

การจำลองเปรียบเทียบการสำรองยาโรคมะเร็งโดยคลังยา ด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขายผ่านการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ ตัดสินใจในสถาบันมะเร็งแห่งชาติ

ลลิดา มั่นในสัจจธรรม ภ.บ.

กลุ่มงานเภสัชกรรม สถาบันมะเร็งแห่งชาติ แขวงทุ่งพญาไท เขตราชเทวี กรุงเทพมหานคร 10400

Abstract: Simulation of Oncology Drugs Inventory Controls by Drug Inventory Department using Vendor Managed Inventory through Decision Trees Classification in National Cancer Institute of Thailand

Lalida Mannaisatjatham, B.Pharm

Pharmacy department, National Cancer Institute of Thailand, Khwang Thung Phyathai,
Khet Ratcha Thewi, Bangkok 10400

(E-mail: nci_pharmacy@hotmail.com)

(Received: November 19, 2019; Revised: December 17, 2020; Accepted: October 26, 2021)

Background: Vendor Managed Inventory (VMI) is one of many methods used in inventory management. Its concept is to allow the vendor be able to access inventory data including product tracking in the customer's inventory. It also lets the vendor manage customer's inventory by filling products to customer's inventory instead of using the usual purchase orders. Its goal is to reduce the potential of product reservation that might exceed the amount that is required. Today is the age of technology. Machine learning is a branch of artificial intelligence that is developed by learning patterns. It makes computer able to self-learn from data samples. It utilizes algorithm that creates model, predicts outcome, and helps decision making. It works out of order sequence unlike ordinary programs do, which is why it is widely used in several fields nowadays. It is a challenge to study and apply VMI system for hospitals. It will let the drug inventory department manage the medicine reservation to improve and optimize the process for the service department, and will make the medicine reservation process more efficient. **Objective:** To simulate cancer medicine reservation situation by drug inventory department using Vendor Managed Inventory (VMI) via decision trees classification comparing with the real situation in medicine subinventory in order to have enough quantity for services and reduce value of medicine reservation. **Method:** Since the characteristics of the demand for medicine usage were different, there could not be only one policy for medicine reservation. The study of oncology drug usage in National Cancer Institute has been using machine learning to analyze through decision trees classification, and simulate such situations and had come up with many beneficial results. **Result:** It reduced the average inventory value by 788,328.53 baht per day, which is 13.25%. It also reduces average days of stock from 18.04 days down to 15.84 days with 99.96% service rate. It even reduced the number of times for medicine reservation 72.73%. **Conclusion:** Vendor Managed Inventory (VMI) with an appropriate model from medicine demand usage classification using machine learning through information classification of a decision tree could reduce average inventory value, average days of stock, and quantity of medicine reservation by maintaining the same service rate. It had found the medicine reservation shortage 0.04%. The main reason for that was because the major changes in the characteristics of the medicine usage. In case of targeted therapy that its characteristic depended on the individual patient, using rules to classify the demand of medicine by number of patients and rate of medicine usage might not be appropriate. It might even results in medicine reservation inaccuracy from the actual patients.

Keywords: Medicine reservation, Oncology drug, Vendor Managed Inventory (VMI), Machine learning, Decision trees classification

บทคัดย่อ

ภูมิหลัง: ระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย Vendor Managed Inventory (VMI) เป็นวิธีการหนึ่งของการจัดการสินค้าคงคลัง (inventory management) โดยมีหลักการให้ผู้ขาย (vendor) เข้าถึงข้อมูลยอดคงเหลือ รวมถึงการเคลื่อนไหวของสินค้าในคลังของลูกค้า และทำหน้าที่บริหารจัดการเติมสินค้าให้ลูกค้าทดแทนระบบการรับคำสั่งซื้อแบบเดิม มีเป้าหมายเพื่อลดการสำรองสินค้าที่มากเกินไป และในปัจจุบันซึ่งเป็นยุคแห่งเทคโนโลยี การเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนามาจากการศึกษาการรู้จำแบบ ทำให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเองจากชุดข้อมูลตัวอย่าง นำอัลกอริทึมมาใช้ในการสร้างตัวแบบการเรียนรู้ ทำนายหรือตัดสินใจได้ภายหลังโดยปราศจากการทำงานตามลำดับคำสั่งโปรแกรม ถูกนำมาใช้ประโยชน์ในหลากหลายด้าน จึงเป็นสิ่งที่ท้าทายที่จะศึกษาและประยุกต์การนำระบบ VMI เข้ามาใช้ในโรงพยาบาล ด้วยการสร้างตัวแบบจากการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) และให้คลังยาทำหน้าที่ในการเติมยาให้หน่วยบริการ เป็นการปรับปรุงกระบวนการทำงาน พร้อมทั้งพัฒนาระบบการสำรองยาให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น

วัตถุประสงค์: เพื่อจำลองสถานการณ์การสำรองยารักษาโรคมะเร็งโดยคลังยา ด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย ผ่านการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ เปรียบเทียบกับสถานการณ์จริงในคลังยาย่อยเพื่อให้ปริมาณเพียงพอต่อการให้บริการและลดมูลค่าการสำรองยาคงคลังลง

วิธีการ: เนื่องด้วยลักษณะความต้องการใช้ของยาแต่ละรายการมีความแตกต่างกัน ทำให้ไม่สามารถใช้นโยบายในการสำรองยาเพียงนโยบายเดียวได้ จึงใช้การศึกษาสถานการณ์ข้อมูลการใช้ยารักษาโรคมะเร็งในสถาบันมะเร็งแห่งชาติย้อนหลัง นำมาวิเคราะห์จัดแบ่งตามลักษณะของความต้องการใช้ยาด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) จำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ (decision trees classification) และจำลองสถานการณ์การเติมสินค้าโดยผู้ขายด้วยตัวแบบที่เหมาะสม

ผล: พบว่าสามารถลดมูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average Inventory value) ลงได้ 788,328.53 บาท / วัน คิดเป็นร้อยละ 13.28 และลดจำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock) จาก 18.04 วัน เป็น 15.84 วัน ด้วยระดับการบริการ (service rate) ร้อยละ 99.96 พร้อมทั้งลดจำนวนครั้งในการสำรองยาลงได้ร้อยละ 72.73

สรุป: การเติมสินค้าโดยผู้ขายด้วยตัวแบบที่เหมาะสมจากการจัดแบ่งตามลักษณะของความต้องการใช้ยาด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ผ่านการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ สามารถลดมูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average Inventory value), จำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock) และจำนวนครั้งในการสำรองยาลง โดยยังรักษาระดับการบริการ (service rate) ไว้ได้ พบการสำรองยาที่ไม่เพียงพอต่อการให้บริการอยู่ร้อยละ 0.04 สาเหตุหลักเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของลักษณะการใช้ยาที่เพิ่มขึ้นจากเดิมมาก ทั้งนี้กรณีในกลุ่มยามุ่งเป้า (targeted therapy) ที่มีความต้องการใช้ยาเฉพาะเจาะจงกับผู้ป่วยแต่ละราย การใช้กฎ

ในการจำแนกลักษณะความต้องการใช้ยาจากจำนวนผู้ป่วยและอัตราการเข้าย่าย้อนหลังจากงานวิจัยนี้อาจไม่เหมาะสม ก่อให้เกิดความเสี่ยงในการสำรองยาคงคลังเคลื่อนจากจำนวนผู้ป่วยที่แท้จริงได้

คำสำคัญ: การสำรองยา ยารักษาโรคมะเร็ง ระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง การจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ

บทนำ

ตามมาตรการปฏิรูประบบบริหารเวชภัณฑ์ในแผนแม่บทการพัฒนาสุขภาพที่ดีด้วยต้นทุนต่ำ (good health at low cost) กระทรวงสาธารณสุขกำหนดให้โรงพยาบาลลดปริมาณยาสำรองคงคลังลง เพื่อลดต้นทุนในการบริหารจัดการด้านยา เพิ่มการหมุนเวียนยาที่ดีขึ้นและมีประสิทธิภาพมากขึ้น โรงพยาบาลจึงต้องพัฒนาระบบในการบริหารคลังเวชภัณฑ์เพื่อการสำรองยาอย่างเหมาะสม ระบบการจัดการด้านยาหรือระบบยา เป็นระบบที่มีความสำคัญ เกี่ยวข้องกับความปลอดภัยของผู้ป่วยหรือผู้รับบริการ สถาบันรับรองคุณภาพสถานพยาบาล (องค์การมหาชน) (สรพ.) จึงได้จัดทำมาตรฐานของระบบยาไว้ เริ่มตั้งแต่การวางแผนการจัดการ การเก็บสำรองยา รวมไปถึงการวางแผนทรัพยากรและการจัดการ การเตรียม จัดจ่าย และให้ยา ซึ่งครอบคลุมทุกส่วนงานที่เกี่ยวข้องกับยา การบริหารคลังยาและเวชภัณฑ์เป็นกระบวนการที่มีผลโดยตรงกับต้นทุนค่าใช้จ่ายของโรงพยาบาล การจัดการคลังยาและเวชภัณฑ์ให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีนั้น ต้องติดตามและวิเคราะห์ตัวเลขความเคลื่อนไหวของยาหรืออัตราการเข้ายาอย่างสม่ำเสมอ และทันต่อเหตุการณ์ เพื่อการวิเคราะห์ที่ถูกต้องแม่นยำ¹ ปัญหาสำคัญที่ส่งผลให้มีการสำรองยามากเกินความจำเป็นในปัจจุบัน เกิดจากการขาดการสื่อสารข้อมูลที่ดี ด้วยข้อจำกัดของกระบวนการทำงานและการเชื่อมโยงข้อมูล การบริหารการสำรองยาของคลังยาจึงขึ้นอยู่กับข้อมูลความต้องการยาของหน่วยบริการ ไม่ใช่ความต้องการใช้ยาที่แท้จริงของผู้ป่วย ระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย Vendor Managed Inventory (VMI) เป็นวิธีการหนึ่งของการจัดการสินค้าคงคลัง (inventory management) โดยมีหลักการให้ผู้ขาย (vendor) เข้าถึงข้อมูลยอดคงเหลือ รวมถึงการเคลื่อนไหวของสินค้าในคลังของลูกค้า และทำหน้าที่บริหารจัดการเติมสินค้าให้ลูกค้าทดแทนระบบการรับคำสั่งซื้อแบบเดิม² การนำระบบ VMI เข้ามาประยุกต์ใช้ โดยให้คลังยาทำหน้าที่แทนผู้ขายเข้าไปบริหารการสำรองยาให้หน่วยบริการ เพื่อจะได้ทราบข้อมูลปริมาณยาคงเหลือและความต้องการใช้ยาที่แท้จริง จะช่วยให้การบริหารการสำรองยาของโรงพยาบาลเป็นไปตามเป้าหมาย สอดคล้องกับยุทธศาสตร์ของกรมการแพทย์ด้านการพัฒนาระบบบริหารจัดการให้มีความเป็นเลิศ

สถาบันมะเร็งแห่งชาติมีวิสัยทัศน์เป็นสถาบันชั้นนำด้านโรคมะเร็งระดับชาติ ให้บริการตรวจสุขภาพเพื่อค้นหาความเสี่ยงต่อการเกิดโรคมะเร็ง วินิจฉัย ตรวจรักษาผู้ที่มีอาการผิดปกติที่สงสัยว่าเป็นมะเร็ง ดูแลรักษาผู้ป่วยโรคมะเร็งเพื่อให้ผู้ป่วยมีคุณภาพชีวิตที่ดี

ขึ้น มีการสำรองยารักษาโรคมะเร็งคิดเป็นมูลค่าเฉลี่ยร้อยละ 50 ของมูลค่าการสำรองยาทั้งหมด หน่วยบริการด้านยา 3 หน่วย ได้แก่ ห้องจ่ายยาผู้ป่วยนอก ห้องจ่ายยาผู้ป่วยใน และห้องเตรียมยาเคมีบำบัด บริหารการสำรองยาภายในหน่วยด้วยตนเอง โดยทำการตรวจสอบปริมาณคงเหลือของยาโรคมะเร็งทุกวัน แล้วดำเนินการเบิกยาจากคลังยาเมื่อปริมาณคงเหลือของยาดำกว่าระดับที่กำหนด ประกอบกับการพยากรณ์แนวโน้มการใช้ยาจากประสบการณ์ เพื่อให้มียาสำรองเพียงพอต่อการให้บริการ แต่ยังคงประสบปัญหาการ

สำรองยาบางรายการมากเกินไปจนความจำเป็น สาเหตุหนึ่งเกิดจากลักษณะความต้องการใช้ของยาแต่ละรายการมีความแตกต่างกัน ทำให้ไม่สามารถใช้นโยบายในการสำรองยาเพียงนโยบายเดียวได้ มีการศึกษาพบว่ารูปแบบการใช้ยาที่มีผลต่อปริมาณการสำรองยา โดยจำแนกเป็น 3 ประเภท ได้แก่ รูปแบบปกติ (regular pattern), รูปแบบไม่ปกติ (irregular pattern) และรูปแบบตามผู้ป่วยเฉพาะราย (by patient case pattern) ซึ่งมีหลักในการบริหารการสำรองยาที่เหมาะสมแตกต่างกัน³ (รูปที่ 1)

กราฟปริมาณการใช้ยาในแต่ละวัน	ลักษณะความต้องการใช้ยา	ตัวแบบบริหารการสำรองยา
	Regular pattern	Average Day Formula $S = \text{ปริมาณการใช้เฉลี่ย/วัน} \times \text{จำนวนวันสำรองยา}$
	Irregular pattern	Sum of Week Formula $S = \text{ปริมาณการใช้สูงสุด/สัปดาห์} \times \text{จำนวนสัปดาห์สำรองยา}$
	By Patient Case pattern	By Patient Appointment $S = \text{ปริมาณการใช้จริงภายในวันที่สำรองยา}$

รูปที่ 1 ลักษณะความต้องการใช้ยาและตัวแบบบริหารการสำรองสินค้าที่จำเพาะจากการทบทวนวรรณกรรม (กำหนดให้ S = ระดับสินค้าคงคลังสูงสุด)

อย่างไรก็ตาม การจำแนกประเภทดังกล่าวข้างต้นยังคงเป็นการจำแนกจากการนำข้อมูลการใช้ยาในแต่ละวันของยาแต่ละรายการมาสร้างแผนภูมิเส้น แล้วจำแนกประเภทจากการดูคุณลักษณะของแผนภูมิด้วยสายตาไม่ใช้การใช้สถิติ

การเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) เป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนามาจากการศึกษาการเรียนรู้แบบ ที่ทำให้คอมพิวเตอร์มีความสามารถในการเรียนรู้ด้วยตนเองจากชุดข้อมูลตัวอย่าง นำอัลกอริทึมมาใช้ในการสร้างตัวแบบการเรียนรู้ ทำนายหรือตัดสินใจได้ภายหลังโดยปราศจากการทำงานตามลำดับคำสั่งโปรแกรม⁴ ปัจจุบันจึงถูกนำมาใช้ประโยชน์ในหลากหลายด้าน ไม่ว่าจะเป็นทางด้านการแพทย์ ทางพันธุกรรม การตรวจจับสเปก การจดจำใบหน้า และการคาดการณ์ทางการเงิน เป็นต้น ดังนั้นการใช้การเรียนรู้ของเครื่อง มาช่วยในการจำแนกลักษณะความต้องการใช้ยาเพื่อกำหนดตัวแบบการสำรองยาที่เหมาะสมกับยาแต่ละรายการ

ในการบริหารการสำรองยาด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขายภายในโรงพยาบาล จึงเป็นสิ่งที่ท้าทายที่จะศึกษาและประยุกต์ใช้ต่อไป

วัตถุประสงค์และวิธีการ

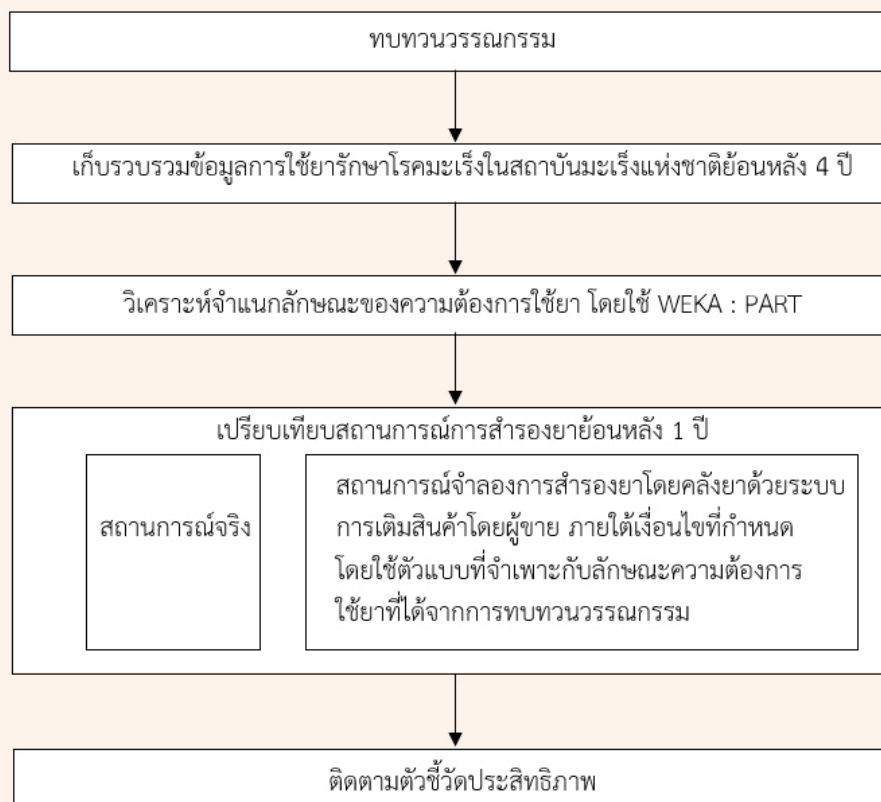
การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อจำลองสถานการณ์การสำรองยาโรคมะเร็งโดยคลังยา ด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย ผ่านการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ เปรียบเทียบกับสถานการณ์จริงในคลังยาย่อย เพื่อให้มีปริมาณเพียงพอต่อการให้บริการและลดมูลค่าการสำรองยาคงคลังลง

ขอบเขตของการศึกษาเป็นการศึกษาสถานการณ์ข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งในบัญชียาของสถาบันมะเร็งแห่งชาติย้อนหลัง 4 ปี จัดแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด คือ ข้อมูลการใช้ยาในปีงบประมาณ 2556 – 2557 (ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2555 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2557) เป็นชุดข้อมูลตัวอย่าง ใช้ในกระบวนการเรียนรู้ของเครื่อง

(machine learning) และข้อมูลการใช้ยาในปีงบประมาณ 2558 – 2559 (ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2557 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2559) เป็นชุดทดสอบ โดยจำลองสถานการณ์เปรียบเทียบการสำรองยาจากข้อมูลการใช้และปริมาณคงเหลือจากหน่วยบริการในปีงบประมาณ 2559

รูปแบบการศึกษา (study design) เป็นการวิจัยเชิงจำลอง (simulation research) ประชากร คือ ข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งในบัญชียาของสถาบันมะเร็งแห่งชาติ จัดแบ่งตามบัญชียาหลักแห่งชาติเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่ cytotoxic drugs, drugs affecting the immune response และ sex hormones and hormone antagonists in malignant disease กลุ่มตัวอย่าง คือ ข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งในบัญชียาของสถาบันมะเร็งแห่งชาติย้อนหลัง 4 ปี ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2555 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2559 เกณฑ์การคัดเลือกประชากร (inclusion criteria) คือ ข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งในสถาบันมะเร็งแห่งชาติทุกวัน ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2555 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2559 เกณฑ์การคัดเลือกประชากรออก (exclusion criteria) คือ ข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งของโครงการในกองทุนต่างๆ

การรวบรวมข้อมูล ดำเนินการเก็บรวบรวมข้อมูลการใช้ยาโรคมะเร็งในสถาบันมะเร็งแห่งชาติแบบรายวันจากระบบ Hospital Information System (HIS) ของโรงพยาบาล นำมาวิเคราะห์ลักษณะของความต้องการใช้ยาแต่ละรายการ โดยใช้วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) โดยใช้โปรแกรม WEKA (Waikato Environment for Knowledge Analysis) เวอร์ชัน 3.8 เทคนิคการจำแนกประเภท PART (partial decision trees classification) ซึ่งเป็นวิธีการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (supervised learning) มีหลักการคือ การสร้างกฎขึ้นมาเพื่อจำแนกประเภทของข้อมูลตัวอย่าง จากนั้นตัดตัวอย่างที่ถูกรอบคลุมแล้วออก และเริ่มสร้างกฎถัดไปจากตัวอย่างที่เหลือ ให้ผลลัพธ์เป็นกฎที่นำเอาข้อมูลในแต่ละเขตข้อมูล (attribute) มาเป็นเงื่อนไขในการตัดสินใจ และใช้ microsoft excel จำลองสถานการณ์การสำรองยาโรคมะเร็งโดยคลังยาดัวยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขาย ด้วยตัวแบบที่เหมาะสมกับลักษณะของความต้องการใช้ยาแต่ละรายการ เทียบกับสถานการณ์การสำรองยาจริงจากข้อมูลการเบิกและปริมาณคงเหลือของหน่วยบริการ โดยมีกรอบแนวคิดของการศึกษา (รูปที่ 2)



รูปที่ 2 กรอบแนวคิดการศึกษา

การวัดผลการศึกษา (outcome measurement) ใช้ตัวชี้วัด 3 รายการ ได้แก่ มูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average inventory value), จำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock) และ ระดับการบริการ (service rate)

- มูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average inventory value)

สูตรการคำนวณ

$$\text{มูลค่าการสำรองยาคงคลัง} = \text{ปริมาณยาคงคลัง} \times \text{ราคาทุนของยา}$$

$$\text{มูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย} = \frac{\text{ผลรวมของมูลค่าการสำรองยาคงคลังในแต่ละวัน}}{\text{จำนวนวัน}}$$

- จำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock)

สูตรการคำนวณ

$$\text{อัตราการใช้ยาเฉลี่ยต่อวัน} = \frac{\text{ผลรวมของมูลค่าการใช้ยาในแต่ละวัน}}{\text{จำนวนวัน}}$$

$$\text{จำนวนวันสำรองยาคงคลัง} = \frac{\text{มูลค่าการสำรองยาในแต่ละวัน}}{\text{อัตราการใช้ยาเฉลี่ยต่อวัน}}$$

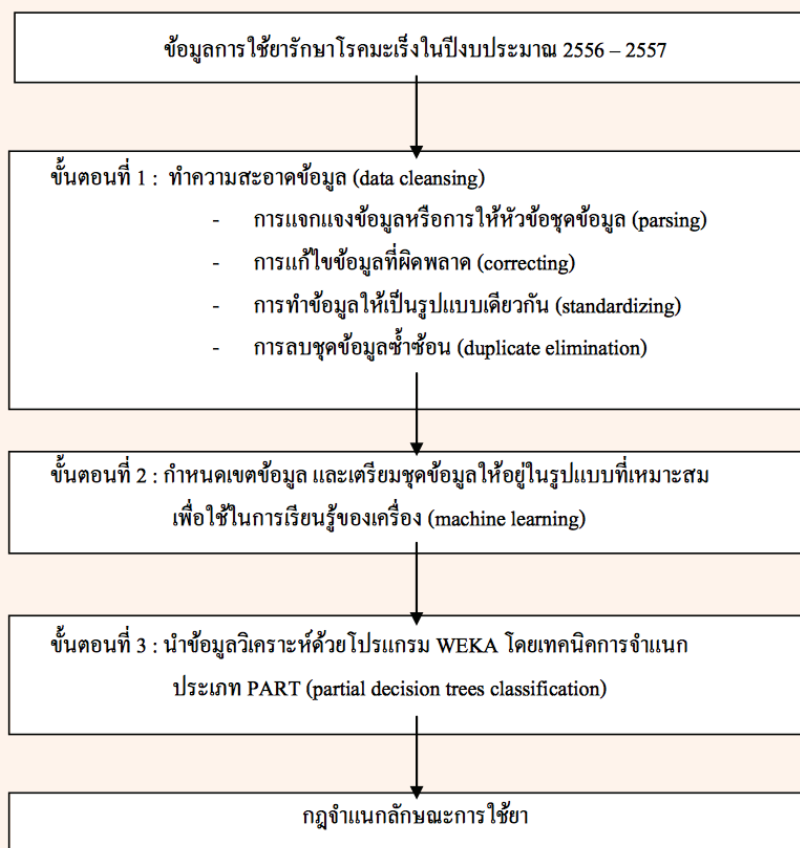
$$\text{จำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย} = \frac{\text{ผลรวมของจำนวนวันสำรองยาคงคลังในแต่ละวัน}}{\text{จำนวนวัน}}$$

- ระดับการบริการ (service rate)

สูตรการคำนวณ

$$\text{ระดับการบริการ} = \frac{\text{จำนวนผู้ป่วยที่ได้รับยาที่มีสำรองไว้} \times 100}{\text{จำนวนผู้ป่วยที่มีคำสั่งใช้ยา}}$$

กระบวนการศึกษาวิเคราะห์ข้อมูลสร้างกฎการจำแนก (ตั้งแต่วันที่ 1 ตุลาคม 2555 ถึงวันที่ 30 กันยายน 2557) จำนวน
ลักษณะความต้องการใช้ยา โดยใช้โปรแกรม WEKA เวอร์ชัน 3.8 83,343 ระเบียบ (รูปที่ 3)
จากข้อมูลการใช้ยารักษาโรคมะเร็งในปีงบประมาณ 2556 – 2557



รูปที่ 3 แผนภูมิกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล

ขั้นตอนที่ 1 ทำความสะอาดข้อมูล (data cleansing)

การเตรียมข้อมูลเพื่อการวิเคราะห์ด้วยการเพิ่มเขตข้อมูลชื่อ FSN: fully specified name ประกอบด้วย ชื่อสามัญทางยา ขนาดความแรง และรูปแบบของยา เพื่อจัดกลุ่มรายการเดียวกัน แต่ชื่อทางการค้าต่างกันให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ทำให้เห็นรูปแบบการใช้ของยารายการนั้นที่แท้จริง

ขั้นตอนที่ 2 กำหนดเขตข้อมูล และเตรียมชุดข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่เหมาะสม

การทำ pivot สรุปข้อมูลการใช้ยาแต่ละรายการออกมาเป็นรายวัน ตัดช่วงข้อมูลออกเป็นช่วงละ 84 วัน (12 สัปดาห์) นำมาสร้างแผนภูมิเส้น และนำผลรวมของแต่ละสัปดาห์มาสร้างแผนภูมิแท่ง เพื่อดูคุณลักษณะของแผนภูมิพร้อมทั้งจำแนกประเภทเป็นรูปแบบปกติ (regular pattern), รูปแบบไม่ปกติ (irregular pattern), รูปแบบตามผู้ป่วยเฉพาะราย (by patient case pattern) ด้วยสายตา เพื่อใช้เป็นเขตข้อมูลผลลัพธ์ (output attribute) ได้ชุดข้อมูลในการเรียนรู้จำนวน 504 ชุด พร้อมทั้งกำหนดตัวแปรที่เกี่ยวข้อง ได้แก่ จำนวนผู้ป่วย, ข้อมูลทางสถิติของปริมาณการใช้ในแต่ละสัปดาห์ ได้แก่ ค่าสูงสุด, ค่าต่ำสุด, ค่าเฉลี่ย และจำนวนเท่าของค่าสูงสุดเทียบ

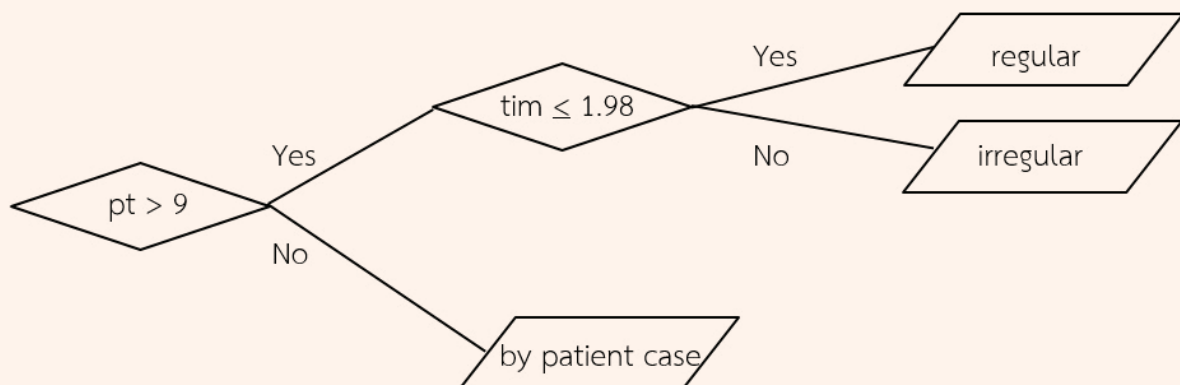
กับค่าเฉลี่ย เพื่อใช้เป็นเขตข้อมูลเงื่อนไข (attribute)

ขั้นตอนที่ 3 นำข้อมูลวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม WEKA

การนำข้อมูลเข้าสู่โปรแกรม WEKA วิเคราะห์สร้างกฎจำแนก ลักษณะการใช้ยาด้วยเทคนิคการจำแนกประเภท PART (partial decision trees classification) และใช้การทดสอบแบบ 10 folds cross-validation เป็นการแบ่งกลุ่มข้อมูลออกเป็น 10 กลุ่ม ในแต่ละรอบจะนำข้อมูลจำนวน 9 กลุ่มเป็นกลุ่มศึกษา (training set) และกลุ่มข้อมูลที่เหลือเป็นกลุ่มทดสอบ (validation set) โดยจะทำซ้ำจำนวน 10 รอบ เพื่อเปลี่ยนกลุ่มทดสอบให้ครบทุกกลุ่ม ตัววัดประสิทธิภาพของโมเดล ได้แก่ ค่าความแม่นยำ (precision), ค่าระลึก (recall), ค่าความเหวี่ยง (f-measure) และค่าความถูกต้อง (accuracy)

ผล

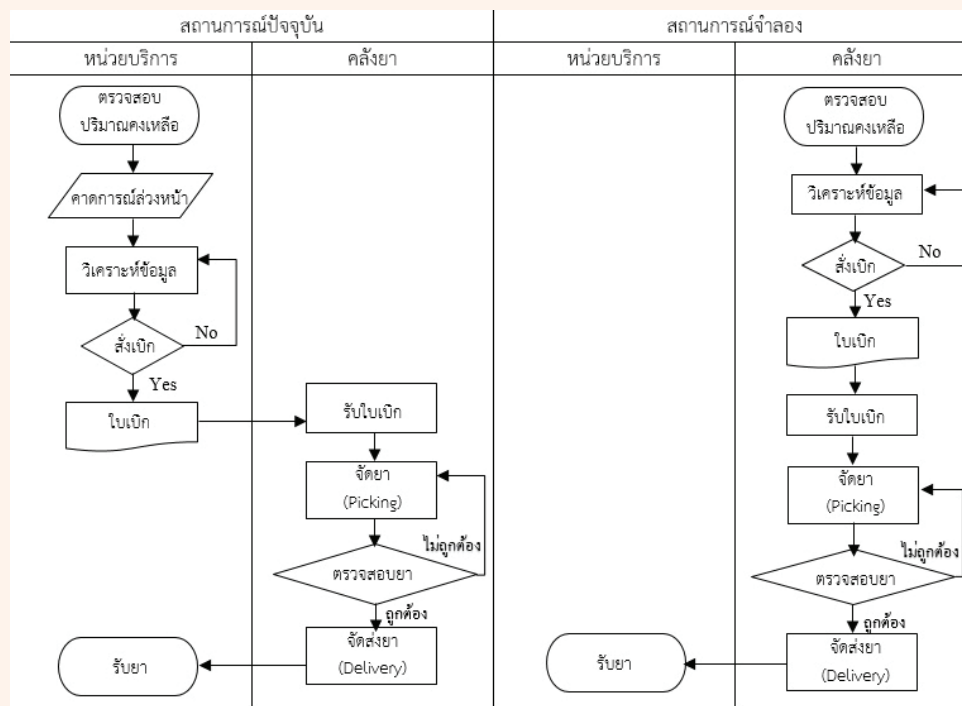
จากการวิเคราะห์ข้อมูลจำนวน 504 ชุด ซึ่งประกอบด้วย 6 เขตข้อมูล (attribute) ได้แก่ pt, max, min, avg, tim และ type สร้างส่วนของกฎ (partial decision lists) ในการจำแนกออกมาเป็น 3 กฎ สามารถเขียน decision tree diagram ได้ดังรูปที่ 4



รูปที่ 4 Decision tree diagram ของกฎที่ได้จากการวิเคราะห์

ผลการวิเคราะห์แยกตาม class พบว่า ใน class by_patient_case และ irregular โมเดลทำนายถูกต้อง 100 % (TP rate = 1.000) ส่วนใน class regular โมเดลยังทำนายผิดอยู่บ้าง จากชุดข้อมูลจริงใน class regular จำนวน 200 ชุด โมเดลทำนายผิดไป 1 ชุด คิดเป็น 99.5 % (TP rate = 0.995) โดยให้ค่า recall = 99.5 % และ f-measure = 99.7% อย่างไรก็ตามผลการวิเคราะห์โดยรวมให้ค่าความถูกต้อง (accuracy) เท่ากับ 99.8%

ซึ่งถือว่ายอมรับได้ จึงนำกฎนี้ไปเป็นกฎในการจำแนกลักษณะการใช้ยา ทดแทนการจำแนกด้วยสายตาในการจำลองสถานการณ์สำร่อยารรักษาโรคมะเร็งโดยคลั่งยา ด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขายต่อไป ซึ่งกระบวนการทำงานจะเปลี่ยนแปลงไปจากสถานการณ์ปัจจุบัน ลดขั้นตอนและระยะเวลาในการปฏิบัติงานของหน่วยบริการ (รูปที่ 5)



รูปที่ 5 แผนภาพแสดงกระบวนการทำงานเปรียบเทียบสถานการณ์ปัจจุบันและสถานการณ์จำลอง

ความถี่ในการเติมยากำหนดเป็นสัปดาห์ละ 1 ครั้ง โดยเดิมแบบไม่แบ่งบรรจุภัณฑ์ จำนวนวันสำรองยาสำหรับยาที่มีรูปแบบการใช้แบบปกติ (regular pattern) เท่ากับ 14 วัน สำหรับยาที่มีรูปแบบการใช้แบบไม่ปกติ (irregular pattern) เท่ากับ 1.5 เท่าของสัปดาห์ และยาที่มีรูปแบบการใช้แบบตามผู้ป่วยเฉพาะราย

(by patient case pattern) จะเติมเท่าจำนวนการใช้จริงตามวันนัดของผู้ป่วยในรอบสัปดาห์นั้นๆ สรุปมูลค่าการสำรองยารักษาโรคมะเร็ง จำนวนวันสำรองยา ระดับการบริการ และจำนวนครั้งในการสำรองยา ในปีงบประมาณ 2559 (ตารางที่ 1)

ตารางที่ 1 สรุปมูลค่าการสำรองยารักษาโรคมะเร็งคงคลัง จำนวนวันสำรองยาคงคลัง ระดับการบริการ และจำนวนครั้งในการสำรองยา ในปีงบประมาณ 2559

การสำรองยารักษาโรคมะเร็ง	มูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average inventory value)	จำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock)	ระดับการบริการ (service rate)	จำนวนครั้ง ในการเบิก/เติมยา
- สถานการณ์ปัจจุบัน	5,936,176.78 บาท / วัน	18.04 วัน	-	242
- สถานการณ์จำลอง	5,147,848.25 บาท / วัน	15.84 วัน	99.96 %	66

การจำลองสถานการณ์ให้คลังยาเติมสินค้าด้วยตัวแบบที่เหมาะสมกับลักษณะของความต้องการใช้ยาแต่ละรายการนี้ จะทำการวิเคราะห์รอบการเติมยาทุกสัปดาห์โดยไม่ยึดติดกับชื่อยา เพื่อเป็นการปรับเปลี่ยนตัวแบบในการสำรองยาให้เหมาะสมตามลักษณะการใช้ยาจริง ทำให้ยาแต่ละรายการมีรูปแบบลักษณะความต้องการใช้ยาไม่เหมือนเดิม เปลี่ยนแปลงไปในแต่ละรอบ

ที่ทำการวิเคราะห์ พบการสำรองยาไม่เพียงพอต่อการให้บริการในบางสัปดาห์ จำเป็นต้องมีการเติมยาฉุกเฉินจำนวน 13 ครั้ง ดังแสดงตัวอย่างในรูปที่ 6 และพบยาในกลุ่มยามุ่งเป้า (targeted therapy) มีการจำแนกลักษณะได้เป็นแบบปกติ (regular pattern) หรือแบบไม่ปกติ (irregular pattern) ในบางรอบการวิเคราะห์ (รูปที่ 7)

รายการยา	สัปดาห์																																														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45		
erlotinib 150 mg tablets	I	I	I	I	I	R	I	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	I	I	I	R	R	I	I	I	I	I	R	R	R	R	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	R
flutamide 250 mg tablets	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	R	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I
gefitinib 250 mg tablets	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B
gemcitabine 200 mg for injection	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R
megestrol 160 mg tablets	R	R	R	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I
tamoxifen 20 mg tablets	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R
trastuzumab 440 mg for injection	R	I	R	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	R

รายการยา	สัปดาห์ที่มีการเติมยาฉุกเฉิน
erlotinib 150 mg tablets	31
flutamide 250 mg tablets	11
gefitinib 250 mg tablets	37
gemcitabine 200 mg for injection	22
megestrol 160 mg tablets	3
tamoxifen 20 mg tablets	45
trastuzumab 440 mg for injection	43

รูปที่ 6 แผนภาพแสดงตัวอย่างผลการวิเคราะห์รูปแบบลักษณะของความต้องการใช้ยาในแต่ละสัปดาห์ และการเติมยาฉุกเฉิน (กำหนดให้ R = regular pattern, I = irregular pattern และ B = by patient case pattern)

รายการยา	สัปดาห์																																											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40				
cetuximab 100 mg/20 mL injection	B	B	B	B	B	B	B	I	I	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	R	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I	I		
lapatinib 250 mg tablets	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	I	I		
rituximab 500 mg/50 mL injection	B	B	B	B	B	B	B	B	I	I	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	I	I
sorafenib tosylate 200 mg tablets	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	I	B

รูปที่ 7 แผนภาพแสดงตัวอย่างผลการวิเคราะห์รูปแบบลักษณะของความต้องการใช้ยาในกลุ่มยามุ่งเป้า (targeted therapy) (กำหนดให้ R = regular pattern, I = irregular pattern และ B = by patient case pattern)

วิจารณ์

การจำลองสถานการณ์เปรียบเทียบการสำรองยารักษาโรคมะเร็งโดยคลังยาด้วยระบบการเติมสินค้าโดยผู้ขายในสถาบันมะเร็งแห่งชาติ ในปีงบประมาณ 2559 สามารถลดมูลค่าการสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average inventory value) ลงได้ 788,328.53 บาท/วัน คิดเป็นร้อยละ 13.28 ลดจำนวนวันสำรองยาคงคลังเฉลี่ย (average days of stock) จาก 18.04 วัน เป็น 15.84 วัน ด้วยระดับการบริการ (service rate) ร้อยละ 99.96 และลดจำนวนครั้งในการสำรองยาได้ถึงเหลือ 66 ครั้ง โดยเป็นการเติมยาสัปดาห์ละ 1 ครั้งรวมกับการเติมยาฉุกเฉิน 13 ครั้ง

มูลค่าการสำรองยารักษาโรคมะเร็งคงคลังเฉลี่ย (average inventory value) ที่ลดลงร้อยละ 13.28 จากการศึกษานี้ พบว่าน้อยกว่าการลดลงของมูลค่าการสำรองยาในการจัดกลุ่มแบบอื่นๆ ได้แก่ กลุ่มที่มีมูลค่าสูง กลุ่มที่มีความถี่ในการใช้มาก และกลุ่มที่พบการขาดคราวสูง ที่ลดลงมากกว่าร้อยละ 20³ ทั้งนี้สาเหตุหลักของการสำรองยารักษาโรคมะเร็งที่ไม่เพียงพอต่อการให้บริการในสถานการณ์จำลองเกิดจากการเปลี่ยนแปลงของลักษณะการใช้ยาที่เปลี่ยนไปจากเดิม จากรูปแบบการใช้แบบปกติ (regular pattern) เป็นรูปแบบการใช้แบบไม่ปกติ (irregular pattern) ดังตัวอย่างใน

รูปที่ 6 พบว่ารายการ megestrol 160 mg tablets, flutamide 250 mg tablets, gemcitabine 200 mg for injection, erlotinib 150 mg tablets, gefitinib 250 mg tablets, trastuzumab 440 mg for injection และ tamoxifen 20 mg tablets มีการใช้ยาเพิ่มขึ้นจากเดิมมาก ทำให้การสำรองยาด้วยตัวแบบสำหรับลักษณะการใช้ยาแบบปกติ (regular pattern) ไม่เพียงพอต่อการบริการ สำหรับกรณียาในกลุ่มยามุ่งเป้า (targeted therapy) ที่มีความต้องการใช้ยาเฉพาะเจาะจงกับผู้ป่วยแต่ละราย การใช้กฎในการจำแนกลักษณะความต้องการใช้ยาจากจำนวนผู้ป่วยและอัตราการใช้ยาล่วงหน้าอาจไม่เหมาะสม พบว่ามีการจำแนกลักษณะได้เป็นแบบปกติ (regular pattern) หรือแบบไม่ปกติ (irregular pattern) ได้ในบางช่วงเวลา ก่อให้เกิดความเสี่ยงในการสำรองยาลดเคลื่อนจากจำนวนผู้ป่วยที่แท้จริง อาจทำให้มีการสำรองยาน้อยหรือมากกว่าความต้องการ ดังตัวอย่างในรูปที่ 7 พบว่ารายการ cetuximab 100 mg/20 mL injection, lapatinib 250 mg tablets, rituximab 500 mg/50 mL injection และ sorafenib tosylate 200 mg tablets มีการสำรองยามากเกินความต้องการในบางช่วงเวลา เป็นต้น

สรุป

การเติมสินค้าโดยผู้ขายด้วยตัวแบบที่เหมาะสมจากการจัดแบ่งตามลักษณะของความต้องการใช้ยาด้วยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ผ่านการจำแนกข้อมูลด้วยต้นไม้ตัดสินใจ สามารถลดมูลค่าการสำรองยาคลังเฉลี่ย (average Inventory value), จำนวนวันสำรองยาคลังเฉลี่ย (average days of stock) และจำนวนครั้งในการสำรองยาได้ โดยยังรักษาระดับการบริการ (service rate) ไว้ได้ พบการสำรองยาที่ไม่เพียงพอต่อการให้บริการอยู่บ้าง สาเหตุหลักเกิดจากการลักษณะการใช้ยาที่มีการเพิ่มขึ้นจาก

เดิมมาก ทั้งนี้ไม่เหมาะสมที่จะใช้กับยาในกลุ่มยามุ่งเป้า (targeted therapy) ที่มีความต้องการใช้ยาเฉพาะเจาะจงกับผู้ป่วยแต่ละราย เนื่องจากพบการสำรองยาลดเคลื่อนจากจำนวนผู้ป่วยที่แท้จริง

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณผู้อำนวยการสถาบันมะเร็งแห่งชาติ ที่อนุมัติให้ทำงานวิจัยนี้ พร้อมทั้งสนับสนุนการดำเนินการวิจัย และขอขอบคุณบุคลากรในกลุ่มงานเภสัชกรรมทุกท่านที่ให้ความช่วยเหลือในการเก็บข้อมูลการวิจัยครั้งนี้เป็นอย่างดี

References

1. Varachun, V. Quality management system in hospitals. Continuing education credits For pharmacists. code 5002-1-000-003-07-2560 .Date of certification 12 July 2017. 2017; 1-15.
2. Kritchanai, D. Get to know with VMI (Vendor Managed Inventory). Centre of Logistics Management and Healthcare Supply Chain (LogHealth) Faculty of Engineering, Mahidol University [serial on the Internet]. 2015 [cited 2017 Oct 18]. Available from: <http://www.loghealth.mahidol.ac.th/file/file-7-10-2015-10-51-53-AM.pdf>
3. Osirisakul, N. Application of the VMI system to replenish medicine at Ramathibodi hospital [master thesis]. Mahidol University; 2015.
4. Th.wikipedia.org. Machine learning – wikipedia [online]. 2019 [Accessed 10 May 2019]. Available at: https://th.wikipedia.org/wiki/machine_learning
5. Announcement of the National Drug System Development Board. National drug list. 2nd ed. 2016 Ratchakitcha. 2013; 1-282.
6. Announcement of the National Drug System Development Board. National drug list. 2nd ed. 2018 Ratchakitcha. 2018; 1-277.