การเปรียบเทียบแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีกในประเทศไทย

COMPARISON OF MACHINE LEARNING MODELS FOR FORECASTING RETAIL SALES IN THAILAND

อัจฉราภรณ์ นาชัยทอง[1*] และรสสุคนธ์ สุวรรณกูฏ[2]

Atcharaporn Nachaithong[1*] and Rossukon Suwannakoot[2]

[1]คณะบริหารธุรกิจและการบัญชี มหาวิทยาลัยราชภัฏร้อยเอ็ด

[2]คณะวิทยาการจัดการและเทคโนโลยีสารสนเทศ มหาวิทยาลัยนครพนม

[1]Faculty of Busuness Administration and Accountacy, Roi Et Rajabhat University

[2]Faculty of Management Science and Information Technology, Nakhon Phanom University

Received: September 20, 2024 / Revised: January 30, 2025 / Accepted: January 31, 2025

บทคัดย่อ

การวิจัยนี้มุ่งเน้นการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีกในประเทศไทย ซึ่งสามารถนำผลการพยากรณ์ไปปรับใช้ในการวางแผนกลยุทธ์ทางธุรกิจได้อย่างมีประสิทธิภาพ นำไปสู่แนวทางที่สำคัญสำหรับนักวิจัยและผู้ประกอบการในการเลือกใช้ตัวแบบพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุด โดยใช้แบบจำลอง Long Short-Term Memory, Gradient Boosting Machines และ Random Forest กระบวนการทำงานแบ่งออกเป็น 4 ส่วน โดยส่วนที่ 1 การรวบรวมข้อมูล ส่วนที่ 2 การทำความสะอาดข้อมูล ส่วนที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูล และส่วนที่ 4 การประเมินแบบจำลอง งานนี้ใช้ข้อมูลจากฐานข้อมูล Data.go.th มีข้อมูลทั้งหมด 7 แอททริบิวท์ 50,219 แถว ผลการวิจัยพบว่า การประเมินสิทธิภาพแบบจำลองที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีกในประเทศไทยที่มีประสิทธิภาพสูงสุด คือ LSTM ที่สามารถบ่งบอกว่ามีความสามารถในการพยากรณ์ได้แม่นยำที่สุด โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.90 และที่สำคัญ LSTM ได้รับการยกย่องว่ามีประสิทธิภาพสูงสุดในการทำนายยอดขายสำหรับร้านค้าปลีกและช่วยในการวางแผนการจัดการสต็อก ลดการขาดสต็อก เพิ่มประสิทธิภาพในการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ และสามารถนำมาใช้ในการวางแผนธุรกิจได้ อันดับ 2 คือ GBM ที่สามารถบ่งบอกถึงประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้แม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.89 และอันดับที่ 3 คือ RF ที่สามารถบ่งบอกถึงประสิทธิภาพในการพยากรณ์ได้ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.88 ตามลำดับ

คำสำคัญ: การเปรียบเทียบ การพยากรณ์ ร้านค้าปลีก การเรียนรู้ด้วยเครื่อง

*Corresponding Author

E-mail: atcharaporn_ju@reru.ac.th

Abstract

This research focuses on analyzing the efficiency of the model in forecasting retail sales in Thailand. It enables the forecast results to be effectively applied to business strategy planning that leads to important guidelines for researchers and entrepreneurs in selecting the most efficient forecasting model using the Long Short-Term Memory, Gradient Boosting Machines and Random Forest models. The work process is divided into 4 parts. Part 1: Data collection, Part 2: Data cleaning, Part 3: Data analysis, and Part 4: Model evaluation. This work uses data from the Data.go.th database, which contains 7 attributes and 50,219 rows. The results of the research have revealed that the evaluation of the efficiency of the model used in forecasting retail sales in Thailand with the highest efficiency is LSTM, which can indicate the most accurate forecasting ability with an R-squared value of 0.90. Importantly, LSTM is recognized as the most efficient in predicting retail sales. The second place is GBM which can indicate accurate forecasting efficiency with an R-squared value of 0.89 and the third place is RF which can indicate accurate forecasting efficiency with an R-squared value of 0.88, respectively.

Keywords: Comparison, Forecasting, Retail Sales, Machine Learning

บทนำ

การพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีกในประเทศไทย ควรเน้นถึงบทบาทสำคัญของธุรกิจค้าปลีกที่มีต่อเศรษฐกิจไทย โดยเฉพาะอย่างยิ่งหลังการแพร่ระบาดของโควิด 19 ซึ่งได้ส่งเสริมให้พฤติกรรมผู้บริโภคเปลี่ยนไปสู่การซื้อขายผ่านแพลตฟอร์มออนไลน์มากขึ้น ร้านค้าปลีกออนไลน์จึงมีความสำคัญยิ่งในการเพิ่มประสิทธิภาพการจัดการสินค้าคงคลังและการตอบสนองต่อความต้องการของลูกค้าได้อย่างรวดเร็ว การเติบโตของธุรกิจนี้ได้รับแรงสนับสนุนจากโครงการของรัฐบาล เช่น “Shop Dee Mee Khuen” และการขยายตัวของอินเทอร์เน็ตและเทคโนโลยี 5G (Mordor Intelligence, 2023) ในยุคดิจิทัลที่ธุรกิจร้านค้าปลีกออนไลน์เติบโตขึ้นอย่างรวดเร็ว การพยากรณ์ยอดขายกลายเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อการตัดสินใจเชิงกลยุทธ์และการบริหารจัดการร้านค้าปลีกออนไลน์ต้องเผชิญกับการแข่งขันที่เข้มข้นและการเปลี่ยนแปลงของพฤติกรรมผู้บริโภค ทำให้การคาดการณ์ยอดขายที่ถูกต้องและแม่นยำมีความสำคัญอย่างยิ่ง เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อความต้องการของลูกค้าได้ทันท่วงที และจัดการกับสินค้าคงคลังได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ธุรกิจร้านค้าปลีกทั่วโลกมีมูลค่าประมาณ 25 ล้านล้านดอลลาร์ โดยกิจกรรมหลักของธุรกิจร้านค้าปลีกคือ การได้รับผลิตภัณฑ์ที่เหมาะสมในสถานที่และเวลาที่เหมาะสม และการบริหารจัดการห่วงโซ่อุปทานจากผู้จัดจำหน่ายไปยังลูกค้าอย่างมีประสิทธิภาพ ปัญหาใหญ่ในการเพิ่มประสิทธิภาพของธุรกิจค้าปลีกจะต้องเผชิญกับต้นทุนคงที่สูงและอัตรากำไรต่ำ รายได้ที่เพิ่มขึ้นเล็กน้อย ไม่สามารถปรับปรุงผลกำไรได้ ปัญหาเหล่านี้เป็นสิ่งกระตุ้นให้ธุรกิจค้าปลีกต้องใช้เทคโนโลยีที่เป็นนวัตกรรมเพื่อนำปรับปรุงการคาดการณ์ยอดขาย และปัจจุบันค้าปลีกกำลังประสบปัญหากับการพัฒนาอย่างรวดเร็วทั้งในด้านโครงสร้าง การเติบโตของธุรกิจออนไลน์ และสภาพแวดล้อมการแข่งขันที่บริษัทต่าง ๆ กำลังเผชิญอยู่ซึ่งจะเห็นว่าไม่ใช่เรื่องง่ายที่ก้าวข้ามขอบเขตของประเทศ โดยที่ผู้บริโภคในประเทศต่าง ๆ มีพฤติกรรม

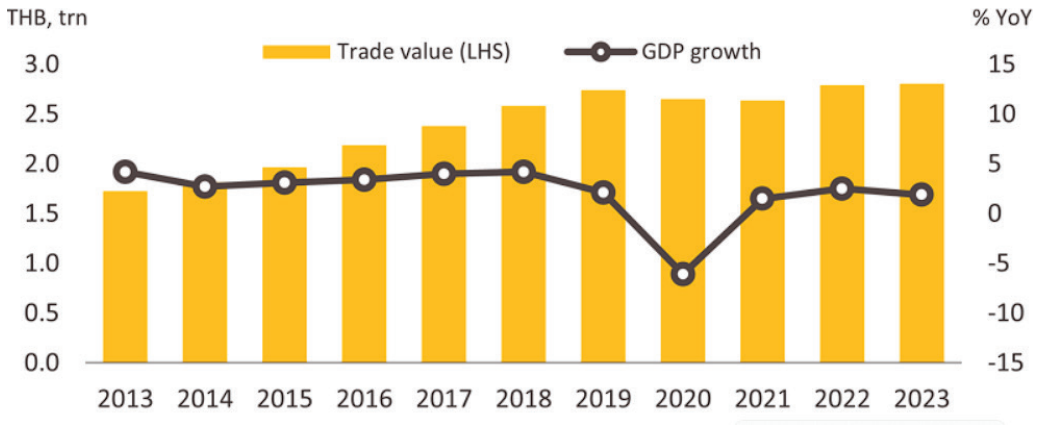
ที่แตกต่างกันออกไป ตัวอย่าง เช่น ในปี ค.ศ. 2017 การค้าปลีกออนไลน์คิดเป็น ร้อยละ 14.8 ของยอดค้าปลีกในสหรัฐอเมริกา และร้อยละ 17.6 ในสหราชอาณาจักร แต่มีเพียง ร้อยละ 3.4 ในอิตาลี ตรงกันข้ามกับเยอรมนี ซึ่งเพิ่มขึ้นร้อยละ 3.5 เป็นร้อยละ 15.1 แต่ในขณะเดียวกัน ปี พ.ศ. 2567-2569 ธุรกิจร้านค้าปลีก มีแนวโน้มเติบโตในอัตราเฉลี่ยร้อยละ 5.0-5.5 ต่อปีเท่านั้น (Wellens et al., 2024)

ปัจจุบันธุรกิจค้าปลีกของประเทศไทย เริ่มมีการขายตัวอย่างรวดเร็ว ซึ่งมีปัจจัยหนุนธุรกิจร้านค้าที่มีความที่สำคัญ คือ 1) กำลังซื้อในประเทศมีแนวโน้มฟื้นตัวอย่างค่อยเป็นค่อยไปตามทิศทางการเติบโตของเศรษฐกิจไทย 2) การกลับมาของนักท่องเที่ยวต่างชาติจะส่งผลดีต่อภาคค้าปลีกโดยเฉพาะในแหล่งท่องเที่ยว 3) ความคืบหน้าของการพัฒนาโครงการลงทุนขนาดใหญ่ของภาครัฐ ฉบับใหม่จะหนุนให้ร้านค้าปลีกเร่งขยายสาขาเพื่อรองรับการเติบโตของชุมชนเมือง 4) การเติบโตต่อเนื่องของธุรกิจการค้าออนไลน์ช่วยกระตุ้นยอดขาย และ 5) การเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศเพื่อนบ้าน เพิ่มโอกาสทางธุรกิจแก่ผู้ประกอบการค้าปลีกในจังหวัดชายแดนและจังหวัดหลักในภูมิภาค ดังตารางที่ 1 (Krungsri Bank, 2024) ซึ่งทำให้สินค้าประเภทอาหารและเครื่องดื่มเพิ่มขึ้นประมาณ 40% ของค่าใช้จ่าย เพื่อซื้อสินค้าอุปโภคบริโภคทั้งหมด โดยผู้บริโภคสามารถเลือกซื้อสินค้าได้ตามต้องการและพฤติกรรมการบริโภคของลูกค้าเอง

ตารางที่ 1 การเติบโตของธุรกิจค้าปลีกสมัยใหม่

ธุรกิจค้าปลีก	ปี พ.ศ.				
	2563	2564	2565	2566F	2565-2569F
Department Stores	-14.0	-11.5	3.5	3.6	4.0-5.0
Discount Stores/Hypermarkets/ Supercenters	-11.0	-9.0	3.0	2.0	2.0-3.0
Supermarkets	-11.0	-8.0	6.0	6.5	6.5-7.0
Convenience Stores	-6.5	-4.5	4.5	5.0	5.0-5.5
Modern Retail Sales Growth	-12.0	-9.0	4.0	4.5-5.0	5.0-5.5

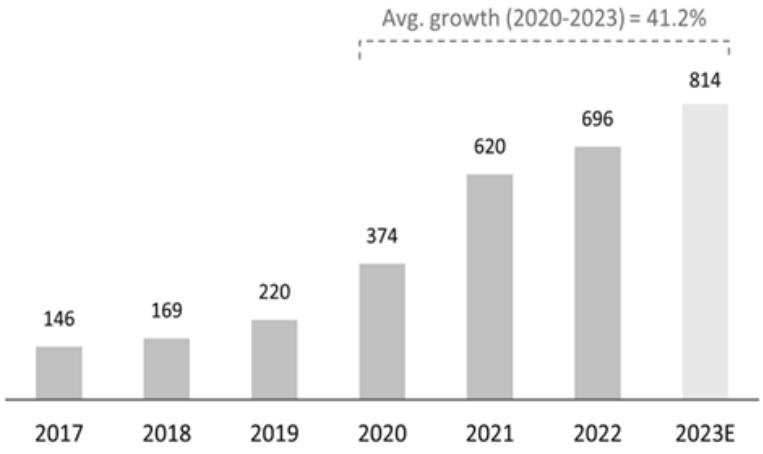
ร้านค้าปลีกในประเทศไทยได้เติบโตอย่างรวดเร็วโดยเฉพาะในพื้นที่เมืองหลักที่มีความเป็นสังคมเมืองสูงรวมถึงเมืองท่องเที่ยว โดยมีปัจจัยหนุนจาก 1) นโยบายรัฐเปิดโอกาสให้ผู้ประกอบการต่างชาติซึ่งมีเทคโนโลยีบริหารจัดการสมัยใหม่เข้ามาลงทุนธุรกิจค้าปลีกได้ 2) ลักษณะร้านค้าตอบสนองพฤติกรรมผู้บริโภคที่ต้องการความสะดวกสบายและมีค่าใช้จ่ายเพื่อซื้อหลายประเภทในที่แห่งเดียว ตั้งแต่อาหาร ของใช้ส่วนบุคคล และของใช้ในครัวเรือน อีกทั้งราคาสินค้ามักต่ำกว่าร้านค้าปลีกดั้งเดิม (Traditional Trade) และ 3) การลงทุนขยายสาขาต่อเนื่องเพื่อขยายฐานลูกค้า ดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 การกระจายรายจ่ายภาคครัวเรือน

ที่มา Krungsri Bank (2024, p. 2)

การแข่งขันของธุรกิจร้านค้าปลีกค่อนข้างรุนแรง จำนวนสาขาที่มีมาก และต้องแข่งขันกับธุรกิจการค้าออนไลน์ที่เติบโตอย่างรวดเร็วจากการเข้าถึงสมาร์ทโฟนและอินเทอร์เน็ตง่ายมากขึ้น โดยเฉพาะในช่วงแพร่ระบาดของ COVID-19 สะท้อนจากยอดขายสินค้าออนไลน์ของไทยปี พ.ศ.2565 เพิ่มขึ้นมากกว่า 3 เท่าจากปี พ.ศ. 2562 ขณะที่ปี พ.ศ. 2566 สัดส่วนยอดขายสินค้าออนไลน์คิดเป็นร้อยละ 20.9 ของมูลค่าค้าปลีกทั้งหมด เทียบกับสัดส่วนร้อยละ 6.2 ปี พ.ศ. 2562 หรือเติบโตเฉลี่ยร้อยละ 41.2 ต่อปี (ปี พ.ศ. 2563-2566) โดยสินค้าที่นิยมซื้อผ่านออนไลน์มากที่สุด คือ สินค้าแฟชัน (สัดส่วนร้อยละ 9.6 ของยอดขายปลีกออนไลน์ทั้งหมดในปี พ.ศ. 2566) รองลงมา ได้แก่ เครื่องใช้ไฟฟ้าและอิเล็กทรอนิกส์ (สัดส่วนร้อยละ 10.1) สินค้าสุขภาพและเครื่องสำอาง (สัดส่วนร้อยละ 6.8) และอาหาร (สัดส่วนร้อยละ 5.4) (Euromonitor, 2567, p. 5) นอกจากนี้ยังพบว่าผู้บริโภคที่มีรายได้ระดับปานกลาง มีความต้องการซื้อสินค้าผ่านแพลตฟอร์ม Omnichannel มากขึ้นโดยเฉพาะกลุ่มแฟชั่น (Central Retail Corporation, 2023, p. 23) ลูกค้าที่ซื้อสินค้าผ่านช่องทางเดียว (Single Channel Customer) 4-5 เท่า และมีการซื้อสินค้าหลากหลายประเภทมากกว่า ทำให้ผู้ประกอบการมีแนวโน้มให้ความสำคัญกับการทำตลาดออนไลน์เพื่อเพิ่มสัดส่วนยอดขายกันมากขึ้น ดังภาพที่ 2



ภาพที่ 2 การเติบโตการซื้อขายผ่านระบบอิเล็กทรอนิกส์จากปี ค.ศ. 2020-2023

ที่มา: Krungsri Bank (2024, p. 2)

การพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีกเกี่ยวข้องกับการคาดการณ์ยอดขายซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญในการตัดสินใจของฝ่ายบริหาร เช่น การกำหนดราคา การจัดสรรพื้นที่ร้านค้า การลงรายการ/การเพิกถอนการสั่งซื้อ และการจัดการสินค้าคงคลังสำหรับสินค้า การคาดการณ์ยังจัดเตรียมพื้นฐานสำหรับแผนการแจกจ่ายและการเติมสินค้าอีกด้วย ความสามารถของผู้จัดการร้านค้าปลีกในการประมาณปริมาณการขายที่คาดหวังที่ควรนำไปสู่ความพึงพอใจของลูกค้าที่ดีขึ้น ลดของเสีย เพิ่มรายได้จากการขาย และการกระจายสินค้าที่มีประสิทธิภาพและประสิทธิผลมากขึ้น (Fildes & Kolassa, 2022) ทั้งนี้การพยากรณ์ยอดขายเป็นกระบวนการที่ท้าทายและมีความซับซ้อน โดยต้องพิจารณาจากปัจจัยหลายประการ เช่น ข้อมูลยอดขายในอดีต แนวโน้มทางเศรษฐกิจ สภาพอากาศ การตลาด และเหตุการณ์พิเศษที่อาจส่งผลต่อพฤติกรรมการซื้อของลูกค้า ดังนั้น การเลือกใช้ตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมจึงเป็นสิ่งสำคัญในการช่วยให้ธุรกิจสามารถบริหารจัดการทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในปัจจุบันการพยากรณ์ยอดขายเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้ร้านค้าปลีกสามารถวางแผนและจัดการทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ การพยากรณ์ที่แม่นยำสามารถนำไปสู่การเพิ่มยอดขาย ลดต้นทุน และปรับปรุงความพึงพอใจของลูกค้า งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ยอดขาย ได้แก่ Simple Moving Average (SMA), Exponential Smoothing (ETS), ARIMA, SARIMA, Linear Regression, Random Forest, Gradient Boosting Machines (GBM), และ Long Short-Term Memory (LSTM) (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) ในการเลือกใช้ตัวแบบที่กล่าวถึงเพื่อนำมาใช้ในการพยากรณ์ยอดขายมีความแตกต่างระหว่างวิธีการพยากรณ์เชิงอนุกรมเวลา มีความสำคัญในการสร้างความแม่นยำ เนื่องจากแต่ละวิธีมีสมมติฐานและข้อจำกัดที่แตกต่างกัน ซึ่งส่งผลต่อการพยากรณ์ที่เหมาะสมในแต่ละสถานการณ์ ทั้งนี้จะพบว่าแบบจำลอง LSTM, GBM และ RF มีความสำคัญอย่างมากที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลที่ซับซ้อน (Ren et al., 2020) ในการพยากรณ์ยอดขายไม่เพียงแต่ช่วยให้ธุรกิจสามารถวางแผนและจัดการทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพเท่านั้น แต่ยังเป็นเครื่องมือสำคัญในการสร้างความได้เปรียบในการแข่งขัน และในปัจจุบันเป็นยุคการขับเคลื่อนด้วยข้อมูล (Data-Driven Decision Making) กลายเป็นหัวใจสำคัญในการบริหารจัดการธุรกิจค้าปลีกออนไลน์ ด้วยการเข้าถึง Big Data และ Real-Time Data ที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจในเชิงเทคนิค การรวบรวมข้อมูลที่หลากหลาย การทำความสะอาดข้อมูล (Data Cleansing) เพื่อความแม่นยำ และการนำ AI เชิงพยากรณ์ (Predictive AI) มาใช้ในการคาดการณ์แนวโน้ม การจัดการสินค้าคงคลัง และปรับกลยุทธ์การตลาดให้สอดคล้องกับความต้องการของลูกค้าในปัจจุบัน (Elahi et al., 2023) และช่วยให้ผู้บริหารสามารถตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ได้อย่างมีข้อมูลรองรับ จากเหตุผลที่กล่าวมาแล้วข้างต้น ผู้วิจัยจึงสนใจจะศึกษาวิเคราะห์ประสิทธิภาพและเปรียบเทียบแบบจำลอง เพื่อช่วยให้ผู้บริหารสามารถตัดสินใจการวางแผนการตลาด การกำหนดราคา และการเลือกผลิตภัณฑ์ที่จะนำเสนอในช่วงเวลาต่าง ๆ ได้ดีขึ้น

วัตถุประสงค์

1. เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีก
2. เพื่อเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีก
3. เพื่อเสนอแนวทางในการเลือกใช้แบบจำลองในการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับร้านค้าปลีก

ทบทวนวรรณกรรม

ร้านค้าปลีก (Retail Store)

การพยากรณ์ยอดขายเป็นหัวข้อสำคัญสำหรับร้านค้าปลีกออนไลน์ เนื่องจากมีผลกระทบต่อการ

จัดการสต๊อก การวางแผนการตลาด และการบริการลูกค้า วรรณกรรมเกี่ยวกับการพยากรณ์ยอดขายมักจะเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ต่าง ๆ เพื่อหาตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในบริบทต่าง ๆ McKinsey และ Company (2023) กล่าวว่า ร้านค้าปลีก (Retail Store) คือ สถานที่หรือช่องทางที่ผู้บริโภคสามารถซื้อสินค้าและบริการได้โดยตรงจากผู้ขายหรือผู้ผลิตในปริมาณที่เหมาะสมสำหรับการใช้งานส่วนบุคคล ร้านค้าปลีกมีหลายประเภท เช่น ห้างสรรพสินค้า ซูเปอร์มาร์เก็ต ร้านสะดวกซื้อ และร้านค้าออนไลน์ โดยในปี ค.ศ. 2023 การค้าปลีกมีการปรับตัวอย่างมากจากปัจจัยต่าง ๆ เช่น การเปลี่ยนแปลงทางเทคโนโลยี ความต้องการของผู้บริโภคที่เน้นความสะดวกสบาย และแนวโน้มการค้าแบบหลายช่องทาง (Omnichannel) ที่ผสมผสานการซื้อขายออนไลน์และออฟไลน์เข้าด้วยกัน หนึ่งในแนวโน้มที่สำคัญของร้านค้าปลีก คือ การใช้เทคโนโลยีดิจิทัล เช่น AI และการวิเคราะห์ข้อมูล มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการทำงานและสร้างประสบการณ์ที่เป็นส่วนตัวมากขึ้นให้กับลูกค้า โดยผู้ค้าปลีกในปี ค.ศ. 2023 ต้องพึ่งพาเทคโนโลยีมากขึ้นเพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการแข่งขันและตอบสนองความต้องการที่เปลี่ยนแปลงของผู้บริโภค (Ma & Fildes, 2021) การคาดการณ์ยอดขายปลีกมักต้องมีการคาดการณ์สำหรับผลิตภัณฑ์หลายพันรายการสำหรับร้านค้าจำนวนมาก เรานำเสนอกรอบงาน จากโครงข่ายประสาทเทียม เชิงลึกที่พัฒนาขึ้นสามารถเรียนรู้การแสดงคุณลักษณะจากข้อมูลอนุกรมเวลาการขายแบบได้โดยอัตโนมัติ จากนั้นจึงเชื่อมโยงคุณลักษณะที่เรียนรู้กับชุดน้ำหนักที่ใช้ในการรวมกลุ่มของ วิธีการพยากรณ์ฐานการทดลองซึ่งอิงตามข้อมูลรายสัปดาห์ของ IRI แสดงให้เห็นว่าการนำเสนอให้ประสิทธิภาพการพยากรณ์ที่เหนือกว่า เมื่อเทียบกับเกณฑ์มาตรฐานที่ล้ำสมัยจำนวนหนึ่ง แม้ว่าความแม่นยำที่ได้รับจากเกณฑ์มาตรฐานเมตาทั้งมวลที่ซับซ้อนกว่าบางส่วนนั้นค่อนข้างเรียบง่ายและขาดคุณสมบัติที่เรียนรู้ การตีความได้ เมื่อออกแบบเมตาเลิร์นเนอร์ในการพยากรณ์ยอดขายปลีก เราแนะนำให้สร้างกลุ่มนักพยากรณ์ฐาน รวมถึงวิธีการพยากรณ์ทั้งแบบรายบุคคลและแบบรวมกลุ่ม และกำหนดเป้าหมายในการค้นหาการคาดการณ์แบบผสมผสานที่ดีที่สุด แทนที่จะใช้วิธีเฉพาะที่ดีที่สุด

การพยากรณ์ยอดขาย

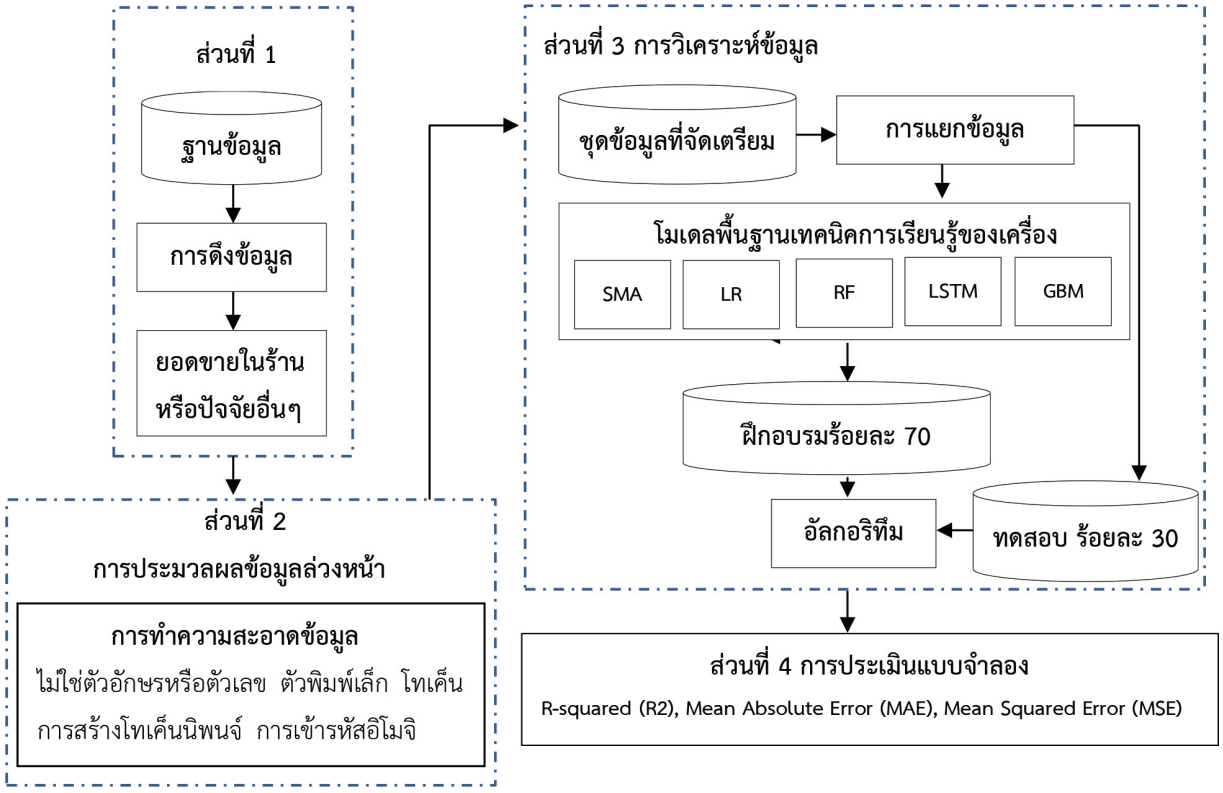
Shihe et al. (2015) กล่าวว่า การพยากรณ์ (Forecasting) คือ กระบวนการคาดการณ์ผลลัพธ์หรือแนวโน้มในอนาคตโดยอาศัยข้อมูลในอดีตและปัจจุบัน การพยากรณ์ถูกนำมาใช้ในหลายด้าน เช่น ธุรกิจ การเงิน และการดำเนินงาน โดยอาศัยวิธีเชิงปริมาณ เช่น การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (Time Series Analysis) และแบบจำลองการถดถอย (Regression Analysis) รวมถึงวิธีเชิงคุณภาพ เช่น การสำรวจความคิดเห็นของผู้เชี่ยวชาญและตลาด การพยากรณ์ยังช่วยให้ธุรกิจสามารถตัดสินใจเชิงกลยุทธ์ได้ดีขึ้น เช่น การจัดการห่วงโซ่อุปทาน การวางแผนทรัพยากร และการคาดการณ์ความต้องการของตลาด ในช่วงหลายทศวรรษที่ผ่านมามีองค์กรธุรกิจที่มีการทุ่มเทและความพยายามอย่างมากในการพัฒนาและปรับปรุงแบบจำลองการคาดการณ์ยอดขายในการค้าปลีก (Fildes & Kolassa, 2020) จนถึงขณะนี้การวิจัยที่มีอยู่เกี่ยวกับการพยากรณ์ยอดค้าปลีกมุ่งเน้นไปที่การใช้วิธีการพยากรณ์แบบสากลที่สามารถนำไปใช้กับผลิตภัณฑ์ทั้งหมดที่อยู่พร้อมกับการบริการด้านต่าง ๆ อย่างไรก็ตามทฤษฎีบท No-free-Lunch (Wolpert & Macready, 1997; Makridakis et al., 2020) มุ่งเน้นย้ำถึงความสำคัญของการเลือกวิธีการให้ตรงกับลักษณะของปัญหาของการพยากรณ์และมีงานวิจัยค่อนข้างน้อยที่สำรวจประโยชน์ของวิธีการคัดเลือกที่แตกต่างกัน โดยเปรียบเทียบการเลือกแต่ละรายการและการผสมผสานกับการเลือกโดยรวมและการรวมกัน จากการศึกษาของ Fildes และ Petropoulos (2015) พบประโยชน์ที่แม่นยำจากการเลือกวิธีการต่าง ๆ ให้ตรงกับข้อมูลและลักษณะ

ประสิทธิภาพการคาดการณ์ ซึ่งชี้ให้เห็นว่าอาจได้รับประโยชน์จากการขยายแนวทางนี้ไปสู่การค้าปลีก และรวมถึงวิธีการและคุณลักษณะที่หลากหลายมากขึ้นจากลักษณะของข้อมูลการค้าปลีก

การเรียนรู้ด้วยเครื่อง

Alpaydin (2020) กล่าวว่า การเรียนรู้ด้วยเครื่อง (Machine Learning) เป็นหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) ที่มุ่งเน้นการพัฒนาอัลกอริทึมที่สามารถทำให้เครื่องคอมพิวเตอร์เรียนรู้และปรับปรุงการทำงานได้จากข้อมูลที่มีอยู่ โดยไม่จำเป็นต้องให้โปรแกรมทำงานโดยตรง ซึ่งการเรียนรู้ด้วยเครื่องมีหลายประเภท อาทิเช่น การเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) การเรียนรู้แบบไม่มีผู้สอน (Unsupervised Learning) ในยุคปัจจุบัน การพยากรณ์ยอดขายเป็นเครื่องมือสำคัญที่ช่วยให้ธุรกิจค้าปลีกสามารถวางแผนและจัดการทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ การพยากรณ์ที่แม่นยำสามารถนำไปสู่การเพิ่มยอดขาย ลดต้นทุน และปรับปรุงความพึงพอใจของลูกค้า บทความนี้มุ่งเน้นการเปรียบเทียบที่ได้จากการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองการพยากรณ์ที่นิยมใช้ ได้แก่ 1) ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย หรือ Simple Moving Average (SMA) คือ หนึ่งในเครื่องมือที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในเชิงวิเคราะห์ทางการเงินและการวิเคราะห์ทางเทคนิค เพื่อช่วยในการระบุแนวโน้มของราคาหรือข้อมูลในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ SMA คำนวณโดยการนำค่าเฉลี่ยของชุดข้อมูลในช่วงเวลาที่กำหนดมาหาค่าเฉลี่ย ซึ่งช่วยในการลดความผันผวนของข้อมูลและเน้นแนวโน้มที่ชัดเจนขึ้น 2) การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) เป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์และทำนายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (Independent Variables) หรือตัวแปรต้นกับตัวแปรตาม (Dependent Variable) ที่เป็นเชิงเส้น โดยสมการที่ใช้ใน Linear Regression มักจะเป็นสมการของเส้นตรงที่สามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้ดีพอในข้อมูลที่มีอยู่ Linear Regression เป็นเครื่องมือที่มีความสำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้น และมีการประยุกต์ใช้กว้างขวางในหลากหลายสาขาวิชา เช่น การเงิน การแพทย์ วิทยาการคอมพิวเตอร์ และอื่น ๆ (Montgomery et al., 2012) 3) Random Forest เป็นเทคนิคในการเรียนรู้เชิงเล็กโซ (Ensemble Learning) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง (Model) ที่มีความแม่นยำสูงขึ้นจากการรวมกันของต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Trees) หลายต้น เป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมเนื่องจากความสามารถในการทำนายที่ดีและความยืดหยุ่นในการใช้กับข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ดี (Rodriguez-Galiano et al., 2012) 4) Long Short-Term Memory (LSTM) หรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบวนกลับ เป็นกลไกการเรียนรู้เชิงลึกที่ใช้ในการจัดการปัญหาที่เกี่ยวข้องกับลำดับของข้อมูล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการประมวลผลข้อมูลที่มีความยาวและมีความเชื่อถือต่ำ เช่น การแปลภาษา การจดจำข้อความ และการวิเคราะห์และทำนายชุดข้อมูลทางการไฟฟ้าที่มีความซับซ้อน การใช้งาน LSTM มีความสำคัญในการแก้ไขปัญหาที่เกี่ยวข้องกับลำดับของข้อมูลที่มีความซับซ้อนและยาวนาน ซึ่งช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการทำนายและวิเคราะห์ข้อมูลในหลากหลายด้าน (Greff et al., 2017) และ 5) Gradient Boosting Machines (GBM) เป็นเทคนิคการเรียนรู้เชิงเล็กโซ (Ensemble Learning) ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลอง (Model) ที่มีประสิทธิภาพสูง โดยรวมของต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Trees) โดยเรียนรู้จากข้อผิดพลาดของแบบจำลองก่อนหน้าเพื่อปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนาย GBM เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการทำนายและการจัดกลุ่มข้อมูลที่ซับซ้อน มีการประยุกต์ใช้กว้างขวางในวงกว้างของสาขาวิชา เช่น วิทยาการคอมพิวเตอร์ วิทยาศาสตร์ข้อมูล การเงิน และอื่น ๆ (Chen & Guestrin, 2016) การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสำหรับร้านค้าปลีกออนไลน์เป็นกระบวนการที่สำคัญเพื่อให้สามารถเลือกใช้ตัวแบบที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพสูงสุด

ตามที่ต้องการของธุรกิจ ตัวแบบที่ดีควรมีความแม่นยำสูงในการทำนายยอดขาย เช่น การใช้วิธีการทางสถิติหรือแบบจำลองเชิงลึกที่มีค่าคาดการณ์ที่ใกล้เคียงกับค่าจริงที่สุด ตัวแบบในการพยากรณ์ยอดขายมีข้อจำกัดเฉพาะตัว เช่น ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่อย่างง่าย (SMA) มักไม่สามารถจัดการกับข้อมูลที่มีแนวโน้มซับซ้อนได้ดี ในขณะที่การถดถอยเชิงเส้น (Linear Regression) อาจไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น แบบจำลองอย่าง Random Forest และ LSTM มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อนและหลายมิติ แต่ก็อาจใช้ทรัพยากรมากขึ้นในการคำนวณในบริบทของประเทศไทย การเลือกใช้แบบจำลองจึงขึ้นอยู่กับปัจจัยหลายประการ เช่น ขนาดของข้อมูล ความซับซ้อนของตลาด และความพร้อมของทรัพยากร ในการประมวลผลข้อมูล (Badmus et al., 2024) การเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของความคลาดเคลื่อนของแต่ละตัวแบบเพื่อเลือกตัวแบบที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการทำนาย และมีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่ซับซ้อนการทำนายต้องมีประสิทธิภาพที่ดีในเวลาที่สั้น ๆ เพื่อให้ธุรกิจสามารถตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของตลาดได้อย่างรวดเร็วการเปรียบเทียบเวลาที่ใช้ในการทำนายและประสิทธิภาพที่ได้จะช่วยให้เลือกตัวแบบที่เหมาะสมกับความต้องการของธุรกิจได้ดียิ่งขึ้น จากการทบทวนแนวคิดทฤษฎีและวรรณกรรมที่เกี่ยวข้องนำไปสู่การวิจัยเรื่อง การวิเคราะห์ประสิทธิภาพแบบจำลองในการพยากรณ์ยอดขายของร้านค้าปลีกในประเทศไทย ดังภาพที่ 3



ภาพที่ 3 กรอบแนวคิด

วิธีการวิจัย

ภาพรวมของการดำเนินงานในกระบวนการวิจัยนั้น แบ่งกระบวนการทำงานออกเป็น 4 ส่วน โดยเริ่มจากการเก็บข้อมูลรวบรวมข้อมูลการแบ่งส่วนลูกค้าในข้อมูลธุรกรรมจากผู้ค้าปลีกจากเว็บไซต์ Data.go.th จากนั้นนำข้อมูลดิบของหัวข้อรวบรวมข้อมูลมาผ่านกระบวนการทำความสะอาดข้อมูล (Cleaning Data) ซึ่งเป็นวิธีการทำข้อมูลให้สมบูรณ์ เป็นกระบวนการตรวจสอบและการแก้ไข หรือลบรายการข้อมูลที่ไม่ถูกต้องออกไปจากชุดข้อมูล โดยจัดเก็บเป็นไฟล์ .csv จากนั้นนำข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบของไฟล์ .csv เข้าสู่กระบวนการประมวลผลโดยนำข้อมูลเข้าสู่เครื่องมือต่าง ๆ เพื่อให้ได้ผลการประเมินและเป็นผลลัพธ์ออกมาในที่สุด และส่วนสุดท้ายเป็นส่วนที่ทำการเปรียบเทียบประสิทธิภาพผลการวิเคราะห์

ส่วนที่ 1 ส่วนรวบรวมข้อมูล

ผู้วิจัยได้ให้ความสำคัญกับข้อมูลธุรกรรมจากผู้ค้าปลีกโดยรวบรวมข้อมูลยอดขายจากร้านค้าออนไลน์และร้านค้าออฟไลน์ที่มีความหลากหลายจากฐานข้อมูลที่อยู่ในเว็บไซต์ Data.go.th ซึ่งฐานข้อมูล Open Government Data of Thailand เป็นศูนย์กลางข้อมูลเปิดภาครัฐ ภายใต้ชื่อ data.go.th ที่สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน) พัฒนาขึ้นภายใต้แนวคิดการเป็นศูนย์กลางในการเข้าถึงข้อมูลเปิดภาครัฐของประเทศที่ให้ประชาชนสามารถเข้าถึงข้อมูลภาครัฐได้สะดวก รวดเร็ว ตลอดเวลา โดยข้อมูลที่เผยแพร่อยู่ในรูปแบบไฟล์ที่สามารถแสดงตัวอย่างข้อมูล (Preview) แบบอัตโนมัติ โดยชุดข้อมูลนี้เป็นข้อมูลการขายรายวันของธุรกิจค้าปลีกหนึ่งแห่งในระยะเวลา 2 ปี ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม ค.ศ. 2021 ถึง 31 ธันวาคม ค.ศ. 2023 มีทั้งหมด 7 คอลัมน์ 50,219 แอททริบิวท์ ซึ่งมีรายละเอียดของแต่ละคอลัมน์ดังนี้ 1) Invoice: ใบแจ้งหนี้ 2) Stock Code: รหัสของสต๊อกสินค้า 3) Description: คำอธิบายสินค้า 4) Quantity: ปริมาณสอนค้า 5) Invoice Date: วันที่ออกใบแจ้งหนี้ 6) Price: ราคาสินค้า และ 7) Customer ID: รหัสลูกค้า

ส่วนที่ 2 การทำความสะอาดข้อมูล

จากนั้นนำข้อมูลที่ได้มาผ่านกระบวนการการทำความสะอาดข้อมูลซึ่งเป็นกระบวนการตรวจสอบและการแก้ไข หรือลบรายการข้อมูลที่ไม่ถูกต้องออกไปจากชุดข้อมูล ตารางหรือฐานข้อมูล ซึ่งเป็นหลักสำคัญของฐานข้อมูล เพราะการทำความสะอาดข้อมูลนั้นหมายถึงการทำกับข้อมูลที่ไม่มีความสมบูรณ์ ไม่ถูกต้อง ไม่สัมพันธ์กับข้อมูลที่ใช้ หรือคัดข้อมูลที่ไม่เกี่ยวข้องออกไป ซึ่งในขั้นตอนนี้ผู้วิจัยได้ดำเนินการทำความสะอาดข้อมูลที่มีความซ้ำซ้อน หรือผิดปกติของข้อมูลเพื่อสร้างคุณภาพให้แก่ข้อมูลที่นำมาใช้อย่างแม่นยำ โดยมีการตัดข้อความที่ไม่ใช่ตัวอักขระ ตัวเลข ตัวพิมพ์เล็ก โทเค็น การสร้างโทเค็นนิพจน์ และการเข้ารหัสอีโมจิ ออกจากชุดข้อมูล เพื่อสร้างคุณภาพให้แก่ชุดข้อมูลที่นำมาใช้อย่างแม่นยำ

ส่วนที่ 3 การวิเคราะห์ข้อมูล

หลังจากที่ผู้วิจัยนำข้อมูลที่ผ่านกระบวนการทำความสะอาดแล้ว นำข้อมูลที่จัดเตรียมไว้มาทำการแยกข้อมูลตามแบบจำลองพื้นฐานของเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งประกอบด้วย SMA, LR, RF, LSTM และ GBM จากนั้นผู้วิจัยทำการแบ่งออกเป็น 2 ชุด คือ ชุดสำหรับการฝึก (Training Set) แบ่งข้อมูลออกเป็นร้อยละ 70 และชุดข้อมูลสำหรับการทดสอบ (Testing Set) แบ่งข้อมูลออกเป็นร้อยละ 30 ทำการใช้ตัวแบบการพยากรณ์มาทั้ง 5 แบบจำลองและทำการปรับค่าพารามิเตอร์ของแต่ละตัวแบบเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง

ส่วนที่ 4 การประเมินแบบจำลอง

การประเมินแบบจำลองเป็นขั้นตอนสุดท้ายและสำคัญสำหรับการเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ยอดขายสำหรับร้านค้าปลีกออนไลน์ เป็นการพยากรณ์เพื่อให้แน่ใจว่าแบบจำลองทำงานได้ดีและให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำ การประเมินแบบจำลองในงานวิจัยชิ้นนี้ใช้ตัวชี้วัดในการประเมินผลดังนี้ R-squared (R^2), Mean Absolute Error และ Mean Squared Error (DataTechNotes, 2019)

การวัดประสิทธิภาพ

การวัดประสิทธิภาพถือเป็นปัจจัยหนึ่งที่ใช้ในการพิจารณาผลการดำเนินงาน ค่าประสิทธิภาพที่ได้จาการประเมินจะแสดงถึงระดับความสามารถในการดำเนินงาน ซึ่งการจัดประสิทธิภาพประกอบด้วย 3 ประเภท ดังนี้

Mean Absolute Error (MAE) คือ เป็นหนึ่งในค่าวัดความแม่นยำที่ใช้ในการประเมินความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์หรือการทำนายของแบบจำลอง โดยเฉพาะในงานทางสถิติ เช่น การพยากรณ์ยอดขาย การทำนายราคาหุ้น การทำนายอุณหภูมิ เป็นต้น ดังสมการที่ 1

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i - y_i| \quad (1)$$

Mean Squared Error (MSE) คือ ค่าที่ใช้วัดความแตกต่างระหว่างค่าจริง (Actual Values) กับค่าที่ได้จากการพยากรณ์ (Predicted Values) โดยคำนวณจากค่าเฉลี่ยของผลต่างยกกำลังสองระหว่างสองค่าดังกล่าว MSE มักถูกใช้ในงานวิเคราะห์ข้อมูล การสร้างแบบจำลองเชิงพยากรณ์ และการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อวัดความถูกต้องของแบบจำลอง ดังสมการที่ 2

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

R-squared เป็นหนึ่งในค่าวัดที่ใช้ในการประเมินความเหมาะสมของแบบจำลองการถดถอย (Regression Model) สามารถอธิบายข้อมูลบอกถึงการสอดคล้องของข้อมูลจริงกับแบบจำลองที่สร้างขึ้นได้ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลอง โดยทั่วไปมักใช้ในงานทางสถิติและเครื่องจักรเพื่อวัดความแม่นยำของการพยากรณ์ของแบบจำลอง โดย R-squared มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังสมการที่ 3

$$R^2 = 1 - \frac{\text{SSE}}{\text{SST}} \quad (3)$$

ผลการวิจัย

การวิจัยนี้มุ่งเน้นที่ทดสอบประสิทธิภาพและทำการเปรียบเทียบของแบบจำลองประเภทต่าง ๆ เพื่อหาว่าแบบจำลองที่ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและน่าเชื่อถือที่สุดในการพยากรณ์ยอดขาย สามารถสรุปผลการวิจัยดังนี้

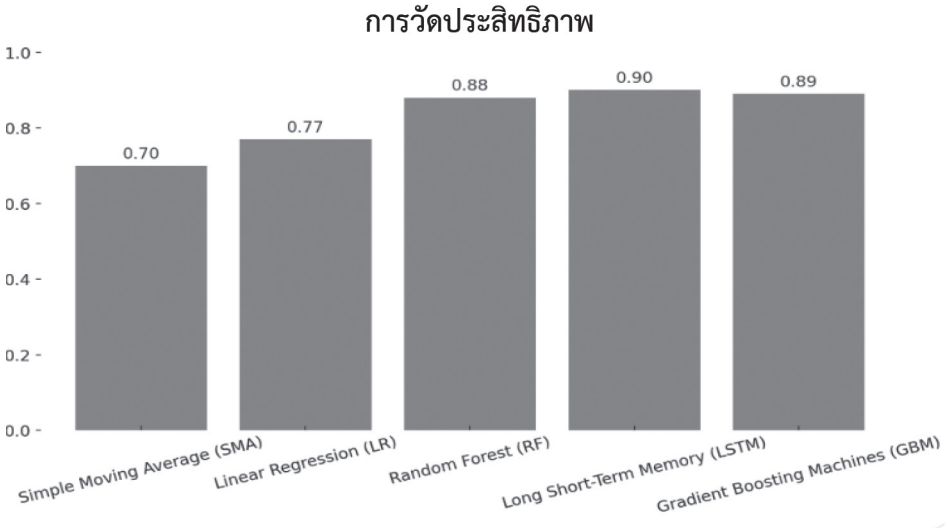
การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง ผู้วิจัยแบ่งชุดข้อมูลออกเป็นสองส่วนโดยใช้สัดส่วน 70/30 ซึ่งหมายความว่าร้อยละ 70 ของข้อมูลถูกสงวน ไว้สำหรับการฝึกอบรม ในขณะที่ร้อยละ 30 ถูกจัดสรรสำหรับการทดสอบและการตรวจสอบ เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบการแนะนำ เราได้ทำการทดสอบกับชุดข้อมูล คือ Open Government Data of Thailand Repository (data.go.th) ผลลัพธ์ของการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง สามารถนำเสนอในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการประเมินความแม่นยำในการพยากรณ์ยอดขาย

แบบจำลองของแมชชีนเลิร์นนิง	**ประสิทธิภาพ**		
	R2	MAE	MSE
Simple Moving Average (SMA)	0.70	200.20	60000.25
Linear Regression (LR)	0.77	170.50	50000.50
Random Forest (RF)	0.88	120.25	35000.00
Long Short-Term Memory (LSTM)	0.90	110.40	32000.15
Gradient Boosting Machines (GBM)	0.89	115.00	34000.00

สรุปผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองที่มีค่าความแม่นยำซึ่งมากที่สุด 3 อันดับที่เหมาะสมกับการนำไปใช้ในการพยากรณ์ร้านค้าปลีก คือ แบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำด้วยค่า R-squared สูงที่สุด เท่ากับร้อยละ 0.90 2) แบบจำลอง GBM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ ที่มีความแม่นยำด้วยค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.89 และ 3) แบบจำลอง RF มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำด้วยค่าของ R-squared เท่ากับร้อยละ 0.88 ตามลำดับ ดังนั้นแบบจำลอง LSTM มี ความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำและ ค่า R-squared ที่สูงแสดงถึงความสามารถในการพยากรณ์ยอดขายได้อย่างแม่นยำ ซึ่งช่วยให้มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ยอดขายในธุรกิจร้านค้าปลีก และสามารถนำข้อมูลไปใช้ในการตัดสินใจได้ดียิ่งขึ้นในการจัดการทรัพยากร เช่น สินค้าคงคลังและการตลาด ค่า MAE และ MSE เป็นตัวชี้วัดความคลาดเคลื่อนของการพยากรณ์ โดยค่า MAE/MSE ที่ต่ำช่วยลดข้อผิดพลาด ทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากขึ้นในการตัดสินใจ

ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีก จากตารางที่ 2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง สามารถแสดงผลการเปรียบเทียบ ดังภาพที่ 4



ภาพที่ 4 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลองการพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีก

จากภาพที่ 4 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง พบว่า แบบจำลองในการพยากรณ์ที่นิยมนำมาใช้ในการในการพยากรณ์ธุรกิจร้านค้าปลีก ดังนี้ 1) แบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.90 อันดับ 2 คือ แบบจำลอง GBM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.89 อันดับ 3 คือ แบบจำลอง RF มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.88 อันดับ 4 คือ แบบจำลอง LR มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.77 และอันดับ 5 แบบจำลอง SMA มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.70 ตามลำดับซึ่งหมายความว่าแบบจำลอง LSTM มีความสามารถในการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและความแม่นยำในการพยากรณ์ยอดขายร้านค้ามากที่สุด

แนวทางในการเลือกใช้แบบจำลองผลการวิจัยพบว่า แบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพสูงสุดใน

การทำนายยอดขายสำหรับร้านค้าปลีก และมีความสามารถในการพยากรณ์ที่แม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.90 ดังนั้น แบบจำลอง LSTM เหมาะสมและมีประสิทธิภาพในการนำไปใช้ในการพยากรณ์ในธุรกิจร้านค้าปลีกตามผลการทดสอบประสิทธิภาพที่ได้จากการวิจัย

อภิปรายผล

วัตถุประสงค์การวิจัยที่ 1 ผลการทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการประเมินความแม่นยำในการพยากรณ์ยอดขายในธุรกิจร้านค้าปลีก พบว่า แบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำด้วยค่า R-squared สูงที่สุด เท่ากับร้อยละ 0.90 สอดคล้องกับงานวิจัยของ Seshan et al. (2024) ได้วิจัยการควบคุมคุณภาพน้ำเสียแบบเรียลไทม์ที่ใช้แบบจำลอง LSTM แบบออโตเอนโค้ดเดอร์ พบว่าค่า R-squared สูงถึงร้อยละ 0.90 ในการทดสอบ ซึ่งแสดงถึงความสามารถของแบบจำลองในการจับแนวโน้มที่ไม่เป็นเชิงเส้นของข้อมูลอนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วัตถุประสงค์วิจัยที่ 2 ผลการเปรียบเทียบแบบจำลอง การพยากรณ์ยอดขายร้านค้าปลีก พบว่า แบบจำลองในการพยากรณ์ที่นิยมนำมาใช้ในการในการพยากรณ์ธุรกิจร้านค้าปลีก ดังนี้ แบบจำลอง LSTM มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความแม่นยำ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ Nasseri et al. (2023) ได้ทำการประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องในการพยากรณ์ความต้องการในธุรกิจค้าปลีกและการเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองที่ใช้การรวมกันของต้นไม้และแบบจำลอง LSTM ที่ใช้การเรียนรู้เชิงลึก พบว่า LSTM ในด้านความแม่นยำการพยากรณ์หลายประเภท โดยเฉพาะอย่างยิ่งในผลิตภัณฑ์ที่มีอายุการเก็บรักษาสั้น สอดคล้องกับ Oukassi et al. (2023) ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าแบบจำลอง LSTM มีความสามารถในการพยากรณ์ยอดขายได้อย่างแม่นยำ ซึ่งส่งผลดีต่อธุรกิจค้าปลีกที่ต้องการวางแผนการจัดการสินค้าคงคลังและตอบสนองต่อแนวโน้มของตลาด ในเชิงปฏิบัติธุรกิจประเภทอื่น ๆ เช่น ธุรกิจสินค้าบริโภคที่มีความซับซ้อนของข้อมูลและการเปลี่ยนแปลงรวดเร็ว สามารถนำ LSTM ไปปรับใช้เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาได้

วัตถุประสงค์วิจัยที่ 3 แนวทางในการเลือกใช้แบบจำลองการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับธุรกิจร้านค้าปลีก พบว่า แบบจำลอง LSTM เหมาะสมและมีประสิทธิภาพในการนำไปใช้ในการพยากรณ์ในธุรกิจร้านค้าปลีก ซึ่งสอดคล้องกับ Lakshmanan et al. (2020) พบว่า LSTM มีประสิทธิภาพมากที่สุดเมื่อนำมาใช้การพยากรณ์ยอดขายในธุรกิจค้าปลีกเหมาะแก่การนำมาใช้พยากรณ์เนื่องจากมีความสามารถในการจัดการข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่เป็นเชิงเส้นและซับซ้อน มีความแม่นยำในการพยากรณ์ได้มากขึ้นในระยะยาว

สรุปผล

จากผลการวิจัยพบว่า แบบจำลองที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ธุรกิจร้านค้าปลีกนั้นคือ LSTM เป็นแบบจำลองที่นำมาใช้ในการพยากรณ์ที่มีความสามารถในการพยากรณ์แม่นยำที่สุดโดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.90 โดยที่แบบจำลอง GBM มีความสามารถในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำดี โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.89 และ RF มีความสามารถในการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำ โดยมีค่า R-squared เท่ากับร้อยละ 0.88 ตามลำดับ

ข้อเสนอแนะ

1. แม้ว่า LSTM จะมีประสิทธิภาพสูงในการพยากรณ์ แต่ควรพิจารณาการนำข้อมูลเพิ่มเติม เช่น ข้อมูลทางเศรษฐกิจ ข้อมูลการตลาด หรือปัจจัยที่ส่งผลต่อพฤติกรรมผู้บริโภค เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ให้ดียิ่งขึ้น

2. ควรศึกษาเพิ่มเติมเกี่ยวกับการนำแบบจำลอง LSTM ไปปรับใช้กับธุรกิจขนาดเล็กและขนาดกลาง เนื่องจากธุรกิจเหล่านี้มีข้อจำกัดในด้านทรัพยากรและการเข้าถึงเทคโนโลยี

3. ข้อจำกัดข้อมูลบางประเภท เช่น ข้อมูลเศรษฐกิจ การตลาด และปัจจัยทางจิตวิทยาผู้บริโภค ไม่ได้ถูกรวมไว้ในแบบจำลอง ซึ่งอาจส่งผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์

References

Alpaydin, E. (2020). *Introduction to machine learning*. The MIT Press.

Badmus, O., Rajput, S. A., Arogundade, J. B., & Williams, M. (2024). AI-driven business analytics and decision making. *World Journal of Advanced Research and Reviews, 24(*1), 616-633.

Central Retail Corporation. (2023). *Thailand's omnichannel shopping trends in the fashion industry.* https://www.centralretail.com/en/investor-relations/document/annual-reports [in Thai]

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785-794). The Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

DataTechNotes. (2019). *Regression model accuracy (MAE, MSE, RMSE, R-squared) check in R.* https://www.datatechnotes.com [in Thai]

Elahi, M., Afolaranmi, S. O., Martinez Lastra, J. L., & Perez Garcia, J. A. (2023). A comprehensive literature review of the applications of AI techniques through the lifecycle of industrial equipment. *Discover Artificial Intelligence, 3*(1), 43.

Euromonitor International. (2024). *Thailand retail and safety 2024*. https://www.euromonitor.com [in Thai]

Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., & Schmidhuber, J. (2017). LSTM: A search space odyssey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 28*(10), 2222-2232.

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts.

Fildes, R., & Petropoulos, F. (2015). Simple versus complex selection rules for forecasting many time series. *Journal of Business Research, 68*(8), 1692-1701.

Fildes, R., Ma, S., & Kolassa, S. (2022). Retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting, 38*(4), 1283-1318.

Krungsri Bank. (2024). *Trends in business/industry 2024-2026: Modern retail business.* https://www.krungsri.com/th/research/industry/industry-outlook/wholesale-retail/modern-trade/io/modern-trade-2024-2026 [in Thai]

Lakshmanan, B., Vivek Raja, P. S. N., & Kalathiappan, V. (2020). Sales demand forecasting using LSTM network. In *Artificial Intelligence and evolutionary computations in engineering systems* (pp. 125-132). Springer.

Ma, S., & Fildes, R. (2021). Retail sales forecasting with meta-learning. *European Journal of Operational Research, 288*(1), 111-128.

Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting, 36*(1), 54-74.

McKinsey & Company. (2023). *Retail reset: A new guide for retail leaders.* https://www.mckinsey.com [in Thai]

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Wiley.

Mordor Intelligence. (2023). *Thailand retail industry-outlook, size & market analysis.* https://www.mordorintelligence.com

Nasseri, M., Falatouri, T., Brandtner, P., & Darbanian, F. (2023). Applying machine learning in retail demand prediction—A comparison of tree-based ensembles and long short-term memory-based deep learning. *Applied Sciences (Switzerland), 13*(19), 12-32.

Oukassi, H., Hasni, M., & Layeb, S. B. (2023). Long short-term memory networks for forecasting demand in the case of automotive manufacturing industry. In *2023 IEEE International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies (IC_ASET)* (pp. 1-6). IEEE.

Ren, S., Chan, H. L., & Siqin, T. (2020). Demand forecasting in retail operations for fashionable products: Methods, practices, and real case study. *Annals of Operations Research, 291*, 761-777.

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 67*, 93-104.

Seshan, S., Vries, D., Immink, J., Helm, A. van der, & Poinapen, J. (2024). LSTM-based autoencoder models for real-time quality control of wastewater treatment sensor data. *Journal of Hydroinformatics, 26*(2), 441-458.

Shihe, R., Hui, W., & Na, L. (2015). Review of ocean front in Chinese marginal seas and frontal forecasting. *Advances in Earth Science, 30*(5), 552.

Wellens, A. P., Boute, R. N., & Udenio, M. (2024). Simplifying tree-based methods for retail sales forecasting with explanatory variables. *European Journal of Operational Research, 314*(2), 523-539.

Wolpert, D. H., & Macready, W. G. (1997). No free lunch theorems for optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1*(1), 67-82.

Name and Surname: Atcharaporn Nachaithong
Highest Education: Ph.D. (Business Administration and Digital Innovation), Mahasarakham University
University or Agency: Faculty of Business Administration and Accountancy, Roi Et Rajabhat University
Field of Expertise: Computer Education and Computer Science

Name and Surname: Rossukon Suwannakoot
Highest Education: Computer and Information Technology (Master's Degree), King Mongkut's University of Technology Thonburi)
University or Agency: Faculty of Management Science and Information Technology, Nakhon Phanom University
Field of Expertise: Computer Business