บทความวิจัย (Research Article)

การเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา

A Comparison of the Daily Income of a Hospital by using Machine Learning Methods and the ARIMA Model.

สิทธิชัย นาคพิทักษ์[1*] และ วิกานดา ผาพันธ์[2]
Sittichai Nakphithak[1*] and Wikanda Phaphan[2]

วันที่รับบทความ (Received) วันที่ได้รับบทความฉบับแก้ไข (Revised) วันที่ตอบรับบทความ (Accepted)
2 พฤษภาคม 2565 22 มิถุนายน 2565 23 มิถุนายน 2565

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้ได้ศึกษาเกี่ยวกับการเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่งในช่วงสถานการณ์การเกิดโรคระบาด โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา ด้วยโปรแกรม Tableau Desktop ที่ใช้ในการสร้างรายงานข้อมูลและโปรแกรม R studio ที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยศึกษาข้อมูลเป็นรายวันของโรงพยาบาลเอกชนขนาดใหญ่แห่งหนึ่งในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ฝั่งตะวันตก แบ่งข้อมูลเป็น 2 ช่วงเวลา คือ 1.ช่วงสถานการณ์ปกติ อยู่ในช่วงปี 2559 ถึง 2562 รวมกับปีที่เกิดวิกฤตปี 2564 และ 2.ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส อยู่ในช่วงปี 2563 ถึง 2564 โดยใช้ตัวแบบวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง 6 วิธี คือ ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย, ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ, ตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล, ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน, ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชันและตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม ทั้งสองช่วงเวลาของตัวแบบวิธีการเรียนรู้ของเครื่องได้ทำการแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนกับข้อมูลสำหรับทดสอบในอัตราส่วน 80:20 นำมาเปรียบเทียบกับตัวแบบวิธีอารีมา โดยที่ตัวแบบอารีมาในช่วงสถานการณ์ปกติ ทำการแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนเป็นปี 2559 ถึง 2562 กับข้อมูลสำหรับทดสอบเป็นปี 2564 และช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ทำการแบ่งข้อมูลสำหรับฝึกสอนเป็นปี 2563 กับข้อมูลสำหรับทดสอบเป็นปี 2564 สถิติที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพและความ

[1,2] คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ
[1,2] Faculty of Applied Science, King Mongkut's University of Technology North Bangkok
* Corresponding author; email: Sittichai_Nakphithak@hotmail.com

ถูกต้องของตัวแบบ พิจารณาจากค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ของตัวแบบที่ให้ค่า MAPE กับ MSE ต่ำที่สุด ผลของงานวิจัยพบว่าวิธีการเรียนรู้ของเครื่องที่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้องนั้นมีความผิดพลาดของตัวแบบการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าวิธีตัวแบบอารีมาที่ไม่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้อง ทั้งในช่วงสถานการณ์ปกติและช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส การที่มีตัวแปรอิสระเข้ามาเกี่ยวข้องนั้นส่งผลอย่างมากต่อการลดความผิดพลาดของตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์และสามารถจัดกลุ่มของวันแต่ละวันได้ดังนี้ วันจันทร์และวันพุธ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ให้ค่า MAPE(MSE) ต่ำสุดเท่ากับร้อยละ 0.00161 (3.60E-09 ล้านบาท^2) และร้อยละ 8.13E-15 (1.10E-31 ล้านบาท^2) ตามลำดับ วันอังคาร วันพฤหัสบดี และวันศุกร์ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่มในช่วงสถานการณ์ปกติ ให้ค่า MAPE(MSE) ต่ำสุดเท่ากับร้อยละ 5.04484 (0.04521 ล้านบาท^2) ร้อยละ 3.17105 (0.00979 ล้านบาท^2) และร้อยละ 4.78181 (0.02949 ล้านบาท^2) ตามลำดับ วันเสาร์และวันอาทิตย์ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่มในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ให้ค่า MAPE(MSE) ต่ำสุดเท่ากับร้อยละ 6.76110 (0.05932 ล้านบาท^2) และร้อยละ 4.51761 (0.02101 ล้านบาท^2) ตามลำดับ เมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาดอีกครั้งในอนาคต สามารถนำตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมในแต่ละวันที่ได้จากงานวิจัยในครั้งนี้มาใช้เป็นตัวแบบตั้งต้นในการพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาลและทำให้กลยุทธ์สามารถดำเนินต่อไปได้แม้จะอยู่ในสถานการณ์ที่วิกฤตก็ตาม

คำสำคัญ : การเรียนรู้ของเครื่อง, ตัวแบบอารีมา, โคโรนาไวรัส 2019, โรงพยาบาล

ABSTRACT

This research compares the daily income of a hospital during an epidemic situation using Machine Learning and ARIMA Models. Tableau Desktop is used to create data reports and R studio is used to analyze data. By studying the daily data of a large private hospital in western Bangkok, the data is divided into 2 periods: 1. The normal situation during the year 2016 to 2019, combined with the year of the coronavirus outbreak the pandemic year 2021, and 2. The irregular situation of the coronavirus 2019 outbreak pandemic from 2020 to 2021. Using 6 machine learning model methods: Simple Linear Regression Model, Multiple Linear Regression Model,

Polynomial Regression Model, Support Vector Regression Model, Decision Tree Regression Model, and Random Forest Regression model, both periods of the Machine Learning. Divide the training data and the test data in an 80:20 ratio. Compared with the ARIMA model. Where the ARIMA model during normal situations. Divide the training data is the years 2016 to 2019, and the test data is the year 2021 and the irregular situation period. coronavirus epidemic. Divide the training data is the years 2020, and the test data is the year 2021, the statistics used to measure the model's performance and accuracy. Considering the Mean Absolute Percentage Error: MAPE, and Mean Squares Error: MSE, by the models that gave the lowest MAPE and MSE values. The results of the research showed that in Machine Learning with independent variables involved there is a lower error in the forecast model than in the ARIMA model with no independent variables involved, both during normal situations and during irregular situations in coronavirus epidemic. The presence of independent variables involved significantly affects the reduction of the mistakes of the model used in the forecast and can group the days of the day as follows: Monday and Wednesday the model with the suitable forecast performance is the Multiple Linear Regression model in irregular situations of the coronavirus 2019 outbreak pandemic, giving the value of the lowest MAPE(MSE) as 0.00161% (3.60E-09MB^2) and 8.13E-15% (1.10E-31MB^2), respectively. Tuesday Thursday and Friday the model with the suitable forecast performance is the Random Forest Regression model in the normal situation giving the value of the lowest MAPE(MSE) as 5.04484% (0.04521MB^2), 3.17105% (0.00979MB^2) and 4.78181% (0.02949MB^2), respectively. Saturday and Sunday the model with the suitable forecast performance is the Random Forest Regression model in irregular situations of the coronavirus 2019 outbreak pandemic, giving the value of the lowest MAPE(MSE) as 6.76110% (0.05932MB^2) and 4.51761% (0.02101MB^2), respectively. When there is another epidemic crisis in the future. The daily appropriate forecasting model derived from this research can be used as the default model for forecasting hospital daily revenues and enabling the strategy to continue even in critical situations.

Keywords : Machine Learning, ARIMA Model, Coronavirus 2019, Hospital

บทนำ

โรคระบาด วิกฤตที่หลีกเลี่ยงไม่ได้ โรคอุบัติใหม่ที่เกิดขึ้นหลายครั้งทั่วโลก และล่าสุดในปลายปี 2562 ที่ผ่านมามีวิกฤตโรคระบาดครั้งสำคัญที่ส่งผลกระทบไปทั่วโลก ทำให้หลายๆ ธุรกิจทั้งในประเทศและต่างประเทศต้องปิดธุรกิจไปมากมาย เศรษฐกิจเกิดการหยุดชะงัก ภาคการส่งออก การท่องเที่ยว ได้รับผลกระทบ ส่งผลกระทบต่อหลายๆ ธุรกิจ ทั้งธุรกิจด้านการท่องเที่ยว ธุรกิจด้านการโรงแรม ธุรกิจด้านการศึกษา และโดยเฉพาะธุรกิจโรงพยาบาลที่ให้บริการด้านสุขภาพ โรงพยาบาลทั่วโลกเกิดวิกฤตขาดแคลนยา เวชภัณฑ์ เตียง และบุคลากรทางการแพทย์ เพราะไม่สามารถรับมือกับโรคระบาดครั้งนี้ได้ ไม่มียารักษาและวัคซีนที่รับมือกับโรคระบาดที่เกิดขึ้น มีผู้คนทั่วโลกเสียชีวิตจากโรคระบาดครั้งนี้มากกว่า 6 ล้านคน และติดเชื้อทั่วโลกมากกว่า 457 ล้านคน [1] โรคระบาดนี้คือ โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (โรคระบาดโคโรนาไวรัส) เป็นโรคติดเชื้ออันเกิดจากไวรัสโคโรนากลุ่มอาการทางเดินทางหายใจเฉียบพลันรุนแรง 2 (SARS-CoV-2) มีการระบุโรคครั้งแรกในเดือนธันวาคม 2562 ในนครอู่ฮั่น เมืองหลวงของมณฑลหูเป่ย์ ประเทศจีน [2] และได้กระจายไปทั่วโลกนับแต่นั้น ส่งผลให้เกิดการระบาดทั่วของโควิด-19 นับเป็นวิกฤตครั้งสำคัญของโลก ณ ปัจจุบันนี้

ธุรกิจโรงพยาบาล ธุรกิจที่ให้บริการด้านสุขภาพ หลายปีที่ผ่านมาเริ่มมีงานวิจัยเกี่ยวกับการนำการเรียนรู้ของเครื่องมาใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลของโรงพยาบาลทั้งในประเทศและต่างประเทศ พนิดา กาศกลางดอน, โสภณ มงคลลักษมี, ศิริสรรพ เหล่าหะเกียรติ, รัตน์ชัยนันท์ ธรรมสุจริต ปี 2564 ได้ศึกษาการวิเคราะห์ประสบการณ์จากการใช้บริการโรงพยาบาลในประเทศไทยจากความคิดเห็นของผู้ใช้บริการ จากผลการทดสอบพบว่าอัลกอริทึม การถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) มีประสิทธิภาพสูงสุดในการทำนาย [3] รัชนีวรรณ ไพศาลวรเกียรติ ปี 2564 ได้ศึกษาการเปรียบเทียบตัวแบบการถดถอยลอจิสติกและเทคนิคเหมืองข้อมูลสำหรับพยากรณ์การเป็นโรคเบาหวาน พบว่าเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์ดีที่สุดในชุดข้อมูลทั้ง 2 แบบ [4] อัจฉราภรณ์ สุขเพิ่ม ปี 2564 ได้ศึกษาแบบจำลองการวินิจฉัยอัตโนมัติสำหรับความเสี่ยงต่อการเกิดลิ่มเลือดอุดตันในหลอดเลือดดำตามอาการ โดยอาศัยการเรียนรู้ของเครื่อง จากผลการทดลองแบบจำลองพบว่าตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจ (decision tree) ประสิทธิภาพดีที่สุด [5] อรุณรักษ์ ตันพานิช, ดุษณี ศุภวรรธนะกุล, พิเชฐ บัญญัติ และจรูญ จันแทน ปี 2562 ได้ศึกษาการเปรียบเทียบโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับคัดกรองผู้ป่วยโรคเบาหวานที่มีภาวะชาปลายเท้า ณ โรงพยาบาล ส่งเสริมสุขภาพประจำตำบลท่าจีน พบว่าตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน (Support Vector Machine(SVM)) มีค่าความเชื่อมั่น (Accuracy) สูงสุด [6] Hema Sekhar Reddy Rajula, Giuseppe Verlato, Mirko Manchia, Nadia Antonucci, Vassilios Fanos ปี 2563 ได้ศึกษาการเปรียบเทียบวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมกับการเรียนรู้ของเครื่อง ในทางการแพทย์เกี่ยวกับการวินิจฉัย การพัฒนายา และการรักษา พบว่าวิธีการทางสถิติแบบดั้งเดิมดูเหมือนจะมีประโยชน์มากกว่าเมื่อ

จำนวนกรณีส่วนใหญ่เกินจำนวนตัวแปรภายใต้การศึกษาและความรู้เบื้องต้นในหัวข้อที่กำลังศึกษามีความสำคัญเช่นในด้านสาธารณสุข แต่การเรียนรู้ของเครื่องอาจเหมาะสมกว่าในด้านนวัตกรรมขั้นสูง [7] Ching-Yen Kuo, MSc, Liang-Chin Yu, Hou-Chaung Chen, Chien-Lung Chan ปี 2561 ได้ศึกษาการเปรียบเทียบแบบจำลองสำหรับการทำนายค่ารักษาพยาบาลของกระดูกสันหลังส่วนปลายในกลุ่มที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยของไต้หวันโดยอัลกอริธึมการเรียนรู้ของเครื่อง การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับการทำนายค่ารักษาพยาบาลในแง่ของกำไรหรือขาดทุนในกลุ่มที่เกี่ยวข้องกับการวินิจฉัยโรคของไต้หวัน (Tw-DRGs) ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) มีประสิทธิภาพการทำนายที่ดีที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีอื่น [8] จากงานวิจัยพบว่าส่วนใหญ่การเรียนรู้ของเครื่องจะให้ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ข้อมูลที่ค่อนข้างสูงและแม่นยำ

ในประเทศไทยเกิดวิกฤตโรคระบาดไวรัสโคโรนา 2019 (โควิด-19) ครั้งแรกเมื่อวันที่ 13 มกราคม 2563 และเริ่มระบาดหนักขึ้นในไตรมาสที่ 2 ของปี 2563 นับตั้งแต่วันนั้นจนถึงปัจจุบันนี้ประเทศไทยมีผู้เสียชีวิตมากกว่า 2 หมื่นคน และติดเชื้อในประเทศมากกว่า 3 ล้านคน [1] วิกฤตครั้งนี้ส่งผลต่อธุรกิจโรงพยาบาลโดยตรง โรงพยาบาลในประเทศเกิดวิกฤตเตียงเต็ม ไม่มีวัคซีนและยาที่ใช้ในการรักษาที่เพียงพอในช่วง 1 ปีแรกของการเกิดโรคระบาด การระบาดของไวรัสโคโรนา 2019 (โควิด-19) ทำให้เศรษฐกิจในประเทศหยุดชะงัก มาตราการของรัฐบาลที่ออกมาทำให้หลายธุรกิจประกาศปิดกิจการ ในช่วงปี 2563 ผู้ป่วยไม่เข้ารับบริการการรักษาที่โรงพยาบาลเพราะความกังวลเกี่ยวกับโรคระบาด ทำให้รายได้ของโรงพยาบาลลดลงอย่างมาก กลยุทธ์จากเดิมที่ตั้งเป้าหมายไว้ต้องทำการแก้ไขกลยุทธ์ใหม่เพื่อรับมือกับโรคระบาดในครั้งนี้ หนึ่งในเรื่องสำคัญของการทำกลยุทธ์ คือการกำหนดเป้าหมายของรายได้โรงพยาบาล โรงพยาบาลต้องกำหนดเป้าหมายใหม่โดยการปรับลดเป้าหมายจากเดิมค่อนข้างมาก วางแผนรับมือในแต่ละวันว่ารายได้จะมาจากส่วนใด รายได้ของโรงพยาบาลเกิดความผิดปกติของข้อมูลในแต่ละวัน ในบางวันที่รายได้สูงมาก ๆ กลับมีรายได้ลดลงอย่างมาก และในบางวันที่รายได้ไม่สูงมากกลับมีรายได้ที่สูงขึ้น แนวโน้มและฤดูกาลที่เปลี่ยนไปจากการดำเนินชีวิตที่เปลี่ยนไปเมื่อเกิดโรคระบาด การพยากรณ์ในปี 2564 ผู้วิจัยได้พยากรณ์รายได้ของโรงพยาบาลพบว่าเกิดความคลาดเคลื่อนขึ้นค่อนข้างมากเพราะผู้วิจัยไม่มีตัวแบบที่เหมาะสมในช่วงเวลาที่เกิดโรคระบาด ค่าพยากรณ์คลาดเคลื่อนอยู่ที่ประมาณร้อยละ 20 จึงทำให้ผู้วิจัยประสงค์ที่จะศึกษาและหาตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมกับข้อมูลรายได้รายวันของโรงพยาบาลเมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาด โดยที่ผู้วิจัยจะศึกษาข้อมูลเป็นรายวัน โดยอาศัยหลักการของการพยากรณ์โดยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้องนำมาเปรียบเทียบกับวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ที่ไม่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้อง เมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาดอีกครั้งสามารถนำตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมในแต่ละวันมาใช้ในการพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาล

เพื่อให้สอดคล้องกับกลยุทธ์และการรับมือกับโรคระบาดหรือวิกฤตอื่น ๆ ที่ส่งผลกระทบโดยตรงต่อโรงพยาบาลได้ในอนาคต

1. วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.1 เพื่อศึกษาการเปรียบเทียบรายได้รายวันของช่วงสถานการณ์ปกติกับช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส เมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาดอีกครั้งในอนาคตสามารถหาช่วงเวลาที่เหมาะสมมาพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาล

1.2 เพื่อเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ระหว่างการเรียนรู้ของเครื่องที่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้อง กับตัวแบบอารีมาที่ไม่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้อง วิธีการใดให้ผลลัพธ์ของค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) กับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) ต่ำที่สุดเพื่อลดความผิดพลาดในการพยากรณ์

1.3 เพื่อจัดกลุ่มรายได้รายวันของโรงพยาบาลตามวิธีของการพยากรณ์ที่เหมาะสมที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา

2. วิธีการดำเนินงานวิจัย

2.1 การเตรียมข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

การเตรียมข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย ทางผู้วิจัยได้ทำการนำข้อมูลจากฐานข้อมูลของโรงพยาบาลเอกชนขนาดใหญ่แห่งหนึ่งในจังหวัดกรุงเทพมหานคร ฝั่งตะวันตก มาสร้างรายงาน (Report Data) ที่นำมาใช้ในงานวิจัยครั้งนี้ โดยใช้โปรแกรม Tableau Desktop ในการสร้างรายงาน (Report) รายได้รายวัน เมื่อได้ข้อมูลทำการตรวจสอบข้อมูลในทุกตัวแปรว่ามีข้อผิดพลาดของข้อมูลหรือไม่ เมื่อไม่พบข้อผิดพลาดทำการกำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ

2.1.1 กำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระดังนี้

ตัวแปรตาม

Y แทน รายได้รายวันของโรงพยาบาล หน่วย : ล้านบาท

ตัวแปรอิสระมีจำนวน 24 ตัวแปร

X_1 แทน รายได้ผู้ป่วยนอก (OPD) หน่วย : ล้านบาท

X_2 แทน จำนวนผู้ป่วยนอกที่มารับบริการ หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_3 แทน จำนวนผู้ป่วยนอกที่มารับบริการเป็นครั้งแรก หน่วย : คน (Sequence)

X_4 แทน รายได้ผู้ป่วยนอกที่มารับบริการต่อคนต่อครั้ง หน่วย : บาท

X_5 แทน รายได้ผู้ป่วยใน (IPD) หน่วย : ล้านบาท

X_6 แทน จำนวนวันนอนของผู้ป่วยในที่มารับบริการ หน่วย : วัน

X_7 แทน รายได้ผู้ป่วยในที่มารับบริการต่อคืน หน่วย : บาท

X_8 แทน จำนวนผู้ป่วยในที่รับเข้า หน่วย : คน (Patient)

X_9 แทน จำนวนผู้ป่วยในที่นำออก หน่วย : คน (Patient)

X_{10} แทน จำนวนวันนอนเฉลี่ยของผู้ป่วยใน หน่วย : วัน

X_{11} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกระบบทางเดินอาหาร หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{12} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกระบบประสาทและสมอง หน่วย : คนต่อครั้ง(Sequence)

X_{13} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกกระดูกและข้อ หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{14} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกตรวจสุขภาพ หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{15} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกุมารเวช หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{16} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกตา หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{17} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกผิวหนัง หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{18} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกศัลยกรรมทั่วไป หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{19} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกสูติ-นรีเวชกรรม หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{20} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกหู คอ จมูก หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{21} แทน จำนวนผู้ป่วยนอกแผนกอายุรกรรมทั่วไป หน่วย : คนต่อครั้ง (Sequence)

X_{22} แทน จำนวนผู้ป่วยในแผนกหออภิบาลผู้ป่วยหนักทั่วไป หน่วย : วัน

X_{23} แทน จำนวนผู้ป่วยในหอผู้ป่วยอายุรกรรมและผู้ป่วยศัลกรรมทั่วไป หน่วย : วัน

X_{24} แทน จำนวนผู้ป่วยในหอผู้ป่วยศัลยกรรมและผู้ป่วยกระดูกและข้อ หน่วย : วัน

2.1.2 จำนวนข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

1. ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ปกติ อยู่ในช่วงปี 2559 ถึง 2562 รวมกับปีที่เกิดวิกฤต ปี 2564 แสดงดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ปกติ

สัปดาห์ (หน่วย : วัน)						
วันจันทร์	วันอังคาร	วันพุธ	วันพฤหัสบดี	วันศุกร์	วันเสาร์	วันอาทิตย์
261	261	260	260	262	261	261

2. ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส อยู่ในช่วงปี 2563 ถึง 2564 แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

สัปดาห์ (หน่วย : วัน)						
วันจันทร์	วันอังคาร	วันพุธ	วันพฤหัสบดี	วันศุกร์	วันเสาร์	วันอาทิตย์
104	104	105	105	105	104	104

2.1.3 สถิติที่ใช้ในงานวิจัย

1.ตัวแบบวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) มี 6 วิธี คือ ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression), ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression), ตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล (Polynomial Regression), ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression), ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression) และตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)

2. ตัวแบบวิธีอารีมา (ARIMA Model)

3. สถิติที่ใช้ในการวัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ พิจารณาจากค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE)

4. ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) หรือค่า r เป็นค่าที่แสดงถึงความสัมพันธ์เชิงเส้นตรงระหว่างตัวแปรสองตัว

5. วิธีการคัดเลือกแบบมีขั้นตอน (Stepwise Selection) เป็นการคัดเลือกแบบการผสมผสานระหว่างวิธีการคัดเลือกตัวแปรพยากรณ์ทั้งแบบก้าวหน้าและแบบถอยหลังเข้าด้วยกัน

2.2 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

2.2.1 เริ่มต้นนำรายงาน (Report Data) ที่ได้จากโปรแกรม Tableau Desktop มาแบ่งข้อมูลตามรายวัน ทำการกำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระที่จะใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ของงานวิจัย และใช้โปรแกรม R Studio ในการสร้างตัวแบบในลำดับถัดไป

2.2.2 ทำการแบ่งชุดข้อมูลที่มีออกเป็น 2 ชุด คือ
ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ปกติและข้อมูลในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

1) ชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) เพื่อให้เครื่องทำการเรียนรู้ระหว่างลักษณะข้อมูลที่มีกับผลที่ต้องการและทำการสร้างฟังก์ชันหรือตัวแบบที่ใช้ทำนายหรือบอกผลที่ต้องการ กำหนดชุดข้อมูลเป็นร้อยละ 80

2) ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) เพื่อใช้วัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ กำหนดชุดข้อมูลเป็นร้อยละ 20

2.2.3 การเลือกตัวแปรอิสระของทั้ง 6 วิธีของการเรียนรู้ของเครื่อง

- การเลือกตัวแปรอิสระของวิธีตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression) โดยวัดจากค่า r ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Coefficient of Correlation) ว่าตัวแปรอิสระใดที่ส่งผลต่อตัวแปรตามมากที่สุด

- การเลือกตัวแปรอิสระของวิธีตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) จะทำการตรวจสอบก่อนว่าตัวแปรอิสระเกิดความสัมพันธ์กันเองหรือไม่ (Multicollinearity) โดยผู้วิจัยทำการเลือกใช้วิธีการเลือกแบบมีขั้นตอน (Stepwise) โดยวัดจากค่า AIC (Akaike Information Criterion ซึ่งเป็นเทคนิคหนึ่งที่ใช้ในการเลือกแบบจำลองที่ดีที่สุดของแบบจำลอง โดยค่า AIC น้อยจะแสดงถึงแบบจำลองที่ดีกว่า) ว่าวิธีการเลือกแบบมีขั้นตอน (Stepwise) ครั้งใดที่ให้ค่า AIC น้อยที่สุด จะเลือกตัวแปรอิสระนั้นในการสร้างตัวแบบ

- การเลือกตัวแปรอิสระของวิธีตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล (Polynomial Regression) จะเลือกจากค่า r ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Coefficient of Correlation) ว่าตัวแปรอิสระใดที่ส่งผลต่อตัวแปรตามมากที่สุด จากนั้นนำมายกกำลัง ดังต่อไปนี้ เทอมที่มีกำลังสอง (Quadratic), เทอมที่มีกำลังสาม (Cubic), เทอมที่มีกำลังสี่ (Power Four)

- ส่วน 3 วิธี ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression), ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression), ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) จะใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว

2.2.4 นำชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) กำหนดชุดข้อมูลเป็นร้อยละ 80 นำมาสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ของทั้ง 6 วิธีของการเรียนรู้ของเครื่อง

2.2.5 การสร้างตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression) จะใช้สถิติทดสอบ t-test เพื่อตรวจสอบว่าค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอยและค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระนั้นเหมาะสมกับตัวแบบหรือไม่

2.2.6 การสร้างวิธีตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) จะใช้ตัวแปรอิสระทุกตัวที่ได้จากวิธีการเลือกแบบมีขั้นตอน (Stepwise)

2.2.7 การสร้างตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล (Polynomial Regression) จะใช้สถิติทดสอบ t-test เพื่อตรวจสอบว่าค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอยและค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระที่นำมายกกำลัง นั้นเหมาะสมกับตัวแบบหรือไม่

2.2.8 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ วิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression) ใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว โดยที่ความคลาดเคลื่อนของตัวแบบจะไม่เกิน 0.1

2.2.9 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ วิธีตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression) ใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว โดยจะต้องแบ่งข้อมูลออกแบบไบนารีหรือแบ่งออกเป็น 2 เส้นทาง (เลือก minsplit = 1,2,3)

2.2.10 การสร้างตัวแบบการพยากรณ์ วิธีตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ใช้ตัวแปรอิสระทุกตัว จะต้องกำหนดขนาดของป่า (ntree) ที่เหมาะสม

2.2.11 เมื่อได้ตัวแบบการพยากรณ์แล้ว จะมี 2 วิธี คือ วิธีตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression) และวิธีตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) จะต้องทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี คือ กรณีที่ 1. และ 2. ทดสอบความคลาดเคลื่อนกระจายอยู่รอบ ๆ ศูนย์ที่ค่าเฉลี่ย $\mu = 0$ และความแปรปรวนคงที่ σ^2 กรณีที่ 3. ทดสอบความคลาดเคลื่อนว่ามีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ และกรณีที่ 4. ทดสอบความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกันหรือไม่ เมื่อทดสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณีผ่านแล้ว ก็สามารถนำตัวแบบไปใช้ในการพยากรณ์

2.2.12 เมื่อได้ตัวแบบการพยากรณ์จากชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) นำข้อมูลไปสร้างกราฟเพื่อดูว่าข้อมูลเกิดความซับซ้อน (Overfitting) กับชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) ถ้าไม่เกิดความซับซ้อนก็จะนำตัวแบบการพยากรณ์ไปสร้างตัวแบบกับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) กำหนดชุดข้อมูลเป็นร้อยละ 20 และสร้างกราฟเพื่อดูว่าข้อมูลเกิดความซับซ้อน (Overfitting) กับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) ถ้าไม่เกิดความซับซ้อนก็จะนำตัวแบบการพยากรณ์ที่ได้จากชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) ไปใช้วัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ

2.2.13 การวัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ จะนำชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) ไปหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) กับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE)

2.2.14 เลือกวิธีที่ให้ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองต่ำที่สุดของแต่ละวัน จันทร์-อาทิตย์ เพื่อไปเปรียบเทียบกับตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ในลำดับถัดไป

2.3 ขั้นตอนการสร้างตัวแบบอารีมา (ARIMA Model)

2.3.1 เริ่มต้นนำรายงาน (Report Data) ที่ได้จากโปรแกรม Tableau Desktop มาแบ่งข้อมูลตามรายวัน จันทร์-อาทิตย์ ทำการกำหนดตัวอนุกรมเวลาที่จะใช้ในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ของงานวิจัย และใช้โปรแกรม R Studio ในการสร้างตัวแบบในลำดับถัดไป

2.3.2 ทำการแบ่งชุดข้อมูลที่มีออกเป็น 2 ชุด คือ

ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ปกติ

1) ชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) เพื่อให้เครื่องทำการเรียนรู้ระหว่างลักษณะข้อมูลที่มีกับผลที่ต้องการและทำการสร้างฟังก์ชันหรือตัวแบบที่ใช้ทำนายหรือบอกผลที่ต้องการ กำหนดชุดข้อมูลเป็นปี 2559 ถึง 2562

2) ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) เพื่อใช้วัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ กำหนดชุดข้อมูลเป็นปี 2564

ข้อมูลในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

1) ชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) เพื่อให้เครื่องทำการเรียนรู้ระหว่างลักษณะข้อมูลที่มีกับผลที่ต้องการและทำการสร้างฟังก์ชันหรือตัวแบบที่ใช้ทำนายหรือบอกผลที่ต้องการ กำหนดชุดข้อมูลเป็นปี 2563

2) ชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) เพื่อใช้วัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ กำหนดชุดข้อมูลเป็นปี 2564

2.3.3 ในงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยใช้คำสั่งอัลกอริทึมในโปรแกรม R Studio ในการหาตัวแบบ คือ คำสั่ง auto.arima คำสั่งนี้จะเป็นคำสั่งที่สามารถหาตัวแบบของข้อมูลอนุกรมเวลาที่เหมาะสมที่สุดของข้อมูลชุดนั้นๆ และลดระยะเวลาขั้นตอนในการสร้างตัวแบบการพยากรณ์ได้ค่อนข้างมาก

2.3.4 เมื่อได้ตัวแบบการพยากรณ์จากชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) จากคำสั่ง auto.arima นำข้อมูลไปพยากรณ์ตามความยาวของฤดูกาลใน 1 รอบ ข้อมูลของผู้วิจัยเป็นรายสัปดาห์ L = 52 หรือ 53 เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์เพื่อนำไปใช้ในการวัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ

2.3.5 การวัดประสิทธิภาพและความถูกต้องของตัวแบบ จะนำค่าพยากรณ์ที่ได้จากชุดข้อมูลที่ใช้สอนให้เครื่องเรียนรู้ (Training Data) นำไปเทียบกับชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ (Test Data) เพื่อหาค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) กับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE)

2.3.6 เมื่อได้ตัวแบบการพยากรณ์ที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนกับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสองต่ำที่สุด จะต้องทำการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี คือ กรณีที่ 1. และ 2. ทดสอบความคลาดเคลื่อนกระจายอยู่รอบๆ ศูนย์ที่ค่าเฉลี่ย $\mu = 0$ และความแปรปรวนคงที่ σ^2 กรณีที่ 3. ทดสอบความคลาดเคลื่อนว่ามีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ และกรณีที่ 4. ทดสอบความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระต่อกันหรือไม่ เมื่อทดสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณีผ่านแล้วก็สามารถนำตัวแบบไปใช้ในการพยากรณ์เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในลำดับถัดไป

ผลการวิจัยและอภิปรายผล

การศึกษางานวิจัย เรื่องการเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา วิธีการใดให้ผลลัพธ์ของค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) กับค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (MSE) ต่ำที่สุดเพื่อลดความผิดพลาดในการพยากรณ์ มีผลการวิจัย ดังต่อนี้

ตารางที่ 3 ผลลัพธ์ของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ของช่วงสถานการณ์ปกติ

การเรียนรู้ของเครื่อง(Machine Learning) ช่วงสถานการณ์ปกติ																			
		จันทร์		อังคาร		พุธ		พฤหัสบดี		ศุกร์		เสาร์		อาทิตย์	
ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression)	MAPE	9.32037		9.77663		7.66034		6.74573		10.91640		13.09697		12.29573	
	MSE	0.07805		0.07857		0.07986		0.04842		0.11968		0.14619		0.12986	
ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression)	MAPE	5.97E-14	**	4.07E-14	**	1.11E-14	**	3.65E-14	**	6.32E-14	**	1.23E-13	**	3.20E-14	**
	MSE	2.65E-30		1.36E-30		1.62E-31		1.02E-30		3.20E-30		1.01E-29		1.04E-30	
ตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล (Polynomial Regression)	MAPE	9.04038		10.04310		*		6.71143		10.84781		*		*	
	MSE	0.07493		0.08678				0.04676		0.11732					
ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression)	MAPE	5.84335		6.35949		5.62395		4.00101		7.25476		7.99025		7.57725	
	MSE	0.10388		0.08469		0.06747		0.02135		0.06511		0.08999		0.07126	
ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression)	MAPE	7.68459		6.13867		6.48060		5.53685		8.05187		8.55047		7.92662	
	MSE	0.05846		0.05982		0.05849		0.02748		0.06703		0.07429		0.05404	
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	**4.90790**		**5.04484**		**3.83404**		**3.17105**		**4.78181**		**6.87658**		**5.86206**	
	MSE	**0.05348**		**0.04521**		**0.03413**		**0.00979**		**0.02949**		**0.04771**		**0.03230**	

หมายเหตุตารางที่ 3:

** หมายถึง ไม่ผ่านการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี

* หมายถึง ไม่ผ่านสถิติทดสอบ t-test ค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอยและค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระในเทอมที่ยกกำลัง

ตัวอักษรหนาที่ขีดเส้นใต้ หมายถึง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และค่า MSE ต่ำที่สุด

MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

ตารางที่ 4 ผลลัพธ์ของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

การเรียนรู้ของเครื่อง(Machine Learning) ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส																			
		จันทร์		อังคาร		พุธ		พฤหัสบดี		ศุกร์		เสาร์		อาทิตย์	
ตัวแบบการถดถอยเชิงเส้นอย่างง่าย (Simple Linear Regression)	MAPE	8.15256		13.52746		10.82989		12.79903		11.11259		10.47955		7.51047	
	MSE	0.07603		0.13173		0.09203		0.12025		0.08420		0.10668		0.05734	
ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression)	MAPE	**0.00161**		2.81E-14	**	**8.13E-15**		4.43E-14	**	1.15E-14	**	1.77E-14	**	2.41E-14	**
	MSE	**3.60E-09**		4.93E-31		**1.10E-31**		1.34E-30		1.48E-31		3.90E-31		6.76E-31	
ตัวแบบการถดถอยโพลิโนเมียล (Polynomial Regression)	MAPE	7.99691		13.77575		*		*		11.07455		10.33572		7.08518	
	MSE	0.07151		0.14969						0.07568		0.10855		0.05252	
ตัวแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์รีเกรสชัน (Support Vector Regression)	MAPE	8.01201		14.19382		10.36109		13.68831		11.64219		10.54301		6.44273	
	MSE	0.22872		0.22028		0.10615		0.16550		0.15269		0.13851		0.04777	
ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression)	MAPE	10.78934		**9.71479**		6.74782		13.45915		9.37386		6.80338		8.76264	
	MSE	0.14237		**0.08835**		0.07760		0.11377		0.06432		0.06109		0.06676	
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	4.79159		10.50225		6.77679		**10.58184**		**8.35946**		**6.76110**		**4.51761**	
	MSE	0.05337		0.12237		0.03712		**0.08550**		**0.05515**		**0.05932**		**0.02101**	

หมายเหตุตารางที่ 4:

** หมายถึง ไม่ผ่านการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี

* หมายถึง ไม่ผ่านสถิติทดสอบ t-test ค่าคงที่ (Constant) ของสมการถดถอยและค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย (Regression Coefficient) ของตัวแปรอิสระในเทอมที่ยกกำลัง

ตัวอักษรหนาที่ขีดเส้นใต้ หมายถึง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และค่า MSE ต่ำที่สุด

MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) โดยใช้การเปรียบเทียบของค่า MAPE และค่า MSE ได้ผลลัพธ์ดังนี้ ช่วงสถานการณ์ปกติ ตัวแบบที่เหมาะสมของทั้ง 7 วัน คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) แสดงในตารางที่ 3 ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ตัวแบบที่เหมาะสมของทั้ง 7 วัน คือ วันจันทร์และวันพุธ ตัวแบบที่เหมาะสมคือตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) วันอังคาร ตัวแบบที่เหมาะสมคือตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression) วันพฤหัสบดี วันศุกร์ วันเสาร์และวันอาทิตย์ ตัวแบบที่เหมาะสมคือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) แสดงในตารางที่ 4

ตารางที่ 5 ผลลัพธ์ของตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ช่วงสถานการณ์ปกติและช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

ตัวแบบอารีมา(ARIMA Model)							
ช่วงสถานการณ์ปกติ				ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส			
จันทร์				จันทร์			
$ARIMA(0,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	19.94225		ARIMA(1,0,0)	MAPE	38.55600	
	MSE	0.72670			MSE	2.24710	
อังคาร				อังคาร			
$ARIMA(0,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	24.02509		ARIMA(1,0,0)	MAPE	33.27274	
	MSE	0.46567			MSE	1.45527	
พุธ				พุธ			
$ARIMA(0,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	30.28302	**	ARIMA(2,0,0)	MAPE	27.47872	
	MSE	0.69326			MSE	1.05220	
พฤหัสบดี				พฤหัสบดี			
$ARIMA(1,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	28.63452		ARIMA(2,0,0)	MAPE	32.63620	
	MSE	0.59549			MSE	1.31098	
ศุกร์				ศุกร์			
$ARIMA(0,1,1)(1,0,0)_{[53]}$	MAPE	27.19288		ARIMA(2,0,0)	MAPE	36.55880	**
	MSE	0.68130			MSE	1.98738	
เสาร์				เสาร์			
$ARIMA(1,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	18.97113		ARIMA(0,0,1)	MAPE	24.57073	
	MSE	0.35098			MSE	0.53256	
อาทิตย์				อาทิตย์			
$ARIMA(1,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	20.51330		ARIMA(1,0,0)	MAPE	35.65201	**
	MSE	0.34226			MSE	1.45292	

หมายเหตุตารางที่ 5

** หมายถึง ไม่ผ่านการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี

MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

ตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ได้ผลลัพธ์ของตัวแบบที่เหมาะสมจากการใช้คำสั่งอัลกอริทึม auto.arima ของช่วงสถานการณ์ปกติและช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส แสดงในตารางที่ 5

เมื่อได้ตัวแบบที่เหมาะสม นำมาเปรียบเทียบระหว่างวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) กับวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model)

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบระหว่างวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และตัวแบบอารี-มา (ARIMA Model) ช่วงสถานการณ์ปกติ

ช่วงสถานการณ์ปกติ							
การเรียนรู้ของเครื่อง(Machine Learning)				ตัวแบบอารีมา(ARIMA Model)			
จันทร์				จันทร์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	4.90790		ARIMA$(0,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	19.94225	
	MSE	0.05348			MSE	0.72670	
อังคาร				อังคาร			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	5.04484		ARIMA$(0,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	24.02509	
	MSE	0.04521			MSE	0.46567	
พุธ				พุธ			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	3.83404		ARIMA$(0,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	30.28302	**
	MSE	0.03413			MSE	0.69326	
พฤหัสบดี				พฤหัสบดี			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	3.17105		ARIMA$(1,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	28.63452	
	MSE	0.00979			MSE	0.59549	
ศุกร์				ศุกร์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	4.78181		ARIMA$(0,1,1)(1,0,0)_{[53]}$	MAPE	27.19288	
	MSE	0.02949			MSE	0.68130	
เสาร์				เสาร์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	6.87658		ARIMA$(1,1,2)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	18.97113	
	MSE	0.04771			MSE	0.35098	
อาทิตย์				อาทิตย์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	5.86206		ARIMA$(1,1,1)(0,0,1)_{[52]}$	MAPE	20.51330	
	MSE	0.03230			MSE	0.34226	

หมายเหตุตารางที่ 6:

** หมายถึง ไม่ผ่านการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี

ตัวอักษรหนาที่ขีดเส้นใต้ หมายถึง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และค่า MSE ต่ำที่สุด

MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

ช่วงสถานการณ์ปกติ จากตารางที่ 6 พบว่าวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE กับค่า MSE ต่ำกว่าวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ของทั้ง 7 วัน นั่นหมายความว่าวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ลดความผิดพลาดของการพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาล ได้ดีกว่าวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) และช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส วิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE กับค่า MSE ต่ำกว่าวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ของทั้ง 7 วัน นั่นหมายความว่าวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ลดความผิดพลาดของการพยากรณ์รายได้รายวัน

ของโรงพยาบาล ได้ดีกว่าวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) แสดงในตารางที่ 7 ซึ่งทั้งสองช่วงเวลาให้ผลลัพธ์ที่เหมือนกัน

ตารางที่ 7 เปรียบเทียบระหว่างวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และตัวแบบอารี-มา (ARIMA Model) ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส							
การเรียนรู้ของเครื่อง(Machine Learning)				ตัวแบบอารีมา(ARIMA Model)			
จันทร์				จันทร์			
ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression)	MAPE	0.00161		ARIMA(1,0,0)	MAPE	38.55600	
	MSE	3.60E-09			MSE	2.24710	
อังคาร				อังคาร			
ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน (Decision Tree Regression)	MAPE	9.04038		ARIMA(1,0,0)	MAPE	33.27274	
	MSE	0.07493			MSE	1.45527	
พุธ				พุธ			
ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression)	MAPE	8.13E-15		ARIMA(2,0,0)	MAPE	27.47872	
	MSE	1.10E-31			MSE	1.05220	
พฤหัสบดี				พฤหัสบดี			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	10.58184		ARIMA(2,0,0)	MAPE	32.63620	
	MSE	0.08550			MSE	1.31098	
ศุกร์				ศุกร์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	8.35946		ARIMA(2,0,0)	MAPE	36.55880	**
	MSE	0.05515			MSE	1.98738	
เสาร์				เสาร์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	6.76110		ARIMA(0,0,1)	MAPE	24.57073	
	MSE	0.05932			MSE	0.53256	
อาทิตย์				อาทิตย์			
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)	MAPE	4.51761		ARIMA(1,0,0)	MAPE	35.65201	**
	MSE	0.02101			MSE	1.45292	

หมายเหตุตารางที่ 7:

** หมายถึง ไม่ผ่านการตรวจสอบความคลาดเคลื่อนทั้ง 4 กรณี

ตัวอักษรหนาที่ขีดเส้นใต้ หมายถึง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และค่า MSE ต่ำที่สุด

MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

สรุปผล

การศึกษางานวิจัยการเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา สรุปผลการวิจัยได้ดังนี้

ตารางที่ 8 เปรียบเทียบระหว่างช่วงสถานการณ์ปกติและช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส

การศึกษางานวิจัยการเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา					
ช่วงสถานการณ์ปกติ			ช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส		
จันทร์			จันทร์		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	4.90790	ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ	MAPE	0.00161
(Random Forest Regression)	MSE	0.05348	(Multiple Linear Regression)	MSE	3.60E-09
อังคาร			อังคาร		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	5.04484	ตัวแบบต้นไม้ตัดสินใจแบบรีเกรสชัน	MAPE	9.04038
(Random Forest Regression)	MSE	0.04521	(Decision Tree Regression)	MSE	0.07493
พุธ			พุธ		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	3.83404	ตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ	MAPE	8.13E-15
(Random Forest Regression)	MSE	0.03413	(Multiple Linear Regression)	MSE	1.10E-31
พฤหัสบดี			พฤหัสบดี		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	3.17105	ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	10.58184
(Random Forest Regression)	MSE	0.00979	(Random Forest Regression)	MSE	0.08550
ศุกร์			ศุกร์		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	4.78181	ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	8.35946
(Random Forest Regression)	MSE	0.02949	(Random Forest Regression)	MSE	0.05515
เสาร์			เสาร์		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	6.87658	ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	6.76110
(Random Forest Regression)	MSE	0.04771	(Random Forest Regression)	MSE	0.05932
อาทิตย์			อาทิตย์		
ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	5.86206	ตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม	MAPE	4.51761
(Random Forest Regression)	MSE	0.03230	(Random Forest Regression)	MSE	0.02101

หมายเหตุตารางที่ 8:

ตัวอักษรหนาที่ขีดเส้นใต้ หมายถึง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และค่า MSE ต่ำที่สุด

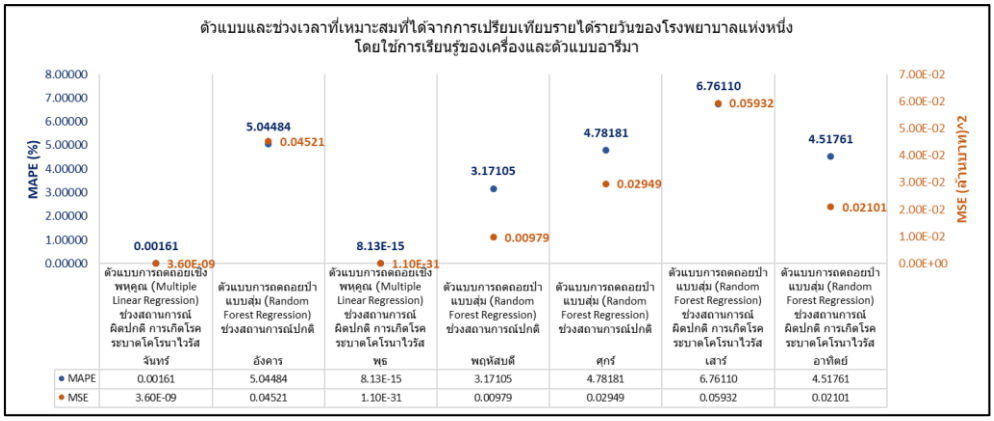
MAPE หมายถึง ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (หน่วย เปอร์เซ็นต์ (%))

MSE หมายถึง ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (หน่วย ล้านบาท^2)

จากตารางที่ 8 พบว่า วันจันทร์ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 0.00161 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 0.00161 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 3.60E-09 (ล้านบาท)^2 วันอังคารตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ปกติ โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 5.04484 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 5.04484 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 0.04521 (ล้านบาท)^2 วันพุธตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear

Regression) ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 8.13E-15 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 8.13E-15 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 1.10E-31 (ล้านบาท)^2 วันพฤหัสบดีตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ปกติ โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 3.17105 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 3.17105 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 0.00979 (ล้านบาท)^2 วันศุกร์ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ปกติ โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 4.78181 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 4.78181 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 0.02949 (ล้านบาท)^2 วันเสาร์ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 6.76110 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 6.76110 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 0.05932 (ล้านบาท)^2 และวันอาทิตย์ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส โดยที่ให้ค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error : MAPE) เท่ากับร้อยละ 4.51761 นั้นหมายถึงตัวแบบมีความผิดพลาดในการพยากรณ์ร้อยละ 4.51761 และค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Mean Squares Error : MSE) เท่ากับ 0.02101 (ล้านบาท)^2

สรุปผลการวิจัยของตัวแบบและช่วงเวลาที่เหมาะสมที่ได้จากการเปรียบเทียบจากตารางที่ 8 แสดงดังภาพที่ 1



ภาพที่ 1 สรุปผลการวิจัยของตัวแบบและช่วงเวลาที่เหมาะสมที่ได้จากการเปรียบเทียบรายได้รายวันของโรงพยาบาลแห่งหนึ่ง โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา

จากการศึกษาการเปรียบเทียบรายได้รายวันของช่วงสถานการณ์ปกติกับช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส เมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาด ช่วงเวลาที่เหมาะสมที่จะนำมาพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาล คือ วันจันทร์ วันพุธ วันเสาร์และวันอาทิตย์ ช่วงเวลาที่เหมาะสมที่จะนำมาพยากรณ์คือช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ส่วนวันอังคาร วันพฤหัสบดี และวันศุกร์ ช่วงเวลาที่เหมาะสมที่จะนำมาพยากรณ์คือช่วงสถานการณ์ปกติ นั่นหมายความว่าวันอังคาร วันพฤหัสบดี และวันศุกร์สามารถใช้แนวโน้มและฤดูกาลเดิมในการพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาลได้ แสดงดังภาพที่ 1

ตัวแบบการพยากรณ์โดยวิธีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้องนั้นมีความผิดพลาดของตัวแบบการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าวิธีตัวแบบอารีมา (ARIMA Model) ที่ไม่มีตัวแปรอิสระมาเกี่ยวข้อง ให้ผลลัพธ์ของค่า MAPE และ MSE ต่ำกว่าทั้งในช่วงสถานการณ์ปกติและช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส ของทั้ง 7 วัน ดังนั้นการที่มีตัวแปรอิสระเข้ามาเกี่ยวข้องส่งผลอย่างมากต่อการลดความผิดพลาดของตัวแบบที่ใช้ในการพยากรณ์ แสดงในตารางที่ 6 และตารางที่ 7

งานวิจัยนี้ทำให้สามารถจัดกลุ่มรายได้รายวันของโรงพยาบาลตามวิธีของการพยากรณ์ที่ได้จากการเปรียบเทียบระหว่างการเรียนรู้ของเครื่องและตัวแบบอารีมา ดังนี้ วันจันทร์และวันพุธ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression) ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส วันอังคาร วันพฤหัสบดี และวันศุกร์ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression) ในช่วงสถานการณ์ปกติ วันเสาร์และวันอาทิตย์ ตัวแบบที่เหมาะสมที่มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์คือตัวแบบการถดถอยป่าแบบสุ่ม (Random Forest Regression)

ในช่วงสถานการณ์ผิดปกติ การเกิดโรคระบาดโคโรนาไวรัส แสดงดังภาพที่ 1 ทำให้เมื่อเกิดวิกฤตโรคระบาดอีกครั้งในอนาคต สามารถนำตัวแบบการพยากรณ์ที่เหมาะสมในแต่ละวัน ที่ได้จากงานวิจัยในครั้งนี้มาใช้เป็นตัวแบบตั้งต้นในการพยากรณ์รายได้รายวันของโรงพยาบาลและทำให้กลยุทธ์สามารถดำเนินต่อไปได้แม้จะอยู่ในสถานการณ์ที่วิกฤตก็ตาม

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณภาควิชาสถิติประยุกต์ คณะวิทยาศาสตร์ประยุกต์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีพระจอมเกล้าพระนครเหนือ และท่านผู้อำนวยการโรงพยาบาลเอกชนที่อนุญาตให้นำข้อมูลของโรงพยาบาลมาใช้ในงานวิจัยในครั้งนี้

เอกสารอ้างอิง

1. Our World in Data and JHU CSSE COVID-19 Data. COVID19 [Internet]. 2022 [Update 2022; cited 2022 Mar 9]. Available from: https://news.google.com/covid19/map?hl=th&gl=TH&ceid=TH%3Ath.
2. โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 [Internet]. 2565 [แก้ไขล่าสุด 2565; สืบค้นวันที่ 2565 มีนาคม 9]. Available from: https://th.wikipedia.org/wiki/โรคติดเชื้อไวรัสโคโร-นา-2019.
3. พนิดา กาศกลางดอน, โสภณ มงคลลักษมี, ศิริสรรพ เหล่าหะเกียรติ, รัตน์ชัยนันท์ ธรรมสุจริต. การวิเคราะห์ประสบการณ์จากการใช้บริการโรงพยาบาลในประเทศไทย จากความคิดเห็นของผู้ใช้บริการ. การประชุมวิชาการ วิทยาการข้อมูลครั้งที่ 1; 2564; มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. กรุงเทพมหานคร: หน้า 48-60.
4. รัชนีวรรณ ไพศาลวรเกียรติ. การเปรียบเทียบตัวแบบการถดถอยลอจิสติกและเทคนิคเหมืองข้อมูลสำหรับพยากรณ์การเป็นโรคเบาหวาน. (วิทยานิพนธ์ปริญญามหาบัณฑิต). ภาควิชาคณิตศาสตร์. คณะวิทยาศาสตร์. พิษณุโลก: มหาวิทยาลัยนเรศวร; 2564.
5. อัจฉราภรณ์ สุขเพิ่ม. แบบจำลองการวินิจฉัยอัตโนมัติสำหรับความเสี่ยงต่อการเกิดลิ่มเลือดอุดตันในหลอดเลือดดำตามอาการโดยอาศัยการเรียนรู้ของเครื่อง. การประชุมวิชาการ วิทยาการข้อมูลครั้งที่ 1; 2564; มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ. กรุงเทพมหานคร: หน้า 21-24.
6. อรุณรักษ์ ตันพานิช, ดุษณี ศุภวรรธนะกุล, พิเชฐ บัญญัติ และจรูญ จันแทน. การเปรียบเทียบโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องสำหรับคัดกรองผู้ป่วยโรคเบาหวานที่มีภาวะชาปลายเท้า. การประชุมหาดใหญ่วิชาการระดับชาติและนานาชาติครั้งที่ 10; 12 กรกฎาคม 2562; มหาวิทยาลัยหาดใหญ่. สงขลา: หน้า 736-49.

7. Hema SRR, Giuseppe V, Mirko M, Nadia A, Vassilios F. Comparison of Conventional Statistical Methods with Machine Learning in Medicine: Diagnosis, Drug Development, and Treatment. Medicina Journal. 2020;56:455+. doi:10.3390/medicina56090455.
8. Ching-Yen K, Liang-Chin Y, Hou-Chaung C, Chien-Lung C. Comparison of Models for the Prediction of Medical Costs of Spinal Fusion in Taiwan Diagnosis-Related Groups by Machine Learning Algorithms. Healthcare Informatics Research. 2018;24(1):29-37. doi:10.4258/hir.2018.24.1.29.