

Forecasting medicine sales using an ARIMA model

Chanon Jarupaktranth

Chulabhorn hospital, Bangkok

Abstract

This study aims to apply the ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) model to predict the drug sales at Chulabhorn Hospital using monthly sales data of 200 consistently selling drugs from August 1, 2019, to August 31, 2024. The goal is to create a model that can accurately forecast future sales. The model's performance is evaluated using the MAPE (Mean Absolute Percentage Error) metric to measure prediction accuracy.

The research process begins by loading the monthly sales data, followed by testing for stationarity using the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test. If the data is non-stationary, differencing is applied to correct it. The data is then split into a training set (80%) and a test set (20%). The auto ARIMA function is used to automatically build the model and select the most appropriate parameters. The model is evaluated using MAE, RMSE, and MAPE metrics.

The research results show that the average MAPE for the ARIMA model is 19.6%, with a maximum error of 33.80% and a minimum error of 6.13%. These results indicate that the ARIMA model provides an acceptable level of accuracy in predicting drug sales. However, some periods exhibit higher-than-normal error rates.

The recommendation from this study is to develop a hybrid model combining ARIMA and Neural Networks to improve accuracy by capturing both linear and non-linear trends simultaneously.

Keywords: ARIMA, performance evaluation, forecasting, medicine sales

Received: 10 June 2025, Revised: 25 July 2025, Accepted: 1 September 2025

Correspondence: Chanon Jarupaktranth Chulabhorn hospital, 906 Kamphaeng Phet 6 Rd, Talat Bang Khen, Lak Si, Bangkok 10210, Thailand, Tel.: 1118, email: chanon.jar@cra.ac.th

การพยากรณ์ยอดขายยาโดยใช้โมเดล ARIMA

ชานนท์ จารุพัชรานนท์

โรงพยาบาลจุฬารัตน์ กรุงเทพมหานคร

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้โมเดล ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) ในการทำนายยอดขายยาของโรงพยาบาลจุฬารัตน์ โดยใช้ข้อมูลยอดขายรายเดือนของยาที่มียอดขายสม่ำเสมอ จำนวน 200 รายการ ตั้งแต่วันที่ 1 สิงหาคม 2019 ถึง 31 สิงหาคม 2024 เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถทำนายยอดขายในอนาคตได้อย่างแม่นยำ การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลใช้ตัวชี้วัด MAPE (Mean Absolute Percentage Error) เพื่อวัดความแม่นยำของการทำนาย ขั้นตอนการวิจัยเริ่มจากการโหลดข้อมูลยอดขายรายเดือนของยา จากนั้นทำการตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลโดยใช้การทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) หากข้อมูลไม่นิ่ง จะมีการทำ Differencing เพื่อแก้ไข จากนั้นแบ่งข้อมูลออกเป็นชุดฝึก (80%) และชุดทดสอบ (20%) โดยใช้ auto ARIMA เพื่อสร้างโมเดลโดยอัตโนมัติ และเลือกพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด โมเดลที่สร้างจะได้รับการประเมินโดยใช้ MAE, RMSE, และ MAPE

ผลการวิจัยพบว่า ค่าเฉลี่ยของ MAPE สำหรับโมเดล ARIMA อยู่ที่ 19.6% โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนสูงสุด 33.80% และต่ำสุด 6.13% ผลลัพธ์นี้แสดงว่า โมเดล ARIMA มีความแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ในการทำนายยอดขายยา อย่างไรก็ตามยังมีบางช่วงที่ความคลาดเคลื่อนสูงกว่าปกติ

ข้อเสนอแนะจากงานวิจัยนี้คือ ควรพัฒนาโมเดลแบบผสมผสานระหว่าง ARIMA และ Neural Networks เพื่อเพิ่มความแม่นยำ โดยสามารถจับแนวโน้มเชิงเส้นและไม่เชิงเส้นได้พร้อมกัน

คำสำคัญ: ARIMA, การประเมินประสิทธิภาพ, การพยากรณ์, ยอดขายยา

วันที่รับต้นฉบับ: 10 มิถุนายน 2568, วันที่แก้ไข: 25 กรกฎาคม 2568, วันที่ตอบรับ: 1 กันยายน 2568

บทนำ

ที่มาและความสำคัญของงานวิจัย

การจัดการสินค้าคงคลังในโรงพยาบาล โดยเฉพาะยาและเวชภัณฑ์ ถือเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการให้บริการทางการแพทย์อย่างมีประสิทธิภาพ ความผิดพลาดในการบริหารจัดการ เช่น การขาดแคลนยา หรือการเก็บสต็อกเกินความจำเป็น อาจนำไปสู่ปัญหาหลายประการ ทั้งในเรื่องของต้นทุนค่าใช้จ่ายที่สูงเกินไป และความล่าช้าในการรักษาพยาบาลผู้ป่วย โดยเฉพาะยาที่มีความสำคัญต่อการรักษาผู้ป่วยฉุกเฉิน การเก็บรักษายาบางชนิด เช่น ยาที่ต้องการการควบคุมอุณหภูมิหรือความชื้น ก็เป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่ทำให้การบริหารจัดการสินค้าคงคลังซับซ้อนขึ้น การคาดการณ์ความต้องการยาที่แม่นยำจึงมีบทบาทสำคัญในการลดความเสี่ยงเหล่านี้

ผู้สนับสนุนประสานงาน: ชานนท์ จารุพัชรานนท์ โรงพยาบาลจุฬารัตน์ 906 ถ.กำแพงเพชร 6 แขวงตลาดบางเขน เขตหลักสี่ กรุงเทพมหานคร 10210, โทร.: 1118, email: chanon.jar@cra.ac.th

ในปัจจุบัน โรงพยาบาลหลายแห่งยังคงใช้วิธีการคาดการณ์ยอดขายยาโดยอิงจากประสบการณ์ของผู้บริหารหรือข้อมูลในระยะสั้น ซึ่งอาจไม่เพียงพอสำหรับการรับมือกับการเปลี่ยนแปลงของความต้องการยาที่เกิดขึ้นตามฤดูกาล หรือในกรณีเกิดเหตุการณ์ที่ไม่คาดคิด เช่น การระบาดของโรค การนำโมเดลทางสถิติ เช่น ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) มาประยุกต์ใช้ จึงเป็นทางเลือกที่สามารถเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์ความต้องการยาได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โมเดล ARIMA เป็นหนึ่งในเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการคาดการณ์ข้อมูลเชิงเวลา (time series) [1] ที่มีลักษณะเป็นแนวโน้มหรือฤดูกาล ARIMA ทำงานโดยวิเคราะห์ข้อมูลยอดขายในอดีต เพื่อสร้างแบบจำลองที่คาดการณ์ความต้องการในอนาคต โดยคำนึงถึงปัจจัยความแปรปรวนในอดีต ซึ่งทำให้เหมาะสมสำหรับการคาดการณ์ความต้องการยาที่มีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลหรือแนวโน้ม ARIMA ยังได้รับการพิสูจน์แล้วในงานวิจัยหลายฉบับว่าให้ผลการคาดการณ์ที่แม่นยำ โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่ข้อมูลไม่ซับซ้อนมาก เช่น

การทำนายยอดขายยาที่มีรูปแบบการบริโภคที่ต่อเนื่องและสม่ำเสมอ [2]

การนำโมเดล ARIMA มาใช้ในการคาดการณ์ยอดขายยาในโรงพยาบาลนั้น นอกจากจะช่วยลดความเสี่ยงจากการขาดแคลนหรือเก็บสต็อกมากเกินไปแล้ว ยังช่วยให้การจัดการสินค้าคงคลังมีประสิทธิภาพสูงขึ้น ทั้งในแง่ของการจัดซื้อ การเก็บรักษา และการบริหารต้นทุน

วัตถุประสงค์

1. ศึกษาและประยุกต์ใช้โมเดล ARIMA ในการทำนายยอดขายยาในโรงพยาบาล
2. ประเมินความแม่นยำของผลการพยากรณ์จากโมเดล ARIMA โดยเปรียบเทียบกับข้อมูลยอดขายจริง โดยใช้ตัวชี้วัดต่าง ๆ เช่น MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error)

ขอบเขตของโครงการวิจัย

การศึกษานี้จะครอบคลุมถึงการวิเคราะห์ข้อมูลยอดขายยาในโรงพยาบาลจุฬารัตน์ ซึ่งเป็นข้อมูลรายเดือนย้อนหลังเป็นระยะเวลาระหว่างวันที่ 1 สิงหาคม 2019 ถึง 31 สิงหาคม 2024 ข้อมูลนี้จะถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อสร้างแบบจำลอง ARIMA โดยขั้นตอนการวิเคราะห์จะรวมถึงการทดสอบความนิ่ง (stationarity) ของข้อมูล การแปลงข้อมูลด้วยวิธีการ differencing และการประเมินผลของโมเดลที่สร้างขึ้นเพื่อใช้ในการทำนายยอดขายในอนาคต นอกจากนี้ การวิเคราะห์ข้อผิดพลาดจากการพยากรณ์จะเป็นส่วนสำคัญในการประเมินความสามารถของโมเดล

โครงการวิจัยนี้จะมุ่งเน้นไปที่การพยากรณ์ในระยะสั้นซึ่งคาดการณ์ยอดขายล่วงหน้า 12 เดือน และจะไม่ครอบคลุมถึงการวิเคราะห์ผลกระทบจากปัจจัยภายนอก เช่น ฤดูกาลการระบาดของโรคหรือการเปลี่ยนแปลงนโยบายทางการแพทย์ของโรงพยาบาล

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีของโมเดล ARIMA (AUTOREGRESSIVE INTEGRATED MOVING AVERAGE)

โมเดล ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) เป็นหนึ่งในแบบจำลองที่ใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลเชิงเวลา (time series forecasting) โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อมูลที่มีลักษณะเป็นแนวโน้ม (trend) หรือฤดูกาล (seasonality) โมเดลนี้ได้รับความนิยมอย่างมาก โดยสามารถนำไปประยุกต์ใช้กับปัญหาหลายประเภททั้งในด้านเศรษฐศาสตร์ การเงิน และการพยากรณ์ความต้องการทางการแพทย์

ส่วนประกอบของโมเดล ARIMA:

โมเดล ARIMA ประกอบด้วย 3 ส่วนหลัก คือ

AutoRegressive (AR) - การถดถอยอัตโนมัติ

ส่วนนี้บ่งบอกถึงความสัมพันธ์ระหว่างค่าของข้อมูลในอดีตกับค่าปัจจุบัน กล่าวคือ ค่าในปัจจุบันถูกอธิบายด้วยค่าของอดีตที่เป็นลำดับเวลาก่อนหน้า ซึ่งเรียกว่า lag โมเดล AR มีพารามิเตอร์ p เป็นตัวระบุจำนวนของการถดถอยที่ใช้ในโมเดล

Integrated (I) - การทำให้ข้อมูลเสถียรด้วย Differencing

ข้อมูลเชิงเวลาบางครั้งอาจไม่เสถียร (มีแนวโน้มหรือฤดูกาล) และไม่สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำโดยตรง โมเดล ARIMA จะทำให้ข้อมูลเหล่านั้นเสถียรโดยใช้วิธีการ Differencing คือการลบค่าของข้อมูลในแต่ละช่วงเวลากับค่าก่อนหน้า พารามิเตอร์ d ในโมเดล ARIMA บอกจำนวนครั้งที่ต้องทำ Differencing เพื่อนำข้อมูลไปใช้กับโมเดล

Moving Average (MA) - ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

โมเดล MA จะใช้ข้อผิดพลาดจากค่าที่ผ่านมาเพื่อทำนายค่าปัจจุบัน กล่าวคือ ค่าในปัจจุบันถูกคำนวณจากค่าผิดพลาด (error) ในอดีตที่เกิดขึ้นกับค่าทำนายที่ได้ก่อนหน้านี้

พารามิเตอร์ q บ่งบอกถึงจำนวนครั้งของการใช้ค่า error ของอดีตเพื่อทำนายค่าปัจจุบัน

โครงสร้างของโมเดล ARIMA:

โมเดล ARIMA ถูกกำหนดด้วยรูปแบบ ARIMA(p, d, q) โดยมี:

- p = จำนวน lag ของตัวแปรในการถดถอยอัตโนมัติ (AR)
- d = จำนวนครั้งของการทำ Differencing เพื่อทำให้ข้อมูลเสถียร (I)
- q = จำนวนของข้อผิดพลาด (error) ที่ใช้ในโมเดลค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (MA)

สมการของโมเดล ARIMA จะอยู่ในรูปแบบ:

$$X_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \epsilon_t$$

โดยที่:

X_t คือข้อมูลในช่วงเวลา t

Φ_i คือค่าสัมประสิทธิ์ของ AR

θ_j คือค่าสัมประสิทธิ์ของ MA

ϵ_t คือข้อผิดพลาดสุ่ม ณ เวลา t

เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยโดย Rathipriya, Abdul Aziz Abdul Rahman, Dhamodharavadhani, Abdelrhman Meero, และ Yogananda [3] แสดงให้เห็นถึงการประยุกต์ใช้โมเดล ARIMA ในการคาดการณ์ความต้องการผลิตภัณฑ์ยา ผลลัพธ์จากการศึกษาแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของโมเดลในการพยากรณ์ยอดขาย โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ 15.50% ซึ่งช่วยให้การจัดการสินค้าคงคลังมีประสิทธิภาพมากขึ้น และลดปัญหาการขาดแคลนและการเก็บสต็อกเกินความจำเป็นในร้านของเดียวกัน งานวิจัยของในร้านเดียวกัน งานวิจัยของ Vongspanich, W. (2021) [4] ได้นำเสนอการประยุกต์ใช้โมเดล ARIMA ในการคาดการณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาทางการแพทย์ ซึ่งผลการวิจัยแสดงให้เห็นถึงความแม่นยำของโมเดลในการพยากรณ์ข้อมูลการเจ็บป่วยของผู้ป่วย โดยเฉพาะโรคอาหารเป็นพิษ โดยโมเดล ARIMA (1, 1, 1) x (1, 0, 1)₁₂ ที่ใช้ในงานวิจัยนี้มี ค่า MAPE อยู่ที่ 18.18% ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสามารถของโมเดลในการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคตอย่างแม่นยำ แม้จะมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย

จากงานวิจัยทั้งหมด สรุปได้ว่าโมเดล ARIMA เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ความต้องการผลิตภัณฑ์ยาและเวชภัณฑ์ ทั้งในอุตสาหกรรมเภสัชกรรมและโรงพยาบาล ซึ่งช่วยลดปัญหาการขาดแคลนหรือการเก็บสต็อกที่เกินจำเป็น ทำให้การจัดการสินค้าคงคลังมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นเอกสารงานวิจัยเหล่านี้ล้วนสนับสนุนแนวคิดในการใช้โมเดล ARIMA เพื่อทำนายยอดขายหรือความต้องการยาในโรงพยาบาล

วิธีดำเนินการวิจัย

เครื่องมือในการวิจัย

Python

ใช้ในการพัฒนาโค้ดสำหรับการพยากรณ์และประมวลผลข้อมูล เนื่องจาก Python เหมาะสมกับการทำงานด้าน Machine Learning และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงเวลา (Time Series Analysis) Python library ที่ใช้

Pandas: สำหรับการโหลดและจัดการข้อมูลจากไฟล์ เช่น Excel

Numpy: ใช้ในการคำนวณค่าทางคณิตศาสตร์ต่างๆ เช่น การหาค่าเฉลี่ยหรือการจัดการข้อมูลรูปแบบอาร์เรย์ (Array)

Scikit-learn: ใช้สำหรับการวัดประสิทธิภาพของโมเดล เช่น การคำนวณค่า MAPE, MAE, RMSE

Statsmodels: ใช้สำหรับการสร้างโมเดล ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)

Pmdarima: ช่วยค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมสำหรับโมเดล ARIMA แบบอัตโนมัติ (Auto ARIMA)

Matplotlib: ใช้ในการสร้างกราฟแสดงผลการพยากรณ์และการเปรียบเทียบข้อมูลจริงกับข้อมูลที่พยากรณ์

กลุ่มตัวอย่าง

รายการยาที่มียอดขายสูงสุด 200 รายการแรก โดยใช้ข้อมูลย้อนหลัง 5 ปี (1 สิงหาคม 2019 ถึง 31 สิงหาคม 2024) โดยต้องเป็นยาที่มียอดขายสม่ำเสมอทุกเดือน

การดำเนินการทดลอง

ขั้นตอนแรกในการดำเนินงานคือการโหลดข้อมูลยอดขายยา ประกอบด้วยรายละเอียดเกี่ยวกับการขายยาในแต่ละเดือน เพื่อให้สามารถวิเคราะห์และพยากรณ์ยอดขายตามช่วงเวลาได้อย่างถูกต้อง จากนั้นตรวจสอบความนิ่งของข้อมูลเป็นขั้นตอนที่สำคัญในการวิเคราะห์ข้อมูลเวลา โดยใช้การทดสอบ Augmented Dickey-Fuller (ADF) ซึ่งเป็นการตรวจสอบว่าข้อมูลนั้นมีแนวโน้มที่เปลี่ยนแปลงแบบสุ่ม (Random Walk) หรือไม่ หากผลการทดสอบ ADF ระบุว่าข้อมูลไม่นิ่ง การทำการแตกต่าง (Differencing) จะถูกนำมาใช้เพื่อทำให้ข้อมูลมีแนวโน้มที่นิ่งขึ้น ซึ่งจะช่วยลดแนวโน้มที่ข้อมูลจะเปลี่ยนแปลงไปตามเวลาและทำให้โมเดล ARIMA สามารถจับรูปแบบการเปลี่ยนแปลงได้อย่างแม่นยำยิ่งขึ้น ในขั้นตอนไปข้อมูลยอดขายจะถูกแบ่งออกเป็นส่วนของการฝึกโมเดล (Train) และส่วนของการทดสอบ (Test) โดยจะแบ่งเป็นสัดส่วน 80:20 โดยข้อมูล 12 เดือนสุดท้าย (20%) จะถูกจัดเป็นชุดข้อมูลทดสอบ ซึ่งใช้ในการตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลทดสอบ ข้อมูลส่วนที่เหลือ (80%) จะถูกนำไปใช้ในการสร้างโมเดล ARIMA จากนั้นใช้ auto Arima (Pmdarima) ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับการสร้างโมเดล ARIMA อัตโนมัติ ใช้สำหรับพยากรณ์ข้อมูลเวลาโดยไม่ต้องกำหนดพารามิเตอร์ p, d และ q เอง โปรแกรมจะค้นหาพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ AIC (Akaike Information Criterion) หรือ BIC (Bayesian Information Criterion) และสร้างโมเดล ARIMA ที่มีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นกระบวนการเลือก ซึ่งจะช่วยให้การสร้างโมเดลเป็นไปได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ หลังจากทำการพยากรณ์ยอดขายแล้ว ความแม่นยำของการพยากรณ์จะถูกวัดด้วยตัวชี้วัดต่างๆ ได้แก่ MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Squared Error) และ MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ค่าผิดพลาดเหล่านี้ช่วยให้เราทราบว่าโมเดลพยากรณ์ยอดขายได้แม่นยำเพียงใด เมื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริง

การวิเคราะห์ข้อมูล

วิเคราะห์ความแม่นยำของโมเดลโดยใช้ MAPE โดยใช้สูตรคำนวณดังต่อไปนี้

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{X_i - Y_i}{X_i} \right| \times 100$$

โดยที่:

X_i คือค่าจริงในตำแหน่งที่ i

Y_i คือค่าที่พยากรณ์ในตำแหน่งที่ i

n คือจำนวนข้อมูลทั้งหมด

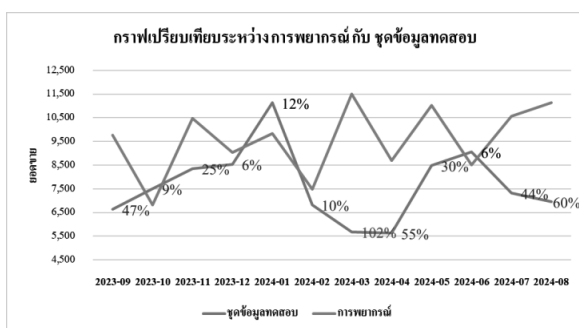
โดย

โดยงานวิจัยนี้จะรายงาน ค่าเฉลี่ย (Average), ค่าสูงสุด (Max), ค่าต่ำสุด (Min) และค่ากลาง (Median) ของ MAPE ของกลุ่มตัวอย่างทั้ง 200 รายการ เพื่อประเมินความแม่นยำของโมเดลในการทำนาย

ผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์กลุ่มตัวอย่างจำนวน 200 รายการ โดยตรวจสอบความแม่นยำของการพยากรณ์เมื่อเปรียบเทียบกับชุดข้อมูลทดสอบ พบว่า โมเดล ARIMA ที่ใช้ในการพยากรณ์ยอดขายมีประสิทธิภาพในระดับที่น่าพอใจ โดยค่าเฉลี่ยของ MAPE อยู่ที่ 19.6% ซึ่งหมายความว่าความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยของการพยากรณ์ยอดขายเมื่อเทียบกับข้อมูลจริงมีอยู่ประมาณ 19.6% ซึ่งถือว่าอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับงานพยากรณ์

การตรวจสอบเพิ่มเติมพบว่า ในกลุ่มตัวอย่างทั้ง 200 รายการ ค่า MAPE สูงสุดที่พบคือ 33.80% (รูปภาพที่ 1) โดยรายการดังกล่าวใช้ ARIMA parameter ดังนี้ ARIMA(1, 0, 0)(1,0,0)[12] และค่าต่ำสุดคือ 6.13% (รูปภาพที่ 2) โดยรายการดังกล่าวใช้ ARIMA parameter ดังนี้ ARIMA(1, 0, 1)(0,1,1)[12] ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความผันแปรในความแม่นยำของโมเดล ARIMA ที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยมีบางรายการที่โมเดลสามารถพยากรณ์ยอดขายได้อย่างแม่นยำใกล้เคียงกับข้อมูลจริง ในขณะที่บางรายการพบว่ามีผลผิดพลาดมากขึ้น ซึ่งอาจเกิดจากความผันผวนของยอดขายหรือปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อยอดขายในบางช่วงเวลา



รูปภาพที่ 1 ชุดกลุ่มตัวอย่างที่มี MAPE สูงสุด



รูปภาพที่ 2 ชุดกลุ่มตัวอย่างที่มี MAPE ต่ำสุด

ผลลัพธ์เหล่านี้บ่งบอกว่า โมเดล ARIMA มีความสามารถในการพยากรณ์ยอดขายได้ดีสำหรับรายการที่มีแนวโน้มยอดขายที่ชัดเจนและมีการเติบโตหรือการเปลี่ยนแปลงที่ต่อเนื่อง อย่างไรก็ตาม การที่บางรายการมีค่า MAPE สูงกว่า 30% บ่งชี้ว่าอาจมีปัจจัยอื่นๆ ที่โมเดล ARIMA ไม่สามารถจับได้อย่างแม่นยำ เช่น ความผันผวนของความต้องการยาในช่วงนั้น การเปลี่ยนแปลงนโยบายของโรงพยาบาล หรือ จำนวนผู้รับบริการที่มากขึ้น

อภิปราย สรุปผลการวิจัย และข้อเสนอแนะ

อภิปรายผล

ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่าโมเดล ARIMA เหมาะสมในการพยากรณ์ยอดขายที่มีแนวโน้มและรูปแบบการขายสม่ำเสมอ โมเดลมีความสามารถในการจับข้อมูลเวลาได้ดีในกลุ่มตัวอย่างที่มียอดขายเติบโตแบบเส้นตรง (รูปภาพที่ 3)



รูปภาพที่ 3 กลุ่มตัวอย่างที่ยอดขายเติบโตแบบเส้นตรง



รูปภาพที่ 4 กลุ่มตัวอย่างที่ยอดขายมีการผันผวน

ต้องการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลหรือสถานการณ์พิเศษ โมเดลอาจไม่สามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ (รูปภาพที่ 4)

โดยเมื่อเปรียบเทียบข้อมูลกับการศึกษา ของ Vongspanich ใช้โมเดล ARIMA ในการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลา (time series data) [4] โดยการศึกษาครั้งนี้ค่าเฉลี่ย MAPE อยู่ที่ 19.6% ส่วน Vongspanich รายงานค่า MAPE อยู่ที่ 18.18% ซึ่งทั้งสองค่ามีความใกล้เคียงกันและ อยู่ในช่วงที่สามารถยอมรับได้ในการพยากรณ์

แต่เมื่อเปรียบเทียบกับ การศึกษาของ Ramon Rodríguez González et al. (2021) [5] ซึ่งมีค่า MAPE ต่ำเพียงแค่ 3.3% โดยความแตกต่างอยู่ที่ การศึกษาของ González ได้รวมข้อมูลโรคระบาดเพื่อปรับปรุงการพยากรณ์โดยพิจารณาจากความชุกของโรคในช่วงเวลานั้น ซึ่งช่วยให้ผลลัพธ์แม่นยำขึ้นจากปัจจัยภายนอกที่ส่งผลต่อความต้องการยาขณะนั้น ขณะที่การศึกษาของนี้จะไม่ได้ใช้ข้อมูลภายนอกในการปรับปรุงการพยากรณ์ แต่เน้นใช้ข้อมูลยอดขายในอดีตเพียงอย่างเดียว

จากการศึกษาที่สามารถสรุปได้ว่า การใช้โมเดล ARIMA ในการพยากรณ์ยอดขายมีความแม่นยำอยู่ในระดับที่น่าพอใจ โดยเฉพาะเมื่อยาที่พยากรณ์มีปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบต่อผล ซึ่งทำให้การพยากรณ์สามารถจับแนวโน้มของยอดขายได้ดีในระยะเวลาที่สม่ำเสมอ ทั้งนี้ ARIMA เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีแนวโน้มเป็นเชิงเส้นหรือมีลักษณะคงที่ โมเดลนี้ยังช่วยลดความคลาดเคลื่อนในกรณีที่ข้อมูลไม่มีความผันผวนมาก อย่างไรก็ตาม ในกรณีที่มีปัจจัยภายนอกหรือความต้องการที่เปลี่ยนแปลงตามฤดูกาล การพยากรณ์ด้วย ARIMA อาจต้องมีการปรับปรุงหรือใช้โมเดลที่ซับซ้อนมากขึ้น เช่น การผสมผสานกับโมเดลอื่นๆ เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการพยากรณ์

ข้อจำกัดของการใช้ ARIMA ในการพยากรณ์ยอดขายยาที่มีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลยังคงเป็นประเด็นสำคัญที่ควรพิจารณา ดังนั้น การพยากรณ์ในกรณีดังกล่าวอาจจำเป็นต้องปรับปรุงโมเดลให้เหมาะสมยิ่งขึ้น โดยการผสมผสาน ARIMA กับโมเดลอื่นๆ ที่สามารถจัดการกับความผันผวนได้ดีขึ้น เช่น Neural Networks หรือโมเดลแบบไฮบริด เพื่อเพิ่มความแม่นยำและลดความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์

ข้อเสนอแนะ

การใช้ ARIMA model อาจจะยังมีความแม่นยำไม่มากพอสำหรับทุกรายการยาของโรงพยาบาลเนื่องจาก ยาหรือเวชภัณฑ์ด้านยาที่มีความผันผวนและมีตัวแปรที่ทำให้เกิดความเปลี่ยนแปลงได้ง่าย หากนำ neural network อย่างเช่นการศึกษาของ ของ Ankita M. และคณะ (2024) [6] [7] ซึ่งศึกษาว่า การผสมผสานโมเดล ARIMA กับ LSTM ทำให้ความแม่นยำในการพยากรณ์เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเมื่อเทียบ

กับการใช้ ARIMA เพียงอย่างเดียว สามารถลดค่า MAPE ได้ โดยเฉพาะในกลุ่มยาที่มีการเปลี่ยนแปลงตามฤดูกาลหรือปัจจัยอื่นๆ ที่ไม่เป็นเชิงเส้น เช่น ยาที่มีความต้องการผันผวนตามช่วงเวลาหรือปัจจัยภายนอก ซึ่ง ARIMA เพียงอย่างเดียวอาจไม่สามารถจับแนวโน้มเหล่านี้ได้อย่างแม่นยำ

เอกสารอ้างอิง

- [1] Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (2015). Time Series Analysis: Forecasting and Control. John Wiley & Sons.
- [2] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). Forecasting: Principles and Practice. OTexts.
- [3] Rathipriya, R., Rahman, A. A. A., Dhamodharavadhani, S., Meero, A., & Yoganandan, G. (2022). "Demand forecasting model for time-series pharmaceutical data using shallow and deep neural network model," Neural Computing and Applications, Springer-Verlag London Ltd. DOI: 10.1007/s00521-022-07889-9(521_2022_Article_7889).
- [4] Vongspanich, W. (2021). "Forecasting Medical Time Series Data Using the ARIMA Model," Siriraj Medical Bulletin, vol. 14, no. 4, pp. 38-49.
- [5] Rodríguez González, R., Abdul Rahman, A. A., & Aziz, A. (2021). Forecast of the demand for medications by a pharmaceutical company. Procedia Computer Science, 179, 480-487. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.036>
- [7] Ankita M., Srinivas, A., Soni, A., Prajapati, G., & Manjunath, P. S. (2024). "Pharmaceutical Sales Data Prediction Using Time Series Forecasting," International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, 12(13s), 681-696.
- [8] Dave, E., Leonardo, A., Jeanice, M., & Hanafiah, N. (2021). "Forecasting Indonesia Exports using a Hybrid Model ARIMA-LSTM," Procedia Computer Science, 179, 480-487