บทความวิจัย

การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าพุต-ทู-สโตร์

ลัดดา พันธุ์พฤกษ์ และ โอฬาร กิตติธีรพรชัย*
ภาควิชาวิศวกรรมอุตสาหการ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

* ผู้นิพนธ์ประสานงาน โทรศัพท์ 0 2218 7881 อีเมล: oran.k@chula.ac.th
DOI: 10.14416/j.kmutnb.2023.09.002
รับเมื่อ 21 มิถุนายน 2564 แก้ไขเมื่อ 27 สิงหาคม 2564 ตอบรับเมื่อ 6 ตุลาคม 2564 เผยแพร่ออนไลน์ 7 กันยายน 2566
© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

บทคัดย่อ

เนื่องจากความผันผวนของความต้องการและปริมาณการใช้แรงงานคนในคลังสินค้า การจัดการกิจกรรมหยิบสินค้าที่มีประสิทธิภาพต้องการความถูกต้องของข้อมูลและการเตรียมแรงงานที่น่าเชื่อถือ การเตรียมแรงงานที่ไม่มีประสิทธิภาพหมายถึงค่าใช้จ่ายแรงงานที่สูงจากการว่างงานหรือค่าล่วงเวลาเช่นเดียวกับบริษัทกรณีศึกษา บริษัทฯให้บริการโลจิสติกส์เฉพาะสำหรับศูนย์กระจายสินค้าอุปโภคบริโภค รวมถึง พุต-ทู-สโตร์ (Put-to-Store) กิจกรรมย้อนกลับของรูปแบบการหยิบทั่วไปซึ่งพนักงานรวบรวมสินค้าหลายชนิดโดยการกระจายสินค้าตามจำนวนและชนิดตามต้องการในพื้นที่ชั่วคราวของสาขา นอกเหนือจากความไม่ถูกต้องของการพยากรณ์จำนวนกล่องที่รับเข้าแล้ว การวิเคราะห์แสดงให้เห็นว่าการเตรียมแรงงานที่ไม่มีประสิทธิภาพเกิดจากแบบพยากรณ์ (Forecasting Model) ที่ไม่พิจารณาสัดส่วนสินค้า จำนวนสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ แรงงานในอดีต และประสิทธิผลของพนักงาน ดังนั้นการศึกษานี้จึงนำเสนอและเปรียบเทียบแบบพยากรณ์ซึ่งครอบคลุมปัจจัยดังกล่าวเพื่อทำนายชั่วโมงแรงงานที่ต้องการรายสัปดาห์ การเปรียบเทียบแบบพยากรณ์ด้วยชุดข้อมูลเรียนรู้พบว่า สมการถดถอยให้ความแม่นยำสูงกว่าแต่ไม่ยืดหยุ่น เมื่อเปรียบเทียบกับแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา นอกจากนี้แบบพยากรณ์สมการถดถอยที่นำเอาข้อมูลแรงงานในอดีตและปริมาณสินค้าในระบบพุต-ทู-สโตร์ มาใช้เป็นปัจจัยอิสระมีความแม่นยำสูงโดยไม่เกิดการ โอเวอร์ฟิตติ้ง (Overfitting) ของแบบพยาการณ์ซึ่งเหมาะในการใช้วางแผนแรงงานของบริษัทฯด้วยค่า MAPE 5.95% และ 1.85% ของชุดข้อมูลเรียนรู้และชุดข้อมูลทดสอบตามลำดับ

คำสำคัญ: แบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน พุต-ทู-สโตร์ ผู้ให้บริการโลจิสติกส์ ศูนย์กระจายสินค้าอุปโภคบริโภค

การอ้างอิงบทความ: ลัดดา พันธุ์พฤกษ์ และ โอฬาร กิตติธีรพรชัย, "การพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมการหยิบสินค้าพุต-ทู-สโตร์," *วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ*, ปีที่ 33, ฉบับที่ 4, หน้า 1–12, เลขที่บทความ 234-065177, ต.ค.–ธ.ค. 2566.

วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ ปีที่ 33 ฉบับที่ 4 ต.ค.–ธ.ค. 2566
The Journal of KMUTNB., Vol. 33, No. 4, Oct.–Dec. 2023

Research Article

Man-Hour Forecasting of Picking Activity of Put-to-Store Operation

Ladda Panpurk and Oran Kittithreerapronchai*
Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Chulalongkorn University, Bangkok, Thailand

* Corresponding Author, Tel. 0 2218 7881, E–mail: oran.k@chula.ac.th
DOI: 10.14416/j.kmutnb.2023.09.002
Received 21 June 2021; Revised 27 August 2021; Accepted 6 October 2021; Published online: 7 September 2023
© 2023 King Mongkut's University of Technology North Bangkok. All Rights Reserved.

Abstract

Because of the demand fluctuations and its labor intensive in a warehouse, the management of an effective picking activity requires an accurate and reliable workforce preparation. The ineffective preparation equates to high labor costs from idle workers or excessive overtime. Similarly, the company in this case provides dedicated logistics operations in a consuming product distribution center, including put-to-store, a reverse of a general picking activity in which an operator consolidates many items by repeatedly dropping specific quantities of an individual item into a buffer area corresponding to an ordered store. In addition to the inaccurate forecasting of incoming cartons, the analysis also reveals that the ineffective preparation is caused by a simple workforce forecasting model that neglects mixture of items, quantity of pending items, historical workforce, and productivity of operators. As a result, this study proposes and compares forecasting models that incorporate such factors to predict weekly required man-hour. With training dataset, the model comparison reveals that linear regression models are more accurate. Nevertheless, they are less flexible than time-series models. In addition, the regression model that combines both historical workforce and pending items provides high accuracy and suitable for the workforce planning without overfitting with MAPE of 5.95% and 1.85% during training and testing dataset, respectively.

Keywords: Man-Hour Forecasting Model, Put-to-Store, Logistic Service Provider, Consumer-Product Distribution Center

Please cite this article as: L. Panpurk and O. Kittithreerapronchai, "Man-hour forecasting of picking activity of put-to-store operation," *The Journal of KMUTNB*, vol. 33, no. 4, pp. 1–12, ID. 234-065177, Oct.–Dec. 2023 (in Thai).

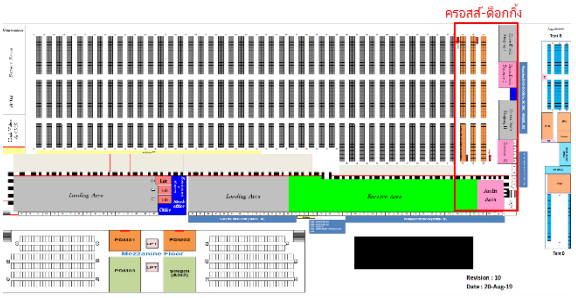
1. บทนำ

การจัดการห่วงโซ่อุปทานสมัยใหม่ต้องพึ่งพาการดำเนินงานในคลังสินค้าในการกระจายสินค้าในฐานะเครื่องมือที่สำคัญในการดำเนินกิจกรรมการรับสินค้า จัดเก็บ หยิบสินค้า จัดเรียง และจัดส่งสินค้า ให้กับลูกค้าและร้านสาขาอย่างมีประสิทธิภาพและประสิทธิผล [1] ดังจะเห็นได้จากการคาดการณ์ยอดขายของธุรกิจค้าปลีกแบบโมเดิร์นเทรด (Modern Trade Retail Business) [2]

โดยทั่วไปการรับมือกับความผันผวนของความต้องการสินค้า ศูนย์กระจายสินค้านิยมใช้การจัดการกำลังคนเป็นเครื่องมือสำคัญในการรับมือ [3] กิจกรรมภายในคลังสินค้าโดยทั่วไปมักประกอบไปด้วยกิจกรรมหลัก คือ การรับสินค้า (Receiving) การจัดเก็บสินค้า (Put Away) การหยิบสินค้า (Picking) และการส่งสินค้า (Shipping) [4] โดยเฉพาะอย่างยิ่งกิจกรรมการหยิบสินค้าซึ่งเป็นกิจกรรมที่ใช้ชั่วโมงแรงงานมากที่สุดในคลังสินค้า [5] ดังนั้นการจัดการกิจกรรมหยิบสินค้าที่มีประสิทธิภาพต้องการความถูกต้องของข้อมูลและการเตรียมแรงงานที่น่าเชื่อถือ การเตรียมแรงงานที่ไม่มีประสิทธิภาพหมายถึงค่าใช้จ่ายแรงงานที่สูงจากการว่างงานหรือค่าล่วงเวลาเช่นเดียวกับบริษัทกรณีศึกษาซึ่งเป็นผู้ให้บริการโลจิสติกส์ (Logistic Service Provider) ซึ่งประสบปัญหาการจัดการแรงงานในกิจกรรมหยิบสินค้าแบบ พุต-ทู-สโตร์ (Put-to-Store) เนื่องจากแผนการแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้างมีความคลาดเคลื่อนสูง

บริษัทกรณีศึกษาดำเนินงานกระจายสินค้าให้กับบริษัทธุรกิจค้าปลีกอุปโภคบริโภคสมัยใหม่ (Modern Trade Consumer Product) ศูนย์กระจายสินค้าแบ่งสินค้าตามรูปแบบการกระจายสินค้าเป็น 2 ประเภทได้แก่ สินค้าจัดเก็บ (Stocking Items) เป็นสินค้าที่ถูกจัดเก็บในคลังสินค้าล่วงหน้าและกระจายเมื่อได้รับออเดอร์ และสินค้าครอสส์-ด็อกกิ้ง (Cross-Docking Items) เป็นสินค้าที่ถูกกระจายไปยังร้านสาขาทันทีที่ได้รวบรวมสินค้าเสร็จสิ้นโดยไม่มีการจัดเก็บและการหยิบสินค้า การดำเนินกิจกรรมของสินค้าทั้งสองอยู่ภายใต้อาคารเดียวกันดังรูปที่ 1

เมื่อกระจายสินค้าเสร็จแล้วสินค้าทั้งสองประเภทจะถูกจัดวางบนพาเลท หรือรถเข็นทรงสูง (Roll Cage) ตามร้านสาขาในบริเวณหน้าท่าจ่ายร่วมกันก่อนนำส่งยังร้านสาขาหรือลูกค้าภายในรถบรรทุกคันเดียวกัน



รูปที่ 1 แผนผังคลังสินค้าและพื้นที่กิจกรรมครอสส์-ด็อกกิ้งค์

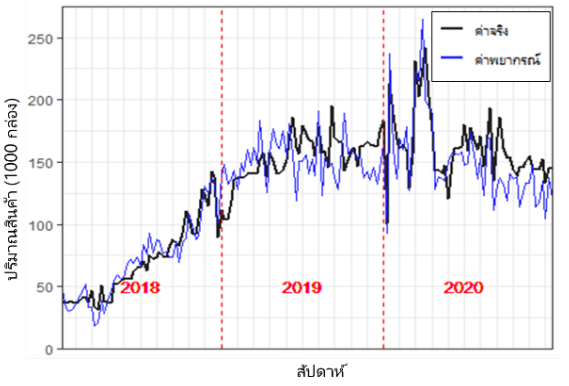
1.1 กิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ของศูนย์กระจายสินค้า

การกระจายสินค้าครอสส์-ด็อกกิ้ง (Cross-Docking) ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษามีหลักการทำงานแบบพุต-ทู-สโตร์ ซึ่งเป็นกิจกรรมย้อนกลับของรูปแบบการหยิบทั่วไป กล่าวคือ หลังจากพนักงานสแกนบาร์โค้ดของสินค้าแต่ละชนิดแล้ว ระบบสารสนเทศจะระบุปริมาณและร้านสาขาที่ต้องการผ่านอุปกรณ์เพื่อให้พนักงานกระจายสินค้าตามปริมาณและตำแหน่งที่ถูกกำหนดเป็นพื้นที่ชั่วคราวของสาขาจนครบทุกสาขาและทุกชนิดสินค้า ข้อดีของการกระจายสินค้าแบบนี้คือ ไม่ต้องมีการจัดเก็บสินค้าเข้าชั้นวาง ซึ่งเหมาะกับสินค้าที่มีปริมาณมากและหยิบเป็นหน่วยใหญ่ชัดเจน [6]

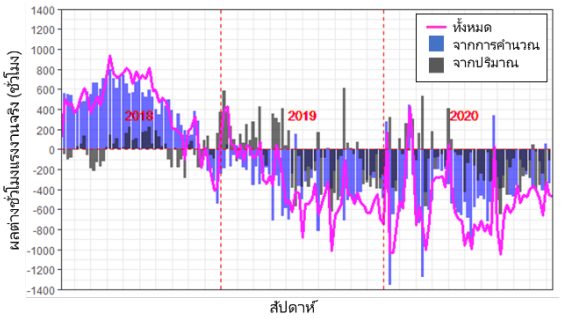
การจัดการแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ อาศัยข้อมูลจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าจากผู้ว่าจ้าง ในช่วง พ.ศ. 2561–2562 ข้อมูลการพยากรณ์มีความผันผวนดังรูปที่ 2

ความแตกต่างระหว่างจำนวนกล่องสินค้าจริงกับจำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์ (x_t^{fore}) ส่งผลให้การเตรียมชั่วโมงแรงงานพยากรณ์ ($\hat{y}_t$) โดยอาศัยอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงาน (pr) ดังแสดงในสมการที่ (1) คลาดเคลื่อนเกิดเป็นความแตกต่างของชั่วโมงแรงงาน

$$\hat{y}_t = \frac{1}{pr} x_t^{fore} \quad (1)$$



รูปที่ 2 จำนวนกล่องสินค้าพยากรณ์เทียบกับจำนวนจริง



รูปที่ 3 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์

1.2 ความแตกต่างของจำนวนชั่วโมงแรงงาน

ความแตกต่างของจำนวนชั่วโมงแรงงานจากการพยากรณ์และ ชั่วโมงแรงงานจริง (y_t) ดังแสดงในรูปที่ 3 แรงงรถจำแนกได้เป็น 2 ส่วน ตามสาเหตุได้แก่

1) จำนวนกล่องสินค้า ซึ่งมีสาเหตุจากการแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าของผู้ว่าจ้างที่คลาดเคลื่อน

2) สมการการคำนวณ เป็นผลต่างของชั่วโมงแรงงานจริงกับการคำนวณภายใต้สมการที่ (1) ซึ่งแสดงการดำเนินกิจกรรมของบริษัทกรณีศึกษา

ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ ในรูปที่ 3 แสดงว่าในช่วง พ.ศ. 2561 การพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้ามีความแม่นยำ ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานรวม (เส้นสีม่วง) เกิดขึ้นมีสาเหตุจากสมการคำนวณ (แท่งสีดำ) ที่ทำให้เกิดผลต่างระหว่างชั่วโมงแรงงานที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ากับชั่วโมงแรงงานที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าที่เข้ามาจริง ซึ่งสะท้อนการดำเนินกิจกรรมของบริษัทฯ แต่ในช่วง พ.ศ. 2562–2563 ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานมีความผันผวนมากขึ้น โดยมีสาเหตุจากทั้งการดำเนินกิจกรรมและการพยากรณ์จำนวนกล่องสินค้า (แท่งสีน้ำเงิน) ที่ทำให้เกิดผลต่างระหว่างชั่วโมงแรงงานที่คำนวณจากจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้ากับชั่วโมงแรงงานที่เกิดขึ้นจริง นอกจากนี้ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงาน ยังทวีความรุนแรงมากขึ้น เมื่อพิจารณาสมการที่ 1 การคำนวณชั่วโมงแรงงานในปัจจุบันมิได้พิจารณาชั่วโมงแรงงานในอดีตผ่านการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (Time Series) หรือปัจจัยที่เกี่ยวข้อง เช่น ประสิทธิภาพการกระจาย อิทธิพลของฤดูกาล จำนวนวันหยุดในสัปดาห์ และลักษณะกายภาพของสินค้า เป็นต้น ผ่านสมการถดถอย (Regression)

ดังนั้นงานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอและคัดเลือกแบบพยากรณ์ (Forecasting Model) ชั่วโมงแรงงานของกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ของศูนย์กระจายสินค้ากรณีศึกษาให้เหมาะสมกับความต้องการกระจายสินค้า โดยการวิเคราะห์ความแม่นยำของแบบพยากรณ์อาศัยค่า ส่วนเบี่ยงเบนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Deviation; MAD) รากที่สองของความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error; RMSE) และความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error; MAPE) หลังจากการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัย งานวิจัยฉบับนี้มีการเรียงลำดับหัวข้อดังต่อไปนี้ ส่วนที่ 2 กล่าวถึงขั้นตอนการวิจัยและข้อมูลที่เกี่ยวข้องเพื่อเป็นแนวคิดในการสร้างแบบพยากรณ์ ส่วนที่ 3 เป็นการสร้างและทดสอบแบบพยากรณ์แบบอนุกรรมเวลาและแบบสมการถดถอยพร้อมทำการเปรียบเทียบค่าความผิดพลาดของแต่ละแบบโดยใช้ข้อมูลชุดทดสอบ ก่อนทำการสรุปและประเมินผลงานวิจัยในส่วนสุดท้าย

1.3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1.3.1 ชั่วโมงแรงงานในกิจกรรมคลังสินค้า

อุปสงค์ของคลังสินค้าประเภทค้าปลีกมักมีความผันผวนในช่วงระยะเวลาสั้นๆ โดยคลังสินค้าต่างๆ รับมือ

กับความผันผวนนี้ด้วยการจ้างพนักงานประจำและชั่วคราว [7] โดยเฉพาะในกิจกรรมการหยิบสินค้าซึ่งเป็นกิจกรรมคลังสินค้าที่มีความสำคัญมากที่สุดและเป็นกิจกรรมที่ใช้ชั่วโมงแรงงานมากที่สุด การมีพนักงานหยิบสินค้าไม่เพียงพอจะส่งผลกระทบกับระดับการให้บริการหรือในทางตรงกันข้ามหากมีการวางแผนให้มีพนักงานหยิบสินค้าที่มากเกินไปก็จะส่งผลกระทบต่อค่าใช้จ่ายด้านแรงงาน [8] แต่เนื่องจากอุปสงค์มักมีรูปแบบที่ไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (Non–Stationary) ทำให้การวางแผนแรงงานเป็นเรื่องที่สำคัญ [9] ดังนั้นกลยุทธ์การวางแผนแรงงานที่มีประสิทธิภาพที่สุดต้องมีความยืดหยุ่นและความสมดุลของภาระงาน [7] เพื่อรักษาระดับการให้บริการและลดความไม่แน่นอนของอุปสงค์ลง

ความยืดหยุ่นของแรงงาน (Workforce Flexibility) สามารถใช้ในการชดเชยผลกระทบของการพยากรณ์ที่ผิดพลาด (Forecasting Errors) โดยประเมินจากสัดส่วนของพนักงานชั่วคราวและและระดับการฝึกงานต่างแผนก ซึ่งความยืดหยุ่นของแรงงานเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการรับมือกับความผันผวนและสามารถลดค่าใช้จ่ายด้านการจัดการแรงงานลง [10]

นอกจากนี้การออกแบบและควบคุมการหยิบสินค้า (Order Picking) ของคลังสินค้า 80% ใช้การหยิบสินค้าแบบใช้คนเดินนำเอกสารไปหยิบสินค้าจากชั้นวาง (Manual Picking) ทำให้ค่าใช้จ่ายด้านแรงงานในกิจกรรมนี้สูงถึง 60% ของค่าใช้จ่ายด้านแรงงานทั้งหมดและคิดเป็น 50% ของค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานทั้งหมด [3] ทำให้กิจกรรมการหยิบสินค้ามักเป็นกิจกรรมที่หน่วยงานให้ความสนใจที่จะปรับปรุง เนื่องจากมีผลกระทบโดยตรงกับประสิทธิภาพของแรงงาน โดยงานวิจัยต่างๆที่ได้ศึกษาวิธีการปรับปรุงการหยิบสินค้า เช่น การจัดลำดับการหยิบ (Order Picking Sequencing) และการกำหนดเส้นทางแบบฮิวริสติกส์ (Routing Heuristics) รวมไปถึงการนำทั้งสองวิธีข้างต้นใช้ร่วมกัน [11] การปรับปรุงการหยิบสินค้าโดยแบ่งวิธีการต่างๆ ออกเป็น 2 กลุ่ม คือ เชิงกลวิธี (Tactical) และเชิงการปฏิบัติงาน (Operational) เพื่อหานโยบายแบบผสมจากทั้งสองกลุ่มและแนวทางในการวางแผนการหยิบ โดยใช้การวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์ (Interaction Analysis) เพื่อประเมินผลร่วมของวิธีการแก้ปัญหาการวางแผนการหยิบสินค้าแต่ละวิธี [12] นอกจากนี้ยังมีการพัฒนาแบบจำลองกำหนดการเชิงเส้นจำนวนเต็ม (Integer Programming Model) เพื่อใช้ในการสร้างรายการหยิบสินค้าแบบเวฟที่ดีที่สุด (Optimal Wave Picking) เพื่อลดเวลาการรอคอย [6]

1.3.2 การพยากรณ์จำนวนพนักงานในกิจกรรมบริการ

การพยากรณ์เป็นขั้นตอนสำคัญทั้งในการวางแผนกิจกรรมการผลิตและกิจกรรมโลจิสติกส์ องค์กรนิยมประยุกต์การพยากรณ์วิธีการเชิงปริมาณ (Quantitative Method) ในระดับปฏิบัติการเนื่องจากความน่าเชื่อถือและการมีอยู่ของข้อมูลในอดีต วิธีการพยากรณ์เชิงปริมาณสามารถแบ่งออกเป็น 2 วิธีการหลัก คือ การพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาและแบบสมการถดถอย

แบบพยากรณ์อนุกรมเวลาเป็นการพยากรณ์โดยอาศัยค่าที่ต้องการพยากรณ์ในอดีตเท่านั้น โดยทั่วไปนิยมใช้กับความต้องการสินค้าและราคาพืชผลการเกษตรซึ่งมีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (Stationary) เช่น ราคามันสำปะหลัง และราคายางพารา [13], [14] การศึกษาดังกล่าวเปรียบเทียบแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาหลายแบบ ในบางการศึกษาอาจนำปัจจัยอิสระเข้าพิจารณาสร้างแบบพยากรณ์ [14] ซึ่งให้ความแม่นยำสูงกว่าแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ไม่มีการพิจารณาปัจจัยอิสระร่วมด้วย การประยุกต์นำแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาเพื่อพยากรณ์ภาระงานผ่านจำนวนรายการสั่งซื้อ (Order Line) ของคลังสินค้า [8] ซึ่งเปรียบเทียบแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบต่างๆ หลังจากที่ได้แบบพยากรณ์ที่เหมาะสมแล้ว งานวิจัยดังกล่าวเสนอให้ผลการพยากรณ์ภาระงานเปลี่ยนรูปให้เป็นความต้องการจำนวนพนักงานหยิบสินค้าเต็มเวลา (Full Time Equivalent Workers) โดยจะใช้การคำนวณจากอัตราการทำงานเฉลี่ยของพนักงานเนื่องจากทางคลังสินค้าสามารถบริหารจำนวนพนักงานในแต่ละวันได้

แบบพยากรณ์สมการถดถอยเป็นการพยากรณ์โดยอาศัยความสัมพันธ์ระหว่างค่าปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้องกับค่าพยากรณ์ โดยทั่วไปนิยมใช้การสร้างแบบจำลองสมการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) [15] เช่น

การพยากรณ์ความต้องการปูนซีเมนต์ในประเทศไทย โดยใช้ค่าปัจจัยด้านเศรษฐกิจมหภาคและปัจจัยด้านประชากร สร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงพหุคูณและทำการพัฒนาเป็นแบบจำลองผสมระหว่างตัวแบบถดถอยเชิงพหุคูณกับตัวแบบอนุกรมเวลา โดยใช้เทคนิคการกำหนดน้ำหนักในผลรวมการพยากรณ์

2. วัสดุ อุปกรณ์และวิธีการวิจัย

2.1 การรวบรวมข้อมูล

ในงานวิจัยนี้ข้อมูลถูกรวบรวมย้อนหลัง 152 สัปดาห์ ตั้งแต่สัปดาห์ที่ 5 ของ พ.ศ. 2561 จนถึง พ.ศ. 2563 โดยข้อมูลที่สามารถดึงออกจากระบบจัดการคลังสินค้า (Warehouse Management System; WMS) ของบริษัทกรณีศึกษา ได้แก่ จำนวนชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องสินค้าขาออก โดยเมื่อพิจารณาข้อมูลจากรูปที่ 2 พบว่าในช่วง พ.ศ. 2561 มีรูปแบบข้อมูลที่เป็นแนวโน้มต่างจากข้อมูลใน พ.ศ. 2562 และ พ.ศ. 2563 เนื่องจากเป็นช่วงที่เริ่มมีการจัดตั้งการทำงานในรูปแบบครอสส์-ด็อกกิ้ง จึงทำให้มีการเติบโตของจำนวนสินค้าเป็นแนวโน้มเพิ่มขึ้นและเริ่มคงที่ใน พ.ศ. 2562 ผู้วิจัยจึงไม่นำข้อมูลใน พ.ศ. 2561 ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ โดยแบ่งข้อมูล พ.ศ. 2562 และ พ.ศ. 2563 ออกเป็น 2 ชุด ได้แก่

1) ข้อมูลชุดเรียนรู้ (Training Dataset) เป็นข้อมูลช่วงต้นจำนวน 83 สัปดาห์ เพื่อสร้างตัวแบบการพยากรณ์

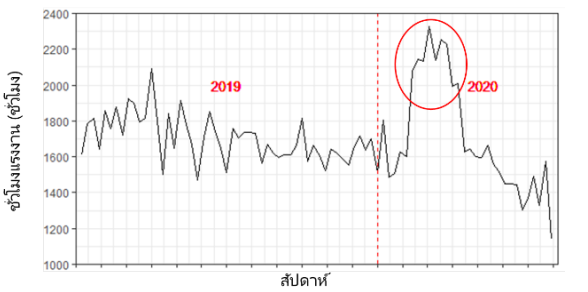
2) ข้อมูลชุดทดสอบ (Testing Dataset) เป็นข้อมูลเพื่อทดสอบตัวแบบการพยากรณ์จำนวน 21 สัปดาห์

ซึ่งการบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุดเป็นขั้นตอนมาตรฐานในการสร้างแบบพยากรณ์ ดังเช่นงานวิจัยของ Cherdchoogam [14]

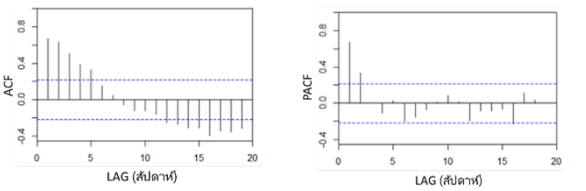
2.2 การวิเคราะห์ชั่วโมงแรงงานของข้อมูลชุดเรียนรู้

หลังจากการแบ่งชุดข้อมูล ผู้วิจัยจึงวิเคราะห์ชั่วโมงแรงงานของข้อมูลเรียนรู้ดังแสดงในรูปที่ 4 เพื่อกำหนดแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่เหมาะสม

ข้อมูลชุดเรียนรู้ไม่ปรากฏแสดงผลของแนวโน้ม (Tread) และผลของฤดูกาล (Seasonality) ที่ชัดเจน แม้ว่าข้อมูลมีค่าสูงผิดปกติคือช่วงสัปดาห์ที่ 7 ถึงสัปดาห์ที่ 15 ของ พ.ศ. 2563 ซึ่งเป็นช่วงที่มียอดขายสินค้าสูงเนื่องมาจากสถานการณ์การระบาดของ COVID-19 เมื่อ ทำการทดสอบ Stationary ของข้อมูลชุดเรียนรู้ ด้วย Augmented Dickey-Fuller [16] พบว่า ข้อมูลไม่มีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ (p-value = 0.6546) จึงทำการแปรข้อมูลด้วยผลต่าง 1 สัปดาห์ ก่อนทดสอบซ้ำและพบว่า ผลต่าง 1 สัปดาห์ ข้อมูลมีลักษณะอนุกรมเวลาคงที่ด้วยค่าความเชื่อมั่นทางสถิติ 95%



รูปที่ 4 ชั่วโมงแรงงานของข้อมูลชุดเรียนรู้



(ก) ค่า ACF (ข) ค่า PACF

รูปที่ 5 วิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ของจำนวนชั่วโมงแรงงาน

เพื่อสร้างแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาจำเป็นต้องมีการวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์อัตโนมัติ (Autocorrelation) ได้แก่ ค่า ACF (Auto-Correlation Function) และค่า PACF (Partial Auto-Correlation Function) ของจำนวนชั่วโมงแรงงาน ซึ่งเป็นค่าความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงในชุดข้อมูลเดียวกัน ใช้วิเคราะห์รูปแบบของข้อมูลและใช้เลือกแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลดังแสดงในรูปที่ 5

ข้อมูลชุดเรียนรู้มีสหสัมพันธ์กับช่วงเวลาในอดีต เนื่องจากค่า ACF มีแนวโน้มลดลงและค่า PACF ช่วง 2 สัปดาห์แรก ในอดีตมีค่าสูงกว่าค่าวิกฤติ (Critical Value) ซึ่งสอดคล้องกับผลทดสอบ

2.3 การวิเคราะห์ปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับชั่วโมงแรงงาน

นอกเหนือจากจำนวนชั่วโมงแรงงานซึ่งเป็นค่าพยากรณ์แล้ว ความสัมพันธ์กับปัจจัยที่เกี่ยวข้อง อาทิ จำนวนกล่องสินค้า หรืออัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานอาจส่งผลต่อชั่วโมงแรงงานในแต่ละสัปดาห์ดังสมการที่ (1) ซึ่งบริษัทกรณีศึกษาใช้ประมาณชั่วโมงแรงงานในปัจจุบัน

ดังนั้นผู้วิจัยจึงวิเคราะห์ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงานจริงและแบบพยากรณ์ในปัจจุบันกับความแตกต่างของจำนวนกล่องสินค้าจริงและการแจ้งล่วงหน้าของผู้ว่าจ้าง โดยกำหนดความแตกต่างที่สามารถยอมรับได้ในช่วง ±15% ของชั่วโมงแรงงานจริงดังแสดงในตารางที่ 1

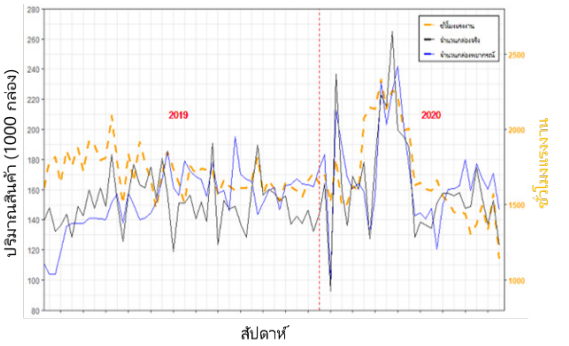
ตารางที่ 1 จำนวนสัปดาห์แยกตามลักษณะความแตกต่าง

		ความแตกต่างของชั่วโมงแรงงาน		
		< −15%	±15%	> +15%
ความแตกต่างของจำนวนกล่อง	> +15%	17	2	11
	±15%	41	3	11
	< −15%	7	3	9

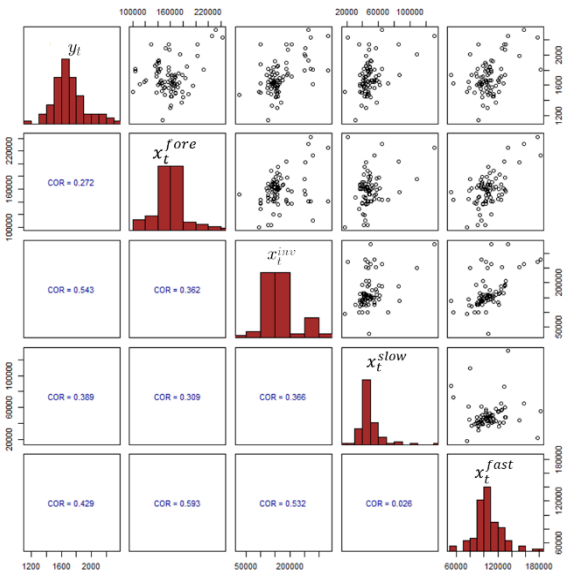
การวิเคราะห์ความแตกต่างของจำนวนกล่องสินค้าในตารางที่ 1 แสดงให้เห็นว่าบริษัทกรณีศึกษามีแนวโน้มคาดการณ์ชั่วโมงแรงงานน้อยกว่าค่าจริงแม้ว่าทางผู้ว่าจ้างจะแจ้งจำนวนกล่องสินค้าล่วงหน้าใกล้เคียงกับจำนวนจริงแล้วก็ตาม การวิเคราะห์ความถี่ดังกล่าวนำไปสู่การพิจารณาปัจจัยอื่นๆ ที่นอกเหนือจากจำนวนกล่องสินค้าจริงและจากการแจ้งล่วงหน้าของผู้ว่าจ้างในหัวข้อ 2.3.2 ต่อไป

2.3.1 ปัจจัยจำนวนกล่องสินค้า

ข้อมูลหลักในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานพยากรณ์คือจำนวนกล่องสินค้าแจ้งล่วงหน้าเพราะเป็นข้อมูลที่ผู้ว่าจ้างต้องแจ้งรายสัปดาห์ตามสัญญาการให้บริการ แม้ว่าปัจจัยจำนวนกล่องสินค้าจะสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงาน อย่างไรก็ดีค่าพยากรณ์ก็ปรากฏความแตกต่างดังแสดงในรูปที่ 6

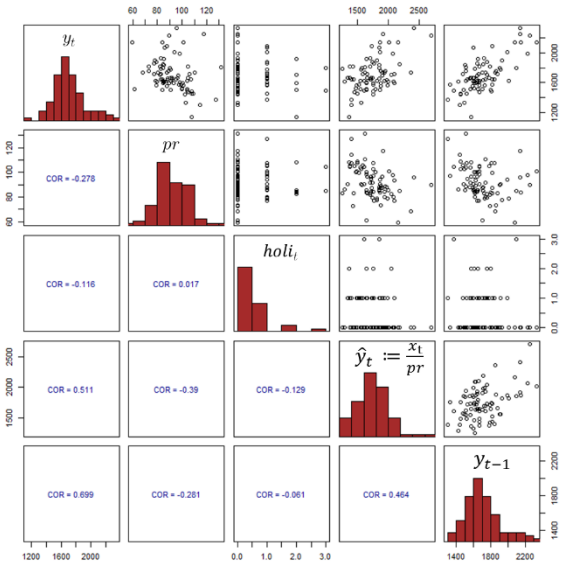


รูปที่ 6 ชั่วโมงแรงงานและจำนวนกล่องของข้อมูลชุดเรียนรู้



รูปที่ 7 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานจริงกับปัจจัยจำนวนกล่อง

เนื่องจากความแตกต่างในรูปที่ 6 มีลักษณะไม่สม่ำเสมอตลอดข้อมูลชุดเรียนรู้ ดังนั้นผู้วิจัยจึงพิจารณาปัจจัยที่เกี่ยวข้องอื่นประกอบ อนึ่งการพยากรณ์โดยจำนวนกล่องสินค้าที่ได้รับจริง (x_t^{actu}) สามารถจำแนกออกเป็นสินค้าเคลื่อนไหวช้า (x_t^{slow}) และสินค้าเคลื่อนไหวเร็ว (x_t^{fast}) หากวิเคราะห์ค่าสหสัมพันธ์ (Correlation Analysis) ระหว่างจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงกับจำนวนกล่องสินค้าทั้งสองประเภทและจำนวนกล่องในระบบพุต-ทู-สโตร์ (x_t^{inv}) ที่ยังคงค้างอยู่ ดังแสดงในรูปที่ 7



รูปที่ 8 ค่าสหสัมพันธ์ระหว่างชั่วโมงแรงงานจริงกับปัจจัยอื่นๆ

ค่าสหสัมพันธ์ในรูปที่ 7 แสดงว่า จำนวนชั่วโมงแรงงานขึ้นอยู่กับจำนวนกล่องสินค้าที่คงค้างในระบบระบบพุต-ทู-สโตร์ เนื่องจากมีค่าสหสัมพันธ์ระหว่างกันมากที่สุด ในขณะที่จำนวนกล่องสินค้าเคลื่อนไหวช้าและเคลื่อนไหวเร็วเกือบเป็นอิสระกันด้วยค่าสหสัมพันธ์ 0.026

2.3.2 ปัจจัยอื่นๆ นอกเหนือจากกล่องสินค้า

นอกเหนือจากกล่องสินค้าแล้ว ผู้วิจัยยังได้รวบรวมปัจจัยที่เกี่ยวข้องกับจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงและวิเคราะห์ค่าความสัมพันธ์ได้ดังรูปที่ 8

pr คือ อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงาน (กล่อง/ชั่วโมง-คน)

y_{t-1} คือ ชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ $t-1$ (ชั่วโมง)

t คือ สัปดาห์

$holi_t$ คือ จำนวนวันหยุดในสัปดาห์ t (วัน)

x_{t-1}^{actu} คือ กล่องสินค้าจริงในสัปดาห์ที่ $t-1$ (พันกล่อง)

ค่าสหสัมพันธ์ในรูปที่ 8 แสดงว่าอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานและจำนวนวันหยุดในสัปดาห์ มีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานน้อยกว่าการประมาณชั่วโมงแรงงานในอดีต เป็นที่น่าสนใจว่าจำนวนชั่วโมงแรงงานจริงในสัปดาห์ที่ผ่านมามีความสัมพันธ์กับจำนวนชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ปัจจุบัน

หลังจากพิจารณาระดับความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ ทำการทดสอบสมมติฐานเพื่อพิจารณาความสามารถในการพยากรณ์ของตัวแบบถดถอยโดยรวม โดยใช้การทดสอบ F-test พิจารณาความพันธ์กับตัวแปรตามที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 พบว่าปัจจัยจำนวนวันหยุดในสัปดาห์ และสัปดาห์มีค่า p-value มากกว่า 0.05 ดังนั้นจึงไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ ในขณะที่ปัจจัยอื่นๆ มีนัยสำคัญทางสถิติทั้งหมดดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบ one-way ANOVA ของปัจจัยที่เกี่ยวข้อง

	DF	MSE	F-value	p-value
pr	1	298,986.5	284.4	0.000
x_t^{fore}	1	853,836.0	812.2	0.000
x_t^{inv}	1	969,011.4	921.7	0.000
x_t^{slow}	1	322,781.9	307.0	0.000
x_t^{fast}	1	1,331,762.5	1,266.8	0.000
$holi_t$	1	572.1	0.5	0.463
t	1	1368.4	1.3	0.258
Residuals	74	1051.3		

ผลการวิเคราะห์พบว่าจำนวนกล่องสินค้าและอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานเป็นปัจจัยที่มีความสำคัญควรนำไปสร้างแบบพยากรณ์

2.4 แนวคิดการสร้างแบบพยากรณ์

แบบพยากรณ์ทั้งหมดถูกสร้างและวิเคราะห์ค่าสัมประสิทธิ์ที่เหมาะสมด้วยโปรแกรม R/RStudio [17] โดยแบบพยากรณ์สามารถจำแนกออกเป็น 2 กลุ่ม รวมจำนวน 6 แบบพยากรณ์ ได้แก่ กลุ่มอนุกรมเวลา 3 แบบพยากรณ์และกลุ่มสมการถดถอยจำนวน 3 แบบพยากรณ์ ดังนี้

- Naive เป็นแบบพยากรณ์ที่ข้อมูลล่าสุดในการพยากรณ์ใช้ทดสอบการปราศจากข้อมูลในอดีต
- Holt's เป็นแบบพยากรณ์ที่ปรับเรียบข้อมูลก่อนการพยากรณ์ใช้เพื่อทดสอบการนำค่าเฉลี่ยและแนวโน้มในอดีตมาพยากรณ์

• ARIMA เป็นแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาที่ซับซ้อนใช้ทดสอบการนำเฉพาะข้อมูลชั่วโมงแรงงานในอดีตเท่านั้นในการพยากรณ์

นอกเหนือจากแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาแล้ว การวิเคราะห์ความสัมพันธ์และการวิเคราะห์ความแปรปรวนของปัจจัยในหัวข้อที่ 2.3.2 นำไปสู่การนำเสนอ แบบพยากรณ์สมการถดถอย เพื่อเปรียบเทียบโดยแต่ละแบบพยากรณ์มีวัตถุประสงค์ดังต่อไปนี้

• Simple เป็นแบบพยากรณ์ที่ใช้จำนวนกล่องพยากรณ์เท่านั้นในการพยากรณ์เช่นเดียวกับที่ใช้อยู่ปัจจุบัน

• AllFactor เป็นแบบพยากรณ์ที่นำปัจจัยทั้งหมดที่เกี่ยวข้องรวมถึงจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทในการสร้างสมการถดถอยที่ดีที่สุดโดยใช้การถดถอยแบบขั้นตอน (Stepwise Linear Regression) เพื่อเปรียบเทียบและประเมินความแม่นยำของข้อมูล

• Practical เป็นแบบพยากรณ์ที่อาศัยปัจจัยที่บริษัทกรณีศึกษาทราบในแต่ละสัปดาห์และเป็นแบบพยากรณ์ที่มีความเป็นไปได้ในการใช้งาน การเลือกสมการถดถอยทำโดยพิจารณาค่า AIC (Akaike's Information Criterion) เพื่อหาตัวแบบที่ให้ค่าพยากรณ์แม่นยำที่สุดจากการพิจารณาการประมาณค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และ R^2_{adj} เป็นค่าความผันแปรของปัจจัยอิสระโดยพิจารณาค่าที่มากที่สุด

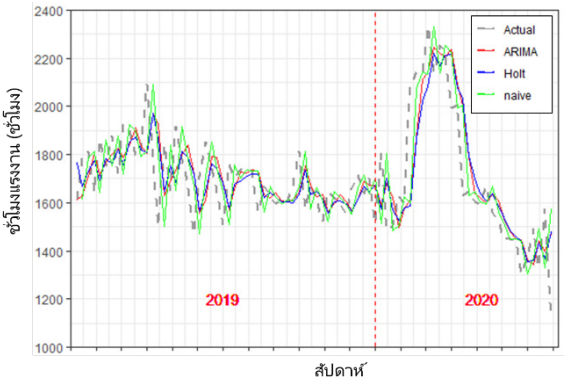
3. ผลการทดลอง

เมื่อนำข้อมูลชุดเรียนรู้ประยุกต์เข้ากับแบบพยากรณ์ Simple AllFactor และ Practial ได้สมการถดถอยดังแสดงในสมการที่ (2)–(4) ตามลำดับ

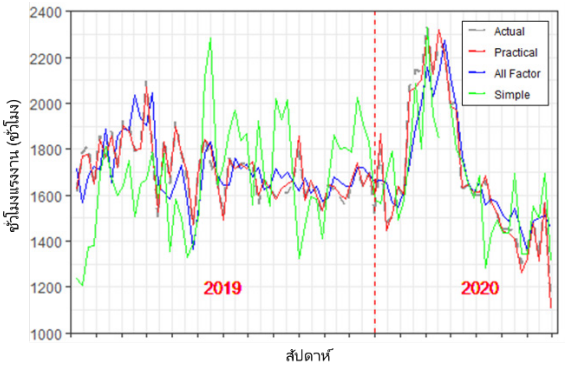
$$y_t = 0.9643\frac{1}{pr}x_t^{fore} \quad (2)$$

$$y_t = 834.18 - 6.09x_t^{fore} + 10.19x_t^{slow} + 10.81x_t^{fast} \quad (3)$$

$$y_t = 960.64 - 1.83x_t^{fore} + 16.47x_t^{inv} - 6.00\,pr + 0.0\hat{y}_t + 0.4269y_{t-1} \quad (4)$$



รูปที่ 9 ผลพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาเทียบกับค่าจริง



รูปที่ 10 ผลพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยเทียบกับค่าจริง

อนึ่งแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาไม่สามารถแสดงในรูปสมการได้เนื่องจากข้อจำกัดของวิธีการอนุกรมเวลา

3.1 ความแม่นยำของแบบพยากรณ์

เมื่อนำผลการพยากรณ์ทั้งสองกลุ่มมาเปรียบเทียบกับชั่วโมงแรงงานจริงของข้อมูลชุดเรียนรู้พบว่าแบบพยากรณ์สมการถดถอยมีความแม่นยำกว่าแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาดังแสดงในผลการเปรียบเทียบในรูปที่ 9–10 และตารางที่ 3

การเปรียบเทียบผลพยากรณ์กลุ่มอนุกรมเวลาพบว่าแบบพยากรณ์ Naive มีความแม่นยำต่ำ โดยแบบพยากรณ์ ARIMA ที่เหมาะสมที่สุดคือ ARIMA(2,0,0) ซึ่งแสดงว่าองค์ประกอบของแบบจำลอง ARIMA มีเพียงรูปแบบอัตตถดถอย (Autoregressive Process; AR) ที่มีค่าควบเวลาเท่ากับ 2 แสดงให้เห็นว่าข้อมูล ณ เวลาปัจจุบันสัมพันธ์เชิง

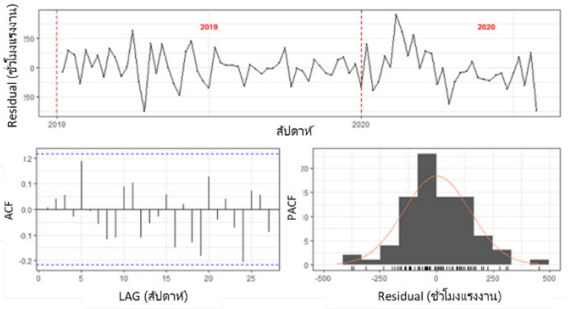
ถดถอยกับข้อมูลเดียวกันในอดีต

การเปรียบเทียบผลพยากรณ์กลุ่มสมการถดถอยพบว่าแบบพยากรณ์ AllFactor และ Practical มีความแม่นยำกว่าแบบพยากรณ์ Simple โดยแบบพยากรณ์ AllFactor ตอบสนองการเปลี่ยนแปลงของชั่วโมงแรงงานที่ดีที่สุด เนื่องจากมีการนำปัจจัยอิสระที่สัมพันธ์กันโดยตรงกับจำนวนชั่วโมงแรงงานมาใช้เป็นปัจจัยอิสระทั้งหมด

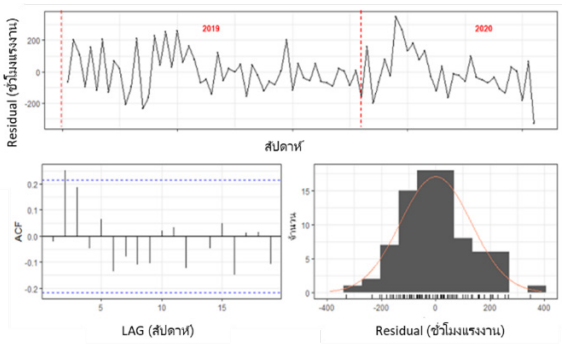
ตารางที่ 3 การประเมินความแม่นยำของแบบพยากรณ์ (ข้อมูลชุดเรียนรู้)

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ (1))	197.54	11.65	243.98
อนุกรมเวลา	Naïve	126.98	7.56	165.63
	Holt's Method	116.28	6.88	150.99
	ARIMA (2,0,0)	111.73	6.64	146.42
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ (2))	188.18	10.95	235.71
	AllFactor (สมการที่ (3))	18.56	1.10	25.61
	Practical (สมการที่ (4))	101.05	5.95	125.96

ตัวชี้วัดความแม่นยำของแบบพยากรณ์สอดคล้องกับรูปที่ 8–9 โดยแบบพยากรณ์ ARIMA(2,0,0) และ AllFactor เป็นแบบพยากรณ์ที่แม่นยำที่สุดสำหรับกลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอยตามลำดับ โดยแบบพยากรณ์ AllFactor ให้ค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด การพิจารณาปัจจัยอิสระที่เกี่ยวข้องกับแบบพยากรณ์ AllFactor เป็นข้อจำกัดสำคัญ เนื่องจากจำนวนกล่องสินค้าจริงแต่ละประเภทไม่ทราบล่วงหน้า ดังนั้นแบบพยากรณ์ Practical จึงมีความเหมาะสมมากกว่าเนื่องจากการมีอยู่ของข้อมูล ณ เวลาการพยากรณ์ ดังนั้นผู้วิจัยจึงนำแบบพยากรณ์ ARIMA (2,0,0) และแบบพยากรณ์ Practical ไปตรวจสอบค่าส่วนที่เหลือ (Residual) แบบพยากรณ์ โดยพิจารณาแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาค่า ACF และการกระจายดังแสดงในรูปที่ 10–11 ตามลำดับ



รูปที่ 11 การทดสอบ Residual ของแบบพยากรณ์ ARIMA (2,0,0)



รูปที่ 12 การทดสอบ Residual ของแบบพยากรณ์ Practical

จากรูปที่ 12 ผลการทดสอบค่าส่วนที่เหลือของแบบพยากรณ์ไม่พบผลของอนุกรมเวลามีความผิดปกติในการกระจายตัว

3.2 การเปรียบเทียบแบบพยากรณ์กับข้อมูลชุดทดสอบ

เมื่อทดสอบความแม่นยำของแบบพยากรณ์กับข้อมูลชุดทดสอบดังแสดงผลตารางที่ 4 พบว่า กลุ่มอนุกรมเวลามีความแม่นยำสูงขึ้น และความแม่นยำของแบบพยากรณ์ AllFactor ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ ผลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าข้อมูลชั่วโมงแรงงานในอดีตมีผลต่อการพยากรณ์และการใช้ตัวแปรอิสระเพียงอย่างเดียวอาจทำให้เกิดโอเวอร์ ฟิตติ้ง (Overfitting) เนื่องจากเมื่อทดสอบความแม่นยำของแบบพยากรณ์กับข้อมูลชุดทดสอบพบว่า ความแม่นยำของแบบพยากรณ์ AllFactor ลดลงอย่างมีนัยสำคัญหรืออาจใช้ไม่ได้กับข้อมูลชุดใหม่ นอกจากนี้แบบพยากรณ์อนุกรมเวลาหรือ

แบบพยากรณ์สมการถดถอย อย่างใดอย่างหนึ่งไม่เหมาะสมในการพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ เนื่องจากปริมาณงานที่มากขึ้นในอนาคตอาจต้องมีการรวมแบบพยากรณ์ทั้งสองกลุ่มเข้าด้วยกันและศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องเพิ่ม เช่น ทักษะเฉพาะของบุคคล การนำเอาข้อมูลชั่วโมงแรงงานในอดีตมาพยากรณ์ และ จำนวนกล่องสินค้ายังสอดคล้องกับธรรมชาติของศูนย์กระจายสินค้าที่การปรับจำนวนพนักงานแรงงานต้องใช้ระยะเวลาในการจ้างและฝึกฝนความชำนาญ

ตารางที่ 4 การประเมินความแม่นยำของแบบพยากรณ์ (ข้อมูลชุดทดสอบ)

ประเภทของแบบพยากรณ์		MAD	MAPE	RMSE
	วิธีการปัจจุบัน (สมการที่ (1))	256.24	17.05	296.38
อนุกรมเวลา	Naïve	88.48	5.82	114.23
	Holt's Method	87.19	5.71	108.59
	ARIMA (2,0,0)	89.96	5.97	114.95
สมการถดถอย	Simple (สมการที่ (2))	206.87	13.75	241.40
	AllFactor (สมการที่ (3))	95.93	6.50	111.06
	Practical (สมการที่ (4))	27.91	1.85	34.98

4. สรุป

ปัญหาการวางแผนจัดการแรงงานในกิจกรรมพุต-ทู-สโตร์ ของบริษัทผู้ให้บริการโลจิสติกส์กรณีศึกษามีสาเหตุจากความแม่นยำของจำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้าและความเหมาะสมของแบบพยากรณ์ชั่วโมงแรงงาน ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงศึกษาปัจจัยที่เกี่ยวข้องพร้อมนำเสนอแบบพยากรณ์เชิงปริมาณทั้งในกลุ่มอนุกรมเวลาและกลุ่มสมการถดถอย โดยข้อมูลปัจจัยที่สำคัญในการพยากรณ์ได้แก่ จำนวนกล่องที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้า ประเภทสินค้า จำนวนกล่องคงค้างในระบบพุต-ทู-สโตร์ อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานและ ชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา

ผลการเปรียบเทียบพบว่าแบบพยากรณ์ที่นำเสนอที่เหมาะสมกับสถานการณ์ปัจจุบันของบริษัทกรณีศึกษา คือ แบบพยากรณ์ Practical ที่มีความแม่นยำกว่าวิธีการปัจจุบัน ซึ่งเป็นแบบพยากรณ์นำเอาจำนวนกล่องสินค้าที่ผู้ว่าจ้างแจ้งล่วงหน้า จำนวนกล่องคงค้างในระบบพุต-ทู-สโตร์ อัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานและการประมาณชั่วโมงแรงงานในอดีตเข้าพิจราณาร่วมกับชั่วโมงแรงงานในสัปดาห์ที่ผ่านมา มีค่า MAPE 5.95% และ 1.85% ในขณะที่วิธีการปัจจุบันมีค่า MAPE 11.65% และ 17.05% สำหรับข้อมูลชุดเรียนรู้และข้อมูลชุดทดสอบ ตามลำดับ โดยแบบพยากรณ์สมการถดถอยมีความแม่นยำกว่าแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาแต่มีโอกาสสูงที่จะเกิดโอเวอร์ ฟิตติ้ง เนื่องจากแบบพยากรณ์สมการถดถอยมีความซับซ้อนในการเพิ่มข้อมูลที่เกิดขึ้นใหม่มากกว่าแบบพยากรณ์อนุกรมเวลา นอกจากนี้จำนวนสินค้าแต่ละประเภทยังส่งผลให้แบบพยากรณ์มีความแม่นยำสูงจึงควรมีการแบ่งปันข้อมูลดังกล่าวในอนาคต

ดังนั้นจากการวิจัยเป็นผลให้ได้แบบพยากรณ์ที่มีความแม่นยำกว่าวิธีการปัจจุบัน ซึ่งทำให้สามารถพยากรณ์ชั่วโมงแรงงานได้อย่างเป็นระบบและได้ศึกษาปัจจัยต่างๆ ที่ส่งผลกระทบต่อการวางแผนแรงงาน ในอนาคตหากสามารถติดตามและแยกอัตราการกระจายกล่องสินค้าเฉลี่ยต่อชั่วโมงแรงงานได้เป็นรายบุคคลจะทำให้สามารถคัดเลือกพนักงานให้เหมาะสมกับปริมาณงาน รวมไปถึงสามารถนำตัวแบบพยากรณ์เพิ่มเข้าในระบบ WMS ให้สามารถคำนวณและวางแผนแรงงานได้โดยอัตโนมัติ

เอกสารอ้างอิง

[1] J. Gu, M. Goetschalckx, and L. F. McGinnis, "Research on warehouse operation: A comprehensive review," *European Journal of Operational Research*, vol. 177, no. 1, pp. 1–21, 2007.

[2] Kasikorn Reserch Center. (2019, November). *Retail Trade, 2020: Growing 2.8%...Weak Purchasing Power Continues to Dampen*

Business (Current Issue No.3052). [Online]. (in Thai). Available: https://www.kasikornresearch.com/th/analysis/k-econ/business/Pages/z3052.aspx

[3] R. De Koster, T. Le-Duc, and K. J. Roodbergen, "Design and control of warehouse order picking: A literature review," *European Journal of Operational Research*, vol. 182, no. 2, pp. 481–501, 2007.

[4] O. Kittithreerapronchai, *Warehouse and Warehousing management*. Bangkok: Industrial Engineering Chulalongkorn University, 2018 (in Thai).

[5] J. J. Bartholdi and S. T. Hackman, (2017, August). *Warehouse & Distribution Science*. (Release 0.98) [Online]. Available: https://www.warehouse-science.com/book/editions/wh-sci-0.98.1.pdf

[6] J. Y. Shiau and J. A. Huang, "Wave planning for cart picking in a randomized storage warehouse," *Applied Sciences*, 2020.

[7] S. De Leeuw, and V.C.S Wiers, "Warehouse manpower planning strategies in times of financial crisis: evidence from logistics service providers and retailers in the Netherlands," *Production Planning & Control*, vol. 26, no. 4, pp. 328–337, 2015.

[8] T. Gilsa, K. Ramaekers, A. Caris, and M. Cools, "The use of time series forecasting in zone order picking systems to predict order pickers'workload," *International Journal of Production Research*, vol. 55, no. 21, pp. 6380–6393, 2017.

[9] M. Defraeye and I. V. Nieuwenhuyse, "Staffing and scheduling under nonstationary demand for service: A literature review," *Omega*, vol. 58, pp. 4–25, 2016.

[10] N. R. Sanders and L. P. Ritzman, "Using warehouse workforce flexibility to offset forecast errors," *Journal of Business Logistics*, vol. 25, no. 2, pp. 251–269, 2004.

[11] J. O. Ong and D. T. Joseph, "A review of order picking improvement method," *J@ti Undip: Jurnal Teknik Industri*, vol. 4, no. 3, pp. 135–138, 2014.

[12] T. Gilsa, K. Ramaekers, A. Caris, and R. De Koster, "Designing efficient order picking systems by combining planning problems: State-of-the-art classification and review," *European Journal of Operational Research*, vol. 267, no. 1, pp. 1–15, 2018.

[13] P. Komkul, "Forecasting cassava starch price in Thailand by using time series model," *The journal of KMUTNB*, vol. 27, no. 4, pp. 805–820, 2017 (in Thai).

[14] S. Cherdchoogam and V. Rungreunganan, "Forecasting thee price of natural rubber in Thailand using the ARIMA model," *Applied Sciences*, vol. 9, no. 4, pp. 271–277, 2020.

[15] C. Sermpongpan, "Forecasting of cement consumption in Thailand," M.S. thesis, Faculty of Commerce and Accountancy, Thammasat University, Bangkok, 2017 (in Thai).

[16] E. E. Holmes, M. D. Scheuerell, and E. J. Ward, (2021, July). *Applied time series analysis for fisheries and environmental data*. [Online]. Available: https://nwfsc-timeseries.github.io/atsa-labs/

[17] M. J. Crawley, *Statistics: An Introduction Using R.* 1st ed. Wiley, 2005.