การพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของลูกค้าในธุรกิจค้าปลีกออนไลน์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

สุพรรษา วัฒนบุตร[1*], นุวีย์ วิวัฒนวัฒนา[2]

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาการสร้างแบบจำลองเบื้องต้นที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของลูกค้าในธุรกิจค้าปลีกออนไลน์ ด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ใน 3 เดือนแรกที่สินค้าใหม่เริ่มวางขาย จากข้อมูลการขายของสินค้าปัจจุบันที่มีความคล้ายคลึงกันกับสินค้าใหม่ โดยประกอบไปด้วย 2 วิธีหลักดังนี้ 1. ทำการเลือกสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่ 2. สร้างแบบจำลองการพยากรณ์ข้อมูลด้วยแบบจำลองโครงข่ายปราสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory: LSTM) แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Averages: MA) โดยใช้ชุดข้อมูลร้านค้าปลีกแห่งหนึ่งในประเทศไทย ที่มีการขายสินค้าผ่านช่องทางออนไลน์ควบคู่กับการขายผ่านหน้าร้าน มีข้อมูลรายการธุรกรรมการขายรายวันตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2021 ถึงเดือนกันยายน ค.ศ. 2023 ผู้วิจัยสนใจที่จะเปรียบเทียบผลของการพยากรณ์ด้วยแบบจำลอง LSTM, ARIMA และ MA โดยพิจารณาจากค่า RMSE และ MAE ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 3 วิธี ผลจากการทดลองพบว่าผลลัพธ์ที่ได้จากการพยากรณ์ด้วยวิธี MA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่าในกรณียอดขายของสินค้าใหม่นั้นมีแนวโน้มคงที่ และ ARIMA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่แม่นยำมากกว่าในกรณียอดขายของสินค้าใหม่นั้นมีแนวโน้มลดลง ดังนั้นการพยากรณ์ด้วยวิธี MA เป็นวิธีที่น่าสนใจหากนำเอาวิธีดังกล่าวไปประยุกต์ใช้งานจริงกับการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ใน 3 เดือนแรก เพราะเป็นวิธีการที่ง่าย ใช้เวลาน้อยในการพยากรณ์ และเหมาะกับข้อมูลที่ไม่ซับซ้อนและมีความคงที่ แม้จะเป็นวิธีการดั้งเดิมแต่ให้ค่าความแม่นยำสูงเมื่อเทียบกับอีก 2 วิธีที่ใช้เวลาและมีวิธีการที่ซับซ้อนมากกว่า ซึ่งผลการพยากรณ์ที่ได้นั้นไม่ได้แตกต่างจากวิธี MA มากนักโดยเฉพาะค่าพยากรณ์ยอดขายเดือนแรก เมื่อพิจารณาเฉพาะค่าพยากรณ์ยอดขายเดือนแรกนั้น LSTM ARIMA และ MA ไม่ได้แตกต่างกันมากนักและมีความใกล้เคียงกับยอดขายเดือนแรกของสินค้าใหม่

คำสำคัญ : การพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่, การเรียนรู้ของเครื่อง, สินค้าใหม่

---

[1] หลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

[2] คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ กรุงเทพฯ 10110

* Corresponding author:Tel.: 091-7839982 E-mail address: supansa.wat@g.swu.ac.th

FORECASTING CUSTOMER DEMAND FOR NEW PRODUCTS IN AN ONLINE RETAIL BUSINESS USING MACHINE LEARNING

Supansa Wattanabutr[1*], Nuwee Wiwatwattana[2]

Abstract

This research investigates the development of a preliminary model for forecasting customer demand for new products in an online retail business using machine learning techniques. The objective is to predict the demand for new products in the first three months of their releases, based on sales data of similar current products. The study employed two main approaches: 1. selection of products with similar characteristics to new products. 2. construction of predictive models using Long Short-Term Memory (LSTM) models, Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) models, and Moving Averages (MA) models. Utilizing data from a Thai retail store, which conducts sales through both online and physical stores (from January 2021 to September 2023), this study compared the outcomes of predictions made by LSTM, ARIMA, and MA models, considering Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) metrics. The experimental findings revealed that the MA model outperforms the others in accurately forecasting the sales trends of new products that exhibit stable trends. Conversely, the ARIMA model excels in predicting products with declining sales trends. Consequently, employing the MA method for forecasting the demand of new products in the first three months appears promising due to its simplicity, minimal computational time, and compatibility with stable and less complex data. Despite being a traditional method, The MA models yield high accuracy compared to the other two methods, which are more time-consuming and intricate. Particularly, when focusing solely on the prediction of first-month sales, LSTM, ARIMA, and MA models show insignificant differences and closely approximate the actual sales of new products.

Keywords : Forecasting Customer Demand for New Products, Machine Learning, New Products

---

[1] Data Science, Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

[2] Faculty of Science, Srinakharinwirot University, Bangkok, 10110, Thailand

* Corresponding author:Tel.: 091-7839982 E-mail address: supansa.wat@g.swu.ac.th

บทนำ

เนื่องจากปัจจุบันธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่มีการเพิ่มบริการการขายผ่านช่องทางออนไลน์ (Online) ควบคู่กับการขายผ่านหน้าร้าน (Offline) เพื่อให้เข้าถึงกลุ่มลูกค้าได้กว้างขึ้น ซึ่งมีผู้ประกอบการมากมายทั้งรายใหญ่รายย่อย และยังต้องแข่งขันกับธุรกิจการค้าออนไลน์ที่เติบโตต่อเนื่องจากการเข้าถึงสมาร์ทโฟนและอินเทอร์เน็ตได้สะดวก ทำให้การแข่งขันของธุรกิจมีแนวโน้มสูงขึ้น ดังนั้นผู้ประกอบการจึงต้องสรรหาผลิตภัณฑ์ใหม่ๆ เข้ามาขายโดยเฉพาะผ่านช่องทางออนไลน์ เพราะสามารถขายสินค้าได้หลากหลายประเภทกว่าผ่านหน้าร้าน เนื่องจากสินค้าหลายรายการไม่สามารถที่จะนำมาวางขายผ่านหน้าร้านได้ ด้วยข้อจำกัดหลายอย่าง เช่น ขนาดสินค้ากับพื้นที่ของร้าน เป็นต้น ซึ่งการดำเนินธุรกิจให้มีความหลากหลายของสินค้าและบริการ อาจทำให้ผู้ประกอบการธุรกิจมีปัญหาในการจัดเก็บ และการบริหารจัดการสินค้าที่ยุ่งยากมากขึ้น โดยเฉพาะกับสินค้าใหม่ที่นำเข้ามาวางขาย เนื่องจากยังไม่มีข้อมูลปริมาณการขายในอดีตมาช่วยในการพยากรณ์ความต้องการของลูกค้าได้

ด้วยเหตุนี้หากผู้ประกอบการไม่ได้มีการประมาณการจำนวนยอดขายสินค้าใหม่ที่นำเข้ามาเพื่อวางขายว่าจะสามารถขายได้ปริมาณเท่าใด และใช้ระยะเวลาเท่าใดในการขายสินค้านั้นๆได้หมด การพิจารณาจำนวนในการซื้อเพื่อให้ได้ราคาทุนที่ถูกเพียงอย่างเดียวนั้น ส่งผลให้เกิดการสั่งซื้อสินค้าใหม่เข้ามามากเกินความต้องการของลูกค้า ซึ่งเป็นปัญหาที่พบอยู่ในปัจจุบันของการสั่งซื้อสินค้าใหม่ สินค้าบางรายการไม่สามารถขายได้หรือขายได้น้อยกว่าที่คาดการณ์ไว้มาก ส่งผลทำให้เกิดปัญหาตามมา เช่น ปัญหาพื้นที่จัดเก็บ ค่าใช้จ่ายในการเก็บรักษา การหมุนเวียนเงินทุน รวมทั้งขาดทุนหากเก็บสินค้านั้นๆ ไว้ปริมาณมากจนเกินไปไม่สามารถขายได้ทันก่อนสินค้าหมดอายุหรือชำรุด เป็นต้น หากต้องทำการวิจัยตลาด เพื่อสำรวจความต้องการสินค้าใหม่ของลูกค้าก่อนจะนำสินค้าใหม่เข้ามาวางขาย ก็จะต้องใช้ระยะเวลา และค่าใช้จ่ายที่ค่อนข้างสูง ซึ่งปกติการดำเนินการทางธุรกิจค้าปลีกจะมีการนำสินค้าใหม่เข้ามาขายอยู่เรื่อยๆ เพื่อเพิ่มยอดขาย ซึ่งการทำวิจัยตลาดกับสินค้าใหม่ทุกตัวที่จะนำมาวางขายนั้นไม่สามารถที่จะทำได้ โดยเฉพาะกับผู้ประกอบการค้าปลีกรายย่อยทั่วไป ดังนั้นหากมีวิธีการที่สามารถช่วยคาดการณ์จำนวนยอดขายสินค้าใหม่ได้ ก็จะช่วยให้ปัญหาเหล่านี้ลดลงจากเดิม

ผู้วิจัยจึงเล็งเห็นถึงปัญหานี้ ดังนั้นจุดมุ่งหมายของการวิจัยเพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของลูกค้าในธุรกิจค้าปลีกออนไลน์ ด้วยแบบจำลองโครงข่ายปราสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory: LSTM) เปรียบเทียบกับวิธีการพยากรณ์ด้วยแบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Averages: MA) เพื่อนำมาใช้ในการพยากรณ์ปริมาณความต้องการสินค้าใหม่จากข้อมูลของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายกัน โดยพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ตามจำนวนหน่วยขายเป็นจำนวนชิ้น เพื่อเป็นข้อมูลช่วยประกอบการตัดสินใจของผู้ประกอบการในการประเมินจำนวนยอดขายเป็นจำนวนชิ้น ที่คาดว่าจะขายได้ก่อนที่จะตัดสินใจนำสินค้าใหม่เข้ามาวางขาย เพื่อลดค่าใช้จ่ายในการทำการวิจัยตลาดในการสำรวจความต้องการสินค้าของลูกค้า และลดปัญหาการสั่งซื้อสินค้าเข้ามามากเกินความต้องการของลูกค้าที่เป็นต้นเหตุต่อปัญหาค่าใช้จ่ายในการลงทุนและดูแลรักษาสินค้า

ผู้วิจัยได้ดำเนินการวิจัยโดยการศึกษาขบวนการ ตลอดจนการวัดประสิทธิภาพ ซึ่งขั้นตอนต่อไปจะเป็นขั้นตอนการดำเนินงานวิจัย หลังจากนั้นจึงรายงานผลวิจัย อภิปรายผลการวิจัย และสรุปผลการวิจัย

วิธีดำเนินการ

ในงานวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยได้ศึกษาทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง จากนั้นสร้างแบบจำลองการสำหรับพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของลูกค้าในธุรกิจค้าปลีกออนไลน์ โดยพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ตามจำนวนหน่วยขายเป็นจำนวนชิ้น ด้วยแบบจำลองโครงข่ายปราสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory: LSTM), แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Averages: MA) โดยนำเสนอตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

1.ชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้

2.การนำเข้าข้อมูล ตรวจสอบข้อมูล และพิจารณาข้อมูล

3.การสำรวจข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการหาสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่

4.การสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่

ขั้นตอนที่ 1 : ชุดข้อมูลที่ใช้ในการศึกษานี้

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากร้านค้าปลีกแห่งหนึ่งในประเทศไทย ที่มีการขายสินค้าผ่านช่องทางออนไลน์ควบคู่กับการขายผ่านหน้าร้าน มีข้อมูลรายการธุรกรรมการขายรายวันตั้งแต่เดือนมกราคม ค.ศ. 2021 ถึงเดือนกันยายน ค.ศ. 2023 โดยมีข้อมูล 1 ตาราง มีคอลัมน์ทั้งหมด 28 คอลัมน์ และมีจำนวนข้อมูล 55,524 แถว ดังตารางที่ 1

ตาราง 1 แสดงตัวแปรของข้อมูลรายการธุรกรรมการขาย

Variable	Description
CF_BRANCH_NAME	ชื่อร้านสาขา
CF_PERSONID	รหัสร้านสาขา
CF_FNAME	รูปแบบการชำระเงิน
CF_SYSPERSONID	รหัสพนักงาน
CF_ITEMID	รหัสสินค้า
CF_ITEMNAME	ชื่อสินค้า
CF_BASEQUANTITY	จำนวนยอดขายตามหน่วยขายสินค้า
CF_UNITNAME	หน่วยขายสินค้า เป็น Pcs. หรือชิ้น
CF_PRICE	ราคาสินค้า
CF_AMOUNT	ราคารวมของสินค้า
CF_AVGCOST	ต้นทุนเฉลี่ย
CF_VOUCHER_INCOME	จำนวนบัตรกำนัล

ตาราง 1 (ต่อ)

Variable	Description
CF_AVGCOST	ต้นทุนเฉลี่ย
CF_VOUCHER_INCOME	จำนวนบัตรกำนัล
CF_VOUCHER_VOUCHERTYPE	ประเภทบัตรกำนัล
TRANDATE	วันที่และเวลาที่ทำธุรกรรม
CF_TRANNO	เลขที่การทำธุรกรรม
CF_SYSITEMID	รหัสระบบ
CF_SYSITEMGROUPL1ID	กลุ่มระบบที่ 1
CF_SYSITEMGROUPL2ID	กลุ่มระบบที่ 2
CF_SYSITEMGROUPL3ID	กลุ่มระบบที่ 3
CF_SYSITEMGROUPL4ID	กลุ่มระบบที่ 4
CF_SYSITEMGROUPL5ID	กลุ่มระบบที่ 5
CF_ITEMGROUPL1_GROUPNAME	หมวดหมู่สินค้าลำดับที่ 1
CF_ITEMGROUPL2_GROUPNAME	หมวดหมู่สินค้าลำดับที่ 2
CF_ITEMGROUPL3_GROUPNAME	หมวดหมู่สินค้าลำดับที่ 3
CF_ITEMGROUPL4_GROUPNAME	หมวดหมู่สินค้าลำดับที่ 4
CF_ITEMGROUPL5_GROUPNAME	หมวดหมู่สินค้าลำดับที่ 5
CF_COMPANY	ใบแจ้งยอดเงิน
CF_TRANDATE	วันที่ทำธุรกรรม

ขั้นตอนที่ 2 : การนำเข้าข้อมูล ตรวจสอบข้อมูล และพิจารณาข้อมูล

ใช้ภาษาไพทอนในการวิเคราะห์ข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่อง เริ่มต้นด้วยการนำเข้าโมดูลสำคัญสำหรับการสร้างแบบจำลอง ต่อมานำเข้าไฟล์ข้อมูลและข้อมูลที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง เริ่มกระบวนการตรวจสอบและสำรวจข้อมูลเบื้องต้น เพื่อหาข้อมูลเชิงลึกจากข้อมูลธุรกรรมการขายโดยใช้ไลบรารี่ Pandas, Numpy, Matplotlib และ Seaborn สำรวจข้อมูลกับข้อมูลคอลัมน์ชื่อสินค้า คอลัมน์แสดงจำนวนยอดขาย และคอมลัมน์อื่นๆ จากนั้นทำการ Clean ข้อมูลด้วยการลบแถวที่มีผลรวมยอดขายเป็น 0 จำนวน 4 แถว ลบคอลัมน์ที่มีค่าที่ขาดหายไป จำนวน 8 คอลัมน์ และลบคอลัมน์ที่มีค่าเริ่มต้นเหมือนกันทั้งหมด 2 คอลัมน์ จากนั้นใช้ Google Colab ในการทำ Visualization

ขั้นตอนที่ 3 : : การสำรวจข้อมูล การวิเคราะห์ข้อมูล และการหาสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่

การจัดเตรียมข้อมูล ผู้วิจัยได้ทำการเพิ่มคอลัมน์ first_sale_date เพื่อหาวันเดือนปีที่สินค้ามียอดขายออกครั้งแรก เพื่อนำข้อมูลคอลัมน์นี้มาใช้ในการแบ่งข้อมูลสินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่ จากนั้นเพิ่มคอลัมน์ first_sale_year เพื่อหาปีที่สินค้ามียอดขายออกครั้งแรก ซึ่งมีจำนวนสินค้าทั้งหมด 1,776 SKU ดังภาพประกอบที่ 1

CF_TRANDATE	Year	Month	first_sale_date	first_sale_year
2022-06-19	2022	6	2022-02-01	2022
2022-06-05	2022	6	2022-02-01	2022
2022-06-19	2022	6	2022-02-01	2022

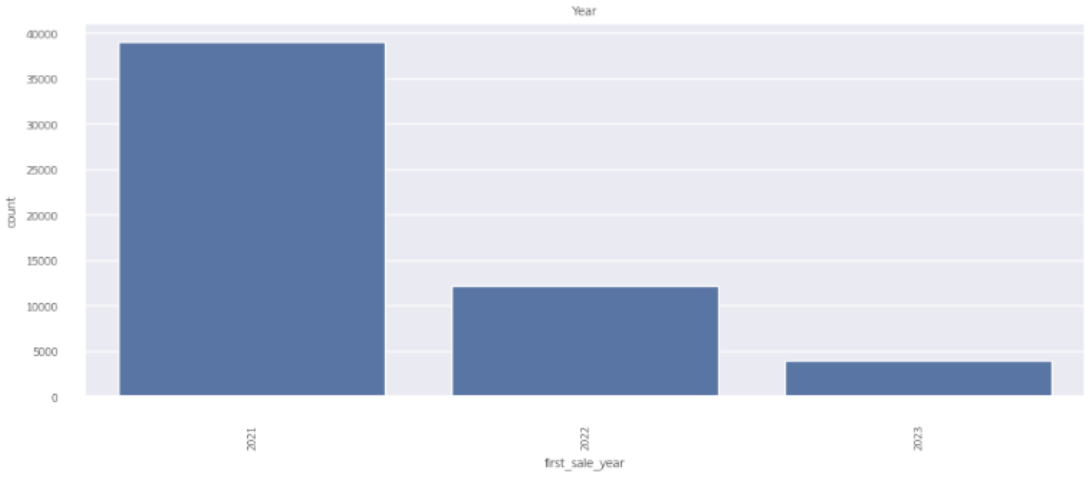
ภาพประกอบ 1 แสดงคอลัมน์ที่ทำการเพิ่ม

ทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ดังนี้

ข้อมูลชุดที่ 1 กำหนดให้สินค้าที่มียอดขายออกครั้งแรกในปี 2021-2022 เป็นสินค้าปัจจุบัน จากนั้นทำการลบยอดขายในปี 2023 ของสินค้าปัจจุบันออก มีจำนวน 1,381 SKU

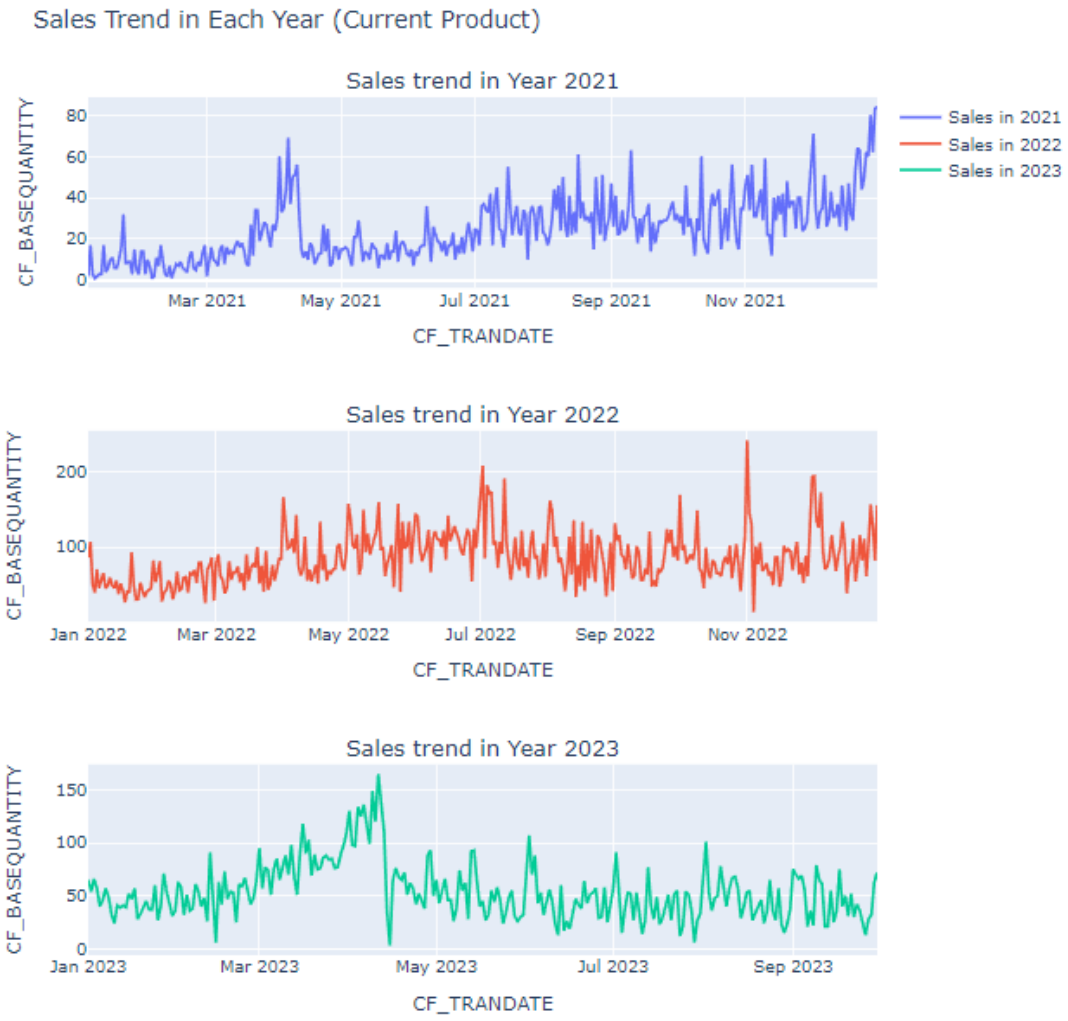
ข้อมูลชุดที่ 2 กำหนดให้สินค้าที่มียอดขายออกครั้งแรกในปี 2023 เป็นสินค้าใหม่ มีจำนวน 395 SKU

และทำการวิเคราะห์จำนวนธุรกรรมการขายของสินค้าที่เริ่มขายในปีนั้นๆ โดยสินค้าที่มียอดขายออกครั้งแรกในปี 2021 มีจำนวนธุรกรรมการขายสูงที่สุด รองลงมา คือ สินค้าที่มียอดขายออกครั้งแรกปี 2022 และ 2023 ตามลำดับ ดังภาพประกอบที่ 2



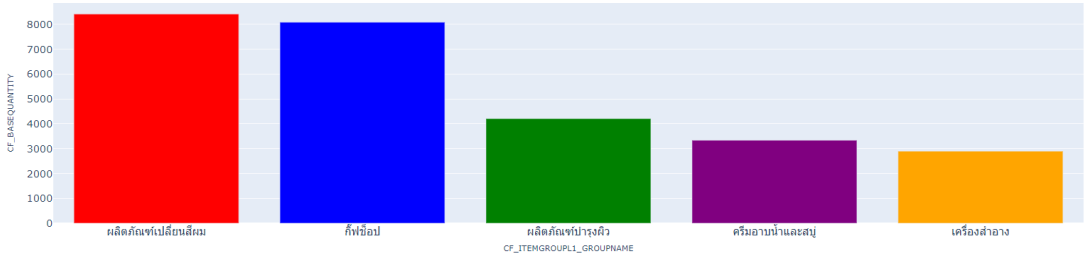
ภาพประกอบ 2 แสดงจำนวนธุรกรรมการขายของสินค้าที่มียอดขายออกครั้งแรกในปีนั้นๆ

ทำการวิเคราะห์ข้อมูลยอดขายสินค้าปัจจุบันทั้งหมดในแต่ละปี พบว่า ปี 2021-2023 มีแนวโน้มยอดขายสูงช่วงเดือนเมษายนของทุกปี และช่วงปลายปี 2021 มีแนวโน้มยอดขายสูงขึ้น ดังภาพประกอบที่ 3



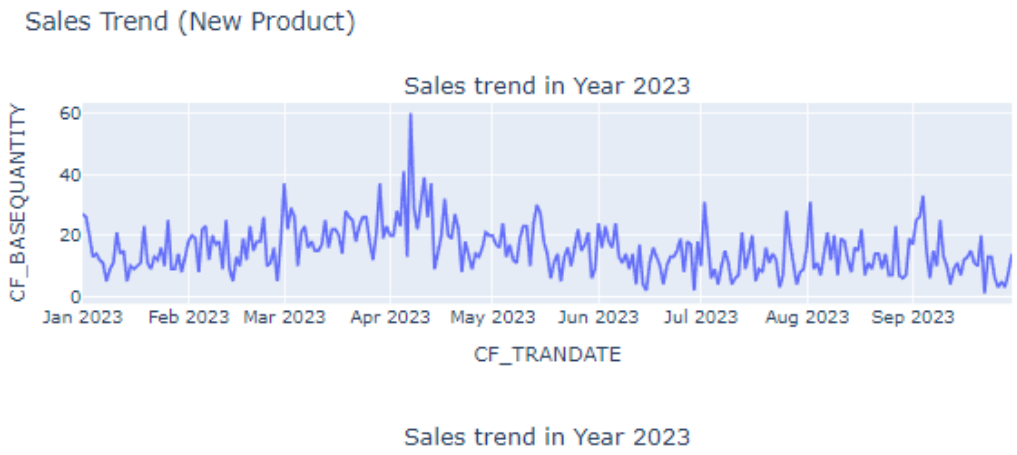
ภาพประกอบ 3 แสดงแนวโน้มจำนวนยอดขายของสินค้าปัจจุบันทั้งหมด แยกรายปี

ทำการวิเคราะห์หมวดหมู่สินค้าที่ขายดี 5 อันดับแรกของสินค้าปัจจุบันทั้งหมด ที่มียอดขายสูงสุดตามจำนวนหน่วยขาย เป็นจำนวนชิ้น คือ หมวดหมู่ผลิตภัณฑ์เปลี่ยนสีผม, หมวดหมู่กิ๊ฟช็อป, หมวดหมู่ผลิตภัณฑ์บำรุงผิว, หมวดหมู่ครีมอาบน้ำและสบู่ และหมวดหมู่เครื่องสำอาง ตามลำดับ ดังภาพประกอบที่ 4



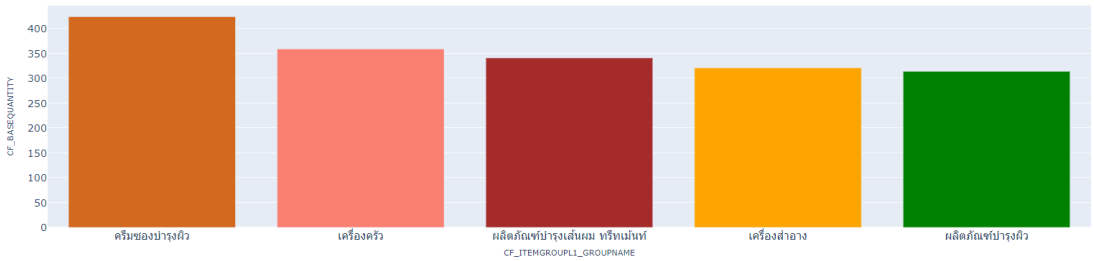
ภาพประกอบ 4 แสดงหมวดหมู่สินค้าที่ขายดีที่สุด 5 อันดันแรกของสินค้าปัจจุบันทั้งหมด

ทำการวิเคราะห์ข้อมูลยอดขายสินค้าใหม่ทั้งหมด ที่เริ่มวางขายในปี 2023 มีแนวโน้มยอดขายสูงช่วงเดือนเมษายน และหลังจากนั้นยอดขายค่อนข้างคงที่ไปจนถึงเดือนกันยายน ดังภาพประกอบที่ 5



ภาพประกอบ 5 แสดงแนวโน้มจำนวนยอดขายของสินค้าใหม่ทั้งหมด

ทำการวิเคราะห์หมวดหมู่สินค้าที่ขายดี 5 อันดับแรกของสินค้าใหม่ทั้งหมด ที่มียอดขายสูงสุดตามจำนวนหน่วยขายเป็นจำนวนชิ้น คือ หมวดหมู่ครีมซองบำรุงผิว, หมวดหมู่เครื่องครัว, หมวดหมู่ผลิตภัณฑ์บำรุงเส้นผม ทรีทเม้นท์, หมวดหมู่ผลิตภัณฑ์บำรุงผิว, หมวดหมู่เครื่องสำอาง และหมวดหมู่ผลิตภัณฑ์บำรุงผิว ตามลำดับ ดังภาพประกอบ 6



ภาพประกอบ 6 แสดงหมวดหมู่สินค้าที่ขายดีที่สุด 5 อันดันแรกของสินค้าใหม่ทั้งหมด

การหาสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่

ผู้วิจัยทำการหาสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่ ที่อยู่ในหมวดหมู่เดียวกัน จำนวน 4 คู่ รวมเป็น 8 SKU แบ่งเป็นสินค้าปัจจุบัน 4 SKU และสินค้าใหม่ 4 SKU มาพยากรณ์ยอดขายสินค้าใหม่จากข้อมูลของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายกัน โดยพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ตามจำนวนหน่วยขายเป็นจำนวนชิ้น การหาสินค้าที่มีความคล้ายคลึงกันระหว่างสินค้าปัจจุบันกับสินค้าใหม่ ผู้วิจัยทำการเลือกสินค้าด้วยวิธี Manual โดยหลักเกณฑ์ที่ใช้ในการคัดเลือกสินค้าปัจจุบันที่คล้ายคลึงกับสินค้าใหม่มากที่สุด เพื่อหาตัวแทนของสินค้าใหม่

มีขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) เลือกสินค้าที่อยู่ในหมวดหมู่เดียวกัน

2) กรณีที่ร้านมีสินค้าปัจจุบันที่เป็นแบรนด์เดียวกันกับสินค้าใหม่ จะพิจารณาสินค้าในอยู่ในแบรนด์เดียวกันก่อน จากนั้นดำเนินการตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

2.1) เลือกสินค้าที่การใช้งานเหมือนกัน

2.2) เลือกสินค้าที่มีขนาดใกล้เคียงกันมากที่สุด

2.3) เลือกสินค้าที่มีราคาใกล้เคียงกันมากที่สุด

3) กรณีที่ร้านไม่มีสินค้าปัจจุบันที่เป็นแบรนด์เดียวกันกับสินค้าใหม่ จะพิจารณาสินค้าจากแบรนด์อื่นที่ร้านมีขายอยู่ หากมีมากกว่า 1 แบรนด์จะพิจารณาแบรนด์ที่อยู่ในระดับใกล้เคียงกันมากที่สุด จากนั้นดำเนินการตามขั้นตอนดังต่อไปนี้

3.1) เลือกสินค้าที่การใช้งานเหมือนกัน

3.2) เลือกสินค้าที่มีขนาดใกล้เคียงกันมากที่สุด

3.3) เลือกสินค้าที่มีราคาใกล้เคียงกันมากที่สุด

จากการดำเนินการคัดเลือกสินค้าปัจจุบันที่คล้ายคลึงกับสินค้าใหม่มากที่สุด ด้วยวิธีที่กล่าวข้างต้นนั้น ได้สินค้าปัจจุบันที่เป็นตัวแทนสินค้าใหม่จำนวน 4 SKU ซึ่งเป็นสินค้าในหมวดหมู่ที่มียอดขายเป็นจำนวนชิ้นสูงสุด 5 หมวดหมู่แรกของสินค้าทั้งหมด และเนื่องจากไม่สามารถเปิดเผยรายชื่อสินค้าเต็ม แบรนด์ และราคาของสินค้าได้ ผู้วิจัยจึงใช้รหัสแทนชื่อสินค้า และแบรนด์ของสินค้าที่คัดเลือกมาว่ามีความคล้ายคลึงกัน โดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 2

ตาราง 2 แสดงข้อมูลสินค้าปัจจุบัน และสินค้าใหม่ที่มีความคล้ายคลึงกัน

คู่ที่	สินค้าปัจจุบัน	สินค้าใหม่	หมวดหมู่	แบรนด์
1	ครีมย้อมผม C1	ครีมย้อมผม N1	ผลิตภัณฑ์เปลี่ยนสีผม	A
2	ครีมย้อมผม C2	ครีมย้อมผม N2	ผลิตภัณฑ์เปลี่ยนสีผม	B
3	สบู่วิตามิน C3	สบู่วิตามิน N3	ครีมอาบน้ำและสบู่	C
4	ดินสอเขียนคิ้ว C4	ดินสอเขียนคิ้ว N4	เครื่องสำอาง	D

อธิบายรายละเอียดของสินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่ ได้ดังนี้

- สินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่คู่ที่ 1 เป็นสินค้าที่อยู่ในหมวดหมู่ผลิตภัณฑ์เปลี่ยนสีผม และเป็นสินค้าแบรนด์เดียวกัน (แบรนด์ A) ซึ่งราคาใกล้เคียง
- สินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่คู่ที่ 2 เป็นสินค้าที่อยู่ในหมวดหมู่ผลิตภัณฑ์เปลี่ยนสีผม และเป็นสินค้าแบรนด์เดียวกัน (แบรนด์ B) ซึ่งราคาใกล้เคียง
- สินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่คู่ที่ 3 เป็นสินค้าที่อยู่ในหมวดหมู่ครีมอาบน้ำและสบู่ และเป็นสินค้าแบรนด์เดียวกัน (แบรนด์ C) ซึ่งราคาเท่ากัน
- สินค้าปัจจุบันและสินค้าใหม่คู่ที่ 4 เป็นสินค้าที่อยู่ในหมวดหมู่เครื่องสำอาง และเป็นสินค้าแบรนด์เดียวกัน (แบรนด์ D) ซึ่งราคาเท่ากัน

ขั้นตอนที่ 4 : การสร้างแบบจำลองสำหรับพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่

ในการศึกษาวิจัยนี้ใช้แบบจำลองทั้งหมด 3 แบบ ที่ได้รับความนิยมและเป็นที่ยอมรับในปัจจุบัน ได้แก่ แบบจำลองโครงข่ายปราสาทเทียมแบบหน่วยความจำระยะสั้นแบบยาว (Long Short-Term Memory: LSTM), แบบจำลองอนุกรมเวลาแบบ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และการพยากรณ์อนุกรมเวลาแบบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Averages: MA) จากนั้นเริ่มสร้างแบบจำลองในการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ ผู้วิจัยเปรียบเทียบแบบจำลอง 3 แบบ โดยพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่จากข้อมูลของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายกันแบ่งเป็นสินค้าละ 3 วิธี รวมเป็น 12 แบบจำลองด้วยกัน มีรายละเอียดดังนี้

แบบจำลอง LSTM

การพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของแบบจำลอง LSTM นั้นทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าปัจจุบันตั้งแต่ปี 2021-2022 เป็นข้อมูลในการ Train และใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าใหม่ 3 เดือนแรกในปี 2023 เป็นข้อมูลในการ Test จากนั้นทำการแปลงชุดข้อมูล Train และ Test เป็นรูปแบบของอาร์เรย์ 3 มิติที่เหมาะสำหรับการใช้กับแบบจำลอง LSTM และทดลอง tuning parameter เพื่อหาค่าพารามิเตอร์ที่ดีที่สุด

แบบจำลอง ARIMA

การพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ของแบบจำลอง ARIMA นั้นทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด โดยใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าปัจจุบันตั้งแต่ปี 2021-2022 เป็นข้อมูลในการ Train และใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าใหม่ 3 เดือนแรกในปี 2023 เป็นข้อมูลในการ Test การหาค่า parameter p,d,q ใช้ Auto Arima ในการหาค่า parameter p,d,q ที่ดีที่สุด ที่ให้ค่า AIC ที่น้อยที่สุดเป็น best model

แบบจำลอง MA

การพยากรณ์โดยวิธี MA ทำการพยากรณ์โดยใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าปัจจุบันตั้งแต่ปี 2021-2022 มาคำนวณหาค่าเฉลี่ยของยอดขายเพื่อพยากรณ์ความต้องการสินค้า และใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของสินค้าใหม่ 3 เดือนแรกในปี 2023 เป็นข้อมูลในการ Test

ขั้นตอนที่ 5 : การประเมิลผล

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ ในแบบจำลอง Regression

โดยที่

Y_i คือ ค่าจริงหรือ ค่า actual value ของ samples test ที่ i

$\hat{Y}_i$ คือ ค่าที่ประมาณได้หรือ ค่า predict ของ samples test ที่ i

n คือ จำนวน samples ทั้งหมด

มีวิธีการประเมินผล 2 วิธีดังนี้

1. Root Mean Squared Error (RMSE) คือ การวัดความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์ ถ้าหากค่า RMSE นั้นมีค่าน้อย แสดงว่าค่าทำนายนั้นประมาณค่าได้ใกล้เคียงกับค่าจริง

ดังสมการ

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \hat{Y}_i)^2}$$

2. Mean Absolute Error (MAE) คือ การหาค่าเฉลี่ยของความแตกต่างสมบูรณ์ระหว่างค่าพยากรณ์และค่าจริง ถ้าหากค่า MAE นั้นมีค่าน้อย แสดงว่าค่าทำนายนั้นมีค่าใกล้เคียงกับค่าจริง

ดังสมการ

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|Y_i - \hat{Y}_i\right|$$

ผลการวิจัยและอภิปรายผลการวิจัย

ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาและวิเคราะห์เปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง LSTM, ARIMA และ MA โดยเลือกศึกษาชุดข้อมูลธุรกรรมการขายของร้านค้าปลีกแห่งหนึ่งที่มีการขายสินค้าผ่านช่องทางออนไลน์ควบคู่กับการขายผ่านหน้าร้าน และนำชุดข้อมูลธุรกรรมการขายดังกล่าวใช้ในการสร้างแบบจำลองพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ใน 3 เดือนแรกที่เริ่มวางขาย จากข้อมูลการขายของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกัน โดยผลการวัดประสิทธิภาพแบบจำลองแต่ละอัลกอริทึม ได้ผลดังตารางที่ 3

ตาราง 3 แสดงผลการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ ระหว่างแบบจำลอง LSTM, ARIMA และ MA

Products	Forecast	LSTM		ARIMA		MA	
		RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
ครีมย้อมผม N1	1 เดือนแรก	0.22	0.22	0.15	0.15	0.21	0.21
	3 เดือนแรก	3.93	3.25	4.86	3.88	1.98	1.54
ครีมย้อมผม N2	1 เดือนแรก	0.83	0.83	1.11	1.11	1.09	1.09
	3 เดือนแรก	1.37	1.06	1.39	1.13	1.27	1.03
สบู่วิตามิน N3	1 เดือนแรก	31.36	31.36	12.60	12.60	14.25	14.25
	3 เดือนแรก	21.25	18.83	7.60	5.76	17.42	17.25
ดินสอเขียนคิ้ว N4	1 เดือนแรก	2.66	2.66	0.90	0.90	0.83	0.83
	3 เดือนแรก	1.99	1.79	5.36	4.65	1.84	1.72

จากผลการทดลองสรุปได้ว่า แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดในการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ใน 3 เดือนแรก เพื่อเป็นข้อมูลในการช่วยตัดสินใจว่าจะทำการสั่งซื้อสินค้าใหม่ดังกล่าวเข้ามาวางจำหน่ายในร้านหรือไม่ คือ การพยากรณ์ด้วยวิธี MA โดยพยากรณ์ได้แม่นยำมากกว่าถึง 3 SKU คือ 1.สินค้าครีมย้อมผม N1 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.98 และ MAE เท่ากับ 1.54 2.สินค้าครีมย้อมผม N2 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.27 และ MAE เท่ากับ 1.03 และ 3.สินค้าดินสอเขียนคิ้ว N4 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.84 และ MAE เท่ากับ 1.72 ซึ่งยอดขายของแต่ละสินค้าอยู่ในช่วงใกล้เคียงกันในแต่ละเดือน ในขณะที่ ARIMA พยากรณ์แม่นยำที่สุด 1 SKU คือ สินค้าสบู่วิตามิน N3 มีค่า RMSE เท่ากับ 7.60 และ MAE เท่ากับ 5.76 ซึ่งยอดขาย 3 เดือนแรกมีแนวโน้มลดลงและยอดขายแต่ละเดือนอยู่ในช่วงใกล้เคียงกันน้อยกว่าสินค้าครีมย้อมผม N1, สินค้าครีมย้อมผม N2 และสินค้าดินสอเขียนคิ้ว N4 แต่เนื่องจากในการนำไปใช้งานจริงในการสั่งซื้อใหม่ครั้งแรกมาสต็อกนั้นใช้เฉพาะค่าพยากรณ์เดือนแรกจึงทำการวัดประสิทธิภาพการพยากรณ์ยอดขายเดือนแรกของแต่ละวิธี โดยแบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ยอดขาย 1 เดือนแรกดีที่สุดในสินค้าครีมย้อมผม N2 มีค่า RMSE และ MAE เท่ากับ 0.83 แบบจำลอง ARIMA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ยอดขาย 1 เดือนแรกดีที่สุด 2 สินค้าด้วยกัน คือ 1.สินค้าครีมย้อมผม N1 มีค่า RMSE และ MAE เท่ากับ 0.15 และ 2.สินค้าสบู่วิตามิน N3 มีค่า RMSE และ MAE เท่ากับ 12.60 ส่วนวิธี MA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ยอดขาย 1 เดือนแรกดีที่สุดในสินค้าดินสอเขียนคิ้ว N4 ค่า RMSE และ MAE เท่ากับ 0.83 และเนื่องจากในการสั่งซื้อสินค้านั้นต้องซื้อเป็นเลขจำนวนเต็มเท่านั้น หากทำการปัดเลขเป็น

จำนวนเต็มพบว่าทั้ง 3 วิธี ได้จำนวนชิ้นเท่ากัน คือ สินค้าสินค้าครีมย้อมผม N1 และสินค้าครีมย้อมผม N2 ในการนำค่าพยากรณ์ยอดขาย 1 เดือนแรกไปใช้ในการสั่งซื้อสินค้า

สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ จากข้อมูลยอดขายของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกัน โดยใช้แบบจำลอง LSTM, ARIMA และวิธี MA ทำการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพแต่ละวิธีภายในสินค้าเดียวกัน โดยพิจารณาจากค่า RMSE และ MAE ขั้นตอนแรกเริ่มจากการหาสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกันกับสินค้าใหม่ ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องใช้ข้อมูลยอดขายสินค้าปัจจุบันสำหรับฝึกฝน และใช้ยอดขาย 3 เดือนแรกของสินค้าใหม่สำหรับทดสอบ และในขั้นตอนการพยาการณ์ด้วยวิธี MA ใช้ข้อมูลยอดขายในอดีตของสินค้าปัจจุบันมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยเพื่อพยากรณ์ และใช้ยอดขาย 3 เดือนแรกของสินค้าใหม่สำหรับทดสอบ จากผลการวิจัย สรุปได้ว่า วิธี MA มีประสิทธิภาพดีที่สุด โดยพยากรณ์ได้แม่นยำมากกว่าถึง 3 SKU คือ 1.สินค้าครีมย้อมผม N1 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.98 และ MAE เท่ากับ 1.54 2.สินค้าครีมย้อมผม N2 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.27 และ MAE เท่ากับ 1.03 และ 3.สินค้าดินสอเขียนคิ้ว N4 มีค่า RMSE เท่ากับ 1.84 และ MAE เท่ากับ 1.72 ในขณะที่ ARIMA พยากรณ์แม่นยำที่สุด 1 SKU คือ สินค้าสบู่วิตามิน N3 มีค่า RMSE เท่ากับ 7.60 และ MAE เท่ากับ 5.76 ส่วนวิธี LSTM นั้นมีประสิทธิภาพน้อยที่สุดในทุกสินค้า ดังนั้นการพยากรณ์ด้วยวิธี MA เป็นวิธีที่น่าสนใจหากนำเอาวิธีดังกล่าวไปประยุกต์ใช้งานจริงกับการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ใน 3 เดือนแรก เพราะเป็นวิธีการที่ง่าย ใช้เวลาน้อยในการพยากรณ์ และเหมาะกับข้อมูลที่ไม่ซับซ้อนและมีความคงที่ แม้จะเป็นวิธีการดั้งเดิมแต่ให้ค่าความแม่นยำสูงเมื่อเทียบกับอีก 2 วิธีที่ใช้เวลาและมีวิธีการที่ซับซ้อนมากกว่า ซึ่งผลการพยากรณ์ที่ได้นั้นไม่ได้แตกต่างจากวิธี MA มากนัก โดยเฉพาะค่าพยากรณ์ยอดขายเดือนแรก ซึ่งทั้ง 3 วิธีไม่ได้แตกต่างกันมากนัก เนื่องจากในการนำไปใช้งานจริงต้องทำการปัดเลขเป็นจำนวนเต็ม เพื่อนำไปใช้งานในการสั่งซื้อใหม่ครั้งแรกมาสต็อก และใช้เฉพาะค่าพยากรณ์ยอดขายในเดือนแรก เนื่องจากเมื่อสินค้าใหม่เริ่มขายไปได้ 1 เดือนก็สามารถใช้ยอดขายจริงในเดือนแรกของสินค้าใหม่ในการพยากรณ์ความต้องการในเดือนถัดไปได้โดยไม่ต้องพึงพาข้อมูลการขายของสินค้าปัจจุบันที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกัน ผู้วิจัยทำการพยากรณ์ไปถึง 3 เดือน เพื่อเป็นข้อมูลในการช่วยตัดสินใจว่าจะทำการสั่งซื้อสินค้าใหม่ดังกล่าวเข้ามาวางจำหน่ายในร้านหรือไม่ และปริมาณเท่าใดถึงเหมาะสม

จากงานวิจัยการพยากรณ์ความต้องการสินค้าใหม่ โดยใช้แบบจำลอง LSTM, ARIMA และวิธี MA มีข้อเสนอแนะเพื่อพัฒนางานวิจัยในอนาคต ได้แก่ การพิจารณาปัจจัยอื่นๆ ที่ส่งผลต่อการซื้อสินค้าของลูกค้า เช่น โปรโมชั่นหรือข้อมูลทางเศรษฐกิจ และควรเพิ่มปริมาณข้อมูลให้มากขึ้น เพื่อช่วยให้แบบจำลองเรียนรู้ข้อมูลได้มากขึ้นและมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการได้แม่นยำมากยิ่งขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

การจัดทำวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีจากการสนับสนุน และการให้ความช่วยเหลือจาก ผศ.ดร.นุวีย์ วิวัฒนวัฒนา ผู้เป็นอาจารย์ที่ปรึกษา ที่ได้กรุณาให้ความรู้ ข้อแนะนำมาโดยตลอด และขอขอบคุณคณาจารย์ทุกท่านในภาควิชาวิทยาการข้อมูล คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ และบัณฑิตวิทยาลัย ในการสนับสนุนการนำเสนอผลงาน วิจัยผู้วิจัยจึงขอขอบคุณมา ณ ที่นี้

เอกสารอ้างอิง

[1] Ali, Y., & Nakti, S. (2023, 15-17 March 2023). Sales Forecasting: A Comparison of Traditional and Modern Times-Series Forecasting Models on Sales Data with Seasonality. Paper presented at the 2023 10th International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom).

[2] Dai, Y., & Huang, J. (2021, 24-26 April 2021). A Sales Forecast Method for Products with No Historical Data. Paper presented at the 2021 IEEE 6th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics (ICCCBDA).

[3] Dave, E., Leonardo, A., Jeanice, M., & Hanafiah, N. (2021). Forecasting Indonesia Exports using a Hybrid Model ARIMA-LSTM. Procedia Computer Science, 179, 480-487.

[4] Elalem, Y. K., Maier, S., & Seifert, R. W. (2023). A machine learning-based framework for forecasting sales of new products with short life cycles using deep neural networks. International Journal of Forecasting, 39(4), 1874-1894.

[5] Falatouri, T., Darbanian, F., Brandtner, P., & Udokwu, C. (2022). Predictive Analytics for Demand Forecasting – A Comparison of SARIMA and LSTM in Retail SCM. Procedia Computer Science, 200, 993-1003.

[6] Jain, A., Karthikeyan, V., S, B., S, B. R., S, K., & B, S. (2020, 6-8 Nov. 2020). Demand Forecasting for E-Commerce Platforms. Paper presented at the 2020 IEEE International Conference for Innovation in Technology (INOCON).

[7] Nithin, S. S. J., Rajasekar, T., Jayanthy, S., Karthik, K., & Rithick, R. R. (2022, 16-18 March 2022). Retail Demand Forecasting using CNN-LSTM Model. Paper presented at the 2022 International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS).

[8] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. Retrieved from. Retrieved from http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/

[9] Tang, T. (2023, 26-29 May 2023). Analysis and Demand Forecasting Based On e-Commerce Data. Paper presented at the 2023 6th International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD).

[10] Tangruamsub, S. (2017). Long Short-Term Memory (LSTM). Retrieved from https://medium.com/@sinart.t/long-short-term-memory-lstm-e6cb23b494c6

[11] Tunpaiboon, N. (2562). แนวโน้มธุรกิจ/อุตสาหกรรมปี 2562-2564: ธุรกิจร้านค้าปลีกสมัยใหม่. https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/wholesale-retail/modern-trade/io/io-modern-trade-20

[12] van Steenbergen, R. M., & Mes, M. R. K. (2020). Forecasting demand profiles of new products. *Decision Support Systems,* 139, 113401.

[13] Vithitsoontorn, C., & Chongstitvatana, P. (2022, 9-11 March 2022). *Demand Forecasting in Production Planning for Dairy Products Using Machine Learning and Statistical Method.* Paper presented at the 2022 International Electrical Engineering Congress (iEECON).

[14] แนวทางการสั่งซื้อสินค้า. (2022). สืบค้นจาก https://www.businessplus.co.th/Activities/%E0%B8%82%E0%B9%88%E0%B8%B2%E0%B8%A7%E0%B8%AA%E0%B8%B2%E0%B8%A3-pos-c020

[15] ถนอม บริคุต. (2014). ผลิตภัณฑ์ใหม่ (New Product Planning). https://fifathanom.wordpress.com/2014/12/07/%E0%B8%9A%E0%B8%97%E0%B8%97%E0%B8%B5%E0%B9%88-10-%E0%B8%9C%E0%B8%A5%E0%B8%B4%E0%B8%95%E0%B8%A0%E0%B8%B1%E0%B8%93%E0%B8%91%E0%B9%8C%E0%B9%83%E0%B8%AB%E0%B8%A1%E0%B9%88-new-product-planning/

[16] ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. เฉลิมพล จตุพรม. (2562). การพยากรณ์ทางอนุกรมเวลา. In. https://cj007blog.files.wordpress.com/2020/04/07-time-series-forecasting.pdf

[17] สินค้า SKU. (2020). สืบค้นจาก https://pospos.co/article/detail/get-to-know-sku