

# การสร้างตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกด้วยชุดข้อมูลอนุกรมเวลา กรณีศึกษาเขตสุขภาพที่ 12 ประเทศไทย

## Developing a Forecasting Model for Dengue Fever Incidence Using Time Series Data : A Case Study of Health District 12, Thailand.

นางสาวรัตติฟา กาสา<sup>1</sup>, นายมารุสดี ยูโซ๊ะ<sup>2\*</sup>, นายวฬิทธิสมอิล นัยพอม<sup>3</sup>, นางสาววริช อุดลยศาสน์<sup>4</sup>

โรงเรียนสาธิตวิทยาการอิสลาม มหาวิทยาลัยสงขลานครินทร์ ตำบลรูสะมิแล อำเภอเมือง จังหวัดปัตตานี 94000

E-mail : marusdee.y@psu.ac.th

### บทคัดย่อภาษาไทย

ในช่วงระยะเวลาหลายปีที่ผ่านมาประเทศไทยมีรายงานการระบาดของโรคไข้เลือดออกอย่างต่อเนื่อง ในงานวิจัยนี้สนใจศึกษาจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกของเขตสุขภาพที่ 12 ซึ่งประกอบไปด้วยจังหวัดสงขลา สตูล ตรัง พัทลุง ปัตตานี ยะลาและนราธิวาส โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์สำหรับชุดข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกด้วยชุดข้อมูลอนุกรมเวลาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2558-2566 และได้แบ่งสัดส่วนข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Testing Set) โดยแบ่งอัตราส่วนเป็น 60:40 70:30 80:20 และ 90:10 ซึ่งได้ศึกษาวิธีการสร้างตัวแบบพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม โดยตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมจะพิจารณาจากค่าวัดความถูกต้อง 3 ค่า ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่ต่ำที่สุด รวมทั้งพิจารณาค่า  $R^2$  เพื่อประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ ผลการวิจัยพบว่า เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยตัวแบบ ANN ในอัตราส่วน 90:10 เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลในอนาคต โดยให้ค่าวัดความถูกต้องทั้ง 3 ค่าต่ำที่สุด ได้แก่ MSE เท่ากับ 172,260 RMSE เท่ากับ 415.0422 และ MAPE เท่ากับ 61.43141 ตามลำดับ และจากการวัดค่า  $R^2$  พบว่าตัวแบบดังกล่าวให้ค่า  $R^2$  เท่ากับ 0.8419645

**คำสำคัญ :** อนุกรมเวลา เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

# Developing a Forecasting Model for Dengue Fever Incidence Using Time Series Data : A Case Study of Health District 12, Thailand.

Rattifa Kasa<sup>1</sup>, Marusdee Yusoh<sup>2\*</sup>, Wafeeqismail Noipom<sup>3</sup>, Vrees Adulyasas<sup>4</sup>

Islamic Science Demonstration School, Faculty of Islamic Science, Prince of Songkhla University  
Pattani Campus, Pattani 94000

## ABSTRACT

In recent years, Thailand has experienced continuous outbreaks of dengue fever. This study focuses on the number of dengue fever patients under the investigation of Health Region 12, which comprises the provinces of Songkhla, Satun, Trang, Phatthalung, Pattani, Yala, and Narathiwat. The objective is to develop trend equations and forecasting models for the dataset of dengue fever patients from the years 2015 to 2022. The data is split into two segments, a testing set and a training set with a ratio of 60:40 70:30 80:20 and 90:10 Two forecasting methods were studied, including Box-Jenkins Method and Artificial Neural Network (ANN) technique. The suitability of trend equations and forecasting models is evaluated based on three accuracy metrics: Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Squared Error (MSE), and Root Mean Squared Error (RMSE). Moreover, the  $R^2$  value is considered to evaluate the effectiveness of the forecasting model. The research findings indicate that the ANN technique is the most suitable for developing forecasting models, with the ANN model in the ratio of 90:10 proving to be the most optimal choice for future data prediction. The models exhibit the lowest values for all three-accuracy metrics, with MSE at 172,260, RMSE at 415.0422 and MAPE at 61.43141 and the model yielded an  $R^2$  value of 0.8419645.

**Keywords:** Time series Artificial Neural Network Box-Jenkins

## ความสำคัญและที่มาของงานวิจัย

ในปัจจุบันโรคไข้เลือดออกเป็นปัญหาทางด้านสาธารณสุขมากที่สุดปัญหาหนึ่งสำหรับประเทศในเขตร้อนชื้น โดยทั่วไปจะระบาดในฤดูฝน อีกทั้งประเทศไทยมีรายงานการระบาดของโรคไข้เลือดออกมานานกว่า 50 ปี (พีระ สมบัติดีและคณะ, 2558) โดยโรคไข้เลือดออกเป็นโรคที่เกิดจากการติดเชื้อไวรัสเดงกี (Dengue virus) ซึ่งมีอยู่หลายเป็นพาหะนำโรค จากการรายงานของกรมควบคุมโรคพบว่าตั้งแต่ต้นปี 2566 จนถึงปลายปี (13 ธันวาคม 2566) พบผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกแล้วรวม 147,412 ราย อีกทั้งพบจำนวนผู้เสียชีวิตจากโรคนี้อีก 174 รายจาก 57 จังหวัด อีกทั้งยังพบว่าจำนวนผู้ป่วยไข้เลือดออกสะสมในเขตสุขภาพที่ 12 ซึ่งประกอบไปด้วยจังหวัดสงขลา สตูล ตรัง พัทลุง ปัตตานี ยะลาและนราธิวาส มีแนวโน้มเพิ่มขึ้น

อย่างต่อเนื่อง จากการสำรวจค่าดัชนีลูกน้ำยุงลายในโปรแกรมทันระดับ พบว่าในเขตสุขภาพที่ 12 มีค่า HI = 24.11%, CI = 9.91% ซึ่งมีค่าสูงกว่าเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนด แสดงให้เห็นว่ามีพื้นที่เสี่ยงต่อการแพร่ระบาดของโรคติดต่อที่นำโดยยุงลาย เนื่องจากการดำเนินงานกำจัดแหล่งเพาะพันธุ์ ลูกน้ำยุงลายยังไม่เพียงพอ ไม่ดำเนินการต่อเนื่องสม่ำเสมอ และขาดความร่วมมือจากภาคประชาชนในการควบคุมแหล่งเพาะพันธุ์ลูกน้ำยุงลายในบ้านของตน จากรายงานพบว่าในปี 2565 มีจำนวนผู้ป่วยสะสมถึง 8,479 คน และในปี 2566 พบว่ามีจำนวนผู้ป่วยสะสมถึง 10,630 ราย คิดเป็น 9.27 เท่า ของช่วงเวลาเดียวกันในปีที่ผ่านมา (กลุ่มยุทธศาสตร์ แผนงาน และเครือข่าย สำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 12 จังหวัดสงขลา, 2566)

วิธีการพยากรณ์การเกิดโรคไข้เลือดออกเป็นวิธีการทางสถิติที่นำอนุกรมเวลามาศึกษาเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการอธิบายลักษณะการเคลื่อนไหวหรือผันแปรของข้อมูลในอดีต และนำตัวแบบที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลต่อไปในอนาคต โดยในช่วงปีที่ผ่านมา มีนักวิจัยมากมายนำเสนอวิธีการและเปรียบเทียบตัวแบบทางคณิตศาสตร์และสถิติโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลาเพื่อนำมาพยากรณ์การเกิดโรคต่างๆ ในปีพ.ศ.2558 วรางคณา กิริติวิบูลย์ ได้ทำการสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบในประเทศไทย โดยสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีปรับให้เรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการพยากรณ์รวม ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์รวมเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด และในปีเดียวกันพิราวรรณ หนูเสนได้ทำการศึกษางานวิจัยโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย จึงได้ศึกษาวิธีการพยากรณ์ 3 วิธี คือ วิธีแยกองค์ประกอบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีตัวแบบพยากรณ์เกรย์ ผลการวิจัยพบว่า การพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด และในปี พ.ศ. 2564 จิรโรจน์ ตอสะสุกุล ได้ทำการหาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออกเขตพื้นที่ในความรับผิดชอบของสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 2 จังหวัดพิษณุโลก โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล 4 วิธี ได้แก่ วิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีแบบเบย์ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลการวิจัยพบว่า วิธีต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคในการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออกที่เหมาะสมที่สุด และในปี พ.ศ.2566 ปรีชา เครือโสมและคณะ ได้ศึกษาการสร้างตัวแบบพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออก โดยใช้เทคนิควิธีการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมกับรูปแบบข้อมูลด้วยทฤษฎีเกรย์ ผลการวิจัยพบว่า วิธีการของทฤษฎีเกรย์ ในระบบ GM (1,1) มีความเหมาะสมในการพยากรณ์จำนวนผู้ติดเชื้อไข้เลือดออก

ผู้จัดทำวิจัยจึงสนใจศึกษาวิธีการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก เขตสุขภาพที่ 12 ประเทศไทย รวมทั้งเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมสำหรับข้อมูลอนุกรมเวลาชุดนี้ โดยได้ทำการศึกษาวิธีการพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อนำตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดไปพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก

## บททวนวรรณกรรม

วิธีการพยากรณ์การเกิดโรคไข้เลือดออกเป็นวิธีการทางสถิติที่นำอนุกรมเวลามาศึกษาเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมในการอธิบายลักษณะการเคลื่อนไหวหรือผันแปรของข้อมูลในอดีต และนำตัวแบบที่ได้ไปใช้ในการพยากรณ์ข้อมูลต่อไปในอนาคต โดยในช่วงปีที่ผ่านมา มีนักวิจัยมากมายนำเสนอวิธีการและเปรียบเทียบตัวแบบทางคณิตศาสตร์และสถิติโดยใช้ข้อมูล

อนุกรมเวลาเพื่อนำมาพยากรณ์การเกิดโรคต่างๆ ในปีพ.ศ.2558 วรางคณา กิริติวิบูลย์ ได้ทำการสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบในประเทศไทย โดยสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีปรับให้เรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก และวิธีการพยากรณ์รวม ผลการวิจัยพบว่า วิธีการพยากรณ์รวมเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด และในปีเดียวกันพิรवारณ หนูเสนได้ทำการศึกษางานวิจัยโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบเทคนิคการวิเคราะห์อนุกรมเวลาสำหรับปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย จึงได้ศึกษาวิธีพยากรณ์ 3 วิธี คือ วิธีแยกองค์ประกอบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และวิธีตัวแบบพยากรณ์เกรย์ ผลการวิจัยพบว่าการพยากรณ์ด้วยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุด และในปี พ.ศ. 2564 จิรโรจน์ ตอสะสุกุล ได้ทำการหาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออกเขตพื้นที่ในความรับผิดชอบของสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 2 จังหวัดพิษณุโลก โดยประยุกต์ใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล 4 วิธี ได้แก่ วิธีต้นไม้ตัดสินใจ วิธีแบบเบย์ วิธีโครงข่ายประสาท และวิธีซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีน ผลการวิจัยพบว่า วิธีต้นไม้ตัดสินใจเป็นเทคนิคในการสร้างแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออกที่เหมาะสมที่สุด และในปี พ.ศ.2566 ปรีชา เครือโสมและคณะ ได้ศึกษาการสร้างตัวแบบพยากรณ์การแพร่ระบาดของโรคไข้เลือดออก โดยใช้เทคนิควิธีการพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมกับรูปแบบข้อมูลด้วยทฤษฎีเกรย์ ผลการวิจัยพบว่า วิธีการของทฤษฎีเกรย์ ในระบบ GM (1,1) มีความเหมาะสมในการพยากรณ์จำนวนผู้ติดเชื้อไข้เลือดออก

## วัตถุประสงค์ของงานวิจัย

- 1) เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับชุดข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก ด้วยวิธีการแยกองค์ประกอบ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการสุ่มป่าไม้และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม
- 2) เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก ด้วยตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด

## ขอบเขตของงานวิจัย

- 1) ฐานข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายใหม่เก็บเป็นอนุกรมเวลาแบบรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ.2558-2566 จากเว็บไซต์สำนักงานสาธารณสุข <https://pnb.hdc.moph.go.th/hdc/main/index.php>
- 2) ศึกษาและเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์ 2 แบบ ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ และ เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม

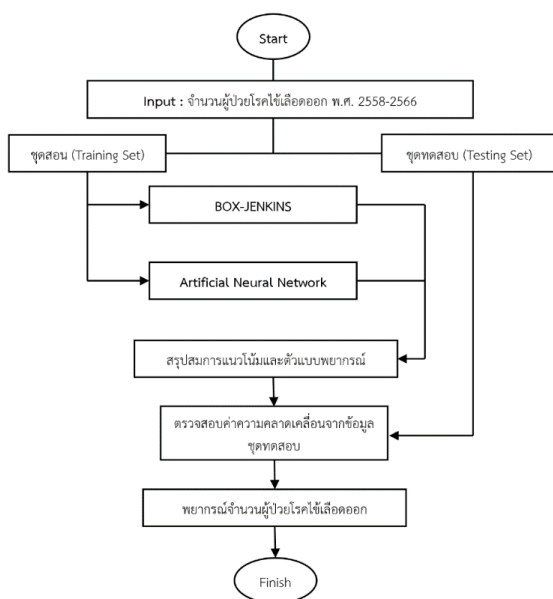
## วิธีดำเนินการวิจัย

### 1. เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

- 1.1 แล็ปท็อปหน่วยประมวลผลหลัก intel Core i5 การ์ดจอ (Geforce MX) RAM 8GB
- 1.2 โปรแกรม R studio เวอร์ชัน 2023.03.0-daily+82.pro2 ภาษา R เวอร์ชัน 4.3.1 (Beagle Scouts)

### 2. วิธีการวิจัย

## 2.1 ชุดข้อมูล (Data set)



รูปที่ 1 : ภาพรวมแสดงกระบวนการของการสร้างสมการแนวโน้มและสร้างตัวแบบพยากรณ์

ฐานข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกเก็บเป็นอนุกรมเวลาแบบรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ.2558-2566 จากเว็บไซต์สำนักงานสาธารณสุข <https://pnb.hdc.moph.go.th/hdc/main/index.php> ซึ่งมีข้อมูลรวมทั้งสิ้น 100 ข้อมูล โดยในงานวิจัยครั้งนี้ผู้วิจัยได้แบ่งสัดส่วนข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Testing Set) โดยแบ่งอัตราส่วนเป็น 60:40 70:30 80:20 และ 90:10 โดยใช้โปรแกรม R ในการวิเคราะห์ข้อมูล อีกทั้งผู้วิจัยได้เลือกใช้วิธีการ 2 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins) และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network ; ANN) ซึ่งมีรายละเอียดของแต่ละขั้นตอนดังแสดงรูปภาพที่ 1 โดยเริ่มจากการนำเข้าข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก และแบ่งข้อมูลดังกล่าวออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดสอน (Training Set) และชุดทดสอบ (Testing Set) นำชุดสอนไปสร้างตัวแบบพยากรณ์ 2 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม และนำชุดทดสอบมาเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์จากค่าวัดความ

ถูกต้อง 3 ค่า ได้แก่ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ที่ต่ำที่สุด รวมทั้งพิจารณาค่า  $R^2$  เพื่อประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ และนำตัวแบบที่ดีที่สุดไปพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก

## 2.2 วิธีการบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์เป็นเทคนิคหนึ่งที่ได้รับการยอมรับในการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลช่วงเวลาโดยใช้ตัวแบบพยากรณ์ Autoregressive Moving Average (ARMA) และ Autoregressive Integrate Moving Average (ARIMA) ซึ่งจะอยู่ในรูปของ  $ARMA(p, q)$  หรือ  $ARIMA(p, d, q)$

1.  $AR(p)$  : Autoregressive
2.  $I(d)$  : Integrated
3.  $MA(q)$  : Moving average

ขั้นตอนการสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์มี 3 ขั้นตอน ได้แก่

### 1) การทดสอบความคงที่ของอนุกรมเวลา

พิจารณาจากฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (Autocorrelation Function ; ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (Partial Autocorrelation Function ; PACF) ของอนุกรมเวลาหากพบว่าอนุกรมเวลาไม่คงที่ (Non-stationary) ต้องทำการแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ด้วยการหาผลต่าง (Difference) การทำให้อนุกรมเวลาคงที่ด้วยวิธีดังกล่าวจะได้ค่า  $I(d)$  ซึ่งคือจำนวนครั้งของการหาผลต่างที่ทำให้อนุกรมเวลาคงที่

### 2) การกำหนดรูปแบบ

- อนุกรมเวลาคงที่ใช้แบบ:  $ARMA(p, q)$

■ อนุกรมเวลาไม่คงที่ใช้แบบ:  $ARIMA(p,d,q)$   
 การกำหนดค่า  $AR(p)$  และ  $MA(q)$  กำหนดได้จากกราฟ PACF และ ACF โดยจำนวนส่วนประกอบของกราฟที่ออกมาจากช่วงความเชื่อมั่นในกราฟ ACF ถือเป็นค่า  $MA(q)$  และในกราฟ PACF ถือเป็นค่า  $AR(p)$  จึงจะสามารถกำหนดรูปแบบของตัวแบบของอนุกรมเวลาโดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ ดังสมการที่ (1) และ (2) ดังนี้

$$ARMA(p,q) \quad Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1)$$

$$ARIMA(p,d,q) \quad \Delta Y_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (2)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ ข้อมูล ณ เวลา  $t$ ,  $\varepsilon_t$  คือ ค่าความคลาดเคลื่อน,  $\alpha_0$  คือ พารามิเตอร์

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \text{ และ}$$

$$\theta_p(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p$$

### 3) การเปรียบเทียบจำลองจากวิธี Box-Jenkin

เมื่อได้แบบจำลองที่เป็นไปได้แล้ว จึงนำมาพิจารณาหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด โดยการเปรียบเทียบจากค่า Akaike criterions (AIC) โดยแบบจำลองใดให้ค่าดังกล่าวน้อยที่สุดถือเป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด ซึ่งสามารถพิจารณาได้จากสมการ (3) ดังนี้

$$AIC = N \times \ln\left(\frac{SS_e}{N}\right) + 2K \quad (3)$$

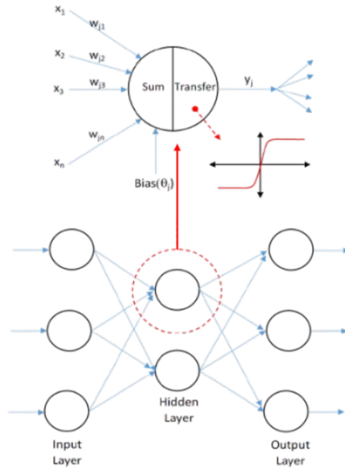
โดยที่  $N$  คือ จำนวนข้อมูล,  $SS_e$  คือ ผลรวมของผลต่างกำลังสอง และ  $K$  คือ จำนวนพารามิเตอร์

### 2.3. เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network ; ANN)

โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network ; ANN) คือ ระบบคำนวณทางคณิตศาสตร์โดยที่มีโครงสร้างและการทำงานเลียนแบบระบบประสาทของมนุษย์ เป็นเทคนิคการเรียนรู้โดยใช้เครื่อง (Machine Learning) ในการวิเคราะห์ข้อมูล โดยองค์ประกอบของ ANN แบ่งออกเป็น 3 ส่วนได้แก่ Input layer, Hidden layer และ Output layer โดยจะมีค่าถ่วงน้ำหนัก (Weight,  $w$ ) ค่าไบแอส (Bias,  $b$ ) และ ฟังก์ชันกระตุ้น (Activate function) เป็นเครื่องมือในการจำลองคุณสมบัติของเซลล์ประสาท โดยงานวิจัยนี้ มีการนำเอา input 1 ตัวแปรคือ จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก จากนั้นเป็นกระบวนการกระจาย (Feedforward) เพื่อทำการคำนวณผลลัพธ์ในแต่ละ node ตามความสัมพันธ์ระหว่างค่า  $w$  และ ค่า  $b$  จากนั้นคำนวณค่าคลาดเคลื่อน (Residual) ระหว่างค่าความผิดพลาดกับผลลัพธ์ที่ได้กับผลลัพธ์ที่คาดหวัง ต่อด้วยการการถดถอยย้อนกลับ (Backpropagation) เพื่อปรับค่า  $w$  และ ค่า  $b$  ใน ANN และกระบวนการวนซ้ำเช่นนี้จนกระทั่งค่าความคลาดเคลื่อนน้อยที่สุด ดังแสดงในรูปที่ 2 ซึ่งตัวแบบพยากรณ์ของวิธี ANN สามารถแสดงได้ดังสมการ (4)

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^Q w_j g(w_{0j} + \sum_{i=1}^P w_{i,j} y_{t-i}) \quad (4)$$

โดยที่  $y_t$  คือ ค่า Output และ  $y_{t-i} (i=1,2,...,P)$ ,  $P, Q$  คือ จำนวน Input และ Hidden node ตามลำดับ  $g$  คือ Sigmoid transfer function  $w_j$  คือ ค่าน้ำหนักจาก Hidden layer จนถึง Output node  $w_{i,j}$  คือน้ำหนักจาก input ไปจนถึง Hidden node  $w_0$  และ  $w_{0j}$  คือค่า น้ำหนัก



รูปที่ 2 : การทำงานของโครงข่ายประสาทเทียม

ที่มา: (ณรงค์เดช อินทรต้นชัยกิจ, 2565)

## 2.4. การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

ในการทำวิจัยครั้งนี้ผู้จัดทำเลือกใช้วิธีในการเปรียบเทียบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก 3 วิธี ดังนี้ 1). ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Mean Square Error: MSE) 2). รากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และ 3). ค่าร้อยละความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) สามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (5) (6) และ (7)

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}} \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{|e_i|}{Y_i}}{n} \times 100\% \quad (7)$$

โดยที่  $e_t$  คือ ผลต่างของค่าจริงกับค่าพยากรณ์ ณ เวลา  $t$ ,  $n$  คือ จำนวนช่วงเวลาทั้งหมด,  $t$  คือ หน่วยเวลา

อีกทั้งผู้วิจัยเลือกพิจารณาค่า  $R^2$  ในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ โดยพิจารณาได้จากสมการที่ (8) ดังนี้

$$R^2 = 1 - \frac{SSr}{SSt} \quad (8)$$

โดยที่  $SSr$  คือผลรวมของกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าที่สังเกตจริงกับค่าที่คาดการณ์ และ  $SSt$  คือผลรวมของกำลังสองของความแตกต่างระหว่างค่าที่สังเกตจริงกับค่าเฉลี่ยของค่าที่สังเกต

### ผลการวิจัย

#### 1. ผลการพยากรณ์ของตัวแบบ

##### 1.1 วิธีกรบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins)

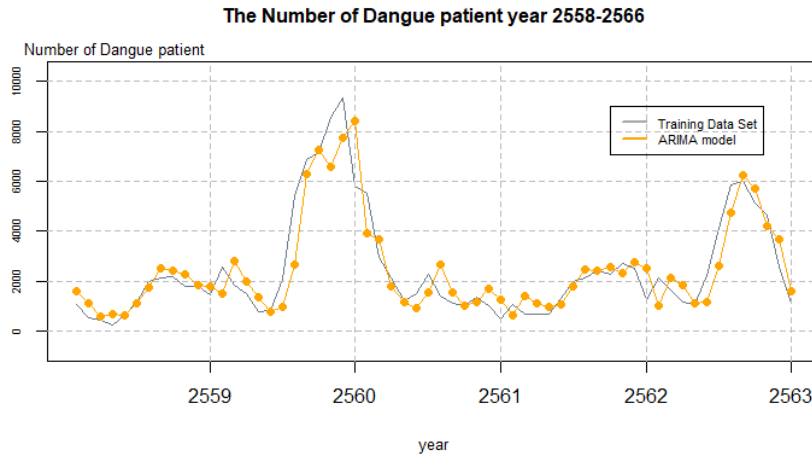
ผลการคัดเลือกค่า  $p$   $d$  และ  $q$  เพื่อสร้างตัวแบบ ARIMA ที่เป็นไปได้และเลือกตัวแบบที่ดีที่สุดจากอัตราส่วนต่างๆจากการวัดค่า AIC และวัดค่าความถูกต้อง 3 ค่า ได้แก่ MSE RMSE MAPE ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1: ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบจากวิธี Box-Jenkins ที่เป็นไปได้และเหมาะสมของแต่ละอัตราส่วน

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ของวิธี Box-Jenkins

Train : Test	ตัวแบบ พยากรณ์	MSE		RMSE		MAPE		AIC
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	
60 : 40	ARIMA(3,0,0)	2535554	262889	1592.342	512.727	36.65441	107.5863	994.89
70 : 30	ARIMA(2,0,1)	2891453	4476393	1700.427	2115.749	39.09558	1562.725	1156.88
80 : 20	ARIMA(1,1,0)	2989022	9767257	1728.879	3125.261	59.28965	2893.653	1312.49
90 : 10	ARIMA(1,1,0)	3533190	12951912	1879.678	3598.876	51.55046	3322.291	1456.34

จากตารางที่ 1 เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์โดยใช้ค่า AIC และค่า MSE RMSE MAPE พบว่าตัวแบบ ARIMA(3,0,0) ในอัตราส่วนของชุดสอนต่อชุดทดสอบเป็น 60:40 ให้ค่า AIC และค่าวัดความถูกต้องดังกล่าวต่ำที่สุด ดังนั้นตัวแบบ ARIMA(3,0,0) เป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดของวิธี Box-Jenkins และผลการทำนายของตัวแบบเปรียบเทียบกับค่าข้อมูลจริงแสดงดังรูปที่ 3



รูปที่ 3 : กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบ ARIMA(3,0,0) กับชุดข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก

## 1.2 เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Network; ANN)

ผลการคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์จากจำนวน hidden layer ในแต่ละอัตราส่วน โดยเปรียบเทียบประสิทธิภาพจากค่าวัดความถูกต้อง 3 ค่า ได้แก่ MSE RMSE และ MAPE ดังตารางที่ 2

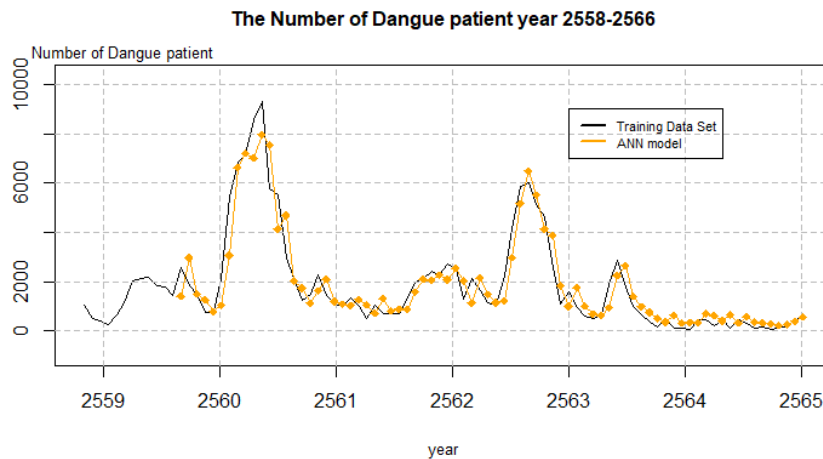


จากตารางที่ 2 เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธี ANN เพื่อคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุด จากการนำเข้าข้อมูลส่วน input layer จำนวน 12 ตัว และกำหนดจำนวน node ของ hidden layer เป็น 4 แบบได้แก่ 5 10 15 และ 20 ในอัตราส่วนของชุดสอนต่อชุดทดสอบเป็น 60:40 70:30 80:20 และ 90:10 พบว่าข้อมูลส่วนชุดทดสอบและชุดสอนในอัตราส่วน 90:10 ที่กำหนดจำนวน node ของ hidden layer เป็น 20 ให้ค่าวัดความถูกต้องต่ำที่สุด ดังนั้นตัวแบบดังกล่าวจึงเป็นตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดของวิธี ANN ซึ่งผลจากการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีดังกล่าว จะได้กราฟดังแสดงในรูปที่ 4

**ตารางที่ 2:** ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพตัวแบบจากวิธี ANN ที่เป็นไปได้และเหมาะสมของแต่ละอัตราส่วน

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ของวิธี ANN							
อัตราส่วน	1 hidden layer	MSE		RMSE		MAPE	
		Training	Testing	Training	Testing	Training	Testing
60:40	5	528711.3	1210247	727.1254	1100.112	71.67705	508.8379
	10	522867.2	1208064	723.0956	1099.12	70.77928	520.2809
	15	520391.8	1367213	721.3819	1169.279	64.61711	547.6901
	20	503988.4	1291754	709.9214	1136.553	64.34663	545.8284
70:30	5	494964.3	1359115	703.5370	1165.811	62.39368	651.6365
	10	492635.8	1370767	701.8802	1170.798	62.69737	640.6192
	15	490174.0	1574628	700.1242	1254.842	61.53602	683.4499
	20	474207.5	1784421	688.6272	1335.822	67.02777	735.353
80:20	5	455394.4	586431.8	674.8291	765.7884	35.69975	425.2206
	10	448766.8	386163.6	669.9005	621.4206	35.37015	339.0233
	15	416971.5	379689.1	645.7333	616.1891	34.98000	341.5204
	20	416287.3	287266.9	645.2033	535.9728	34.90228	270.8634
90:10	5	409229.4	256010.1	639.7104	505.9744	30.71172	97.00887

10	393388.1	216454.0	627.2066	465.2461	30.33374	81.83537
15	379196.5	194239.6	615.7894	440.7262	29.16854	76.35279
20	342166.7	172260.0	584.9502	415.0422	28.03172	61.43141



รูปที่ 4 : กราฟแสดงการเปรียบเทียบระหว่างตัวแบบ ANN กับชุดข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก

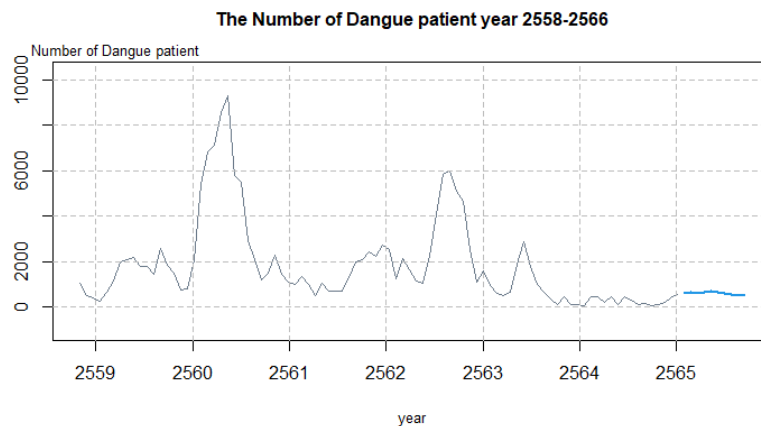
### 1.3 ผลการเปรียบเทียบตัวแบบพยากรณ์

สำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกระหว่างวิธีการบ็อกซ์-เจนกินส์และเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม หลังจากการทดสอบเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบจากค่าวัดความถูกต้อง 3 ค่า ได้แก่ MSE RMSE และ MAPE โดยแบ่งข้อมูลในอัตราส่วนต่างๆ ซึ่งแสดงดังตารางที่ 3

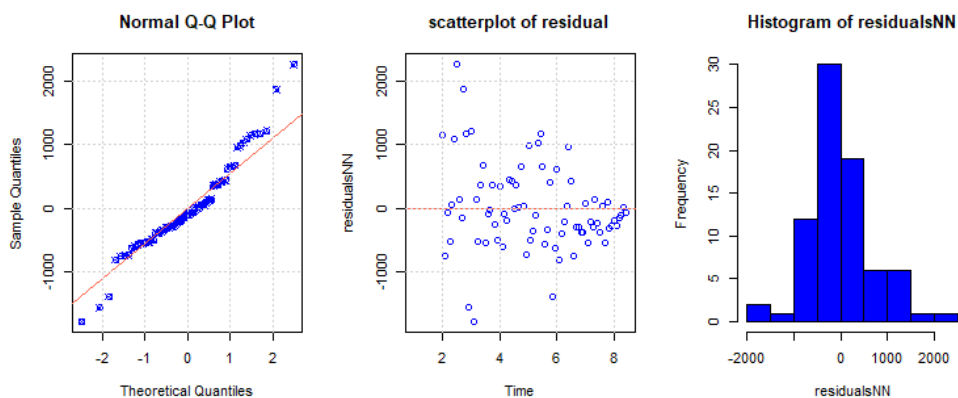
ตารางที่ 3: กราฟเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์								
Train : Test	ตัวแบบ พยากรณ์	MSE		RMSE		MAPE		R-Squared
		Train	Test	Train	Test	Train	Test	
60 : 40	ARIMA(3,0,0)	2535554	262889	1592.342	512.727	36.65441	107.5863	0.3882575
90 : 10	ANN	342166.7	172260.0	584.9502	415.0422	28.03172	61.43141	0.8419645

จากตารางที่ 3 เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบโดยใช้ MSE RMSE และ MAPE พบว่าตัวแบบ ANN ในอัตราส่วนของชุดสอนต่อชุดทดสอบคือ 90 ต่อ 10 ให้ประสิทธิภาพดีกว่าตัวแบบที่ได้จากวิธีการบอกซ์-เจนกินส์อีกทั้งจากการวัดค่า  $R^2$  พบว่าตัวแบบดังกล่าวให้ค่า  $R^2$  ที่เหมาะสมกว่า ดังนั้นเราจึงเลือกใช้ตัวแบบ ANN ในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก กรณีศึกษาเขตสุขภาพที่ 12 ซึ่งจะได้ผลการพยากรณ์ดังรูปที่ 5 อีกทั้งจากการตรวจสอบส่วนเหลือให้ผลดังแสดงในรูปที่ 6



รูปที่ 5: ภาพแสดงผลการพยากรณ์โดยใช้เทคนิคโครงข่ายประสาทเทียม ด้วยตัวแบบ ANN



รูปที่ 6: ภาพแสดงการกระจายตัวของ Residual

## สรุปผลการวิจัย

จากการวิเคราะห์การสร้างตัวแบบพยากรณ์เพื่อคาดการณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกโดยใช้วิธี Box Jenkins (ARIMA) และ Artificial Neural Network (ANN) พบว่า **ตัวแบบพยากรณ์จากวิธี ANN** ให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการพยากรณ์ข้อมูล เมื่อทดสอบการพยากรณ์โดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสองส่วน ได้แก่ ชุดสอนและชุดทดสอบ ในอัตราส่วนที่แตกต่างกัน

(60:40, 70:30, 80:20, 90:10) พบว่าอัตราส่วนที่ดีที่สุดคือ 90:10 ซึ่งให้ค่าความถูกต้องสูงที่สุดในการพยากรณ์ โดยการกำหนดจำนวน node ใน hidden layer เป็น 20 ได้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงสุด เมื่อพิจารณาจากค่าความผิดพลาด ได้แก่ Mean Squared Error (MSE), Mean Absolute Percentage Error (MAPE), และ Root Mean Squared Error (RMSE) ซึ่งต่ำกว่าการพยากรณ์ด้วยตัวแบบ ARIMA แสดงให้เห็นว่าตัวแบบ ANN สามารถจับแนวโน้มและพยากรณ์การเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้ป่วยได้อย่างแม่นยำมากกว่า

## อภิปรายผล

จากการวิเคราะห์ผลลัพธ์ของการพยากรณ์ด้วยวิธี ANN พบว่าเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงในการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกเมื่อเทียบกับตัวแบบ Box Jenkins (ARIMA) ซึ่งเป็นตัวแบบที่นิยมใช้ในงานพยากรณ์แบบดั้งเดิม โดยในงานวิจัยนี้ ผลการพยากรณ์ของ ANN สามารถแสดงความถูกต้องที่สูงกว่าทั้งในแง่ของค่าความผิดพลาดและค่าความคลาดเคลื่อนที่ต่ำ ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยในปี 2563 ของ เจอห์มิง ลี และ ยานหนิง ลี ที่ทำการศึกษาเกี่ยวกับการพยากรณ์อุบัติการณ์ของโรค HIV/AIDS ในประเทศจีน โดยเปรียบเทียบการพยากรณ์ระหว่างตัวแบบ BP-ANN (Backpropagation Artificial Neural Network) ซึ่งเป็นเครือข่ายประสาทเทียมที่ไม่เป็นเชิงเส้น กับตัวแบบ ARIMA ซึ่งเป็นตัวแบบเชิงเส้น ผลลัพธ์ของงานวิจัยนั้นชี้ให้เห็นว่าตัวแบบ BP-ANN ให้ผลลัพธ์ในการพยากรณ์ที่แม่นยำกว่า ARIMA ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ในงานวิจัยนี้ที่พบว่าตัวแบบ ANN ให้ผลการพยากรณ์ที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก

นอกจากนี้ งานวิจัยในปี 2547 ของ กวน ที่ศึกษาการใช้ ANN เพื่อทำนายอุบัติการณ์ของโรคตับอักเสบ A ก็ได้ผลสรุปที่คล้ายคลึงกัน โดยพบว่า ANN สามารถทำนายจำนวนผู้ป่วยได้ดีกว่าตัวแบบ ARIMA โดยให้ค่า sum square error และค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่ดีกว่า ซึ่งแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพของ ANN ในการพยากรณ์ข้อมูลที่มีลักษณะเป็นเวลา (time series data) การวิจัยของกวนยังชี้ให้เห็นว่า ANN มีความสามารถในการจำลองความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของข้อมูลที่มีแนวโน้มไม่เชิงเส้น ซึ่งตัวแบบเชิงเส้นเช่น ARIMA อาจไม่สามารถจับได้ทั้งหมด

จากการตรวจสอบค่าความคลาดเคลื่อน (Residuals) ของตัวแบบ ANN ในงานวิจัยนี้ พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงที่ใกล้เคียงกับการแจกแจงปกติ (normal distribution) โดยมีค่าเฉลี่ยใกล้เคียงกับศูนย์และความแปรปรวนคงที่ ซึ่งแสดงให้เห็นว่าค่าความคลาดเคลื่อนเป็นอิสระจากกันและไม่มีความสัมพันธ์ในตัวเอง นอกจากนี้ ผลการพยากรณ์ด้วย ANN ยังมีค่า  $R^2$  ที่เท่ากับ 0.8419645 ซึ่งบ่งบอกว่าตัวแบบ ANN สามารถอธิบายความแปรปรวนของข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกในเขตสุขภาพที่ 12 ได้ดี ทำให้สามารถสรุปได้ว่าตัวแบบ ANN เป็นวิธีที่เหมาะสมและมีประสิทธิภาพมากที่สุดในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกในกรณีศึกษา

สรุปได้ว่า การใช้ ANN ในการพยากรณ์ข้อมูลเชิงเวลาในกรณีศึกษานี้แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่เหนือกว่าวิธีการดั้งเดิมอย่าง ARIMA ทั้งในด้านความแม่นยำในการพยากรณ์และความสามารถในการจับแนวโน้มของข้อมูลที่ซับซ้อน ตัวแบบ ANN จึงเป็นตัวเลือกที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกในกรณีศึกษานี้

## ข้อเสนอแนะ

การพยากรณ์ข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบอนุกรมเวลา  
ต้องพิจารณาเลือกรูปแบบของแนวโน้มให้สอดคล้องกับ

ลักษณะแนวโน้มของข้อมูล เพื่อให้ได้ผลการพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกในเขตสุขภาพที่ 12 จะช่วยให้ประชากรในพื้นที่และบุคลากรทางการแพทย์สามารถเตรียมความพร้อมรับมือกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

อีกทั้งงานวิจัยดังกล่าวสามารถนำไปต่อยอดโดยการเปรียบเทียบกับตัวแบบพยากรณ์อื่นๆ รวมทั้งการวัดค่าความถูกต้องของค่าพยากรณ์ด้วยวิธีอื่นๆ เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพและแม่นยำมากยิ่งขึ้น

## 6. อ้างอิง

- [1] ไข้เดงกี(Dengue). [ออนไลน์]. 2565 [12 พฤศจิกายน 2566]. เข้าถึงได้จาก:  
[https://ddc.moph.go.th/disease\\_detail.php?d=44](https://ddc.moph.go.th/disease_detail.php?d=44)
- [2] กระทรวงสาธารณสุข. อัตราป่วยด้วยโรคไข้เลือดออก. [ออนไลน์]. 2557 [30 ตุลาคม 2566]. เข้าถึงได้จาก:  
<https://tinyurl.com/yzk695jp>.
- [3] Maldonado, Sebastián, Julio López, and Andrés Iturriaga. Out-of-time cross-validation strategies for classification in the presence of dataset shift. *Applied Intelligence* 52.5 (2022): 5770-5783.
- [4] วรางคณา กิรติวิบูลย์. ตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคปอดอักเสบในประเทศไทย. วารสารสาธารณสุขมหาวิทยาลัยบูรพา 2559;11(1):24-38.
- [5] พิวรรณ หนูเสน, ประสิทธิ์ พยัคฆพงษ์, ธิดาพร ศุภภากร. การเปรียบเทียบตัวแบบการพยากรณ์ปริมาณการผลิตน้ำมันดิบในประเทศไทย. กรุงเทพมหานคร:มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ (2015); 377-384.
- [6] จิโรจน์ ตอสะสุกุล. แบบจำลองการพยากรณ์การระบาดของโรคไข้เลือดออกโดยใช้เทคนิคการทำเหมืองข้อมูล. คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร 2564;51-60.
- [7] ปรีชา เครือโสม และคณะ. ตัวแบบระบบเกรย์สำหรับการพยากรณ์การแพร่ระบาดของโรคไข้เลือดออก. กรณีศึกษากรุงเทพมหานคร. มหาวิทยาลัยราชภัฏธนบุรี 2566.
- [8] ณรงค์เดช อินทร์นชัยกิจ. การประมาณค่า CBR ของดินโดยโครงข่ายประสาทเทียม. คณะวิศวกรรมศาสตร์และสถาปัตยกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลตะวันออก 2566;1-10.
- [9] ชุตินณชานักตีสโรตม์,เอกสิทธิ์ พัทธวงศ์ศักดิ์. การพยากรณ์ความต้องการสินค้าด้วยเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องในธุรกิจค้าปลีก.มหาวิทยาลัยธุรกิจบัณฑิต 2556
- [10] พิษชาทร มีมา. อริศรา เจริญปัญญาเนตร. การสร้างแบบจำลองในการประเมินผลผลิตของข้าวนาปรังด้วยค่าสัมประสิทธิ์การสะท้อนกลับจากดาวเทียมเซนติเนลวัน. วารสารวิชาการพระจอมเกล้าพระนครเหนือ 31.3 2021;561-573.
- [11] Li, Zeming, and Yanning Li. A comparative study on the prediction of the BP artificial neural network model and the ARIMA

model in the incidence of AIDS. BMC  
medical informatics and decision making  
20 2020;1-13.

- [12] Guan, Peng, De-Sheng Huang, and Bao-Sen Zhou. Forecasting model for the incidence of hepatitis A based on artificial neural network. World journal of gastroenterology: WJG 10.24 2004;3579.