

การวางแผนนโยบายสินค้าจากค่าพยากรณ์ความต้องการยาด้วยวิธีการถดถอยเชิงพหุคูณซึ่งมีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรเชิงตัวเลขและตัวแปรเชิงกลุ่ม

เทพมณี เทพบุตร^{1*}

คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ (NIDA) 148 ถนนเสรีไทย เขตบางกะปิ กรุงเทพฯ 10240

Received: 25 January 2022; Revised: 13 March 2022; Accepted: 6 June 2022

บทคัดย่อ

กรณีศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพยากรณ์ปริมาณความต้องการยารายการใหม่ (generic) และยาเดิม (original) ซึ่งคาดว่าจะได้รับผลกระทบ และนำค่าพยากรณ์ที่ได้ไปสร้างนโยบายจัดการสินค้าคงคลัง ณ โรงพยาบาลเอกชนแห่งหนึ่ง ในการวางแผนนโยบายสินค้าคงคลัง มีความไม่แน่นอนทั้งปริมาณความต้องการและระยะเวลาจัดส่งสินค้า (lead time) ผู้วิจัยพิจารณาตัวแบบสินค้าคงคลังสามตัวแบบ ตัวแบบ 1 และตัวแบบ 2 สมมติให้ปริมาณความต้องการกระจายตัวแบบปกติแต่มีแนวคิดการคำนวณระดับสั่งถึง (order-up-to level) และจุดสั่งซื้อ (reorder point) ที่แตกต่างกัน ส่วนตัวแบบ 3 ไม่ได้ใช้ข้อสมมติของการกระจายตัวปกติแต่ใช้ฟังก์ชันการกระจายเชิงประจักษ์ (empirical distribution function) ของระยะเวลาจัดส่งสินค้าและหาการกระจายตัวที่เหมาะสม (fitting distribution) ของความต้องการยาด้วยโปรแกรม R Studio สำหรับยา รายการใหม่ใช้การพยากรณ์ใช้ตัวแบบการวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ (multiple regression model) ตัวแปรอิสระมีทั้งตัวแปรเชิงตัวเลข (numerical variable) เช่น ราคาขาย และตัวแปรเชิงกลุ่ม (categorical variable) เช่น กลุ่มแพทย์ที่สั่งใช้ยา แผนกที่มีการใช้ยา การจัดประเภทกลุ่มยาในโรงพยาบาลและบริษัทผู้จำหน่าย หลังจากที่ได้ทดลองนโยบายการจัดการ คลังสินค้ากับข้อมูลความต้องการใช้ยาจริงที่เกิดขึ้นในช่วงเวลา 6 เดือน พบว่า ค่าระดับการให้บริการ (cycle service level (CSL)) มากกว่า 99% สำหรับยาใหม่ 8 ใน 10 รายการ ค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าลดลงได้เฉลี่ย 60% เมื่อเทียบกับ ค่าใช้จ่ายจากนโยบายเดิม นอกจากนี้ยังได้ศึกษารูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมเพื่อสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้ากับ รายการยาเดิม ที่คาดว่าความต้องการจะเปลี่ยนแปลงเนื่องจากได้รับผลกระทบจากยา รายการใหม่ นอกเหนือไปจากตัวแบบ ถดถอยในตอนต้น วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถใช้กับยาเดิมซึ่งมีข้อมูลในอดีต ในกรณีศึกษา นี้ ผู้วิจัยได้ใช้ตัวแบบ innovations state space สำหรับ exponential smoothing (ETS) ตัวแบบ autoregressive integrated moving average (ARIMA) และ ตัวแบบ neural network autoregression (NNAR) หลังจากที่ได้ทดลองนโยบายการจัดการ คลังสินค้ากับข้อมูลความต้องการใช้ยาจริงที่เกิดขึ้นในช่วงเวลา 6 เดือน พบว่า ค่าระดับการให้บริการมากกว่า 99% สำหรับยา เดิม 9 ใน 10 รายการ ค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าลดลงได้เฉลี่ย 47% เมื่อเทียบกับค่าใช้จ่ายจากนโยบายเดิม

คำสำคัญ: การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ, ตัวแบบสินค้าคงคลัง, การพยากรณ์ความต้องการยา

* Corresponding author. E-mail: tapmanee.tap@gmail.com

¹ นักศึกษามหาบัณฑิต หลักสูตรการจัดการโลจิสติกส์ คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์

Inventory Models from Medicine Demand Forecasting with Dummy Variables and Interaction Terms of Multiple Regression

Tapmanee Tapabut^{1*}

Graduate School of Applied Statistics, National Institute of Development Administration (NIDA)
148 Serithai Road, Bangkapi, Bangkok 10240 THAILAND

Received: 25 January 2022; Revised: 13 March 2022; Accepted: 6 June 2022

Abstract

The objective of this study is to forecast the demand for both generic and original medicines and to construct their inventory policies at a hospital using these forecasts. To construct an inventory policy, both uncertainties in demand and lead time are accounted for. We consider three inventory models: Models 1 and 2 assume normal distribution, but different calculations are used to compute the order-up-to level and the reorder point. Model 3 does not assume normal distribution but uses the empirical distribution of the lead time and fits distribution to the demand using the R Studio program. In our multiple regression model for the generic medicines, our independent variables include both numerical variables, such as price, and categorical variables, such as group of doctors, section in hospital, classification of medicine and vendor of medicine. After applying the proposed inventory policy to the six-month actual data, we find that the cycle service level (CSL) exceeds 99% for 8 out of 10 generic medicines, and the inventory cost is reduced by 60%, compared to the cost given the current policy. Furthermore, we quantify the effect of these new generic medicines to the original medicines and obtain the appropriate forecasts and the corresponding inventory policies for the affected original medicines. In addition to the proposed regression models, time series forecasting models can be used for original medicines, whose historical data are available. In this case study, we use the innovations state space model for exponential smoothing (ETS), the autoregressive integrated moving average (ARIMA) and the neural network autoregression (NNAR) models. Our result reveals that the CSL exceeds 99% for 9 out of 10 original medicines, and the inventory cost is reduced by 47%, compared to the cost given the current policy.

Keywords: Multiple Regression, Inventory Model, Medicine Forecasting

* Corresponding author. E-mail: tapmanee.tap@gmail.com

¹ Master's degree in Department of Logistics Management, Graduate School of Applied Statistics, National Institute of Development Administration

1. ที่มาและความสำคัญ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาความต้องการรายการใหม่ ณ โรงพยาบาลเอกชนแห่งหนึ่งในประเทศไทย โดยอาศัยข้อมูลตั้งแต่ เดือนเมษายน พ.ศ.2560 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2564 โดยปกติโรงพยาบาลมีรายการยาหลักเรียกว่า “ยา Original” และรายการยาทางเลือกเรียกว่า “ยา Generic” ซึ่งเป็นยาที่มีส่วนประกอบเหมือนกันใช้ในการรักษาอาการเดียวกันและสามารถใช้ทดแทนกันได้ โดยทั่วไปทางโรงพยาบาลจะมีการนำรายการยา Original เข้ามาใช้ก่อน และเมื่อพบว่าความต้องการใช้รายการดังกล่าวเพิ่มมากขึ้น ทางโรงพยาบาลจะมีการพิจารณานำยา Generic เข้ามา เพื่อเพิ่มการเข้าถึงยาให้กับคนไข้ในกลุ่มที่หลากหลายมากยิ่งขึ้นเนื่องจากยา Generic มักมีราคาต่ำกว่ายา Original

ปัญหาที่พบในช่วงแรกของการนำยา Generic เข้ามา คือทางโรงพยาบาลไม่สามารถคาดการณ์ปริมาณความต้องการยา Generic ได้ เนื่องจากเป็นรายการยาที่นำเข้ามาใหม่ ไม่มีข้อมูลในอดีต ส่งผลให้ยากต่อการวางแผนจัดการนโยบายคลังสินค้า

การศึกษานี้จึงได้นำหลักการของ Multiple Regression with Dummy Variables มาสร้างเป็นสมการ โดยประกอบด้วยตัวแปรซึ่งเป็นปัจจัยต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อความต้องการยา Generic ได้แก่ ราคาขาย กลุ่มแพทย์ที่สั่งใช้ยา แผนกที่มีการใช้ยา การจัดประเภทกลุ่มยาในโรงพยาบาล และบริษัทผู้จำหน่าย เพื่อคาดการณ์ปริมาณความต้องการยา และนำมาวางแผนนโยบายการจัดการคลังสินค้าให้มีประสิทธิภาพ สามารถลดต้นทุนการจัดการคลังสินค้าลงและยังยกระดับการให้บริการ ซึ่งก็คือโอกาสที่ยาจะไม่ขาดสต็อกในแต่ละรอบการสั่งซื้อตามที่โรงพยาบาลกำหนด จากทฤษฎีการจัดการสินค้าคงคลังระดับการให้บริการสามารถวัดได้หลายแบบ เช่น แบบ Cycle Service Level (CSL) หมายถึงความน่าจะเป็นที่ยาเพียงพอในแต่ละรอบการสั่งซื้อ แบบ Fill Rate (FR) หมายถึงสัดส่วนของปริมาณความต้องการที่ตอบสนองได้จากสต็อกที่มีอยู่ เนื่องจากหากเกิดเหตุการณ์ยาขาดไม่ว่าจะขาดเป็นจำนวนมากหรือน้อย ในแต่ละครั้งที่ยาขาดส่งผลกระทบต่อการรักษาผู้ป่วย ทางโรงพยาบาลจึงเลือกการวัดระดับการให้บริการแบบ Cycle Service Level (CSL)

2. แนวคิดและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การพยากรณ์ด้วยวิธี Multiple Regression with Dummy Variables

[1] การพยากรณ์สินค้าด้วยวิธีการ Regression เหมาะกับรายการสินค้าที่สนใจ (dependent Variable) ซึ่งทราบว่ามีปัจจัยใดบ้างเป็นส่วนเกี่ยวข้อง (Independent Variable) โดยนำชุดข้อมูล dependent Variable และ Independent Variable มาสร้างเป็นสมการเชิงเส้น ซึ่ง Independent Variable ในสมการสามารถมีได้มากกว่า 1 ตัวแปรโดยจะเรียก Regression ที่มี Independent Variable มากกว่า 1 ตัวแปรว่า Multiple Regression

หลังจากที่ได้สมการ Regression แล้วสามารถตรวจสอบว่าตัวแบบที่ได้มีความสมรूपกับข้อมูลมากเพียงใดได้จากค่า Adjusted R-square โดยจะเลือกตัวแบบที่มี Adjusted R-Square สูงสุด

ในปัญหานี้ Independent Variable บางตัวเป็น Categorical Data เช่น กลุ่มแพทย์ที่ใช้ยา แผนกที่มีการใช้ยา เป็นต้น ดังนั้นจึงได้มีการกำหนด Dummy Variable เข้ามาใช้ในตัวแบบ Regression

2.2 การพยากรณ์ข้อมูลประเภท Time series

2.2.1 [2] State space model for exponential smoothing Model (ETS) เป็นตัวแบบการพยากรณ์แบบซึ่งพิจารณา 3 parameter ของชุดข้อมูล ได้แก่ Error, Trend และ Seasonal

2.2.2 Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) อาศัยข้อมูลในอดีตเพื่อกำหนดรูปแบบของข้อมูลและพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต แบบจำลอง ARIMA ประกอบด้วย 3 ส่วน Autoregressive process, Integrated และ Moving average process

2.2.3 Neural Network Autoregression (NNAR) โครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วย 5 องค์ประกอบ ดังนี้ คือ ข้อมูลอินพุต (input), ข้อมูลเอาต์พุต (output), ค่า

น้ำหนัก (weights), ฟังก์ชันผลรวม (Summation function) และฟังก์ชันการแปลง (transfer function)

2.3 การวางแผนนโยบายการสั่งซื้อแบบ Periodic Review

[3] นโยบายการจัดการคลังสินค้าแบบ Periodic Review เป็นนโยบายที่มีการสั่งซื้อสินค้าตามรอบการสั่งซื้อ (Review Period) ซึ่งแต่ละรอบการสั่งซื้ออาจมีปริมาณการสั่งซื้อไม่เท่ากัน โดยปกติมักจะกำหนดปริมาณการสั่งซื้อจาก Maximum Level หรือ Order-up-to level (OUTL) ปริมาณการสั่งซื้อในแต่ละครั้ง คำนวณได้จาก

$$Q = (OUTL - IP)^+ \quad (1)$$

โดยที่ IP แทนระดับสินค้าคงคลัง (Inventory Position). เครื่องหมาย $(x)^+ = \max(x, 0)$ แทน Positive Part ของ x .

ในบางครั้งนโยบายการจัดการคลังสินค้าแบบ Periodic Review อาจจะถูกกำหนดค่า Re-order point (ROP) ซึ่งคำนวณได้จาก

$$ROP = SS + \bar{D}_L \quad (2)$$

โดยที่ SS แทน Safety stock และ \bar{D}_L แทนค่าเฉลี่ยของปริมาณความต้องการในช่วงเวลานำ (Lead Time) โดยสมการ (2) มีข้อกำหนด (Assumption) คือให้ปริมาณความต้องการเป็น Normal Distribution

2.4 การกำหนดนโยบายการสั่งซื้อสำหรับสินค้าที่การกระจายตัวของความต้องการไม่ได้อยู่ในรูปแบบ Normal Distribution

เนื่องจากสูตรในการคำนวณหานโยบายจัดการคลังสินค้าเป็นการคำนวณบนพื้นฐานของการกระจายตัวของความต้องการสินค้าในรูปแบบ Normal Distribution ดังนั้นหากความต้องการของสินค้าไม่ได้มีการกระจายตัวแบบ Normal Distribution อาจส่งผลให้นโยบายการจัดการคลังสินค้าไม่สามารถตอบสนองตามเป้าหมายค่าระดับการให้บริการที่ตั้งไว้ได้

ดังนั้นหากตรวจสอบความต้องการของสินค้าแล้วพบว่าไม่ได้มีการกระจายตัวแบบ Normal Distribution

อาจใช้เทคนิคการจำลองความต้องการของสินค้าให้สอดคล้องกับรูปแบบการกระจายตัวของความต้องการสินค้า จากนั้นใช้ Excel Solver มาช่วยคำนวณหานโยบายการจัดการที่เหมาะสมเพื่อให้ได้ค่าระดับการให้บริการตามที่ต้องการ

2.5 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาวิจัยวิธีการพยากรณ์ความต้องการยาในโรงพยาบาล เช่น [4] ได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการยาโดยใช้เทคนิคการพยากรณ์ดังนี้ คือ Naive Method, Moving Average, Exponential Smoothing, Holt's และ Holt-Winters' ซึ่งผลการศึกษาพบว่ามียาพยากรณ์ได้แม่นยำร้อยละ 60 ของตัวยาทั้งหมดที่ศึกษาและพบว่ามียาพยากรณ์นอกหลายอย่างมีผลต่อความต้องการยา นอกจากนี้ [5] ยังได้ศึกษาการพยากรณ์ความต้องการยาโดยวิธี Neural Network Autoregression พบว่าการพยากรณ์รายวันมีความแม่นยำกว่าการพยากรณ์รายเดือน

การศึกษาวิจัยเกี่ยวกับนโยบายการจัดการคลังยาในโรงพยาบาลเพื่อช่วยลดค่าใช้จ่าย เช่น [6] ใช้นโยบายการจัดการคลังสินค้าแบบ (s,Q) พบว่าสามารถช่วยลดค่าใช้จ่ายการจัดการคลังสินค้าได้ 21.23% และ [7] ได้มีการศึกษานโยบายการจัดการคลังสินค้าที่เหมาะสม พบว่านโยบาย (s,Q) สามารถลดค่าใช้จ่ายรวมได้มากกว่า นโยบาย (s,S)

งานวิจัยนี้แตกต่างจากงานวิจัยข้างต้น เน้นการพยากรณ์ความต้องการยารายการใหม่ มีการใช้ตัวแบบ Proposed Regression Method ซึ่งทำให้ทราบความสัมพันธ์ระหว่างความต้องการยากับปัจจัยต่างๆ เป็นสมการถดถอย (Regression equation) สมการดังกล่าวนี้สามารถนำมาใช้พยากรณ์ปริมาณความต้องการที่ไม่มีข้อมูลในอดีต และสร้างนโยบายสินค้าคงคลังจากสามตัวแบบที่แตกต่างกัน ซึ่งจะอธิบายในหัวข้อ 3

3. วิธีการศึกษาวิจัย

ขั้นตอนที่ 1 จัดการข้อมูล โดยข้อมูลส่วนที่ 1 สำหรับการพยากรณ์ เก็บข้อมูลความต้องการยาเป็นรายเดือน และปัจจัยที่คาดว่าจะส่งผลต่อความต้องการยา

รายการใหม่ ได้แก่ ราคาขาย กลุ่มแพทย์ที่สั่งใช้ยา แผนกที่มีการใช้ยา การจัดประเภทกลุ่มยาในโรงพยาบาลและบริษัทผู้จำหน่าย พร้อมทั้งจัดการข้อมูลให้อยู่ในตาราง Excel ในรูปแบบที่นำมาวิเคราะห์ต่อได้

ข้อมูลส่วนที่ 2 สำหรับการสร้างและจำลองนโยบายเก็บข้อมูลค่าใช้จ่ายจริงที่เกิดขึ้นในกระบวนการจัดการคลังสินค้า, ข้อมูล Lead Time ของแต่ละบริษัทผู้จำหน่าย และรายละเอียดของยาแต่ละรายการซึ่งได้แก่ ราคาทุนต่อหน่วย, ขนาดบรรจุภัณฑ์, ความต้องการรายวัน, จำนวนครั้งในการสั่งซื้อของช่วงเวลาที่น่าสนใจ และจำนวนสินค้าคงเหลือในช่วงเวลาที่น่าสนใจ

ขั้นตอนที่ 2 สร้างสมการ Regression นำข้อมูลรูปแบบ Excel จากขั้นตอนที่ 1 import เข้าโปรแกรม R studio โดยเลือกเฉพาะรายการยาที่มีการใช้ในโรงพยาบาลทั้งยา Generic และยา Original มาตั้งแต่ เดือนเมษายน 2561 จำนวน 102 ตัวยาหรือ 51 คู่ สร้างเป็นสมการ Regression ได้ดังนี้

$$y = \beta_0 + \beta_1 p + \beta_2 m + \beta_3 d_1 + \beta_4 c_1 + \beta_5 c_2 + \beta_6 c_3 + \beta_7 c_4 + \beta_8 g_1 + \beta_9 g_2 + \beta_{10} g_3 + \beta_{11} g_4 + \beta_{12} g_5 + \beta_{13} v_1 + \beta_{14} v_2 + \beta_{15} v_3 + \beta_{16} v_4 + \beta_{17} (p g_1) + \beta_{18} (p g_2) + \beta_{19} (p g_3) + \beta_{20} (p g_4) + \beta_{21} (p g_5) \quad (3)$$

โดยที่ y คือ % ส่วนแบ่งตลาดของของยา Generic ซึ่งคำนวณจาก ความต้องการยา Generic/(ความต้องการรวมของยา Generic และ Original)

β_i คือ ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย

p คือ ราคาขายยา Generic

m คือ สัดส่วนราคาขายยา Original / ราคาขาย

Generic

d_i คือ กลุ่มแพทย์ที่สั่งใช้ยา; $i = 0,1$ โดยที่

กลุ่มแพทย์	d_0	d_1
แพทย์กลุ่ม 1	0	0
แพทย์กลุ่ม 2	0	1

c_i คือ แผนกที่มีการใช้ยา; $i = 0,1,2,\dots,4$

แผนก	c_0	c_1	c_2	c_3	c_4
อายุรกรรม	0	0	0	0	0
สูติ	0	1	0	0	0
หูคอจมูก	0	0	1	0	0
กระดูก	0	0	0	1	0
ผิวหนัง	0	0	0	0	1

g_i คือ การจัดประเภทกลุ่มยาในโรงพยาบาล; $i = 0,1,2,\dots,5$

กลุ่มยา	g_0	g_1	g_2	g_3	g_4	g_5
ความดัน	0	0	0	0	0	0
ไอ	0	1	0	0	0	0
ประสาท	0	0	1	0	0	0
ฆ่าเชื้อ	0	0	0	1	0	0
ต่อมไร้ท่อ	0	0	0	0	1	0
แก้แพ้	0	0	0	0	0	1

v_i คือ บริษัทผู้จำหน่าย; $i = 0,1,2,3,4$

บริษัท	v_0	v_1	v_2	v_3	v_4
อื่นๆ	0	0	0	0	0
A	0	1	0	0	0
B	0	0	1	0	0
C	0	0	0	1	0
D	0	0	0	0	1

สังเกตว่าในสมการ (3) มี Interaction Term ระหว่างราคาขายยา และประเภทกลุ่มยาในโรงพยาบาลด้วย ซึ่งคือ 5 พจน์สุดท้าย

ขั้นตอนที่ 3 พยากรณ์ความต้องการยา ส่วนที่ 1 เป็นยา Original 10 รายการ โดยนำข้อมูลความต้องการรายเดือนในอดีตรูปแบบไฟล์ Excel import เข้าโปรแกรม R studio และพยากรณ์ความต้องการในอีก 6 เดือนข้างหน้า โดยเดือนที่ 1 เริ่มพยากรณ์คือเดือนที่เริ่มมียา Generic เข้ามาในโรงพยาบาลเป็นเดือนแรก ใช้วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับการมีชุดข้อมูลในอดีตอ้างอิงจาก 2.2 และวิธี Proposed Regression Method รวมทั้งหมดเป็น 4 วิธี

1) พยากรณ์ด้วยวิธี State space model for exponential smoothing Model (ETS) ใช้โปรแกรม R studio ด้วยคำสั่งดังรูปที่ 1

```
dta <- ts(d$name, start = c(yyyy1,m1),end = c(yyyy2,m2),
         frequency = 12)
dta
dtfe <- forecast(dta, h=6)
summary(dtfe)
```

รูปที่ 1 คำสั่งการพยากรณ์ด้วยวิธี ETS ใน R studio

โดยที่ d คือ ชื่อไฟล์ที่ import เข้าโปรแกรม R studio

name คือ ชื่อยาเป็นภาษาอังกฤษตามชื่อคอลัมน์ในไฟล์ Excel

yyyy1, m1 คือ ปี ค.ศ. และเดือน เริ่มต้นของข้อมูลในไฟล์ Excel

yyyy2, m2 คือ ปี ค.ศ. และเดือน สิ้นสุดของข้อมูลในไฟล์ Excel

2) พยากรณ์ด้วยวิธี Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) ใช้โปรแกรม R studio ด้วยคำสั่งดังรูปที่ 2

```
fit <- auto.arima(dta)
forecast(fit, h=6)
accuracy(fit)
```

รูปที่ 2 คำสั่งการพยากรณ์ด้วยวิธี ARIMA ใน R studio

3) พยากรณ์ด้วยวิธี Neural Network Autoregression (NNAR) ด้วยคำสั่งดังรูปที่ 3

```
fitNN <- nnetar(dta, lambda=0)
dtfn <- forecast(fitNN, PI=TRUE, level=c(0.95, 0.99), h=6)
summary(dtfn)
```

รูปที่ 3 คำสั่งการพยากรณ์ด้วยวิธี NNAR ใน R studio

4) พยากรณ์ด้วยวิธี Proposed Regression Method โดยการนำค่า% ส่วนแบ่งของยา Original ที่คำนวณได้จากสมการ Regression มาคูณกับค่าพยากรณ์จากวิธี ETS ซึ่งเป็นค่าความต้องการในแต่ละเดือน

ส่วนที่ 2 เป็นยา Generic 10 รายการ พยากรณ์ด้วยวิธี Proposed Regression Method โดยการนำค่า% ส่วน

แบ่งของยา Generic ที่คำนวณได้จากสมการ Regression มาคูณกับค่าพยากรณ์ยา Original จากวิธี ETS ในแต่ละเดือน

ขั้นตอนที่ 4 สร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า

โดยมี 3 ตัวแบบ

ตัวแบบ 1 สร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า แบบ Periodic Review โดยคำนวณค่า Minimum Level และ Maximum Level โดยกำหนด Cycle service level (α) = 0.99 จากนั้นคำนวณค่า safety factor (z)

$$z = \Phi^{-1}(\alpha) \quad (4)$$

คำนวณค่า s fety stock (SS.)

$$SS. = z\sqrt{(R + E[L])\sigma^2 + var(L)\mu^2} \quad (5)$$

โดยที่ R คือ Review Period

μ คือ ค่าเฉลี่ยของความต้องการในหนึ่งวัน

σ คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของความต้องการในหนึ่งวัน (มีค่าเท่ากับ RMSE ที่ได้จากการพยากรณ์)

E(L) คือ ค่าเฉลี่ยของ Lead Time

Var(L) คือ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Lead Time

คำนวณ Minimum Level หรือ ROP

$$ROP = SS. + (E(L)) \mu \quad (6)$$

คำนวณ Maximum Level หรือ OUTL

$$OUTL = SS. + (R + E(L)) \mu \quad (7)$$

ตัวแบบ 2 การคำนวณเหมือนกัน ตัวแบบ 1 ต่างกันเพียงการคำนวณวิธีการคำนวณ Minimum Level และ Maximum Level ดังนี้

คำนวณ Minimum Level หรือ ROP

$$ROP = SS + (E(L) + \sqrt{Var(L)}\Phi^{-1}(0.99)) \mu \quad (8)$$

คำนวณ Maximum Level หรือ OUTL

$$OUTL = SS + (R + E(L) + \sqrt{Var(L)}\Phi^{-1}(0.99))\mu \quad (9)$$

สังเกตว่าใน (8) และ (9) จะใช้ 99th percentile ของ Lead time แทนที่จะใช้ 50th percentile เนื่องจากตัวแบบ 2 ต้องการเพิ่ม Maximum Level และ Minimum Level เพื่อลดโอกาสสินค้าขาดมือ

ตัวแบบ 3 ตรวจสอบรูปแบบการกระจายตัวของยา โดยนำข้อมูลความต้องการรายวันในอดีตจัดรูปแบบไฟล์ Excel import ในโปรแกรม R studio จากนั้นใช้คำสั่งดังรูปที่ 4


```
summary(d0)
hist(d0$name)
sel <- d0$name > 0
d1 <- d0$name[sel]
head(d1)
summary(d1)
hist(d1)
hist(log(d1))

library(fitdistrplus)

fg <- fitdistr(d1, "gamma")
fw <- fitdistr(d1, "weibull")
fln <- fitdistr(d1, "lnorm")
fn <- fitdistr(d1, "norm")
plot.legend <- c("weibull", "lognormal", "gamma", "normal")
denscomp1<list(fw, fln, fg, fn), legendtext = plot.legend)
summary(fw)
summary(fg)
summary(fln)
```

รูปที่ 4 คำสั่งตรวจสอบการกระจายตัวใน R studio

โดยที่ d0 คือ ชื่อไฟล์ที่ import เข้าโปรแกรม R studio

name คือ ชื่อตามชื่อคอลัมน์ในไฟล์ Excel

เลือกรูปแบบการกระจายตัวของความต้องการยาที่เหมาะสมโดยพิจารณาจากค่า p-value และ เกณฑ์ข้อสนเทศของอาไคเคะ (Akaike's Information Criterion: AIC) จากนั้นนำข้อมูลการกระจายตัวของยามาสร้างแบบจำลองในโปรแกรม Excel โดยจำลองปริมาณความต้องการยาและจำลอง Lead Time จากนั้นใช้ Excel Solver ช่วยคำนวณค่า Maximum Level หรือ OUTL และ Minimum Level หรือ ROP ที่เหมาะสม ในขั้นตอนนี้มีตัวแปรสุ่มสองกลุ่ม ได้แก่ ปริมาณความต้องการซึ่งมีการแจกแจงดังรูปที่ 4 และ Lead Time ไม่แน่นอนโดยมีการแจกแจงเชิงประจักษ์ (Empirical Distribution) จากข้อมูลในอดีตดังรูปที่ 6 เนื่องจากมีทั้งปริมาณความต้องการที่ไม่แน่นอนและ Lead Time ที่ไม่แน่นอน ส่งผลให้ยากที่จะระบุการแจกแจงของปริมาณความต้องการในช่วง Lead Time จึงต้องทำการจำลองเพื่อหาค่าพารามิเตอร์ของนโยบายสินค้าคงคลังให้ได้ค่าระดับการให้บริการที่ต้องการ

การหา Maximum Level หรือ OUTL ดังรูปที่ 6

1) สร้างแบบจำลองสำหรับความต้องการในช่วง Lead Time และ Review Period

(1) จำลองความต้องการยาในแต่ละวันจากข้อมูลรายละเอียดการกระจายตัวจากโปรแกรม R studio (โดยหากเป็นตัวยา Generic ให้นำค่า Demand จากตัวแบบการจำลองนี้คูณกับ % ส่วนแบ่งของยา Generic ที่คำนวณได้จากสมการ Regression ในขั้นตอนที่ 2

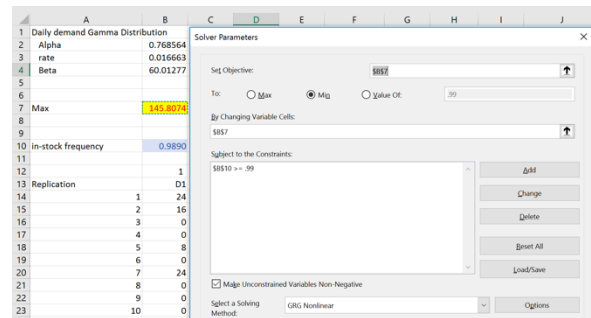
(2) จำลอง Lead Time จากข้อมูลการส่งสินค้าย้อนหลังของบริษัทผู้จำหน่าย

(3) กำหนดให้ Review Period คือ 1 วัน

(4) D in R+L คือผลรวมของความต้องการที่เกิดขึ้นในช่วง Lead Time และ Review จากการจำลองความต้องการและการจำลอง Lead Time

(5) in-stock ind คือโอกาสที่มีสินค้าเพียงพอต่อความต้องการ โดยมีค่าเท่ากับ 1 เมื่อมีสินค้าเพียงพอ และมีค่าเท่ากับ 0 เมื่อสินค้าไม่เพียงพอ

(6) in-stock frequency คือ โอกาสที่มีสินค้าเพียงพอต่อความต้องการในแต่ละรอบการสั่งซื้อหรือค่าระดับการให้บริการ (CSL) จากผลการจำลอง 1,000 รอบการสั่งซื้อ 2) ใช้ Excel Solver หาค่า Maximum Level ดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 Excel Solver สำหรับการหาค่า Maximum Level แบบจำลอง ตัวแบบ 3

(1) Objective คือ min ของค่า Maximum Level หรือ OUTL

(2) Changing Variable คือ ค่า Maximum Level

(3) Constrain คือ ค่า in-stock frequency หรือค่าระดับการให้บริการ (CSL) มากกว่า 0.99

(4) เลือก Solving Method เป็น GRG Nonlinear

การหา Minimum Level หรือ ROP ใช้วิธีการเหมือนกับการหาค่า Maximum Level ต่างกันเพียงเปลี่ยนข้อมูลในคอลัมน์ D in R+L เป็น D in L หรือผลรวมของความต้องการที่เกิดขึ้นในช่วง Lead Time จากการจำลองความต้องการและการจำลอง Lead Time

ตารางที่ 1 สรุปวิธีการวิจัยขั้นตอนที่ 3 และ 4

ประเภทของยา	วิธีการพยากรณ์	ตัวแบบสำหรับสร้างนโยบายคลังสินค้า
ยา Original (มีข้อมูลในอดีต)	State space model for exponential smoothing Model (ETS)	ตัวแบบ 1
		ตัวแบบ 2
	Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)	ตัวแบบ 1
		ตัวแบบ 2
	Neural Network Autoregression (NNAR)	ตัวแบบ 1
		ตัวแบบ 2
	Proposed Regression Method	ตัวแบบ 1
ตัวแบบ 2		
ตัวแบบ 3		
ยา Generic (ไม่มีข้อมูลในอดีต)	Proposed Regression Method	ตัวแบบ 1
		ตัวแบบ 2
	ตัวแบบ 3	

ขั้นตอนที่ 5 ทดลองนโยบายการจัดการคลังสินค้ากับข้อมูลความต้องการจริง นำค่า Minimum Level และ Maximum Level ที่คำนวณได้จาก ตัวแบบทั้ง 3 มากำหนดนโยบายการจัดการคลังเปรียบเทียบกับข้อมูลความต้องการรายวันที่เกิดขึ้นจริงในระยะเวลา 6 เดือน และข้อมูล Lead Time ของบริษัทผู้จำหน่าย ดังรูปที่ 7 เพื่อประเมิน

ค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าและค่าระดับการให้บริการที่เกิดขึ้น

ขั้นตอนที่ 6 เลือกวิธีที่เหมาะสมในการสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า หากเป็นยา Original จะมีการพิจารณาทั้งรูปแบบการพยากรณ์และตัวแบบ ส่วนยา Generic จะมีการพิจารณาเฉพาะตัวแบบที่เหมาะสมเท่านั้น โดยพิจารณาจาก 2 ปัจจัย คือ ร้อยละค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าที่ประหยัดลงได้เมื่อเทียบกับนโยบายเดิม (% SAVE) และ ค่าระดับการให้บริการโดยพิจารณาจากค่า p-value ของตัวแปรในสมการ Regression

(1) พิจารณาจากร้อยละค่าใช้จ่ายที่ประหยัดลงได้

$$y = \beta_0 + \beta_1 a_2 + \beta_2 a_3 + \beta_3 b_2 + \beta_4 b_3 + \beta_5 b_4 + \beta_6 b_5 \quad (10)$$

โดยที่ y คือ %SAVE ของแต่ละนโยบาย

a_i คือ ตัวแบบ; i = 1,2,3

b_i คือ รูปแบบการพยากรณ์ที่ใช้; i = 1,2,3,4,5

(2) พิจารณาจากค่าระดับการให้บริการ

$$y = \beta_0 + \beta_1 a_2 + \beta_2 a_3 + \beta_3 b_2 + \beta_4 b_3 + \beta_5 b_4 + \beta_6 b_5 \quad (11)$$

โดยที่ y คือ ค่าระดับการให้บริการ (CSL) ของแต่ละนโยบาย

a_i คือ ตัวแบบ; i = 1,2,3

b_i คือ รูปแบบการพยากรณ์ที่ใช้; i = 1,2,3,4,5

ขั้นตอนที่ 7 เปรียบเทียบนโยบายปัจจุบันกับนโยบายใหม่ เปรียบเทียบค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าจากต้นทุนการถือครองสินค้าคงคลัง (Inventory Holding cost) และต้นทุนในการติดตั้ง (Set-up cost) และต้นทุนการขาดสินค้าคงคลัง (Shortage cost) โดยเทียบค่าใช้จ่ายที่ได้จากนโยบายการจัดการคลังสินค้าแบบเดิมกับค่าใช้จ่ายจากนโยบายการจัดการคลังสินค้าแบบใหม่

$$\hat{y} = 0.4185 - 0.0067p + 0.0629m + 0.5066d_1 + 0.6523c_1 + 0.3779c_2 + 0.4343c_3 + 0.3111c_4 - 0.3618g_1 - 0.3590g_2 - 0.3424g_3 - 0.3173g_4 + 0.0159g_5 + 0.0944v_1 - 0.1818v_2 + 0.0144v_3 + 0.0071v_4 + 0.0059(pg_1) + 0.0019(pg_2) + 0.0069(pg_3) + 0.0083(pg_4) - 0.0106(pg_5) \quad (12)$$

4.2 ผลการเลือกวิธีที่เหมาะสมในการสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า

```
lm(formula = dor$persave ~ factor(dor$Model) + factor(dor$Forecast),
  data = dor)
Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.8258 -0.0384  0.0985  0.1888  0.6450
Coefficients: (1 not defined because of singularities)
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.48538    0.15773     3.077  0.00282 **
factor(dor$Model)2 -0.08442    0.14107    -0.598  0.55117
factor(dor$Model)3 -0.06582    0.25432    -0.259  0.79643
factor(dor$Forecast)2 -0.03469    0.19951    -0.174  0.86240
factor(dor$Forecast)3 -0.04216    0.19951    -0.211  0.83317
factor(dor$Forecast)4 -0.49217    0.19951   -2.467  0.01566 *
factor(dor$Forecast)5      NA         NA         NA         NA
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 8 ค่า p-value ของตัวแปรในสมการ %SAVE ของยา Original

```
lm(formula = dor$CSL ~ factor(dor$Model) + factor(dor$Forecast),
  data = dor)
Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.210706  0.009782  0.017000  0.025775  0.059294
Coefficients: (1 not defined because of singularities)
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.94071    0.01525    61.701 <2e-16 ***
factor(dor$Model)2  0.01013    0.01364     0.743  0.4596
factor(dor$Model)3  0.04484    0.02458     1.824  0.0717 .
factor(dor$Forecast)2  0.03196    0.01929     1.657  0.1012
factor(dor$Forecast)3  0.03211    0.01929     1.665  0.0996 .
factor(dor$Forecast)4  0.03819    0.01929     1.980  0.0509 .
factor(dor$Forecast)5      NA         NA         NA         NA
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 9 ค่า p-value ของตัวแปรในสมการค่าระดับการให้บริการ (CSL) ของยา Original

จากรูป 8-9 พิจารณาค่า p-value จากสมการ Regression ของตัวยา Original พบว่าตัวแบบ 3 เป็นตัวแบบที่เหมาะสมเนื่องจากให้ค่าระดับการให้บริการ (CSL) สูงอย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.1) นอกจากนี้รูปแบบการพยากรณ์แบบที่ 3 คือ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) เป็นรูปแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมเนื่องจากให้ค่าระดับการให้บริการ (CSL) สูงอย่างมีนัยสำคัญ

(p-value < 0.1) ส่วนรูปแบบการพยากรณ์แบบที่ 4 คือ Neural Network Autoregression (NNAR) ไม่เหมาะสมเนื่องจากให้ค่า %SAVE น้อยกว่ารูปแบบการพยากรณ์อื่นอย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.05)

ดังนั้นการวางแผนนโยบายการจัดการคลังสินค้าสำหรับยา Original วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสมคือ Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) โดยตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า คือ ตัวแบบ 1, ตัวแบบ 2 และ ตัวแบบ 3

```
lm(formula = dg$persave ~ factor(dg$Model), data = dg)
Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.6133 -0.1567  0.1069  0.1703  0.3007
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.513643    0.078932     6.507 5.62e-07 ***
factor(dg$Model)2 -0.014367    0.111626    -0.129  0.899
factor(dg$Model)3  0.002173    0.111626     0.019  0.985
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 10 ค่า p-value ของตัวแปรในสมการ %SAVE ของยา Generic

```
lm(formula = dg$CSL ~ factor(dg$Model), data = dg)
Residuals:
  Min       1Q   Median       3Q      Max
-0.301775 -0.004321  0.014826  0.022973  0.102435
Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)    0.97678    0.02662    36.690 <2e-16 ***
factor(dg$Model)2  0.00689    0.03765     0.183  0.8562
factor(dg$Model)3 -0.07922    0.03765    -2.104  0.0448 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

รูปที่ 11 ค่า p-value ของตัวแปรในสมการค่าระดับการให้บริการ (CSL) ของยา Generic

จากรูป 10-11 พิจารณาค่า p-value จากสมการ Regression ของตัวยา Generic ตัวแบบ 3 ไม่เหมาะสมเนื่องจากให้ค่า CSL น้อยกว่าตัวแบบอื่นอย่างมีนัยสำคัญ (p-value < 0.05) ในขณะที่ผลของ %SAVE ไม่ได้แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ

ดังนั้นการวางแผนนโยบายการจัดการคลังสินค้าสำหรับยา Generic เนื่องจากเป็นรายการยาเข้าใหม่ ไม่มีข้อมูลในอดีตจึงมีวิธีการพยากรณ์แบบเดียวคือ Proposed Regression Method โดยตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้า คือ ตัวแบบ 1 และ ตัวแบบ 2

4.3 ผลการกำหนดนโยบายการจัดการคลังสินค้าเปรียบเทียบกับความต้องการรายวันที่เกิดขึ้นจริง

ตารางที่ 2 %SAVE และค่าระดับการให้บริการ (CSL) ของนโยบายที่เหมาะสมสำหรับยา Generic

code SAP	%SAVE	New CSL	Model
PHCC0127	67%	0.99	2
PHEN0022	74%	1.00	1
PHTT1183	45%	0.99	2
PHTT0767	63%	1.00	1
PHTT1123	33%	1.00	1
PHTT1124	68%	1.00	2
PHTT0031	60%	1.00	2
PHTT1046	68%	1.00	1

ตารางที่ 3 %SAVE และค่าระดับการให้บริการ (CSL) ของนโยบายที่เหมาะสมสำหรับยา Original

code SAP	%SAVE	New CSL	Model	Forecast
PHCC0071	48%	1.00	3	
PHEN0012	68%	1.00	3	
PHTT0235	63%	0.99	1	3
PHTT0374	58%	1.00	1	3
PHTT0499	62%	0.99	2	3
PHTT0526	31%	1.00	2	3
PHTT0714	37%	1.00	1	3
PHTT0762	16%	1.00	3	
PHTT0867	41%	0.99	1	3

5. สรุปผล

5.1 อภิปรายผลการศึกษา

จากการวิเคราะห์เพื่อหานโยบายการจัดการคลังสินค้าที่เหมาะสมกับยารายการใหม่ซึ่งไม่มีข้อมูลในอดีตและยารายการเดิมซึ่งคาดว่าความต้องการจะได้รับผลกระทบจากการนำเข้ายารายการใหม่ พบว่า

ยารายการใหม่ หรือยา Generic เมื่อใช้การพยากรณ์ความต้องการด้วยวิธี Proposed Regression Method และ

ใช้ตัวแบบ 1 และตัวแบบ 2 พบว่า มียา 8 รายการที่ได้ค่าค่าระดับการให้บริการ มากกว่า 0.99 โดยเมื่อทดลองนโยบายสำหรับยาทั้ง 8 รายการนี้กับข้อมูลความต้องการรายวันที่เกิดขึ้นจริงพบว่า ในระยะเวลา 6 เดือนสามารถลดค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าลงได้เฉลี่ย 60% เมื่อเทียบกับการจัดการคลังสินค้าแบบเดิม รายละเอียดดังตารางที่ 2

ยารายการเดิมซึ่งคาดว่าจะได้รับผลกระทบ หรือยา Original เมื่อใช้การพยากรณ์ความต้องการด้วยวิธี Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) และใช้ตัวแบบ 1, ตัวแบบ 2 และ ตัวแบบ 3 พบว่า มียา 9 รายการที่ได้ค่าระดับการให้บริการมากกว่า 0.99 โดยเมื่อทดลองนโยบายสำหรับยาทั้ง 9 รายการนี้กับข้อมูลความต้องการรายวันที่เกิดขึ้นจริงพบว่า ในระยะเวลา 6 เดือนสามารถลดค่าใช้จ่ายในการจัดการคลังสินค้าลงได้เฉลี่ย 47% เมื่อเทียบกับการจัดการคลังสินค้าแบบเดิมรายละเอียดดังตารางที่ 3

5.2 ข้อเสนอแนะเพิ่มเติม

งานวิจัยนี้สามารถนำไปใช้เป็นแนวทางในการวางแผนนโยบายการจัดการคลังสินค้าสำหรับยารายการใหม่ในโรงพยาบาลเฉพาะยา Generic เท่านั้น ซึ่งจำเป็นต้องใช้ข้อมูลความต้องการของยา Original ตัวยาเดียวกันที่มีอยู่เดิมในโรงพยาบาลมาประกอบ หากมีข้อมูลมากกว่านี้ทางผู้วิจัยเสนอให้หาปัจจัยที่มีส่วนเกี่ยวข้องกับความต้องการยา Original เพื่อนำมาประกอบการพยากรณ์ความต้องการยา Original ซึ่งเป็นรายการยาใหม่ ตัวยาใหม่ของโรงพยาบาล

สำหรับนโยบายการจัดการสินค้าของยาบางรายการที่ค่าระดับการให้บริการน้อยกว่า 0.99 ควรมีนโยบายการจัดการเพิ่มเติม เช่น การติดตามข้อมูลวันนัดคนไข้ร่วมด้วยเพื่อช่วยเตรียมยาล่วงหน้าก่อนถึงวันนัด และขั้นตอนการขอ ยืมยาระหว่างโรงพยาบาลในเครือหรือโรงพยาบาลข้างเคียง

งานวิจัยนี้ได้ทดลองสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้าสำหรับยาทั้งหมดเพียง 20 รายการ จากยารายการยาทั้งหมดในโรงพยาบาลประมาณ 2,000 รายการ ในการปฏิบัติงานจริงควรทดลองสร้างนโยบายการจัดการคลังสินค้าของยาทุกรายการเพื่อหานโยบายในการจัดการที่เหมาะสมที่สุดเพื่อช่วยลดค่าใช้จ่ายการจัดการคลังสินค้าได้มากขึ้น

6. กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดีเนื่องมาจากผู้เขียนได้รับความช่วยเหลือจากอาจารย์สาขาการจัดการสาขาโลจิสติกส์คณะสถิติประยุกต์ สถาบันบัณฑิตพัฒนบริหารศาสตร์ ที่ให้ข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์ทำให้บทความนี้ถูกต้องสมบูรณ์มากยิ่งขึ้น และขอขอบคุณโรงพยาบาลกรณีศึกษาที่ได้อนุมัติเห็นชอบ ให้ข้อมูลอันเป็นประโยชน์ในการจัดทำงานวิจัย

7. เอกสารอ้างอิง

- [1] J. E. Hanke and D. W. Wichern, Business Forecasting, 8th ed., New Jersey: Pearson Education, Inc, 2005.
- [2] R. J. Hyndman, and G. Athanasopoulos, "OText," [Online]. Available: <http://otexts.com/fpp2>. [Accessed 1 March 2021].
- [3] M. A. Waller and T. L. Esper, The Definitive Guide to Inventory Management: Principles and Strategies for the Efficient Flow of Inventory across the Supply Chain. Council of Supply Chain Management Professionals (CSCMP), Upper Saddle River, 2014.
- [4] อนุพงษ์ พึ่งศักดิ์, "ความถูกต้องและประสิทธิผลของการพยากรณ์อุปสงค์สำหรับการบริหารคลังยา," เกสซ์ ศาสตร์มหาบัณฑิต, สาขาวิชาการจัดการทางเภสัชกรรม, มหาวิทยาลัยศิลปากร, นครปฐม, 2558.
- [5] พนิดา ยืนยงสวัสดิ์ และพยุ่ง มีสัจ, "การพยากรณ์ปริมาณการใช้ยาในโรงพยาบาลโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม," *วารสารเทคโนโลยีสารสนเทศ*, ปีที่ 2, ฉบับที่ 3, น. 19-27, 2549.
- [6] จันทร์เพ็ญ อนุรัตน์นนท์, ประจวบ กล่อมจิตร, พัทธิธราพรหมทอง และจรูญ เลขกุล, "การจัดตารางการสั่งซื้อยาในโรงพยาบาลรัฐ กรณีศึกษาโรงพยาบาลสิรินธร," *วารสารข่าวงานวิศวกรรมอุตสาหกรรมไทย*, ปีที่ 6, ฉบับที่ 2, น. 8-19, 2563.

[7] ลดาวิ คุณอมรเลิศ, "การพัฒนาต้นแบบการจัดการคลังยาที่เหมาะสมสำหรับระดับการให้บริการของโรงพยาบาล," วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต, สาขาวิชาวิศวกรรมอุตสาหกรรม, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี, นครราชสีมา, 2562.