ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก จังหวัดตาก พ.ศ. 2566

Forecasting the Number of Dengue Fever Patients in Tak Province in 2023

วัชราภรณ์ ฉุนแสนดี*

Vatcharaporn Chunsandee

วัฒนา ชยธวัช**

Vadhana Jayathavaj

ปริญ ใจหนุน***

Parin Jainum

Received : November 14, 2023

Revised : May 29, 2024

Accepted : June 11, 2024

บทคัดย่อ

ในปี พ.ศ. 2565 จังหวัดตากมีผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกสูงเป็นอันดับ 5 ของประเทศไทย วิธีการเชิงปริมาณเป็นเครื่องมือสำคัญในการวางแผนเฝ้าระวังเพื่อการกำหนดมาตรการที่เหมาะสม การศึกษานี้ทำการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยไข้เลือดออกรายเดือนปี พ.ศ. 2566 ของจังหวัดตากด้วยตัวแบบ SARIMA หรือ ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$_{12}$ เปรียบเทียบกับตัวแบบตามทฤษฎีระบบเกรย์ทำการพยากรณ์ผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรวมปี พ.ศ. 2566 แล้วแจกแจงจำนวนผู้ป่วยรายเดือนด้วยดัชนีฤดูกาลตามรูปแบบของข้อมูลที่ปรากฏ ผลการศึกษาพบว่า จำนวนผู้ป่วยรายปีและรายเดือนมีแนวโน้มลดลง ดัชนีฤดูกาลแสดงจำนวนผู้ป่วยรายเดือนจะเพิ่มสูงในเดือนพฤษภาคมและสูงสุดในเดือนกรกฎาคม แล้วลดลงจนถึงเดือนมีนาคม เมษายน การพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาลเป็นการพยากรณ์รายปีด้วยตัวแบบระบบเกรย์ ซึ่งตัวแบบ GM(1, 1) EPC มีค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) ต่ำสุด 2.51 แล้วแจกแจงด้วยดัชนีฤดูกาล ส่วนตัวแบบ ARIMA(2, 1, 2)(0, 1, 0)$_{12}$ มีค่า MAPE 13.25 เมื่อทำการตรวจสอบกับจำนวนผู้ป่วยมกราคม-ตุลาคม 2566

*อาจารย์ประจำสาขาสาธารณสุขศาสตร์ คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยปทุมธานี

Lecturer of Community Public Health Program, Faculty of Allied Health Sciences, Pathumthani University, Pathum Thani(Corresponding Author) e-mail: vatcharaporn.2558.ch@gmail.com

**อาจารย์ประจำสาขาแพทย์แผนไทย คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยปทุมธานี

Lecturer of Thai Traditional Medicine Program, Faculty of Allied Health Sciences, Pathumthani University, Pathum Thani

***บุคลากรประจำสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดตาก

Personnel at the Tak Provincial Public Health Office

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

ตามระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค 506 แล้วพบว่าการพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล และ ตัวแบบ ARIMA(2, 1, 2)(0, 1, 0)$_{12}$ มีค่า MAPE ร้อยละ 66.11 และ 124.05 ตามลำดับ ซึ่งใช้พยากรณ์ได้ไม่ดีนัก อย่างไรก็ตามการพยากรณ์เชิงปริมาณดัชนีฤดูกาลได้แสดงถึงช่วงเวลาที่มีความรุนแรงของโรค

คำสำคัญ : การพยากรณ์ / ทฤษฎีเกรย์ / โรคไข้เลือดออก / จังหวัดตาก

ABSTRACT

In 2022, Tak Province has the 5th highest number of dengue fever patients in Thailand. Quantitative methods are an important tool in planning surveillance for determining appropriate measures. This study forecasts the number of monthly dengue fever cases in 2023 in Tak Province using the SARIMA or ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$_{12}$ model compared with the Gray System Theory model to forecast total dengue fever cases in 2023 and then distribute the number of monthly cases with a seasonal index according to the pattern of the data shown. The results showed that the number of annual and monthly patients tends to decrease. The seasonality index shows the number of monthly cases spikes in May and peaks in July then decreased until March and April. Therefore, the annual forecasting method was used with the Gray system model. The GM(1,1) EPC model has an average percentage of The lowest absolute error (MAPE) is 2.51, so it is distributed with the seasonal index, which is called the Gray hybrid forecast. The ARIMA(2, 1, 2)(0, 1, 0)$_{12}$ model has a MAPE value of 13.25. When validating with the number of patients January to October 2023, according to the Disease Surveillance Reporting System 506, it was found that the Gray hybrid forecast and ARIMA(2, 1, 2)(0, 1, 0)$_{12}$ had MAPE values of 66.11 percent and 124.05, respectively, which were not very good at forecasting. However, quantitative predictions of seasonal indices have been shown to indicate periods of disease severity.

Keywords : Forecasting / Grey System Theory / Dengue Fever / Tak Province

บทนำ

จากการตรวจสอบจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก (Dengue fever-DF) ตามรายงานของระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค รง.506 ของโรคไข้เลือดออก (สำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค, 2566) พบว่าในปี พ.ศ. 2565 จังหวัดที่มีผู้ป่วยเกินกว่าหนึ่งพันคน 5 อันดับแรก ได้แก่ กรุงเทพมหานคร แม่ฮ่องสอน ชลบุรี เชียงใหม่ และตาก (เรียงตามลำดับจากมากไปหาน้อย) สำหรับจังหวัดตาก มีผู้ป่วยจำนวน 1,139 คน คิดเป็นอัตราป่วย 168.35 ต่อแสนประชากร ซึ่งเป็นจังหวัดที่มีอัตราป่วยสูงที่สุดในเขตสุขภาพที่ 2

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

การศึกษาการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก 64 เรื่อง พบตัวแบบทั้งหมด 99 ตัวแบบ ตัวแบบส่วนใหญ่ใช้ข้อมูลของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศจากรายงานของหน่วยงานที่รับผิดชอบมาใช้ในการทำนาย ด้วยการใช้วิธีการปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence-AI) คือ เครื่องจักร(machine) มีฟังก์ชันที่มีความสามารถในการทำความเข้าใจ เรียนรู้องค์ความรู้ต่างๆ อาทิ การรับรู้ การเรียนรู้ การให้เหตุผล และการแก้ปัญหาต่างๆ พัฒนามาจากการศึกษาการรู้จำตัวแบบเกี่ยวข้องกับการศึกษาและการสร้างอัลกอริทึมที่สามารถเรียนรู้ข้อมูลและทำนายข้อมูลได้ อัลกอริทึมนั้นจะทำงานโดยอาศัยตัวแบบที่สร้างมาจากชุดข้อมูลตัวอย่างเพื่อการทำนายหรือตัดสินใจโดยไม่ต้องเขียนโปรแกรมไว้อย่างชัดแจ้ง ได้แก่ เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) ซึ่งการเรียนรู้ของเครื่องต้องอาศัยวิธีการทางสถิติศาสตร์เป็นอย่างมาก โดยเชื่อมโยงกับองค์ความรู้อื่นที่ต้องการนำไปประยุกต์ เช่น การแพทย์ชีวสารสนเทศศาสตร์ เคมีสารสนเทศศาสตร์ เทคนิค Random forest โครงข่ายประสาทเทียม (Artificial Neural Networks-ANN) และตัวแบบทางสถิติ ได้แก่ ตัวแบบอนุกรมเวลารูปแบบต่างๆ บทความวิชาการเกี่ยวกับตัวแบบต่างๆ มีรายงานการตรวจสอบกับข้อมูลจริงที่ทำนายอนาคตบ้าง ซึ่งแสดงถึงยังขาดการตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ (Leung, et al., 2023) การพยากรณ์ผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกโดยใช้สมการถดถอยทำนายจำนวนผู้ติดเชื้อโรคไข้เลือดออกของจังหวัดตาก (ตัวแปรตาม) ยังขึ้นกับจำนวนวันที่ฝนตกที่สถานีตรวจสภาพอากาศที่แม่สอดเป็นตัวแปรอิสระ (วัฒนา, เบญจรัตน์ และรุ่งตะวัน, 2560) มีการใช้ข้อมูลอุณหภูมิเฉลี่ยรายสัปดาห์และปริมาณฝนสะสมในช่วงปี พ.ศ. 2543-2553 ในการทำนายอุบัติการณ์ของโรคไข้เลือดออกในปี 2557 (Hii, et al., 2012) ตัวแบบตามทฤษฎีระบบเกรย์พยากรณ์ การแพร่ระบาดของโรคไข้เลือดออกของกรุงเทพมหานคร (ปรีชา และคนอื่นๆ, 2566) ส่วนการพยากรณ์ในรายงานสถานการณ์โรคไข้เลือดออกของกระทรวงสาธารณสุข มักจะใช้วิธีของบอกซ์และเจนกินส์ตัวแบบอนุกรมเวลา ARIMA หรือ SARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average หรือ Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) รายงานพยากรณ์โรคไข้เลือดออก ปี 2562 ใช้ข้อมูลผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2551- 2561 ได้ตัวแบบ ARIMA $(1, 1, 0)(1, 1, 0)_{12}$ ค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ ร้อยละ 31.51 ในการพยากรณ์ (กรมควบคุมโรค, 2562) ตัวแบบ ARIMA $(0,1,0)(0,1,0)_{12}$ ทำนายอุบัติการณ์การเกิดโรคไข้เลือดออกของประชาชน จังหวัดอุบลราชธานี ตั้งแต่ปี 2551-2561 พยากรณ์จำนวนผู้ป่วยในปี พ.ศ. 2562 ก็พบว่าค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์สูง (วณิกเกียรติ์ และคนอื่นๆ, 2563) และ ARIMA $(1, 1, 2)(1, 1, 2)_{12}$ โดยใช้ข้อมูลผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก รายเดือนตั้งแต่ปี 2553–2562 คาดการณ์จำนวนผู้ป่วย ในปี 2563 (สำนักข่าวกรมประชาสัมพันธ์, 2563) และสามารถสืบค้นได้จากรายงานสถานการณ์โรคไข้เลือดออกของจังหวัดต่างๆ ด้วย กล่าวได้ว่า วิธีของบอกซ์และเจนกินส์เป็นวิธีที่ใช้ข้อมูลจำนวนมากและพบในรายงานของกระทรวงสาธารณสุขดังกล่าว

เนื่องจากรายงานวิจัยโรคไข้เลือดออกมักจะใช้วิธีการพยากรณ์เพียงวิธีใดวิธีหนึ่ง การศึกษาครั้งนี้จะทำการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยรายเดือนปี พ.ศ. 2566 ของจังหวัดตากด้วยตัวแบบ ARIMA(p, d, q)

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

$(P, D, Q)_{12}$ เปรียบเทียบกับตัวแบบตามทฤษฎีระบบเกรย์ทำการพยากรณ์ผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรวมปี พ.ศ. 2566 แล้วแจกแจงจำนวนผู้ป่วยรายเดือนด้วยดัชนีฤดูกาลตามรูปแบบของข้อมูลที่ปรากฏ

วิธีดำเนินการวิจัย

การรวบรวมข้อมูล

ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน ของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดตาก แตกต่างไปจากรายงานของระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค จากรง. 506 โรคไข้เลือดออก (สำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค, 2566) พบว่าในปี พ.ศ. 2565 จังหวัดตาก มีผู้ป่วยจำนวน 1,139 คน ในขณะที่รายงานของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดตาก (2566) พบว่ามีจำนวน 1,147 คน ทั้งนี้เนื่องมาจากวันที่ทำรายงานที่ต้องนำส่งส่วนกลางซึ่งดำเนินไปก่อนหน้าการจัดทำรายงานของจังหวัดในครั้งนี้ จึงใช้ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยไข้เลือดออกรายเดือน ของสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดตาก ระหว่าง พ.ศ. 2561-2565 ในการสร้างตัวแบบดังแสดงในตารางที่ 1

การพิจารณารูปแบบข้อมูล

จำนวนข้อมูล รูปแบบตามเวลาที่มีการเกิดซ้ำช่วงเวลาเดิม (Seasonal-S) เพิ่มขึ้นหรือลดลง (Trend-T) มีการเปลี่ยนแปลงตามวัฏจักร (Cyclical-C) และมีการเปลี่ยนแปลงเพิ่มมากขึ้นหรือลดลงอย่างผิดปกติ (Irregular-I) ทั้งนี้เพื่อการเลือกใช้วิธีและตัวแบบที่เหมาะสม ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยรายเดือน ปี พ.ศ. 2561-2565 จำนวน 60 เดือน ใช้พัฒนาตัวแบบวิธีของบอกซ์และเจนกินส์และการคำนวณดัชนีฤดูกาลด้วยวิธีการแยกตัวประกอบสำหรับการพยากรณ์รายเดือน ส่วนข้อมูลรวมรายปี พ.ศ. 2561-2565 จำนวน 5 ปี ใช้พยากรณ์รายปีด้วยวิธีระบบเกรย์แล้วนำมาแจกแจงเป็นรายเดือนด้วยดัชนีฤดูกาล ซึ่งเรียกว่า การพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล

วิธีของบอกซ์และเจนกินส์

วิธีของบอกซ์และเจนกินส์ ตัวแบบ ARIMA(p, d, q)$(P, D, Q)_m$ หมายถึง ตัวแบบ ARIMA (p, d, q) มีส่วนประกอบที่สำคัญ 3 ส่วน ได้แก่ AutoRegressive AR(p), Intergrated (I) และ Moving Average MA(q) สำหรับ AR(p) เป็นรูปแบบที่แสดงว่า y_t คือ ค่าสังเกต y ณ เวลา t ขึ้นอยู่กับค่าของ $y_{t-1}, y_{t-2}, ..., y_{t-p}$ หรือค่าสังเกตที่เกิดขึ้นก่อนหน้า p ค่า ส่วนรูปแบบ MA(q) เป็นรูปแบบที่ y_t ขึ้นอยู่กับค่าความคลาดเคลื่อน $e_{t-1}, e_{t-2}, ..., e_{t-q}$ หรือความคลาดเคลื่อนที่อยู่ก่อนหน้า q ค่า ส่วน Integrated (I) เป็นการหาผลต่าง (Difference, d) ของอนุกรมเวลา เหตุผลสำคัญที่ต้องหาผลต่างของอนุกรมเวลาเนื่องจากตัวแบบ ARIMA ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีคุณสมบัติคงที่ (Stationary) เท่านั้น (อนุกรมเวลาคงที่มีคุณสมบัติทางสถิติ คือ มีค่าเฉลี่ยและความแปรปรวนที่ไม่แปรผันตามเวลา) ในกรณีที่ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์สมบัติไม่คงที่ (Nonstationary) จะต้องทำการแปลงข้อมูลอนุกรมเวลาดังกล่าวให้มีคุณสมบัติคงที่ก่อนด้วยการหาผลต่างของข้อมูล อนุกรมเวลา ARIMA แบบมีฤดูกาลมีพารามิเตอร์ตามฤดูกาลอีกสามรายการ (P, D, Q) คือ องค์ประกอบการถดถอยอัตโนมัติ (P) องค์ประกอบ

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

ผลต่าง (D) และองค์ประกอบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Q) ในคาบฤดูกาล โดยที่ m คือจำนวนการค่าสังเกตในแต่ละฤดูกาล (ในการศึกษาอนุกรมเวลาที่มีส่วนประกอบฤดูกาล 12 เดือน m คือ 12 ส่วนประกอบตามฤดูกาลของตัวแบบจะแสดงด้วยตัวพิมพ์ใหญ่ และส่วนประกอบที่ไม่ใช่ตามฤดูกาลของตัวแบบจะแสดงด้วยตัวพิมพ์เล็ก (Santa, 2023) สูตรการคำนวณ (Hyndman, Athanasopoulos, 2021) มีดังต่อไปนี้

เมื่อ y คือ ตัวแปรที่ศึกษา และ ช่วงเวลา $t = 1, 2, 3, ..., T$

ดังนั้น y_t คือ ค่าของตัวแปร y ณ คาบเวลา t

Back shift operator หรือ Lag operator B การถอยข้อมูลย้อนกลับไป h คาบเวลา

$$\begin{aligned} By_t &= y_{t-1} \\ B(By_t) &= B^2 y_t = y_{t-2} \\ B^h y_t &= y_{t-h} \end{aligned} \tag{1}$$

Differencing ผลต่างของตัวแปรกับคาบเวลาก่อนหน้า

$$\begin{aligned} y_t' &= y_t - y_{t-1} = y_t - By_t = (1-B)y_t \\ y_t'' &= y_t - y_{t-1} - (y_{t-1} - y_{t-2}) = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} \\ &= (1 - 2B + B^2) y_t = (1-B)^2 y_t \end{aligned} \tag{2}$$

a d^{th}-order difference ผลต่างลำดับของตัวแปรลำดับที่ d

$$y_t^d = (1-B)^d y_t \tag{3}$$

A first seasonal difference สำหรับ m คาบ ใน 1 รอบฤดูกาล

$$\begin{aligned} (1-B)(1-B^m) y_t &= (1 - B - B^m + B^{m+1}) y_t \\ &= y_t - y_{t-1} - y_{t-m} + y_{t-m-1} \end{aligned} \tag{4}$$

An AutoRegressive model of order p - AR(p)

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_1 y_{t-2} + ... + \phi_1 y_{t-p} + e_t \tag{5}$$

A Moving Average model of order q – MA(q)

$$y_t = c + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + ... + \theta_q e_{t-q} \tag{6}$$

เมื่อนำ Differencing AR(p) และ MA(q) มารวมกัน เป็น ARIMA(p, d, q)

$$\begin{aligned} y_t^d &= c + \phi_1 y_{t-1} + \phi_1 y_{t-2} + ... + \phi_1 y_{t-p} + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + ... + \theta_q e_{t-q} + e_t \\ y_t^d &= \nabla^d y_t \end{aligned} \tag{7}$$

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

กรณีที่มีฤดูกาล (seasonal) ก็จะเป็น a multiplicative (p, d, q)(P, D, Q)$_m$ SARIMA model with seasonal period “m”

เมื่อ “d” และ “D” หมายถึง จำนวนของความแตกต่าง (an order difference) ที่ไม่ใช่ฤดูกาลและตามฤดูกาล ตามลำดับ

เมื่อ m เป็นช่วงเวลาใน 1 ฤดูกาล แล้ว ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$_m$ คือ

$$\phi(B)\Phi_P\left(B^m\right)\nabla^d\nabla_m^D Y_t = \theta(B)\Theta_Q\left(B^m\right)\varepsilon_t \tag{8}$$

โดยที่ the autoregressive and moving average operators respectively for the non-seasonal characteristics

$$\begin{aligned}\phi(B) &= (1-\phi_1 B-\phi_2 B^2-\ldots-\phi_p B^p)\\ \theta(B) &= \left(1-\theta_1 B-\theta_2 B^2-\ldots-\theta_q B^q\right)\end{aligned} \tag{9}$$

The autoregressive and moving average operators for the seasonal characteristics

$$\begin{aligned}\Phi_P\left(B^m\right) &= (1-\Phi_1 B-\Phi_2 B^2-\ldots-\Phi_P B^P)\\ \Theta_Q\left(B^m\right) &= (1-\Theta_1 B-\Theta_2 B^2-\ldots-\Theta_Q B^Q)\\ \nabla^d\nabla^D Y_t &= (1-B)^d\left(1-B^m\right)^D Y_t\end{aligned} \tag{10}$$

การใช้โปรแกรม R (The R Foundation, 2023) กับ Package Forecast (CRAN, 2023) ฟังก์ชัน auto.arima จะทำการคำนวณตัวแบบต่างๆ ตามตัวแบบ ARIMA แบบมีฤดูกาล เนื่องจากมีข้อมูลผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน 3 ปี ในช่วง พ.ศ. 2563-2565 จึงใช้ความสามารถของตัวแบบ SARIMA ในการพยากรณ์รายเดือนล่วงหน้า 12 เดือนได้ การหาค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบ SARIMA โดยใช้โปรแกรม R Forecast package เมื่อ install.packages (“forecast”) ไว้แล้ว ก็เรียกใช้ library (forecast) เมื่อนำข้อมูลเข้าโปรแกรมแกรม R ก็สามารถเรียก ฟังก์ชั่น auto, arima (Wischke, 2018) ทำการคำนวณจากตัวแบบ ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$_m$ ตามค่าพารามิเตอร์ p, d, q, P, D, Q, และ m ที่กำหนดจำนวนมาก แล้วเลือกตัวแบบที่มีเกณฑ์ค่าพยากรณ์มีความสอดคล้องกับข้อมูลมากที่สุด หรือ Akaike Information Criterion (AIC) ที่มีค่าต่ำที่สุด (Bevans, 2020)

วิธีของทฤษฎีระบบเกรย์

ตัวแบบ GM(1,1)

สัญญลักษณ์ที่แสดงอยู่ในรูปของเวคเตอร์ (vector) และ เมทริกซ์ (matrix) (Liu & Lin, 2010) เป็นดังนี้

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

ค่าข้อมูลจริงจำนวน n ค่า จาก 1,2,3,...,n

$$X^{(0)} = \left(x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), ..., x^{(0)}(n) \right) \tag{11}$$

ค่าข้อมูลสะสมจำนวน n ค่า จาก 1,2,3,...,n

$$X^{(1)} = \left(x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), ..., x^{(1)}(n) \right) \tag{12}$$

ค่าข้อมูลสะสมรายการที่ k

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^{k} x^{(0)}(i), k = 1, 2, ..., n \tag{13}$$

ค่าข้อมูลสะสมเฉลี่ยกับรายการก่อนหน้า

$$Z^{(1)} = \left(z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), ..., z^{(1)}(n) \right) \tag{14}$$

ค่าข้อมูลสะสมเฉลี่ยกับรายการก่อนหน้ารายการที่ k

$$z^{(1)}(k) = \frac{1}{2}\left(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1) \right), k = 2, 3, ..., n \tag{15}$$

M^T คือ เมทริกซ์สลับเปลี่ยน (transpose matrix) M ทำการสลับตำแหน่งข้อมูลจากแถวเป็นสดมภ์และสดมภ์เป็นแถว

M^{-1} คือ เมทริกซผกผัน (inverse matrix) ของเมทริกซ์ M

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \tag{16}$$

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & 1 \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix} \tag{17}$$

$$a = \left(B^T B \right)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} a & b \end{bmatrix}^T \tag{18}$$

a คือ สัมประสิทธิ์การพัฒนา และ b คือ ปริมาณกระทำสีเทา

สมการอนุพันธ์ของตัวแบบ GM(1,1)

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \tag{19}$$

ค่าพยากรณ์สะสมรายการที่ k+1

$$x^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{ak} + \frac{b}{a} \tag{20}$$

ค่าพยากรณ์รายการที่ k+1

$$x^{(0)}(k+1) = \left(1 - e^{a}\right)\left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) e^{-ak}, k = 1, 2, ..., n \tag{21}$$

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

ค่าความคลาดเคลื่อนรายการที่ k

$$\varepsilon^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) - \overset{(0)}{x}(k) \tag{22}$$

$$\varepsilon^{(0)}(k) \cong \frac{1}{2}a_0 + \sum_{i=1}^{Z}\left[a_i \cos\left(\frac{2\pi i}{T}\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i}{T}\right)\right], k = 2,3,...,n \tag{23}$$

$$T = n-1, Z = \frac{(n-1)}{2} - 1$$

การปรับค่าด้วยอนุกรมฟูริเยร์

$$P = \begin{bmatrix} 1/2 & \cos\left(2\frac{2\pi}{T}1\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}1\right) & \cos\left(2\frac{2\pi}{T}2\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}2\right) & \ldots & \cos\left(2\frac{2\pi}{T}Z\right) & \sin\left(2\frac{2\pi}{T}Z\right) \\ 1/2 & \cos\left(3\frac{2\pi}{T}1\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}1\right) & \cos\left(3\frac{2\pi}{T}2\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}2\right) & \ldots & \cos\left(3\frac{2\pi}{T}Z\right) & \sin\left(3\frac{2\pi}{T}Z\right) \\ \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots & \ldots \\ 1/2 & \cos\left(n\frac{2\pi}{T}1\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}1\right) & \cos\left(n\frac{2\pi}{T}2\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}2\right) & \ldots & \cos\left(n\frac{2\pi}{T}Z\right) & \sin\left(n\frac{2\pi}{T}Z\right) \end{bmatrix} \tag{24}$$

สมาชิกของเวคเตอร์ C

$$C = \begin{bmatrix} a_0 & a_1 & b_1 & a_2 & b_2 & \ldots & a_n & b_n \end{bmatrix} \tag{25}$$

$$C \cong \left(P^T P\right)^{-1} P^T \varepsilon^{(0)} \tag{26}$$

ค่าพยากรณ์รายการที่ k

$$\overset{(0)}{x}(k) = x^{(0)}(k) - \varepsilon^{(0)}(k) \tag{27}$$

ตัวแบบทฤษฎีระบบเกรย์ ประกอบด้วยตัวแบบ GM(1,1) และ GM(1,1) Error Periodic Correction (GM(1,1)EPC) นี้จะเลือกค่าพยากรณีรายปีจากตัวแบบที่มีความแม่นยำสูงกว่ามาทำการแจกแจงเป็นรายเดือนด้วยดัชนีฤดูกาล เนื่องจากทฤษฎีระบบเกรย์ใช้กับข้อมูลจำนวนน้อย สามารถใช้กับข้อมูลจำนวนน้อยที่สุดเพียง 4 คาบเวลาก็สามารถใช้ทำนายคาบเวลาที่ 5 ได้ ตัวแบบเริ่มต้นคือ GM(1,1) (first order grey model for one variable) ซึ่งจะเริ่มต้นจากการแปลงข้อมูลจริงที่ศึกษาเป็นข้อมูลสะสม แล้วใช้สมการถดถอยเชิงเส้นตรงประมาณค่าคงที่และค่าความชัน จากนั้นทำนายค่าสะสมแล้ว หักออกด้วยค่าสะสมที่ทำนายก่อนหน้าก็จะได้ค่าทำนายของแต่ละคาบเวลา ซึ่งกล่าวได้ว่าเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีจำนวนค่าสังเกตเพิ่มสูงขึ้นทุกปี นอกจากนี้ยังมีตัวแบบที่มีการแก้ไขข้อผิดพลาดเป็นระยะๆ เพื่อให้เหมาะกับข้อมูลที่มีรูปแบบเพิ่มขึ้นและลดลงเป็นโค้งรูปตัวเอสด้วย การพิจารณาว่าตัวแบบการทำนายสามารถทำนายได้แม่นยำเพียงใดก็สามารถพิจารณาได้จากค่าทำนายที่เบี่ยงเบนไปจากค่าจริง หรือ ค่าสหสัมพันธ์ของค่าจริงกับค่าทำนาย (Liu , Lin, 2010)

การพยากรณ์ด้วยวิธีแยกตัวประกอบและการคำนวณดัชนีฤดูกาล

องค์ประกอบของอนุกรมเวลาประกอบด้วย ฤดูกาล (Seasonal-S) แนวโน้ม (Trend-T) วัฏจักร (Cyclical-C) และความผิดปกติ (Irregular-I) วิธีการแยกตัวประกอบ (Chan, 2015) ประกอบด้วย ตัวแบบการคูณ (Multiplicative model) และ ตัวแบบการบวก (Additive model)

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

ตัวแบบการคูณ (Multiplicative model) Y=T x C x S x I เป็นรูปแบบที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย ซึ่งถือว่าการคาดการณ์ (Y) เป็นผลของทั้งสี่ส่วนประกอบในช่วงเวลาหนึ่ง ๆ ผลขององค์ประกอบสี่ประการต่ออนุกรมเวลามีการพึ่งพาอาศัยกัน (interdependent)

ตัวแบบการบวก (Additive model) Y=T + C + S + I ถือว่าองค์ประกอบทั้งสี่นี้เป็นอิสระจากกัน ซึ่งเป็นสมมติฐานที่ไม่สอดคล้องกับความเป็นจริง

การคำนวณดัชนีฤดูกาล 3 วิธี คือ วิธีค่าเฉลี่ยอย่างง่าย (Simple Moving Average) วิธีการนี้ใช้เมื่อตัวแปรอนุกรมเวลาประกอบ เฉพาะส่วนประกอบตามฤดูกาลและแบบสุ่ม วิธีสัดส่วนต่อค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Ratio to moving average) เป็นวิธีที่ใช้กันมากที่สุด การวัดความแปรผันตามฤดูกาล วิธีการนี้จะถือว่าการมีอยู่ของทั้งหมดสี่องค์ประกอบของอนุกรมเวลาเป็นการแยกองค์ประกอบ T, C และ I ออกจากข้อมูลอนุกรมเวลาให้เหลือแต่ S ที่ต้องการ วิธีการอัตราส่วนต่อแนวโน้ม (Ratio to trend) วิธีการนี้ใช้เมื่อข้อมูลไม่มีความแปรปรวนของวัฏจักร (Strathmore University Business School, 2021; Shukla, Trivedi, 2017)

เกณฑ์ตัดสินความแม่นยำของตัวแบบ

ค่าข้อมูลจริง y_t จำนวน n ค่า โดย $t=1,2,...,n$ ส่วน y_t เป็นค่าพยากรณ์ สำหรับคาบเวลาตามข้อมูลที่นำมาใช้พยากรณ์ $t=1,2,...,n$ ส่วนค่าพยากรณ์ไปในอนาคต $t=n+1,n+2,...$

ค่าเฉลี่ยร้อยละความผิดพลาดสัมบูรณ์ (The Mean Absolute Percentage Error- MAPE) (Andrés, 2023)

$$MAPE=\left(\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t-y_t}{y_t}\right|\right)\times 100\% \qquad (28)$$

MAPE หน่วยเป็นร้อยละ ถ้าน้อยกว่า 10 มีความแม่นยำสูง ระหว่าง 10-20 ใช้พยากรณ์ได้ดี ระหว่าง 20-50 มีเหตุผลพอที่จะใช้พยากรณ์ และ มากกว่า 50 ไม่มีความแม่นยำ (Lewis, 1982)

ผลการวิจัย

ข้อมูลจำผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน

จากข้อมูลผู้ป่วยรายดือน 5 ปี พ.ศ. 2561-2565 จำนวนผู้ป่วยรายเดือนจะเพิ่มสูงในเดือนพฤษภาคมและสูงสุดในเดือนกรกฎาคม แล้วลดลงจนถึงเดือนมีนาคม เมษายน เกิดเป็นฤดูกาลซ้ำๆ ดังแสดงในตารางที่ 1 และภาพที่ 1 ข้อมูลผู้ป่วยรายปี พ.ศ. 2561-2565 เพิ่มสูงมากในปี พ.ศ. 2562 แล้วลดลงตลอดมาดังแสดงในภาพที่ 2 และเมื่อพิจารณาข้อมูลต่อเนื่อง 60 เดือน จำนวนผู้ป่วยรายเดือนก็มีแนวโน้มลดลง โดยมีค่าความชันของสมการเส้นตรง -7.738 คนต่อเดือน ดังแสดงในภาพที่ 3

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

ตารางที่ 1 จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออก จังหวัดตาก พ.ศ. 2561-2565

เดือน	2561	2562	2563	2564	2565	ดัชนีฤดูกาล
1	15	11	17	6	9	0.030
2	36	48	26	16	6	0.066
3	48	63	21	39	10	0.109
4	80	188	48	52	21	0.238
5	365	330	205	255	75	0.703
6	828	678	288	606	258	1.956
7	1,351	1,869	938	399	217	2.947
8	800	1,416	728	184	172	2.023
9	675	702	630	90	163	1.355
10	480	670	360	50	88	1.082
11	539	528	297	143	67	0.988
12	372	180	204	48	61	0.504
รวม	**5,589**	**6,683**	**3,762**	**1,888**	**1,147**	**12.000**

การคำนวณดัชนีฤดูกาลและการพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล

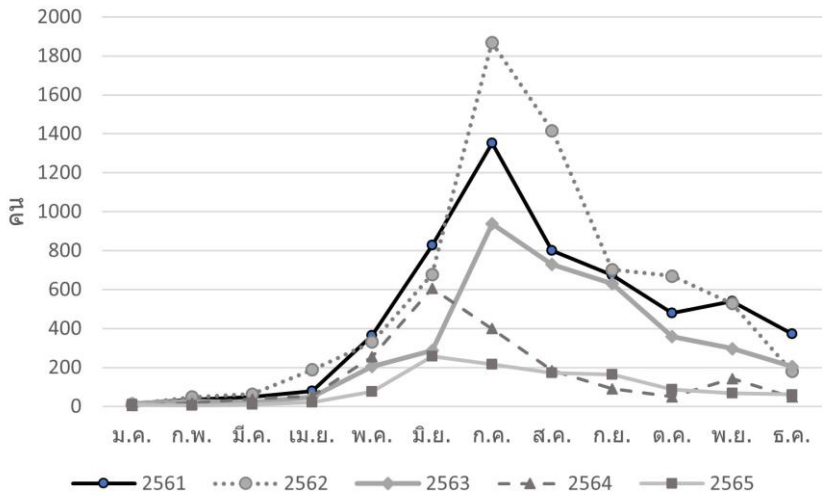
การพยากรณ์ด้วยวิธีแยกตัวประกอบ ได้ดัชนีอนุกรมเวลาตามวิธีสัดส่วนต่อค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ปรับปรุงดังแสดงในตารางที่ 1 วิธีการตามทฤษฎีระบบเกรย์ได้พยากรณ์จำนวนผู้ป่วยปี พ.ศ. 2566 ได้ตัวแบบ GM(1,1)EPC มีค่า MAPE ต่ำที่สุด ร้อยละ 2.51 ในขณะที่ ตัวแบบ GM(1,1) มี MAPE ร้อยละ 3.43, ตามลำดับ (ถ้าน้อยกว่า 10 มีความแม่นยำสูง) จึงเลือกค่าพยากรณ์จากตัวแบบ GM(1,1)EPC นำไปแจกแจงเป็นค่าพยากรณ์รายเดือนด้วยดัชนีอนุกรมเวลาวิธีของสัดส่วนต่อค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ ดังแสดงในตารางที่ 2

การพยากรณ์ด้วยวิธีบอกและเจนกินส์

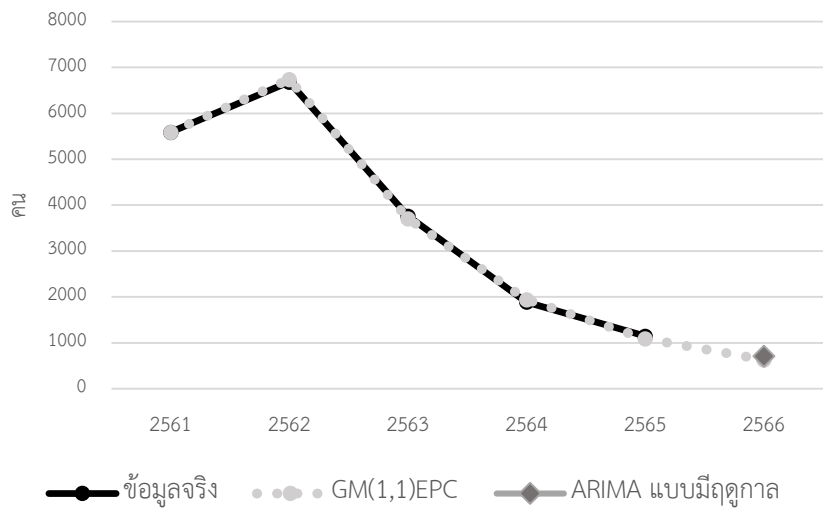
การพยากรณ์ SARIMA โปรแกรม R แพคเกจ Forecast ฟังก์ชั่น auto.arima ใช้ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน 5 ปี ในช่วง พ.ศ. 2561-2565 เป็นเวลา 60 เดือน ได้ตัวแบบ ARIMA$(0,1,0)(0,1,1)_{12}$ มีค่า MAPE ร้อยละ 117.54 (มากกว่า 50 ไม่มีความแม่นยำ) และให้ค่าพยากรณ์ติดลบ จึงแก้ไขโดยแปลงเป็นค่า log ของจำนวนผู้ป่วยรายเดือนได้ตัวแบบ ARIMA$(2,1,2)(0,1,0)_{12}$ มีค่า MAPE การพยากรณ์อดีต 60 เดือน ร้อยละ 13.25 (10-20 ใช้พยากรณ์ได้ดี) ซึ่งแปลงกลับเป็นจำนวนผู้ป่วย ดังแสดงในตารางที่ 2 เปรียบเทียบจำนวนผู้ป่วยรายปี ค่าจริง พ.ศ. 2561-2565 กับการพยากรณ์

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล (ค่าพยากรณ์ GM(EPC) รายปีนำมาจำแนกรายเดือนด้วยดัชนีฤดูกาล) และ ARIMA แบบมีฤดูกาล ดังแสดงในภาพที่ 2

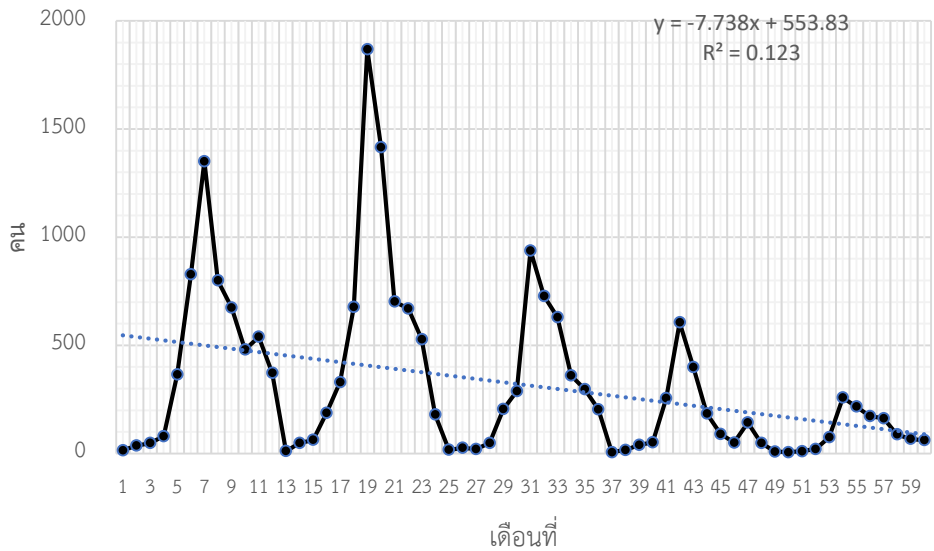


ภาพที่ 1 จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือนปี พ.ศ. 2561-2565



ภาพที่ 2 ข้อมูลผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกจริง และค่าพยากรณ์ พ.ศ. 2566

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)



ภาพที่ 3 จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน พ.ศ. 2561-2565

ตารางที่ 2 ค่าพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายเดือน พ.ศ. 2566

เดือน	GM(1,1)EPC และ ดัชนีอนุกรมเวลา	ARIMA แบบมีฤดูกาล		จำนวนผู้ป่วยระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค 506	ร้อยละความแตกต่างสัมบูรณ์	
		log Y	จำนวนผู้ป่วย		การพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล	ARIMA แบบมีฤดูกาล
1	2	1.65	45	38	95.86	18.57
2	3	1.92	82	15	76.95	448.30
3	6	2.11	128	29	80.18	342.48
4	13	1.73	53	82	84.72	35.10
5	37	1.74	55	123	69.96	54.93
6	103	1.90	79	293	64.90	72.96
7	155	1.63	43	455	65.94	90.54
8	106	2.02	106	254	58.12	58.39
9	71	1.44	28	126	43.43	78.10
10	57	1.63	42	72	20.99	41.14

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

ตารางที่ 2 (ต่อ)

เดือน	GM(1,1)EPC และ ดัชนีอนุกรมเวลา	ARIMA แบบมีฤดูกาล		จำนวนผู้ป่วยระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค 506	ร้อยละความแตกต่างสัมบูรณ์	
		log Y	จำนวนผู้ป่วย		การพยากรณ์เกรย์ผสมดัชนีฤดูกาล	ARIMA แบบมีฤดูกาล
11	52	1.30	20			
12	27	1.48	30			
รวม	**631**		**712**	**1,487**		
				ค่า MAPE เฉลี่ย 10 เดือน	66.11	124.05

อภิปรายผล

การพยากรณ์อนุกรมเวลาเป็นการวิจัยเชิงปริมาณที่ใช้ข้อมูลในอดีตสร้างตัวแบบเพื่อพยากรณ์อนาคตโดยมีข้อสมมติฐานเบื้องต้นว่าสิ่งที่เกิดในอดีต จะดำเนินไปในอนาคตเช่นเดิม ซึ่งผลการพยากรณ์ก็มีจำนวนผู้ป่วยลดลงตามแนวโน้มของข้อมูล แต่เมื่อเทียบค่าพยากรณ์กับจำนวนผู้ป่วยรายเดือนของจังหวัดตากในปี พ.ศ. 2566 กับระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค 506 ซึ่งมีค่าสถิติ 10 เดือน (มกราคม-ตุลาคม 2566) (สำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค, 2566) พบว่า วิธีการพยากรณ์ GM(1,1)EPC และดัชนีอนุกรมเวลา กับ ARIMA แบบมีฤดูกาล มีค่า MAPE ร้อยละ 66.11 และ 124.05 ตามลำดับ ซึ่งมากกว่าร้อยละ 50 ไม่มีความแม่นยำ อย่างไรก็ตามค่าดัชนีฤดูกาลก็แสดงถึงระดับความรุนแรงในแต่ละช่วงเดือนของปี ที่นำไปใช้การกำหนดมาตรการต่างๆ ในรอบปีของการปฏิบัติงาน

ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกรายปีของจังหวัดตาก พ.ศ. 2561 เพิ่มขึ้นสูงในปี พ.ศ. 2562 แล้วลดลงตลอดมา ซึ่งอาจมาจากมาตรการต่างๆ ทางสาธารณสุข ดังนั้น ถ้ามาตรการต่าง ๆ สัมฤทธิ์ผลก็สามารถพยากรณ์ได้ว่าจำนวนผู้ป่วยจะลดลงจาก ปี พ.ศ. 2565 อย่างไรก็ตาม ความผันแปรของภูมิอากาศก็อาจเป็นสาเหตุทำให้ผู้ป่วยโรคไข้เลือดออกมีจำนวนเพิ่มขึ้นได้

รายงานการเฝ้าระวังปรากฏการณเอลนีโญ/ลานีญา เดือนตุลาคม พ.ศ.2566 ของศูนย์ภูมิอากาศกองพัฒนาอุตุนิยมวิทยา กรมอุตุนิยมวิทยา (2566) คาดวา ปรากฏการณเอนโซที่อยู่ในสภาวะเอลนีโญกำลังปานกลางมีแนวโนมที่จะรุนแรงขึ้นในชวงเดือนพฤศจิกายน 2566 - มกราคม 2567 จากนั้นจะมีกำลังออนลงและต่อเนื่องไปจนถึงชวงเดือนมีนาคม-พฤษภาคม 2567 ปรากฏการณ์เอลนีโญส่งผลให้มีแหล่งเพาะพันธุ์ยุงเพิ่มมากขึ้น และทำให้ตัวเต็มวัยมีชีวิตรอดมากขึ้น จึงมีความเป็นไปได้ที่โรคไข้เลือดออกจะมีจำนวนเพิ่มขึ้นในช่วงเวลาดังกล่าว การเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิในบรรยากาศ ปริมาณน้ำฝน และความร้อนในมหาสมุทร สามารถทำนายการเติบโตของยุงลายได้ในอีก 1-6 เดือนข้างหน้า ซึ่งจะช่วยวางแผนการ

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

ป้องกันควบคุมโรคที่เกิดจากยุงลาย เช่น โรคไข้เลือดออกได้ดีขึ้น (Hales, Weinstein, Woodward, 1996)

กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบคุณสำนักงานสาธารณสุขจังหวัดตาก ที่อนุเคราะห์ข้อมูลโรคไข้เลือดออกจาก รง.506 ปี 2561-2565 เพื่อใช้ศึกษาวิจัยครั้งนี้ และขอขอบพระคุณหัวหน้าสาขาแพทย์แผนไทย คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยปทุมธานี ที่สนับสนุนโปรแกรมคำนวณทางสถิติและให้ข้อเสนอแนะทุกขั้นตอนของการวิจัย

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

เอกสารอ้างอิง

กรมควบคุมโรค. (2562). **รายงานพยากรณ์โรคไข้เลือดออก ปี 2562**. [Online]. Available : https://ddc.moph.go.th/uploads/publish/1026720200625043825.pdf [2566, ตุลาคม 10].

กรมอุตุนิยมวิทยา. (2566). **การเฝ้าระวังปรากฏการณ์เอลนีโญ/ลานีญา**. [Online]. Available : https://www.tmd.go.th/media/climate/climate-events/เอลนโญ_ตุลาคม2566.pdf [2566, ตุลาคม 10].

ปรีชา เครือโสม, เฉลิมชัย ภูริพัฒน์, พิณรัตน์ นุชโพธิ์ และพรวิมล คล่องสั่งสอน. (2566). ตัวแบบระบบเกรย์สำหรับการพยากรณ์การแพร่ระบาดของโรคไข้เลือดออก : กรณีศึกษากรุงเทพมหานคร. **วารสารควบคุมโรค, 49**(2) 253-363.

วณิกเกียรติ์ ยิ่งพันธ์, บัววรุณ ศรีชัยกุล, จตุพร เหลืองอุบล และพุทธิไกร ประมวล. (2563). ตัวแบบทำนายอุบัติการณ์การเกิดโรคไข้เลือดออกของประชาชน จังหวัดอุบลราชธานี. **วารสารวิจัยสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยราชภัฏอุบลราชธานี, 9**(2) 174-184.

วัฒนา ชยธวัช, เบญจรัตน์ พัฒนวิบูลย์ และรุ่งตะวัน เมืองมูล. ประมาณการจำนวนผู้ติดเชื้อโรคไข้เลือดออกจากสภาพอากาศ: กรณีศึกษาจังหวัดตาก. ใน **การประชุมวิชาการและนำเสนอผลงานวิจัยระดับชาติและนานาชาติ ครั้งที่ 7 ประจำปี 2563 วันที่ 16 กุมภาพันธ์ 2563**(หน้า 131-138). ปทุมธานี : อาคารหอประชุม มหาวิทยาลัยปทุมธานี.

สำนักข่าวกรมประชาสัมพันธ์. (2563). **พยากรณ์โรคไข้เลือดออกในปี 2563**. [Online]. Available : https://thainews.prd.go.th/th/news/detail/TCATG200323123910879 [2563, มีนาคม 23].

สำนักระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค. (2566). **ระบบรายงานการเฝ้าระวังโรค 506>Dengue fever> ข้อมูลย้อนหลัง>สรุปสถานการณ์ประจำปี>ตารางข้อมูล>จำนวนและอัตราป่วย-ตายต่อแสนประชากร แยกรายจังหวัด**. [Online]. Available : http://doe.moph.go.th/surdata/disease.php? dcontent=old&ds=66 [2566, ตุลาคม 10].

Andrés, D. (2023). **Machine Learning Pills : Error Metrics for Time Series Forecasting**. [Online]. Available : https://mlpills.dev/time-series/error-metrics-for-time-series-forecasting/ [2023, October 20].

Bevans, R. (2020). **Akaike Information Criterion | When & How to Use It (Example)**. [Online]. Scribbr. Available : https://www.scribbr.com/statistics/akaike-information-criterion/ [2023, March 26].

Vol.11 No.1 January-June 2024 ISSN 2985-2161 (Online)

Chan, B. (2015). **Classical Multiplicative Decomposition-YouTube**. [Online]. Available : https://www.youtube.com/watch?v=S31b-vh0Ce0 [2023, March 20].

CRAN. (2023). **Package forecast forecast: Forecasting Functions for Time Series and Linear Models**. [Online]. Available : https://cran.r-project.org/web/packages/forecast/index.html[2023, October 20].

Hales, S, Weinstein P, Woodward A. (1996). **Dengue fever epidemics in the South Pacific : driven by El Niño Southern Oscillation?**. [Online]. Available : https://www.thelancet.com/journals/lancet/article/PIIS0140-6736(05)65737-6/ppt. [2023, October 20].

Hii, Y.L., Zhu, H., Ng, N., Ng, L.C. & Rocklöv, J. (2012). Forecast of dengue incidence using temperature and rainfall. **National Library of Medicine, 6**(11), e1908.

Hyndman, R.J. & Athanasopoulos, G. (2021). **Forecasting: principles and practice**. (3 rd ed.). Melbourne : OTexts.

Hyndman, R.J. & Khandakar, Y. (2008). Automatic time series forecasting: The forecast package for R. **Journal of Statistical Software, 27**(3), 1-22.

Leung, X.Y., Islam, R.M., Adhami, M., Ilic, D., McDonald, L., Palawaththa, S., Diug, B., Munshi, S.U. & Karim, M.N. (2023). A systematic review of dengue outbreak prediction models: Current scenario and future directions. **National Library of Medicine, 17**(2), e0010631.

Lewis, C.D. (1982). **Industrial and business forecasting methods**. London : Butterworths.

Liu, S. & Lin, Y. (2010). **Grey systems theory and application**. Verlag : Springer.

Santa, R. (2023). **Introduction to SARIMA Model**. [Online]. Available : https://medium.com/@ritusantra/introduction-to-sarima-model-cbb885ceabe8 [2023, November 1].

Shukla, G.K. & Trivedi, M. (2017). **UNIT 14 SEASONAL COMPONENT ANALYSIS**. [Online]. Available : https://www.egyankosh.ac.in/bitstream/123456789/20805/1/Unit-14.pdf [2023, November 1].

Strathmore University Business School. (2021). **Analysis of Time Series**. [Online]. Available : https://sbselearning.strathmore.edu/pluginfile.php/177213/mod_resource/content/1/Topic-4-Analysis-of-Time-Series.pdf [2023, November 1].

ปีที่ 11 ฉบับที่ 1 มกราคม-มิถุนายน 2567 ISSN 2985-2161 (Online)

The R Foundation. (2023). **The R Project for Statistical Computing**. [Online]. Available : https://www.r-project.org/ [2023, November 1].

Wischke, A.F. (2018). **Forecasting with R : Auto-ARIMA Step by Step**. [Online]. Available : https://www.linkedin.com/pulse/forecasting-r-auto-arima-step-anton-figuerola-wischke [2023, November 1].