

การพยากรณ์อุบัติการณ์โรคไข้หวัดใหญ่ด้วยตัวแบบ SARIMA ในจังหวัดหนองคาย

Forecasting influenza incidence by SARIMA model in Nong Khai Province

มัสรอณี อาแวกะจี¹ จุฑาทิพย์ สิลบุตร^{1*} ชูเกียรติ วิวัฒนวงศ์เกษม¹ และ พิชิตพงษ์ สุนทรพิพิธ¹
Masronee Arwaekaji¹, Jutatip Sillabutra^{1*}, Chukiat Viwatwongkasem¹ and Pichitpong Soontompipit¹

บทคัดย่อ

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาแบบจำลองที่เหมาะสมในการทำนายอุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในจังหวัดหนองคาย โดยใช้ข้อมูลในอดีตรายเดือนตั้งแต่ปี พ.ศ. 2559 ถึง พ.ศ. 2562 มีการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองที่เหมาะสมโดยใช้เกณฑ์สารสนเทศของอะไกเกะ (Akaike's information criteria: AIC), เกณฑ์สารสนเทศของเบย์ส์ (Bayesian information criteria: BIC) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error: RMSE) และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (mean absolute percent error: MAPE) ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ คือ SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ โดยมีค่า AIC น้อยที่สุดเท่ากับ 102.37 ค่า BIC น้อยที่สุดเท่ากับ 107.04 และมีค่า RMSE เท่ากับ 0.65 และ MAPE เท่ากับ 8.30 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า แบบจำลอง SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ สามารถนำไปใช้ในการทำนายอุบัติการณ์การระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ในอนาคต ข้อมูลที่ได้จากการพยากรณ์สามารถนำไปใช้ในการวางแผนป้องกันและควบคุมโรคไข้หวัดใหญ่ รวมถึงการเตรียมพร้อมเฝ้าระวังในพื้นที่

คำสำคัญ: โรคไข้หวัดใหญ่ แบบจำลอง SARIMA การพยากรณ์ อนุกรมเวลาตามฤดูกาล

Abstract

The aims of this study were to determine the suitable model for forecasting the influenza incidence in Nong Khai province by using the monthly influenza data from 2016 to 2019. The Akaike's Information Criteria (AIC), Bayesian Information Criteria (BIC), Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) were used to determine the efficient of the suitable model. The results were showed that the best model for forecasting influenza incidence was SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂, providing the lowest AIC (102.37), BIC (107.04) with the RMSE value of 0.65 and MAPE value of 8.30%. It was indicated that SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ could be used to predict the influenza incidence in the future. The forecast information could be used to plan the influenza prevention and control, including the surveillance system for the area.

Keyword: influenza, SARIMA model, forecasting, seasonal time series

¹ คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล

¹ Faculty of Public Health, Mahidol University

* Corresponding author. E-mail: jutatip.sil@mahidol.ac.th

บทนำ

โรคระบบทางเดินหายใจเป็นโรคที่ส่งผลกระทบต่อสุขภาพและคุณภาพชีวิตทำให้มนุษย์ได้รับผลกระทบทั่วโลก โดยเฉพาะโรคไข้หวัดใหญ่ที่สามารถแพร่ระบาดได้ง่ายและรวดเร็วโดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีผู้คนพลุกพล่าน ไม่ว่าจะเป็นโรงเรียน เรือนจำ ค่ายทหาร และโรงพยาบาล (World Health Organization, 2018) ลักษณะทางคลินิกที่สำคัญของโรค คือ มีไข้สูงอย่างรวดเร็ว ปวดศีรษะ ปวดเมื่อยตามกล้ามเนื้อ และหมดแรง ผู้ป่วยส่วนใหญ่สามารถหายจากไข้และอาการอื่นๆ ภายในหนึ่งสัปดาห์ อย่างไรก็ตามในกลุ่มคนที่มีความเสี่ยงสูง เช่น เด็ก ผู้สูงอายุ สตรีมีครรภ์ และผู้ที่มีภาวะสุขภาพร้ายแรง อาจพบอาการรุนแรง จนถึงขั้นเสียชีวิต (Ministry of Public Health. Department of Disease Control, 2018; World Health Organization, 2019; Chong et al., 2020; The Center for Food Security and Public health, 2019) การระบาดของไข้หวัดใหญ่มักมีอุบัติการณ์สูงขึ้นในช่วงฤดูหนาว และลดลงในช่วงฤดูร้อนหรือเกิดขึ้นตลอดทั้งปี (Chumkiew, Srisang, Jaroensutasinee, & Jaroensutasinee, 2007; World Health Organization, 2018) ปัจจุบันการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ทั่วโลกมีจำนวนผู้ป่วยติดเชื้อประมาณ 1 พันล้านราย มีผู้ติดเชื้อชนิดรุนแรง จำนวน 3-5 ล้านราย และมีผู้เสียชีวิต จำนวน 290,000-650,000 ราย (World Health Organization, 2018) สำหรับการแพร่ระบาดของไข้หวัดใหญ่ในประเทศไทย พบว่า ในปี พ.ศ. 2559 มีอัตราป่วย 258.86 ต่อ 100,000 ประชากร ในปี พ.ศ. 2560 มีอัตราป่วยเป็น 304.09 ต่อ 100,000 ประชากร และในปี พ.ศ. 2561 มีอัตราป่วย 277.42 ต่อ 100,000 ประชากร ตามลำดับ โดยจังหวัดหนองคายพบการ

ระบาดของไข้หวัดใหญ่มากที่สุดของเขตสุขภาพที่ 8 โดยในปี พ.ศ. 2559 มีอัตราป่วย 152 ต่อ 100,000 ประชากรปี พ.ศ. 2560 มีอัตราป่วย 592.56 ต่อ 100,000 ประชากร และปี พ.ศ. 2561 มีอัตราป่วย 227.97 ต่อ 100,000 ประชากร ตามลำดับ โดยในปี พ.ศ. 2561 พบการเสียชีวิตของผู้ป่วยโรคไข้หวัดใหญ่ โดยมีอัตราตาย 0.31 ต่อ 100,000 ประชากร (Ministry of Public Health. Department of Disease Control, 2016; 2017; 2018) นอกจากนี้ การระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่มักส่งผลกระทบต่อระบบเศรษฐกิจของประเทศในระดับมหภาคด้วย โดยประเทศไทยต้องเสียงบประมาณในการตรวจและรักษาผู้ป่วยโรคไข้หวัดใหญ่ประมาณ 31.11-83.61 ล้านบาทหรือสหรัฐต่อปี (Kiertiburanakul, Phongsamart, Tantawichien, Manosuthi, & Kulchaitanaroaj, 2020) ดังนั้น การวางแผนจัดการเฝ้าระวังและควบคุมโรคไข้หวัดใหญ่จึงมีความสำคัญและช่วยในการป้องกันการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ได้ ด้วยเหตุนี้การคาดการณ์สถานการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในอนาคตจึงมีความสำคัญ และเป็นข้อมูลนำใช้ในการวางแผนจัดการและควบคุมโรคไข้หวัดใหญ่ในอนาคต

ปัจจุบันมีการศึกษาที่ประยุกต์องค์ความรู้ทางคณิตศาสตร์และสถิติในการวิเคราะห์เพื่อสร้างแบบจำลองเพื่ออธิบายและพยากรณ์สถานการณ์ต่างๆ หลายด้าน โดยการวิเคราะห์อนุกรมเวลา (time series analysis) เป็นวิธีหนึ่งที่น่าสนใจใช้สร้างตัวแบบทางสถิติเพื่ออธิบายข้อมูลในอดีต และใช้คาดการณ์ข้อมูลของสถานการณ์ในอนาคต เช่น การใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาในการอธิบายราคาของกุ้งขาว (Tanyarattanasrisakul, 2018) การใช้ตัวแบบอนุกรมเวลาในการอธิบายราคามะพร้าวหน้าสวน (Tanyarattanasrisakul, 2019) การใช้

ตัวแบบอนุกรมเวลาเพื่อใช้ในการทำนายอุบัติการณ์การเกิดไข้หวัดใหญ่ในเด็กที่เมืองอู่ฮั่น ประเทศจีน (He, & Tao, 2018) และการทำนายอุบัติการณ์การเกิดไข้หวัดใหญ่ในประเทศออสเตรเลีย (Zhu, Li, Zheng, Zhang, & Zou, 2021)

จากการทบทวนวรรณกรรม การทำนายอุบัติการณ์การเกิดไข้หวัดใหญ่ ส่วนใหญ่มักใช้แบบจำลอง SARIMA ในการพยากรณ์ข้อมูลรายสัปดาห์ หรือรายเดือนของแต่ละช่วงเวลา (Chumkiew, Srisang, Jaroensutasinee, & Jaroensutasinee, 2007; Simmerman et al., 2009; Song et al., 2016; He, & Tao, 2018) และแบบจำลองอนุกรมเวลาจะเป็นแบบจำลองตามบริบทของข้อมูลในแต่ละพื้นที่ซึ่งทำให้ได้แบบจำลองอนุกรมเวลาที่แตกต่างกัน แม้จะทำการศึกษาในประเด็นเดียวกัน เช่นแบบจำลองที่ดีที่สุดสำหรับการพยากรณ์อุบัติการณ์ไข้หวัดใหญ่ในมณฑลเหอเป่ย์ คือ แบบจำลอง SARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂ ที่มีค่า RMSE=0.06 (Song et al., 2016) การศึกษาของ He, & Tao (2018) ที่พบว่า SARIMA (1,0,0)(0,1,1)₁₂ และแบบจำลอง SARIMA (0,0,1)(1,0,1)₁₂ เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดที่ใช้ในการพยากรณ์ไวรัสไข้หวัดใหญ่ชนิด B (ยามากาตะ) และไวรัสไข้หวัดใหญ่ชนิด A(H3N2) ตามลำดับ นอกจากนี้ยังพบรูปแบบการสร้างแบบจำลองอนุกรมเวลาตามฤดูกาลด้วยวิธี exponential smoothing ในการพยากรณ์โรคไข้หวัดใหญ่ในประเทศไทย (Sanguanrungrasirikul, Chiewanantavanich, & Sangkasem, 2015) และวิธี Holt-Winters exponential Smoothing (Zhu, Li, Zheng, Zhang, & Zou, 2021)

อย่างไรก็ตาม รูปแบบวิธีการวิเคราะห์ข้อมูลของตัวแบบอนุกรมเวลาจะขึ้นกับบริบทของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ใช้ในการวิเคราะห์ เช่น วิธี ARIMA จะเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความคงที่ (stationary) (Sutthichaimethee, 2011) วิธี seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) จะเหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นฤดูกาล วัฏจักร และมีเวลาเข้ามาเกี่ยวข้อง (Inthong, & Vorarat, 2013; Wang, Feng & Liu, 2013; Song et al., 2016) และวิธี Holt-Winters exponential smoothing ที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะมีแนวโน้ม และมีลักษณะเป็นฤดูกาล (Zhu, Li, Zheng, Zhang, & Zou, 2021) เป็นต้น ทั้งนี้เมื่อพิจารณาบริบทข้อมูลไข้หวัดใหญ่ในอดีตรายเดือน ตั้งแต่ ปี พ.ศ. 2559 ถึง พ.ศ. 2562 พบว่าข้อมูลไข้หวัดใหญ่ของจังหวัดหนองคายมีลักษณะข้อมูลอนุกรมเวลาและข้อมูลเป็นฤดูกาล ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ด้วยวิธี SARIMA จึงมีความเหมาะสมและถูกนำมาใช้ในการวิเคราะห์ในครั้งนี้ นอกจากนี้จากการทบทวนวรรณกรรม ยังไม่พบการศึกษาการสร้างแบบจำลองเพื่อพยากรณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในพื้นที่จังหวัดหนองคาย

ดังนั้น การศึกษาในครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อหาแบบจำลอง SARIMA ที่เหมาะสมในการทำนายอุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในจังหวัดหนองคาย เพื่อใช้ในการอธิบายและทำนายอุบัติการณ์ในการเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ในจังหวัดหนองคาย และใช้เป็นข้อมูลในการวางแผนจัดการเฝ้าระวังและควบคุมโรคไข้หวัดใหญ่ในพื้นที่ต่อไป

วิธีการศึกษา

การศึกษาวิจัยครั้งนี้ดำเนินการหลังจากที่ได้รับรองการดำเนินการวิจัยในมนุษย์ โดยคณะกรรมการพิจารณาจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ คณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล (Protocol No. 14/2563) โดยใช้ข้อมูลอัตราการป่วยของโรคไข้หวัดใหญ่ต่อแสนประชากรแบบรายเดือน ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 ถึง เดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 จากรายงาน 506 ของสำนักงานระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค กระทรวงสาธารณสุข พบว่า ข้อมูลแสดงการมีฤดูกาลและมีวงจรของการระบาด จึงทำการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยวิธีสร้างแบบจำลอง SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s ดัง (1)

$$y_t = \frac{\varphi_Q(L^s)\theta_q(L)\varepsilon_t}{\beta_p(L^s)\phi_p(L)(1-L)^d(1-L^s)^D} \quad (1)$$

โดยที่ y_t คือ อุบัติการณ์ของไข้หวัดใหญ่แบบรายเดือน

n คือ จำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลา

t คือ อนุกรมเวลาแบบรายเดือนโดยมีช่วงเวลาตั้งแต่ 1 ถึง n

$\varphi_Q(L^s)$ คือ สมประสิทธิ์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมีฤดูกาลอันดับที่ Q (coefficient of seasonal moving average at Q order: $SMA[Q]$)

$\theta_q(L)$ คือ สมประสิทธิ์ของค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ q (coefficient of moving average at q order: $MA[q]$)

$\beta_p(L^s)$ คือ สมประสิทธิ์ของสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบมีฤดูกาลอันดับที่ P (coefficient of seasonal autoregressive at P order: $SAR[P]$)

$\phi_p(L)$ คือ สมประสิทธิ์ของสหสัมพันธ์ในตัวเองแบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p (coefficient of autoregressive at p order: $AR[p]$)

d, D คือ ลำดับที่ของการหาผลต่างและหาผลต่างฤดูกาล

ε_t คือ อนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติและเป็นอิสระกัน ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และความแปรปรวนคงที่ทุกช่วงเวลา

ขั้นตอนในการวิเคราะห์ข้อมูลด้วยแบบจำลอง SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s

1. ทดสอบความคงที่ (stationary) ของข้อมูลอนุกรมเวลา โดยใช้วิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF)
2. สร้างกราฟจาก ฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation functions: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation functions: PACF) ของอนุกรมเวลาที่คงที่เพื่อกำหนดค่า (p,d,q)(P,D,Q)_s ที่มีความเป็นไปได้

3. สร้างแบบจำลอง SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)_s

4. คัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดที่จะนำไปใช้ในการพยากรณ์อุบัติการณ์ไข้หวัดใหญ่โดยพิจารณา เกณฑ์สารสนเทศของอะกะอิเกะ (Akaike's information criteria: AIC), เกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (Bayesian information criteria: BIC) และค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error: RMSE) และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (mean absolute percent error: MAPE) ที่มีค่าน้อยที่สุด โดยมีสูตรการคำนวณดังนี้

4.1 เกณฑ์สารสนเทศของอะกะอิเกะ (Akaike's information criteria: AIC) ดัง (2)

$$AIC = -2\log L(\hat{\theta}) + 2k \quad (2)$$

4.2 เกณฑ์สารสนเทศของเบส์ (Bayesian information criteria: BIC) ดัง (3)

$$BIC = -2\log L(\hat{\theta}) + k\log(n) \quad (3)$$

4.3 ค่ารากที่สองของค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (root mean square error: RMSE) ดัง (4)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N}} \quad (4)$$

4.4 ค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (mean absolute percent error: MAPE) ดัง (5)

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \quad (5)$$

การวิเคราะห์อนุกรมเวลา และการสร้างแบบจำลอง SARIMA สำหรับการพยากรณ์อุบัติเหตุของโรคไข้หวัดใหญ่ในครั้งนี้ใช้โปรแกรม R (The R Foundation, 2020) ในการวิเคราะห์ข้อมูล

ผลการศึกษา

จากสถานการณ์การระบาดของอุบัติเหตุไข้หวัดใหญ่ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2559 ถึง พ.ศ. 2562 (Figure 1) พบว่าเกิดการระบาด 7 ครั้ง โดยครั้งที่ 1 เกิดการระบาดประมาณเดือนกุมภาพันธ์-มีนาคม พ.ศ. 2559 ครั้งที่ 2 เกิดการระบาดประมาณเดือนกันยายน ในปี พ.ศ. 2559 ครั้งที่ 3 เกิดการระบาด

ประมาณเดือนสิงหาคม พ.ศ. 2560 ครั้งที่ 4 เกิดการระบาดประมาณเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2561 ครั้งที่ 5 เกิดการระบาดประมาณเดือนมีนาคม พ.ศ. 2562 ครั้งที่ 6 เกิดการระบาดประมาณเดือนมิถุนายน-กรกฎาคม พ.ศ. 2562 และครั้งที่ 7 เกิดการระบาดประมาณเดือนกันยายน พ.ศ. 2562 ตามลำดับจากการทดสอบ unit root เพื่อดูความคงที่ของข้อมูลโดยใช้วิธี ADF พบว่า ข้อมูลมีความคงที่ โดยมีค่า p-value=0.01 อย่างไรก็ตามจากการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาแบบแยกองค์ประกอบจะเห็นได้ว่าข้อมูลมีลักษณะเป็นแนวโน้มและฤดูกาล (Figure 2) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลอุบัติเหตุการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่เหมาะสมกับการสร้างแบบจำลอง SARIMA (p,d,q) (P,D,Q)_s

แบบจำลองที่เป็นไปได้ของ SARIMA ในการประมาณค่าอุบัติเหตุไข้หวัดใหญ่ในปี พ.ศ. 2563 จะพิจารณาจากกราฟของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (PACF) ดัง (Figure 3) ซึ่งระบุได้ว่าค่าอันดับ p ที่มีความเป็นไปได้คือ 0-2 อันดับ d=0,1 อันดับ q=0 อันดับ P ที่มีความเป็นไปได้คือ 0-2 อันดับ D=0,1 และอันดับ Q=0 โดยผลการสร้างแบบจำลอง SARIMA (p,d,q)(P,D,Q)₁₂ ที่เป็นไปได้ทั้งหมด ดัง (Table 1) ซึ่งมีแบบจำลองที่ใช้ในการอธิบายและคาดการณ์อุบัติเหตุการเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ จำนวน 24 แบบจำลอง

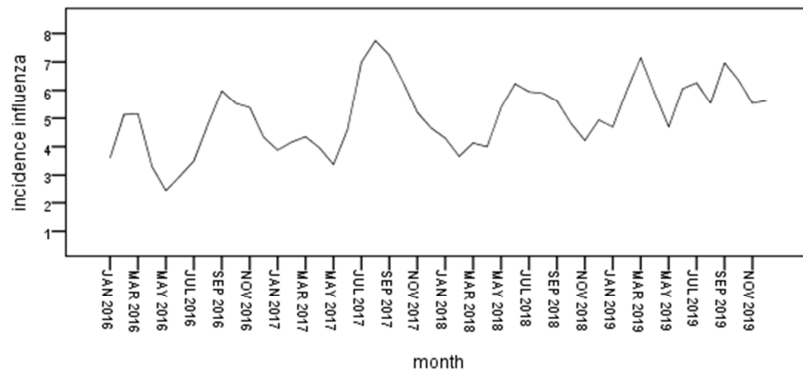


Figure 1 Monthly influenza incidence (per 100,000 populations) in Nong Khai province from January 2016 to December 2019 (January 2559 B.E. to December 2562 B.E.).

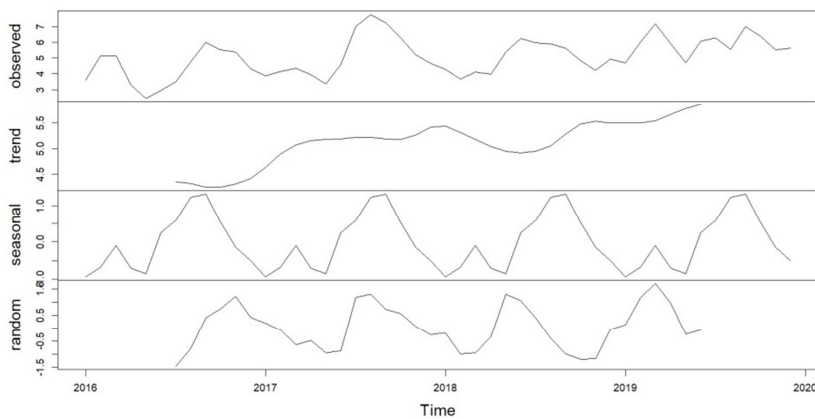


Figure 2 Decomposition of influenza incidence (per 100,000 populations) in Nong Khai province from January 2016 to December 2019 (January 2559 B.E. to December 2562 B.E.).

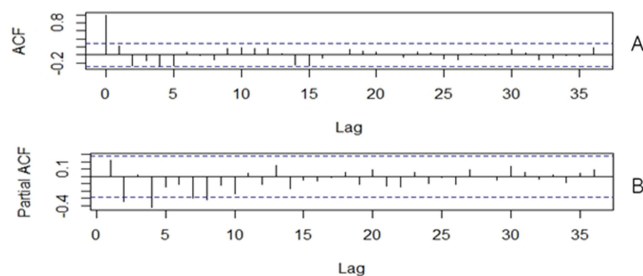


Figure 3 (A and B) ACF and PACF of logarithm influenza incidence (per 100,000 populations) in Nong Khai province from January 2016 to December 2019 (January 2559 B.E. to December 2562 B.E.).

Table 1 Likelihood test, Akaike's information criterion (AIC), Bayesian information criterion (BIC), mean absolute percentage error (MAPE), and root mean square error (RMSE) of SARIMA model.

model	SARIMA (p,d,q)(P,D,Q) _s							Log-likelihood	AIC	BIC	RMSE	MAPE
	p	d	q	P	D	Q	s					
S1	0	0	0	0	0	0	12	-76.57	157.15	160.89	1.19	21.62
S2	0	1	0	0	0	0	12	-62.57	127.15	129.00	0.91	15.05
S3	1	0	0	0	0	0	12	-60.36	126.73	132.34	0.84	13.92
S4	1	1	0	0	0	0	12	-61.33	126.66	130.36	0.88	14.40
S5	0	0	0	0	1	0	12	-63.53	129.06	130.65	1.22	14.96
S6	0	1	0	0	1	0	12	-53.53	109.07	110.62	0.95	11.76
S7	1	0	0	0	1	0	12	-51.97	107.94	111.11	0.88	10.64
S8	1	1	0	0	1	0	12	-52.97	109.94	113.05	0.94	11.56
S9	0	0	0	1	0	0	12	-74.99	155.98	161.59	1.14	19.26
S10	0	1	0	1	0	0	12	-61.74	127.49	131.19	0.88	14.14
S11	1	0	0	1	0	0	12	-59.30	126.60	134.08	0.82	13.04
S12	1	1	0	1	0	0	12	-60.79	127.57	133.12	0.78	19.74
S13	0	0	0	1	1	0	12	-62.06	128.11	131.28	1.15	14.08
S14	0	1	0	1	1	0	12	-51.62	107.25	110.36	0.88	11.17
S15	1	0	0	1	1	0	12	-50.12	106.24	110.99	0.81	10.65
S16	1	1	0	1	1	0	12	-50.85	107.70	112.37	0.86	11.03
S17	0	0	0	2	0	0	12	-74.89	157.96	165.45	1.14	19.23
S18	0	1	0	2	0	0	12	-61.70	129.39	134.94	0.88	14.12
S19	1	0	0	2	0	0	12	-59.25	128.50	137.86	0.82	12.97
S20	1	1	0	2	0	0	12	-60.67	129.34	136.75	0.86	13.65
S21	0	0	0	2	1	0	12	-61.83	129.66	134.41	1.13	14.18
S22	0	1	0	2	1	0	12	-48.19	102.37	107.04	0.65	8.30
S23	1	0	0	2	1	0	12	-47.59	103.37	109.52	0.65	8.73
S24	1	1	0	2	1	0	12	-47.98	103.97	110.19	0.66	8.61

เมื่อพิจารณาค่า ACF และ ค่า BIC และค่า RMSE ที่น้อยที่สุด พบว่า SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ มีค่า AIC เท่ากับ 102.37 ค่า BIC เท่ากับ 107.04 และค่า RMSE เท่ากับ 0.65 ซึ่งมีความน้อยที่สุด และมีค่าสัมบูรณ์ของเปอร์เซ็นต์ของความคลาดเคลื่อน (MAPE) เท่ากับ 8.30 เปอร์เซ็นต์ ดังนั้น แบบจำลอง SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดที่ใช้ในการอธิบายพฤติกรรมของใช้หัดใหญ่ มีค่าพารามิเตอร์

ของแบบจำลองมีความสำคัญทางนัยสำคัญทางสถิติ (p-value<0.05) โดยที่ค่าพารามิเตอร์ของ 1st seasonal AR (-0.64, S.E.=0.18, p-value<0.01) และ 2nd seasonal AR (-0.67, S.E.=0.15, p-value<0.01) และเมื่อนำแบบจำลองที่ดีที่สุดไปใช้ในการพยากรณ์ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2563 พบว่า จังหวัดหนองคายจะพบการระบาดจะสูงในช่วงเดือนมีนาคม กันยายนและตุลาคม ดัง (Figure 4)

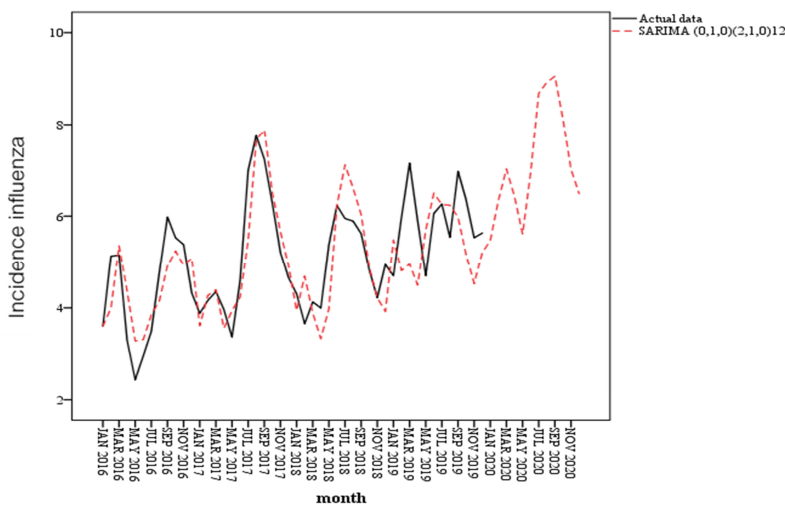


Figure 4 The influenza incidence forecasting during January 2016 to December 2020 (January 2563 B.E. to December 2563 B.E.)

อภิปรายผล

ผลการวิเคราะห์ในครั้งนี้พบว่าแบบจำลอง SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดในการคาดการณ์ข้อมูลรายเดือนของอุบัติการณ์โรคไข้หวัดใหญ่และแบบจำลองที่เลือกและประสิทธิภาพของแบบจำลองโดยมีค่า AIC ต่ำสุด (102.37) ค่า BIC ต่ำสุด (107.04) และมีค่า RMSE เท่ากับ 0.65 และค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน (MAPE) เท่ากับ 8.30 เปอร์เซ็นต์ ซึ่งแสดงให้เห็นว่า SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ มีความแม่นยำในการพยากรณ์อุบัติการณ์โรคไข้หวัดใหญ่ เนื่องจากค่าเฉลี่ยของค่าสัมบูรณ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อน มีค่าน้อยกว่าร้อยละ 10 (Chen, Bloomfield, & Fu, 2003) ดังนั้น SARIMA (0,1,0)(2,1,0)₁₂ สามารถนำไปใช้คาดการณ์อุบัติการณ์การเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ของจังหวัดหนองคาย ในปี พ.ศ. 2563 ได้ โดยจากการคาดการณ์ พบว่า

โรคไข้หวัดใหญ่มีการระบาดใน 2 ช่วงเวลา คือ เดือนมีนาคม พ.ศ. 2563 และเดือนกันยายนถึงตุลาคม พ.ศ. 2563 ซึ่งเป็นช่วงเวลาเดียวกันกับการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ในจังหวัดหนองคาย ตั้งแต่ปี พ.ศ. 2559 ถึง พ.ศ. 2562 ที่พบการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ในช่วงเดือนมิถุนายนถึงกันยายน และเดือนกุมภาพันธ์ถึงมีนาคม ตามลำดับ ช่วงเวลาดังกล่าวอยู่ในช่วงฤดูฝนและฤดูหนาวของประเทศไทย สอดคล้องกับระบาดวิทยาของโรคไข้หวัดใหญ่ในประเทศเขตร้อน ที่ส่วนใหญ่จะพบการระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ในช่วงของฤดูฝนและฤดูหนาว (Kiertiburanakul, Phongsamart, Tantawichien, Manosuthi, & Kulchaitanaroaj, 2020) อย่างไรก็ตาม อุบัติการณ์การเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ที่คาดการณ์ไว้ ไม่สอดคล้องกับข้อมูลจริง โดยข้อมูลจากรายงาน 506 ของสำนักงานระบาดวิทยา กรมควบคุมโรค

กระทรวงสาธารณสุขในปี พ.ศ. 2563 พบว่า การระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ในจังหวัดหนองคาย ในปี พ.ศ. 2563 เกิดในเดือนมกราคม และเริ่มลดลงในช่วงเดือนกุมภาพันธ์ถึงมีนาคม และลดลงจนแทบจะไม่มีการระบาดในจังหวัดทั้งนี้เนื่องจากสถานการณ์การแพร่ระบาดของ COVID-19 ในประเทศไทย ที่เริ่มระบาดตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 และมีการประกาศมาตรการการป้องกันการแพร่ระบาดของเชื้อไวรัส COVID-19 เช่น การสวมหน้ากากอนามัย ล้างมือและการรักษาระยะห่างทางสังคม ซึ่งเป็นมาตรการในการป้องกันการแพร่ระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่เช่นกัน ดังนั้นการมีมาตรการดังกล่าวทำให้ประชาชนมีพฤติกรรมการป้องกันตนเองจากโรคไข้หวัดใหญ่ จึงอาจเป็นปัจจัยที่ทำให้สถานการณ์การระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่ของประเทศไทยในปี พ.ศ. 2563 ลดลง (Suntronwong et al., 2020)

สรุป

ผลการศึกษาในครั้งนี้ เป็นการประยุกต์ใช้องค์ความรู้ทางคณิตศาสตร์และสถิติมาใช้สร้างแบบจำลองในการอธิบายอุบัติการณ์ของไข้หวัดใหญ่ของจังหวัดหนองคาย โดยสร้างแบบจำลอง SARIMA จากข้อมูลของอุบัติการณ์การเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ของจังหวัดหนองคาย ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2559 จนถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2562 พบว่า แบบจำลอง SARIMA $(0,1,0)(2,1,0)_{12}$ เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุด เนื่องจากมีค่า AIC, BIC, RMSE และ MAPE น้อยที่สุด และแบบจำลอง SARIMA $(0,1,0)(2,1,0)_{12}$ สามารถนำไปใช้ในการคาดการณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในอนาคตได้ ซึ่งผลการคาดการณ์ที่ได้สามารถ

นำไปใช้ในการวางแผน ป้องกัน และเตรียมพร้อมสำหรับทีมเฝ้าระวังและรับมืออย่างรวดเร็ว (SRRT) ในการควบคุมการระบาดของไข้หวัดใหญ่ของประเทศไทย หรือสามารถนำมาเป็นดัชนีตัวชี้วัดในการทำยุทธศาสตร์เพื่อวางแผนให้พื้นที่ได้ใช้กลยุทธ์ตามบริบทของตัวเองในการปัญหาการระบาด แม้ว่าผลการคาดการณ์อุบัติการณ์ของโรคไข้หวัดใหญ่ในปี พ.ศ. 2563 ของแบบจำลอง SARIMA $(0,1,0)(2,1,0)_{12}$ จะต่างจากสถานการณ์จริงค่อนข้างมาก ทั้งนี้เนื่องจากการมีมาตรการการป้องกันโรคระบาดของ COVID-19 ซึ่งเป็นมาตรการเดียวกับทำให้สถานการณ์การระบาดของโรคไข้หวัดใหญ่เปลี่ยนไป อย่างไรก็ตาม การศึกษานี้ ยังไม่ได้พิจารณาปัจจัยที่อาจจะมีผลต่ออุบัติการณ์การเกิดโรคไข้หวัดใหญ่ เช่น ประชากรศาสตร์ ภูมิอากาศ การฉีดวัคซีน และปัจจัยด้านการป้องกันตนเองจากโรคไข้หวัดใหญ่ ดังนั้น การศึกษาต่อไปควรพิจารณาปัจจัยที่เกี่ยวข้องทั้งหมดในแบบจำลองเพื่อให้ได้รูปแบบจำลองที่เหมาะสมกับสถานการณ์จริง และสามารถคาดการณ์การเกิดอุบัติการณ์ไข้หวัดใหญ่ในอนาคตได้ใกล้เคียงกับความเป็นจริงที่สุด

เอกสารอ้างอิง

- Chen, R. J. C., Bloomfield, P., & Fu, J. (2003). An evaluation of alternative forecasting methods to recreation site use. *Journal of Leisure Research*, 35(4), 441-454.
- Chong, K. C., Lee, T. C., Bialasiewicz, S., Chen, J., Smith, D. W., Choy, W. S. C., Krajden, M., Jalal, H., Jennings, L., Alexander, B., Lee, H. K., Fraaij, P., Levy, A., Yeung, A. C. M., Tozer, S.,

- Lau, S. Y. F., Jia, K. M. Tang, J. W. T., & Chan, P. K. S. (2020). Association between meteorological variations and activities of influenza A and B across different climate zones: a multi-region modelling analysis across the globe. *Journal of Infection*, 80(1), 84-98.
- Chumkiew, S., Srisang, W., Jaroensutasinee, M., & Jaroensutasinee, K. (2007). Climatic affecting on influenza cases in Nakhon Sithammarat. *International Journal of Medical and Health Sciences*, 1(12), 626-629.
- He, Z., & Tao, H. (2018). Epidemiology and ARIMA model of positive-rate of influenza viruses among children in Wuhan, China: A nine-year retrospective study. *International Journal of Infectious Diseases*, 74, 61-70.
- Inthong, K., & Vorarat, S. (2013). A forecasting system for optimal sales objectives a case study fiber cement product. *DPU Graduate Studies Journal*, 2(2), 1269-1278. (in Thai)
- Kiertiburanakul, S., Phongsamart, W., Tantawichien, T., Manosuthi, W., & Kulchaitanaroaj, P. (2020). Economic burden of influenza in Thailand: A systematic review. *Inquiry: a journal of medical care organization, provision and financing*, 57, 1-14.
- Ministry of Public Health. Department of Disease Control, (2016). *Annual epidemiology surveillance report 2016*. Retrieved 14 December 2020, from https://apps-doe.moph.go.th/boeeng/annual/AESR2016/static/documents/highlight_sum.pdf (in Thai)
- Ministry of Public Health, Department of Disease Control, (2017). *Annual epidemiology surveillance report 2017*. Retrieved 14 December 2020, from <https://apps-doe.moph.go.th/boeeng/download/AESR-6112-24.pdf> (in Thai)
- Ministry of Public Health. Department of Disease Control. (2018). *Annual epidemiology surveillance report 2018*. Retrieved 14 December 2020, from https://apps-doe.moph.go.th/boeeng/download/AW_Annual_Mix%206212_14_r1.pdf (in Thai)
- Sanguanrungrasirikul, D., Chiewanantavanich, H., & Sangkasem, M. (2015). A comparative study to determine optimal models for forecasting the number of patients having epidemiological-surveillance diseases in Bangkok. *KMUTT Research and Development Journal*, 38(1), 35-55. (in Thai)
- Simmerman, J. M., Malinee, C., Levy, J., Chantira, S., Maloney, S., Uyeki, T., Areerat, P., Thamthitwat, S., Olsen, S. J., Fry, A., Ungchusak, K., Baggett, H. C., & Chunsuttiwat, S. (2009). Incidence, seasonality and mortality associated with influenza pneumonia in Thailand: 2005–2008. *PloS one*, 4(11), 1-8.
- Song, X., Xiao, J., Deng, J., Kang, Q., Zhang, Y., & Xu, J. (2016). Time series analysis of influenza incidence in Chinese provinces from 2004 to 2011. *Medicine*, 95(26), 1-7.
- Suntronwong, N., Thongpan, I., Chuchaona, W., Lestari, F. B., Vichaiwattana, P., Yorsaeng, R., Pasittungkul, S., Kitphati, R., Vongpunswad, S., & Poovorawan, Y. (2020). Impact of COVID-19 public health interventions on influenza incidence in Thailand. *Pathogens and Global Health*, 114(5), 225-227.
- Sutthichaimethee, J. (2011). Application of ARIMA model for research. *Suthiparithat Journal*, 25(76), 101-120. (in Thai)
- Tanyarattanasrisakul, M. (2018). The accuracy comparison of time series model between Winters' exponential smoothing and Box - Jenkins methods: A case

study of forecasting garden coconut price.
RMUTSB Academic Journal, 6(2), 101-113.
(in Thai)

Tanyarattanasrisakul, M. (2019). A comparison of forecasting methods between Winters' multiplicative exponential smoothing, Box-Jenkins, and combined methods, for forecasting monthly prices of white shrimp *Litopenaeus vannamei*. *RMUTSB Academic Journal*, 7(1), 72-86. (in Thai)

The Center for Food Security and Public Health. (2019). *Influenza*. Retrieved 16 December 2020, from <http://www.cfsph.iastate.edu/DiseaseInfo/diseases.php?name=influenza&lang=en>

The R Foundation. (2020). *The R project for statistical computing*. Retrieved 16 December 2020, from <https://www.r-project.org/>

World Health Organization. (2018). *Influenza (seasonal)*. Retrieved 16 December 2020, from [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/influenza-\(seasonal\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/influenza-(seasonal))

World Health Organization. (2019). *Global influenza strategy 2019–2030*. Retrieved 16 December 2020, from <https://www.who.int/publications/i/item/9789241515320>

Wang, S., Feng, J., & Liu, G. (2013). Application of seasonal time series model in the precipitation forecast. *Mathematical and Computer Modeling*, 58(3), 677-683.

Zhu, G., Li, L., Zheng, Y., Zhang, X., & Zou, H. (2021). Forecasting influenza based on autoregressive moving average and Holt-Winters exponential smoothing models. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 25(1), 138-144.