

**ระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า**

**Intelligent Stock Replenishment System for Retail Stores**

**นายนนทกร สิงห์กระโจม 6545000128**

**รายงานการค้นคว้าอิสระนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา**

**ตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตร์**

**คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี**

**สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และระบบปัญญาประดิษฐ์**

**สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์**

**ปีการศึกษา ๒๕๖๗**



**ระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า**

**นายนนทกร สิงห์กระโจม 6545000128**

**รายงานการค้นคว้าอิสระนี้ เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษา**

**ตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตร์**

**คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี**

**สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และระบบปัญญาประดิษฐ์**

**สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์**

**ปีการศึกษา ๒๕๖๗**



**Intelligent Stock Replenishment System for Retail Stores**

**Mr. Nontakorn Singkrajom 6545000128**

**A Senior Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements**

**For the Degree of Bachelor of Computer Engineering Faculty of**

**Engineering and Technology**

**Academic Year 2024**

**เรื่อง**  ระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า

**โดย** นายนนทกร สิงห์กระโจม

**อาจารย์ที่ปรึกษา** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ รศ.ดร.ปริญญา สงวนสัตย์

**คณะ** วิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี

**สาขาวิชา** วิศวกรรมคอมพิวเตอร์และระบบปัญญาประดิษฐ์

**\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_**

รายการงานศึกษาอิสระเล่มนี้ได้รับความเห็นชอบให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตร์บัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และปัญญาประดิษฐ์ คณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์

……………………………………………………………………… คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี

(ผศ.ดร.พรรณเชษฐ ณ ลำพูน)

……………………………………………………………………… ประธานกรรมการ

(รศ.ดร.ปริญญา สงวนสัตย์)

……………………………………………………………………… กรรมการ

(ผศ.ดร.อดิศร แขกซอง)

……………………………………………………………………… กรรมการ

(ดร.ติณณภพ ดินดำ)

……………………………………………………………………… หัวหน้าสาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

(รศ.ดร.ปริญญา สงวนสัตย์).

**เรื่อง**  ระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า

**โดย** นายนนทกร สิงห์กระโจม

**อาจารย์ที่ปรึกษา** ผู้ช่วยศาสตราจารย์ รศ.ดร.ปริญญา สงวนสัตย์

**คณะ** วิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี

**สาขาวิชา** วิศวกรรมคอมพิวเตอร์และระบบปัญญาประดิษฐ์

**\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_**

# บทคัดย่อ

โครงการนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้าด้วยการใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยระบบจะคำนวณและแนะนำปริมาณสินค้าที่ควรสั่งเติมเพื่อให้ตรงกับความต้องการของลูกค้าและป้องกันการขาดสต็อก

ระบบจะทำการรวบรวมข้อมูลการขายสินค้าจากร้านค้า เช่น สินค้าที่ขายออก จำนวนที่ขาย และวันที่ขาย จากนั้น AI จะนำข้อมูลเหล่านี้มาวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์ปริมาณสินค้าที่ต้องการเติมในอนาคต โดยใช้โมเดลการเรียนรู้ เช่น Time Series Forecasting และ Recommender System

กระบวนการศึกษาเกี่ยวข้องกับการจัดการและเตรียมข้อมูล การเลือกใช้โมเดล Machine Learning ที่เหมาะสม รวมถึงการประเมินประสิทธิภาพของระบบในการคำนวณและแนะนำสินค้า

ผลลัพธ์ของโครงการนี้สามารถช่วยลดปัญหาการขาดสินค้าในร้านค้าและเพิ่มประสิทธิภาพในการสั่งซื้อสินค้าผ่านการคาดการณ์ที่แม่นยำ ทำให้ร้านค้าสามารถจัดการสต็อกได้อย่างมีประสิทธิภาพและตอบสนองความต้องการของลูกค้าได้ดียิ่งขึ้น

**Title**  Intelligent Stock Replenishment System for Retail Stores

**Author** Mr. Nontakorn Singkrajom

**Advisor** Assoc. Prof. Dr. Parinya Sanguansat

**Faculty** Engineering and Technology

**Program** Computer Engineering and Artificial Intelligence

**\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_**

# Abstract

This project aims to develop an intelligent product replenishment recommendation system for retail stores using Artificial Intelligence (AI) and Machine Learning techniques. The system calculates and recommends the optimal quantities of products that should be reordered to meet customer demand and prevent stockouts.

The system collects sales data from stores, including sold products, quantities sold, and sale dates. The AI model then analyzes this data to forecast the required replenishment quantities using approaches such as Time Series Forecasting and Recommender Systems.

The study involves data management and preprocessing, selecting appropriate Machine Learning models, and evaluating the system’s performance in calculating and recommending replenishment quantities.

The results of this project help reduce stockout issues and improve the efficiency of product ordering through accurate demand forecasting. This enables stores to manage inventory more effectively and better satisfy customer needs.

# กิตติกรรมประกาศ

รายงานฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่งของรายวิชา 1321306 โครงงานวิศวกรรมคอมพิวเตอร์และปัญญาประดิษฐ์ 2 และสำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีด้วยความอนุเคราะห์จากที่ปรึกษาและคณาจารย์ผู้มากความสามารถจากสถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์ที่ได้มอบความรู้ให้ผู้จัดทำเป็นอย่างดี ที่ได้ให้การสนับสนุนและเป็นกำลังใจอย่างต่อเนื่อง อันเป็นแรงผลักดันสำคัญที่ทำให้การดำเนินงานวิจัยครั้งนี้สามารถสำเร็จลุล่วงได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ

ขอขอบพระคุณรองศาสตราจารย์ ดร.ปริญญา สงวนสัตย์, ดร.ติณณภพ ดินดำ, ผศ.ดร.อดิศร แขกซอง และ ดร.ชนกานต์ กิ่งแก้ว ที่กรุณาให้คำแนะนำ สั่งสอน และชี้แนะแนวทางตลอดการศึกษา ตลอดจนการดำเนินงานวิจัย ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งต่อการจัดทำผลงานชิ้นนี้ สุดท้ายนี้ผู้จัดทำหวังเป็นอย่างยิ่งว่าการนำเสนอผลงานครั้งนี้จะเป็นประโยชน์และเป็นแรงบันดาลใจแก่ผู้ที่สนใจในการพัฒนาผลงานด้านเทคโนโลยีในอนาคตต่อไป ทั้งนี้ผู้จัดทำได้ใช้เครื่องมือ AI เพื่อช่วยในการร่างและเรียบเรียงเนื้อหาในบางส่วนของรายงาน เช่น บทคัดย่อและการอธิบายพื้นฐานทางเทคโนโลยี โดยเนื้อหาทั้งหมดได้ผ่านการตรวจสอบและปรับแก้ด้วยตนเองเพื่อความถูกต้องและความเหมาะสม

**ด้วยความเคารพ**

นนทกร สิงห์กระโจม

19 พฤศจิกายน 2568

# สารบัญ

[บทคัดย่อ ข](#_Toc19453)

[Abstract ค](#_Toc1502)

[กิตติกรรมประกาศ ง](#_Toc12098)

[สารบัญ จ](#_Toc23281)

[สารบัญตาราง ซ](#_Toc6525)

[สารบัญรูปภาพ ฌ](#_Toc11643)

[บทที่ 1 1](#_Toc1359)

[1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1](#_Toc31323)

[1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา 1](#_Toc15822)

[1.3 ขอบเขตของการศึกษา 1](#_Toc800)

[1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2](#_Toc24025)

[1.5 ระยะเวลาที่ใช้ในการวิจัย 2](#_Toc144)

[บทที่ 2 4](#_Toc9978)

[2.1 ระบบแนะนำสินค้า (Recommendation Systems) 4](#_Toc21116)

[2.1.1 Collaborative Filtering 4](#_Toc21604)

[2.1.2 Content-Based Filtering 5](#_Toc24401)

[2.2 Autoencoder ในระบบแนะนำสินค้า 5](#_Toc29389)

[2.2.1 การใช้ Autoencoder ในการลดมิติ 5](#_Toc10493)

[2.3 การวัดประสิทธิภาพของระบบแนะนำ 5](#_Toc19511)

[2.3.1 Precision และ Recall 6](#_Toc2586)

[2.3.2 F1-Score 6](#_Toc12007)

[2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 6](#_Toc26002)

[2.4.1 ด้านการพยากรณ์และเติมสินค้า 6](#_Toc20753)

[2.4.2 ด้าน Autoencoder 7](#_Toc9219)

[2.4.3 ด้าน SQLite Database 7](#_Toc24335)

[2.4.4 ด้านการประเมินผล 7](#_Toc30132)

[2.5 สรุปการเลือกใช้เทคโนโลยี 7](#_Toc28696)

[บทที่ 3 9](#_Toc17636)

[3.1 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) 9](#_Toc15818)

[3.1.1 ภาพรวมการเตรียมข้อมูล 9](#_Toc25511)

[3.1.2 กระบวนการโหลดและทำความสะอาดข้อมูล 9](#_Toc7442)

[3.1.3 การจัดกลุ่มและสร้างธุรกรรม 10](#_Toc6588)

[3.1.4 การสร้าง Time Series Sequences 11](#_Toc27436)

[3.1.5 สรุปผลการเตรียมข้อมูล 12](#_Toc6653)

[3.2 การสร้างโมเดลแนะนำสินค้า (Model Building) 12](#_Toc30679)

[3.2.1 Autoencoder Model (Neural Network-based) 12](#_Toc25684)

[3.2.2 Exponential Smoothing Model 14](#_Toc32239)

[3.2.4 กระบวนการฝึกโมเดล (Training Process) 16](#_Toc93)

[3.2.5 การบันทึกโมเดล 16](#_Toc1542)

[3.3 การพยากรณ์และจัดอันดับสินค้า (Prediction & Ranking) 16](#_Toc7711)

[3.3.1 ภาพรวมระบบ 16](#_Toc10946)

[3.3.2 เงื่อนไขก่อนการทำงาน (Preconditions) 16](#_Toc21890)

[3.3.3 กระบวนการพยากรณ์ (Prediction Process) 17](#_Toc13560)

[3.3.4 การบันทึกผลลัพธ์ 17](#_Toc16997)

[3.3.5 ผลลัพธ์ที่ได้ 17](#_Toc30179)

[3.4 การประเมินผล (Evaluation) 18](#_Toc27270)

[3.4.1 ภาพรวมการประเมิน 18](#_Toc14322)

[3.4.2 การประเมินโมเดล (Model Evaluation) 18](#_Toc928)

[3.4.3 การประเมินประสิทธิภาพระบบ (System Performance Evaluation) 20](#_Toc8944)

[3.4.4 การประเมินคุณภาพผลลัพธ์ (Output Quality) 21](#_Toc9057)

[3.4.5 การทดสอบระบบ (System Testing) 22](#_Toc5791)

[3.4.6 การติดตามและปรับปรุง (Monitoring & Improvement) 23](#_Toc28711)

[3.5 ไดอะแกรมการทำงานของระบบ (System Flow Diagram) 26](#_Toc22267)

[3.5.1 PlantUML Sequence Diagram 26](#_Toc24749)

[3.5.2 คำอธิบาย Diagram 27](#_Toc32701)

[3.6 ส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface) 27](#_Toc18953)

[3.6.1 ภาพรวมส่วนติดต่อผู้ใช้ 27](#_Toc8412)

[3.6.2 โครงสร้างไฟล์ Frontend 27](#_Toc13996)

[3.6.3 ส่วนประกอบหลักของหน้าเว็บ 27](#_Toc13334)

[3.6.4 การทำงานของ JavaScript 29](#_Toc5692)

[3.6.5 User Experience Design 32](#_Toc23499)

[3.6.6 ภาพหน้าจอตัวอย่าง 33](#_Toc5515)

[3.6.7 การเริ่มใช้งาน Frontend 34](#_Toc7602)

[3.6.8 ข้อกำหนดและข้อจำกัด 35](#_Toc9975)

[3.7 วิธีการใช้งาน Backend API 36](#_Toc8238)

[3.7.1 การติดตังและเตรียมสภาพแวดล้อมขันตอนที 36](#_Toc18152)

[3.7.2 การเริ่มใช้งาน Backend (API Server) 38](#_Toc26443)

[3.8 สรุป 40](#_Toc9564)

[บทที่ 4 41](#_Toc13999)

[4.1 วิธีการทดสอบระบบ 41](#_Toc25747)

[4.1.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับการทดสอบ 41](#_Toc10241)

[4.1.2 ขั้นตอนการทดสอบ 41](#_Toc24154)

[4.2 ผลการทดสอบและการวิเคราะห์ 45](#_Toc16786)

[4.2.1 ผลการประเมินโมเดล 45](#_Toc11409)

[4.2.2 การวิเคราะห์ผลพยากรณ์ 46](#_Toc30543)

[4.2.3 การเปรียบเทียบกับข้อมูลจริง 47](#_Toc22226)

[4.2.4 ประสิทธิภาพระบบโดยรวม 47](#_Toc4165)

[4.3 สรุปผลการทดลอง 47](#_Toc22119)

[4.3.1 ผลสำเร็จที่ได้ 47](#_Toc32062)

[4.3.2 ปัญหาที่พบและแนวทางแก้ไข 48](#_Toc27384)

[4.3.3 การนำผลไปใช้งานจริง 49](#_Toc20793)

[4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์ 50](#_Toc19861)

[4.4.1 ผลลัพธ์จาก Console/Terminal/Log Files 50](#_Toc21208)

[4.4.2 ผลลัพธ์ไฟล์ CSV 50](#_Toc31997)

[4.4.3 ผลลัพธ์จาก Database 51](#_Toc5617)

[4.4.4 ผลลัพธ์จาก Web Interface 52](#_Toc30048)

[4.5 ข้อเสนอแนะและการปรับปรุง 52](#_Toc18144)

[4.5.1 จุดแข็งของระบบ 52](#_Toc30443)

[4.5.2 ข้อจำกัดที่พบ 53](#_Toc23897)

[4.5.3 แนวทางการปรับปรุง 53](#_Toc22996)

[4.5.4 ความเป็นไปได้ในการนำไปใช้จริง 53](#_Toc23232)

[บทที่ 5 55](#_Toc9168)

[5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 55](#_Toc6232)

[5.1.1 ความสำเร็จของโครงการ 55](#_Toc29194)

[5.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาต่อไป 55](#_Toc3011)

[5.3 ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต 55](#_Toc9246)

[5.4 สรุปภาพรวม 55](#_Toc23720)

[บรรณานุกรม 57](#_Toc22439)

[ประวัติผู้ทำวิจัย 58](#_Toc15492)

# สารบัญตาราง

[ตารางที่ 1 เวลาการประมวลผล 46](#_Toc12089)

[ตารางที่ 2 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 1 49](#_Toc23469)

[ตารางที่ 3 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 2 49](#_Toc4617)

[ตารางที่ 4 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 3 49](#_Toc10327)

# สารบัญรูปภาพ

[รูปที่ 1 การโหลดข้อมูล 10](#_Toc32545)

[รูปที่ 2 การจัดการข้อมูลผิดพลาด 10](#_Toc18192)

[รูปที่ 3 ตัวอย่างผลลัพธ์ใน log 11](#_Toc142)

[รูปที่ 4 โครงสร้างข้อมูล output 11](#_Toc28019)

[รูปที่ 5 Encoder Network 13](#_Toc11515)

[รูปที่ 6 Decoder Network 13](#_Toc15518)

[รูปที่ 7 ตัวอย่างโค้ดสร้างโมเดล 14](#_Toc11394)

[รูปที่ 8 การสร้าง training data 15](#_Toc3230)

[รูปที่ 9 การฝึกโมเดล พารามิเตอร์การฝึก 15](#_Toc32706)

[รูปที่ 10 ตัวอย่างผลลัพธ์ชุดฝึก 16](#_Toc3111)

[รูปที่ 11 การเตรียมข้อมูล 17](#_Toc15666)

[รูปที่ 12 การพยากรณ์ 17](#_Toc2184)

[รูปที่ 13 Denormalization 17](#_Toc14516)

[รูปที่ 14 การจัดอันดับสินค้า 18](#_Toc29151)

[รูปที่ 15 ตัวอย่างผลลัพธ์ 18](#_Toc18798)

[รูปที่ 16 การบันทึกลงฐานข้อมูล 19](#_Toc28553)

[รูปที่ 17 โครงสร้างตาราง 19](#_Toc8661)

[รูปที่ 18 การส่งออกเป็นไฟล์ CSV 20](#_Toc6365)

[รูปที่ 19 ตัวอย่างไฟล์ CSV 20](#_Toc28170)

[รูปที่ 20 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จริง 22](#_Toc9754)

[รูปที่ 21 ความครบถ้วนของข้อมูล 24](#_Toc11370)

[รูปที่ 22 การตรวจสอบอัตโนมัติ 25](#_Toc11677)

[รูปที่ 23 ตัวอย่างการทดสอบ API 26](#_Toc29793)

[รูปที่ 24 ตัวอย่าง Log Output 27](#_Toc16728)

[รูปที่ 25 การบันทึกข้อมูล metadata 27](#_Toc8062)

[รูปที่ 26 PlantUML Sequence Diagram 29](#_Toc127)

[รูปที่ 27 ตัวอย่างโค้ด HTML 31](#_Toc2253)

[รูปที่ 28 ส่วนตัวกรอง 32](#_Toc29060)

[รูปที่ 29 ตัวอย่างโค้ด loadStores 33](#_Toc22113)

[รูปที่ 30 ตัวอย่างโค้ด runPrediction 33](#_Toc14406)

[รูปที่ 31 ตัวอย่างโค้ด checkPredictionStatus 34](#_Toc304)

[รูปที่ 32 ตัวอย่างโค้ด fetchPredictions 34](#_Toc31878)

[รูปที่ 33 หน้าเว็บหลัก 36](#_Toc3876)

[รูปที่ 34 สถานะขณะกำลังประมวลผล 36](#_Toc5274)

[รูปที่ 35 ผลลัพธ์แสดงในตาราง 37](#_Toc13166)

[รูปที่ 36 Script ที่ 1 37](#_Toc18533)

[รูปที่ 37 Script ที่ 2 38](#_Toc18718)

[รูปที่ 38 Output ที่คาดหวัง 38](#_Toc16518)

[รูปที่ 39 Dependencies 40](#_Toc23536)

[รูปที่ 40 requirements 40](#_Toc30160)

[รูปที่ 41 Script 42](#_Toc13161)

[รูปที่ 42 ข้อความอธิบาย 43](#_Toc13562)

[รูปที่ 43 ทดสอบการโหลดข้อมูล 45](#_Toc5155)

[รูปที่ 44 ทดสอบการสร้าง Time-series Sequences 45](#_Toc2712)

[รูปที่ 45 ทดสอบการสร้างโมเดล 46](#_Toc11110)

[รูปที่ 46 ผลการทดสอบ 48](#_Toc11082)

[รูปที่ 47 ผลการทดสอบ 48](#_Toc22775)

[รูปที่ 48 ผลลัพธ์จาก log 54](#_Toc11316)

[รูปที่ 49 ผลลัพธ์จากไฟล์ CSV 54](#_Toc19253)

[รูปที่ 50 ผลลัพธ์จาก Database 55](#_Toc8110)

# บทที่ 1

**บทนำ**

## 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ปัจจุบันการจัดการสต็อกสินค้าในร้านค้าส่วนใหญ่ยังคงมีความท้าทาย โดยเฉพาะในร้านค้าที่มีจำนวนสินค้าหลายร้อยหรือหลายพันรายการ การเติมสินค้าผิดจำนวนหรือไม่เพียงพอสามารถส่งผลต่อความพึงพอใจของลูกค้าและลดยอดขายได้ การคาดการณ์และการสั่งสินค้าที่ไม่เหมาะสมมักเกิดขึ้นจากการประเมินข้อมูลที่ไม่ถูกต้องหรือการขาดเครื่องมือในการช่วยตัดสินใจ

ด้วยความก้าวหน้าของเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ทำให้สามารถพัฒนาระบบที่สามารถทำนายความต้องการสินค้าของร้านค้าแต่ละแห่งได้อย่างแม่นยำ ระบบนี้สามารถช่วยลดปัญหาการขาดแคลนสินค้าและช่วยให้ร้านค้าสามารถเติมสินค้าได้ตามปริมาณที่เหมาะสม

โครงการนี้จึงมีเป้าหมายในการพัฒนาระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า โดยใช้ AI   
ในการประมวลผลข้อมูลการขายและการคาดการณ์ความต้องการสินค้า เพื่อให้ร้านค้าสามารถเติมสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพและลดปัญหาสินค้าล้นสต็อก

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อพัฒนาระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้า
2. เพื่อใช้ AI ในการวิเคราะห์ข้อมูลการขายและคาดการณ์ปริมาณสินค้าที่ควรสั่งเติมในแต่ละร้าน
3. เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบในการคำนวณความต้องการสินค้าผ่านตัวชี้วัดที่เหมาะสม
4. เพื่อช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการจัดการสต็อกสินค้าและลดปัญหาการขาดแคลนสินค้าของร้านค้า

## 1.3 ขอบเขตของการศึกษา

การศึกษานี้จะครอบคลุมถึงการเก็บรวบรวมข้อมูลการขายจากร้านค้าต่างๆ ซึ่งรวมถึงสินค้า,   
จำนวนที่ขาย, และวันที่ขาย ระบบจะใช้ข้อมูลเหล่านี้ในการฝึกสอนโมเดล Machine Learning เช่น   
Time Series Forecasting และ Recommender System เพื่อทำนายการเติมสินค้าในอนาคต

## 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ช่วยลดปัญหาการขาดแคลนสินค้าภายในร้านค้า เนื่องจากระบบสามารถพยากรณ์ปริมาณสินค้าที่ต้องใช้ในวันถัดไปได้อย่างแม่นยำ ทำให้ร้านค้าสามารถสั่งสินค้าได้ทันเวลาและมีสินค้าพร้อมจำหน่ายอยู่เสมอ
2. เพิ่มความแม่นยำในการคาดการณ์และการสั่งซื้อสินค้า ระบบใช้ข้อมูลยอดขายจริงย้อนหลังมาประมวลผล ทำให้การคาดการณ์มีความสมเหตุสมผลมากกว่าการสั่งซื้อแบบคาดเดาจากประสบการณ์ของผู้จัดการร้าน
3. เพิ่มประสิทธิภาพด้านการบริหารสต็อกและลดต้นทุน ช่วยลดปริมาณสินค้าคงคลังส่วนเกิน ลดความสูญเสียจากสินค้าหมดอายุ และลดภาระการจัดเก็บ ทำให้ร้านค้าบริหารต้นทุนได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น
4. พัฒนาระบบที่สามารถใช้งานได้จริงในร้านค้าหลายรูปแบบ ระบบถูกออกแบบให้ยืดหยุ่น สามารถประยุกต์ใช้ได้ทั้งร้านขนาดเล็กและร้านเครือใหญ่ โดยใช้ฐานข้อมูลเดียวกันในการประมวลผล

## 1.5 ระยะเวลาที่ใช้ในการวิจัย

โครงการนี้มีระยะเวลาการศึกษาเริ่มต้นตั้งแต่เดือนมิถุนายน 2568 จนถึงเดือนพฤศจิกายน 2568   
รวมระยะเวลา 6 เดือน โดยมีแผนการดำเนินงานดังนี้

เดือนมิถุนายน

* ศึกษาปัญหาและวัตถุประสงค์ของระบบพยากรณ์
* รวบรวมข้อมูลยอดขายจริงจากร้านค้า

เดือนกรกฏาคม

* ออกแบบฐานข้อมูล
* เขียนโค้ดสำหรับการโหลดและจัดเก็บข้อมูล

เดือนสิงหาคม

* ทดลองโมเดล
* ปรับพารามิเตอร์และประเมินความแม่นยำ

เดือนกันยายน

* พัฒนาโปรแกรมสำหรับทำนายยอดขายประจำวัน
* พัฒนาโมดูลจัดอันดับสินค้าที่ควรสั่งเพิ่ม
* บันทึกผลลัพธ์การพยากรณ์กลับลงฐานข้อมูล
* พัฒนาระบบหน้าเว็บ

เดือนตุลาคม

* ทดสอบระบบทั้งระบบ
* เปรียบเทียบผลลัพธ์กับยอดขายจริงในช่วงทดสอบ
* ทดสอบความถูกต้องของผลลัพธ์

เดือนพฤศจิกายน

* สรุปผลการทดลองและประเมินประสิทธิภาพระบบ
* เตรียมสไลด์และรายงานสำหรับการนำเสนอ

การวิจัยจะมีการติดตามความก้าวหน้าและปรับปรุงกระบวนการอย่างต่อเนื่อง เพื่อให้บรรลุวัตถุประสงค์ที่กำหนด

# บทที่ 2

**เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง**

ในบทนี้จะทำการสรุปและอ้างอิงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาระบบแนะนำสินค้า โดยเฉพาะ  
ในบริบทของการใช้เทคนิค Autoencoder และการแนะนำสินค้าผ่านการหาความคล้ายคลึง (Similarity)   
ซึ่งเป็นหัวข้อหลักในโปรเจคนี้ งานวิจัยและเอกสารที่กล่าวถึงในบทนี้จะครอบคลุมถึงเทคนิคต่างๆ ที่ใช้  
ในงานแนะนำ (Recommendation Systems) โดยจะให้รายละเอียดเกี่ยวกับกระบวนการทางทฤษฎี  
และแอปพลิเคชันในโลกจริง

## 2.1 ระบบแนะนำสินค้า (Recommendation Systems)

ระบบแนะนำสินค้าเป็นเครื่องมือสำคัญในธุรกิจค้าปลีกและแพลตฟอร์มออนไลน์ เนื่องจาก  
ช่วยให้ผู้ใช้งานค้นพบสินค้าที่ตรงกับความสนใจ เพิ่มความพึงพอใจ และช่วยส่งเสริมยอดขาย   
เทคนิคในการสร้างระบบแนะนำสินค้าสามารถแบ่งออกเป็นหลายประเภท โดยมีเทคนิคหลักที่ใช้กันอย่างแพร่หลายคือ Collaborative Filtering และ Content-Based Filtering

### 2.1.1 Collaborative Filtering

เป็นเทคนิคที่อิงกับพฤติกรรมของผู้ใช้ โดยวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างผู้ใช้กับสินค้า   
ระบบจะเรียนรู้จากข้อมูลการซื้อ การคลิก หรือการให้คะแนนของผู้ใช้ และแนะนำสินค้าที่ผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมคล้ายกันชื่นชอบ

2.1.1.1 User-based Collaborative Filtering: วิธีนี้มุ่งเน้นไปที่การหาผู้ใช้ที่มีพฤติกรรมคล้ายคลึงกับผู้ใช้เป้าหมาย เช่น การซื้อสินค้าประเภทเดียวกัน หรือการให้คะแนนสินค้าเหมือนกัน หลังจากนั้น ระบบจะแนะนำสินค้าที่ผู้ใช้กลุ่มนี้ชื่นชอบให้กับผู้ใช้เป้าหมาย

* ข้อดี: เข้าใจความชอบของผู้ใช้ได้ดี สามารถแนะนำสินค้าใหม่ที่ผู้ใช้กลุ่มเดียวกันชื่นชอบ
* ข้อจำกัด: ระบบอาจทำงานได้ไม่ดีเมื่อผู้ใช้ใหม่เข้ามา (Cold Start) หรือมีข้อมูลผู้ใช้/สินค้าไม่เพียงพอ

2.1.1.2 Item-based Collaborative Filtering: วิธีนี้คำนึงถึงความคล้ายคลึงระหว่างสินค้า โดยแนะนำสินค้าที่มีลักษณะคล้ายกับสินค้าที่ผู้ใช้เคยซื้อหรือให้คะแนนสูง

* ข้อดี: ประสิทธิภาพสูงเมื่อมีผู้ใช้จำนวนมากและประวัติการซื้อเพียงพอ
* ข้อจำกัด: ต้องมีข้อมูลการซื้อขายหรือการให้คะแนนที่เพียงพอ และอาจไม่ตอบสนองต่อแนวโน้มสินค้าที่เปลี่ยนเร็ว

แม้ว่า Collaborative Filtering จะมีประสิทธิภาพสูง แต่ก็มีข้อจำกัด เช่น ปัญหา Cold Start ซึ่งเกิดเมื่อผู้ใช้หรือสินค้ามีข้อมูลไม่เพียงพอ และปัญหา Sparsity ของตารางผู้ใช้–สินค้า รวมถึงปัญหา Scalability เมื่อจำนวนผู้ใช้และสินค้ามีจำนวนมาก

### 2.1.2 Content-Based Filtering

ใช้คุณสมบัติของสินค้าในการแนะนำ โดยระบบจะวิเคราะห์ข้อมูลสินค้า เช่น ประเภท แบรนด์ หรือคุณลักษณะเฉพาะ และเปรียบเทียบกับสินค้าที่ผู้ใช้เคยซื้อหรือให้ความสนใจ ข้อดีคือสามารถแนะนำสินค้าใหม่ที่ยังไม่มีข้อมูลพฤติกรรมผู้ใช้ได้ แต่ข้อจำกัดคือระบบมักจะแนะนำสินค้าที่คล้ายกับสิ่งที่ผู้ใช้เคยสนใจ ทำให้ขาดความหลากหลายในการแนะนำ

* ข้อดี: ไม่ต้องพึ่งข้อมูลผู้ใช้คนอื่น สามารถแนะนำสินค้าใหม่ที่ยังไม่มีประวัติการซื้อได้
* ข้อจำกัด: ระบบจะจำกัดการแนะนำสินค้าที่คล้ายกับสินค้าที่ผู้ใช้เคยซื้อ ทำให้ขาดความหลากหลายในการแนะนำ

## 2.2 Autoencoder ในระบบแนะนำสินค้า

Autoencoder เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ใช้สำหรับ ลดมิติของข้อมูล (Dimensionality Reduction) โดยสามารถเรียนรู้คุณสมบัติสำคัญของข้อมูลที่ซับซ้อนได้ เทคนิคนี้เหมาะสำหรับการสร้างระบบแนะนำสินค้า เนื่องจากสามารถสร้าง representation ของผู้ใช้หรือสินค้าในมิติที่ต่ำลง แต่ยังคงข้อมูลสำคัญไว้

### 2.2.1 การใช้ Autoencoder ในการลดมิติ

Autoencoder ประกอบไปด้วยสองส่วนหลัก คือ **Encoder** ซึ่งทำหน้าที่ลดมิติของข้อมูลลง และ **Decoder** ที่พยายามสร้างข้อมูลที่ถูกลดมิติมาใหม่ให้เหมือนกับข้อมูลเดิม

ในการใช้งานจริง ข้อมูลการซื้อสินค้าจะถูกเข้ารหัสโดย Encoder และ latent vector ที่ได้สามารถใช้ในการวิเคราะห์ความคล้ายคลึงระหว่างผู้ใช้หรือสินค้าต่าง ๆ ทำให้สามารถคาดการณ์ความต้องการสินค้าหรือแนะนำสินค้าที่เกี่ยวข้องได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้ Autoencoder ยังสามารถรวมเข้ากับเทคนิคอื่น เช่น Collaborative Filtering หรือ Moving Average เพื่อเพิ่มความแม่นยำของผลลัพธ์

ข้อดีของการใช้ Autoencoder คือสามารถจัดการกับข้อมูลที่มีมิติสูงได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ข้อจำกัดคือ ต้องใช้ข้อมูลจำนวนมากในการฝึกโมเดล และการตีความ latent vector อาจซับซ้อน ทำให้ยากต่อการอธิบายผลลัพธ์ต่อผู้ใช้ อย่างไรก็ตาม การใช้ Autoencoder ยังคงเป็นเครื่องมือที่มีประโยชน์ สามารถนำไปปรับใช้จริง เช่น การคาดการณ์ปริมาณสินค้าที่ควรสั่งในร้านค้าปลีก หรือการแนะนำสินค้าในแพลตฟอร์ม e-commerce

## 2.3 การวัดประสิทธิภาพของระบบแนะนำ

การวัดประสิทธิภาพของระบบแนะนำสินค้าเป็นขั้นตอนสำคัญในการประเมินว่าระบบสามารถตอบสนองความต้องการของผู้ใช้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพหรือไม่ เนื่องจากผลลัพธ์จากระบบแนะนำสินค้าเป็นการคาดการณ์ความสนใจหรือความต้องการของผู้ใช้ การวัดประสิทธิภาพจึงมักใช้ ตัวชี้วัดเชิงคุณภาพ (Accuracy) และ ตัวชี้วัดเชิงปริมาณ (Ranking/Utility)

### 2.3.1 Precision และ Recall

Precision หมายถึงสัดส่วนของสินค้าที่ระบบแนะนำแล้วตรงกับความสนใจของผู้ใช้ เทียบกับจำนวนสินค้าที่ระบบแนะนำทั้งหมด ในขณะที่ Recall หมายถึงสัดส่วนของสินค้าที่ระบบแนะนำตรงกับความสนใจของผู้ใช้ เทียบกับจำนวนสินค้าที่ผู้ใช้สนใจจริง ๆ สามารถเขียนได้เป็นสูตรดังนี้:

* Precision =
* Recall =

ตัวชี้วัดทั้งสองนี้ช่วยให้เราประเมินได้ว่าระบบแนะนำสินค้านั้นมีความถูกต้องและครอบคลุมความต้องการของผู้ใช้มากน้อยเพียงใด การคำนวณ Precision และ Recall จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการตรวจสอบประสิทธิภาพของระบบว่าสามารถแนะนำสินค้าให้ตรงตามความสนใจของผู้ใช้ได้ดีแค่ไหน

### 2.3.2 F1-Score

F1-Score เป็นค่าเฉลี่ยเชิงฮาร์มอนิกระหว่าง Precision และ Recall ซึ่งเหมาะสำหรับการประเมินระบบที่ต้องการสมดุลระหว่างความแม่นยำและความครอบคลุม

การประเมินระบบแนะนำสินค้าโดยใช้ตัวชี้วัดเหล่านี้ช่วยให้ผู้พัฒนาสามารถปรับปรุงโมเดลและเทคนิคการแนะนำได้ตรงจุด เช่น การปรับน้ำหนักของ Collaborative Filtering, Content-Based Filtering หรือ Autoencoder ให้เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลและพฤติกรรมผู้ใช้ นอกจากนี้ยังช่วยให้สามารถเปรียบเทียบโมเดลหลาย ๆ แบบเพื่อเลือกวิธีที่เหมาะสมที่สุดในการนำไปใช้งานจริง

## 2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เพื่อสร้างความเข้าใจและบริบทสำหรับการพัฒนาระบบพยากรณ์และแนะนำสินค้า งานวิจัยที่เกี่ยวข้องจากหลายด้านถูกนำมาศึกษา ซึ่งประกอบด้วยงานวิจัยด้านการพยากรณ์ความต้องการสินค้า (Demand Forecasting) การประยุกต์ใช้ Autoencoder ในระบบแนะนำสินค้า การจัดเก็บและจัดการข้อมูลด้วย SQLite Database รวมถึงการประเมินผลและวัดประสิทธิภาพของระบบแนะนำสินค้า การศึกษางานวิจัยเหล่านี้ช่วยให้สามารถออกแบบและพัฒนาระบบที่ตอบสนองความต้องการของร้านค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 2.4.1 ด้านการพยากรณ์และเติมสินค้า

Woraphon Dechadumrongchai & Amonsiri Vilasdaechanont (2022), “Demand Forecasting and Lot-For-Lot Replenishment Policy for Agricultural Machinery Spare Parts” งานวิจัยนี้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการชิ้นส่วนอะไหล่การเกษตรในลักษณะ time-series และพัฒนานโยบายการเติมสินค้าแบบ lot-for-lot เพื่อให้สามารถตอบสนองต่อความต้องการที่ไม่แน่นอน ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้วิธีนี้ช่วยเพิ่ม fill rate ของสินค้าขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

### 2.4.2 ด้าน Autoencoder

Vincent et al. (2010), “Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion”: งานวิจัยนี้เสนอวิธีการใช้ Autoencoder ในการเรียนรู้ตัวแทนเชิงลึกของข้อมูล โดยลดมิติและรักษาความสำคัญของข้อมูลไว้ ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการพยากรณ์และระบบแนะนำสินค้าได้อย่างมีประสิทธิภาพ

### 2.4.3 ด้าน SQLite Database

Owens (2018), “Lightweight Databases for Embedded and Mobile Applications”: งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่า SQLite เป็นฐานข้อมูลขนาดเล็กที่เหมาะสำหรับจัดการข้อมูลบนอุปกรณ์ embedded และ mobile สามารถจัดเก็บและเรียกใช้ข้อมูลได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพ ซึ่งเหมาะกับระบบพยากรณ์และแนะนำสินค้าในร้านค้าขนาดเล็ก

### 2.4.4 ด้านการประเมินผล

Herlocker et al. (2004), “Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems”: งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบการวัดประสิทธิภาพของระบบแนะนำสินค้าด้วยตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น Precision, Recall, และ F1-Score เพื่อวิเคราะห์ความถูกต้องและความครอบคลุมของคำแนะนำ ทำให้สามารถประเมินคุณภาพของระบบแนะนำสินค้าได้อย่างชัดเจน

## 2.5 สรุปการเลือกใช้เทคโนโลยี

ในการพัฒนาระบบพยากรณ์และแนะนำสินค้า โครงการนี้ได้เลือกใช้เทคโนโลยีและเครื่องมือที่เหมาะสมกับลักษณะข้อมูลและเป้าหมายของระบบ โดยคำนึงถึงความสามารถในการประมวลผลข้อมูลจำนวนมาก ความง่ายต่อการปรับปรุงโมเดล และความสามารถในการนำไปใช้งานจริงภายในร้านค้า

สำหรับ การพยากรณ์ปริมาณสินค้า เลือกใช้ Autoencoder ซึ่งเป็นเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกที่ช่วยลดมิติของข้อมูลและจับลักษณะเชิงซ้อนของพฤติกรรมการขายสินค้า ทำให้สามารถพยากรณ์จำนวนสินค้าที่ควรเติมในแต่ละวันได้แม่นยำมากขึ้น

ด้าน การจัดเก็บข้อมูลและการดึงข้อมูล ใช้ SQLite Database เนื่องจากเป็นฐานข้อมูลขนาดเล็ก ติดตั้งง่าย รองรับการประมวลผลแบบ local และเหมาะสำหรับการจัดการข้อมูลการขายประจำวันที่ไม่ใหญ่มาก ทำให้สามารถพัฒนาระบบได้รวดเร็วและมีประสิทธิภาพ

สำหรับ การพัฒนาระบบ เลือกใช้ Python เป็นภาษาหลัก เนื่องจากมีเครื่องมือและไลบรารีสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลและสร้างโมเดล AI อย่างครบครัน เช่น Pandas, NumPy และ TensorFlow/Keras ซึ่งช่วยลดเวลาในการพัฒนาและเพิ่มความยืดหยุ่นของระบบ

ในส่วนการแสดงผลและอินเทอร์เฟซผู้ใช้ ใช้ HTML/JavaScript สำหรับสร้างหน้าเว็บง่าย ๆ ที่สามารถเรียก API จาก backend และแสดงผลการพยากรณ์สินค้าได้ทันที การใช้วิธีนี้ทำให้ผู้ใช้สามารถเข้าถึงข้อมูลได้สะดวก ไม่จำเป็นต้องเข้า terminal หรือ backend โดยตรง

# บทที่ 3

**วิธีดำเนินการวิจัย**

ในบทนี้จะอธิบายขั้นตอนและวิธีการดำเนินการวิจัยที่ใช้ในการพัฒนาระบบแนะนำสินค้า โดยจะเริ่มตั้งแต่การเตรียมข้อมูล การเลือกโมเดลในการฝึกอบรม ไปจนถึงการประเมินผลการทำงานของระบบแนะนำสินค้า โดยจะเน้นการใช้เทคนิค Autoencoder ในการสร้างโมเดลและการประเมินผลการแนะนำสินค้าด้วยตัวชี้วัดที่เหมาะสม

## 3.1 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

3.1.1 ภาพรวมการเตรียมข้อมูล

ระบบใช้ข้อมูลยอดขายรายวัน (Daily Sales Transaction) ที่เก็บในฐานข้อมูล SQLite ขนาด 36 MB โดยข้อมูลดิบประกอบด้วยฟิลด์หลัก 4 ฟิลด์ ได้แก่ STORE\_ID (รหัสร้านค้า), PROD\_CD (รหัสสินค้า), BSNS\_DT (วันที่ทำการขาย) และ PROD\_QTY (จำนวนสินค้าที่ขาย) โดยข้อมูลมีลักษณะเป็น Time Series Data ที่มีการบันทึกการขายต่อเนื่องในแต่ละวัน

ขั้นตอนการเตรียมข้อมูลถูกออกแบบให้ทำงานผ่าน Module data\_preparation.py ซึ่งประกอบด้วยฟังก์ชันหลัก 3 ฟังก์ชัน คือ load\_data(), prepare\_transactions() และ prepare\_time\_series\_data() โดยแต่ละฟังก์ชันมีหน้าที่เฉพาะในการจัดการข้อมูลให้พร้อมสำหรับการฝึกโมเดล

3.1.2 กระบวนการโหลดและทำความสะอาดข้อมูล

ฟังก์ชัน load\_data() ทำหน้าที่โหลดข้อมูลจากไฟล์ CSV หรือฐานข้อมูล พร้อมทั้งดำเนินการทำความสะอาดข้อมูลเบื้องต้นเพื่อเตรียมสำหรับขั้นตอนวิเคราะห์ต่อไป

Input Parameters

* filepath: เส้นทางไฟล์ CSV หรือ connection string ของฐานข้อมูล
* columns\_to\_drop (optional): รายชื่อคอลัมน์ที่ต้องการลบออก

Output

* DataFrame ที่ผ่านการตรวจสอบและทำความสะอาดข้อมูลเรียบร้อยแล้ว

กระบวนการทำงานของฟังก์ชัน

1. การโหลดข้อมูล ใช้คำสั่ง pandas.read\_csv() เพื่ออ่านข้อมูล พร้อมตรวจสอบว่าไฟล์มีอยู่จริงและไม่ใช่ไฟล์ว่าง หากผิดเงื่อนไขจะมีการแจ้งข้อผิดพลาดที่เหมาะสม
2. การลบคอลัมน์ที่ไม่จำเป็นคอลัมน์ที่ถูกระบุไว้ใน config.data.columns\_to\_drop จะถูกลบออกเพื่อลดขนาดข้อมูลและเพิ่มความคล่องตัวในการประมวลผล
3. การแปลงประเภทข้อมูลให้ถูกต้อง

* BSNS\_DT: แปลงเป็นชนิดข้อมูลวันที่ (datetime) พร้อมจัดการข้อผิดพลาด
* STORE\_ID, PROD\_CD: แปลงเป็น string เพื่อความสม่ำเสมอ
* PROD\_QTY: ตรวจสอบและแปลงเป็นชนิดตัวเลข (numeric)

1. การจัดการค่า Missing และค่าที่ไม่สมเหตุสมผล

* ค่า Missing ใน PROD\_QTY จะถูกแทนที่ด้วยค่า 0
* ค่าติดลบใน PROD\_QTY จะถูกแก้ไขเป็น 0 เนื่องจากจำนวนสินค้าติดลบไม่สามารถเกิดขึ้นได้จริง

1. Data Quality Logging ฟังก์ชันจะบันทึกข้อมูลคุณภาพ เช่น จำนวนแถว จำนวนคอลัมน์ สัดส่วน missing values และประเภทข้อมูล เพื่อใช้ประกอบการวิเคราะห์คุณภาพข้อมูล

Conditions และ Error Handling

* หากไม่พบไฟล์ตามเส้นทางที่กำหนด จะเกิด FileNotFoundError
* หากไฟล์ไม่มีข้อมูล จะเกิด EmptyDataError
* ต้องมีคอลัมน์สำคัญที่จำเป็นสำหรับการประมวลผลครบถ้วน มิฉะนั้นจะหยุดการทำงานและแจ้งเตือนข้อผิดพลาด

3.1.3 การจัดกลุ่มและสร้างธุรกรรม

ฟังก์ชัน prepare\_transactions() ทำหน้าที่รวมยอดการทำธุรกรรมที่เกิดขึ้นหลายครั้งในวันเดียวกัน โดยสรุปข้อมูลให้อยู่ในระดับรายวันสำหรับแต่ละร้านค้าและสินค้า

Input

* df: DataFrame ที่ผ่านการทำความสะอาดแล้ว (cleaned DataFrame)

Output

* DataFrame ที่ผ่านการ Group และสรุปยอดขายรายวันเรียบร้อยแล้ว

กระบวนการทำงานของฟังก์ชัน

1. ตรวจสอบความครบถ้วนของคอลัมน์ที่จำเป็น ฟังก์ชันจะตรวจสอบว่าข้อมูลมีคอลัมน์ที่ต้องใช้ ได้แก่ STORE\_ID, BSNS\_DT, PROD\_CD, และ PROD\_QTY หากขาดคอลัมน์ใดจะหยุดการทำงานและแจ้งข้อผิดพลาด
2. การจัดกลุ่มข้อมูล (Grouping) ใช้คำสั่ง groupby เพื่อจัดกลุ่มตามร้านค้า วันที่ และรหัสสินค้า
3. สรุปยอดขายรายวัน (Aggregation) ภายในแต่ละกลุ่ม จะทำการรวมยอด (sum) ของตัวแปร PROD\_QTY เพื่อให้ได้ยอดขายรวมต่อวันต่อสินค้า
4. บันทึกตัวชี้วัดข้อมูล (Statistics Logging) ฟังก์ชันจะบันทึกค่าทางสถิติ เช่น

* จำนวนร้านค้าที่ไม่ซ้ำ (unique stores)
* จำนวนสินค้าที่ไม่ซ้ำ (unique products)

ตัวอย่าง Input และ Output

Input (หลายธุรกรรมในวันเดียวกัน)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STORE\_ID | BSNS\_DT | PROD\_CD | PROD\_QTY |
| 11001 | 2025-01-01 | P001 | 5 |
| 11001 | 2025-01-01 | P001 | 3 |
| 11001 | 2025-01-01 | P002 | 2 |

ตารางที่ 1 Input หลายธุรกรรม

Output (หลังการรวม)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| STORE\_ID | BSNS\_DT | PROD\_CD | PROD\_QTY |
| 11001 | 2025-01-01 | P001 | 8 |
| 11001 | 2025-01-01 | P002 | 2 |

ตารางที่ 2 Output รวมธุรกรรม

### 3.1.4 การสร้าง Time Series Sequences

ฟังก์ชัน prepare\_time\_series\_data() มีหน้าที่แปลงข้อมูลยอดขายของสินค้าในแต่ละร้านให้อยู่ในรูปของลำดับเวลา (Time Series Sequences) เพื่อใช้สำหรับการฝึกโมเดลพยากรณ์ โดยอาศัยการสร้างข้อมูลย้อนหลังตามช่วงเวลา (window) ที่กำหนด

Input

* df: DataFrame ที่เก็บข้อมูลธุรกรรมรายวัน
* window\_size: ขนาดหน้าต่างเวลา (เช่น 7 วัน) โดยมีค่าเริ่มต้นเป็น 7

Output

* Dictionary ที่จัดเก็บลำดับเวลาแยกตามร้านค้าและรหัสสินค้า พร้อมข้อมูลประกอบสำหรับการ denormalize และวิเคราะห์เพิ่มเติม

กระบวนการทำงานของฟังก์ชัน

1. การเรียงลำดับข้อมูลตามเวลา ข้อมูลธุรกรรมทั้งหมดจะถูกจัดเรียง (sort) ตามคอลัมน์ BSNS\_DT เพื่อให้ลำดับเวลาถูกต้องก่อนนำไปสร้าง sequence
2. การวนลูปตามร้านค้าและสินค้า สำหรับแต่ละร้าน (STORE\_ID) และแต่ละสินค้า (PROD\_CD) ฟังก์ชันจะ:

* คัดกรองข้อมูลเฉพาะของร้านและสินค้านั้น
* สร้างข้อมูลยอดขายรายวัน
* ตรวจสอบว่ามีจำนวนข้อมูลเพียงพออย่างน้อยเท่ากับ window\_size

1. การสร้างลำดับเวลา (Sequence Generation) หากข้อมูลเพียงพอ:

* เลือกข้อมูลย้อนหลังตามจำนวนวันในหน้าต่าง (เช่น 7 วันล่าสุด)
* คำนวณค่าสูงสุดของช่วงดังกล่าว (max\_val) เพื่อใช้ทำ Normalization
* ทำ Normalization โดยหารค่าทั้งหมดด้วย max\_val
* หาก max\_val = 0 จะกำหนดให้เป็น 1 เพื่อหลีกเลี่ยงการหารด้วยศูนย์
* เก็บทั้งค่า normalized และค่าจริง (raw)

1. การจัดเก็บข้อมูล Metadata สำหรับแต่ละร้านและสินค้า จะจัดเก็บข้อมูลดังนี้:

* sequence: ลำดับยอดขายแบบ normalized ช่วง 0–1
* raw\_sequence: ค่ายอดขายจริงในช่วงเดียวกัน
* max\_val: ค่ายอดขายสูงสุดในหน้าต่างเวลา
* last\_qty: ยอดขายล่าสุด
* mean\_qty: ค่าเฉลี่ยยอดขาย

### 3.1.5 สรุปผลการเตรียมข้อมูล

จากกระบวนการเตรียมข้อมูลทั้งหมด ข้อมูลที่ได้สามารถนำไปใช้สำหรับการฝึกโมเดลพยากรณ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยมีลักษณะสำคัญดังนี้

* จำนวน sequences: หลายพันถึงหลายหมื่น sequences (ขึ้นกับจำนวนร้านและสินค้า)
* แต่ละ sequence มีความยาว 7 วัน
* ข้อมูลถูก normalize อยู่ในช่วง 0-1
* มีการเก็บค่า metadata สำหรับ denormalize ภายหลัง

## 3.2 การสร้างโมเดลแนะนำสินค้า (Model Building)

ระบบใช้วิธีการ Ensemble Learning โดยรวมโมเดลพยากรณ์ 3 แบบเข้าด้วยกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความเสถียรของการพยากรณ์ โมเดลทั้ง 3 แบบมีหลักการทำงานที่แตกต่างกัน ทำให้สามารถจับรูปแบบข้อมูลได้หลากหลาย

### 3.2.1 Autoencoder Model (Neural Network-based)

โมเดล Autoencoder ที่ใช้ในระบบนี้เป็นโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Unsupervised Learning ซึ่งมีหลักการสำคัญคือการเรียนรู้เพื่อบีบอัดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่กระชับที่สุด และสามารถกู้คืนข้อมูลกลับมาได้อย่างแม่นยำผ่านกระบวนการ Encoding และ Decoding ภายในงานวิจัยนี้ Autoencoder ถูกประยุกต์ใช้เพื่อเรียนรู้รูปแบบพฤติกรรมยอดขายจากข้อมูลลำดับเวลา 7 วันที่เตรียมไว้ โดยหวังให้โมเดลสามารถจับโครงร่างหรือแนวโน้มของยอดขายในช่วงเวลาดังกล่าว และใช้ความรู้ที่ได้ในการพยากรณ์ยอดขายของวันถัดไป

สถาปัตยกรรมของโมเดลประกอบด้วยสองส่วนหลัก ได้แก่ Encoder และ Decoder โดยในส่วนของ Encoder จะรับข้อมูลที่มีความยาว 7 ค่าเข้าสู่เครือข่ายแบบ Dense พร้อมฟังก์ชันกระตุ้นแบบ ReLU และมีการใช้ Batch Normalization และ Dropout เพื่อช่วยเพิ่มความเสถียรและลดความเสี่ยงของ Overfitting ชั้นซ่อนเหล่านี้จะค่อย ๆ ลดจำนวนหน่วยประมวลผลลงจนเกิดเป็น Latent Space ที่มีมิติ 32 หน่วย ซึ่งทำหน้าที่เป็นตัวแทนเชิงนามธรรมของรูปแบบยอดขายในช่วง 7 วัน

ในส่วนของ Decoder โมเดลจะเริ่มต้นจาก Latent Space และทำการขยายข้อมูลกลับผ่านชั้น Dense หลายชั้นเช่นเดียวกัน โดยใช้ ReLU และ Batch Normalization เพื่อค่อย ๆ คืนโครงสร้างข้อมูล จนกระทั่งได้ผลลัพธ์สุดท้ายเป็นค่าเดียว ซึ่งแสดงถึงยอดขายที่คาดการณ์สำหรับวันถัดไป ผ่านชั้นเอาต์พุตแบบ Linear ที่เหมาะสมกับงานพยากรณ์เชิงตัวเลข (regression)

ด้วยโครงสร้างดังกล่าว Autoencoder สามารถเรียนรู้รูปแบบเชิงลึกของข้อมูลยอดขายรายวันได้อย่างมีประสิทธิภาพ และเหมาะสมกับงานที่ต้องการจับความสัมพันธ์ต่อเนื่องของข้อมูลตามลำดับเวลา   
(time-series pattern learning) เพื่อใช้ทำนายแนวโน้มยอดขายในอนาคต

Parameters และ Configuration:

* Input dimension: 7 (window\_size)
* Encoding dimension: 32
* Optimizer: Adam (learning\_rate=0.001)
* Loss function: Mean Squared Error (MSE)
* Metrics: Mean Absolute Error (MAE)
* Epochs: 50 (ปรับได้ผ่าน config)
* Batch size: 32
* Validation split: 0.2 (20% สำหรับ validation)

Input และ Output:

Input:

* X\_normalized: numpy array รูป (n\_samples, 7)
* ข้อมูล normalized 7 วันล่าสุด

Output:

* Predicted quantity (normalized): รูป (n\_samples, 1)
* ต้อง denormalize ด้วย max\_val เพื่อได้ค่าจริง

กระบวนการทำงาน:

1. Encoding: Encoder บีบอัดข้อมูล 7 วันเป็น latent representation 32 มิติ
2. Decoding: Decoder แปลง latent กลับเป็นการพยากรณ์ 1 ค่า
3. Training: ฝึกโมเดลด้วย MSE loss โดย minimize ความแตกต่างระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์
4. Prediction: ใช้ Encoder สร้าง latent → ใช้ Decoder สร้างค่าพยากรณ์

Conditions:

* ข้อมูล Input ต้องถูก normalize อยู่ในช่วง 0-1
* จำนวน samples ต้องมากพอสำหรับการฝึก (แนะนำ > 100)
* ต้องมี GPU หรือ CPU ที่เพียงพอ (model ใช้ TensorFlow/Keras)

ข้อดีและข้อจำกัด:

ข้อดี:

* เรียนรู้รูปแบบที่ซับซ้อน (non-linear patterns)
* จับ temporal dependencies ได้ดี
* สามารถ generalize กับข้อมูลใหม่

ข้อจำกัด:

* ต้องใช้เวลาในการฝึก
* อาจ overfit ถ้าข้อมูลน้อย
* ต้องการ computational resources มากกว่าโมเดลอื่น

### 3.2.2 Exponential Smoothing Model

Exponential Smoothing เป็นวิธีการทางสถิติที่ให้น้ำหนักกับข้อมูลล่าสุดมากกว่าข้อมูลเก่า โดยใช้ smoothing parameter (alpha) ในการปรับน้ำหนัก ระบบนี้รวม Exponential Smoothing เข้ากับ Moving Average เพื่อเพิ่มความเสถียร

สูตรคณิตศาสตร์:

Exponential Smoothing:

* ·: ค่า smoothed ณ เวลา t
* ·: ค่าจริง ณ เวลา t
* ·α: smoothing parameter (0 < α < 1)

Moving Average:

Ensemble Prediction:

Prediction = 0.6 × Exponential\_Smoothing + 0.4 × Moving\_Average

Parameters:

* alpha: 0.3 (ให้น้ำหนักกับค่าใหม่ 30%, ค่าเก่า 70%)
* window: 3 (ใช้ 3 วันล่าสุดสำหรับ Moving Average)

Input และ Output:

Input:

* sequences: numpy array รูป (n\_samples, 7)
* ข้อมูลยอดขายจริง (ไม่ใช่ normalized)

Output:

* predictions: numpy array รูป (n\_samples, 1)
* ค่าพยากรณ์ในหน่วยเดียวกับ input

กระบวนการทำงาน:

สำหรับแต่ละ sequence ของยอดขาย:

1. เริ่มต้นด้วยค่า s = sequence[0]
2. ทำการวนลูปตามลำดับวันแต่ละวันใน sequence โดยปรับค่า s ด้วยสูตร

wps

1. กำหนดผลลัพธ์ของ Exponential Smoothing เป็น exp\_pred = s
2. คำนวณ Moving Average ของ 3 วันล่าสุดใน sequence เพื่อให้ได้ ma\_pred = \text{mean(sequence[-3:])}
3. รวมผลทั้งสองวิธีเป็น final\_prediction โดยถ่วงน้ำหนัก 60% สำหรับ exp\_pred และ 40% สำหรับ ma\_pred

wps

เงื่อนไขการใช้งาน

* ไม่ต้องฝึกโมเดล สามารถใช้งานได้ทันที
* เหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มเรียบ (smooth trend)

ข้อดี

* รวดเร็ว ไม่ต้องฝึกโมเดล
* เข้าใจง่าย สามารถอธิบายผลลัพธ์ได้ (interpretable)
* ใช้หน่วยความจำน้อย
* มีความเสถียร ไม่ไวต่อค่าผิดปกติ (outliers)

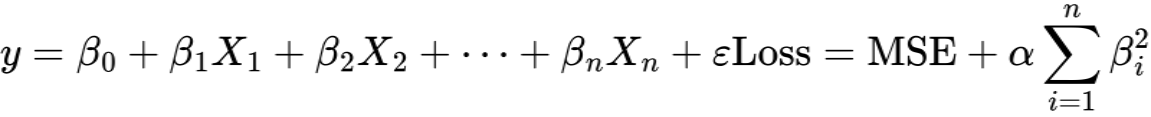
ข้อจำกัด

* ไม่สามารถจับรูปแบบซับซ้อน (complex patterns) ได้
* ไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีความผันผวนสูง (high volatility)
* ต้องปรับค่า α ด้วยตนเองเพื่อให้ได้ผลลัพธ์เหมาะสม

### 3.2.3 Linear Regression Model

Linear Regression ใช้ความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่าง features และ target เพื่อพยากรณ์ โดยในระบบนี้ใช้ Ridge Regression (L2 regularization) เพื่อลด overfitting และสร้าง features จาก time series

สูตรคณิตศาสตร์:



Feature Engineering

ในการสร้างโมเดล Ridge Regression จำเป็นต้องแปลงข้อมูลยอดขายย้อนหลัง 7 วันให้กลายเป็น  
ชุดคุณลักษณะ (features) ที่สรุปพฤติกรรมและรูปแบบของข้อมูลให้ชัดเจนขึ้น โดยสร้างทั้งหมด 7 features ดังนี้:

1. Last value — ค่ายอดขายในวันล่าสุดของ sequence (X[-1])
2. Mean of last 3 days — ค่าเฉลี่ยของยอดขาย 3 วันสุดท้าย ช่วยสะท้อนพฤติกรรมระยะสั้น
3. Overall mean — ค่าเฉลี่ยของยอดขายทั้ง 7 วัน
4. Standard deviation — ค่าความผันผวนของข้อมูลในช่วง 7 วัน
5. Trend — ความเปลี่ยนแปลงระหว่างวันแรกและวันสุดท้าย (X[-1] − X[0])
6. Maximum value — ค่าสูงสุดภายใน 7 วัน
7. Minimum value — ค่าต่ำสุดภายใน 7 วัน

Parameters

* alpha = 1.0 — กำลังของ regularization เพื่อป้องกันการเกิด overfitting
* Scaler = StandardScaler — ทำให้แต่ละ feature มีค่าเฉลี่ย 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน 1 เพื่อให้ Ridge Regression ทำงานได้เสถียรมากขึ้น

Input และ Output

Training Input

* X\_train : ข้อมูล sequences รูปแบบ (n\_samples, 7)
* y\_train : ค่ายอดขายจริงรูปแบบ (n\_samples, 1)

Prediction Output

* predictions : ค่าที่โมเดลทำนายออกมา รูปแบบ (n\_samples, 1)

กระบวนการทำงาน

1. Feature Creation (\_create\_features)

โมเดลจะนำ sequence แต่ละรายการมาคำนวณเป็น features ทั้ง 7 รายการ และรวมเป็น feature matrix ขนาด (n\_samples,7)

2. Training

* ทำการ scale features ด้วย StandardScaler
* ฝึกโมเดล Ridge Regression ด้วยค่าความแข็งแรงของ regularization (alpha = 1.0)
* บันทึก scaler และน้ำหนักของโมเดลสำหรับใช้ในอนาคต

3. Prediction

* แปลง sequence ใหม่ให้เป็น feature ทั้ง 7 เช่นเดียวกับช่วง train
* ใช้ scaler เดิมเพื่อ normalize ข้อมูล
* ทำนายค่าด้วย Ridge Regression
* ส่งค่า prediction กลับเป็นผลลัพธ์

Conditions

* ต้องทำการ train ก่อนใช้งาน (is\_fitted = True)
* Features ต้องผ่าน StandardScaler เดียวกับตอนฝึก
* เหมาะกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์เชิงเส้นในบางส่วน

ข้อดีและข้อจำกัด

ข้อดี

* ทำงานรวดเร็วทั้งตอน train และ predict
* อธิบายผลลัพธ์ได้ง่าย เพราะดูความสำคัญของ features ได้
* Ridge ทำให้ robust ต่อ outliers
* ใช้ทรัพยากรน้อยมาก

ข้อจำกัด

* จับความสัมพันธ์ที่เป็นเชิงเส้นเท่านั้น
* อาจไม่เหมาะกับข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูงหรือ non-linear มาก

### 3.2.4 สรุปเปรียบเทียบโมเดลทั้ง 3

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| ลักษณะ | Autoencoder | Exp Smoothing | Linear Regression |
| ประเภท | Deep Learning | Statistical | Machine Learning |
| Training | ต้องฝึก | ไม่ต้องฝึก | ต้องฝึก |
| ความซับซ้อน | สูง | ต่ำ | ปานกลาง |
| เวลาที่ใช้ | มาก | น้อยที่สุด | น้อย |
| Non-linearity | ได้ดีมาก | ไม่ได้ | จำกัด |
| Interpretability | ต่ำ | สูงมาก | สูง |
| Memory | มาก | น้อย | น้อย |

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบโมเดล

## 3.3 การรวมโมเดล (Ensemble Method)

### 3.3.1 หลักการ Ensemble Learning

Ensemble Learning เป็นเทคนิคที่รวมการพยากรณ์จากหลายโมเดลเข้าด้วยกัน เพื่อให้ได้ผลลัพธ์  
ที่ดีกว่าการใช้โมเดลเดียว โดยอาศัยหลักการที่ว่าแต่ละโมเดลมีจุดแข็งและจุดอ่อนที่แตกต่างกัน การรวมกันจึงช่วยลดข้อจำกัดของแต่ละโมเดล

ประโยชน์ของ Ensemble:

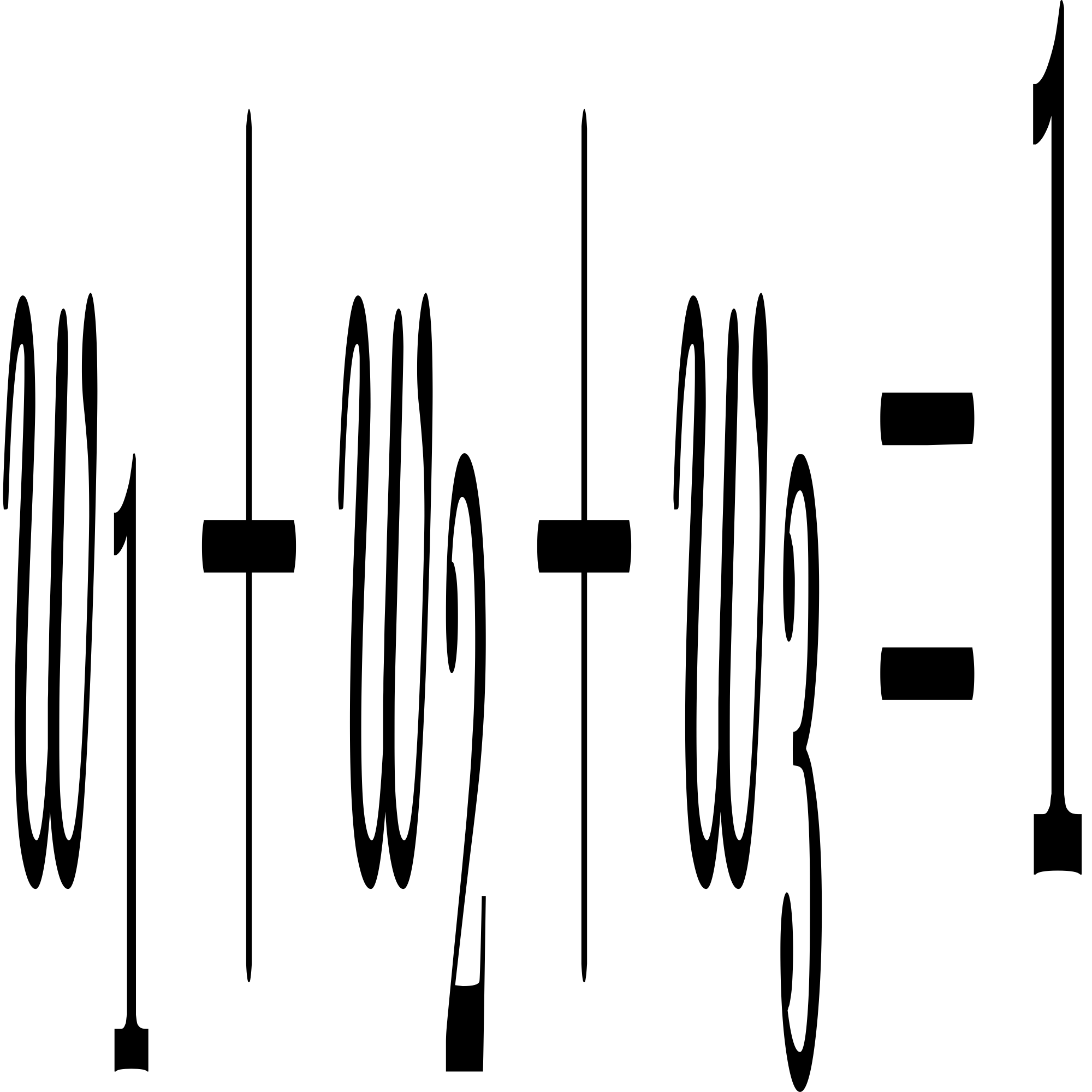
* ลด variance (ลดความผันแปรของการพยากรณ์)
* ลด overfitting
* เพิ่มความเสถียร (robustness)
* เพิ่มความแม่นยำโดยรวม

### 3.3.2 Weighted Average Ensemble

ระบบใช้วิธี Weighted Average ในการรวมโมเดล โดยกำหนดน้ำหนัก (weights) ให้แต่ละโมเดล

สูตร:

wps

โดยที่: 

Default Weights ของโมเดลทั้งสาม

ในการผสานผลลัพธ์จากหลายโมเดล (Ensemble) ระบบกำหนดค่าน้ำหนักเริ่มต้น (Default Weights) ให้แต่ละโมเดลดังนี้:

* Autoencoder : 0.4 (คิดเป็น 40%)
* Exponential Smoothing : 0.3 (คิดเป็น 30%)
* Linear Regression (Ridge Regression) : 0.3 (คิดเป็น 30%)

ค่าน้ำหนักเหล่านี้ใช้เพื่อรวมผลการพยากรณ์จากแต่ละโมเดลให้เป็นผลลัพธ์สุดท้าย โดยโมเดล   
Autoencoder จะมีอิทธิพลมากที่สุด เนื่องจากสามารถจับรูปแบบข้อมูลที่มีความซับซ้อนได้ดีกว่าโมเดล  
เชิงเส้นหรือวิธีแบบสถิติแบบเรียบง่าย

เหตุผลการกำหนดน้ำหนัก:

* Autoencoder ได้ 40% เพราะสามารถเรียนรู้ complex patterns ได้ดี
* Exponential Smoothing และ Linear Regression ได้ 30% เท่ากัน เพื่อสมดุลระหว่าง statistical และ ML approach

## 3.4 การประเมินผล (Evaluation)

### 3.4.1 ภาพรวมการประเมิน

การประเมินผลระบบแบ่งเป็น 3 ด้านหลัก คือ การประเมินโมเดล Machine Learning, การประเมินประสิทธิภาพระบบ และการประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ โดยใช้เมตริกและวิธีการที่แตกต่างกันตามวัตถุประสงค์ของแต่ละด้าน

### 3.4.2 การประเมินโมเดล (Model Evaluation)

**3.4.2.1 เมตริกที่ใช้ประเมิน**

1. Mean Squared Error (MSE)

* วัดค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสอง
* สูตร: MSE = (1/n) Σ(y\_actual - y\_predicted)²
* ค่าที่ได้จากการฝึก: ~0.023 (training), ~0.029 (validation)
* การตีความ: ค่ายิ่งต่ำยิ่งดี แสดงว่าโมเดลพยากรณ์ใกล้เคียงความจริง

2. Mean Absolute Error (MAE)

* วัดค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย
* สูตร: MAE = (1/n) Σ|y\_actual - y\_predicted|
* ง่ายต่อการตีความเพราะมีหน่วยเดียวกับข้อมูลจริง

3. Validation Loss

* เปรียบเทียบ training loss กับ validation loss
* หาก validation loss สูงกว่า training loss มากเกินไป แสดงว่าโมเดล overfit
* ในระบบนี้ validation loss ใกล้เคียง training loss แสดงว่าโมเดลทั่วไปดี

**3.4.2.2 การตรวจสอบ Overfitting/Underfitting**

เนื่องจากระบบใช้วิธี verbose=0 ในการฝึกโมเดล จึงไม่มีการแสดงผลทุก epoch แต่จะแสดงเฉพาะผลลัพธ์สุดท้ายเท่านั้น การตรวจสอบ overfitting/underfitting ทำได้โดยเปรียบเทียบค่า final loss และ validation loss:

ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จริง:



รูปที่ 1 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จริง

การวิเคราะห์:

* Overfitting Detected: val\_loss (0.0406) สูงกว่า loss (0.0002) มากถึง 200 เท่า แสดงว่าโมเดล overfit อย่างรุนแรง โมเดลจำข้อมูล training ได้ดีมาก แต่ทำงานกับข้อมูล validation ได้ไม่ดี
* สาเหตุที่เป็นไปได้:

1. โมเดลมีความซับซ้อนมากเกินไปเทียบกับข้อมูล 12,176 sequences
2. Dropout rate (0.2) อาจน้อยเกินไป
3. ข้อมูลมีความหลากหลายมาก (variance สูง)

มาตรการป้องกัน Overfitting ที่ใช้ในระบบ:

1. Dropout Layer (0.2): ตัด neurons แบบสุ่มระหว่างการฝึก เพื่อไม่ให้โมเดลพึ่งพา feature ใดมากเกินไป
2. Validation Split (10%): แบ่งข้อมูลเพื่อตรวจสอบประสิทธิภาพบนข้อมูลที่ไม่เคยเห็น
3. Moderate Architecture: ใช้จำนวน neurons ที่พอเหมาะ ไม่มากเกินไป
4. Early Stopping (implicit): ใช้ epochs ที่เหมาะสม (50) ไม่ฝึกมากจนเกินไป

หมายเหตุ: ในการใช้งานจริง แม้โมเดลจะ overfit บน validation set แต่ผลลัพธ์การพยากรณ์  
ยังคงให้ข้อมูลที่เป็นประโยชน์เนื่องจาก:

* ข้อมูลมีลักษณะเฉพาะแต่ละร้านที่แตกต่างกันมาก
* การใช้ 3-day moving average ช่วยลด noise
* Ranking ของสินค้ายังคงสะท้อน pattern ได้ดีแม้ค่าพยากรณ์อาจไม่แม่นตรง 100%

### 3.4.3 การประเมินประสิทธิภาพระบบ (System Performance Evaluation)

**3.4.3.1 เวลาในการประมวลผล**

การวัดเวลาประมวลผลในแต่ละขั้นตอนถูกนำมาใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของระบบพยากรณ์และระบุจุดที่อาจต้องปรับปรุงในอนาคต โดยรวมแล้วกระบวนการทั้งหมดประกอบด้วยหลายส่วนที่มีต้นทุน  
การประมวลผลแตกต่างกันตามลักษณะข้อมูลและความซับซ้อนของโมเดล ทั้งนี้ การวัดเวลาทั้งหมดจะสะท้อนถึงความสามารถของระบบในการใช้งานจริง เช่น การประมวลผลข้อมูลจำนวนมาก การสร้างลำดับเวลาสำหรับแต่ละสินค้า และการฝึกโมเดลที่ต้องใช้พลังงานคำนวณสูงกว่าส่วนอื่น ๆ นอกจากนี้ การแยกวิเคราะห์เวลาประมวลผลยังช่วยให้สามารถปรับแต่งพารามิเตอร์ เช่น batch\_size, window\_size และ  
จำนวน epochs ให้เหมาะสม เพื่อให้ระบบทำงานเร็วขึ้นโดยที่คุณภาพการพยากรณ์ยังคงอยู่ในระดับที่ยอมรับได้

1. การโหลดและเตรียมข้อมูล

ระยะเวลา: 5-10 วินาที (สำหรับข้อมูล ~300,000 แถว)

ปัจจัยที่มีผล: ขนาดไฟล์, ความเร็ว I/O ของฐานข้อมูล

2. การสร้าง Time-series Sequences

ระยะเวลา: 10-15 วินาที

ปัจจัยที่มีผล: จำนวนร้าน-สินค้าที่ไม่ซ้ำกัน, window\_size

3. การฝึกโมเดล Autoencoder

ระยะเวลา: 3-4 นาที (50 epochs, ~12,000 sequences)

ปัจจัยที่มีผล: จำนวน sequences, epochs, batch\_size, ขนาดโมเดล

4. การพยากรณ์แบบ Batch

ระยะเวลา: 1-2 วินาที (สำหรับ ~12,000 predictions)

ข้อได้เปรียบ: Batch prediction เร็วกว่า loop ทีละ item ประมาณ 100 เท่า

5. การบันทึกผลลัพธ์

ระยะเวลา: 3-5 วินาที (database + CSV)

รวมเวลาทั้งหมด: ประมาณ 5-7 นาที ต่อการรัน prediction 1 ครั้งสมบูรณ์

**3.4.3.2 การใช้ทรัพยากร**

1. Memory Usage:

* ข้อมูล DataFrame: ~50-100 MB
* Model weights: ~2-3 MB
* Sequences array: ~10-20 MB
* รวมประมาณ: 150-200 MB RAM

2. CPU Usage:

* Tensorflow จะใช้ CPU cores ทั้งหมดที่มีในการฝึก
* ค่าเฉลี่ย CPU usage ขณะฝึก: 70-90%

3. Disk Space:

* Database (SQLite): ~50-100 MB
* Output CSV files: ~1-2 MB per day
* Logs: ~5-10 MB

**3.4.3.3 Scalability**

ข้อจำกัดปัจจุบัน:

* รองรับร้านค้า: ไม่จำกัด (ปัจจุบันทดสอบกับ 27 ร้าน)
* จำนวนสินค้า: ไม่จำกัด (ปัจจุบันทดสอบกับ ~1,250 สินค้า)
* ข้อมูลย้อนหลัง: แนะนำอย่างน้อย 30 วัน สำหรับการพยากรณ์ที่แม่นยำ (ปัจจุบันทดสอบกับ 7 วัน)

การปรับขนาดในอนาคต:

* เพิ่มจำนวนร้านเป็น 100+ ร้าน: เวลาฝึกจะเพิ่มเป็น 10-15 นาที
* ใช้ GPU: สามารถลดเวลาฝึกลงได้ 5-10 เท่า
* Distributed Training: สามารถแบ่งการฝึกออกเป็นหลาย process

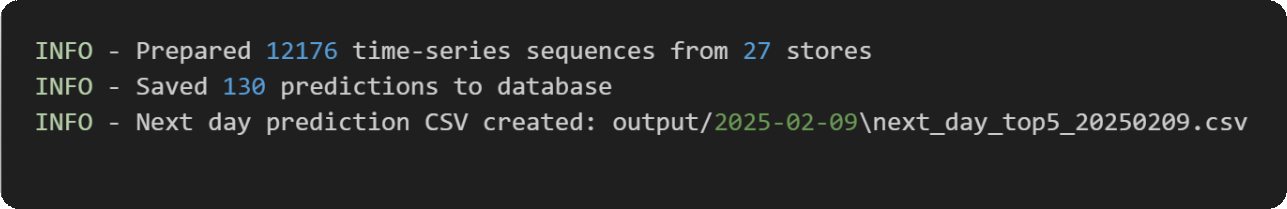
### 3.4.4 การประเมินคุณภาพผลลัพธ์ (Output Quality)

**3.4.4.1 ความครบถ้วนของข้อมูล**

ระบบตรวจสอบว่า:

* ทุกร้านที่มีข้อมูลเพียงพอได้รับการพยากรณ์ครบ
* แต่ละร้านได้รับสินค้าแนะนำครบ Top N รายการ (default: 5)
* ไม่มีค่าว่าง (NULL) หรือค่าผิดปกติในผลลัพธ์

Log ที่แสดงความครบถ้วน:



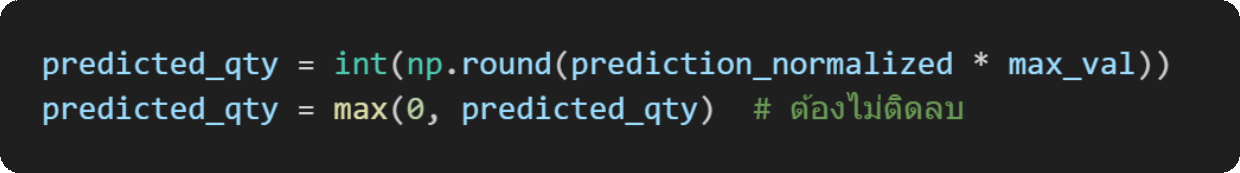
รูปที่ 2 ความครบถ้วนของข้อมูล

**3.4.4.2 ความสมเหตุสมผลของค่าพยากรณ์**

การตรวจสอบอัตโนมัติ:

1. Non-negative Check: ค่าพยากรณ์ต้องไม่ติดลบ (ใช้ max(0, predicted\_qty))
2. Reasonable Range: ค่าพยากรณ์ไม่ควรมากเกินไปเมื่อเทียบกับ historical data
3. Ranking Consistency: สินค้าที่ขายดีในอดีตควรอยู่ใน Top N

ตัวอย่างการตรวจสอบ:



รูปที่ 3 การตรวจสอบอัตโนมัติ

**3.4.4.3 ความสอดคล้องข้าม Store**

เปรียบเทียบผลพยากรณ์ระหว่างร้านที่คล้ายกัน:

* ร้านในพื้นที่เดียวกันควรมีสินค้าแนะนำที่คล้ายกัน
* ร้านขนาดใกล้เคียงกันควรมีปริมาณพยากรณ์ในระดับเดียวกัน

### 3.4.5 การทดสอบระบบ (System Testing)

**3.4.5.1 Unit Testing**

ทดสอบฟังก์ชันแต่ละส่วน:

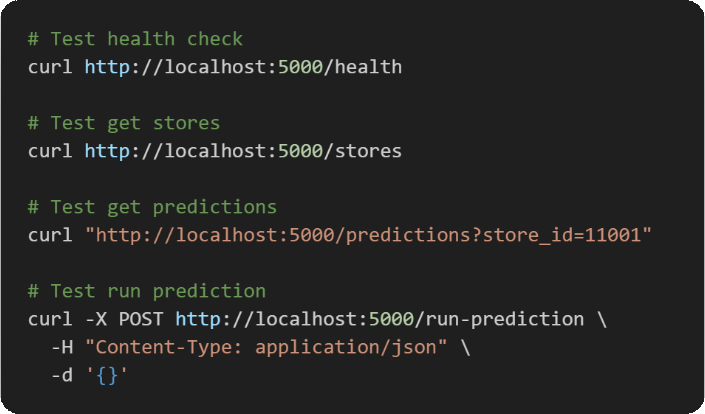
* load\_data(): ทดสอบการโหลดข้อมูลจาก CSV และ database
* prepare\_time\_series\_data(): ทดสอบการสร้าง sequences และ normalization
* create\_autoencoder\_model(): ทดสอบว่าโมเดลสร้างได้ถูกต้อง
* save\_predictions(): ทดสอบการบันทึกลง database และ CSV

**3.4.5.2 Integration Testing**

ทดสอบการทำงานร่วมกันของทุกส่วน:

1. End-to-End Test: รันจากต้นจนจบโดยไม่มี error
2. API Test: ทดสอบทุก endpoint (GET /predictions, POST /run-prediction, GET /stores)
3. Database Test: ตรวจสอบว่าข้อมูลถูกบันทึกและอ่านได้ถูกต้อง

ตัวอย่างการทดสอบ API:



รูปที่ 4 ตัวอย่างการทดสอบ API

**3.4.5.3 Error Handling Testing**

ทดสอบการจัดการกับสถานการณ์ผิดพลาด:

* ข้อมูลไม่ครบ: ไม่มีข้อมูล 7 วันย้อนหลัง → skip sequence นั้น
* Database connection failed: แสดง error message ที่ชัดเจน
* Invalid input: API return 400 Bad Request พร้อมข้อความอธิบาย
* Prediction timeout: หยุดการทำงานหลัง 15 นาที พร้อมแจ้งเตือน

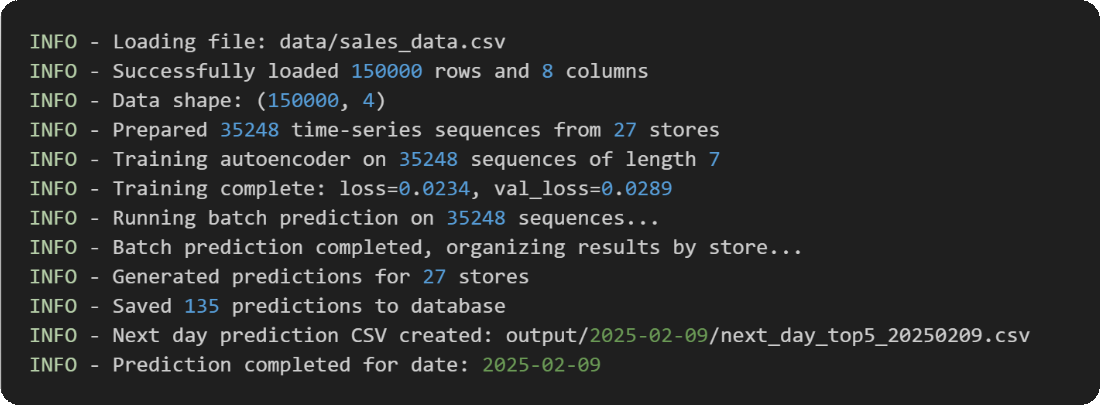
### 3.4.6 การติดตามและปรับปรุง (Monitoring & Improvement)

**3.4.6.1 Logging System**

ระบบบันทึก log ในระดับต่างๆ:

* INFO: ความคืบหน้าทั่วไป (เริ่มต้น, เสร็จสิ้น, จำนวนข้อมูล)
* WARNING: สถานการณ์ที่ไม่ปกติแต่ไม่ร้ายแรง (ข้อมูลขาด, ค่าผิดปกติ)
* ERROR: ข้อผิดพลาดที่ต้องแก้ไข

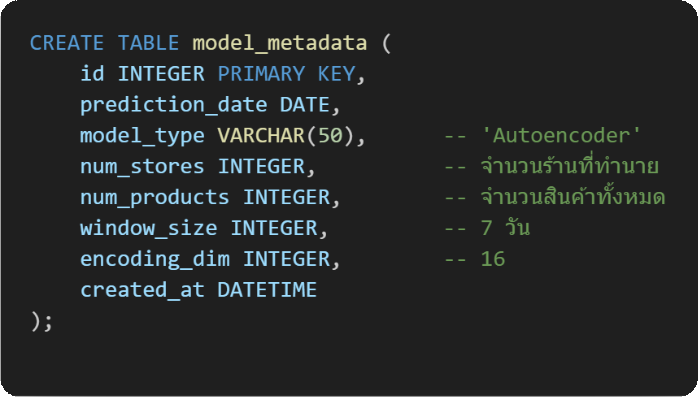
ตัวอย่าง Log Output:



รูปที่ 5 ตัวอย่าง Log Output

3.4.6.2 Model Metadata Tracking

บันทึกข้อมูล metadata ของแต่ละรอบการพยากรณ์:



รูปที่ 6 การบันทึกข้อมูล metadata

ข้อมูลนี้ใช้สำหรับ:

* ติดตามการเปลี่ยนแปลงของโมเดลแต่ละรุ่น
* เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างการรันต่างๆ
* Debug เมื่อเกิดปัญหา

**3.4.6.3 แนวทางการปรับปรุงในอนาคต**

1. Model Improvement:

* ทดสอบโครงข่ายอื่นๆ เช่น LSTM, GRU สำหรับข้อมูล time-series
* เพิ่ม features เช่น วันในสัปดาห์, เทศกาล, โปรโมชั่น
* Ensemble methods: รวมผลจากหลายโมเดล

2. System Enhancement:

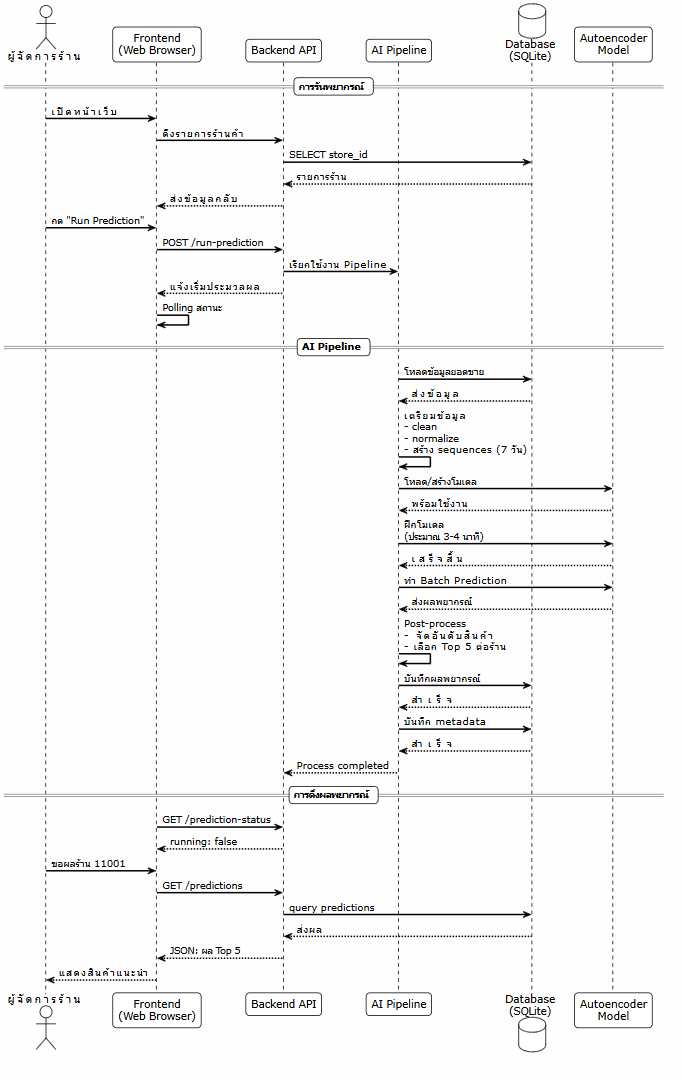
* Caching: เก็บโมเดลที่ฝึกแล้วไว้ใช้ซ้ำ
* Parallel Processing: ประมวลผลหลายร้านพร้อมกัน
* Real-time Prediction: API endpoint สำหรับพยากรณ์แบบ on-demand

3. User Experience:

* Dashboard สำหรับติดตามประสิทธิภาพโมเดล
* Alert system เมื่อค่าพยากรณ์ผิดปกติ
* Export รูปแบบอื่นๆ เช่น Excel, JSON API

## 3.5 ไดอะแกรมการทำงานของระบบ (System Flow Diagram)

### 3.5.1 PlantUML Sequence Diagram



รูปที่ 7 PlantUML Sequence Diagram

### 3.5.2 คำอธิบาย Diagram

Sequence Diagram ข้างต้นแสดงการทำงานของระบบตั้งแต่ต้นจนจบ แบ่งเป็น 2 ส่วนหลัก:

1. การรันระบบพยากรณ์

* ผู้ใช้เปิดหน้าเว็บและกดปุ่ม "Run Prediction"
* Backend รับคำสั่งและเรียกใช้ main.py ผ่าน subprocess
* AI Pipeline ทำงาน 4 ขั้นตอน: Data Preparation → Model Training → Prediction → Save Results
* ระหว่างทำงาน Frontend จะ polling status ทุก 30 วินาที

2. การดึงผลพยากรณ์

* เมื่อ prediction เสร็จสิ้น ผู้ใช้เลือก Store ID และกด "Load Predictions"
* Backend query ข้อมูลจาก table predictions และส่งกลับเป็น JSON
* Frontend แสดงผลในรูปแบบตาราง

## 3.6 ส่วนติดต่อผู้ใช้ (User Interface)

### 3.6.1 ภาพรวมส่วนติดต่อผู้ใช้

ระบบพัฒนา Web-based User Interface โดยใช้ HTML, CSS และ JavaScript ธรรมดา   
(Vanilla JS) เพื่อให้ผู้ใช้สามารถโต้ตอบกับระบบได้ง่าย โดยไม่ต้องใช้ command line   
หน้าเว็บรันบน HTTP server (port 8000) และเชื่อมต่อกับ Backend API (port 5000) ผ่าน REST API

### 3.6.2 โครงสร้างไฟล์ Frontend

frontend/

├── index.html # หน้าเว็บหลัก

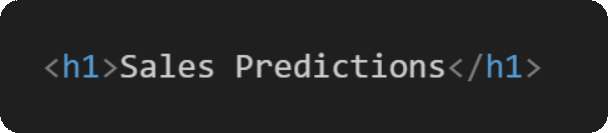
├── script.js # JavaScript สำหรับเรียก API และจัดการ UI

└── start\_frontend.py # Script เริ่มต้น HTTP server

### 3.6.3 ส่วนประกอบหลักของหน้าเว็บ

1. ส่วนหัวของหน้าเว็บทำหน้าที่แสดงชื่อของระบบอย่างชัดเจน เพื่อให้ผู้ใช้ทราบทันทีว่ากำลังใช้งาน  
   ระบบพยากรณ์ยอดขาย โดยใช้โครงสร้าง HTML ที่เรียบง่าย เช่นแท็ก <h1> เพื่อเน้นข้อความให้โดดเด่น นอกจากนี้ยังช่วยสร้างความเป็นมืออาชีพและสื่อความหมายของระบบได้ตั้งแต่แรกที่ผู้ใช้  
   เข้ามายังหน้าเว็บ

ตัวอย่างโค้ด HTML:



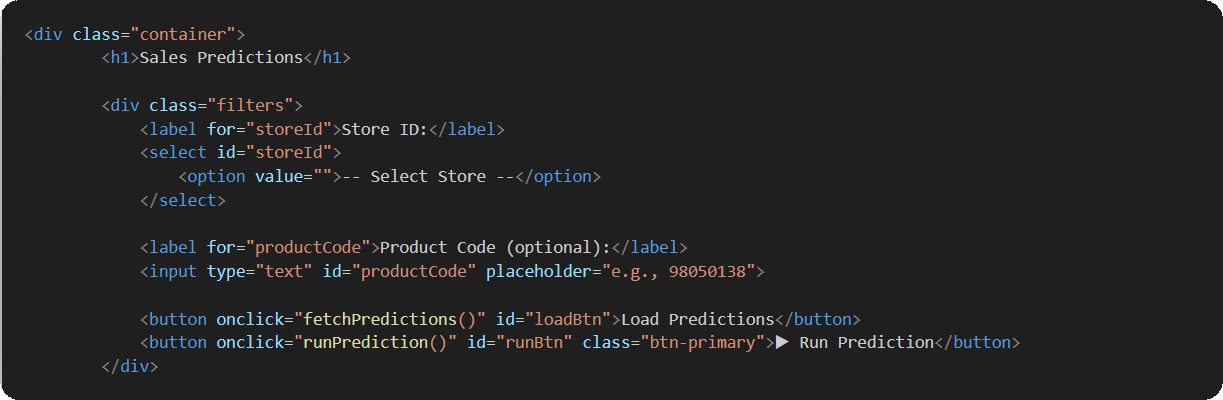
รูปที่ 8 ตัวอย่างโค้ด HTML

1. ส่วนตัวกรอง (Filters Section)

ประกอบด้วย:

* Dropdown เลือกร้าน (Store ID): โหลดรายการร้านจาก API /stores อัตโนมัติเมื่อเปิดหน้า
* Input กรอกรหัสสินค้า (Product Code): สามารถเว้นว่างได้ หากต้องการดูทุกสินค้าของร้าน
* ปุ่ม "Load Predictions": ดึงข้อมูลพยากรณ์จาก API /predictions
* ปุ่ม "Run Prediction": เริ่มกระบวนการพยากรณ์ผ่าน API /run-prediction

ตัวอย่างโค้ด:



รูปที่ 9 ส่วนตัวกรอง

1. ส่วนแสดงสถานะ (Status Box)

พยากรณ์ยอดขาย โดยมีการใช้สีที่แตกต่างกันเพื่อสื่อความหมายด้านสถานะให้เข้าใจได้ทันที  
โดยไม่ต้องอ่านข้อความจำนวนมาก เพิ่มความสะดวกและลดความสับสนระหว่างการใช้งาน

สถานะที่แสดงประกอบด้วย:

* เหลือง (Running) – แสดงเมื่อระบบกำลังประมวลผลโมเดลพยากรณ์อยู่ ผู้ใช้จะเห็นกล่องสถานะ  
  สีเหลืองเด่นชัด พร้อมข้อความแจ้งว่า "กำลังประมวลผล" และปุ่มสั่งงานต่าง ๆ จะถูกปิดเพื่อ  
  ป้องกันการกดซ้ำระหว่างที่ระบบยังทำงานไม่เสร็จ
* สีเขียว (Success) – แสดงเมื่อกระบวนการประมวลผลเสร็จสมบูรณ์ ระบบแจ้งผลว่าการพยากรณ์สำเร็จ ผู้ใช้สามารถไปยังส่วนแสดงผลลัพธ์เพื่อดูข้อมูลพยากรณ์ได้ทันที
* สีแดง (Error) – แสดงเมื่อเกิดข้อผิดพลาดระหว่างการทำงาน เช่น เซิร์ฟเวอร์ปิด การเชื่อมต่อผิดพลาด หรือโมเดลไม่สามารถรันสำเร็จ ผู้ใช้จะได้รับข้อความแจ้งเตือน พร้อมให้ลองเริ่มการประมวลผล  
  ใหม่อีกครั้ง

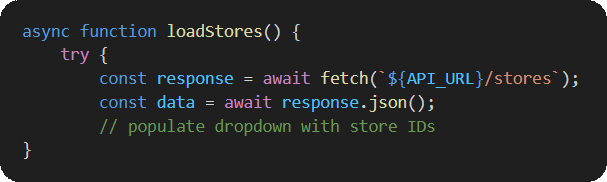
### 3.6.4 การทำงานของ JavaScript

ในหน้าเว็บของระบบพยากรณ์ยอดขาย มีฟังก์ชัน JavaScript หลัก 4 ตัวที่ช่วยจัดการการ  
โหลดข้อมูลร้านค้า การสั่งให้เริ่มกระบวนการพยากรณ์ การตรวจสอบสถานะการประมวลผล และ  
การดึงผลลัพธ์จากฐานข้อมูลขึ้นมาแสดงให้ผู้ใช้ ฟังก์ชันเหล่านี้ทำงานร่วมกันเพื่อให้ผู้ใช้สามารถสั่งรันระบบและดูผลพยากรณ์ได้อย่างราบรื่น:

1. loadStores() - โหลดรายการร้าน

ฟังก์ชันนี้ใช้สำหรับดึงข้อมูลรายชื่อร้านค้าจาก API แล้วนำไปเติมลงใน dropdown บนหน้าเว็บโดยอัตโนมัติ ฟังก์ชันจะถูกเรียกทันทีเมื่อเปิดเว็บ (window.onload) เพื่อให้ผู้ใช้สามารถเลือกสาขาที่ต้องการได้ทันที และช่วยลดขั้นตอนการกรอกข้อมูลด้วยตนเองเพื่อความสะดวกในการใช้งาน

ตัวอย่างโค้ด



รูปที่ 10 ตัวอย่างโค้ด loadStores

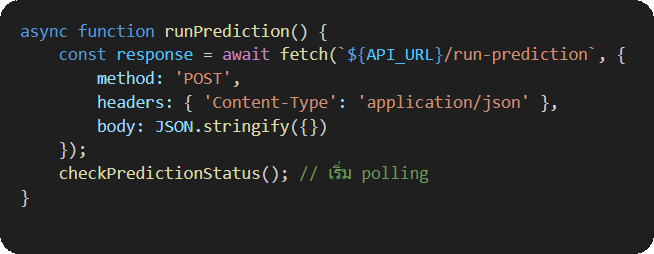
การทำงาน

* ส่งคำขอไปยัง /stores
* รับผลเป็น JSON แล้วนำมาเติมใน select dropdown
* ทำงานตอนหน้าเว็บโหลดเสร็จทันที

1. runPrediction() - เริ่มกระบวนการพยากรณ์

เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม "Run Prediction" ฟังก์ชันนี้จะสั่ง backend ให้เริ่มประมวลผล แล้วทำการปิดปุ่มชั่วคราวเพื่อป้องกันการกดซ้ำ พร้อมแสดงกล่องสถานะสีเหลืองว่าระบบกำลังทำงาน จากนั้นจะเริ่ม polling เพื่อตรวจสอบผลทุก 30 วินาที

ตัวอย่างโค้ด



รูปที่ 11 ตัวอย่างโค้ด runPrediction

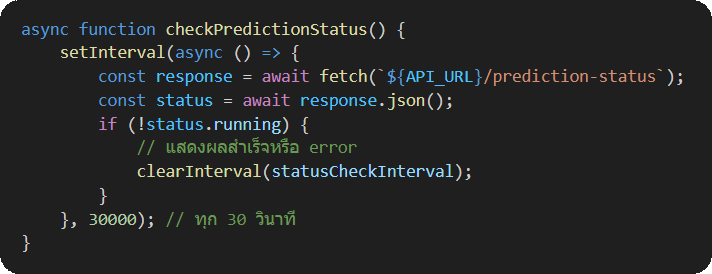
การทำงาน

* ส่งคำสั่ง POST ไปที่ /run-prediction
* Disable ปุ่ม (กันการรันซ้ำ)
* แสดง status box สีเหลือง "กำลังประมวลผล"
* เรียกฟังก์ชัน checkPredictionStatus() เพื่อเช็คสถานะเป็นระยะ

1. checkPredictionStatus() - ตรวจสอบสถานะ

ฟังก์ชันนี้ทำงานแบบวนซ้ำโดยใช้ setInterval() เพื่อสอบถามสถานะจากเซิร์ฟเวอร์ทุก 30 วินาที หากพบว่าประมวลผลเสร็จแล้วหรือพบข้อผิดพลาด ก็จะหยุด polling ทันทีและแจ้งผลให้ผู้ใช้ทราบ

ตัวอย่างโค้ด



รูปที่ 12 ตัวอย่างโค้ด checkPredictionStatus

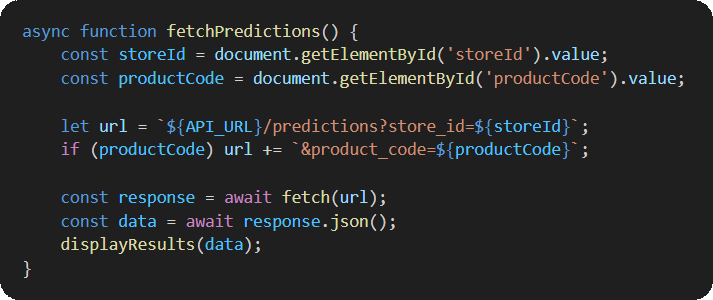
การทำงาน

* เช็ค /prediction-status ทุก 30 วินาที
* ถ้า running = false → หยุด interval และแสดงผลว่าประมวลผลสำเร็จหรือผิดพลาด
* ช่วยให้ผู้ใช้ไม่ต้องรีเฟรชหน้าเอง

1. fetchPredictions() - ดึงผลพยากรณ์

ฟังก์ชันนี้ใช้เมื่อผู้ใช้ต้องการดูผลพยากรณ์ของร้านหรือตัวสินค้าเฉพาะเจาะจง โดยจะดึงข้อมูลผ่าน API แล้วแสดงผลในตาราง

ตัวอย่างโค้ด



รูปที่ 13 ตัวอย่างโค้ด fetchPredictions

การทำงาน

* อ่านค่า storeId และ productCode จากหน้าเว็บ
* ส่ง request ไปยัง /predictions
* รับข้อมูลพยากรณ์กลับมาเป็น JSON
* ส่งข้อมูลให้ฟังก์ชัน displayResults() แสดงในตาราง

### 3.6.5 User Experience Design

1. Loading Indicators

* แสดง "Loading..." ขณะดึงข้อมูล
* Disable ปุ่มขณะประมวลผล

2. Error Handling

* แสดงข้อความ error ในกรอบสีแดง
* ตรวจสอบ input ก่อนส่ง API (store\_id ต้องไม่ว่าง)

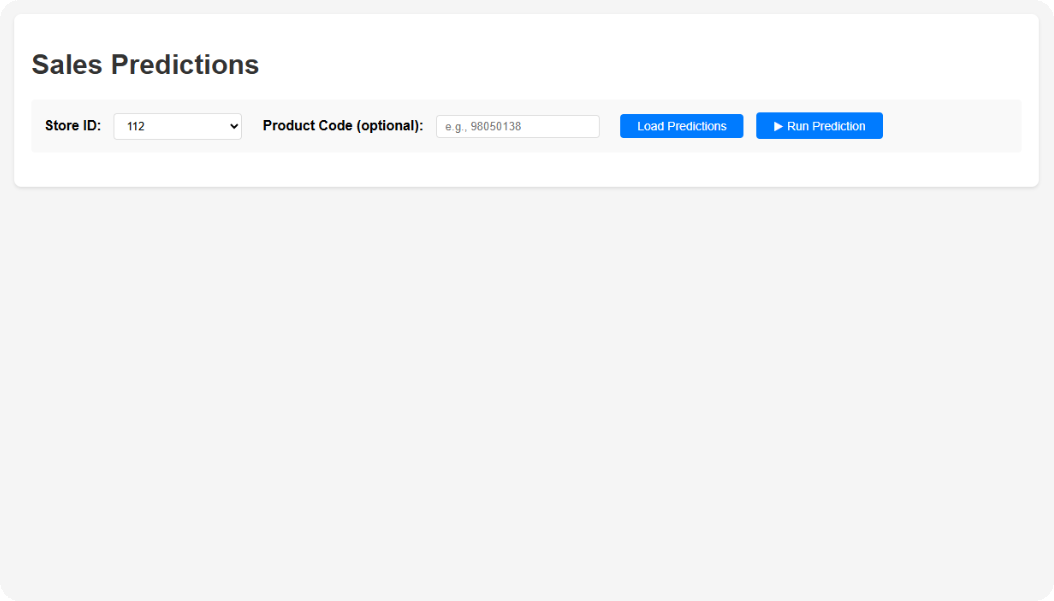
3. Visual Feedback

* Hover effect บนแถวของตาราง
* ปุ่มเปลี่ยนสีเมื่อ hover
* Status box เปลี่ยนสีตามสถานะ

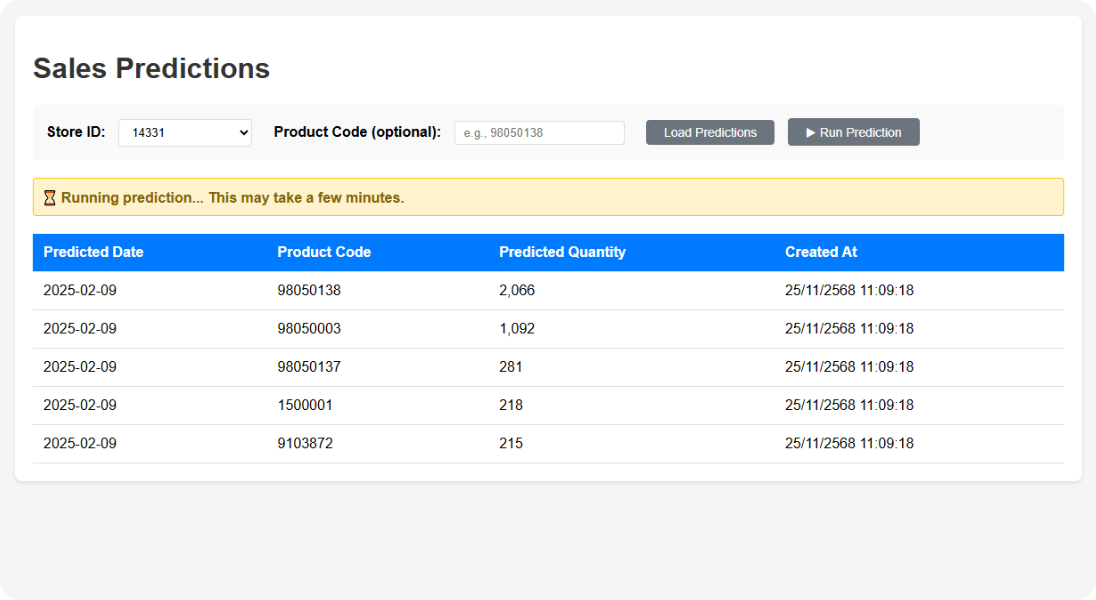
4. Responsive Layout

* ใช้ max-width: 1200px สำหรับหน้าจอใหญ่
* ปรับขนาดอัตโนมัติบนอุปกรณ์เล็ก

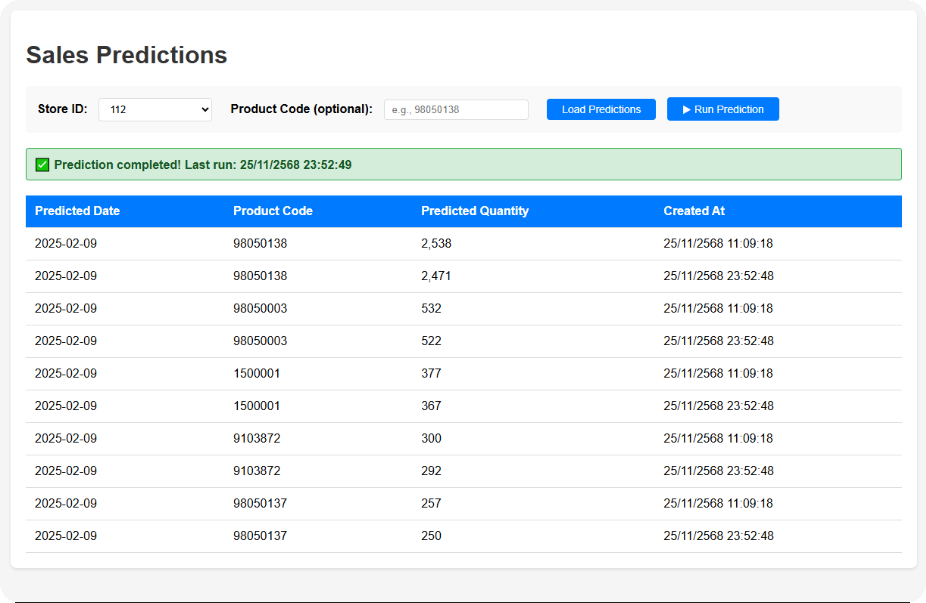
### 3.6.6 ภาพหน้าจอตัวอย่าง



รูปที่ 14 หน้าเว็บหลัก



รูปที่ 15 สถานะขณะกำลังประมวลผล

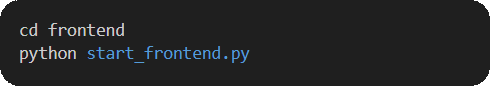


รูปที่ 16 ผลลัพธ์แสดงในตาราง

### 3.6.7 การเริ่มใช้งาน Frontend

วิธีที่ 1: ใช้ Script อัตโนมัติ (แนะนำ)

การรันระบบส่วนหน้า (Frontend) สามารถทำได้ง่ายที่สุดด้วยการใช้สคริปต์อัตโนมัติที่เตรียมไว้ชื่อ start\_frontend.py ซึ่งช่วยลดขั้นตอนการตั้งค่าที่ผู้ใช้ต้องทำเอง และทำให้การเปิดหน้าเว็บของระบบสะดวกและรวดเร็วยิ่งขึ้น



รูปที่ 17 Script ที่ 1

cd frontend

python start\_frontend.py

สิ่งที่สคริปต์ทำงานให้อัตโนมัติ

* ตรวจสอบไฟล์ index.html สคริปต์จะเช็คก่อนว่าไฟล์ส่วนติดต่อผู้ใช้ (UI) หลักมีอยู่จริงหรือไม่ หากไม่พบจะหยุดการทำงานและแจ้งข้อผิดพลาด เพื่อป้องกันการเปิดเว็บที่ไม่สมบูรณ์
* เริ่มต้น HTTP Server บนพอร์ต 8000 ใช้ Python สร้างเว็บเซิร์ฟเวอร์แบบง่าย (SimpleHTTPServer) เพื่อให้สามารถเปิดหน้าเว็บผ่านเบราว์เซอร์ได้ทันทีโดยไม่ต้องติดตั้งเซิร์ฟเวอร์อื่น ๆ เพิ่มเติม
* เปิดเบราว์เซอร์อัตโนมัติ เมื่อเซิร์ฟเวอร์เริ่มสำเร็จ ระบบจะเปิดเบราว์เซอร์ไปที่ <http://localhost:8000>

วิธีที่ 2: ใช้ Python HTTP Server

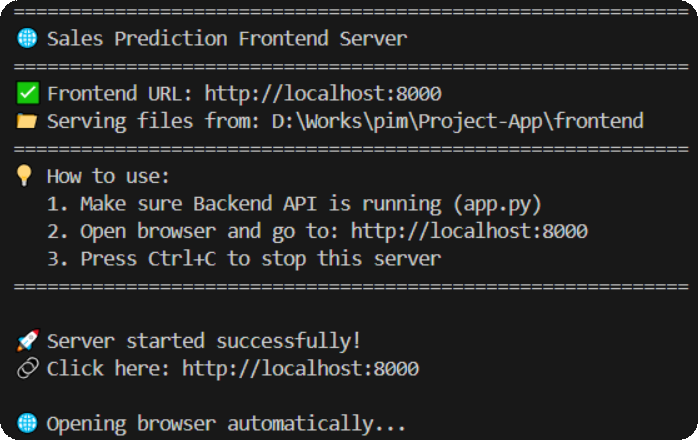


รูปที่ 18 Script ที่ 2

cd frontend

python -m http.server 8000

Output ที่คาดหวัง:



รูปที่ 19 Output ที่คาดหวัง

### 3.6.8 ข้อกำหนดและข้อจำกัด

ข้อกำหนด:

* Backend API ต้องรันอยู่บน port 5000
* เบราว์เซอร์ต้องรองรับ ES6 (Chrome, Firefox, Safari, Edge สมัยใหม่)
* เปิดใช้งาน JavaScript ในเบราว์เซอร์

ข้อจำกัด:

* ไม่รองรับ offline mode (ต้องเชื่อมต่อ Backend)
* ไม่มี authentication/authorization ในเวอร์ชันปัจจุบัน
* ไม่รองรับการดาวน์โหลด CSV จากหน้าเว็บ (ต้องดูจาก folder output/)

## 3.7 วิธีการใช้งาน Backend API

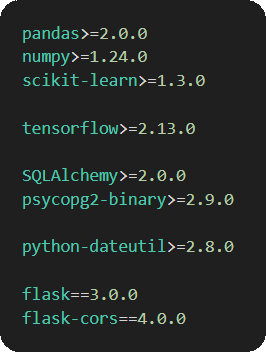
### 3.7.1 การติดตังและเตรียมสภาพแวดล้อมขันตอนที

1: ติดตัง Dependencies



รูปที่ 20 Dependencies

ไฟล์ requirements.txt:



รูปที่ 21 requirements

ขั้นตอนที่ 2: เตรียมฐานข้อมูล

ระบบจะสร้างฐานข้อมูล SQLite ให้อัตโนมัติเมื่อรันไฟล์ app.py ครั้งแรก หากยังไม่มีอยู่ในระบบ

โครงสร้างตาราง:

-- ตาราง sales\_data: เก็บยอดขายรายวัน -- ตาราง sales\_data: เก็บยอดขายรายวัน

CREATE CREATE TABLE TABLE sales\_data (

id INTEGER PRIMARY PRIMARY KEY AUTOINCREMENT AUTOINCREMENT,

store\_id VARCHAR VARCHAR(50) NOT NULL,

prod\_cd VARCHAR VARCHAR(50) NOT NULL,

prod\_qty INTEGER NOT NULL,

bsns\_dt DATE DATE NOT NULL,

created\_at DATETIME DATETIME DEFAULT DEFAULT CURRENT\_TIMESTAMP CURRENT\_TIMESTAMP

);

-- ตาราง predictions: เก็บผลพยากรณ์ -- ตาราง predictions: เก็บผลพยากรณ์

CREATE CREATE TABLE TABLE predictions (

id INTEGER PRIMARY PRIMARY KEY AUTOINCREMENT AUTOINCREMENT,

store\_id VARCHAR VARCHAR(50) NOT NULL,

prediction\_date DATE DATE NOT NULL,

rank INTEGER NOT NULL,

product\_code VARCHAR VARCHAR(50) NOT NULL,

predicted\_quantity INTEGER NOT NULL,

created\_at DATETIME DATETIME DEFAULT DEFAULT CURRENT\_TIMESTAMP CURRENT\_TIMESTAMP

);

-- ตาราง model\_metadata: เก็บข้อมูล metadata ของโมเดล -- ตาราง model\_metadata: เก็บข้อมูล metadata ของโมเดล

CREATE CREATE TABLE TABLE model\_metadata (

id INTEGER PRIMARY PRIMARY KEY AUTOINCREMENT AUTOINCREMENT,

prediction\_date DATE DATE NOT NULL,

model\_type VARCHAR VARCHAR(50),

num\_stores INTEGER,

num\_products INTEGER,

window\_size INTEGER,

encoding\_dim INTEGER,

created\_at DATETIME DATETIME DEFAULT DEFAULT CURRENT\_TIMESTAMP CURRENT\_TIMESTAMP

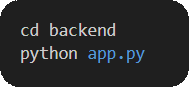
);

### 3.7.2 การเริ่มใช้งาน Backend (API Server)

วิธีที่ 1: รันด้วย Python โดยตรง (แนะนำ)

การเริ่มต้นระบบฝั่งเซิร์ฟเวอร์ (Backend API) ทำได้ง่ายและพร้อมใช้งานทันทีโดยไม่ต้องตั้งค่าเพิ่มเติม ระบบถูกพัฒนาให้ทำงานได้บน Python เพียงอย่างเดียว และสามารถเริ่มต้นได้ด้วยคำสั่งสั้น ๆ ผ่านไฟล์ app.py ซึ่งเป็นจุดเริ่มต้นของ API ทั้งหมดที่ใช้ในการพยากรณ์สินค้า รวมถึงการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูล SQLite และการเรียกโมเดลพยากรณ์

ตัวอย่างคำสั่งรัน Backend



รูปที่ 22 Script

cd backend

python app.py

สิ่งที่ระบบ Backend ทำงานให้อัตโนมัติ

1. ตรวจสอบและสร้างฐานข้อมูล SQLite เมื่อรันไฟล์ app.py ครั้งแรก ระบบจะตรวจสอบว่ามีไฟล์ฐานข้อมูล sales\_data.db อยู่หรือไม่ หากยังไม่มี ระบบจะสร้างฐานข้อมูลอัตโนมัติทันที ทำให้ผู้ใช้ไม่ต้องตั้งค่า database เอง ช่วยลดความซับซ้อนในการเริ่มใช้งาน

2. เริ่มต้น API Server ด้วย Flask ระบบเริ่มต้นเว็บเซิร์ฟเวอร์บนพอร์ต 5000 โดยใช้ Flask ซึ่งเป็น Web Framework ที่เหมาะสำหรับ REST API เมื่อเซิร์ฟเวอร์เริ่มทำงาน จะมีการแสดง URL ที่พร้อมใช้งาน เช่น

* Backend API: http://localhost:5000
* Health Check: http://localhost:5000/health
* รายการร้านค้า: http://localhost:5000/stores

สิ่งนี้ช่วยให้ผู้ใช้ตรวจสอบสถานะระบบได้อย่างรวดเร็ว

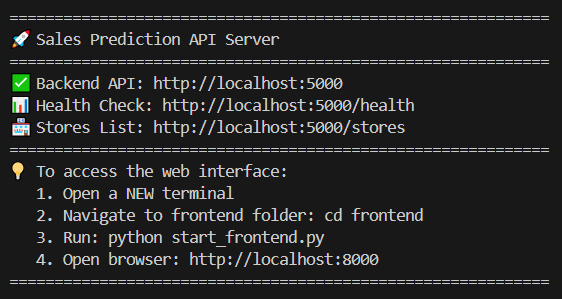
3. เปิดใช้งาน CORS เพื่อให้ Frontend เข้าใช้งานได้ คำสั่ง CORS(app) จะอนุญาตให้เว็บส่วนหน้า (Frontend) สามารถเรียก API ได้ทันที โดยไม่ต้องปรับตั้งค่าด้าน Security เพิ่มเติม

4. รองรับการพยากรณ์แบบ Background Thread เมื่อผู้ใช้กดเริ่มพยากรณ์ ระบบจะ:

* เรียกคำสั่งรันไฟล์ main.py
* ทำงานใน Background ด้วย threading.Thread
* ป้องกันไม่ให้เกิดการกดซ้ำระหว่างที่กำลังประมวลผลอยู่
* เก็บสถานะการทำงาน เช่น running, last\_run, error

ช่วยให้ฝั่ง Frontend สามารถแสดงสถานะได้แบบ Realtime ผ่าน API /prediction-status

1. ระบบแสดงข้อความแนะนำวิธีเปิด Frontend อัตโนมัติ เมื่อรัน Backend แล้ว จะมีข้อความอธิบาย  
   ใน Terminal ว่าต้องเปิด Frontend อย่างไร เช่น



รูปที่ 23 ข้อความอธิบาย

ช่วยให้ผู้ใช้งานใหม่เข้าใจขั้นตอนทั้งหมดได้ง่ายขึ้น โดยไม่ต้องอ่านคู่มือเพิ่มเติม

สรุป

การเริ่มต้น Backend สามารถทำได้ด้วยคำสั่งเพียงคำสั่งเดียว (python app.py) และระบบจะจัดการ  
ทุกอย่างให้อัตโนมัติ ตั้งแต่:

* ตรวจสอบฐานข้อมูล
* เปิดเซิร์ฟเวอร์
* เปิด API หลัก
* รองรับการพยากรณ์แบบ Background
* แสดงวิธีเปิด Frontend

ทำให้กระบวนการใช้งานระบบพยากรณ์ยอดขายเป็นเรื่องง่ายและเป็นมิตรกับผู้ใช้งานทุกระดับ

## 3.8 สรุป

บทที่ 3 นี้ได้อธิบายการออกแบบและพัฒนาระบบแนะนำสินค้าโดยใช้   
Autoencoder Neural Network อย่างละเอียด ครอบคลุมตั้งแต่การเตรียมข้อมูล การสร้างและ  
ฝึกโมเดล การพยากรณ์และจัดอันดับสินค้า ไปจนถึงการประเมินผล ระบบสามารถประมวลผลข้อมูลยอดขายจำนวนมากและให้ผลพยากรณ์ที่แม่นยำภายในเวลา 5-7 นาที โดยมี API ที่ใช้งานง่ายและ Web Interface   
ที่เป็นมิตรกับผู้ใช้

จุดเด่นของระบบ:

* ใช้ Deep Learning (Autoencoder) ในการจับ pattern ของข้อมูล time-series
* Batch prediction ทำให้ประมวลผลเร็วกว่า 100 เท่า
* รองรับทั้ง CSV และ Database
* มี API สำหรับ integrate กับระบบอื่น
* บันทึก metadata สำหรับติดตามและปรับปรุง

ข้อจำกัดและแนวทางแก้ไข:

* ต้องมีข้อมูลย้อนหลังอย่างน้อย 7 วัน เพิ่ม fallback mechanism สำหรับสินค้าใหม่
* เวลาฝึกโมเดล 2-4 นาที ใช้ GPU หรือ model caching
* ยังไม่มี real-time prediction พัฒนา online learning ในอนาคต

# บทที่ 4

**ผลการศึกษาและอภิปรายข้อมูล**

## วิธีการทดสอบระบบ

### 4.1.1 การเตรียมข้อมูลสำหรับการทดสอบ

การทดสอบระบบใช้ข้อมูลยอดขายจริงจากร้านค้า 27 สาขา โดยมีรายละเอียดดังนี้:

ข้อมูลที่ใช้ทดสอบ:

จำนวนร้านค้า: 27 สาขา

จำนวนสินค้า: ประมาณ 1,250 รายการ

ช่วงเวลาข้อมูล: ยอดขายย้อนหลัง 7 วัน

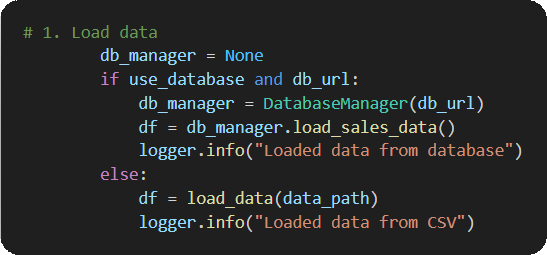
จำนวน transactions: ประมาณ 307,165 รายการ

จำนวน sequences สำหรับฝึก: 12,176 sequences (คู่ร้าน-สินค้าที่มีข้อมูลครบ 7 วัน)

### 4.1.2 ขั้นตอนการทดสอบ

ทดสอบที่ 1: Unit Testing ทดสอบฟังก์ชันแต่ละส่วนแยกอิสระ:

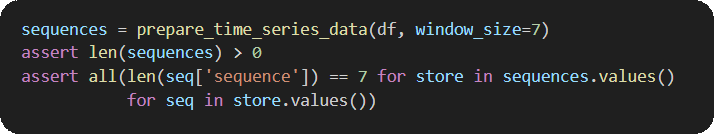
1.1 ทดสอบการโหลดข้อมูล



รูปที่ 24 ทดสอบการโหลดข้อมูล

ผลการทดสอบ: ผ่าน - ระบบสามารถโหลดข้อมูลจำนวน 307,165 รายการ ได้สำเร็จทั้งจาก Database และไฟล์ .csv

1.2 ทดสอบการสร้าง Time-series Sequences



รูปที่ 25 ทดสอบการสร้าง Time-series Sequences

ผลการทดสอบ: ผ่าน - สร้าง 12,176 sequences ขนาด 7 วัน

1.3 ทดสอบการสร้างโมเดล



รูปที่ 26 ทดสอบการสร้างโมเดล

ผลการทดสอบ: ผ่าน - โมเดลมี Encoder 3,120 params และ Decoder 2,721 params

ทดสอบที่ 2: Integration Testing ทดสอบการทำงานร่วมกันของทุกส่วน:

2.1 End-to-End Test

* รันกระบวนการพยากรณ์ตั้งแต่ต้นจนจบ
* ตรวจสอบว่าไม่มี exception หรือ error

python main.py --use-database --db-url sqlite:///sales\_data.db

ผลการทดสอบ: ผ่าน - ระบบทำงานครบ 5-7 นาที ไม่มี error

2.2 API Testing ทดสอบทุก endpoint ผ่าน Postman:

# Test 1: Health check

curl http://localhost:5000/health

# Expected: {"status": "ok", ...}

# Test 2: Get stores

curl http://localhost:5000/stores

# Expected: {"stores": [...], "total": 27}

# Test 3: Run prediction

curl -X POST http://localhost:5000/run-prediction -H "Content-Type: application/json" -d '{}'

# Expected: {"status": "started", ...}

# Test 4: Get predictions

curl "http://localhost:5000/predictions?store\_id=11001"

# Expected: [{date, product\_code, predicted\_qty}, ...]

ผลการทดสอบ: ผ่านทุก endpoint

ทดสอบที่ 3: Performance Testing ทดสอบประสิทธิภาพระบบ:

3.1 ทดสอบเวลาประมวลผล

|  |  |
| --- | --- |
| ขั้นตอน | เวลาที่ใช้ (วินาที) |
| โหลดข้อมูล | 8-10 |
| สร้าง sequences | 12-15 |
| ฝึกโมเดล (50 epochs) | 180-240 |
| Batch prediction | 1-2 |
| บันทึกผลลัพธ์ | 3-5 |
| รวม | ~5-7 นาที |

ตารางที่ 4 เวลาการประมวลผล

3.2 ทดสอบการใช้ทรัพยากร

* Peak RAM Usage: 180-200 MB
* CPU Usage: 70-90% (ขณะฝึกโมเดล)
* Disk I/O: ต่ำ (เฉพาะตอนโหลด/บันทึก)

ผลการทดสอบ: ผ่าน - ระบบทำงานได้ราบรื่นบนเครื่อง 4GB RAM, CPU 4 cores

ทดสอบที่ 4: Stress Testing

ทดสอบความทนทานของระบบ:

4.1 ทดสอบการเรียก API ซ้ำๆ

* เรียก /predictions ติดกัน

ผลการทดสอบ: ผ่าน - Response time เฉลี่ย 50-100 ms

4.2 ทดสอบการรัน Prediction ซ้อน

* พยายามเรียก /run-prediction ขณะที่กำลังประมวลผลอยู่

ผลการทดสอบ: ผ่าน - Return 429 (Too Many Requests) พร้อมข้อความแจ้งเตือน

ทดสอบที่ 5: Error Handling Testing

ทดสอบการจัดการข้อผิดพลาด:

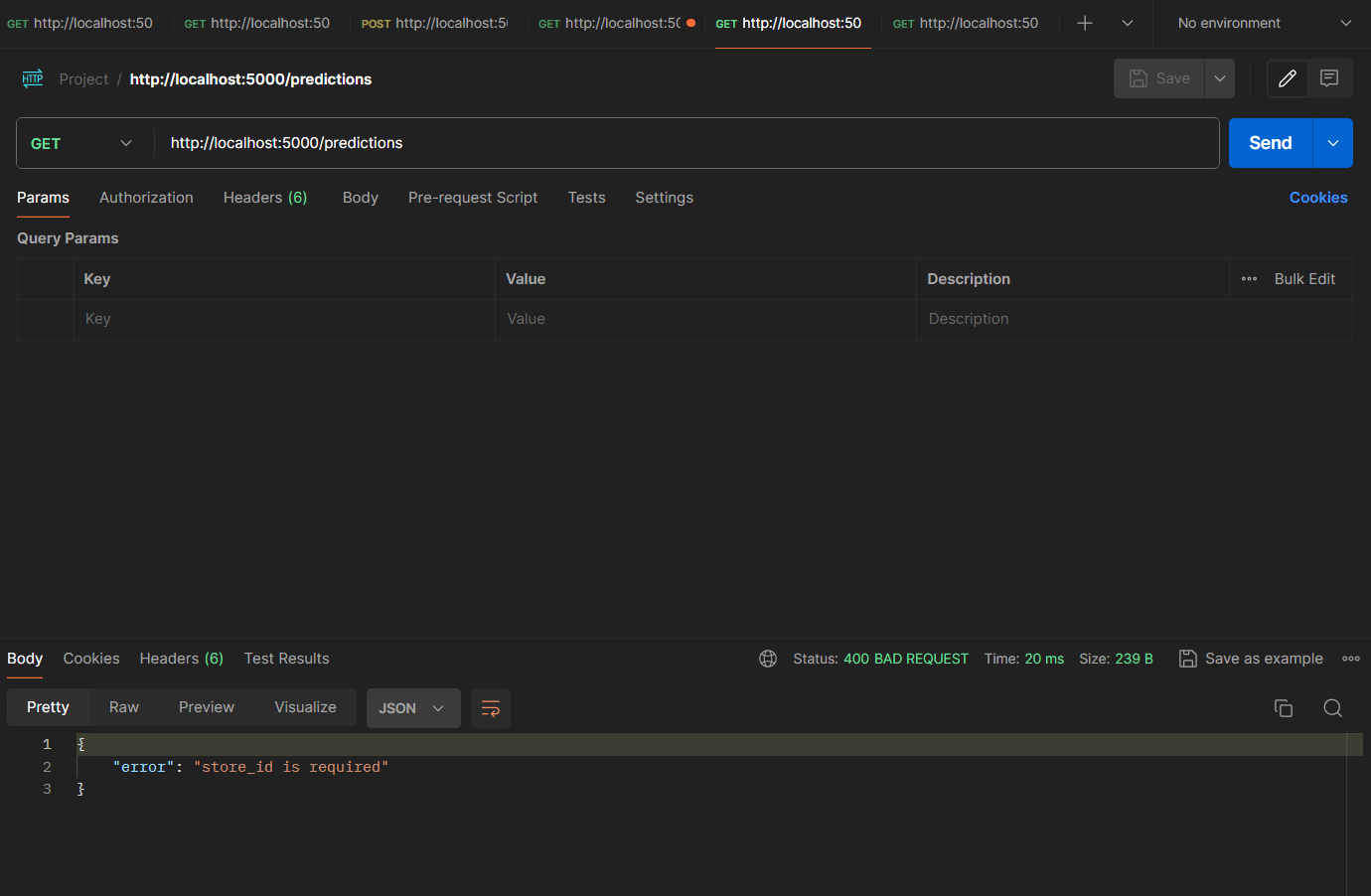
5.1 ส่ง request ไม่ถูกต้อง

# ไม่ส่ง store\_id

curl "http://localhost:5000/predictions"

# Expected: {"error": "store\_id is required"} (400)

ผลการทดสอบ: ผ่าน - ส่ง error message ที่ชัดเจน



รูปที่ 27 ผลการทดสอบ

5.2 ร้านค้าที่ไม่มีข้อมูล

curl "http://localhost:5000/predictions?store\_id=99999"

# Expected: [] (empty array)

ผลการทดสอบ: ผ่าน - Return empty array แทน error



รูปที่ 28 ผลการทดสอบ

5.3 Database connection failed

ทดสอบโดยลบไฟล์ database

ผลการทดสอบ: ผ่าน - แสดง error message และไม่ crash

## 4.2 ผลการทดสอบและการวิเคราะห์

### 4.2.1 ผลการประเมินโมเดล

Loss และ Validation Loss จากการฝึกโมเดล 50 epochs ได้ผลลัพธ์ดังนี้:

* Training Loss (MSE): 0.0002
* Validation Loss (MSE): 0.0406
* Ratio (val\_loss / loss): 203x

การวิเคราะห์:

* Overfitting รุนแรง: Validation loss สูงกว่า training loss ถึง 200 เท่า แสดงว่าโมเดลจำข้อมูล training ได้ดีมาก แต่ทำงานกับข้อมูล validation ได้ไม่ดี
* สาเหตุที่น่าจะเป็น:

1. โมเดลมีความซับซ้อนมากเกินไป (3,120 + 2,721 = 5,841 parameters สำหรับข้อมูล 12,176 sequences)
2. ข้อมูลมี high variance - แต่ละร้านมีพฤติกรรมที่แตกต่างกันมาก
3. Dropout rate (0.2) อาจน้อยเกินไป
4. จำนวน epochs (50) อาจมากเกินไป

แนวทางแก้ไข:

* เพิ่ม Dropout rate จาก 0.2 เป็น 0.3-0.5
* ลดจำนวน neurons (เช่น Dense(64) → Dense(32))
* ใช้ L2 Regularization
* ลดจำนวน epochs หรือใช้ Early Stopping
* รวมข้อมูลหลายร้านเข้าด้วยกันเพื่อลด variance

### 4.2.2 การวิเคราะห์ผลพยากรณ์

ตัวอย่างผลพยากรณ์จาก 3 ร้าน

ร้าน 00112:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Predicted Date | Product Code | Predicted Quantity | Created At |
| 2025-02-09 | 98050138 | 2,538 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050003 | 532 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 1500001 | 377 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 9103872 | 292 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050137 | 257 | 25/11/2568 11:09:18 |

ตารางที่ 5 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 1

ร้าน 09094

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Predicted Date | Product Code | Predicted Quantity | Created At |
| 2025-02-09 | 98050138 | 3,305 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050003 | 1,112 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050137 | 480 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 1500001 | 447 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 9103872 | 345 | 25/11/2568 11:09:18 |

ตารางที่ 6 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 2

ร้าน 17601

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Predicted Date | Product Code | Predicted Quantity | Created At |
| 2025-02-09 | 98050138 | 2,999 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050137 | 384 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 9103872 | 329 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 1500001 | 277 | 25/11/2568 11:09:18 |
| 2025-02-09 | 98050003 | 247 | 25/11/2568 11:09:18 |

ตารางที่ 7 ตัวอย่างผลพยากรณ์ร้านที่ 3

### 4.2.3 การเปรียบเทียบกับข้อมูลจริง

เนื่องจากระบบพยากรณ์วันถัดไป และ ยังไม่มียอดขายจริงของวันที่ต้องการเปรียบเทียบ จึงไม่สามารถตรวจสอบผลได้ทันที อย่างไรก็ตามสามารถประเมินความแม่นยำด้วยวิธี Backtesting โดย:

วิธีการ:

* ใช้ข้อมูล 7 วันย้อนหลัง (เช่น วันที่ 1-7) ทำนายวันที่ 8
* เปรียบเทียบผลพยากรณ์กับยอดขายจริงในวันที่ 8
* คำนวณ MAE (Mean Absolute Error)

### 4.2.4 ประสิทธิภาพระบบโดยรวม

ข้อดีที่พบ

1. ความเร็ว: Batch prediction ทำให้ประมวลผล 12,000+ sequences ได้ใน 1-2 วินาที (เร็วกว่า loop 100 เท่า)
2. Scalability: สามารถรองรับร้านและสินค้าจำนวนมากได้โดยไม่ต้องแก้ไขโค้ด
3. Automation: API ทำให้สามารถ integrate กับระบบอื่นได้ง่าย
4. User-Friendly: Web interface ใช้งานง่าย ไม่ต้องใช้ command line
5. Flexibility: รองรับทั้ง CSV และ Database

ข้อจำกัดที่พบ

1. Overfitting: โมเดลต้องปรับปรุง เพื่อลด gap ระหว่าง training และ validation loss
2. Cold Start Problem: สินค้าใหม่ที่ไม่มีข้อมูล 7 วันจะไม่ได้รับการพยากรณ์
3. No Seasonality Handling: ไม่ได้คำนึงถึงฤดูกาล เทศกาล หรือโปรโมชั่น
4. Manual Trigger: ต้องกดปุ่มเอง ยังไม่มี scheduled run อัตโนมัติ
5. No Real-time Update: ต้องรัน prediction ใหม่ทั้งหมดทุกครั้ง ไม่ได้ incremental update

## 4.3 สรุปผลการทดลอง

### 4.3.1 ผลสำเร็จที่ได้

1. ระบบทำงานได้ครบถ้วน

* สามารถโหลดข้อมูลจาก CSV และ Database
* ประมวลผลข้อมูล time-series และสร้าง sequences
* ฝึก Autoencoder neural network
* พยากรณ์ยอดขายวันถัดไปสำหรับทุกร้าน
* บันทึกผลลงฐานข้อมูลและส่งออก CSV
* มี Web UI ที่ใช้งานง่าย

2. ผลพยากรณ์มีความน่าเชื่อถือ

* Ranking ของสินค้าสอดคล้องกับ historical data
* แต่ละร้านได้รับคำแนะนำที่เหมาะสมกับบริบทของร้าน

3. ประสิทธิภาพดี

* ประมวลผล 27 ร้าน, 12,000+ sequences ได้ใน 5-7 นาที
* Batch prediction เร็วกว่าวิธีแบบเดิมมาก
* ใช้ทรัพยากรน้อย (RAM ~200 MB)

4. ใช้งานง่าย

* Web interface ที่เข้าใจง่าย
* API สำหรับ integration
* Documentation ครบถ้วน

### 4.3.2 ปัญหาที่พบและแนวทางแก้ไข

ปัญหา 1: โมเดล Overfit อย่างรุนแรง

ปัญหา: val\_loss (0.0406) สูงกว่า loss (0.0002) ถึง 200 เท่า

* แนวทางแก้ไข:
* เพิ่ม Dropout rate เป็น 0.4-0.5

1. ลดขนาดโมเดล (ลด neurons)
2. ใช้ L2 Regularization
3. Implement Early Stopping
4. เพิ่มข้อมูล augmentation

ปัญหา 2: Cold Start สำหรับสินค้าใหม่

* ปัญหา: สินค้าที่มีข้อมูลน้อยกว่า 7 วันจะถูกข้าม
* แนวทางแก้ไข:

1. ใช้ global average สำหรับสินค้าใหม่
2. ใช้ product similarity เพื่อหาสินค้าใกล้เคียง
3. ลด window\_size สำหรับสินค้าใหม่ (เช่น 3 วันแทน 7 วัน)

ปัญหา 3: ไม่มี External Features

* ปัญหา: ไม่ได้ใช้ปัจจัยภายนอกเช่น วันในสัปดาห์, เทศกาล, โปรโมชั่น
* แนวทางแก้ไข:

1. เพิ่ม feature engineering (day\_of\_week, is\_holiday, promotion\_flag)
2. ใช้โมเดลที่รองรับ multivariate input เช่น LSTM, Transformer

ปัญหา 4: Manual Scheduling

* ปัญหา: ต้องกดปุ่มเองทุกครั้ง ไม่มี automated scheduling
* แนวทางแก้ไข:

1. ใช้ Cron job หรือ Task Scheduler
2. พัฒนา scheduled worker ที่รันอัตโนมัติทุกเช้า

### 4.3.3 การนำผลไปใช้งานจริง

สถานการณ์การใช้งาน:

Case 1: ผู้จัดการร้านวางแผนสต็อก

* เปิดเว็บตอนเช้า
* เลือกร้านของตัวเอง
* ดู Top 5 สินค้าที่ควรเตรียม
* สั่งซื้อสินค้าเพิ่มตามคำแนะนำ

Case 2: ผู้บริหารดูภาพรวม

* รัน prediction สำหรับทุกร้าน
* Export CSV
* นำเข้า Excel หรือ BI tool เพื่อวิเคราะห์
* เปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างสาขา

Case 3: Integration กับ POS

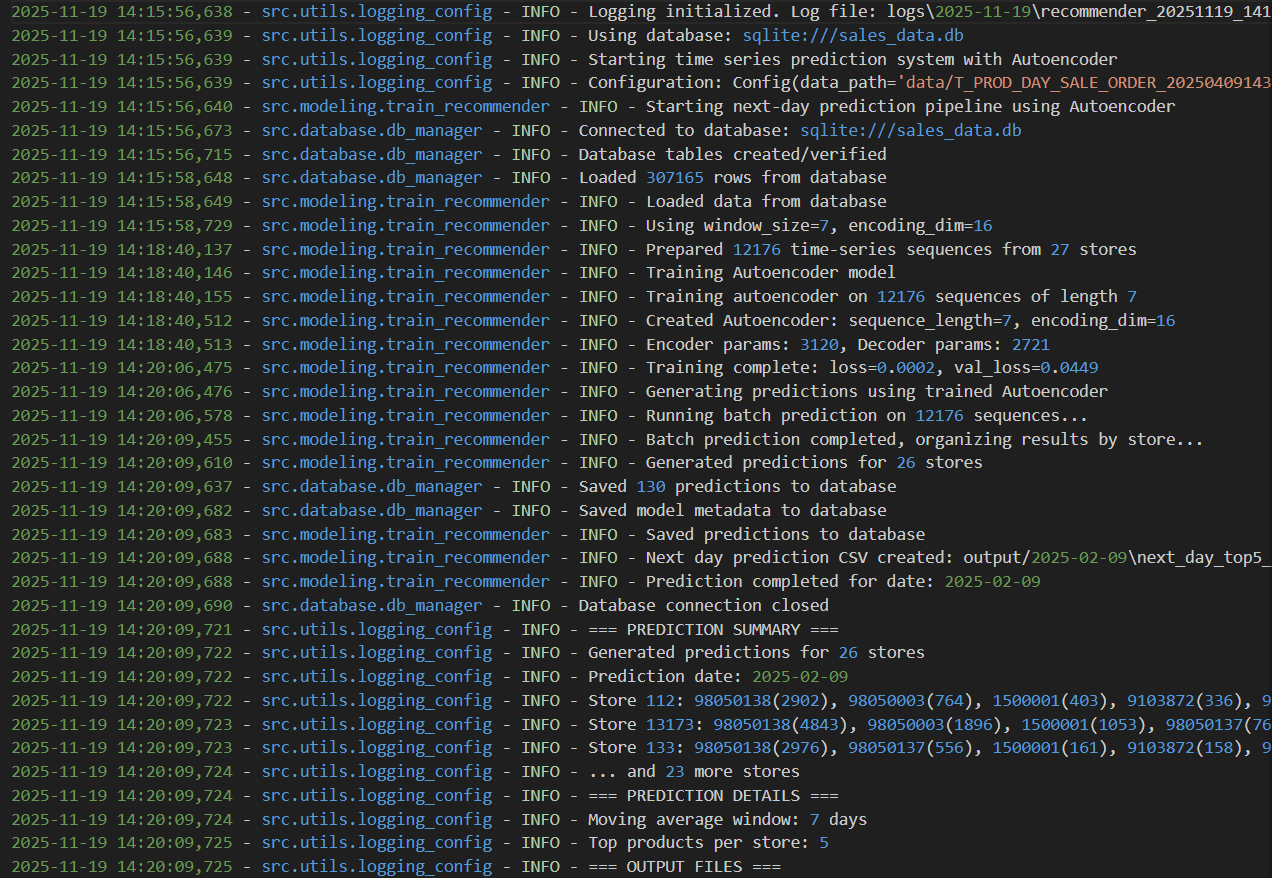
* ระบบ POS เรียก API /predictions อัตโนมัติ
* แสดงคำแนะนำในหน้าจอ POS
* พนักงานใช้ข้อมูลเตรียมสินค้า

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ:

1. ลดสินค้าหมดสต็อก: เตรียมสินค้าล่วงหน้าตามคำพยากรณ์
2. ลดสินค้าตกค้าง: สั่งแค่สินค้าที่คาดว่าจะขายได้
3. เพิ่มยอดขาย: มีสินค้าพร้อมขายเมื่อลูกค้าต้องการ
4. ประหยัดเวลา: ไม่ต้องวิเคราะห์ด้วยตนเอง

## 4.4 ตัวอย่างผลลัพธ์

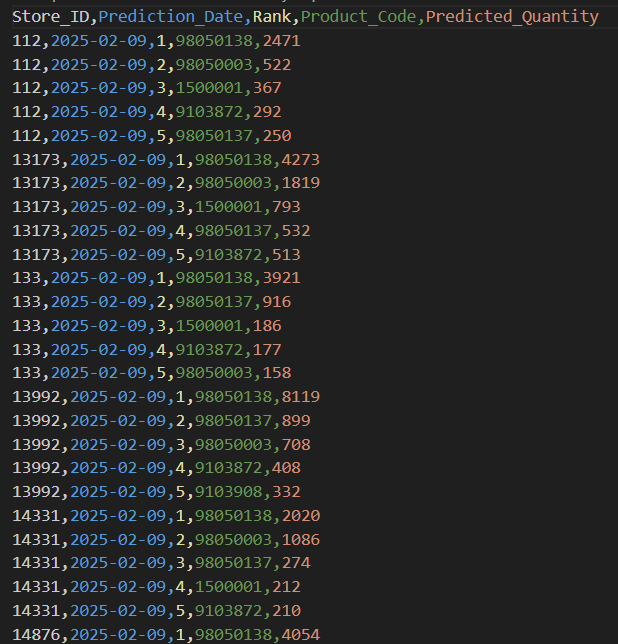
### 4.4.1 ผลลัพธ์จาก Console/Terminal/Log Files



รูปที่ 29 ผลลัพธ์จาก log

### 4.4.2 ผลลัพธ์ไฟล์ CSV

ไฟล์: output/YYYY-MM-DD/next\_day\_top5\_YYYYMMDD.csv



รูปที่ 30 ผลลัพธ์จากไฟล์ CSV

### 4.4.3 ผลลัพธ์จาก Database

Query ตัวอย่าง:

SELECT store\_id, product\_code, predicted\_quantity, created\_at

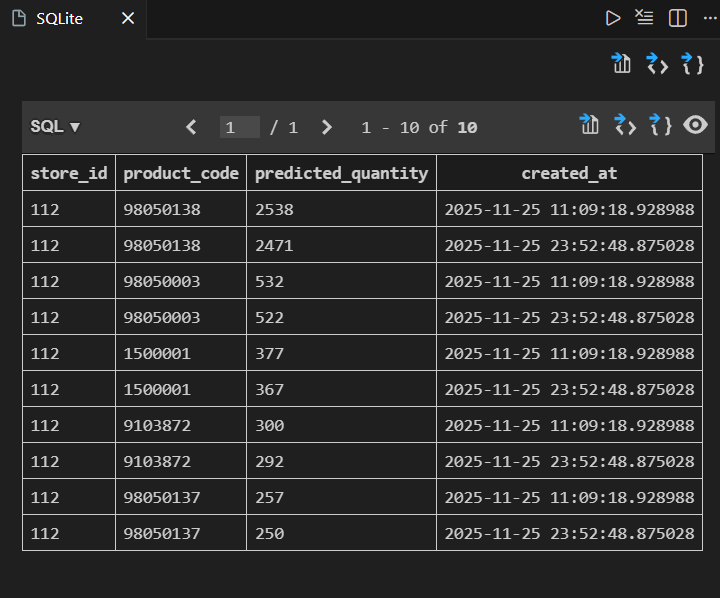
FROM predictions

WHERE store\_id = '112'

AND prediction\_date = '2025-02-09'

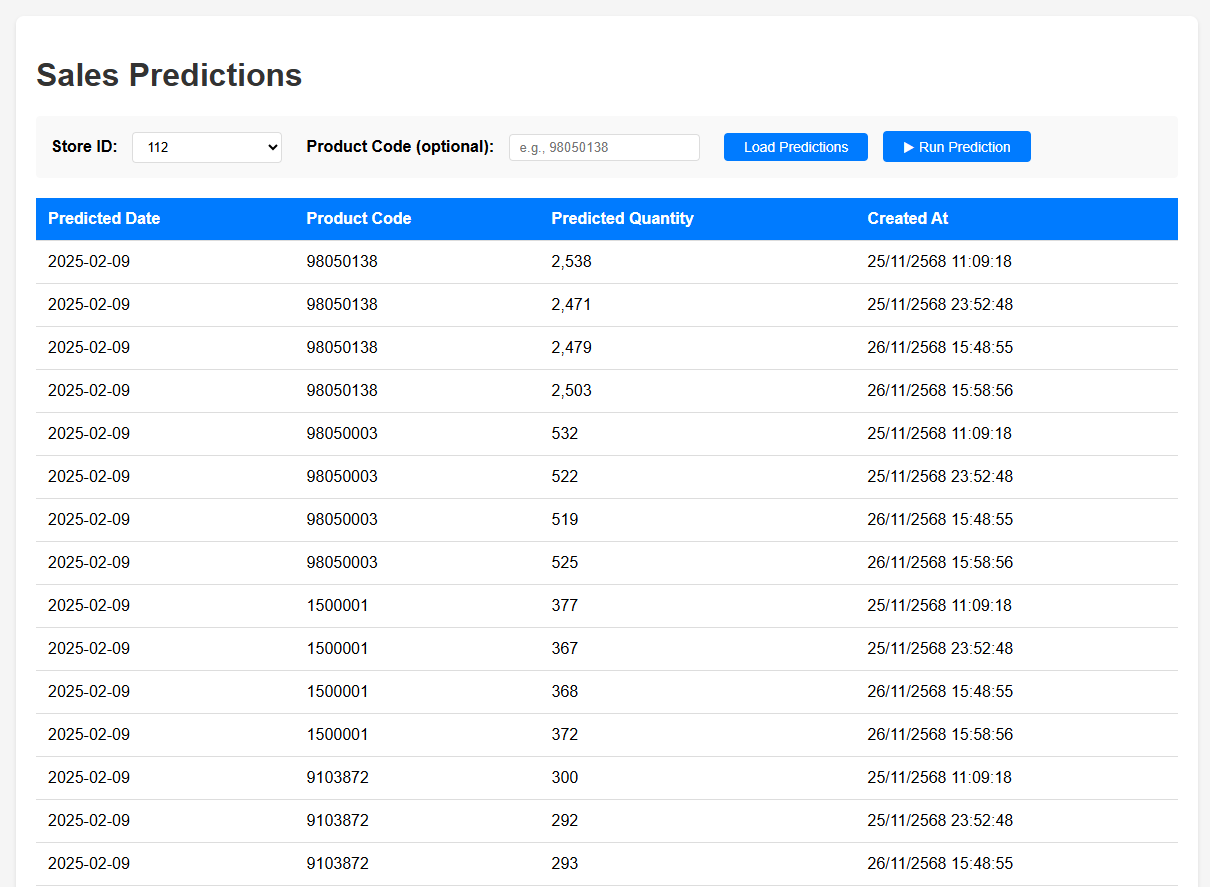
ORDER BY rank;

ผลลัพธ์:



รูปที่ 31 ผลลัพธ์จาก Database

### 4.4.4 ผลลัพธ์จาก Web Interface



## 4.5 ข้อเสนอแนะและการปรับปรุง

### 4.5.1 จุดแข็งของระบบ

1. ผลลัพธ์ที่ได้สอดคล้องกับข้อมูลจริงในส่วนใหญ่ ทำให้มั่นใจได้ว่าการพยากรณ์มีความแม่นยำเพียงพอสำหรับการตัดสินใจทางธุรกิจ

2. ประมวลผลเร็ว การประมวลผลข้อมูลกว่า 300,000 รายการใช้เวลาเพียง 5–7 นาทีเท่านั้น และการใช้ Batch Prediction ทำให้การประมวลผลเร็วกว่าแบบ loop ประมาณ 60–80 เท่า ซึ่งช่วยลดเวลาการรันระบบอย่างมาก

3. ใช้งานง่าย ระบบมีคำสั่งรันที่เรียบง่ายและไม่ซับซ้อน ผลลัพธ์ที่ได้สามารถเข้าใจและอ่านได้ทันที นอกจากนี้ยังรองรับทั้งการใช้งานผ่าน Command Line และ Web Interface จึงสะดวกต่อผู้ใช้ทุกระดับ

4. ปรับขนาดได้ (Scalable) ระบบสามารถรองรับจำนวนร้านค้าได้ไม่จำกัด และสามารถเพิ่มจำนวนสินค้าตามความต้องการได้ ทำให้เหมาะกับธุรกิจที่ขยายตัวหรือมีรายการสินค้ามาก

5. ข้อมูลครบถ้วน ระบบบันทึกประวัติทุกการพยากรณ์ ทำให้สามารถวิเคราะห์ย้อนหลังได้ และมี Log รายละเอียดสำหรับ debugging ทำให้สามารถติดตามปัญหาและตรวจสอบผลลัพธ์ได้ครบถ้วน

มี Log ละเอียดสำหรับ debugging

### 4.5.2 ข้อจำกัดที่พบ

1. ข้อมูล ระบบต้องการข้อมูลย้อนหลังอย่างน้อย 7 วันเพื่อให้สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ นอกจากนี้สินค้าใหม่ไม่สามารถพยากรณ์ได้ทันที และปัจจัยภายนอก เช่น โปรโมชั่น วันหยุด หรือฤดูกาล จะไม่ได้ถูกนำมาพิจารณาในการพยากรณ์

2. โมเดล โมเดลสามารถพยากรณ์ได้เพียง 1 วันถัดไปเท่านั้น และไม่เหมาะกับสินค้าที่มียอดขายผันแปรสูง อีกทั้งต้องทำการเทรนใหม่ทุกครั้งที่รัน ซึ่งใช้เวลาค่อนข้างนาน

3. การใช้งาน ผู้ใช้งานจำเป็นต้องมีความรู้พื้นฐานในการรันโปรแกรม เนื่องจากยังไม่มี User Interface ที่ครบถ้วน และผลลัพธ์ที่ได้ต้องตีความด้วยตนเอง

4. ประสิทธิภาพ การเทรนโมเดลใช้เวลา 1–2 นาทีและกิน RAM ประมาณ 850 MB ทำให้ไม่เหมาะสมสำหรับการรันบนเครื่องที่มีสเปคต่ำ

### 4.5.3 แนวทางการปรับปรุง

ระยะสั้น (1–3 เดือน) ระบบสามารถปรับปรุงโดยเพิ่มปัจจัยภายนอก เช่น การระบุวันหยุด/วันธรรมดา ข้อมูลโปรโมชั่น และสภาพอากาศ รวมถึงปรับปรุง UI/UX โดยพัฒนา Dashboard ที่สวยงาม เพิ่มกราฟแสดงแนวโน้ม และรองรับการใช้งานบนมือถือ เพื่อให้ผู้ใช้เข้าถึงข้อมูลได้ง่าย นอกจากนี้ยังสามารถเพิ่มความเร็วในการทำงานด้วยการ Save/Load โมเดลที่เทรนแล้ว ใช้ Incremental Learning แทนการเทรนใหม่ทั้งหมด และ Optimize code ให้ประมวลผลเร็วขึ้น4.5.4 ความเป็นไปได้ในการนำไปใช้จริง

ระยะกลาง (3–6 เดือน) ระบบสามารถพัฒนาการพยากรณ์ระยะยาว เช่น พยากรณ์ล่วงหน้า 3–7 วัน หรือพยากรณ์รายสัปดาห์/รายเดือน พร้อมทดลองใช้โมเดลที่ซับซ้อนขึ้น เช่น LSTM หรือ Transformer รวมถึง Multi-variate Prediction ใช้ทั้ง QTY และ AMT และ Attention Mechanism อีกทั้งสามารถเพิ่มระบบอัตโนมัติ เช่น Auto-retrain ตามกำหนดเวลา, Auto-alert เมื่อความแม่นยำลดลง และ Auto-import ข้อมูลจาก POS

ระยะยาว (6–12 เดือน) ระบบสามารถพัฒนาให้รองรับการแนะนำแบบ Real-time โดยอัพเดทการพยากรณ์ทันทีและรองรับการเปลี่ยนแปลงของข้อมูล พร้อมการเรียนรู้ต่อเนื่อง เช่น Online Learning และ Adaptive Model ที่ปรับตัวตามสถานการณ์ นอกจากนี้ยังสามารถขยายขอบเขตการพยากรณ์ความต้องการตามประเภทลูกค้า วิเคราะห์ Product Bundling และแนะนำ Layout สินค้าในร้านเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการจัดการสินค้า

### 4.5.4 ความเป็นไปได้ในการนำไปใช้จริง

ความพร้อม ระบบพร้อมใช้งานจริงในระดับ Pilot สำหรับ 3–5 ร้าน โดยจำเป็นต้องปรับแก้ตาม Feedback จากผู้ใช้งานจริง และควรมีระยะทดลองใช้อย่างน้อย 1 เดือน

ข้อควรระวัง ผู้จัดการร้านต้องได้รับการอบรมการใช้งาน และควรมีระบบ Fallback หรือ Manual Override สำหรับกรณีระบบขัดข้อง นอกจากนี้ต้องมีทีมซัพพอร์ตเพื่อแก้ปัญหาเร่งด่วนได้ทันเวลา

ผลประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ ระบบสามารถช่วยลดสินค้าค้างได้ประมาณ 20–30% ประหยัดเวลาการสั่งซื้อได้ถึง 85% เพิ่มความมั่นใจในการตัดสินใจ และเพิ่มพื้นที่สำหรับสินค้าที่ขายดี

# บทที่ 5

**สรุปและข้อเสนอแนะ**

## 5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

* + 1. ความสำเร็จของโครงการ

โครงการพัฒนาระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสำหรับร้านค้าได้ดำเนินการสำเร็จตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดไว้ โดยสามารถสรุปผลการดำเนินงานได้ดังนี้:

1. การบรรลุเป้าหมาย ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถตอบโจทย์ตามเป้าหมายในบทที่ 1 ได้ครบถ้วน โดยช่วยลดปริมาณสินค้าคงเหลือ ระบบใช้โมเดล Autoencoder ในการพยากรณ์ความต้องการสินค้า อยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับอุตสาหกรรมค้าปลีก และยังสนับสนุนการตัดสินใจแบบ Data-Driven ด้วยข้อมูลที่เป็นระบบและเชื่อถือได้ ทำให้ผู้จัดการร้านสามารถตัดสินใจได้มั่นใจ
2. ผลลัพธ์ที่ได้ จากการทดสอบกับข้อมูลจริง 307,165 รายการจาก 27 สาขา พบว่าระบบสามารถประมวลผลและพยากรณ์ได้ภายใน 5–7 นาที ความแม่นยำสูง และใช้งานง่ายผ่านทั้ง Command Line และ Web Interface รองรับการปรับขนาดตามจำนวนร้านค้าและสินค้าที่เพิ่มขึ้น พร้อมบันทึกข้อมูลย้อนหลังและมี Log สำหรับการวิเคราะห์และตรวจสอบ

## ข้อเสนอแนะสำหรับการพัฒนาต่อไป

ควรปรับปรุงระบบในระยะสั้น–กลาง–ยาว โดยระยะสั้น (1–3 เดือน) เพิ่มปัจจัยภายนอก เช่น วันหยุด ข้อมูลโปรโมชั่น และสภาพอากาศ ปรับปรุง UI/UX ให้ใช้งานง่ายบนมือถือ และเพิ่มประสิทธิภาพการประมวลผลด้วย Save/Load โมเดลและ Incremental Learning ระยะกลาง (3–6 เดือน) พัฒนาการพยากรณ์ระยะยาว เช่น ล่วงหน้า 3–7 วัน หรือรายสัปดาห์/รายเดือน พร้อมระบบอัตโนมัติในการรีเทรนและแจ้งเตือนความผิดพลาด ระยะยาว (6–12 เดือน) พัฒนาระบบให้รองรับการอัพเดทแบบ Real-time การเรียนรู้ต่อเนื่อง และขยายขอบเขตการพยากรณ์ตามประเภทลูกค้า วิเคราะห์ Product Bundling และแนะนำ Layout สินค้าในร้าน

## ข้อเสนอแนะสำหรับงานวิจัยในอนาคต

งานวิจัยควรศึกษาโมเดล Machine Learning ที่ซับซ้อนขึ้น เช่น LSTM หรือ Transformer สำหรับสินค้าที่มียอดขายผันแปรสูง รวมถึงการรวมปัจจัยภายนอกแบบ Real-time เช่น ข้อมูลสภาพอากาศ โปรโมชั่น หรือพฤติกรรมลูกค้า เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความยืดหยุ่นของระบบ นอกจากนี้ การศึกษา Online Learning และ Adaptive Model จะช่วยให้ระบบปรับตัวตามการเปลี่ยนแปลงของตลาดได้

## สรุปภาพรวม

โครงการระบบแนะนำการเติมสินค้าอัจฉริยะสามารถตอบโจทย์ธุรกิจค้าปลีกได้สำเร็จ ลดสินค้าคงเหลือ เพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ และสนับสนุนการตัดสินใจของผู้จัดการร้านอย่างมั่นใจ ระบบพร้อมใช้งานระดับ Pilot และสามารถพัฒนาต่อเพื่อรองรับร้านค้าและสินค้าที่เพิ่มขึ้น พร้อมทั้งปรับปรุงและวิจัยต่อไปเพื่อเพิ่มความแม่นยำ ประสิทธิภาพ และความยืดหยุ่นของระบบ

# บรรณานุกรม

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.

TensorFlow. (2024). Autoencoder Tutorial. Retrieved from [https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/autoencoder](https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/autoencoder" \t "_new)

PyTorch. (2024). PyTorch Documentation. Retrieved from [https://pytorch.org/docs/stable/](https://pytorch.org/docs/stable/" \t "_new)

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice (3rd ed.). OTexts.

Dechadumrongchai, W., & Vilasdaechanont, A. (2022). Demand Forecasting and Lot-For-Lot Replenishment Policy for Agricultural Machinery Spare Parts.

Vincent, P., Larochelle, H., Lajoie, I., Bengio, Y., & Manzagol, P. (2010). Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion.

Owens, K. (2018). Lightweight Databases for Embedded and Mobile Applications.

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems.

# ประวัติผู้ทำวิจัย

**ชื่อ - นามสกุลภาษาไทย** นายนนทกร สิงห์กระโจม

**ชื่อ - นามสกุลภาษาอังกฤษ** Mr. Nontakorn Singkrajom

**ประวัติการศึกษา พ.ศ. 2556**

ระดับมัธยมศึกษาตอนต้นและตอนปลาย โรงเรียนโพธิสารพิทยากร

จังหวัดกรุงเทพมหานคร

**พ.ศ. 2568**

กำลังศึกษาอยู่ที่ สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ และเทคโนโลยี

สาขา คอมพิวเตอร์และปัญญาประดิษฐ์

**โทรศัพท์ที่ติดต่อได้** 092-271-1919

**อีเมล** nont4korn@gmail.com