

# การกำหนดปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบที่เหมาะสมสำหรับ Cloud kitchen ด้วยตัวแบบ Multi-product newsvendor ภายใต้ข้อจำกัดด้านพื้นที่ในการจัดเก็บ

## The multi-product newsvendor model with limited storage for Cloud kitchen

รักษนก ทองคำปั้น<sup>1</sup> กาญจน์ภา อมรัชกุล<sup>2</sup>

คณะสถิติประยุกต์ (GSAS) สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ (นิด้า)

อาคารนวมินทรราชูทิศ ชั้น 12 เลขที่ 148 ถนนเสรีไทย แขวงคลองจั่น เขตบางกะปิ กรุงเทพมหานคร 10240

### บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์หาปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบสำหรับร้านอาหารใน Cloud kitchen ซึ่งมักจะให้พื้นที่แก่ร้านอาหารในการจัดเก็บวัตถุดิบอย่างจำกัด ร้านอาหารจึงต้องวางแผนสั่งซื้อวัตถุดิบในแต่ละวันให้เหมาะสมก่อนที่จะทราบความต้องการที่แท้จริงของแต่ละเมนูเพื่อให้ได้ผลกำไรรวมสูงสุด งานวิจัยนี้จึงศึกษาเทคนิคการพยากรณ์ยอดขายที่เหมาะสมและแม่นยำสำหรับแต่ละเมนูอาหาร แล้วทำการพยากรณ์ยอดขายแต่ละเมนูโดยใช้เทคนิคที่ให้ค่า RMSE ที่ต่ำที่สุด จากนั้นนำตัวแบบ Newsvendor มาประยุกต์หาปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบที่เหมาะสมที่ทำให้ได้ค่าคาดหวังกำไรรวมสูงสุดภายใต้ข้อจำกัดด้านปริมาณในการจัดเก็บของวัตถุดิบแต่ละชนิด และศึกษาเปรียบเทียบผลกำไรรวมระหว่างแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบปัจจุบันกับแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบแบบใหม่ ผลการศึกษาพบว่าเมื่อจำลองแผนการสั่งซื้อตามนโยบายใหม่ ผลกำไรรวมเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้นประมาณ 8,506.44 บาทต่อวัน หรือคิดเป็น 78.59% จากนโยบายการสั่งซื้อปัจจุบัน

**คำสำคัญ:** การสั่งซื้อวัตถุดิบ, ตัวแบบ Multi-products newsvendor, Cloud kitchen, ร้านอาหาร

### Abstract

The objective of this research is to find the optimal quantity for a restaurant in a Cloud kitchen to achieve highest profits. Since a Cloud kitchen typically provides limited raw materials storage, a restaurant needs to plan order quantity properly before knowing the actual demand of each menu. We studied the proper and accurate sales forecasting techniques and used the one that gives the lowest RMSE value to forecast the sales for each menu. Then, we applied the Newsvendor model to find the appropriate quantity of raw materials purchasing that resulted in the highest expected total profit under each raw materials constraint and compared the total profit between the current raw materials purchase policy and the new policy from the model. The study result showed that the new approach would increase the average total profit by about 8,506.44 baht per day, or 78.59% of the current policy.

**Keyword:** Order Quantity, Multi-products Newsvendor model, Cloud kitchen, Restaurant

---

\* Corresponding author. E-mail: kamaruchkul@as.nida.ac.th

<sup>1</sup> นักศึกษาปริญญาโท สาขาวิชาการวิเคราะห์ธุรกิจและวิทยาการข้อมูล คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

<sup>2</sup> รองศาสตราจารย์ ดร. สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์ คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

## 1. บทนำ

### 1.1 ที่มาและความสำคัญ

ธุรกิจด้านอาหารได้รับผลกระทบอย่างมากจากการแพร่ระบาดของโรคติดต่อเชื้อไวรัสโคโรนา นับตั้งแต่มีการห้ามรับประทานอาหารในร้าน ตามประกาศพ.ร.ก.ฉุกเฉินเมื่อวันที่ 25 มีนาคม 2563 ของศูนย์บริหารสถานการณ์การแพร่ระบาด ส่งผลให้พฤติกรรมของผู้บริโภคเปลี่ยนไปสั่งอาหารออนไลน์ทาง platform food delivery กันมากขึ้น ประกอบกับผลกระทบจากการแพร่ระบาดยังทำให้หลายธุรกิจหยุดชะงัก ส่งผลให้ผู้บริโภคมีรายได้ลดลงมีความระมัดระวังในการใช้จ่ายมากขึ้น ซึ่งไม่สามารถคาดการณ์ได้ว่าการแพร่ระบาดนี้จะสิ้นสุดลงในช่วงเวลาใด ศูนย์วิจัย Krungthai COMPASS ได้ประเมินถึงความเสียหายของกลุ่มธุรกิจอาหารในช่วงครึ่งหลังของปี 2564 ประมาณ 107,500-214,600 ล้านบาท หรือหายไป 22-44% ของรายได้ร้านอาหารโดยรวมในปี 2562 โดยในจำนวนนี้จะเป็นรายได้ที่หายไปจากการปิดกิจการราว 50,000 – 100,000 รายจาก 550,000 ราย[1] ดังนั้น เพื่อรักษาสภาพคล่องทางการเงินและเพิ่มรายได้แล้ว จึงมีผู้ประกอบการธุรกิจร้านอาหารจำนวนไม่น้อยเลือกปรับเปลี่ยนร้านอาหารของตนเข้าสู่รูปแบบ Cloud kitchen ซึ่งเป็นโมเดลธุรกิจ (Business Model) ร้านอาหารที่ไม่มีหน้าร้าน โดยภายใน Cloud kitchen อาจมีร้านอาหารเพียงร้านเดียวหรือมีการแบ่งสัดส่วนพื้นที่ทำครัวร่วมกับผู้ประกอบการร้านอาหารรายอื่น ๆ และจำหน่ายอาหารแบบออนไลน์ผ่านทาง platform food delivery สอดรับกับการเติบโตของธุรกิจ Food delivery ที่มีแนวโน้มเติบโตเฉลี่ย 31% ต่อปี ในช่วง 2563-2568 โดยในปี 2564 ธุรกิจ Food delivery ในประเทศไทยเติบโตกว่า 200% [2]

ด้วยลักษณะของ Cloud kitchen ที่ไม่มีหน้าร้านจึงไม่จำเป็นต้องมีพื้นที่สำหรับการวางโต๊ะ เก้าอี้ ของตกแต่งต่าง ๆ หรือที่จอดรถ เพียงมีพื้นที่ครัวในการประกอบอาหารและจัดเก็บวัตถุดิบ จึงมักมีขนาดไม่ใหญ่มาก ซึ่งมีข้อดีคือทำให้ต้นทุนส่วนค่าเช่าและค่าตกแต่งร้านลดลง ไม่ต้องใช้เงินลงทุนสูง ส่วนใหญ่ Cloud kitchen มักอยู่ในทำเลที่ตั้งที่สะดวกในการขนส่ง และใกล้แหล่งชุมชน ทำให้อาหารเข้าถึงผู้บริโภคได้มากขึ้น และยังประหยัดค่าใช้จ่ายในการบริหารจัดการ เช่น ค่าพนักงานบริการ ค่าสาธารณูปโภค เป็นต้น สำหรับผู้บริโภคก็สามารถเลือกสั่งอาหารจากร้านอาหารที่ต้องการโดยไม่ต้องไปต่อคิวที่ร้านอาหารหรือขับรถไป ปัจจุบัน Cloud kitchen มีหลายรูปแบบยกตัวอย่างเช่น การเช่าครัวจากผู้ให้บริการ Cloud kitchen ที่จัดเตรียมสิ่งที่จำเป็นสำหรับธุรกิจร้านอาหารไว้ให้แล้ว อาทิเช่น พื้นที่ครัว งานระบบ อุปกรณ์ครัว Application delivery เป็นต้น หรือเข้าร่วม Cloud kitchen ที่ดำเนินการโดย platform food delivery เช่น Grab, Lineman, Foodpanda ซึ่งมีจุดเด่นที่นอกจากทาง platform food delivery จะเตรียม Cloud kitchen และทำการตลาดให้กับร้านอาหารที่เข้าร่วมแล้ว มักจะไม่มีเก็บค่าเช่าและค่าสาธารณูปโภคเพื่อเป็นการดึงดูดให้อาหารมาเข้าร่วม Cloud kitchen ของตนเอง โดยจะคิดเพียงเปอร์เซ็นต์จากกำไรขั้นต้น (Gross profit) ของยอดขายในอัตราส่วนที่แตกต่างกันไปตามข้อตกลงเป็นค่าดำเนินการที่ผู้ประกอบการร้านอาหารต้องจ่ายให้กับทาง platform food delivery โดยในส่วนผู้ประกอบการร้านอาหารเพียงเตรียมพนักงานประกอบอาหาร อุปกรณ์ทำครัว และวัตถุดิบเข้ามาเท่านั้น

ภายในพื้นที่ครัวหนึ่ง ๆ ที่ Cloud kitchen จัดสรรให้แก่ผู้ประกอบการร้านอาหารแต่ละรายนั้น ผู้ประกอบการสามารถสร้างร้านอาหารหลายๆ แปรผันขึ้นใน application food delivery ได้ เพื่อเป็นการเพิ่มรายได้ให้แก่ผู้ประกอบการ และเพิ่มความสะดวกสบายในเมนูให้กับผู้บริโภค โดยใช้ครัว พนักงาน และวัตถุดิบร่วมกันซึ่งจะช่วยลดต้นทุนในการบริหารจัดการและยังลดการสูญเสียวัตถุดิบได้อีกทางหนึ่งด้วย โดยทั่วไปร้านอาหารแต่ละร้านหรือแต่ละแบรนด์นั้นมักจะมีเมนูที่หลากหลาย อีกทั้งปริมาณการหมุนเวียนของแต่ละเมนูก็ไม่แน่นอนในแต่ละวัน แต่ทางผู้ประกอบการร้านอาหารจะต้องทำการสั่งซื้อวัตถุดิบเข้ามาเตรียมไว้ล่วงหน้าโดยที่ยังไม่ทราบปริมาณความต้องการที่แน่นอน ทำให้ประสบปัญหาทั้งกรณีสั่งวัตถุดิบมากเกินไปเกินความต้องการ จนกลายเป็น food waste ทำให้เหลือทั้งเป็นต้นทุนที่เสียไป กรณีสั่งน้อยเกินไปก็จะเกิดค่าเสียโอกาสที่ไม่สามารถขายเมนูนั้นได้ หรือต้องเสียค่าใช้จ่ายในการสั่งเพิ่มรอบที่สูงกว่ารอบการสั่งซื้อปกติ จากการสัมภาษณ์เชิงลึกกับผู้ประกอบการร้านอาหารกรณีศึกษาจะ

กำหนดการสั่งซื้อวัตถุดิบโดยใช้การคาดการณ์ความต้องการของลูกค้าจากประสบการณ์ของผู้ประกอบการเพียงเท่านั้น โดยไม่ได้มีทฤษฎีหรือองค์ความรู้ที่จำเป็นมาสนับสนุนในการคาดการณ์ปริมาณความต้องการหรือการวิเคราะห์ปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบ

งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบแต่ละชนิดให้เหมาะสมกับความต้องการแต่ละรายการอาหารของร้านอาหารใน Cloud kitchen ที่มีพื้นที่จัดเก็บวัตถุดิบจำกัดเพื่อให้ต้นทุนรวมต่ำสุด และสร้างผลกำไรสูงสุด โดยในงานวิจัยได้ใช้เครื่องมือทางสถิติและอนุกรมเวลาในการสร้างโมเดลการพยากรณ์ คือ Exponential Smoothing model, ARIMA model, Fbprophet method และ XGBoost method เพื่อหา model สำหรับพยากรณ์ความต้องการรายการอาหารที่เหมาะสม และประยุกต์ใช้ตัวแบบ Multi-product Newsvendor ซึ่งเป็นแบบจำลองการสั่งซื้อสินค้าหลายรายการครั้งเดียวที่เหมาะสมสำหรับสินค้าที่มีช่วงการขายสั้น โดยพิจารณาครั้งละ 1 วัน ภายใต้ข้อจำกัดด้านปริมาณในการจัดเก็บวัตถุดิบ มาใช้ในการกำหนดการตัดสินใจแต่ละครั้ง โดยศึกษาเฉพาะวัตถุดิบกลุ่มเนื้อสัตว์ที่มีสัดส่วนสูงกว่า 50% ของต้นทุนทั้งหมด และเป็นกลุ่มที่เน่าเสียได้ง่าย หากไม่ได้จัดเก็บอย่างเหมาะสม

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 1) ศึกษาปริมาณความต้องการเมนูอาหารแต่ละรายการ ให้มีค่าผิดพลาดในการพยากรณ์น้อยที่สุด
- 2) ศึกษาแนวทางการกำหนดปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบแต่ละรายการ ภายใต้ข้อจำกัดด้านปริมาณการจัดเก็บที่เหมาะสมที่ให้ผลกำไรสูงสุด ลดปัญหาสินค้าขาดมือ และเหลือวัตถุดิบจากการขายน้อยที่สุด

## 1.3 ขอบเขตของการศึกษา (Scope of the study)

- 1) ศึกษาจากยอดขายเมนูอาหารของร้านอาหารที่อยู่ใน Cloud kitchen ของ platform food delivery แห่งหนึ่ง ตั้งแต่เดือน 4 กรกฎาคม 2562 ถึง 12 มกราคม 2565
- 2) ศึกษาเฉพาะการสั่งซื้อวัตถุดิบกลุ่มเนื้อสัตว์ที่ใช้ตั้งแต่วันที่ 14 ธันวาคม 2564 ถึง 12 มกราคม 2565
- 3) ทดสอบกับยอดขาย และการสั่งซื้อที่เกิดขึ้นจริงตั้งแต่วันที่ 14 ธันวาคม 2564 ถึง 12 มกราคม 2565

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1) ได้โมเดลพยากรณ์เพื่อคาดการณ์ความต้องการของแต่ละเมนูอาหารก่อนที่จะสั่งซื้อวัตถุดิบเพื่อให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น
- 2) ได้นโยบายการสั่งซื้อวัตถุดิบที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ผลกำไรสูงสุด
- 3) เพื่อลดต้นทุนจากความผิดพลาดในการสั่งซื้อให้ต่ำที่สุดทั้งปัญหาวัตถุดิบขาดมือ และวัตถุดิบเหลือทิ้งจากการขายหรือพื้นที่จัดเก็บ
- 4) สามารถนำไปประยุกต์กับการจัดการ food Truck หรือรถที่ติดตั้งอุปกรณ์ทำอาหารที่เป็นครัวเคลื่อนที่ หรือร้านอาหารใน food court ที่มีพื้นที่ในการจัดเก็บจำกัดได้

# 2. ทฤษฎีและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง (Literature review)

## 2.1 เทคนิคการพยากรณ์ (Forecasting methods)

1) Single Exponential Smoothing (SES) เป็นการพยากรณ์โดยอาศัยข้อมูลในอดีตมาเป็นตัวคำนวณความต้องการในอนาคตซึ่งจะให้น้ำหนักกับความสำคัญของข้อมูลไม่เท่ากัน ข้อมูลที่ผ่านมาแล้วจะให้ค่าน้ำหนักน้อย แล้วเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จนกระทั่งข้อมูลปัจจุบันจะให้ค่าน้ำหนักมากที่สุด เหมือนกราฟ Exponential จะเหมาะกับข้อมูลที่ไม่มีอิทธิพลของแนวโน้มและฤดูกาลเข้ามาเกี่ยวข้อง ซึ่งสมการสามารถเขียนได้ ดังนี้

$$F_{t+1} = \alpha X_t + (1 - \alpha)F_t \quad (1)$$

โดยที่	$F_{t+1}$	คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ที่เวลา $t + 1$
	$\alpha$	คือ ค่า Smoothing Constant; $0 < \alpha < 1$
	$X_t$	คือ ค่าข้อมูลจริงที่เวลา $t$
	$F_t$	คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ที่คาบเวลา $t$
	$t$	คือ เวลาที่ $t$

2) Double Exponential Smoothing (Holt's method) เป็นวิธีที่คล้ายกับ SES แต่จะให้ความสำคัญกับแนวโน้มของเวลาด้วย เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้ม แต่ไม่ปรากฏอิทธิพลของฤดูกาลเด่นชัด ซึ่งในตัวแบบจะมีการพิจารณาค่าแนวโน้ม โดยเพิ่ม ค่า Growth Factor (หรือ Trend Factor) เข้าไปในสมการ โดยแนวโน้มจะแบ่งเป็น Linear trend method ซึ่งมีสมมติฐานว่า แนวโน้มจะเพิ่มหรือลดเป็นเส้นตรง ซึ่งสามารถเขียนได้ดังนี้

$$F_{t+h} = \ell_t + hb_t \quad (2)$$

$$\ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (3)$$

$$b_t = \beta(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (4)$$

โดยที่	$F_{t+h}$	คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ในคาบเวลา $t + h$
	$h$	คือ ระยะเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า; $h = 1, 2, \dots$
	$\ell_t$	คือ ค่าพยากรณ์แนวโน้มที่เวลา $t$
	$b_t$	คือ ความชันที่เวลา $t$
	$\beta$	คือ Growth Factor สำหรับพยากรณ์แนวโน้ม, $0 < \beta < 1$

และ Damped trend method ที่มีสมมติฐานว่า แนวโน้มจะมีอัตราการเพิ่มสูงในช่วงต้น ต่อมาอัตราการเพิ่มจะค่อยๆ ลดลงเข้าสู่ flat line ซึ่งสามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$F_{t+h} = \ell_t + (\phi + \phi^2 + \dots + \phi^h)b_t \quad (5)$$

เมื่อ  $\phi$  คือ damping parameter ,  $0 < \phi < 1$

3) Triple Exponential Smoothing (Holt-Winters) เป็นวิธีที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่มีอิทธิพลของทั้งแนวโน้ม และ ฤดูกาล โดยมีการพิจารณาค่าแนวโน้มและฤดูกาลเข้าไปในตัวแบบได้แก่ค่า Growth Factor และ Seasonal Factor ซึ่งการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลจะมี 2 แบบ คือ

1. Holt-Winters- Multiplicative Seasonality Model เหมาะกับข้อมูลที่มีอิทธิพลของฤดูกาลที่เพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป Variance ขึ้นหรือลงตามเวลา ดังสมการด้านล่าง

$$F_{t+h} = \ell_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)} \quad (6)$$

$$\ell_t = \alpha(y_t - s_{t-m}) + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (7)$$

$$s_t = \gamma(y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1}) + (1 - \gamma)s_{t-m} \quad (8)$$

โดยที่  $m$  คือ จำนวนช่วงเวลาในรอบฤดูกาล เช่น quarterly  $m = 4$ , monthly  $m = 12$

- $k$  คือ integer part of  $(h-1)/m$   
 $s_t$  คือ ค่าพยากรณ์ฤดูกาลที่เวลา  $t$   
 $\gamma$  คือ Seasonal Factor สำหรับพยากรณ์ฤดูกาล,  $0 < \gamma < 1$

2. Holt-winters- Additive seasonal variation เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีอิทธิพลของฤดูกาลเท่าๆ กันในแต่ละ period Variance เท่าเดิมตลอด โดยสามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$F_{t+h} = (\ell_t + hb_t)s_{t+h-m(k+1)} \quad (9)$$

$$\ell_t = \alpha \frac{y_t}{s_{t-m}} + (1-\alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad (10)$$

$$s_t = \gamma \frac{y_t}{(\ell_{t-1} - b_{t-1})} + (1-\gamma)s_{t-m} \quad (11)$$

4) Fbprophet เป็น open-sourced ที่พัฒนาโดย Facebook ซึ่งเป็น Additive Regressive model ที่สามารถวิเคราะห์ข้อมูลที่มีทั้งแนวโน้ม ฤดูกาล และวันหยุด โดยสามารถทำนายรูปแบบอนาคตของข้อมูลซึ่งมีความผันผวนของแนวโน้มในอดีต และค่าผิดปกติหรือค่าที่ขาดหายไปจำนวนมากได้ นอกจากนี้ยังสามารถคาดการณ์ผลกระทบของความผันผวนที่เกิดจากวันหยุดต่ออนุกรมเวลาได้อีกด้วย โดยสามารถหาได้จากสมการ (12)

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t \quad (12)$$

- เมื่อ  $y(t)$  คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ที่ ณ เวลา  $t$   
 $g(t)$  คือ trend factor  
 $s(t)$  คือ Seasonality component  
 $h(t)$  คือ Holiday effects  
 $\epsilon_t$  คือ Error term

5) Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) พัฒนาขึ้นโดย Box และ Jenkins ในปี ค.ศ. 1970 ประกอบไปด้วย Combination ของ Time Series 3 เทคนิค คือ Autoregressive (AR), Integrated (-I), Moving average (MA) โดยข้อมูลอนุกรมเวลาที่น่ามาวิเคราะห์นั้นต้องเป็นแบบคงที่ (stationary) และไม่มีแนวโน้ม ซึ่งตัวแบบ ARIMA (p, d, q) คือ ตัวแบบ ARMA(p, q) ที่มีการหาผลต่าง (differencing) อันดับ d เพื่อแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาแบบไม่คงที่ (nonstationary time series) ให้เป็นข้อมูลอนุกรมเวลาแบบคงที่ ซึ่งสามารถเขียนในรูปสมการ ได้ดังนี้

$$\phi(B)(1-B)^d y_t = c + \theta(B)\epsilon_t \quad (13)$$

$$\phi(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p) \quad (14)$$

$$\theta(B) = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q) \quad (15)$$

- โดยที่  $y_t$  คือ ค่าที่พยากรณ์ได้ที่ ณ เวลา  $t$   
 $\phi_i$  คือ พารามิเตอร์ของโมเดล autoregressive;  $i = 1, 2, \dots, p$   
 $\theta_i$  คือ พารามิเตอร์ของโมเดล moving average;  $i = 1, 2, \dots, q$   
 $\epsilon_t$  คือ white noise ณ เวลา  $t$ ; ( $\epsilon_t \sim NID(0, \sigma^2)$ )  
 $c$  คือ ค่าเฉลี่ยของการเปลี่ยนแปลงระหว่าง consecutive observations

- $B$  คือ ตัวดำเนินการถอยหลัง (backward shift operator) โดยที่  $By_t = y_{t-1}$
- $p$  คือ อันดับของโมเดล Autoregressive
- $d$  คือ ลำดับที่ของการหาผลต่างภายในฤดูกาล
- $q$  คือ อันดับของโมเดล Moving average

6) XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) เป็น Machine learning model ที่พัฒนามาจาก Gradient Boosting ซึ่งนำเอา Decision Tree มา train ต่อกันหลายๆ tree โดยที่แต่ละ decision tree จะเรียนรู้จาก error ของ tree ก่อนหน้า ทำให้ความแม่นยำของการทำนายจะแม่นยำมากขึ้นเรื่อย ๆ เมื่อมีการเรียนรู้ของ tree ต่อเนื่องกันจนมีความลึกมากพอ model จะหยุดเรียนรู้เมื่อไม่เหลือ pattern ของ error จาก tree ก่อนหน้าให้เรียนรู้แล้ว XGBoost จึงเป็น model แบบ ensemble คือ ใช้ model หลายๆ model มาประกอบกันเป็น model ที่ซับซ้อน และให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำมากขึ้น

## 2.2 การวัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ (Forecast Error Metrics)

วิธีคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนซึ่งจะบ่งชี้ถึงความแม่นยำของโมเดลมีด้วยกันหลายวิธี โดยสามารถแบ่งการวัดผลออกได้เป็น Scale dependent metrics ผลของค่าที่ได้จะมีหน่วยเดียวกับ Target เช่น MAD, RMSE และ Percentage error metrics ซึ่งผลของค่าที่ได้จะอยู่ในรูปแบบ Percentage เช่น MAPE, SMAPE ซึ่งสามารถนำไปใช้เปรียบเทียบกับข้อมูลต่างชุดกันได้

- 1) Median Absolute Deviation หรือ Mean Absolute Deviation: MAD

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |A_t - F_t|}{n} \quad (16)$$

- เมื่อ  $A_t$  คือ ค่าข้อมูลจริงที่เวลา  $t$
- $F_t$  คือ ค่าที่ได้จากการพยากรณ์ที่เวลา  $t$
- $t$  คือ เวลาที่  $t$
- $n$  คือ จำนวนข้อมูลที่น่ามาพิจารณา

- 2) ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error: RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}{n}} \quad (17)$$

- 3) ค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นค่าวัดความคลาดเคลื่อนที่ไม่มีหน่วย เหมาะที่จะใช้เปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์เดียวกัน หรือเปรียบเทียบวิธีพยากรณ์หลายวิธีเมื่อใช้ข้อมูลเดียวกัน

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|}{n} \times 100 \quad (18)$$

- 4) ค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสมมาตร (Symmetric Median Absolute Percentage Error: SMAPE) เป็นทางเลือกหนึ่งแทน MAPE เมื่อข้อมูลจริงมีค่าเป็น 0 หรือเข้าใกล้ 0 ซึ่ง MAPE จะไม่มีประสิทธิภาพ

$$SMAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2} \quad (19)$$

โดยที่ค่า MAD, RMSE, MAPE, SMAPE ยิ่งต่ำ จะแสดงว่าโมเดลยิ่งมีประสิทธิภาพสูง

## 2.3 ตัวแบบ Newsvendors

News vendor เป็นตัวแบบการจัดการสินค้าคงคลังที่มีการตัดสินใจเพียงครั้งเดียว ก่อนที่จะทราบความต้องการที่แท้จริง ซึ่งมีค่าไม่แน่นอน โดยพิจารณาครั้งละ 1 ช่วงเวลา เหมาะสำหรับสินค้าที่มีช่วงการขายสั้น หรือมีช่วงอายุการจัดเก็บที่จำกัด ไม่สามารถเก็บไว้ขายได้หลังหมดช่วงเวลาการขาย โดยตัวแบบ news vendor มีการกำหนดต้นทุนคือ ให้  $c_o$  เป็นต้นทุนที่เกิดจากการขายสินค้าไม่หมด (overage cost) และให้  $c_u$  เป็นต้นทุนที่เกิดจากการมีสินค้าไม่พอขาย (underage cost) ซึ่งหากสั่งซื้อสินค้าเป็นจำนวนมากเกินไป ก็อาจมีสินค้าเหลือเป็นจำนวนมาก แต่หากสั่งซื้อสินค้าน้อยเกินไป ก็อาจไม่เพียงพอต่อความต้องการ และเกิดเป็นค่าเสียโอกาสขึ้น ดังนั้น ปริมาณสั่งซื้อที่เหมาะสมที่สุดคือปริมาณที่ทำให้ค่าคาดหวังของต้นทุนรวมมีค่าต่ำสุด โดยปริมาณสั่งซื้อที่เหมาะสมที่สุดแทนด้วย  $x^*$  ซึ่งเป็นค่าที่ได้จากสมการ (20)

$$F(x^*) = \frac{c_u}{(c_u + c_o)} \quad (20)$$

โดยที่  $F$  เป็นการแจกแจงสะสม (cumulative distribution function) ของปริมาณความต้องการของลูกค้า (customer demand) ซึ่งความสำคัญในการตัดสินใจอยู่ที่ว่าผู้ตัดสินใจ (decision maker) ต้องตัดสินใจว่าจะสั่งซื้อเท่าใด ภายใต้ความไม่แน่นอน (uncertainty) ของปริมาณความต้องการ ซึ่งเมื่อสั่งซื้อไปแล้วจะไม่สามารถเปลี่ยนแปลงได้หลังจากที่ทราบปริมาณความต้องการจริง

ความยากของการศึกษานี้ นอกจากความไม่แน่นอนของปริมาณความต้องการของเมนูอาหารแต่ละรายการแล้ว ยังมีเรื่องปริมาณของวัตถุดิบแต่ละชนิดที่สามารถจัดเก็บได้อย่างจำกัด (storage constraint) ในการศึกษาจึงนำตัวแบบ news vendor แบบพื้นฐานมาประยุกต์โดยเพิ่มในส่วนของต้นทุนวัตถุดิบ ต้นทุนในการจัดเก็บ ต้นทุนในการสั่งซื้อซื้อนอกกรอบ และข้อจำกัดด้านปริมาณในการจัดเก็บของแต่ละวัตถุดิบ โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อให้ได้ค่าคาดหวังกำไรรวมสูงสุด

## 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ตัวแบบ News vendor แบบพื้นฐาน[3] มีการตัดสินใจเพียงหนึ่งสินค้า และไม่มีข้อจำกัด แต่ในความเป็นจริงปัญหาในการจัดการสินค้าคงคลังมักมีหลายรายการและมีข้อจำกัดที่แตกต่างกันไป จากการสำรวจพบว่าม้งงานวิจัยที่ประยุกต์ใช้ตัวแบบในการตัดสินใจภายใต้ข้อจำกัดต่าง ๆ ในหลายกรณี[4] ตัวอย่างเช่น บุญเลิศ และกาญจน์ภา[5] ได้ประยุกต์ใช้ตัวแบบ News vendor ในการสั่งซื้อเสื้อคอกระเช้าในช่วงสงกรานต์ ซึ่งหากจบช่วงเทศกาลแล้วมีสินค้าเหลือ จะต้องนำมาลดราคาและมีค่าใช้จ่ายในการเก็บรักษาสินค้าคงคลัง ซึ่งผลจากการศึกษาพบว่านโยบายที่สร้างขึ้นช่วยลดต้นทุนในการสั่งซื้อลง 9% และลดค่าใช้จ่ายในการจัดการสินค้าคงคลังลง 27% ส่งผลให้ผลกำไรรวมเพิ่มขึ้น 37%

อวยพร และคณะ[6] ได้ประยุกต์ใช้ตัวแบบ News vendor ในการหาปริมาณการสั่งซื้อเสื้อผ้าแฟชั่นที่เหมาะสม ภายใต้งบประมาณของแต่ละฤดูกาล เนื่องจากเสื้อผ้าแฟชั่นเป็นสินค้าที่มีช่วงการขายจำกัด เมื่อหมดฤดูกาลแล้วบริษัทมักจะมีสินค้าคงเหลือจากการขายเยอะ ทำให้มีต้นทุนในการขนส่งและการจัดเก็บเพิ่มขึ้น ซึ่งผลของการประยุกต์ใช้ตัวแบบ News vendor ทำให้บริษัทมีกำไรเพิ่มขึ้นประมาณ 7.2 ล้านบาทต่อปี และยังคงงบประมาณในการผลิตลงได้ปีละประมาณ 20 ล้านบาทซึ่งสามารถนำไปทำกิจกรรมส่งเสริมการตลาด หรือพัฒนารูปแบบของสินค้าในอนาคตได้

ญาดา และกาญจน์ภา[7] ได้ศึกษาการกำหนดปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสมในการนำเข้าและจัดจำหน่ายแว่นตาแฟชั่นด้วยตัวแบบ News vendor ซึ่งเป็นสินค้ามีความนิยมในช่วงสั้นๆ พบว่าสามารถช่วยลดต้นทุนในการสั่งซื้อลงประมาณ 5.5 ล้านบาทต่อปี และผลกำไรรวมเพิ่มขึ้นประมาณ 1 ล้านบาทต่อปี เมื่อเทียบกับนโยบายการสั่งซื้อเดิมของบริษัท

ณัฐพร และกาญจน์ภา[8] ได้ศึกษาการกำหนดปริมาณการผลิตข้าวเปลือกที่เหมาะสมด้วยตัวแบบ Newsvendor ของการปลูกข้าวทั้ง 77 จังหวัดของประเทศไทย ซึ่งพบว่าหากลดพื้นที่ในการเพาะปลูกรวมทั้ง 77 จังหวัดลง 1.24% จะทำให้ค่าคาดหวังกำไรเพิ่มขึ้น 0.20% หรือคิดเป็น 1.6 แสนล้านบาท

Abdel-Malek et al [9] นำเสนอการแก้ปัญหาการจัดการสินค้าคงคลังสำหรับสินค้าหลายชนิดภายใต้ข้อจำกัดด้านงบประมาณที่แตกต่างกัน พบว่าในกรณีที่งบประมาณจำกัดโมเดลสามารถช่วยลดสินค้าที่มีอรรถประโยชน์ส่วนเพิ่ม (marginal utility) ต่ำออกไปได้

Amaruchkul [10] นำเสนอการประยุกต์ใช้การตัดสินใจสำหรับสินค้าหลายรายการในกรณีที่คุณภาพสินค้าไม่แน่นอนที่ประยุกต์ใช้กับอุตสาหกรรมแปรรูปทางการเกษตร เช่น การสีข้าว ซึ่งพบว่าแบบจำลองที่สร้างสามารถช่วยให้โรงสีข้าวตัดสินใจได้ว่า จะจัดหาข้าวเปลือกประเภทใด และเป็นจำนวนเท่าใด เพื่อเพิ่มผลกำไรที่คาดหวังจากผลผลิตทั้งหมดให้ได้มากที่สุด

Seubert et al [11] ได้พัฒนาโมเดล IT artifact ที่ใช้ตัวแบบ Newsvendor ช่วยในการตัดสินใจสั่งซื้อผลิตภัณฑ์เบเกอรี่สำหรับเครือร้านเบเกอรี่ 40 สาขาในเยอรมนี ซึ่งในแต่ละวันหากสั่งมาน้อยเกินไปจะไม่พอขาย ทำให้ลูกค้าที่มาซื้อแล้วไม่ได้สินค้าไม่พอใจ แต่หากสั่งมามากเกินไปก็จะเหลือทิ้งเป็น food waste จำนวนมากเพราะไม่สามารถเก็บไว้ขายในวันต่อไปได้ โดยจากการศึกษาพบว่า model ที่พัฒนาขึ้นช่วยลดต้นทุนในการสั่งซื้อได้ถึง 30% เมื่อเทียบกับการตัดสินใจสั่งซื้อปัจจุบันที่เป็นการวางแผนโดยพนักงานร้าน และยังสามารถลด food waste ลงได้ถึง 55%

### 3. วิธีการดำเนินการวิจัย

ขั้นตอนในการดำเนินการวิจัยมีรายละเอียดดังนี้

1) รวบรวมข้อมูลยอดขายรายวันของร้านอาหารที่อยู่ใน Cloud kitchen จาก platform ของ food delivery ตั้งแต่วันที่ 4 กรกฎาคม 2562 ถึง 12 มกราคม 2565 เป็นจำนวนทั้งหมด 918 วัน

2) ทำการเตรียมข้อมูลและจัดข้อมูลที่ไม่จำเป็นด้วยโปรแกรม Tableau Prep Builder โดยทำการแปลงเมนูที่เป็นภาษาอังกฤษให้เป็นภาษาไทย แยกเมนูที่เป็นเซตออกเป็นเมนูเดี่ยว รวบรวมเมนูที่ซ้ำเข้าด้วยกัน ลบเมนูที่ไม่ได้ขายแล้ว และไม่เกี่ยวข้องออก โดยจากข้อมูลยอดขายทั้งหมดที่รวบรวมมาทั้งหมด 172,585 rows ครอบคลุมรายการอาหาร 306 เมนู ได้เป็นข้อมูลที่จะนำมาใช้ในการศึกษาทั้งหมด 149,554 rows ประกอบไปด้วยรายการอาหาร 23 เมนู

3) ศึกษารูปแบบการพยากรณ์ยอดขายรายวันด้วยโปรแกรม Python ทำการแบ่งข้อมูลยอดขายรายวันของแต่ละเมนูออกเป็น 2 ส่วน สัดส่วน 70:30 ซึ่งข้อมูลส่วนแรกเป็นข้อมูลสำหรับ Training และส่วนที่สองสำหรับการทดสอบ โดยใช้โมเดล Single Exponential Smoothing, Holt's method, Holt-Winters method, fbprophet, ARIMA และ XGBoost ทำการวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนของแต่ละโมเดลที่ใช้พยากรณ์ด้วย RMSE จากนั้นจะนำค่าความคลาดเคลื่อนที่ได้มาเปรียบเทียบเพื่อพิจารณาโมเดลที่เหมาะสมในการพยากรณ์ความต้องการแต่ละเมนูอาหาร โดยเลือกโมเดลที่มีความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุดสำหรับแต่ละเมนู ทำการพยากรณ์ยอดขายและคำนวณค่า standard deviation ของยอดขายแต่ละเมนู เพื่อนำไปใช้ในการวางแผนสั่งซื้อวัตถุดิบ โดยสมมติให้ปริมาณความต้องการของแต่ละเมนูมีการแจกแจงแบบปกติ

4) สร้างตัวแบบในการหาปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบแต่ละรายการที่เหมาะสม โดยต้องการให้ค่าคาดหวังของกำไรมีค่าสูงที่สุด สอดคล้องกับเงื่อนไขด้านปริมาณในการจัดเก็บวัตถุดิบแต่ละชนิดที่มีอย่างจำกัด ซึ่งตัวแบบคณิตศาสตร์ (Mathematical programming Model) มีรายละเอียดดังนี้

พารามิเตอร์นำเข้า (input parameters)



$m$  คือ จำนวนรายการวัตถุดิบที่ใช้

$n$  คือ จำนวนเมนูอาหาร

$i$  คือ รายการวัตถุดิบที่  $1, 2, 3, \dots, m$

$j$  คือ เมนูอาหารที่  $1, 2, 3, \dots, n$

$D_j$  คือ ปริมาณความต้องการของเมนูอาหาร  $j$  (หน่วยบริโภค)

$R_i$  คือ น้ำหนักของวัตถุดิบ  $i$  ที่สามารถจัดเก็บได้ (kg)

$c_i$  คือ ต้นทุนต่อหน่วยของวัตถุดิบ  $i$  (THB/kg)

$p_j$  คือ ราคาขายต่อหน่วยบริโภคของเมนูอาหาร  $j$  (THB/หน่วยบริโภค)

$g_j$  คือ ต้นทุนต่อหน่วยของเมนู  $j$  ที่ขาด (THB/หน่วยบริโภค)

$h_j$  คือ ต้นทุนต่อหน่วยบริโภคของเมนู  $j$  ที่เหลือเก็บข้ามวัน (THB/หน่วยบริโภค)

$a_{ij}$  คือ จำนวนหน่วย(น้ำหนัก) ของวัตถุดิบ  $i$  ที่ใช้ในเมนูอาหาร  $j$  หนึ่งหน่วยบริโภค (kg/หน่วยบริโภค)

ตัวแปรตัดสินใจ (Decision Variables)

$x_j$  = จำนวนหน่วยบริโภคของเมนูอาหาร  $j$  ที่ทำ (หน่วยบริโภค)

$W_i$  = จำนวนหน่วยสั่งซื้อ (0.5 kg) ของวัตถุดิบ  $i$  ที่สั่งซื้อ

$V_i = 0.5W_i$  จำนวนหน่วย(น้ำหนัก) ของวัตถุดิบ  $i$  ที่สั่งซื้อ (kg) (21)

$S_j(x_j) = \min(x_j, D_j)$  ปริมาณเมนูอาหาร  $j$  ที่ขายได้ (22)

โดยปริมาณของเมนูอาหารแต่ละรายการที่ขายได้จะต้องไม่เกินจำนวนหน่วยบริโภคของเมนูอาหารนั้น ๆ ที่ร้านทำและไม่เกินปริมาณความต้องการของเมนูอาหารนั้น ในแต่ละวัน

ฟังก์ชันวัตถุประสงค์ (Objective function) คือต้องการให้ค่าคาดหวังของผลกำไรรวมของรายการอาหารทุกเมนูสูงสุด ซึ่งเกิดจากยอดขายรวมทุกเมนู บวกกับยอดขายจากวัตถุดิบที่เหลือเก็บข้ามวัน หักต้นทุนในกรณีที่เมนูอาหารไม่พอจำหน่าย และต้นทุนรวมในการสั่งซื้อวัตถุดิบทุกรายการ ตามสมการ (23)

$$\max \sum_{j=1}^n E[p_j S_j(x_j) + (p_j - h_j)(x_j - S_j(x_j)) - g_j(D_j - S_j(x_j))] - \sum_{i=1}^m c_i V_i \quad (23)$$

สมการข้อจำกัด (Constraints)

$$V_i = 0.5W_i$$

$$V_i \geq \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \quad (24)$$

$$V_i \leq R_i \quad (25)$$

$$W_i \geq 0, \text{ integer} \quad (26)$$

$$x_j \geq 0, \text{ integer} \quad (27)$$

จากสมการ (21) จำนวนหน่วย(น้ำหนัก) ของแต่ละวัตถุดิบแต่ละชนิดที่สั่งซื้อต้องเป็นจำนวนเต็ม 0.5 kg เนื่องจากเป็นข้อตกลงกับ supplier ในการสั่งซื้อวัตถุดิบแต่ละรายการจะต้องเป็นจำนวนเต็ม 0.5 kg และเพื่อให้เป็นการง่ายต่อการนำไปใช้งานเมื่อได้คำตอบแล้ว สามารถนำคำตอบที่ได้นี้ไปสั่งซื้อต่อได้ง่าย ไม่ต้องไปคำนวณปัดเศษอีก โดยจำนวนหน่วย(น้ำหนัก) ของวัตถุดิบ

แต่ละชนิดที่สั่งซื้อต้องไม่เกินปริมาณที่สามารถจัดเก็บได้ตามสมการ (25) และจำนวนหน่วยสั่งซื้อ (0.5 kg) ของวัตถุดิบที่สั่งซื้อแต่ละชนิด และจำนวนหน่วยบริโภคของแต่ละเมนูอาหาร ต้องมีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 0 ตามสมการ (26) – (27)

ตัวแบบนี้ต้องการหาจำนวนหน่วยบริโภคของเมนูอาหารที่ทำขาย และปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบแต่ละรายการที่เหมาะสมที่สุดที่ทำให้ค่าความหมายกำไรรวมสูงสุด ภายใต้สมการข้อจำกัด โดยทำการหาคำตอบที่ดีที่สุดด้วยโปรแกรม Excel Solver Method GRG Nonlinear

5) เปรียบเทียบผลกำไรและต้นทุนของนโยบายการสั่งซื้อแบบปัจจุบันกับนโยบายการสั่งซื้อแบบใหม่ที่ได้กับข้อมูลตั้งแต่วันที่ 14 ธันวาคม 2564 ถึง 12 มกราคม 2565 ในการศึกษาจะพิจารณาเฉพาะวันที่มีการสั่งซื้อตามปกติทั้งหมด 16 วัน โดยตัดวันหยุดที่ทาง supplier ไม่ส่งของออก ซึ่งจะเป็นวันหยุดเสาร์อาทิตย์ และวันหยุดเทศกาลปีใหม่ เนื่องจากการสั่งซื้อวัตถุดิบจะไม่เป็นไปตามปริมาณความต้องการของวันนั้น ๆ เพราะต้องสั่งมาสต็อกสำหรับวันที่ supplier ไม่ส่ง

## 4. ผลการดำเนินงานวิจัย

### 4.1 ผลการพยากรณ์ความต้องการแต่ละเมนูด้วยเทคนิคต่าง ๆ โดยใช้โปรแกรม Python

โดยผลการพยากรณ์ที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุดของแต่ละเมนูอาหารแสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 Forecasting methods ที่ให้ค่า RMSE ต่ำที่สุดของแต่ละเมนูอาหาร

Menu	Forecasting methods	RMSE
หมูแดงต้มยำ	arima	9.591
ก๋วยเตี๋ยวต้มยำเครื่องทะเล	holt	0.561
ข้าวซอยไก่	fbprophet	6.173
เล้งแซบ	holtwinter_multiplicative_damp	1.754
ขนมจีนน้ำเงี้ยว	holt_damp	6.403
ต้มเลือดหมู	fbprophet	4.463
หมูต้มยำ	fbprophet	10.196
ต้มยำทะเล	xgb	4.456
ข้าวผัดพริกเผาทะเล	ses	2.133
ข้าวผัดหมู	holt	4.513
ยำวุ้นเส้นทะเล	holt	2.309
ยำเกี๊ยวกรอบ	xgb	4.548
หมูต้มยำลูกขี้เหล็ก	xgb	2.352
ต้มยำกุ้ง	holtwinter_additive	1.473
ยำขนมจีนปลาทุ	ses	1.613
หมูจุ่มใบ้	ses	0.781
ต้มยำหมึกยักษ์ได้	ses	1.073
ต้มยำหมึก	fbprophet	2.706
ข้าวกะเพราหมู	holt	4.895
ข้าวหมูผัดพริกแกงใต้	holtwinter_multiplicative	0.826
ต้มยำกุ้งแม่น้ำ	fbprophet	1.223
ข้าวน้ำพริกปลาทุ	holtwinter_multiplicative_damp	1.186
ลวกจิ้มหมู	holt_damp	0.831

#### 4.2 วิเคราะห์ปริมาณความต้องการและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

ปริมาณความต้องการและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเมนูอาหารประเภทต่าง ๆ แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ปริมาณความต้องการและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของเมนูอาหารประเภทต่าง ๆ

Menu	Daily Demand Forecast																S.D.
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	
หมูแดงต้มยำ	47	54	49	45	46	45	46	46	47	54	49	46	45	46	47	53	19.81
ก๋วยเตี๋ยวต้มยำเครื่องทะเล	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0.84
ข้าวซอยไก่	17	17	18	18	21	18	21	21	17	17	18	16	18	21	17	18	7.25
เล้งแซ่บ	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3.22
ขนมจีนน้ำเงี้ยว	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	19	12.45
ต้มเลือดหมู	10	11	11	10	10	10	10	10	10	11	11	11	11	10	10	11	4.80
หมูต้มยำ	23	25	20	19	19	19	19	18	22	24	18	19	18	18	21	24	15.60
ต้มยำทะเล	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	2	3	3	3	3	9.22
ข้าวผัดพริกเผาทะเล	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	2.89
ข้าวผัดหมู	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	8.55
ยำวุ้นเส้นทะเล	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	4	3.36
ยำเกี๋ยกรอบ	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	3	3	3	7.89
หมูต้มยำลูกขี้กิ้ง	4	4	4	3	4	3	4	3	4	4	4	4	4	3	3	3	6.29
ต้มยำกุ้ง	2	2	2	1	2	1	2	2	2	2	2	1	1	2	2	2	3.07
ยำขนมจีนปลาทุ	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	1.97
หมูจิ้มใบ้	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1.42
ต้มยำหมึกยักษ์ได้	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1.55
ต้มยำหมึก	5	5	5	5	5	5	5	6	5	6	5	6	6	5	5	6	3.44
ข้าวกะเพราหมู	8	8	8	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	9	7.77
ข้าวหมูผัดพริกแกงใต้	1	1	1	1	2	1	2	2	1	1	1	1	1	2	1	1	1.56
ต้มยำกุ้งแม่น้ำ	2	2	3	2	2	2	2	2	2	2	3	3	2	2	2	2	1.21
ข้าวน้ำพริกปลาทุ	1	2	2	1	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	2	2.07
ลวกจิ้มหมู	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1.19

#### 4.3 การทดสอบและเปรียบเทียบความคลาดเคลื่อน

เมื่อทำการเปรียบเทียบค่าความต้องการจริงกับค่าพยากรณ์ของวันที่นำมาศึกษา พบว่าจะมีค่า MAD อยู่ที่ 1,409.38 และ MAPE 17.98% ตามตารางที่ 3 และเมื่อพิจารณาเปรียบเทียบผลกำไรที่ได้จริงกับค่าคาดการณ์กำไรที่ได้จากตัวแบบของวันที่นำมาศึกษา พบว่าจะมีค่า MAD อยู่ที่ 2,276.75 และ MAPE 24.73% ดังแสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบค่าความต้องการจริงกับค่าพยากรณ์ของวันที่นำมาศึกษา

	Daily sales				
Day	Actual	Forecast	Error	Error	APE
1	6,980.00	9,265.00	2,285.00	2,285.00	0.33
2	6,265.00	9,895.00	3,630.00	3,630.00	0.58
3	7,260.00	9,515.00	2,255.00	2,255.00	0.31
4	9,035.00	8,945.00	(90.00)	90.00	0.01
5	8,125.00	9,355.00	1,230.00	1,230.00	0.15
6	7,610.00	8,945.00	1,335.00	1,335.00	0.18
7	6,900.00	9,355.00	2,455.00	2,455.00	0.36
8	8,380.00	9,305.00	925.00	925.00	0.11
9	11,125.00	9,265.00	(1,860.00)	1,860.00	0.17
10	10,475.00	9,945.00	(530.00)	530.00	0.05
11	10,195.00	9,415.00	(780.00)	780.00	0.08
12	8,245.00	9,045.00	800.00	800.00	0.10
13	10,510.00	8,985.00	(1,525.00)	1,525.00	0.15
14	10,050.00	9,255.00	(795.00)	795.00	0.08
15	8,215.00	9,165.00	950.00	950.00	0.12
16	8,800.00	9,905.00	1,105.00	1,105.00	0.13
Avg/Day	8,635.63	9,347.50	711.88	1,409.38	0.18
			Total	22,550.00	2.88
		MAD	1,409.38	MAPE (%)	17.98

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบผลกำไรที่ได้จริงกับค่าคาดหวังกำไรที่ได้จากตัวแบบของวันที่นำมาศึกษา

	Daily revenue				
Day	Actual	expected	Error	Error	ABE
1	6,980.00	6,394.81	(585.19)	585.19	0.08
2	6,265.00	7,494.65	1,229.65	1,229.65	0.20
3	7,260.00	7,949.26	689.26	689.26	0.09
4	9,035.00	6,223.62	(2,811.38)	2,811.38	0.31
5	8,125.00	6,719.46	(1,405.54)	1,405.54	0.17
6	7,610.00	4,829.14	(2,780.86)	2,780.86	0.37
7	6,900.00	7,683.21	783.21	783.21	0.11
8	8,380.00	6,348.13	(2,031.87)	2,031.87	0.24
9	11,125.00	7,057.51	(4,067.49)	4,067.49	0.37
10	10,475.00	6,159.37	(4,315.63)	4,315.63	0.41
11	10,195.00	4,597.69	(5,597.31)	5,597.31	0.55
12	8,245.00	7,833.27	(411.73)	411.73	0.05
13	10,510.00	6,223.01	(4,286.99)	4,286.99	0.41
14	10,050.00	7,108.52	(2,941.48)	2,941.48	0.29
15	8,215.00	6,259.82	(1,955.18)	1,955.18	0.24
16	8,800.00	8,264.79	(535.21)	535.21	0.06
Avg/Day	8,635.63	6,696.64	-1,938.98	2,276.75	0.25
			Total	36,427.97	3.96
		MAD	2,276.75	MAPE (%)	24.73

ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าที่พยากรณ์แต่ละเมนู แสดงดังตารางที่ 5 โดยได้วัดค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ด้วย RMSE และ SMAPE แทน MAPE เนื่องจากบางเมนูข้อมูลจริงมีค่าเป็น 0 ซึ่ง MAPE จะไม่มีประสิทธิภาพในการแปลผล โดยพบว่า หากเฉลี่ยทุกเมนู จะมีค่า RMSE อยู่ที่ 4.28 และ SMAPE 0.81 ตามลำดับ

ตารางที่ 5 ค่าความคลาดเคลื่อนของค่าพยากรณ์แต่ละเมนู

Menu	RMSE	SMAPE
หมูเต่างต้มยำ	23.06	0.59
ก๋วยเตี๋ยวต้มยำเครื่องทะเล	0.95	1.76
ข้าวซอยไก่	6.23	0.37
เล้งแซ่บ	2.06	0.64
ขนมจีนน้ำเงี้ยว	4.60	0.22
ต้มเลือดหมู	4.41	0.45
หมูต้มยำ	12.37	0.38
ต้มยำทะเล	5.15	0.72
ข้าวผัดพริกเผาทะเล	2.72	0.84
ข้าวผัดหมู	6.12	0.34
ยำวุ้นเส้นทะเล	3.10	0.80
ยำเกี๋ยวงกรอบ	4.26	0.76
หมูต้มยำลูกขลิกลิก	1.98	0.60
ต้มยำกุ้ง	2.27	0.98
ยำขนมจีนปลาทุ	2.12	0.75
หมูจัมโบ้	0.97	1.59
ต้มยำหมึกยัดไส้	1.81	0.70
ต้มยำหมึก	2.80	0.63
ข้าวกะเพราหมู	5.84	0.43
ข้าวหมูผัดพริกแกงใต้	1.39	1.57
ต้มยำกุ้งแม่น้ำ	1.97	1.12
ข้าวน้ำพริกปลาทุ	1.22	1.51
ลวกจิ้มหมู	0.97	0.85
เฉลีย	4.28	0.81

#### 4.4 เปรียบเทียบผลกำไรและต้นทุนของนโยบายการสั่งซื้อปัจจุบันกับนโยบายใหม่

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบนโยบายปัจจุบันกับนโยบายใหม่

ค่าคาตหมายเฉลีย ต่อวัน	นโยบายปัจจุบัน (THB/day)	นโยบายใหม่ (THB/day)	ผลต่าง (THB/day)	%Change
Revenue	6,696.64	8,908.96	2,212.32	33.04
Salvage	7,163.10	16,492.02	9,328.92	130.24
Penalty	67.00	13.24	-53.76	-80.24
Cost	2,968.66	5,604.09	2,635.43	88.78
Profit	10,824.08	19,330.52	8,506.44	78.59

การเปรียบเทียบต้นทุนระหว่างนโยบายการสั่งซื้อสินค้าปัจจุบัน กับนโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบใหม่ที่ได้จากการประยุกต์ใช้ตัวแบบ Newsvendor ของช่วงที่นำมาศึกษานั้น พบว่านโยบายการสั่งซื้อสินค้าปัจจุบันจะมีต้นทุนเฉลี่ย 2,968.66 บาทต่อวัน และนโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบใหม่มีต้นทุนเฉลี่ย 5,604.09 บาทต่อวัน จะเห็นได้ว่านโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบใหม่นั้นมีต้นทุนสูงกว่าประมาณ 2,635.43 บาทต่อวัน คิดเป็น 88.78% ซึ่งเกิดจากการสั่งซื้อวัตถุดิบที่มากขึ้นเพื่อให้เหมาะสมกับความต้องการ จากนโยบายเดิมที่ใช้การคาดการณ์ของพนักงานซึ่งบางวันอาจสั่งวัตถุดิบขาดหรือน้อยเกินไปบ้าง ทำให้เสียโอกาสในการขาย หรือต้องเสียค่าใช้จ่ายเพิ่มในการสั่งซื้อนอกกรอบเข้ามา ซึ่งการสั่งซื้อวัตถุดิบที่เหมาะสมกับความต้องการของลูกค้าในแต่ละวันส่งผลให้ยอดขายและผลกำไรรวมเพิ่มขึ้น โดยนโยบายการสั่งซื้อสินค้าปัจจุบันนั้นทำได้เฉลี่ย 10,824.08 บาทต่อวัน และนโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบใหม่ทำได้เฉลี่ย 19,330.52 บาทต่อวัน ดังแสดงในตารางที่ 6 นั้นแสดงให้เห็นว่านโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบใหม่นั้นให้ผลกำไรเฉลี่ยต่อวันมากกว่า นโยบายการสั่งซื้อสินค้าแบบเดิมรวมเฉลี่ย 8,506.44 บาทต่อวัน หรือคิดเป็นผลกำไรที่เพิ่มขึ้น 78.59%

## 5. สรุปผลการดำเนินงานวิจัย และข้อเสนอแนะ

จากผลการศึกษาพบว่านโยบายการสั่งซื้อที่ได้จากการประยุกต์ใช้ตัวแบบ Multi-product Newsvendor สามารถช่วยในการตัดสินใจสั่งซื้อวัตถุดิบได้ดีกว่านโยบายการสั่งซื้อปัจจุบันที่เป็นการตัดสินใจสั่งซื้อโดยอาศัยการคาดการณ์ปริมาณความต้องการของผู้ประกอบการร้านอาหารเท่านั้น

งานวิจัยที่ศึกษาสามารถช่วยแก้ปัญหาในการสั่งซื้อวัตถุดิบหลายชนิด รวมถึงการที่มีข้อจำกัดด้านปริมาณในการจัดเก็บวัตถุดิบ โดยพบว่าเมื่อพื้นที่ในการจัดเก็บมีจำกัดร้านสามารถเลือกสั่งซื้อวัตถุดิบที่นำจะให้ผลกำไรมากกว่า และตัดวัตถุดิบที่มีผลประโยชน์น้อยออกไปจากกลุ่มวัตถุดิบที่จะสั่งซื้อได้ เพื่อให้ร้านอาหารได้ผลกำไรรวมสูงสุดในแต่ละวัน

### ข้อเสนอแนะ

1) ควรมีการปรับปรุง model ในการพยากรณ์ ทำการ update เพิ่มข้อมูลยอดขายอยู่เสมอ เพื่อให้สอดคล้องกับแนวโน้มในปัจจุบัน และทำการวัดผลอย่างต่อเนื่อง เพื่อลดค่าความคลาดเคลื่อน น่าจะทำให้โมเดลมีความแม่นยำและใกล้เคียงกับความต้องการจริงมากขึ้น

2) ตัวเลขที่ได้จากตัวแบบอาจจะยังไม่สะท้อนผลกำไรและต้นทุนที่แท้จริงได้อย่างสมบูรณ์ 100% เนื่องจากตัวแบบจะพิจารณาเป็นวันต่อวัน แต่ในความเป็นจริงยังมีข้อจำกัดที่ไม่เป็นไปตามตัวแบบและมีผลต่อการคำนวณ เช่นวัตถุดิบบางรายการจะถูกสั่งมาสำหรับใช้มากกว่า 1 วัน หรือไม่ได้มีการคำนวณเปอร์เซ็นต์การสูญเสียของวัตถุดิบที่เสียหายในกรณีที่สั่งซื้อวัตถุดิบมาในปริมาณมากจนจัดเก็บได้ไม่เพียงพอ เป็นต้น ซึ่งหากในอนาคตมีการพิจารณาเพิ่ม Constraints ให้ละเอียดมากขึ้น จะทำให้เกิดความแม่นยำของจำนวนการสั่งซื้อมากขึ้นด้วย

3) สามารถนำปริมาณการสั่งซื้อที่ได้จากตัวแบบมาเปรียบเทียบกับปริมาณการสั่งซื้อจากพนักงาน เพื่อเป็นแนวทางในการตัดสินใจสั่งซื้อจริง ซึ่งจะช่วยลดเวลาในการพิจารณาสั่งซื้อแต่ละวันลงได้ โดยอาจพัฒนาเป็นโปรแกรมสำเร็จรูปขึ้น เพื่อให้สะดวกต่อการนำไปใช้งานได้

4) สามารถนำนโยบายการสั่งซื้อไปใช้ปรับกับร้านอาหารที่มีพื้นที่จำกัดลักษณะเดียวกันกับ Cloud kitchen ได้ เช่น food trucks, food court, kiosk หรือ home kitchen เป็นต้น

## 6. เอกสารอ้างอิง

- [1] ชุตติมา มุสิกะเจริญ. "กรุงเทพฯ ชี้นำการปรับตัวสู่ Cloud kitchen เป็นทางรอดร้านอาหารในภาวะวิกฤต." แหล่งที่มา: <https://www.efinancethai.com/LastestNews/LatestNewsMain.aspx?release=y&ref=M&id=Q1NIWllra3BVaXM9> [วันที่เข้าถึง 15 มกราคม 2565].
- [2] SmartfinnTeam. "ธุรกิจร้านอาหารสู่ Cloud kitchen." แหล่งที่มา: <https://www.smartfinn.co.th/article/ธุรกิจร้านอาหารสู่-cloud-kitchen> [วันที่เข้าถึง 15 มกราคม 2565].
- [3] G. Hadley and T. M. Whitin, "Analysis of inventory systems," 1963.
- [4] N. Turken, Y. Tan, A. J. Vakharia, L. Wang, R. Wang, and A. Yenipazarli, "The multi-product newsvendor problem: Review, extensions, and directions for future research," *Handbook of newsvendor problems*, pp. 3-39, 2012.
- [5] บุญเลิศ แสงหิรัญ และ กาญจน์ภา อมรัชกุล, "ตัวแบบสินค้าคงคลังซึ่งรวมกลยุทธ์ราคาพลวัตสำหรับผลิตภัณฑ์เสื้อคอกระเช้าในช่วงสงกรานต์," 2018.
- [6] อวยพร พุ่มนิษฐ์, ศิวิกา ดุษฎีโหนด และ กาญจน์ภา อมรัชกุล, "ตัวแบบการวางแผนการผลิตเสื้อผ้าแฟชั่นที่มีข้อจำกัดเรื่องงบประมาณ," *วารสารไทยการวิจัยดำเนินงาน*, vol. 3, no. 1, 2015.
- [7] ญาดา ด่านรัตนสุนทร และ กาญจน์ภา อมรัชกุล, "การวางแผนกำหนดปริมาณการสั่งซื้อที่เหมาะสมและการใช้กลยุทธ์ด้านราคาหลังสิ้นสุดฤดูกาลขาย: กรณีศึกษานำเข้าและจัดจำหน่ายแว่นตาแฟชั่น," 2021.
- [8] ณัฐพร เกียรติเลิศเสรี และ กาญจน์ภา อมรัชกุล, "การกำหนดปริมาณการผลิตข้าวเปลือกที่เหมาะสมเพื่อตอบสนองความต้องการของผู้บริโภคในปัจจุบันและอนาคตด้วยตัวแบบ Newsvendor," 2020.
- [9] L. L. Abdel-Malek and R. Montanari, "An analysis of the multi-product newsboy problem with a budget constraint," *International Journal of Production Economics*, vol. 97, no. 3, pp. 296-307, 2005.
- [10] K. Amaruchkul, "Newsvendor Model for Multi-Inputs and-Outputs with Random Yield: Applications to Agricultural Processing Industries," in *ICORES*, 2019, pp. 72-81.
- [11] F. Seubert, N. Stein, F. Taigel, and A. Winkelmann, "Making the Newsvendor Smart—Order Quantity Optimization with ANNs for a Bakery Chain," 2020.



## 7. ภาคผนวก

### 7.1 ปริมาณวัตถุดิบแต่ละชนิดที่สามารถจัดเก็บได้

ในการจัดเก็บวัตถุดิบของร้านอาหารกรณีศึกษาจะใช้ ตู้แช่เย็น 2 ประตูขนาด 60.0 x 75.0 x 200.0 ซม. จำนวน 1 ตู้ ขนาดความจุ 15 คิว (450 ลิตร) ในการจัดเก็บวัตถุดิบต่าง ๆ ซึ่งสามารถจัดเก็บวัตถุดิบแต่ละชนิดได้ตามตาราง 7 (ภายในตู้ยังต้องแบ่งพื้นที่สำหรับจัดเก็บวัตถุดิบอื่นด้วย เช่น ผัก เครื่องดื่ม ขนมหวาน เป็นต้น)

ตารางที่ 7 ปริมาณสูงสุดของวัตถุดิบแต่ละที่สามารถจัดเก็บได้

เนื้อสัตว์	ปริมาณที่จัดเก็บได้	หน่วย
ลูกชิ้นหมู	10	pack
หมูแดง	10	kilogram
หมูชิ้น	10	kilogram
หมูสับ	10	kilogram
ตับ	10	kilogram
เลือดหมู	20	ก้อน
เลือดไก่	20	ก้อน
ซีโครง	5	kilogram
น่องไก่	6	kilogram
กุ้ง	8	kilogram
กุ้งแม่น้ำ	2	kilogram
หมีกาเจน	10	kilogram
หมีกกล้วย	2	kilogram
ลูกชิ้นปลา	3	pack
เล้ง	10	kilogram
ปลาทุ	10	เซ่ง
Total	100	kilogram

## 7.2 ตัวอย่างพารามิเตอร์และผลเฉลยของตัวแบบ

ตัวอย่างพารามิเตอร์ที่ใช้ และผลเฉลยของตัวแบบของวันที่ 14 ธันวาคม 2564 แสดงดังรูปที่ 1-3 โดยต้นทุนวัตถุดิบเป็นราคาที่ซื้อจริงซึ่งเปลี่ยนแปลงตามราคาของ supplier ในแต่ละวัน

ในส่วนของ salvage cost ประกอบไปด้วยค่าไฟที่ต้องเก็บของข้ามคืน (เฉลี่ยวันละประมาณ 30 บาท) และค่าเสียโอกาสที่ซื้อของมาแล้วแต่ยังขายไม่ได้ โดยคิดที่ 2 % ของราคาค้นทุนวัตถุดิบ 1 หน่วย

สำหรับ penalty cost ในกรณีที่วัตถุดิบหมด แล้วต้องสั่งเพิ่ม จะเป็นค่ารถส่งของนอกกรอบ กำหนดให้เป็น 10 บาท ต่อวัตถุดิบ 1 หน่วย

ต้นทุนวัตถุดิบ (THB)				ปริมาณที่สั่ง (หน่วย)		
meat	cost	salvage	penalty	หน่วย	ปัจจุบัน	สูงสุด
ลูกชิ้นหมู	125	2.5	10	pack	1	10
หมูแดง	95	1.9	10	kilogram	1	10
หมูชิ้น	150	3	10	kilogram	1	10
หมูสับ	120	2.4	10	kilogram	3	10
ตับ	110	2.2	10	kilogram	0	10
เลือดหมู	8	0.16	10	ก้อน	4	20
เลือดไก่	8	0.16	10	ก้อน	0	20
ซีโครง	125	2.5	10	kilogram	1	5
น่องไก่	70	1.4	10	kilogram	3	6
กุ้ง	250	5	10	kilogram	1	8
กุ้งแม่น้ำ	330	6.6	10	kilogram	0	2
หมีกาเจน	180	3.6	10	kilogram	1	10
หมีกกล้วย	210	4.2	10	kilogram	0	2
ลูกชิ้นปลา	115	2.3	10	pack	0	3
เล้ง	65	1.3	10	kilogram	2	10
ปลาทุ	45	0.9	10	เซ่ง	1	10
				Total	19	100

รูปที่ 1 ต้นทุนวัตถุดิบ salvage cost, penalty cost ปริมาณวัตถุดิบที่สั่งและปริมาณวัตถุดิบสูงสุดที่จัดเก็บได้



