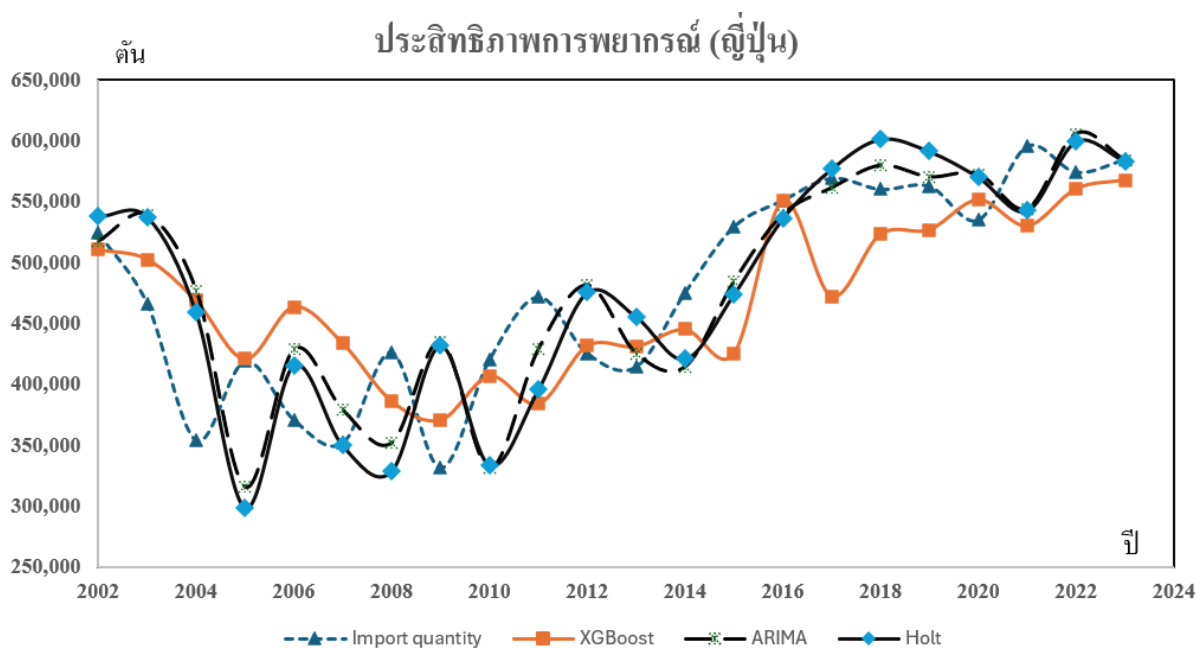
$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n \left(\frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \times 100 \right)^2}{n}} \quad (10)$$

5. ร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยแบบสมมาตร

$$sMAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t + \hat{y}_t} \times 200}{n} \quad (11)$$

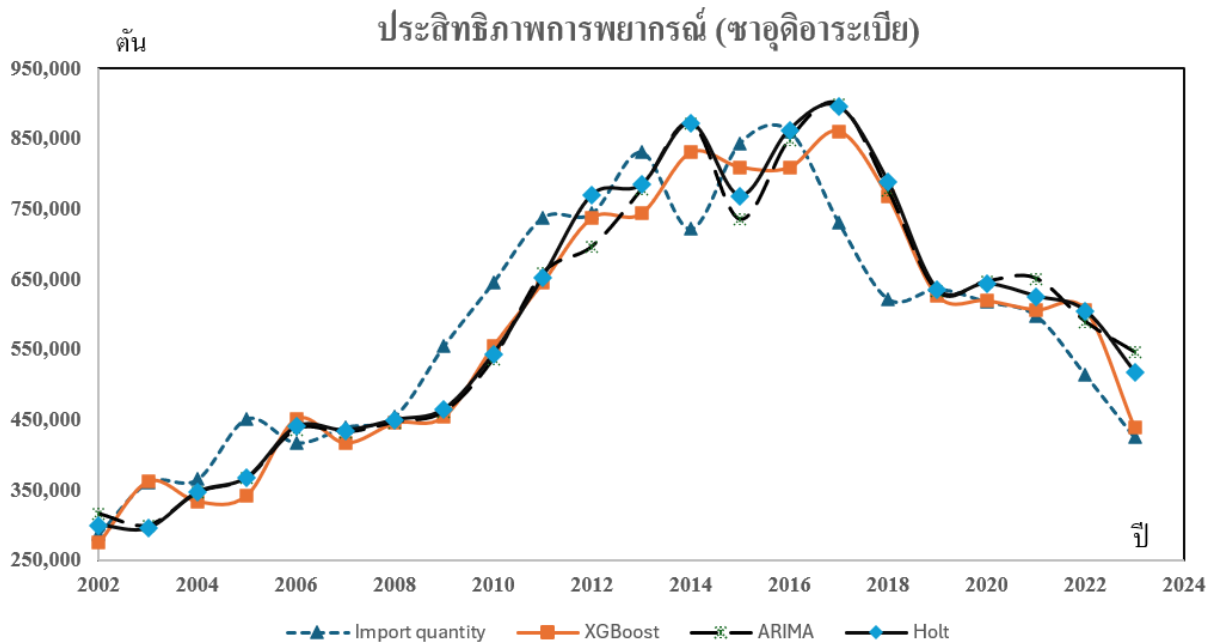
ผลการวิจัยและอภิปรายผล

สำหรับการพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศญี่ปุ่น ผลการพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ มีความสอดคล้องกับปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่จริงของประเทศญี่ปุ่น แต่ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดมีแนวโน้มที่จะสอดคล้องกับปริมาณการนำเข้าจริงมากกว่าตัวแบบพยากรณ์อื่นๆ ดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 ประสิทธิภาพการพยากรณ์ (ญี่ปุ่น)

นอกจากนี้ การพยากรณ์ปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศซาอุดีอาระเบีย ซึ่งผลการพยากรณ์ของแต่ละตัวแบบพยากรณ์มีความสอดคล้องกับรูปแบบการเปลี่ยนแปลงของปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศซาอุดีอาระเบีย แต่โดยส่วนมากตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยการค้นหาแบบกริดมีแนวโน้มที่สอดคล้องกับข้อมูลจริงมากกว่าตัวแบบพยากรณ์อื่นๆ ดังรูปที่ 4



โดยตัวแบบพยากรณ์ต่างๆ สามารถให้ผลความคลาดเคลื่อนตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพทั้ง 4 เกณฑ์ ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ประสิทธิภาพการพยากรณ์ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพต่างๆ

ข้อมูล	ตัวแบบ	MAE	MAPE	RMSE	RMSPE	sMAPE
ประเทศญี่ปุ่น	ARIMA	47,443.06	11.18	58,875.13	14.76	11.02
	Holt	51,245.84	11.79	61,632.47	14.99	11.87
	XGBoost	43,814.29	9.82	56,537.05	13.22	9.67
ประเทศซาอุดีอาระเบีย	ARIMA	67,577.09	11.67	84,075.22	14.23	11.49
	Holt	61,806.32	10.66	80,532.49	13.53	10.50
	XGBoost	54,254.22	9.07	71,398.42	11.78	9.15

จากผลการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ตามเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพทั้ง 5 เกณฑ์ในตารางที่ 1 พบว่า ตัวแบบอาร์มีนาและตัวแบบการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้มต่างมีประสิทธิภาพดีกว่ากันในแต่ละชุดข้อมูลสำหรับวิธีการพยากรณ์ทางสถิติ โดยมีความแม่นยำโดยเฉลี่ยประมาณร้อยละ 88 ซึ่งมี

ความแม่นยำที่ดีและสามารถนำผลการพยากรณ์ดังกล่าวมาประกอบการวางแผนและตัดสินใจได้อย่างมีประสิทธิภาพ อย่างไรก็ตาม ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดกลับสามารถมีประสิทธิภาพและมีความแม่นยำเหนือกว่าตัวแบบทางสถิติทั้ง 2 ในทุกชุดข้อมูลและทุกเกณฑ์การวัดประสิทธิภาพ โดยมีความแม่นยำโดยประมาณร้อยละ 90 ซึ่งมีความแม่นยำสูงและสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำยิ่งขึ้นนำมาซึ่งสารสนเทศประกอบการวางแผนและตัดสินใจได้เหมาะสมมากยิ่งขึ้น โดยแสดงให้เห็นว่าความสัมพันธ์ภายในข้อมูลปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ทั้ง 2 ประเทศ มีแนวโน้มที่จะมีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นตรงมากกว่าความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นตรง นอกจากนี้ การค้นหาแบบกริดสามารถช่วยให้ประสิทธิภาพของตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดมีพารามิเตอร์ที่เหมาะสมและเพิ่มความแม่นยำมากยิ่งขึ้น

สรุปผลการวิจัย

จากผลการวิจัยพบว่า ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดที่ค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมด้วยวิธีการค้นหาแบบกริดมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากที่สุดและสามารถให้ความแม่นยำมากที่สุดสำหรับปริมาณการนำเข้าผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศญี่ปุ่นและประเทศซาอุดีอาระเบีย เมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบพยากรณ์ทางสถิติ ได้แก่ ตัวแบบอาร์มาและตัวแบบการปรับเรียบแบบเอ็กโพเนนเชียลแบบมีแนวโน้ม ดังนั้น ตัวแบบการเพิ่มประสิทธิภาพด้วยการไล่ระดับแบบสุดขีดด้วยวิธีการค้นหาแบบกริดจึงสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมและมีความแม่นยำสูงเพื่อเป็นสารสนเทศประกอบการวางแผนและตัดสินใจที่เกี่ยวข้องกับการนำเข้าและส่งออกผลิตภัณฑ์เนื้อไก่ของประเทศญี่ปุ่นและประเทศซาอุดีอาระเบีย

บรรณานุกรม

- รพีภูมิ ลาภมาก. (2568). แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรม ปี2569 – 2571: อุตสาหกรรมไก่แช่เย็น แช่แข็งและแปรรูป. เข้าถึงได้จาก: <https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/food-beverage/frozen-processed-chicken/io/frozen-chicken-2026>
- Alderiny, M. M., Alrwis, K. N., Ahmed, S. B., & Aldawdahi, N. M. (2020). Forecasting Saudi Arabia's production and imports of broiler meat chickens and its effect on expected self-sufficiency ratio. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 19(4), 306-312.
- Klaharn, K., Ngampak, R., Chudam, Y., Salvador, R., Jainonthee, C., & Punyapornwithaya, V. (2024). Analyzing and forecasting poultry meat production and export volumes in Thailand: a time series approach. *Cogent Food & Agriculture*, 10(1), 2378173.
- Jaiswal, P., & Bhattacharjee, M. (2022). Understanding the potential of livestock market with special reference to the export of swine meat from India: A study of time-series analysis using arima-based forecasting method. *Asian Journal of Dairy and Food Research*, 41(3), 293-297.

- Jainonthee, C., Sivapirunthep, P., Pirompud, P., Punyapornwithaya, V., Srisawang, S., & Chaosap, C. (2025). Modeling and Forecasting Dead-on-Arrival in Broilers Using Time Series Methods: A Case Study from Thailand. *Animals*, 15(8), 1179.
- Udenio, M., Vatamidou, E., & Fransoo, J. C. (2023). Exponential smoothing forecasts: taming the bullwhip effect when demand is seasonal. *International Journal of Production Research*, 61(6), 1796-1813.
- Seong, B., & Lee, K. (2021). Intervention analysis based on exponential smoothing methods: Applications to 9/11 and COVID-19 effects. *Economic modelling*, 98, 290-301.
- Hyndman, R., Athanasopoulos, G., Bergmeir, C., Caceres, G., Chhay, L., Kuroptev, K., O'Hara-Wild, M., Petropoulos, F., Razbash, S., Wang, E., Yasmeen, F., Garza, F., Girolimetto, D., Ihaka, R., Team, R. C., Reid, D., Shaub, D., Tang, Y., Wang, X., & Zhou, Z. (2025, April 8). Forecasting functions for time series and linear models. In Package 'forecast' (Version 8.24.0) <https://cran.r-project.org/web/packages/forecast/forecast.pdf>
- Adli, D. N., Fatyanosa, T. N., AlHuda, F., Sholikin, M. M., & Sugiharto, S. (2025). Modelling the growth performance and thermal environment of broiler chicken houses via different machine learning algorithms assisted by a customized Internet of Things. *Smart Agricultural Technology*, 101421.
- Li, Z., Zheng, J., An, B., Ma, X., Ying, F., Kong, F., ... & Zhao, G. (2023). Several models combined with ultrasound techniques to predict breast muscle weight in broilers. *Poultry Science*, 102(10), 102911.
- Chen, T., He, T., Benesty, M., Khotilovich, V., Tang, Y., Cho, H., Chen, K., Mitchell, R., Cano, I., Zhou, T., Li, M., Xie, J., Lin, M., Geng, Y., Li, Y., Yuan, J. & Cortes, D. (2025, April 8). Xgboost: extreme gradient boosting. R package version 0.4-2, 1(4), 1-4. <https://cran.r-project.org/web/packages/xgboost/xgboost.pdf>
- Mustaffa, Z., & Sulaiman, M. H. (2025). Advanced forecasting of building energy loads with XGBoost and metaheuristic algorithms integration. *Energy Storage and Saving*.
- Wang, S. W., Chen, Y. Y., Hsu, S. H., Kao, Y. H., Kimura, M., Chang, L. C., ... & Ni, C. F. (2025). A case study on the application of a data-driven (XGBoost) approach on the environmental and socio-economic perspectives of agricultural groundwater management. *Agricultural Water Management*, 318, 109729.