การพยากรณ์การขายสินค้าโดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล กรณีศึกษา บริษัทกรีนฟู้ดส์ เมเนจเมนท์ จำกัด

Forecasting of Product Sales Using Time Series Data Mining Techniques: A Case Study of Green Food Management Co., Ltd.

วีนัส จันทร์แปลง*[1] ณัฐจักร อำนวยโชคอนันต์[2] พิชญากร เลค[3] และคมเดช บุญประเสริฐ[4]
Weenas Janplaeng*[1], Nattachak Amnuaichokanun[2] , Pitchayakorn Lake[3], and Komdech Boonprasert[4]
สาขาวิชาธุรกิจดิจิทัล คณะเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยสยาม
**ผู้ประสานงานหลัก อีเมล: Weenas3044@gmail.com*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์การขายสินค้า โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลการขายสินค้าย้อนหลัง 6 ปี ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560 - 2665 รวมทั้งสิ้น 72 เดือน จากการวิจัยพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมในการทำนายการขายสินค้าของชุดข้อมูลสินค้า 5 ชุดข้อมูล ได้แก่ 1) แบบการจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นมีความเหมาะสมกับเห็ดเข็มทอง มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เท่ากับ 18.32% 2) แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยมีความเหมาะสมกับเห็ดออรินจิดอกใหญ่ และเห็ดชิเมจิ มีค่าเฉลี่ยการคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เท่ากับ 6.41% และ 8.80% ตามลำดับ และ 3) แบบการจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นมีความเหมาะสมกับองุ่นไชน์มัสแคท และผลไม้ส้มโอตัดแต่ง มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 10.50% และ 12.95% ตามลำดับ

คำสำคัญ: *การพยากรณ์ การขายสินค้า การวิเคราะห์อนุกรมเวลา เทคนิคเหมืองข้อมูล*

Abstract

This research aims to develop a model for forecasting product sales using time series data mining analysis with three techniques: 1) Linear Regression, 2) Multi-layer Perceptron, and 3) Support Vector Machine for Regression. The data used in the study consisted of the product sales for the past six years from 2017 to 2022 AD, totally 72 months. The research found that the appropriate model for predicting product sales from five datasets, as followed: 1) The forecasting model using Multi-layer Perceptron was the most suitable for Golden Needle mushrooms, which had the highest accuracy rate of MMRE (Mean Magnitude of Relative Error) with percentage of 18.32. 2) The forecasting model using Support Vector Machine for Regression was the most suitable for Large Orinji mushrooms and Shimeji mushrooms, which had the highest accuracy rate of MMRE with the percentage of 6.41 and 8.80, respectively. 3) The forecasting model using Linear Regression was the most suitable for Sinus Cat Grapes, and Trimmed Pomelos, which had the highest accuracy rate of MMRE with the percentage of 10.50, and 12.95, in the indicated sequence.

Keywords: *Forecasting, Number of Product Sales, Data Mining Technique*

บทนำ

ปัจจุบันธุรกิจค้าปลีกมีการแข่งขันที่สูงและต้องการเน้นการตอบสนองความต้องการของลูกค้า การผูกขาดทางการค้าของร้านสะดวกซื้อหรือร้านค้าปลีกไม่สามารถทำได้ เนื่องจากทางบริษัทเป็นผู้ให้บริการขนส่งสินค้าผลไม้และเห็ด ซึ่งจัดจำหน่ายทั้งในประเทศและต่างประเทศ โดยบริษัทบรรจุสินค้าผ่านร้านสะดวกซื้อและตามคำสั่งซื้อของลูกค้า การดำเนินธุรกิจในปัจจุบันขึ้นอยู่กับกลไกทางการตลาด โดยแบ่งตามสัดส่วนการตลาดตามความลักษณะของผู้บริโภค และถ้าผู้ประกอบการค้าปลีกไม่มีการเปลี่ยนแปลงหรือปรับปรุงการบริการเพื่อตอบสนองความต้องการผู้บริโภคก็จะไม่สามารถดำเนินธุรกิจได้ จากการศึกษาปัญหาทั่วไปกรณีศึกษาร้านค้าปลีก พบว่าโรงงานแห่งนี้ประกอบธุรกิจส่งผลไม้และเห็ดให้กับร้านสะดวกซื้อ โดยการสั่งสินค้าในปริมาณไม่สม่ำเสมอ ทำให้ปริมาณสินค้าไม่เหมาะสมกับความต้องการของผู้บริโภค ทางบริษัทสั่งซื้อสินค้าล่วงหน้ากับผู้ขายสินค้าโดยตรงด้วยวิธีการคำนวณปริมาณความต้องการของสินค้าล่วงหน้า อาศัยการประมาณยอดขายหรือความต้องการสินค้าในอนาคตจากประสบการณ์ของพนักงานเป็นหลัก ทำให้การส่งผลไม้และผักไม่สมดุลต่อความต้องการสินค้าของลูกค้าในแต่ละช่วงเวลา เนื่องจากปริมาณความต้องการสินค้าของลูกค้าในแต่ละช่วงเวลาไม่เท่ากัน ทำให้สินค้าไม่เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้า ทางบริษัทจึงมีความประสงค์หาวิธีการพยากรณ์ยอดขายสินค้าในอนาคต เพื่อทราบปริมาณสินค้าที่เหมาะสม เพื่อนำไปวางแผนการสั่งซื้อสินค้าและส่งสินค้าให้กับร้านค้าอย่างเหมาะสมในแต่ละช่วงเวลา

วัตถุประสงค์

1. เพื่อเปรียบเทียบการพยากรณ์อนุกรมเวลา 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยเลือกเทคนิคที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการพยากรณ์สินค้าแต่ละชนิด
2. เพื่อสร้างรูปแบบการพยากรณ์สินค้าเพื่อการขายสินค้า ด้วยวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล
3. เพื่อวางแผนจำนวนสินค้าคงคลัง

วิธีดำเนินการวิจัย

1. ศึกษาปัญหาและวิเคราะห์ข้อมูล

การจัดเตรียมสินค้าในคลังเป็นแนวทางในการเตรียมสินค้าให้มีความพร้อมในการขายสินค้าให้เพียงพอต่อความต้องการของลูกค้า อย่างไรก็ตามวิธีกำหนดปริมาณการจัดเตรียมสินค้าคงคลังมีความจำเป็นที่ต้องทราบแนวโน้มของความต้องการสินค้า เช่น ช่วงฤดูกาลผลไม้แต่ละชนิด ในช่วงเวลานั้น ๆ สำหรับข้อมูลที่ถือได้ว่ามีความสำคัญอย่างยิ่งที่ใช้ประกอบการตัดสินใจ การจัดเตรียมคลังสินค้า คือข้อมูลประมาณการปริมาณสินค้าที่คาดว่ามีความต้องการในช่วงต่าง ๆ ของลูกค้า ผู้วิจัยจึงพัฒนางานวิจัยชิ้นนี้เพื่อวัตถุประสงค์หลักในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การขายสินค้า โดยอาศัยเทคนิควิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล เพื่อสร้างแบบจำลอง (Model) ในการทำนายปริมาณการขายสินค้าที่จะเกิดขึ้นในปีถัดไปโดยใช้ข้อมูลการสั่งซื้อสินค้าย้อนหลัง 5 ปีที่ผ่านมา ชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยนำมาใช้ในงานวิจัยเป็นชุดข้อมูลรายการสินค้าที่ขายดีที่สุดประจำปี พ. ศ. 2560 – 2564 มากที่สุดจำนวน 5 ประเภท ได้แก่ เห็ดเข็มทอง เห็ดออรินจิ เห็ดชิเมจิ องุ่นไชน์มัสแคท และผลไม้ตัดแต่งส้มโอ

2. การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายปริมาณการขายสินค้า โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining Techniques)[1] 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multilayer Perceptron) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression)[2] โดยการนำแบบจำลองการพยากรณ์ที่ได้จากเทคนิคต่าง ๆ มาเปรียบเทียบประสิทธิภาพ การวิจัยนี้มีการแบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน คือ 1) ชุดข้อมูลเรียนรู้ (Training Data set) ใช้วิธีการวัดรากของความเคลื่อนที่กำลังสอง (Root Mean Square Error : RMSE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์ (Mean Absolute

Error : MAE) เพื่อแสดงการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเพื่อใช้ประมาณค่าปริมาณการขายสินค้า 2) ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Data set) โดยใช้วิธีการประมาณการความแม่นยำในการพยากรณ์ด้วยค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error : MRE) สำหรับทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยแยกแต่ละเดือนของชุดข้อมูลทดสอบ และใช้ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error : MMRE) เพื่อใช้ในการทดสอบประสิทธิภาพโดยรวมของแบบจำลองการพยากรณ์สำหรับชุดข้อมูลทดสอบ[3,4]

ชุดข้อมูลจะประกอบไปด้วยปริมาณการขายสินค้า แบ่งเป็นรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560-2565 จำนวน 6 ปี โดยในแต่ละชุดข้อมูลจะทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลที่จะนำมาสอนระบบ เพื่อสร้างแบบจำลองการทำนาย (Training Data set) โดยใช้ข้อมูลในระหว่างปี พ.ศ. 2560-2564 และทำการแบ่งข้อมูลที่เหลือในปี พ.ศ. 2565 สำหรับใช้เป็นข้อมูลในการทดสอบ (Testing Data set) แบบจำลองการพยากรณ์

3. การวิเคราะห์ข้อมูล (Data Analysis)

ผู้วิจัยเลือกใช้โปรแกรม Weka version 3.8.6 เพื่อทำการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการขายสินค้า โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล (Time Series Data Mining techniques) วิธีการทั้งหมดจะให้ผลลัพธ์ในรูปแบบของโมเดลซึ่งถือเป็นลักษณะของการแทนความรู้ (Knowledge Representation) แบบหนึ่ง สำหรับรูปแบบการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นแบบ Sliding Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ผู้วิจัยจะนำข้อมูลในปี พ.ศ. 2560-2564 เป็นชุดข้อมูลทดสอบแบ่งเป็น ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน 4) 12 เดือน โดยผลลัพธ์ในการทดสอบประสิทธิภาพของชุดข้อมูลทั้ง 3 จะใช้เป็นตัวชี้วัดว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมกับการใช้ในการสร้างแบบจำลองให้กับสินค้าประเภทใด

4. สถิติที่ใช้ในงานการวิจัย

4.1 การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เป็นวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อหาความ สัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ ซึ่งเทคนิคนี้จะอาศัย ความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรเพื่อใช้ทำนาย[5] โดยสมการถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression Equation) จะแสดงให้ เห็นค่าความสัมพันธ์ของตัวแปรตามกับตัวแปรอิสระ ในลักษณะของข้อมูลเชิงปริมาณ โดยสามารถเขียนได้จากสมการ

$$\gamma = a + bx_1 + cx_1 +$$

4.2 โครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-Layer Perceptron : MLP) โครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น[6] ที่มีลักษณะการเชื่อมต่อแบบโยงไปข้างหน้าแบบทั่วถึง (Fully connected feedforward nets) สามารถมีจำนวนชั้นตั้งแต่หนึ่งชั้นขึ้นไป[7,8] พัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้จุดอ่อนของโครงข่ายประสาทเทียมแบบชั้นเดียว (Single Layer Perceptron) ให้ความสามารถในการคำนวณที่สูงขึ้น โดยโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้นจะประกอบไปด้วยชั้นข้อมูล (Input Layer) ตามจำนวนแอทริบิวต์ของชุดข้อมูล ชั้นซ่อน (Hidden Layer) ความเหมาะสมของการกำหนดขึ้นอยู่กับการทดสอบประสิทธิภาพ และชั้นผลลัพธ์ (Output Layer)

4.3 ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย (Support Vector Machine for Regression: SVR) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine: SVM) เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการจำแนก กลุ่มข้อมูล ด้วยวิธีการหาระนาบการตัดสินใจ (Decision Hyperplane) หรือไฮเปอร์เพลนที่ เหมาะสมสำหรับการแบ่งข้อมูล 2 ส่วนจากกัน ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ยังถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการสร้างสมการในประมาณการค่าฟังก์ชันเชิงเส้น f(x) ที่ใช้แทนระนาบตัดสินใจซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เป็นการนำข้อมูลปัจจุบัน และข้อมูลในอดีตจำนวนหนึ่งมาทำการเรียนรู้ (Training) เพื่อให้ทราบถึงรูปแบบสำหรับคาดการณ์ ผลซึ่งจะเกิดขึ้นในอนาคต ในงานวิจัยนี้ผู้วิจัยใช้ วิธีสร้างสมการในการประมาณค่าฟังก์ชันเชิงเส้นด้วยวิธี Sequential Minimal Optimization for SVM Regression (SMOreg)[9]

4.4 รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง (Root Mean Square Error: RMSE) เป็นค่าที่ใช้ในการวัดขนาดของความคลาดเคลื่อน ของการพยากรณ์ โดยค่าดังกล่าวได้จากค่าความ คลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ซึ่งเป็นการนำผลต่างของค่าจริงและค่าที่ได้ จากการพยากรณ์ยกกำลังสอง อย่างไรก็ตาม ถ้าค่าผลต่างมีค่ามาก จะส่งผลให้ค่าความคลาดเคลื่อนมีค่าที่สูง จึงมีการนำค่าดังกล่าวมาคำนวณด้วยรากที่สอง (Square Root) สำหรับค่า RMSE ที่ได้ จากการทดลองมีค่าน้อย จะแสดงให้เห็นว่า ตัวแบบการพยากรณ์สามารถทำนายผลลัพธ์ที่มีความคลาดเคลื่อนที่ต่ำหรือกล่าวได้ว่าแบบจำลอง การพยากรณ์มีประสิทธิภาพที่ดีค่า RMSE สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (1)$$

เมื่อ y_i คือ ค่าประมาณการจากแบบจำลองการพยากรณ์

$\hat{y}_i$ คือ ค่าจริงที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง

n คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

4.5 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Error: MAE) เป็นค่าเฉลี่ยของ ความแตกต่างสัมบูรณ์ระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริง หากค่า MAE มีค่าน้อย แสดงว่า แบบจำลองสามารถ ประมาณค่าประมาณได้ใกล้เคียงกับค่าจริง ค่า MAE สามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{\mathrm{n}} \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} (\mathrm{T_i} - \mathrm{F_i}) \quad (2)$$

เมื่อ $\mathrm{T_i}$ คือ ค่าจริง

$\mathrm{F_i}$ คือ ค่าพยากรณ์

n คือ จำนวนข้อมูลในชุดข้อมูล

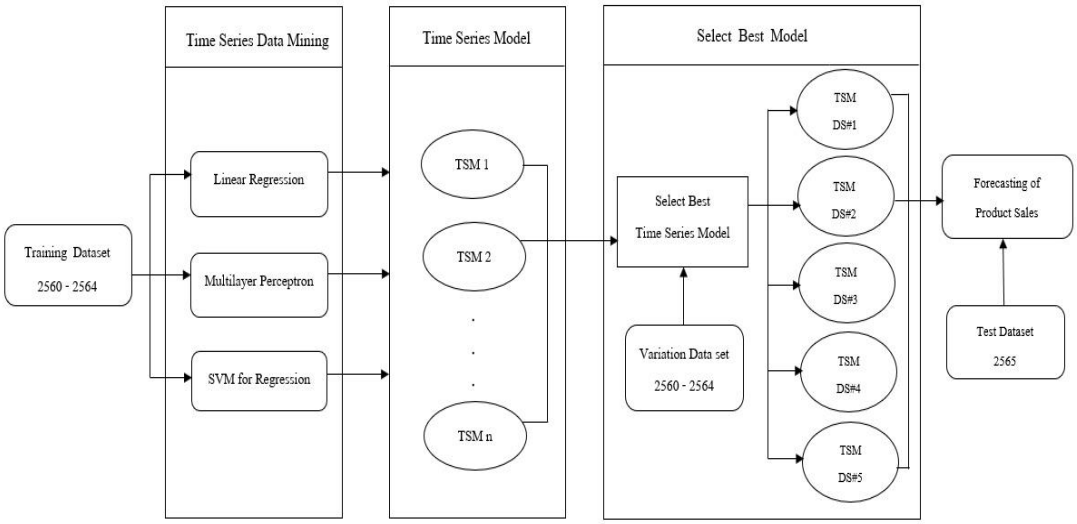
4.5 การประมาณค่าความแม่นยำ (Evaluation Criterion) จากวิธีต่าง ๆ ที่สร้างขึ้นแบบจำลองที่สร้างขึ้นต้องมีความแม่นยำเข้ากันได้กับข้อมูลที่ใช้ ในการสร้างแบบจำลองนั้นสูงสุด (Model Best Fit) แบบจำลองนี้จะถูกนำไปทดสอบกับกลุ่มข้อมูลชุดที่ทราบค่าจริง (Actual Data) ผลจากการพยากรณ์ ข้อมูลชุดใหม่ (Predicted Data) จะถูกนำมาคำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error: MRE) โดยสามารถคำนวณได้จากสมการดังนี้

$$\mathrm{MRE} = \frac{|\mathrm{act} - \mathrm{est}|}{\mathrm{act}} \quad (3)$$

หากข้อมูลมีจำนวนมากต้องนำมาหาค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Mean Magnitude of Relative Error: MMRE) โดยที่ MMRE มีค่าสูง หมายถึง เปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อนสูง ถ้าค่า MMRE = 0 หมายถึง ค่าของการพยากรณ์เท่ากับค่าจริงทุก ๆ ค่า ถ้า MMRE มีค่าน้อย หมายถึง การพยากรณ์ที่ได้มีความแม่นยำสูง โดยสามารถคำนวณ ได้จากสมการดังนี้

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{\mathrm{n}} \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{n}} \frac{|\mathrm{act} - \mathrm{est}|}{\mathrm{act}} \quad (4)$$

สำหรับข้อมูลในปี พ.ศ. 2565 เป็นเป้าหมาย (Target) ในการพยากรณ์ ประสิทธิภาพของการพยากรณ์ในแต่ละอัลกอริทึมจะเป็นดัชนีชี้วัดว่าอัลกอริทึมใดเหมาะสมกับการพยากรณ์ในเดือนใด รายละเอียดชุดข้อมูลตัวอย่างเห็ดเข็มทอง ผู้วิจัยพิจารณาค่า RMSE และ MAE เป็นดัชนีชี้วัดแบบจำลองการทำนายที่มีความเหมาะสมกับการพยากรณ์ในสินค้าแต่ละประเภท สำหรับการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง โดยแยกเป็นแต่ละเดือนของชุดข้อมูลทดสอบ ผู้วิจัยจะพิจารณาจากค่า MRE และ MMRE เพื่อเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมในการนำไปใช้งาน



ภาพที่ 1 กระบวนการวิเคราะห์แบบจำลองสำหรับการทำนายปริมาณการขายสินค้า

ผลการวิจัย

จากผลการทดลองได้ทำการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองเพื่อใช้ในการทำนายปริมาณการขายสินค้า ตามวิธีการดำเนินงานวิจัยด้วยใช้เทคนิควิธีทั้ง 3 เทคนิคกับทดสอบชุดข้อมูลฝึกฝน และชุดข้อมูลทดสอบ จำนวน 3 ชุด ตามขั้นตอนวิธีวิจัย ผลการทดสอบสามารถแบ่งออกเป็น 2 ส่วนดังนี้

1. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนายกับชุดข้อมูล จากชุดข้อมูลที่ผู้วิจัยเลือกใช้จำนวน 5 ประเภทจากปริมาณการขายสินค้า เป็นชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ผู้วิจัยจะนำข้อมูลในปี พ.ศ. 2560-2564 เป็นชุดข้อมูลทดสอบเป็นชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน 4) 12 เดือน นำมาสร้างแบบจำลอง

ตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายโดยใช้ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged)

ชุดข้อมูล		Time Series Data Mining Techniques					
สินค้า	Quarter Lagged	Linear/Regression		MultilayerPerceptron		SMOreg	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
DS#1 เห็ดเข็มทอง	Lag 3	118.08	143.32	155.65	180.21	111.63	146.13
	Lag 6	116.22	142.77	**131.29**	**160.39**	106.99	144.04
	Lag 9	**112.24**	**140.68**	139.39	162.04	101.65	142.57
	Lag 12	116.37	144.39	159.07	178.32	**96.65**	**141.83**
DS#2 เห็ดออรินจิดอกใหญ่	Lag 3	117.66	142.78	156.99	181.21	111.75	144.51
	Lag 6	115.78	142.20	131.87	161.82	105.97	143.94
	Lag 9	**111.58**	**139.93**	**130.96**	**156.12**	101.37	**141.02**
	Lag 12	115.54	143.52	142.81	165.20	**99.38**	142.95
DS#3 เห็ดชิเมจิ	Lag 3	118.62	144.03	156.65	181.84	113.74	145.96
	Lag 6	117.06	143.83	131.57	161.14	107.30	145.33
	Lag 9	**113.68**	**142.06**	**128.80**	**155.03**	102.83	**143.90**
	Lag 12	128.05	156.68	147.11	167.19	**100.44**	144.57
DS#4 องุ่นไชน์มัสแคท	Lag 3	**93.30**	118.82	125.41	156.52	90.94	122.86
	Lag 6	94.01	119.70	125.40	153.89	90.57	123.54
	Lag 9	95.48	121.43	127.42	146.71	88.05	125.64
	Lag 12	94.08	**117.57**	**75.00**	**83.00**	**81.75**	**115.85**
DS#5 ผลไม้ตัดแต่งส้มโอ	Lag 3	**93.79**	**119.13**	127.21	158.01	91.22	124.20
	Lag 6	94.42	119.95	133.24	163.60	88.82	123.28
	Lag 9	95.80	121.75	139.72	163.10	88.63	127.16
	Lag 12	101.06	123.31	**53.85**	**61.36**	**82.61**	**118.75**

จากตารางที่ 1 แสดงผลการทำนายของแต่ละเทคนิควิธีเหมืองข้อมูลกับการใช้ชุดข้อมูล โดยมีจำนวนเดือนย้อนหลัง (Lagged) ที่แตกต่างกัน เมื่อใช้ค่า MAE (ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสมบูรณ์) และ RMSE (รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง) เป็นดัชนีชี้วัดประสิทธิภาพ จากการทดลองแสดงให้เห็นว่า เห็ดเข็มทอง (DS#1) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) มีประสิทธิภาพสูงสุด สำหรับแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 6 เดือน (Lag 6) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด เห็ดออรินจิดอกใหญ่ (DS#2) และเห็ดชิเมจิ (DS#3) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) มีประสิทธิภาพสูงสุด และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย เนื่องจากค่า MAE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 9 เดือน (Lag 9) องุ่นไชน์มัสแคท (DS#4) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น เนื่องจากค่า MAE ประสิทธิภาพสูงสุดด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) และค่า RMSE มีประสิทธิภาพสูงสุดด้วยชุดข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด ผลไม้ตัดแต่งส้มโอ (DS#5) เมื่อสร้างแบบจำลองด้วยเทคนิคการถดถอยเชิงเส้น ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 3 เดือน (Lag 3) มีประสิทธิภาพสูงสุด แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้นและแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ด้วยข้อมูลย้อนหลัง 12 เดือน (Lag 12) มีประสิทธิภาพสูงสุด

จากผลการทดลองผู้วิจัยจึงเลือกชุดข้อมูลย้อนหลังที่ทำให้ได้ค่าประสิทธิภาพที่ดีที่สุด ไปใช้ในการสร้างแบบจำลอง เพื่อการทำนายปริมาณการขายสินค้าในแต่ละเดือน บนชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Dataset) ซึ่งเป็นปริมาณการขายสินค้าในช่วงปี พ.ศ. 2565

2. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายในแต่ละเดือน

จากการนำแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการขายสินค้ามาทดสอบกับชุดข้อมูลปริมาณการขายสินค้าในปี พ.ศ. 2565 โดยแยกปริมาณออกเป็นแต่ละเดือน จำนวน 12 เดือน คำนวณหาค่าความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ (Magnitude of Relative Error) สามารถแสดงผลการทดลองได้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายเห็ดเข็มทอง

ชุดข้อมูล			Time Series Data Mining Techniques					
สินค้า	ข้อมูล 2565		Linear/Regression		MultilayerPerceptron		SMOreg	
			Lag 9		Lag 6		Lag 12	
	Month	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#1 เห็ดเข็มทอง	มกราคม	941	577.42	0.39	866.23	0.08	1561.84	0.66
	กุมภาพันธ์	930	1486.62	0.60	1025.62	0.10	149.73	0.84
	มีนาคม	1112	956.46	0.14	1151.63	0.04	1351.64	0.22
	เมษายน	765	509.58	0.33	911.42	0.19	1254.75	0.64
	พฤษภาคม	980	738.64	0.25	744.11	0.24	1239.05	0.26
	มิถุนายน	1010	1667.11	0.65	1001.78	0.01	58.56	0.94
	กรกฎาคม	1015	1034.49	0.02	1095.45	0.08	1126.28	0.11
	สิงหาคม	825	202.33	0.75	1129.24	0.37	1709.94	1.07
	กันยายน	935	580.43	0.38	835.25	0.11	1567.32	0.68
	ตุลาคม	1025	2089.30	1.04	729.17	0.29	582.67	0.43
	พฤศจิกายน	1070	1590.26	0.49	1015.84	0.05	3361.82	2.14
	ธันวาคม	805	1303.53	0.62	1325.45	0.65	1992.45	1.48
	MMRE		47.10%		18.32%		78.90%	

จากตารางที่ 2 พบว่า การสร้างแบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ให้ประสิทธิภาพสูงสุด เห็ดเข็มทอง มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 18.32

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายเห็ดออรินจิดอกใหญ่

ชุดข้อมูล			Time Series Data Mining Techniques							
สินค้า	ข้อมูล 2565		Linear/Regression		MultilayerPerceptron		SMOreg			
			Lag 9		Lag 9		Lag 9		Lag 12	
	Month	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#2 เห็ดออรินจิดอกใหญ่	มกราคม	938	875.69	0.07	651.26	0.31	924.14	0.01	2090.88	1.23
	กุมภาพันธ์	930	1143.28	0.23	1629.21	0.75	1074.82	0.16	456.08	0.51
	มีนาคม	1112	1062.77	0.04	702.43	0.37	1060.83	0.05	1511.77	0.36
	เมษายน	770	727.40	0.06	709.59	0.08	815.41	0.06	1685.18	1.19
	พฤษภาคม	980	870.37	0.11	865.30	0.12	877.23	0.10	1387.38	0.42
	มิถุนายน	1025	1184.61	0.16	1609.24	0.57	1085.11	0.06	461.06	0.55
	กรกฎาคม	1003	1103.84	0.10	798.72	0.20	1099.67	0.10	993.54	0.01
	สิงหาคม	825	639.31	0.23	597.32	0.28	790.93	0.04	2390.26	1.90
	กันยายน	935	817.64	0.13	697.02	0.25	852.45	0.09	2312.83	1.47
	ตุลาคม	1035	1319.40	0.27	1643.37	0.59	1104.18	0.07	1864.46	0.80
	พฤศจิกายน	1085	1115.01	0.03	1165.06	0.07	1115.26	0.03	8523.06	6.86
	ธันวาคม	790	512.41	0.35	497.70	0.37	797.52	0.01	9466.07	10.98
	MMRE		14.73%		32.98%		6.41%		218.93%	

จากตารางที่ 3 พบว่า การสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยให้ประสิทธิภาพสูงสุด เห็ดออรินจิดอกใหญ่ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 6.41

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายเห็ดชิเมจิ

ชุดข้อมูล			Time Series Data Mining Techniques							
สินค้า	ข้อมูล 2565		Linear/Regression		MultilayerPerceptron		SMOreg			
			Lag 9		Lag 9		Lag 9		Lag 12	
	Month	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#3 เห็ดชิเมจิ	มกราคม	926	1269.43	0.37	757.51	0.18	884.70	0.04	2648.45	1.86
	กุมภาพันธ์	921	958.60	0.04	1562.97	0.70	1078.82	0.17	1244.10	0.35
	มีนาคม	1112	904.30	0.19	627.71	0.44	1083.54	0.03	1811.58	0.63
	เมษายน	751	917.88	0.22	860.67	0.15	822.62	0.10	2170.45	1.89
	พฤษภาคม	980	1155.41	0.18	861.78	0.12	828.15	0.15	1726.86	0.76
	มิถุนายน	1020	1040.04	0.02	1560.30	0.53	1085.69	0.06	1141.32	0.12
	กรกฎาคม	1010	883.94	0.12	798.47	0.21	1141.78	0.13	830.87	0.18
	สิงหาคม	835	816.08	0.02	768.07	0.08	810.28	0.03	3394.75	3.07
	กันยายน	920	1196.13	0.30	723.65	0.21	771.26	0.16	3036.73	2.30
	ตุลาคม	1035	565.74	0.45	1617.06	0.56	1098.92	0.06	3019.53	1.92
	พฤศจิกายน	1085	987.65	0.09	887.36	0.18	1191.75	0.10	16506.22	14.21
	ธันวาคม	805	1061.34	0.32	649.85	0.19	819.34	0.02	22954.32	27.51
	MMRE		19.40%		29.59%		8.80%		456.67%	

จากตารางที่ 4 พบว่า การสร้างแบบจำลองซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยให้ประสิทธิภาพสูงสุด เห็ดชิเมจิ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 8.80

ตารางที่ 5 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายอุ่นไชน์มัสแคท

ชุดข้อมูล			Time Series Data Mining Techniques							
สินค้า	ข้อมูล 2565		Linear/Regression				MultilayerPerceptron		SMOreg	
			Lag 3		Lag 12		Lag 12		Lag 12	
	Month	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#4 อุ่นไชน์มัสแคท	มกราคม	881	626.75	0.29	626.75	0.29	742.87	0.16	439.47	0.50
	กุมภาพันธ์	594	626.75	0.06	626.75	0.06	443.76	0.25	498.44	0.16
	มีนาคม	644	626.75	0.03	626.75	0.03	734.16	0.14	488.12	0.24
	เมษายน	620	626.75	0.01	626.75	0.01	8.01	0.99	287.22	0.54
	พฤษภาคม	710	626.75	0.12	626.75	0.12	684.09	0.04	314.94	0.56
	มิถุนายน	585	626.75	0.07	626.75	0.07	46.88	0.92	295.50	0.49
	กรกฎาคม	586	626.75	0.07	626.75	0.07	636.60	0.09	285.46	0.51
	สิงหาคม	607	626.75	0.03	626.75	0.03	66.88	0.89	287.26	0.53
	กันยายน	564	626.75	0.11	626.75	0.11	419.73	0.26	171.60	0.70
	ตุลาคม	665	626.75	0.06	626.75	0.06	1.19	1.00	21.12	0.97
	พฤศจิกายน	620	626.75	0.01	626.75	0.01	673.13	0.09	9.60	0.98
	ธันวาคม	445	626.75	0.41	626.75	0.41	43.49	0.90	68.07	0.85
	MMRE		10.50%		10.50%		47.59%		58.56%	

จากตารางที่ 5 พบว่า การสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นให้ประสิทธิภาพสูงสุด อุ่นไชน์มัสแคท มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 10.50

ตารางที่ 6 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลองการทำนายผลไม้ตัดแต่งส้มโอ

ชุดข้อมูล			Time Series Data Mining Techniques					
สินค้า	ข้อมูล 2565		Linear/Regression		MultilayerPerceptron		SMOreg	
			Lag 3		Lag 12		Lag 12	
	Month	Actual	Predict	MRE	Predict	MRE	Predict	MRE
DS#5 ผลไม้ตัดแต่งส้มโอ	มกราคม	853	621.75	0.27	1134.28	0.33	621.53	0.27
	กุมภาพันธ์	558	621.75	0.11	614.33	0.10	414.72	0.26
	มีนาคม	709	621.75	0.12	1133.11	0.60	623.04	0.12
	เมษายน	584	621.75	0.06	681.55	0.17	302.32	0.48
	พฤษภาคม	705	621.75	0.12	1150.57	0.63	484.83	0.31
	มิถุนายน	590	621.75	0.05	714.34	0.21	402.14	0.32
	กรกฎาคม	583	621.75	0.07	1220.49	1.09	395.64	0.32
	สิงหาคม	627	621.75	0.01	719.71	0.15	467.19	0.25
	กันยายน	567	621.75	0.10	1217.48	1.15	259.51	0.54
	ตุลาคม	670	621.75	0.07	712.72	0.06	314.19	0.53
	พฤศจิกายน	615	621.75	0.01	1455.85	1.37	294.91	0.52
	ธันวาคม	400	621.75	0.55	366.52	0.08	226.39	0.43
	MMRE		12.95%		49.52%		36.39%	

จากตารางที่ 6 พบว่า การสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นให้ประสิทธิภาพสูงสุด ผลไม้ตัดแต่งส้มโอ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับร้อยละ 12.95

สรุปผลการวิจัยและการอภิปรายผล

งานวิจัยนี้เป็นการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณการขายสินค้า โดยใช้วิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ การถดถอยเชิงเส้น แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเซ็ปตรอนหลายชั้น และซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย โดยมีขั้นตอนในการดำเนินการวิจัยแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอน ดังนี้ 1) ศึกษาปัญหาและวิเคราะห์ข้อมูล จากการศึกษาปัญหาที่เกิดขึ้นผู้วิจัยได้จัดเตรียมสินค้าในคลังเป็นแนวทางในการเตรียมสินค้าให้มีความพร้อมในการขายสินค้าและเพียงพอต่อความต้องการของลูกค้า ผู้วิจัยจึงพัฒนางานวิจัยชิ้นนี้เพื่อในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์การขายสินค้าโดยอาศัยเทคนิควิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล เพื่อสร้างแบบจำลอง 2) การเตรียมข้อมูล ผู้วิจัยทำการเลือกสินค้า 5 ประเภท ได้แก่ เห็ดเข็มทอง เห็นออรินจิ เห็ดชิเมจิ องุ่นไชน์มัสแคท และผลไม้ตัดแต่งส้มโอ แบ่งเป็นรายเดือนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2560-2565 จำนวน 6 ปี 3) การวิเคราะห์ข้อมูล สำหรับรูปแบบการพยากรณ์จะมีลักษณะเป็นแบบ Sliding Window ซึ่งเป็นการจัดเรียงข้อมูลแบบอนุกรมเวลาโดยสร้างชุดข้อมูลสำหรับการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ โดยนำข้อมูลในปี พ.ศ. 2560-2564 เป็นชุดข้อมูลทดสอบแบ่งเป็น ชุดข้อมูลย้อนหลัง (Lagged) 1) 3 เดือน 2) 6 เดือน 3) 9 เดือน 4) 12 เดือน

ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ว่า เห็ดเข็มทอง สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ขายสินค้าได้มีประสิทธิภาพที่สุดด้วยวิธีการโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เท่ากับ 18.32% เห็ดออรินจิดอกใหญ่ และเห็ดชิเมจิ สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ขายสินค้าที่มีประสิทธิภาพที่สุดด้วยวิธีการซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เท่ากับ 6.41% และ 8.80% ตามลำดับ องุ่นไชน์มัสแคท และผลไม้ส้มโอตัดแต่ง สามารถสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ขายสินค้าที่มีประสิทธิภาพที่สุดด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้น มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 10.50% และ 12.95% ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ วีระยุทธ พิมพาภรณ์และคณะ (2559) [10] ที่ได้ศึกษาวิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณการเกิดอุบัติเหตุในช่วงเทศกาล โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลา ด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาแบบจำลองการพยากรณ์ปริมาณอุบัติเหตุในช่วงเทศกาล โดยใช้วิธีการวิเคราะห์ อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล 3 เทคนิค ได้แก่ 1) การถดถอยเชิงเส้น 2) แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมแบบเปอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น และ 3) ซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอย ข้อมูลที่นำมาใช้ในการศึกษาเป็นข้อมูลผู้บาดเจ็บและ เสียชีวิตในเทศกาลปีใหม่ประจำปี พ.ศ. 2551 ถึง พ.ศ. 2558 รวมทั้งสิ้น 56 วัน จากผลการวิจัยพบว่าแบบจำลองที่มีเหมาะสมในการทำนายปริมาณอุบัติเหตุในช่วงเทศกาลของชุดข้อมูลทดสอบทั้ง 3 จังหวัด ได้แก่ แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลจังหวัดนครราชสีมา มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 47.11% แบบจำลองการพยากรณ์ด้วยวิธีการถดถอยเชิงเส้นมีความเหมาะสมกับชุด ข้อมูลจังหวัดเชียงใหม่ มีค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์เท่ากับ 24.24% และแบบจำลองการพยากรณ์ด้วยซัพพอร์ต เวกเตอร์แมชชีนสำหรับการถดถอยมีความเหมาะสมกับชุดข้อมูลจังหวัดชลบุรี มีค่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมพัทธ์ เท่ากับ 24.65% และสอดคล้องกับงานวิจัยของอภิชัย พรมอ่อน (2561)[11] ที่ได้วิจัยเรื่องการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลาเพื่อการวางแผนสั่งซื้อวัตถุดิบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อการศึกษาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม เพื่อวิเคราะห์หาปริมาณการสั่งซื้อวัตถุดิบและใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาและปรับปรุงสั่งซื้อวัตถุดิบของบริษัทโดยทำการเก็บข้อมูลกับการจัดซื้อวัตถุดิบ โดยทำการเก็บข้อมูลของการจัดซื้อวัตถุดิบจากเดือน มกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือน มิถุนายน พ.ศ. 2561 โดยเก็บข้อมูลเป็นรายเดือน ทำให้ได้ข้อมูลทั้งหมด 42 ชุดข้อมูล เพื่อใช้ในการวิเคราะห์หาเทคนิคการพยากรณ์ที่เหมาะสม โดยเทคนิคการพยากรณ์ที่ใช้ในการวิเคราะห์มีด้วยกัน 4 เทคนิคคือ 1. เทคนิคค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (Moving Average) 2. วิธีการเปรียบเทียบแบบเอ็กซ์โปแนนเชียลซ้ำหนึ่งครั้งเดียว (Single Exponential Smoothing) 3. การเปรียบเทียบแบบเอ็กซ์โปแนนเชียลซ้ำกันสองครั้ง (Double Exponential Smoothing Method) 4. การพยากรณ์ด้วยวิธีการ (Winters' Method) และทำการหาค่าเฉลี่ยคาดเคลื่อนน้อยที่สุด MSE, MAD, MAPE โดยใช้โปรแกรม Minitab ผลจากการวิจัยพบว่า เทคนิคการพยากรณ์ที่มีค่าคาดเคลื่อนน้อยที่สุดคือการพยากรณ์ด้วยวิธีการ (Winters' Method) และเมื่อทำการใช้ในการวางแผนสั่งซื้อวัตถุดิบปรากฏว่าให้ค่าความคาดเคลื่อน (MAD, MSE, MAPE) น้อยกว่าการวางแผนของพนักงานฝ่ายผลิตและยังสามารถลดความแตกต่างระหว่างค่าที่

เกิดจากการพยากรณ์กับปริมาณที่ทำการสั่งซื้อจริง โดยลดลงจาก 9.97% เป็น 5.35% ทำให้การสั่งซื้อวัตถุดิบล่วงหน้ามีความแม่นยำมากขึ้น

ข้อเสนอแนะ

เมื่อพิจารณาจากผลการวิจัยโดยละเอียดพบว่า ประเด็นสำคัญในการพยากรณ์ปริมาณขายสินค้า แบ่งเป็น 2 ประเด็นสำคัญ ได้แก่ 1) ผู้พยากรณ์ต้องเลือกใช้เทคนิคที่เหมาะสมกับชุดข้อมูล เมื่อผู้วิจัยพิจารณาผลในภาพรวมแล้วพบว่า เทคนิคที่แตกต่างกันและจำนวนข้อมูลย้อนหลังที่มีความเหมาะสมจะเป็นส่วนหนึ่งที่ทำให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพที่แตกต่างกัน เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในการทำนายนั้น ผู้วิจัยต้องการดูแนวโน้มของการขายสินค้าในระยะยาว เพื่อใช้ในการวางแผนเชิงธุรกิจ ดังนั้นระยะเวลาที่เหมาะสมควรอยู่ในช่วงเวลาตั้งแต่ 5 ปีขึ้นไป 2) การเลือกเทคนิคที่ใช้กับชุดทดสอบข้อมูล ซึ่งเป็นตัวแทนในการทำนายหรือชุดข้อมูลที่ยังไม่เกิดขึ้นควรเลือกชุดข้อมูลสุดท้าย ซึ่งงานวิจัยนี้เลือกชุดข้อมูลปี พ.ศ. 2564 ทั้งนี้เนื่องจากแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงปีสุดท้ายจะสอดคล้องกับแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงในปีถัดไปที่ยังไม่เกิดขึ้นมากที่สุด ดังนั้นจึงเป็นวิธีที่เหมาะสมในการกำหนดเทคนิคและวิธีที่ใช้ในการทำนายและวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองการทำนาย

เอกสารอ้างอิง

1. Cai T, Hall P. Prediction in Functional Linear Regression. Ann Stat. 2006;34(5):2159-2179.
2. Cryer JD, Chan KS. Time series analysis: with applications in R. 2nd ed. New York: Springer; 2008.
3. Jørgensen M, Halkjelsvik T, Liestøl K. When should we (not) use the mean magnitude of relative error (MMRE) as an error measure in software development effort estimation? Inf Softw Technol. 2022 Mar 1;143:106784.
4. Pujari AK. Data Mining Techniques. Bangalore: Universities Press; 2001.
5. Hamilton JD. Time Series Analysis. Princeton: Princeton University Press; 2020.
6. Frias-Martinez E, Sanchez A, Velez J. Support vector machines versus multi-layer perceptrons for efficient off-line signature recognition. Eng Appl Artif Intell. 2006;19(6):699-712.
7. Kubat M. Neural networks: A comprehensive foundation by Simon Haykin. Macmillan; 1994. Knowl Eng Rev. 1999;13(4):409-412.
8. Ghorbanian J, Ahmadi M, Soltani R. Design predictive tool and optimization of journal bearing using neural network model and multi-objective genetic algorithm. Scientia Iranica. 2011;18(5):1095-1105.
9. Shevade SK, Keerthi SS, Bhattacharyya C, Murthy KRK. Improvements to the SMO algorithm for SVM regression. IEEE Trans Neural Networks. 2000;11(5):1188-1193.
10. วีระยุทธ พิมพาภรณ์, ภัฏธณัฐ แหยมดอนไพร, ศิรดา จีระพจน์. การพยากรณ์ปริมาณการเกิดอุบัติเหตุในช่วงเทศกาล โดยใช้การวิเคราะห์อนุกรมเวลาด้วยเทคนิคเหมืองข้อมูล. การประชุมวิชาการระดับชาติ ครั้งที่ 8 มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม “บูรณาการศาสตร์และศิลป์ งานวิจัยท้องถิ่นไทยและประชาคมอาเซียน” (Integration of Art and Science Research for Local Area Thailand and ASEAN Community); 31 มีนาคม - 1 เมษายน 2559; มหาวิทยาลัยราชภัฏนครปฐม. นครปฐม; 2559.
11. อภิชัย พรมอ่อน. การศึกษาการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา (TIME SERIES) เพื่อการวางแผนสั่งซื้อวัตถุดิบ กรณีศึกษา บริษัทผลิตชิ้นส่วนท่อยางรถยนต์. [วิทยานิพนธ์บริหารธุรกิจมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการอุตสาหกรรม]. กรุงเทพฯ: สถาบันเทคโนโลยีไทย-ญี่ปุ่น; 2561.