

การพยากรณ์สินค้าประเภทยาเวชภัณฑ์
กรณีศึกษา ร้านขายยา AAA ณ จังหวัดนครราชสีมา ประเทศไทย (ตะวันออกเฉียงเหนือ)

Pharmaceutical Product Forecasting
A Case Study of AAA Pharmacy in Nakhon Ratchasima Province,
Thailand (Northeastern Region)

จันจิรา กลัดเจริญ¹, ชูเบร แสงสุข¹, ธนานนท์ กาญจวิทย์¹, นิสารัตน์ เจริญเวชธรรม¹, เบญญทิพย์ ทองเงิน¹,
พงศธร สายสูง¹, ภัทรวรรณ จ้อยทอง¹ และ พรพรหม รุ่งเรือง^{1*}

Chanchira Kladjaroen¹, Subest Saengsuk¹, Thananon Karnwityee¹, Nisarath
Charoenwetchatham¹, Benyathip Thongngoen¹, Pongsatorn Saysoung¹, Pattawat Joythong¹
and Phornprom Rungruang^{1*}

¹สาขาการจัดการโลจิสติกส์ คณะวิทยาการจัดการ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ จังหวัดชลบุรี ประเทศไทย 20230

¹Department of Logistics Management, Faculty of Management Sciences, Kasetsart University, Chonburi, Thailand 20230

*Corresponding author E-mail: phornprom.r@ku.th

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ เพื่อพัฒนารูปแบบการพยากรณ์ความต้องการสินค้าเวชภัณฑ์สำหรับร้านขายยา AAA จังหวัดนครราชสีมา โดยศึกษาการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มีเทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณจำนวน 10 วิธี คือ 1).Moving Average 3 เดือน (MA3) 2).Moving Average 12 เดือน (MA12) 3).Single Exponential (SE) 4).Double Exponential (DE) 5).Winters' Method Multiplicative (WMM) 6).Winters' Method Additive (WMA) 7).Trend Analysis (TA) 8).Time Series Decomposition Multiplicative (TSDM) 9).Time Series Decomposition Additive (TSDA) 10). Long Short-Term Memory (LSTM) และการใช้โปรแกรม MINITAB เพื่อลดปัญหาการขาดแคลนสินค้าและการจัดเก็บสินค้ามากเกินไป ความจำเป็น โดยเลือกพยากรณ์กลุ่มสินค้าอันตราย 29 Stock Keeping Units (SKUs) แบ่งเป็นยาประเภทย่อยได้ 11 กลุ่ม คือ ยาหยอดตา ยาปฏิชีวนะ ยาถ่ายพยาธิ ยาคุมกำเนิด ยาคลายเครียด ยาแก้ไอ

ยาแก้ไอเสบ ยาแก้หวัด ยาแก้แพ้ ยาแก้ปวด และยาแก้กรดไหลย้อน โดยใช้ข้อมูลระยะเวลา 3 ปี ในช่วงเดือนมกราคมปี 2561 ไปจนถึงเดือนธันวาคมปี 2563 เพื่อเลือกใช้วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับแต่ละกลุ่มสินค้า และวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ด้วยค่าความเบี่ยงเบนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ (MAD)

จากผลการศึกษาศึกษาสามารถหาวิธีการพยากรณ์ความต้องการที่เหมาะสม โดยแบ่งตามคุณลักษณะของสินค้าออกเป็น 4 กลุ่ม คือ 1.วิธี Moving Average ที่ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดและมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด เหมาะกับกลุ่มสินค้าที่มีความต้องการคงที่ (Stable Demand) ได้แก่ ยาแก้ปวด, ยาคลายเครียด 2.วิธี Trend Analysis กลุ่มสินค้าที่มีแนวโน้มการเติบโต (Trending Demand) ที่ให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมเนื่องจากสามารถจับแนวโน้มการเติบโตของข้อมูลได้ดี ได้แก่ ยาคุมกำเนิด 3.วิธี Winters' Method Multiplicative ซึ่งมีความแม่นยำมากที่สุดในการพยากรณ์ กลุ่มสินค้าที่มีฤดูกาล (Seasonal Demand) ประกอบด้วยสินค้าที่มีความต้องการสูงในแต่ละฤดูกาล ได้แก่ ยาปฏิชีวนะ, ยาแก้ไอ, ยาแก้แพ้, ยาแก้หวัด และ 4.โมเดล Machine Learning แบบ Long Short-Term Memory (LSTM) สามารถจัดการข้อมูลที่มีความผันผวนสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ กลุ่มสินค้าที่มีความผันผวนสูง (Irregular Demand) ประกอบด้วยสินค้าที่มีความต้องการไม่แน่นอน ได้แก่ ยาหยอดตา, ยาถ่ายพยาธิ, ยาแก้ไอเสบ และยาแก้กรดไหลย้อน โดยร้านขายยาสามารถเลือกวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับกลุ่มประเภทสินค้าที่ตัวเองมีอยู่ และจากผลการวิจัยโดยรวมสามารถสรุปได้ว่าวิธี LSTM นำมาใช้ในการพยากรณ์สามารถลดความผิดพลาดโดยรวมได้ดีที่สุด โดยจะสามารถช่วยให้บริษัทสามารถลดต้นทุนและเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการสินค้าคงคลังมากที่สุด

คำสำคัญ : การพยากรณ์, สินค้าคงคลัง, Long Short-Term Memory (LSTM), การเรียนรู้ของเครื่อง

ได้รับเมื่อ 10 มีนาคม 2568; แก้ไขเมื่อ 23 เมษายน 2568; ตอรับการตีพิมพ์เมื่อ 25 เมษายน 2568

Abstract

This research aims to develop a forecasting model for pharmaceutical product demand at AAA Pharmacy in Nakhon Ratchasima Province by studying Machine Learning techniques. The study examines ten quantitative forecasting methods 1).Moving Average 3 months (MA3) 2).Moving Average 12 months (MA12) 3).Single Exponential (SE) 4).Double Exponential (DE) 5).Winters' Method Multiplicative (WMM) 6).Winters' Method Additive (WMA) 7).Trend Analysis (TA) 8).Time Series Decomposition Multiplicative (TSDM) 9).Time Series Decomposition Additive (TSDA) 10). Long Short-Term Memory (LSTM). Additionally, the research utilizes MINITAB software to reduce the issues of product shortages and excessive inventory. The study focuses

on forecasting 29 hazardous product Stock Keeping Units (SKUs), categorized into 11 subgroups eye drops, antibiotics, anthelmintics, contraceptives, anxiolytics, cough medicine, anti-inflammatory drugs, cold medicine, antihistamines, pain relievers, and acid reflux medication. The data covers a three-year period from January 2018 to December 2020 to determine the most suitable forecasting method for each product category. The accuracy of the forecasts is measured using Mean Absolute Deviation (MAD).

From the research findings, appropriate demand forecasting methods were determined by categorizing products into four groups based on their characteristics. 1. The Moving Average method, which provides the highest forecasting accuracy and lowest error rate, is suitable for stable demand products such as pain relievers and anxiolytics. 2. The Trend Analysis method is appropriate for trending demand products like contraceptives, as it effectively captures growth patterns in the data. 3. Winters' Method Multiplicative, which offers the highest accuracy in forecasting seasonal demand products that experience high demand during specific seasons, including antibiotics, cough medicine, antihistamines, and cold medicine. 4. The Long Short-Term Memory (LSTM) machine learning model efficiently manages highly volatile data for irregular demand products with uncertain demand patterns, including eye drops, anthelmintics, anti-inflammatory drugs, and acid reflux medication. Pharmacies can select forecasting methods appropriate for their product categories. Overall research findings conclude that the LSTM method provides the best error reduction when implemented for forecasting, enabling companies minimize costs and maximize inventory management efficiency.

Keywords: Forecasting, Inventory, Long Short-Term Memory (LSTM), Machine Learning (ML)

Received: March 10, 2025; Revised: April 23, 2025; Accepted: April 25, 2025

1. บทนำ

ร้านขายยาเป็นธุรกิจค้าปลีกที่มีบทบาทสำคัญในชีวิตประจำวันของผู้คน เนื่องจากเป็นแหล่งจำหน่ายยาที่จำเป็นในการดูแลสุขภาพ เช่น ยาสำหรับการรักษาโรคหรือบรรเทาอาการเจ็บป่วยต่าง ๆ โดยร้านขายยามักตั้งอยู่ในย่านที่อยู่อาศัยเพื่อความสะดวกในการเข้าถึงของลูกค้า ยาจึงถือเป็นหนึ่งในปัจจัยที่สำคัญในการดำเนินชีวิตประจำวันของมนุษย์ อย่างไรก็ตามร้านขายยามักพบกับความท้าทายในการบริหารจัดการสต็อกสินค้าเนื่องจากยามีวันหมดอายุ และอาจเสื่อมสภาพได้ตามกาลเวลาทำให้การสั่งซื้อ และการสต็อกยาต้องคำนึงถึง

ปัจจัยหลายประการ ดังนั้นการสั่งซื้อสินค้าคงคลังแต่พอที่จะสามารถช่วยลดต้นทุนของบริษัทได้เป็นอย่างมาก วิธีการพยากรณ์จึงจำเป็นอย่างยิ่งในการวางแผนการสั่งซื้อสินค้า (เกียรตินันท์ ทองนุ่น, 2565)

การพยากรณ์ความต้องการเป็นสิ่งสำคัญที่ช่วยให้ร้านค้าสามารถบริหารจัดการสินค้าคงคลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่เกิดปัญหาสินค้ามีมากเกินไปหรือการขาดสต็อกที่อาจนำไปสู่ต้นทุนในการเก็บรักษาสินค้า และขาดโอกาสในการขายสินค้าที่ลูกค้าต้องการ (ภัทรา วิวัฒน์สร, 2565; รัชนิ โฆษิตานนท์, 2564) ดังนั้นการพัฒนาระบบการคาดการณ์ความต้องการสินค้าในร้านขายยา AAA จึงเป็นเรื่องที่มีความสำคัญ เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการสินค้าคงคลัง ลดต้นทุนที่เกิดจากการเก็บรักษาสินค้า และเพิ่มรายได้จากการจัดการสินค้าอย่างเหมาะสม โดยในการพยากรณ์ยอดขายนั้นมียุทธวิธีที่หลากหลาย เช่น อนุกรมเวลา (Time-series methods) และ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งในแต่ละวิธีการจะเหมาะสมสำหรับสินค้าแต่ละประเภท แล้วแต่ปัจจัยแวดล้อมที่แตกต่างกัน (เทวา พรหมนุชานนท์ และคณะ 2565; ชุติมณชน ภัคศิริโรตม์, 2564)

ดังนั้นปัญหาที่เกิดขึ้นในร้านขายยา AAA คือการขาดการใช้เทคโนโลยีในการพยากรณ์ความต้องการสินค้า ทำให้ทางร้านสั่งซื้อสินค้ามากเกินไปหรือไม่ตรงกับปริมาณความต้องการของลูกค้า ส่งผลให้เกิดการหมุนเวียนด้านการเงินที่ต่ำและสินค้าขาดสต็อกในบางกรณี ด้วยเหตุนี้ทางคณะผู้จัดทำจึงเห็นความสำคัญในการพัฒนาโมเดล Machine Learning โดยใช้ LSTM ที่มีความแม่นยำสูงกว่า Time-series method ในการพยากรณ์สินค้าที่มีปัจจัยที่มีผลกระทบกับยอดขายหลายปัจจัย และสามารถช่วยให้บริษัทขนาดกลางและขนาดเล็ก (SMEs) ประหยัดต้นทุนการจัดการสินค้าคงคลังเป็นอย่างยิ่ง (ธนกร สุทธิสนธ, 2565) การนำวิธีการพยากรณ์แบบ Machine Learning จึงเหมาะสมสำหรับการคาดการณ์ความต้องการยอดขายของยาที่มีหลากหลายประเภทและมีการใช้งานที่แตกต่างกัน ซึ่งสามารถแบ่งออกได้เป็นหลายกลุ่มตามลักษณะการใช้งาน โดยจะมีการเปรียบเทียบความแม่นยำและประสิทธิภาพ เพื่อให้สามารถช่วยลดปัญหาสินค้าขาดสต็อก ลดต้นทุน และเพิ่มรายได้ให้กับร้านขายยา AAA

2. วัตถุประสงค์

2.1 เพื่อศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์

2.2 เพื่อค้นหาและเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับกรณีศึกษา

3. ทบทวนวรรณกรรม

พาทักษ์ พวงบานเย็น (2563) ได้ทำการวิจัยในเรื่องการพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของโรงเรียนในจังหวัดพระนครศรีอยุธยา โดยใช้เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ เก็บรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์ตามขนาดโรงเรียน ดังนี้ โรงเรียนที่มีขนาดเล็ก ขนาดกลาง ขนาดใหญ่ ไปจนถึงโรงเรียนที่มีขนาดใหญ่พิเศษ เพราะจะมีจำนวนนักเรียนที่แตกต่างกันอย่างเห็นได้ชัด ซึ่งจากการสำรวจเพื่อเก็บข้อมูลและทำการวิเคราะห์ พบว่า ในภาพรวม อุณหภูมิเฉลี่ยรายเดือนเป็น 28.87 องศาเซลเซียส ($SD = 1.23$) จำนวนเครื่องปรับอากาศเฉลี่ย 4.77 เครื่อง ($SD = 12.21$) จำนวนห้องเรียนเฉลี่ย 12.01 ห้อง ($SD = 10.74$) จำนวนครูและนักเรียนเฉลี่ย 235.94 คน ($SD = 407.60$) จำนวนคน/ห้องเรียนเฉลี่ย 15.69 คน ($SD = 10.558$) จำนวนคอมพิวเตอร์ตั้งโต๊ะเฉลี่ย 30.43 เครื่อง ($SD = 127.79$) และการใช้พลังงานไฟฟ้าเฉลี่ย 2,883 หน่วย ($SD = 7,612$) จากการเก็บข้อมูลทั้งหมด 184 โรงเรียน ผลลัพธ์ที่ได้คือ โรงเรียนขนาดเล็กและขนาดกลางอาจไม่เหมาะกับการใช้เทคนิคการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุเพราะให้ผลที่ไม่แม่นยำมากนัก อาจสรุปได้ว่ายิ่งโรงเรียนมีขนาดใหญ่รูปแบบของการวิเคราะห์ด้วยวิธีถดถอยเชิงเส้นแบบพหุจะสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น อาจเกิดจากตัวแปรอิสระที่คัดเลือกมานั้นใช้พยากรณ์ในวิจัยนี้มีความเหมาะสมกับโรงเรียนขนาดใหญ่มากกว่า

รัชณี โฆษิตานนท์ (2564) ได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ความต้องการในการสั่งซื้อและจัดการวัตถุดิบคลัง กรณีศึกษาบริษัทผลิตเครื่องฟอกอากาศ โดยมีวัตถุประสงค์หลักคือการหารูปแบบวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมเพื่อเป็นแนวทางในการบริหารจัดการสินค้าคงคลังให้ดียิ่งขึ้น จากผลสำรวจจากการเก็บรวบรวมข้อมูลและวิเคราะห์พบว่าวิธีที่เหมาะสม คือ วิธี Holt-winters' for multiplicative seasonal effect เนื่องจากวิธีนี้ให้ค่าพยากรณ์ได้ใกล้เคียงกับปริมาณการใช้ที่เกิดขึ้นจริง โดยเมื่อทำการวิเคราะห์แล้วได้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด เมื่อเทียบกับวิธีการพยากรณ์รูปแบบอื่น โดย วิธีค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) = 21%, ค่าเฉลี่ยของความเบี่ยงเบนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Deviation : MAD) = 4,590 และ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squared Error : MSE) = 37,912,638 จากข้อมูลต้นทุนรวมข้างต้นในการจัดการวัตถุดิบแบบเดิมมีค่า 95,516 บาทต่อปี ซึ่งเมื่อหาวิธีที่เหมาะสมได้แล้วสามารถลดต้นทุนรวมลงได้ถึง 41,763 บาทต่อปี หรือลดลงร้อยละ 43.72

ไพศาล อินทรสุวรรณ (2563) ได้ใช้เทคนิคการพยากรณ์เชิงปริมาณมาช่วยในการทำวิจัยเรื่องการพัฒนาโปรแกรมเพื่อช่วยพยากรณ์ความต้องการของวัตถุดิบของผลิตภัณฑ์ธุรกิจอาหารสัตว์ โดยใช้เทคนิคการพยากรณ์ 3 รูปแบบ ดังนี้ Moving Average, Single Exponential และ Double Exponential ซึ่งใช้ข้อมูลยอดขาย 30 เดือนมาใช้ในการพยากรณ์ พบว่า วิธี Moving Average มีค่า MAPE = 32.83% วิธี Single Exponential มีค่า MAPE = 28.02% และวิธี Double Exponential มีค่า MAPE = 29.88% สรุปได้ว่าวิธี

Single Exponential ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับเทคนิคอื่น ๆ ช่วยในเรื่องของสินค้าคงคลัง เพราะก่อนหน้านี้ในบางเดือนจะมีช่วงที่มีความต้องการซื้อสินค้าสูงแต่พยากรณ์ไว้ต่ำกว่าความเป็นจริงจึงทำให้ไม่มีสินค้าสำรองเก็บไว้เพื่อจำหน่ายเกิดการสูญเสียรายได้ และในขณะเดียวกันนั้นในบางเดือนความต้องการสินค้าก็น้อยแต่มีสินค้าเก็บไว้มาก ส่งผลต่อต้นทุนสินค้าคงคลัง

จิราพร ภูทองคำ และถิรนนท์ ทิวาราตรีวิทย์ (2564) ได้เลือกกรณีศึกษาเป็นร้าน Pizza HUK T&J เพื่อทำการวิจัยโดยใช้เครื่องมือการพยากรณ์เชิงปริมาณ ปัจจัยหลักในการทำการวิจัยก็เป็นเพราะว่าธุรกิจร้านอาหารในปัจจุบันมีการแข่งขันที่ค่อนข้างสูง ผู้ประกอบการส่วนใหญ่มักเลือกที่จะหันมาเปิดธุรกิจด้านอาหารเป็นของตัวเองกันมากขึ้น ผู้วิจัยจึงมองลึกลงไปเห็นถึงความสำคัญและจำต้องมีการเข้ามาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการของวัตถุดิบเพื่อลดการเสียโอกาสทางการขาย ซึ่งได้ทำการพยากรณ์โดยใช้ 3 วิธี ดังนี้ การพยากรณ์แบบถ่วงเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average : MA), การพยากรณ์แบบถ่วงเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนัก (Weighted Moving Average : WMA) และการพยากรณ์แบบปรับเรียบเอกซ์โปเนนเชียล (Exponential Smoothing Method : ESM) ในการคำนวณวัตถุดิบ แบ่งออกเป็น แบ่ง สับปะรด ชีส ให้ผลลัพธ์ค่า MAD รวมดังนี้ วิธีที่ 1 ค่า MAD = 2.44, วิธีที่ 2 ค่า MAD = 2.31 และวิธีที่ 3 ค่า MAD = 2.50 สรุปได้ว่าค่าพยากรณ์ที่ให้ค่า MAD ต่ำที่สุดคือ WMA

ภัทรา วิวัฒน์สร (2565) ได้ทำการศึกษาโดยกรณีศึกษา ของบริษัทธุรกิจจำหน่ายเครื่องขัดผิวโลหะมาทำหัวข้อวิจัยเรื่องการพยากรณ์ความต้องการเพื่อการวางแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบโดยการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา มีการวัดผลการพยากรณ์ด้วยวิธีต่าง ๆ โดยทำการเก็บรวบรวมข้อมูลย้อนหลังเป็นระยะเวลา 12 เดือน ได้แก่ ปริมาณคำสั่งซื้อในแต่ละเดือนและปริมาณการใช้เครื่องมือในแต่ละเดือน จากการรวบรวมข้อมูลมาทำการวิเคราะห์พบว่า ปริมาณการสั่งซื้อเครื่องมือกับปริมาณการใช้เครื่องมือ นั้นไม่สอดคล้องกัน อาจด้วยสถานการณ์ต่าง ๆ ทำให้บริษัทซัพพลายเออร์ไม่สามารถส่งเครื่องมือให้กับทางบริษัทได้ตามปกติ จึงต้องมีการเก็บสินค้าคงคลังไว้มากขึ้นถึงจะสอดคล้องกับช่วงเวลา จากการเปรียบเทียบซึ่งใช้ข้อมูลจำนวน 300 ข้อมูล โดยใช้การพยากรณ์หลายวิธี พบว่าวิธีพยากรณ์ปรับเรียบแบบเอกซ์โปเนนเชียลครั้งเดียว (Single Exponential Smoothing) มีค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำที่สุด ผลลัพธ์ของ α เท่ากับ 0.2 กับ 0.4 และ 0.8 ตามลำดับ

เกียรติดินทร์ ทองนุ่น (2565) ได้ทำการวิจัยเรื่องการศึกษากการพยากรณ์ความต้องการสินค้าเพื่อการวางแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบ โดยใช้วิธีการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา กรณีศึกษา บริษัทธุรกิจ จำหน่ายเครื่องขัดผิวโลหะ สาเหตุก็เนื่องมาจากปัจจุบันในแวดวงการตลาดมีการแข่งขันกันด้านราคาที่สูงขึ้นทั่วโลก ส่งผลกระทบถึงตลาดในไทยไปด้วย จึงจำเป็นต้องมีการเตรียมตัวเพื่อให้พร้อมรับมือต่อการเปลี่ยนแปลงที่อาจเกิดขึ้น ซึ่งการศึกษาวิจัยในครั้งนี้จะเป็นการนำเอาทฤษฎีและหลักการทางด้านการพยากรณ์เชิงปริมาณมาใช้เพื่อเป็นการสนับสนุนในการหาปริมาณคำสั่งซื้อสินค้าที่พอดีกับความต้องการของลูกค้า โดยมีการเก็บรวบรวมข้อมูล

เป็นจำนวนทั้งสิ้น 29 เดือน พบว่าสินค้าแต่ละประเภทมีวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมแตกต่างกันออกไป เช่น CaCO_3 "3" เหมาะกับวิธีพยากรณ์แบบ Moving Average แบบ 6 ส่วน และ Steel Grit เหมาะกับวิธีพยากรณ์แบบ Moving Average แบบ 3 เดือน เป็นต้น

ศรณรินทร์ หลวงแก้ว (2566) ได้ศึกษาและทำการวิจัยเรื่องการประยุกต์ใช้การพยากรณ์ความต้องการยางรถบรรทุกหัวลาก กรณีศึกษาบริษัทแห่งหนึ่งในเขตท่าเรือแหลมฉบัง เพื่อหาวิธีการคำนวณหาพื้นที่จัดเก็บยางจุดสั่งซื้อใหม่ เปรียบเทียบต้นทุนรวม เป็นต้น โดยได้มีการใช้เทคนิคการพยากรณ์แบบจำลองอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) ทั้งหมด 9 วิธี ซึ่งได้ทำการเก็บรวบรวมข้อมูลเพื่อมาวิเคราะห์เป็นจำนวนทั้งสิ้น 24 เดือน จากผลการพยากรณ์สามารถสรุปได้ว่าวิธี Double Exponential Smoothing ให้ผลลัพธ์ที่ได้คือค่าความคลาดเคลื่อนต่ำสุด โดยวิธี $\text{MAPE} = 13.93\%$, $\text{MAD} = 26.10$, $\text{MSE} = 1038.97$ และผลการวิเคราะห์ปริมาณการสั่งซื้อที่ประหยัด (EOQ) = 340 ชิ้นต่อครั้ง ซึ่งจะต้องใช้พื้นที่ในการจัดเก็บยางทั้งหมด 99 ตร.ม. จุดสั่งซื้อใหม่ (ROP) = 85 เส้น รอบการสั่งซื้อทุก ๆ 56 วัน เท่ากับว่ามีคำสั่งซื้อเป็นจำนวน 7 ครั้งต่อปี โดยมีต้นทุนรวม = 100,639.33 บาทต่อปี จากเดิมในปี 2565 ต้นทุนรวม (Total Cost) = 436,262.10 บาทต่อปี ดังนั้นเมื่อทำการเปรียบเทียบต้นทุนรวม (Total Cost) จะพบว่าสามารถลดต้นทุนลงได้ถึง 335,622.77 บาทต่อปี หรือคิดเป็น 76.93%

ชุตินพนธ์ รักดีสิโรตม์ และเอกสิทธิ์ พัทธวงศ์ศักดิ์ (2564) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับเทคนิคการทำงานของเครื่อง Machine Learning โดยนำมาใช้พยากรณ์ความต้องการสินค้าในธุรกิจค้าปลีก สำหรับสินค้าที่ขายดีติดอันดับ 1 ใน 3 ทำการทดสอบโดยแยกออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดที่ 1 ข้อมูลของสินค้าหมวดหมู่ขายดีที่สุดในชุดที่ 2 ข้อมูลของสินค้ายอดนิยมขายดีที่สุดในชุดที่ 3 และแบ่งออกเป็น 2 ช่วงเวลา คือพยากรณ์ที่ใช้ข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน และ 14 วัน ตามลำดับ ยกตัวอย่างมา 1 จาก 6 วิธีย่อย Deep Learning พบว่า การพยากรณ์ที่พิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน สำหรับสินค้าหมวดหมู่ขายดีที่สุดในชุดที่มีค่า $\text{MAPE} = 17.90$, ค่า $\text{MAD} = 39.47$, ค่า Root Mean Square Error (RMSE) = 50.01 ต่อมาเป็นสินค้ายอดนิยมขายดีที่สุดในชุดที่มีค่า $\text{MAPE} = 30.60$, ค่า $\text{MAE} = 26.16$, ค่า $\text{RMSE} = 39.31$ และการพยากรณ์ที่พิจารณาจากข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน สำหรับสินค้าหมวดหมู่ขายดีที่สุดในชุดที่มีค่า $\text{MAPE} = 20.10$, ค่า $\text{MAE} = 52.93$, ค่า $\text{RMSE} = 66.58$ ต่อมาเป็นสินค้ายอดนิยมขายดีที่สุดในชุดที่มีค่า $\text{MAPE} = 39.50$, ค่า $\text{MAE} = 43.72$, ค่า $\text{RMSE} = 61.43$ จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ค่า MAPE , MAE และ RMSE ให้ค่าที่ใกล้เคียงกัน แต่เมื่อพิจารณาโดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 14 วัน จะเห็นได้ว่าผลลัพธ์ที่ได้จะให้ค่าความคลาดเคลื่อนที่มากกว่าการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 7 วัน

วริศ ปัญญาฉัตรพร (2564) ได้ทำการศึกษาเกี่ยวกับแบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) โดยได้มีการนำมาใช้ในการคาดการณ์ผลตอบแทนที่อาจเกิดขึ้นในอนาคตของตราสารทุนหุ้นสามัญ ทั้งแบบรายวัน รายเดือน และรายไตรมาส เพื่อหาค่าความผิดพลาดที่น้อยที่สุดคือมีความแม่นยำมากที่สุด ผลลัพธ์ที่ได้

มีค่า MAE = 1.99%, 5.02% และ 5.34% ตามลำดับ จะเห็นได้ว่าแบบจำลอง LSTM เหมาะกับการใช้พยากรณ์แบบรายวันเพราะให้ผลลัพธ์ได้ว่ามีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด

สิงห์ศิริ จันทรักษ์ (2564) ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณและความเข้มข้นสารฟลอกคูแลต์ในกระบวนการพักใส่สำหรับอุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาลจากอ้อย โดยเปรียบเทียบ LSTM กับ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA), Recurrent Neural Network (RNN), Gated Recurrent Unit (GRU) ซึ่งให้ค่า RMSE = 5.730, 12.791, 6.474 และ 5.874 ตามลำดับ เห็นได้ว่า LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับโมเดลอื่น ๆ ได้ดีที่สุดและให้ค่าความแม่นยำมากที่สุด หากใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 1-2 วัน สามารถช่วยพนักงานหน้าสายการผลิตเพื่อเตรียมสารฟลอกคูแลต์สำหรับใช้ในวันถัดไป และหากพยากรณ์ข้อมูลล่วงหน้า 3-7 วัน จะสามารถช่วยแผนกวางแผนการผลิต ให้สามารถเตรียมสารให้เหมาะกับการใช้งานได้มากที่สุด

ธนกร สุทธิสนธิ์ (2565) ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ราคาพืชไร่ของประเทศไทย โดยวิเคราะห์ข้อมูลทั้งหมด 3 ชุดคือ ราคามันสำปะหลัง ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์และราคาข้าวข้าวเปลือกเจ้าหอมมะลิ ใช้โมเดล Artificial Neural Network (ANN), LSTM, Hybrid model Empirical Mode Decomposition and LSTM (HybridEDM-LSTM) ในการเปรียบเทียบ จากการเปรียบเทียบประสิทธิภาพทั้ง 3 โมเดลที่ใช้ในการทดสอบพบว่าวิธี HybridEDM-LSTM ให้ค่า MAD, RMSE, MAPE ที่ดีที่สุด โดยเรียงจากราคามันสำปะหลัง = 0.0456, 0.0568, 0.0227 ราคาข้าวโพดเลี้ยงสัตว์ = 0.1872, 0.2146, 0.0234 และราคาข้าวเปลือกเจ้าหอมมะลิ = 229.834, 298.1984, 0.0265 ตามลำดับ วิจัยนี้ถือได้ว่าเป็นทางเลือกหนึ่งสำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้องโดยสามารถนำโมเดลดังกล่าวไปใช้ในการทำนายรายได้ของพืชไร่ได้เพราะจะทำให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงแต่จะมีความซับซ้อนมากกว่าตัวแบบโมเดล LSTM ธรรมดา

วรัญชรี ธิรพัฒน์พร (2566) ได้นำโมเดล LSTM มาใช้ในการพยากรณ์ยอดขายสำหรับการขายปลีกในอีคอมเมิร์ซ จากสินค้าแฉกกันทั้งหมด 3 รายการ แบบจำลอง LSTM ให้ประสิทธิภาพที่ดีที่สุด 2 จาก 3 รายการ แฉกกันทรงสูง และทรงเอียงกลาง แฉกกันทรงสูงมีค่า RMSE MAE และ MAPE ต่ำที่สุด คือ ค่า RMSE = 592.50, MAE = 452.65 และ MAPE = 19.84 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการพยากรณ์เป็น 19.84% แฉกกันทรงเอียงกลางมีค่า RMSE MAE และ MAPE ต่ำที่สุด คือ ค่า RMSE = 563.48, MAE = 461.39 และ MAPE = 25.16 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยของการพยากรณ์เป็น 25.16% จากการพยากรณ์แล้วผลลัพธ์ที่ได้อยู่ในเกณฑ์ที่ดี การพยากรณ์ช่วยลดความขัดแย้งในการจัดการคลังสินค้าและปรับปรุงระบบจัดการสต็อก

รักษ์คนา ภูสีเขียว (2564) ซึ่งมีสุรณพรี ภูมิวุฒิสาร เป็นที่ปรึกษาได้ทำการวิจัยเรื่องการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนระยะสั้นในบริเวณพื้นที่สนามบินสุวรรณภูมิด้วยโครงข่ายระบบประสาทแบบย้อนกลับ (RNN) โดยใช้ชุด

ข้อมูลทั้งหมด 3 ชุด เพื่อทำการพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนที่มีการสะสมในอีก 1 และ 8 ช่วงเวลาถัดไป ชุดข้อมูลที่ให้ประสิทธิภาพมากที่สุดคือชุดที่ 3 ซึ่งให้ค่า MAD อยู่ที่ 0.2221 และ 0.3778 ตามลำดับ เมื่อเทียบกับข้อมูลชุดที่ 2 และชุดที่ 1 แบบจำลอง RNN เมื่อมีการเพิ่มคุณลักษณะทางสถิติให้กับชุดของข้อมูลจะส่งผลให้มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้น

ชยาพร แก่นสาร และ วรยุทธ วงศ์นิล (2567) ทำการศึกษาและวิจัยเรื่อง Enhancing Prediction of Student Learning Success in Higher Education using Deep Learning โดยการใช้แบบจำลอง RNN เพื่อทำนายผลลัพธ์ความสำเร็จของนักศึกษาแต่ละคนว่านิสิตมีโอกาสจะสำเร็จการศึกษาหรือตกออกหรือไม่ เพื่อช่วยให้ผู้สอนสามารถเข้าถึงข้อมูลผู้เรียนที่มีความเสี่ยงที่อาจจะตกออกได้ล่วงหน้า จากนั้นคณะหรือมหาวิทยาลัยสามารถนำไปใช้วางแผนหรือตัดสินใจเพื่อพัฒนาคุณภาพการศึกษาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้นในอนาคต โดยยกตัวอย่าง 4 จาก 11 คณะ ที่ได้ค่าความแม่นยำสูงสุด ดังนี้ คณะแพทย์ 97.47%, คณะพยาบาล 98.28%, คณะเภสัชฯ 98.16% และคณะเกษตร 86.88% ซึ่งสรุปได้ว่ามีความแม่นยำที่สูงเมื่อใช้แบบจำลอง RNN ในการวิเคราะห์และแม่นยำกว่าวิธีอื่น ๆ

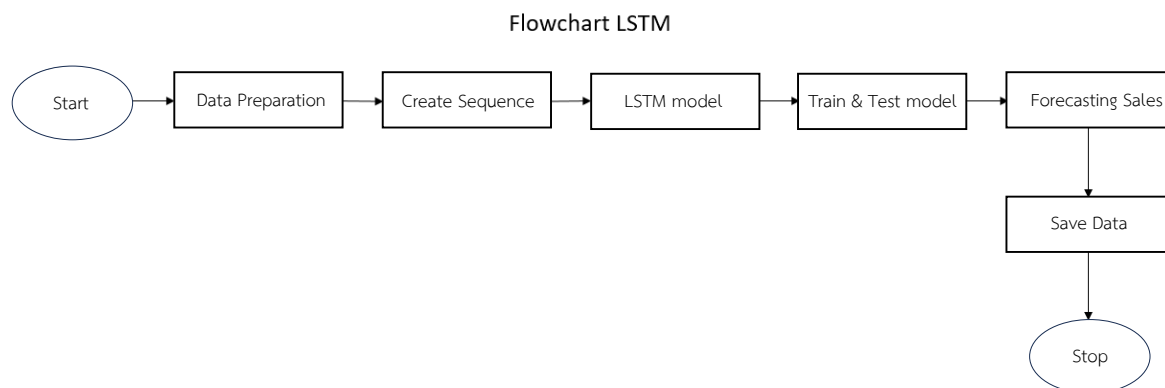
ซึ่งจากการวิเคราะห์และทบทวนวรรณกรรมแล้วนั้นยังไม่ค่อยพบเห็นการนำ Machine Learning มาใช้ในการจัดการพยากรณ์สำหรับร้านขายยาแบบ SMEs เลย ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้จัดทำงานวิจัยนี้ขึ้นโดยหวังว่าจะช่วยให้สามารถศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความแม่นยำในการพยากรณ์ของสินค้าในกรณีศึกษา และสามารถนำไปใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการสินค้าคงคลังได้

4. วิธีดำเนินงานวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาระบบพยากรณ์สินค้าประเภทยาเวชภัณฑ์ ข้อมูลที่ใช้ในการทำวิจัยใช้หลักการแบ่งชุดข้อมูลตามประเภทของยา เช่น ยาสามัญประจำบ้าน ยาแผนโบราณ ยาอันตราย และ ยาควบคุมพิเศษ เป็นต้น และ ข้อมูลยาที่จะใช้ในการทดลองกับระบบการพยากรณ์ทางคณะผู้จัดทำจะเลือกใช้ข้อมูลยาอันตราย เนื่องจากเป็นประเภทยาที่มียอดจำหน่ายสูงสุด โดยข้อมูลนี้จะถูกนำไปใช้ในการพยากรณ์สินค้าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการสินค้าคงคลัง โดยมีขั้นตอนการดำเนินงานที่สำคัญ ดังนี้

4.1 การสร้างเครื่องมือวิจัย ใช้โปรแกรม MINITAB และ ผู้วิจัยได้เลือกใช้ LSTM ซึ่งเป็นโครงข่ายประสาทเทียมเลียนแบบระบบการทำงานของเซลล์ประสาทในร่างกาย ที่สามารถเรียนรู้ทำความเข้าใจได้ด้วยตนเองจากข้อมูลตัวอย่างที่ฝึกสอน และทำการประมวลผลข้อมูลอื่นโดยใช้ประสบการณ์ความรู้ที่ได้รับการสอนนั้นไปใช้เพื่อสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายของสินค้าต่าง ๆ (ศรีรักษ์ ศรีทองชัย, 2566; เทวา พรหมนุชา และคณะ, 2565) โดยเริ่มตั้งแต่การคัดเลือกตัวแปร (Variable Selection) ที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ยอดขายโดยใช้ Multiple Regression Analysis และนำค่าความคลาดเคลื่อน MAD ที่ได้จากการพยากรณ์มา

เป็นเครื่องมือสำหรับศึกษาเปรียบเทียบ ซึ่งมีการสร้าง Flowchart LSTM เพื่อแสดงลำดับขั้นตอนการทำงานของโมเดลการพยากรณ์ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 Flowchart LSTM

แบบจำลองโครงข่าย LSTM มีตัวแปรป้อนเข้า (Input) หลายตัวประกอบด้วย ยอดขายรายเดือนย้อนหลัง 3 ปีสำหรับสินค้าต้องการการพยากรณ์ และตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อการพยากรณ์ยอดขายเช่น GDP, จำนวนวันเทศกาล, จำนวนผู้ป่วย, ปริมาณฝน และอุณหภูมิ จากนั้นนำข้อมูลป้อนเข้าสู่การเรียนรู้ของโมเดล (Training) และการทดสอบ (Testing) เพื่อหาค่าการพยากรณ์ซึ่งจะออกมาเป็นตัวแปรผลลัพธ์ (Output) 1 ตัวคือ ยอดขายของสินค้า จากนั้นเก็บข้อมูลไว้ใช้ต่อไป

4.2 การเก็บรวบรวมข้อมูล เลือกพยากรณ์กลุ่มสินค้าอันตราย 29 SKU แบ่งเป็นยาประเภทย่อยได้ 11 กลุ่ม คือ ยาหยอดตา ยาปฏิชีวนะ ยาถ่ายพยาธิ ยาคุมกำเนิด ยาคลายเครียด ยาแก้ไอ ยาแก้แสบ ยาแก้หวัด ยาแก้แพ้ ยาแก้ปวด และยาแก้กรดไหลย้อน โดยข้อมูลที่ใช้เป็นยอดขายรายเดือนย้อนหลัง 3 ปี (มกราคม 2561 - ธันวาคม 2563) ของร้านขายยา AAA ข้อมูลถูกแบ่งออกเป็น 2 ประเภท ได้แก่

4.2.1 ข้อมูลปฐมภูมิ (Primary Data) – เก็บจากการสัมภาษณ์เจ้าของร้านขายยาผ่านช่องทางออนไลน์ เพื่อสอบถามเกี่ยวกับยอดขาย ชื่อสินค้า การสั่งซื้อ และสต็อกสินค้า

4.2.2 ข้อมูลทุติยภูมิ (Secondary Data) – รวบรวมจากฐานข้อมูลของร้านขายยา รวมถึงข้อมูลยอดขายย้อนหลัง และจำนวน SKU

4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล ใช้โปรแกรม MINITAB และเทคนิคพยากรณ์ต่าง ๆ ได้แก่ Moving Average (ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่), Exponential Smoothing (การทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล), Multiple Linear Regression (การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ) และมีการเปรียบเทียบเพื่อวัดความแม่นยำของแต่ละวิธี

4.4 สถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล ได้แก่ ค่า MAD (Mean Absolute Deviation) – ใช้วัดค่าคลาดเคลื่อนเฉลี่ย

4.5 การทดสอบและประเมินผล เลือกใช้วิธีการพยากรณ์และนำโมเดลไปใช้งานจริงในการคาดการณ์ยอดขาย และวิเคราะห์ผลเพื่อดูว่าการพยากรณ์มีความคลาดเคลื่อนมากน้อยเพียงใด เปรียบเทียบเพื่อค้นหาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสินค้าประเภทต่าง ๆ โดยดูความถี่ของรูปแบบการพยากรณ์ที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด และค่า MAD เฉลี่ยโดยรวมของแต่ละวิธีการพยากรณ์

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลย้อนหลังจากร้านขายยา AAA เพื่อนำมาพยากรณ์ยอดขาย โดยอาศัยเครื่องมือวิเคราะห์ทางสถิติและ Machine Learning ผ่านโปรแกรม MINITAB และ LSTM การดำเนินงานประกอบด้วยการรวบรวมข้อมูลจากหลายแหล่ง การเลือกเทคนิคพยากรณ์ที่เหมาะสม และการวิเคราะห์ค่าความแม่นยำของโมเดลเพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดสำหรับการจัดการสต็อกยาในร้านขายยา AAA

5. ผลการวิจัย

งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการพัฒนาโมเดลพยากรณ์ความต้องการสินค้าประเภทยา โดยใช้ข้อมูลยอดขายย้อนหลังของร้านขายยา AAA ในจังหวัดนครราชสีมา วิเคราะห์ด้วยเครื่องมือทางสถิติและ Machine Learning ซึ่งได้ผลการวิจัยดังต่อไปนี้

5.1 ผลการวิเคราะห์ Regression Analysis การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่ส่งผลต่อปริมาณการขายยา โดยใช้ Multiple Regression Analysis พบว่า ตัวแปรที่ส่งผลต่อปริมาณสินค้าคือ GDP, จำนวนวันเทศกาล, จำนวนผู้ป่วย, ปริมาณฝน และอุณหภูมิ และตารางวิเคราะห์ Regression Analysis แสดงให้เห็นว่า ถ้าค่า R-Squared (R-Sq) สูงกว่า 50% แสดงว่าโมเดลมีประสิทธิภาพที่ดีซึ่งบ่งบอกว่าโมเดลสามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลได้ดีแค่ไหน โดยค่า P-Value ที่ต่ำกว่า 0.05 สำหรับบางตัวแปร ซึ่งหมายความว่าตัวแปรเหล่านั้นมีนัยสำคัญต่อการพยากรณ์ยอดขายสินค้า

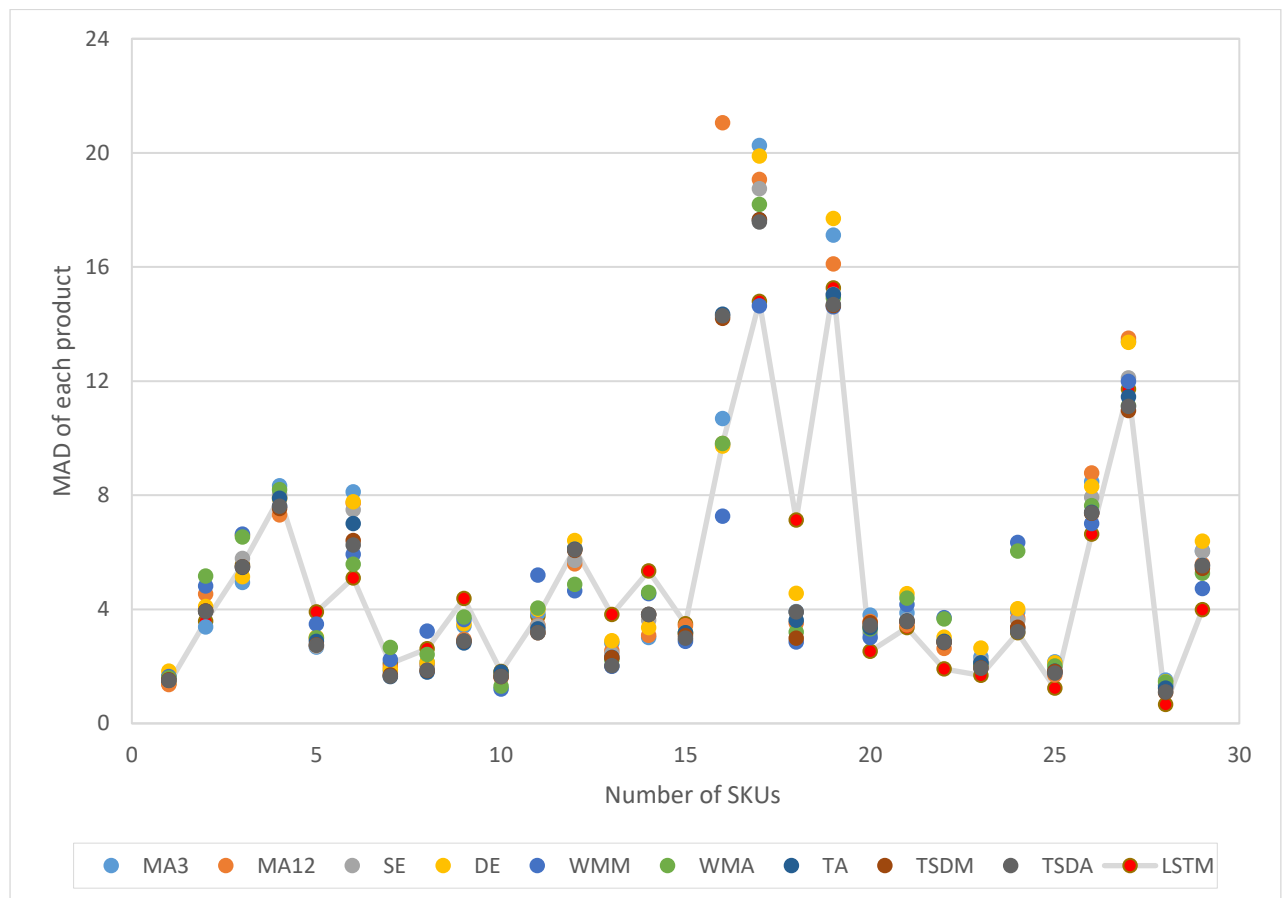
ตารางที่ 1 การวิเคราะห์ตัวแปรที่มีผลต่อปริมาณสินค้าด้วย Regression Analysis

SKU	R-Sq (%)	Adj R-Sq (%)	P-Value					
			GDP	จำนวนวัน เทศกาล	จำนวน ผู้ป่วย	ปริมาณฝน	อุณหภูมิ	Durbin Watson
A0158	39.56	29.48	0.01	0.88	0.32	0.75	0.02	1.81
A0160	6.19	0.00	0.62	0.78	1.00	0.66	0.26	1.73
A0167	14.52	0.28	0.17	0.51	0.26	0.89	0.25	2.17
A0175	22.07	9.09	0.48	0.24	0.45	0.04	0.88	1.58
A0178	4.07	0.00	0.91	0.79	0.51	0.36	0.76	1.99
B0071	20.04	6.71	0.74	0.63	0.27	0.09	0.24	2.30
B0086	43.79	34.42	0.12	0.21	0.27	0.00	0.11	2.08
C0142	32.34	21.07	0.37	0.36	0.21	0.81	0.00	1.71
C0173	17.92	4.24	0.12	0.65	0.25	0.41	0.43	1.63
C0185	23.64	10.92	0.06	0.53	0.13	0.48	0.20	1.60
C0196	13.08	0.00	0.77	0.18	0.32	0.51	0.30	2.31
D0104	46.12	37.13	0.08	0.03	0.37	0.00	0.74	1.87
D0160	18.41	4.81	0.80	0.53	0.43	0.93	0.03	2.32
D0167	52.29	44.34	0.00	0.08	0.04	0.01	0.24	1.55
D0174	17.84	4.15	0.11	0.11	0.39	0.81	0.24	2.24
D0179	31.11	19.63	0.05	0.12	0.86	0.05	0.19	2.31
D0189	9.42	0.00	0.40	0.18	0.43	0.53	0.86	2.06
E0055	58.11	51.13	0.96	0.99	0.00	0.05	0.55	1.47
F0083	8.99	0.00	0.22	0.72	0.89	0.21	0.65	1.78
F0096	42.05	32.39	0.13	0.30	0.00	0.50	0.17	1.31
G0066	19.92	6.58	0.12	0.54	0.04	0.40	0.15	2.29
G0074	25.63	13.24	0.62	0.49	0.41	0.13	0.01	1.55
G0090	16.68	2.79	0.20	0.23	0.43	0.26	0.39	1.23
G0091	23.35	10.57	0.01	0.41	0.95	0.16	0.87	2.57
G0095	28.07	16.08	0.01	0.65	0.42	0.98	0.88	2.11
H0038	18.84	5.32	0.06	0.49	0.35	0.62	0.52	2.42
I0108	14.57	0.33	0.85	0.51	0.11	0.90	0.10	1.68
O0045	32.56	21.32	0.01	0.93	0.15	0.65	0.14	2.44
S0125	32.68	21.46	0.02	0.35	0.56	0.98	0.14	2.32

5.2 ผลการวิเคราะห์เปรียบเทียบค่า MAD เพื่อหาวิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสินค้าทั้งหมด 29 SKUs และ 11 ประเภทย่อย

ตารางที่ 2 การเปรียบเทียบค่า MAD กับสินค้าทั้งหมด 29 SKUs และ 11 ประเภทย่อย

SKU	MA3	MA12	SE	DE	WMM	WMA	TA	TSDM	TSDA	LSTM	Best	ประเภทยา
A0167	1.63	1.36	1.65	1.83	1.64	1.59	1.50	1.53	1.50	1.39	MA12	ยาแก้ปวด
C0173	3.38	4.53	3.98	4.10	4.81	5.16	3.93	3.94	3.93	3.58	MA3	ยาแก้ปวด
G0090	4.94	6.60	5.78	5.14	6.63	6.53	5.46	5.49	5.49	5.55	MA3	ยาแก้ปวด
I0108	8.33	7.31	8.04	7.87	7.61	8.19	7.89	7.53	7.61	7.92	MA12	ยาแก้ปวด
B0086	2.67	2.96	2.70	3.02	3.48	3.00	2.87	2.75	2.74	3.91	MA3	ยากลายเครือ
A0158	8.11	7.72	7.48	7.76	5.92	5.58	7.00	6.41	6.25	5.10	LSTM	ยาคุมกำเนิด
A0160	1.83	1.98	1.71	1.88	2.23	2.66	1.64	1.69	1.65	2.10	TA	ยาคุมกำเนิด
D0179	2.14	2.05	2.00	2.14	3.23	2.41	1.79	1.85	1.86	2.62	TA	ยาคุมกำเนิด
D0189	3.41	2.94	2.89	3.49	3.64	3.73	2.82	2.88	2.88	4.38	TA	ยาคุมกำเนิด
A0175	1.69	1.61	1.64	1.77	1.20	1.30	1.79	1.64	1.64	1.82	WMM	ยาปฏิชีวนะ
A0178	3.86	3.44	3.41	3.99	5.20	4.04	3.31	3.18	3.17	3.76	TSDA	ยาปฏิชีวนะ
D0104	6.14	5.59	5.71	6.41	4.65	4.87	6.11	6.06	6.08	6.13	WMM	ยาปฏิชีวนะ
F0083	2.82	2.55	2.44	2.90	2.00	2.22	2.31	2.30	2.02	3.81	WMM	ยาปฏิชีวนะ
F0096	3.01	3.09	3.61	3.35	4.55	4.59	3.81	3.81	3.82	5.34	MA3	ยาปฏิชีวนะ
G0066	3.16	3.42	2.93	3.16	2.87	3.18	3.17	3.08	2.98	3.49	WMM	ยาปฏิชีวนะ
E0055	10.68	21.05	9.75	9.72	7.26	9.81	14.34	14.20	14.29	9.81	WMM	ยาแก้ไอ
C0142	20.26	19.07	18.74	19.89	14.63	18.19	17.65	17.65	17.57	14.79	WMM	ยาแก้แพ้
C0185	3.92	3.51	3.90	4.56	2.85	3.20	3.61	2.98	3.90	7.13	WMM	ยาแก้แพ้
D0160	17.11	16.10	15.04	17.70	14.60	14.91	15.03	14.64	14.68	15.26	WMM	ยาแก้หวัด
D0167	3.79	3.57	3.16	3.38	3.01	3.31	3.36	3.52	3.43	2.53	LSTM	ยาหยอดตา
B0071	3.87	3.45	3.63	4.55	4.16	4.39	3.59	3.57	3.57	3.35	LSTM	ยาถ่ายพยาธิ
H0038	2.90	2.63	2.88	3.02	3.70	3.66	2.87	2.83	2.84	1.91	LSTM	ยาถ่ายพยาธิ
C0196	2.32	2.10	2.19	2.64	2.09	2.06	2.12	1.94	1.93	1.68	LSTM	ยาแก้ไอ
D0174	3.91	3.68	3.60	4.02	6.34	6.04	3.33	3.37	3.21	3.17	LSTM	ยาแก้ไอ
S0125	2.15	1.69	1.96	2.12	1.78	2.01	1.83	1.82	1.76	1.23	LSTM	ยาแก้ไอ
G0074	8.47	8.77	7.92	8.30	7.00	7.63	7.40	7.36	7.37	6.63	LSTM	ยาแก้กรดไหลย้อน
G0091	13.39	13.50	12.11	13.35	11.98	11.13	11.45	10.96	11.11	11.72	TSDM	ยาแก้กรดไหลย้อน
G0095	1.51	1.23	1.32	1.46	1.34	1.45	1.23	1.08	1.10	0.66	LSTM	ยาแก้กรดไหลย้อน
O0045	6.05	5.58	6.03	6.38	4.72	5.26	5.53	5.43	5.52	3.98	LSTM	ยาแก้กรดไหลย้อน



รูปที่ 2 กราฟเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์แต่ละวิธี

ในการวิเคราะห์ข้อมูลตามตารางที่ 2 และรูปที่ 2 จะพบว่าเราสามารถแบ่งกลุ่มสินค้าได้เป็น 4 กลุ่มหลักตามลักษณะการขายของสินค้า โดยในแต่ละกลุ่มสินค้าจะมีรูปแบบการพยากรณ์ที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดแตกต่างกันออกไป ดังต่อไปนี้

5.2.1 กลุ่มสินค้าที่มีความต้องการคงที่ (Stable Demand) ประกอบด้วยสินค้าที่มีความต้องการสม่ำเสมอ เช่น ยาแก้ปวด และยาคลายเครียด ซึ่งวิธี Moving Average ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำสูงสุดและมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำ

5.2.2 กลุ่มสินค้าที่มีแนวโน้มการเติบโต (Trending Demand) ประกอบด้วยสินค้าเช่น ยาคุมกำเนิด โดยวิธี Trend Analysis จะให้ผลการพยากรณ์ที่เหมาะสมเนื่องจากสามารถจับแนวโน้มการเติบโตของข้อมูลได้ดี

5.1.3 กลุ่มสินค้าที่มีฤดูกาล (Seasonal Demand) ประกอบด้วยสินค้าที่มีความต้องการสูงในช่วงเวลาเฉพาะ เช่น ยาปฏิชีวนะ, ยาแก้ไอ, ยาแก้แพ้ และยาแก้หวัด ที่วิธีการ Winters' Method แบบ

Multiplicative Model มีความแม่นยำมากที่สุดในการพยากรณ์ความต้องการสินค้าที่มีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล

5.1.4 กลุ่มสินค้าที่มีความผันผวนสูง (Irregular Demand) ประกอบด้วยสินค้าที่มีความต้องการไม่แน่นอน ได้แก่ ยาหยอดตา, ยาถ่ายพยาธิ, ยาแก้แสบ และยาแก้กรดไหลย้อน โดยโมเดล Machine Learning แบบ Long Short-Term Memory (LSTM) สามารถจัดการข้อมูลที่มีความผันผวนสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ และมีค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในกลุ่มนี้

ตารางที่ 3 สรุปวิธีพยากรณ์ที่ให้ค่า MAD ต่ำที่สุด

	MA3	MA12	SE	DE	WMM	WMA	TA	TSDM	TSDA	LSTM
จำนวนรายการที่ดีที่สุด	4	2	0	0	8	0	3	1	1	10
อันดับ	3	5	8	8	2	8	4	6	7	1
ค่าเฉลี่ยสำหรับ 29 SKUs	5.43	5.62	5.11	5.51	5.00	5.24	5.13	5.02	5.03	4.99

จากตารางที่ 3 ได้เก็บสถิติของวิธีการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดของสินค้าแต่ละ SKU สามารถสรุปได้ว่า ในการวัดค่า MAD วิธีการพยากรณ์ที่ดีที่สุดเป็นอันดับที่ 1 ได้แก่ LSTM โดยมีผลลัพธ์ที่ดีที่สุด 10 SKUs จาก 29 SKUs และมีค่าเฉลี่ย MAD สำหรับทั้ง 29 SKUs อยู่ที่ร้อยละ 4.99 ซึ่งจะสอดคล้องกับการศึกษาของ สิงหศิษฐ์ จันทรักษ์ (2564) และวรวิญชรี ธิรพัฒน์พร (2566) ที่กล่าวว่าโมเดล LSTM ให้ผลการพยากรณ์เฉลี่ยสำหรับสินค้าทุกประเภทแม่นยำมากที่สุด โดยให้ค่าความผิดพลาดต่ำที่สุด

6. สรุปและอภิปรายผล

ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่า การนำตัวแปรทางเศรษฐกิจและสภาพแวดล้อม เช่น GDP , จำนวนวันเทศกาล , จำนวนผู้ป่วย , ปริมาณฝน และอุณหภูมิ มาใช้ร่วมกับโมเดลพยากรณ์สามารถช่วยเพิ่มความแม่นยำของการคาดการณ์ปริมาณความต้องการสินค้าได้ ปัจจัยทางเศรษฐกิจ เช่น GDP สะท้อนถึงกำลังซื้อของผู้บริโภค ขณะที่ปัจจัยทางสภาพอากาศ เช่น ปริมาณฝนและอุณหภูมิ มีผลต่อความต้องการสินค้าบางประเภท เช่น ยาแก้แพ้และยารักษาโรคระบบทางเดินหายใจ นอกจากนี้ การพบว่า P-Value ของบางตัวแปรต่ำกว่า 0.05 หมายความว่าปัจจัยเหล่านี้มีนัยสำคัญต่อยอดขาย ซึ่งสามารถนำไปปรับใช้กับโมเดลการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำมากขึ้น

ผลการศึกษานี้แสดงให้เห็นว่าการแบ่งกลุ่มสินค้าตามลักษณะของความต้องการสามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของการพยากรณ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยแต่ละกลุ่มต้องใช้วิธีการพยากรณ์ที่แตกต่างกันตามลักษณะข้อมูล ส่งผลให้สามารถลดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์และลดปัญหาการจัดเก็บสินค้าที่มากเกินไปจนเกิดความจำเป็น ซึ่งกลุ่มสินค้านั้นสามารถแบ่งเป็น 4 กลุ่มหลักตามลักษณะการขายของสินค้า โดยในแต่ละกลุ่มสินค้าจะมีรูปแบบการพยากรณ์ที่ให้ประสิทธิภาพดีที่สุดแตกต่างกัน สำหรับกลุ่มสินค้าที่มีความต้องการคงที่ วิธี Moving Average เหมาะสมเนื่องจากข้อมูลไม่ค่อยมีการเปลี่ยนแปลง ส่วนกลุ่มสินค้าที่มีแนวโน้มการเติบโตนั้นวิธีการ Trend Analysis สามารถติดตามแนวโน้มได้อย่างมีประสิทธิภาพ ขณะที่กลุ่มสินค้าที่มีฤดูกาล วิธี Winters' Method แบบ Multiplicative Model สามารถรับมือกับรูปแบบฤดูกาลได้ดีที่สุด และในกลุ่มสินค้าที่มีความผันผวนสูง โมเดล LSTM จะมีประสิทธิภาพสูงสุด เนื่องจากสามารถเรียนรู้รูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลในอดีตและข้อมูลปัจจุบันได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ถ้ามพิจารณาในภาพรวมจะเห็นได้ว่าการวัดค่า MAD นั้น วิธีการพยากรณ์ LSTM ให้ผลที่ดีที่สุดเป็นอันดับที่ 1 โดยมีผลลัพธ์ดีที่สุด 10 SKUs จาก 29 SKUs และมีความเฉลี่ย MAD สำหรับทั้ง 29 SKUs อยู่ที่ร้อยละ 4.99

โดยงานวิจัยนี้มีข้อจำกัดเนื่องจากจะเหมาะสมสำหรับร้านขายยาขนาดเล็กและขนาดกลาง ซึ่งมีสินค้าที่มีปริมาณไม่มาก แต่มีสินค้าหลากหลายประเภท อย่างไรก็ตาม ผลการศึกษานำไปประยุกต์ใช้ได้สำหรับการพยากรณ์สินค้าอื่น ๆ ที่มีรูปแบบในการขายสินค้าใกล้เคียงกับกลุ่มตัวอย่างของกรณีศึกษา ธุรกิจที่มีลักษณะการกระจายตัวของความต้องการสินค้าในรูปแบบที่คล้ายคลึงกันสามารถปรับใช้วิธีการเหล่านี้เพื่อปรับปรุงระบบการจัดการสินค้าคงคลังให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น ลดต้นทุนการเก็บรักษา และป้องกันการขาดแคลนสินค้าในช่วงที่มีความต้องการสูง

เอกสารอ้างอิง

- เกียรติดินทร์ ทองนุ่น. (2565). การศึกษาการพยากรณ์ความต้องการสินค้าเพื่อการวางแผนการสั่งซื้อวัตถุดิบ โดยการพยากรณ์แบบอนุกรมเวลา กรณีศึกษา บริษัทธุรกิจ จำหน่ายเครื่องขัดผิวโลหะ. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการทางวิศวกรรม). วิทยาลัยนวัตกรรมการจัดการและเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต.
- จิราพร ภูทองคำ และถิรนนท์ ทิวราตรีวิทย. (2564). การพยากรณ์ความต้องการของวัตถุดิบเพื่อลดการเสียโอกาสทางการขาย กรณีศึกษา ร้าน Pizza HUK T&J. วิทยาการจัดการวไลยอลงกรณ์ปริทัศน์, 2(3), 21-31.
- ชยาพร แก่นสาร และวรยุทธ วงศ์นิล. (2567). Enhancing prediction of student learning success in higher education using deep learning. วารสารวิทยาศาสตร์และวิทยาศาสตร์ศึกษา (JSSE), 7(1), 21-36.

- ชุติมณฑน์ ภักดีศิริโรตม์. (2564). การพยากรณ์ความต้องการสินค้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในธุรกิจค้าปลีก. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมข้อมูลขนาดใหญ่). วิทยาลัยนวัตกรรมด้านเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต.
- เทวา พรหมนุชานนท์, รุจิพันธุ์ โกษารัตน์ และวรการ ใจดี. (2565). การวิเคราะห์และเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวในจังหวัดเชียงใหม่. *วารสารวิทยาศาสตร์ มช.*, 52(3), 289–302.
- ธนกร สุทธิสนธิ. (2565). การประยุกต์ใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึกสำหรับการพยากรณ์ราคาพืชไร่ของประเทศไทย. *วารสารวิชาการเทคโนโลยีอุตสาหกรรม*, 18(3), 208–227.
- ปวิศ เวชวรรณกิจกุล. (2565). การคาดการณ์เวลาเดินทางบนท้องถนนระหว่างพิกัดสองจุดในกรุงเทพมหานคร ด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอุตสาหกรรม). คณะวิศวกรรมศาสตร์ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- พาฤกษ์ พวงบานเย็น (2563). การพยากรณ์ความต้องการใช้พลังงานไฟฟ้าของโรงเรียนในจังหวัดพระนครศรีอยุธยาโดยการวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นแบบพหุ. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีการจัดการพลังงานและสิ่งแวดล้อม). คณะวิศวกรรมศาสตร์ : มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์.
- ภัทรา วิวัฒน์สร. (2565). การพยากรณ์ความต้องการและการวางแผนการสั่งซื้อเครื่องมือที่ใช้ในการผลิตกรณีศึกษา บริษัทผลิตชิ้นส่วนรถยนต์. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน). คณะโลจิสติกส์ : มหาวิทยาลัยบูรพา.
- รักษัณดา ภูสีเชียว. (2564). การพยากรณ์ปริมาณน้ำฝนระยะสั้นในบริเวณพื้นที่สามบึงสุวรรณภูมิด้วยโครงข่ายระบบประสาทแบบย้อนกลับ. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาสถิติ). คณะพาณิชยศาสตร์และการบัญชี : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.
- รัชณี ไชยิตานนท์. (2564). การพยากรณ์ความต้องการในการสั่งซื้อและจัดการวัตถุดิบคงคลัง กรณีศึกษา บริษัทผลิตเครื่องฟอกอากาศ. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน). คณะโลจิสติกส์ : มหาวิทยาลัยบูรพา.
- วรัญชรี ถิรพัฒนาพร. (2566). การพยากรณ์ยอดขายสำหรับการขายปลีกในอีคอมเมิร์ซโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการข้อมูล). คณะวิทยาศาสตร์ : มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ.
- วริศ ปัญญาฉัตรพร. (2564). การคาดการณ์ผลตอบแทนในอนาคตของตราสารทุนสามัญโดยใช้แบบจำลองโครงข่ายประสาทเทียม และแบบจำลอง Long Short-Term Memory. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาการจัดการมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิทยาการจัดการ). วิทยาลัยการจัดการ : มหาวิทยาลัยมหิดล.

- ไพศาล อินทรสุวรรณ. (2563). การพัฒนาโปรแกรมเพื่อช่วยพยากรณ์ความต้องการวัตถุดิบของผลิตภัณฑ์ธุรกิจอาหารสัตว์. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการทางวิศวกรรม). วิทยาลัยนวัตกรรมการเทคโนโลยีและวิศวกรรมศาสตร์ : มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต.
- ศรนรินทร์ หลวงแก้ว. (2566). การประยุกต์ใช้การพยากรณ์ความต้องการยางรถบรรทุกหัวลาก กรณีศึกษาบริษัทแห่งหนึ่งในเขตท่าเรือแหลมฉบัง. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาการจัดการโลจิสติกส์และโซ่อุปทาน). คณะโลจิสติกส์ : มหาวิทยาลัยบูรพา.
- ศรียักษ์ ศรีทองชัย. (2566). การเปรียบเทียบวิธีการประมาณค่าสูญหายในการพยากรณ์ความเข้มข้นของ PM2.5 ด้วยโครงข่ายประสาทเทียม LSTM. วารสารนวัตกรรมการเรียนรู้และเทคโนโลยี, 3(1), 59-67.
- สิงห์ดิษฐ์ จันทรักษ์. (2564). การพยากรณ์ปริมาณและความเข้มข้นสารฟลอกคูเลตในกระบวนการฟอกสีสำหรับอุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาลจากอ้อย. (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอุตสาหกรรม). คณะวิศวกรรมศาสตร์ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.