

การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในประเทศไทย

Forecasting the Number of Patients with Disease Surveillance in Thailand

วรางคณา เรียนสุทธิ์*

สาขาวิชาคณิตศาสตร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยทักษิณ
วิทยาเขตพัทลุง ตำบลบ้านพร้าว อำเภอป่าพะยอม จังหวัดพัทลุง 93210

Warangkhan Riansut*

Department of Mathematics and Statistics, Faculty of Science, Thaksin University,
Phatthalung Campus, Ban Phrao, Pa Phayom, Phatthalung 93210

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการวิจัยนี้ คือ เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมที่สุดของจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากเว็บไซต์ของระบบฐานข้อมูลด้านสังคมและคุณภาพชีวิต ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 60 ค่า ผู้วิจัยแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2559 จำนวน 56 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ชุดที่ 2 คือ ข้อมูลตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 4 ค่า สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์เปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยที่ต่ำที่สุด ผลการวิจัยพบว่าวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ใช้ศึกษา วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ที่มีตัวแบบคูณเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด

คำสำคัญ : โรคเฝ้าระวัง; บ็อกซ์-เจนกินส์; การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลัง; การแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

Abstract

The purpose of this research was to construct the most suitable forecasting model for the number of patients with disease surveillance in Thailand. The data gathered from the website of Social and Quality of Life Database System during the first quarter, 2003 to the fourth quarter, 2017 (60 values) were used and divided into two categories. The first category had 56 values, which were

the data during the first quarter, 2003 to the fourth quarter, 2016 for the modeling by the methods of Box- Jenkins, Winters' exponential smoothing, and decomposition. The second category had 4 values, which were the data during the first quarter to the fourth quarter, 2017 for checking the accuracy of the forecasting models via the criterion of the lowest mean absolute percentage error. The results showed that among all forecasting methods that had been studied, Winters' multiplicative exponential smoothing method was the most suitable for this time series.

Keywords: disease surveillance; Box-Jenkins; exponential smoothing; decomposition

1. บทนำ

ในช่วงปี พ.ศ. 2558 มีเหตุการณ์สำคัญหลายเรื่องส่งผลกระทบต่อสุขภาพประชาชนไทย ไม่ว่าจะเป็นโรคเมอร์ส ปัญหาหมอกควันจากไฟป่าในอินโดนีเซีย โรคไข้เลือดออก ปัญหาการบาดเจ็บจากการจราจร รวมถึงเหตุการณ์ในต่างประเทศ ได้แก่ โรคติดเชื้อไวรัสอีโบล่าที่ทวีปแอฟริกา โรคไข้หวัดนกในประเทศเพื่อนบ้าน และการเกิดแผ่นดินไหวที่เนปาล ซึ่งล้วนนำมาซึ่งความสูญเสียที่ใครก็ไม่ต้องการให้เกิดขึ้น ดังนั้นเพื่อเป็นการรับมือกับปัญหาสุขภาพที่อาจเกิดขึ้น กรมควบคุมโรคจึงประกาศโรคเฝ้าระวังในปี พ.ศ. 2559 จำนวน 5 โรค ได้แก่ โรคไข้เลือดออก โรคคอตีบ โรคไข้กาฬหลังแอ่น โรคไข้หวัดใหญ่ และโรคมือเท้าปาก โดยโรคไข้เลือดออกเป็นโรคระบาดที่มี 4 สายพันธุ์ (DENV-1-4) มีการผลัดเปลี่ยนกันมาระบาดตามแต่ความชุกที่แตกต่างกัน อาการของโรคที่เด่นชัด คือ ผู้ป่วยจะมีจุดเลือดออกเล็ก ๆ กระจายอยู่ตามร่างกาย ช่วงอันตรายของโรค คือ ระยะช็อก ซึ่งมักเป็นวันที่ไข้ลง จึงต้องรีบนำผู้ป่วยส่งโรงพยาบาลทันที โรคคอตีบเป็นโรคติดเชื้อระบบทางเดินอาหารจากแบคทีเรียชนิดเฉียบพลัน เริ่มด้วยอาการถ่ายอุจจาระเป็นน้ำโดยไม่มีการปวดท้อง บางครั้งมีคลื่นไส้ อาเจียน และสูญเสียน้ำอย่างรวดเร็ว โรคไข้กาฬหลังแอ่นเป็นโรคติดต่อทางระบบหายใจ มีสาเหตุมาจากแบคทีเรีย ผู้ป่วยจะมีอาการคล้ายไข้หวัด โดย

เริ่มจากการเจ็บคอ ปวดศีรษะ ปวดกล้ามเนื้อ ตามด้วยไข้สูง และมีอาการซึม โรคไข้หวัดใหญ่แบ่งเป็น 2 กลุ่มใหญ่ คือ ไข้หวัดใหญ่ตามฤดูกาล และไข้หวัดใหญ่สายพันธุ์ใหม่ (H1N1 2009) อาการของโรคที่เด่นชัด คือ ปวดกล้ามเนื้อมาก อ่อนเพลีย เบื่ออาหาร และซึมในคอ และโรคมือเท้าปากเกิดจากการติดเชื้อไวรัสกลุ่มเอนเทอโรไวรัสหรือไวรัสลำไส้ โดยทั่วไปอาการของโรคไม่รุนแรง เช่น มีไข้ เจ็บปาก มีแผลในปาก มีผื่นเป็นจุดแดง หรือตุ่มน้ำใสขึ้นบริเวณฝ่ามือ ฝ่าเท้า หรือตุ่มขึ้นตามตัว สามารถหายได้เองโดยไม่ต้องรักษา แต่อาจมีโอกาสเกิดอาการรุนแรงหรือโรคแทรกซ้อนได้ [1] สำหรับอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังที่นำมาใช้ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ ครั้งนี้ประกอบด้วยโรคเฝ้าระวังทั้งหมด 11 โรค ได้แก่ โรคปอดอักเสบ โรคไข้เลือดออก โรคมือเท้าปาก โรคไข้หวัดใหญ่ โรคบิด โรคหัด โรคฉี่หนู โรคไข้สมองอักเสบ โรคคอตีบ โรคไข้กาฬหลังแอ่น และโรคพิษสุนัขบ้า [2] ซึ่งการทำนาย (prediction) หรือการพยากรณ์ (forecast) จำนวนผู้ป่วยด้วยโรคเฝ้าระวังที่อาจเกิดขึ้นในอนาคต จะทำให้ได้ข้อมูลเฝ้าระวังที่เป็นประโยชน์ในการตรวจจับการระบาดของโรค ติดตามสถานการณ์โรค อธิบายธรรมชาติและการกระจายของโรค ประเมินผลมาตรการควบคุมป้องกันโรค และประเมินความเสี่ยงทางสุขภาพที่อาจเกิดขึ้นได้ [3] ด้วยเหตุผลดังกล่าว ผู้วิจัยจึงมีความสนใจที่จะสร้างตัวแบบ

พยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในประเทศไทย โดยใช้วิธีการทางสถิติทั้งหมด 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยให้หน่วยงานที่เกี่ยวข้องสามารถนำไปใช้ตัดสินใจในการกำหนดนโยบาย กำหนดแผนงาน และวางกลยุทธ์ในการป้องกันผลกระทบที่อาจเกิดขึ้นต่อไป

2. วิธีการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ดำเนินการสร้างตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูปทางสถิติ ซึ่งข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาได้มาจากเว็บไซต์ของระบบฐานข้อมูลด้านสังคมและคุณภาพชีวิต [2] เป็นอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในประเทศไทย (คน) ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 60 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด ชุดที่ 1 ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2559 จำนวน 56 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา เนื่องจากได้พิจารณาจากค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (mean absolute percentage error, MAPE) ของข้อมูลชุดที่ 1 ดังตารางที่ 1 แล้วพบว่าวิธีการเหล่านี้เป็นวิธีที่มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากกว่าวิธีการพยากรณ์อื่น ๆ เช่น วิธีการพยากรณ์รวม โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณมีค่า MAPE ต่ำที่สุด กล่าวคือ วิธีการพยากรณ์นี้สามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังที่มีความผิดพลาดจากการพยากรณ์เพียงร้อยละ 12.5607 (MAPE =

12.5607) ข้อมูลชุดที่ 2 คือ จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 4 ค่า นำมาใช้ในการตรวจสอบความแม่นยำ (accuracy) ของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ MAPE ที่ต่ำที่สุด

Table 1 MAPE of the first dataset

Forecasting methods	MAPE
Box-Jenkins	14.5714
Winters' Additive	15.2762
Winters' Multiplicative	<u>12.5607</u>
Additive Decomposition	15.4533
Multiplicative Decomposition	13.9173

สัญลักษณ์ที่ใช้ในการวิจัยแสดงดังนี้

Y_t และ $\hat{Y}_t$ แทนอนุกรมเวลาและค่าพยากรณ์ ณ เวลา t ตามลำดับ

$\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + m$ โดยที่ m แทนจำนวนช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ไปข้างหน้า

ε_t แทนอนุกรมเวลาของความคลาดเคลื่อนที่มีการแจกแจงปกติและเป็นอิสระกัน ด้วยค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ และความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา

β_0 , β_1 และ S_t แทนพารามิเตอร์ของตัวแบบแสดงระยะตัดแกน ความชันของแนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาล ตามลำดับ

a_t , b_t และ $\hat{S}_t$ แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของ β_0 , β_1 และ S_t ตามลำดับ

α , γ และ δ แทนค่าคงตัวการปรับเรียบ โดยที่ $0 < \alpha < 1$, $0 < \gamma < 1$ และ $0 < \delta < 1$

T_t และ S_t แทนพารามิเตอร์ของตัวแบบแสดงส่วนประกอบของแนวโน้ม และความผันแปรตามฤดูกาล ตามลำดับ

$\hat{T}_t$ และ $\hat{S}_t$ แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ T_t และ S_t ตามลำดับ

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_t โดยที่ n_t แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 1

s แทนจำนวนฤดูกาล

รายละเอียดของแต่ละวิธีการพยากรณ์ แสดงดังนี้

2.1 การพยากรณ์โดยวิธีบอซ-เจนกินส์

การกำหนดตัวแบบของวิธีบอซ-เจนกินส์ทำได้โดยการตรวจสอบสมบัติฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเอง (autocorrelation function, ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์ในตัวเองบางส่วน (partial autocorrelation function, PACF) ของอนุกรมเวลาที่คงที่ (stationary time series) กรณีที่อนุกรมเวลาไม่คงที่ ต้องแปลงอนุกรมเวลาให้คงที่ก่อนที่จะกำหนดตัวแบบ [4-5] ตัวแบบทั่วไปของวิธีบอซ-เจนกินส์ คือ seasonal autoregressive integrated moving average: SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s แสดงดังสมการที่ (1) [6] และขั้นตอนการสร้างตัวแบบพยากรณ์แสดงรายละเอียดใน วารงคณา [7]

$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Y_t = \delta + \theta_q(B)\Theta_q(B^s)\varepsilon_t$ (1)
เมื่อ $\delta = \mu\phi_p(B)\Phi_p(B^s)$ แทนค่าคงตัว โดยที่ μ แทนค่าเฉลี่ยของอนุกรมเวลาที่คงที่; $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ p กรณีไม่มีฤดูกาล (non-seasonal autoregressive operator of order p : AR(p)); $\Phi_p(B^s) = 1 - \phi_1 B^s - \phi_2 B^{2s} - \dots - \phi_p B^{ps}$ แทนตัวดำเนินการสหสัมพันธ์ในตัวเองอันดับที่ P กรณีมีฤดูกาล (seasonal autoregressive operator of order P : SAR(P)); $\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ยเคลื่อนที่อันดับที่ q กรณีไม่มีฤดูกาล (non-seasonal moving average operator of order q : MA(q)); $\Theta_q(B^s) = 1 - \theta_1 B^s - \theta_2 B^{2s} - \dots - \theta_q B^{qs}$ แทนตัวดำเนินการเฉลี่ย

เคลื่อนที่อันดับที่ Q กรณีมีฤดูกาล (seasonal moving average operator of order Q : SMA(Q)); d และ D แทนลำดับที่ของผลต่างและผลต่างฤดูกาล ตามลำดับ; B แทนตัวดำเนินการย้อนหลัง (backward operator) โดยที่ $B^s Y_t = Y_{t-s}$

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ คือ ความคลาดเคลื่อนต้องมีการแจกแจงปกติ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบคอลโมโกรอฟ-สมิรโนฟ (Kolmogorov-Smirnov's test) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน ตรวจสอบโดยพิจารณาจากการทดสอบรันส์ (runs test) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบที (t-test) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา ตรวจสอบโดยใช้การทดสอบของเลวิน ภายใต้การใช้นัยฐาน (Levene's test based on median)

2.2 การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์

การพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบ (smoothing method) คือ การพยากรณ์โดยใช้ค่าสังเกตจากอดีตส่วนหนึ่งหรือทั้งหมดในการสร้างสมการพยากรณ์ ซึ่งน้ำหนักที่ให้กับค่าสังเกตแต่ละค่าจะแตกต่างกัน เหตุผลสำคัญที่มีการใช้วิธีการปรับเรียบเนื่องจากอนุกรมเวลาอาจเกิดความผันแปรจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ ทำให้ไม่เห็นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาอื่น ๆ ซึ่งวิธีการปรับเรียบจะช่วยลดอิทธิพลของความผันแปรดังกล่าวได้ ดังนั้นส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแต่ละส่วนจึงปรากฏชัดเจนขึ้น ทำให้สามารถพยากรณ์ค่าของอนุกรมเวลาในอนาคต สำหรับวิธีการปรับเรียบนั้นมีวิธีการหลายวิธี และการใช้งานจะขึ้นอยู่กับลักษณะของอนุกรมเวลา ซึ่งวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของแนวโน้มและความ

ผันแปรตามฤดูกาล วิธีการนี้สามารถแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือ การปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก (Winters' additive exponential smoothing) และการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ (Winters' multiplicative exponential smoothing) มีรายละเอียดดังนี้ [8]

2.2.1 วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (2) และมีตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (3)

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) + S_t + \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m) + \hat{S}_t \quad (3)$$

เมื่อ $a_t = \alpha(Y_t - \hat{S}_{t-s}) + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$, $\hat{S}_t = \delta(Y_t - a_t) + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$

2.2.2 วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (4) และมีตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (5)

$$Y_t = (\beta_0 + \beta_1 t) S_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\hat{Y}_{t+m} = (a_t + b_t m) \hat{S}_t \quad (5)$$

เมื่อ $a_t = \alpha \frac{Y_t}{\hat{S}_{t-s}} + (1-\alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$, $b_t = \gamma(a_t - a_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$, $\hat{S}_t = \delta \frac{Y_t}{a_t} + (1-\delta)\hat{S}_{t-s}$

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์เช่นเดียวกับวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

2.3 การพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

การวิเคราะห์อนุกรมเวลาแบบแยกส่วนเป็นวิธีการวิเคราะห์ที่เน้นการแยกแต่ละส่วนประกอบของอนุกรมเวลาออกจากกัน เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยส่วนประกอบของอนุกรมเวลาที่มีอิทธิพลต่อค่าพยากรณ์ระยะสั้น คือ แนวโน้ม (trend) และความผันแปรตามฤดูกาล (seasonal) สำหรับความผันแปรตามวัฏจักร (cyclical) และความผันแปร

เนื่องจากเหตุการณ์ที่ผิดปกติ (irregular) จะไม่นิยมนำมาพิจารณา เนื่องจากไม่สามารถคาดการณ์ได้ว่าจะเกิดขึ้นในช่วงเวลาใด [8] โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลามีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล วิธีการนี้สามารถแบ่งออกได้เป็น 2 กรณี คือ วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบบวก (additive decomposition) และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบคูณ (multiplicative decomposition) มีรายละเอียดดังนี้ [9]

2.3.1 วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบบวก มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (6) และมีตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (7)

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\hat{Y}_t = \hat{T}_t + \hat{S}_t \quad (7)$$

2.3.2 วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบคูณ มีตัวแบบแสดงดังสมการที่ (8) และมีตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (9)

$$Y_t = T_t S_t + \varepsilon_t \quad (8)$$

$$\hat{Y}_t = \hat{T}_t \hat{S}_t \quad (9)$$

เมื่อได้ตัวแบบพยากรณ์แล้วจะดำเนินการตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์เช่นเดียวกับวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

2.4 การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์

การวิจัยนี้ได้ตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์จากวิธีการทั้งหมด 3 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา โดยทำการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังของข้อมูลชุดที่ 2 คือ อนุกรมเวลาตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 4 ค่า ได้ค่าความแตกต่างระหว่างข้อมูลจริงกับค่าพยากรณ์ (error, e_t)

เพื่อคำนวณค่าเปอร์เซ็นต์ความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (mean absolute percentage error, MAPE) มีสูตรแสดงดังสมการที่ (10) [8] วิธีการพยากรณ์ได้มีค่า MAPE ต่ำที่สุด คือ วิธีที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด

$$MAPE = \frac{100}{n_2} \sum_{t=1}^{n_2} \left| \frac{e_t}{Y_t} \right| \quad (10)$$

เมื่อ $e_t = Y_t - \hat{Y}_t$ แทนความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t ; t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_2 โดยที่ n_2 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดที่ 2

2.5 การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง

การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 3 วิธี คือ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา เมื่อทราบว่าตัวแบบพยากรณ์ใดมีค่า MAPE ต่ำที่สุด จะใช้ตัวแบบพยากรณ์นั้น สำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2561

3. ผลการวิจัย

3.1 ผลการพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์

การพิจารณาลักษณะการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาชุดที่ 1 คือ จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2559 จำนวน 56 ค่า ดังรูปที่ 1 พบว่าในช่วงปี พ.ศ. 2546 ถึงปี พ.ศ. 2550 อนุกรมเวลาชุดนี้มีแนวโน้มคงตัว และมีความผันแปรตามฤดูกาล และตั้งแต่ปี พ.ศ. 2551 เป็นต้นมาพบว่าแนวโน้มมีลักษณะเพิ่มขึ้นและยังคงมีความผันแปรตามฤดูกาล

กราฟ ACF และ PACF ดังรูปที่ 2 พบว่าอนุกรมเวลายังไม่คงที่ ดังนั้นผู้วิจัยจึงแปลงข้อมูลด้วยผลต่างและผลต่างฤดูกาลลำดับที่ 1 ($d=1, D=1, s=4$) ได้กราฟ ACF และ PACF ของอนุกรมเวลาที่แปลงข้อมูลแล้ว ดังรูปที่ 3 ซึ่งพบว่าอนุกรมเวลามีลักษณะคงที่ จึงกำหนดตัวแบบพยากรณ์ที่เป็นไปได้พร้อมกับประมาณค่าพารามิเตอร์ ดังแสดงในตารางที่ 2 โดยตัวแบบพยากรณ์ที่มีค่า BIC ต่ำที่สุด มีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 และมีพารามิเตอร์ทุกตัว

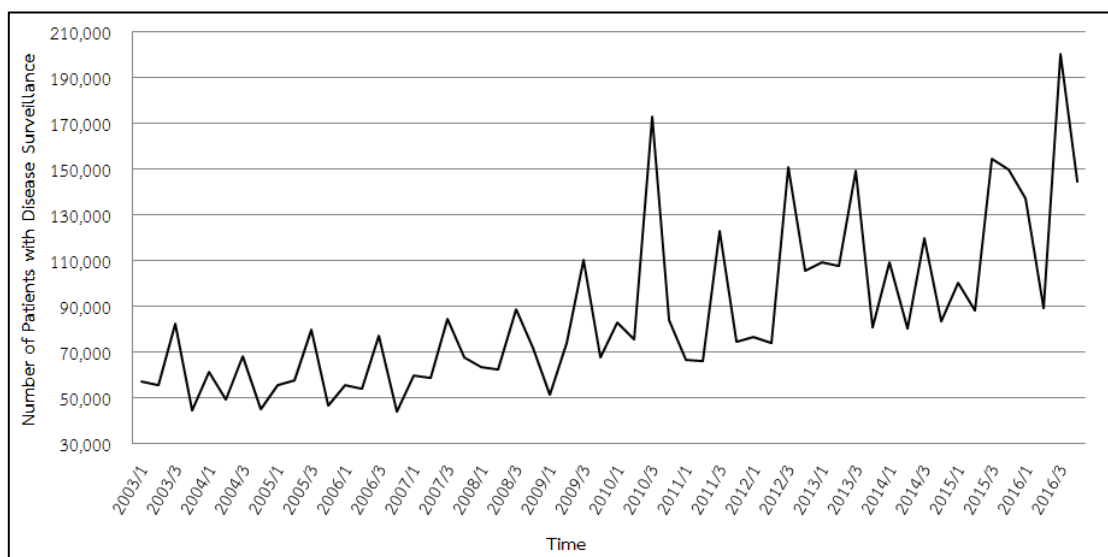


Figure 1 Run plot of the numbers of patients with disease surveillance from the first quarter, 2003 to the fourth quarter, 2016.

มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 คือ ตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(0, 1, 1)₄ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 พบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปรกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.720, p-value = 0.678) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (runs

test: Z = 0.144, p-value = 0.885) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t = 0.324, p-value = 0.747) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene Statistic = 0.750, p-value = 0.528) ดังนั้นตัวแบบ SARIMA(1, 1, 0)(0, 1, 1)₄ ไม่มีพจน์ค่าคงตัว มีความเหมาะสม ซึ่งจากสมการที่ (1) สามารถเขียนตัวแบบได้ดังนี้

$$\begin{aligned}(1-\phi_1B)(1-B)(1-B^4)Y_t &= (1-\Theta_1B^4)\varepsilon_t \\(1-B-\phi_1B+\phi_1B^2)(1-B^4)Y_t &= \varepsilon_t - \Theta_1\varepsilon_{t-4} \\(1-B^4-B+B^5-\phi_1B+\phi_1B^5+\phi_1B^2-\phi_1B^6)Y_t &= \varepsilon_t - \Theta_1\varepsilon_{t-4} \\Y_t &= (1+\phi_1)Y_{t-1}-\phi_1Y_{t-2}+Y_{t-4}-(1+\phi_1)Y_{t-5}+\phi_1Y_{t-6}+\varepsilon_t-\Theta_1\varepsilon_{t-4} \\Y_t &= (1+\phi_1)(Y_{t-1}-Y_{t-5})-\phi_1(Y_{t-2}-Y_{t-6})+Y_{t-4}+\varepsilon_t-\Theta_1\varepsilon_{t-4}\end{aligned}$$

เมื่อแทนค่าประมาณพารามิเตอร์จากตารางที่ 1 จะได้ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_t = 0.614303(Y_{t-1} - Y_{t-5}) + 0.385697(Y_{t-2} - Y_{t-6}) + Y_{t-4} - 0.560125e_{t-4} \quad (11)$$

เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t; Y_{t-j} แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t - j; e_{t-j} แทนความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ณ เวลา t - j

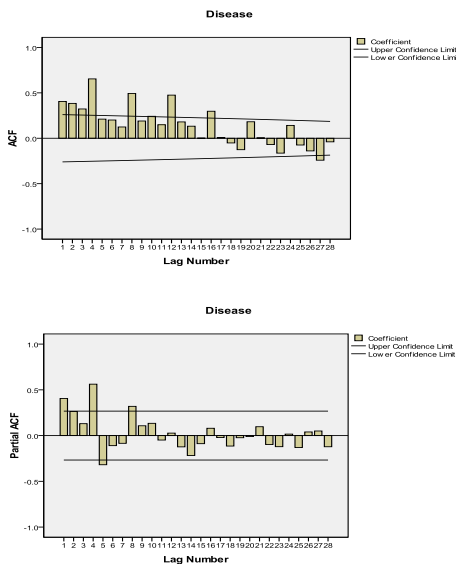


Figure 2 ACF and PACF of the numbers of patients with disease surveillance.

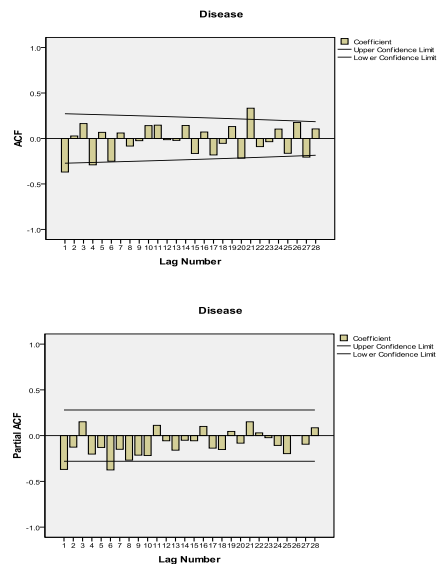


Figure 3 ACF and PACF of the first difference, d = 1, and the first seasonal difference, D = 1, of the numbers of patients with disease surveillance.

Table 2 Parameter estimation, BIC, and Ljung-Box Q of SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)_s

Parameter Estimation		SARIMA(p, d, q)(P, D, Q) _s			
		SARIMA (1, 1, 1)(1, 1, 1) ₄	SARIMA (1, 1, 1)(0, 1, 1) ₄	SARIMA (1, 1, 0)(0, 1, 1) ₄	SARIMA (1, 1, 0)(0, 1, 1) ₄ with no constant
Constant	Estimate	212.373346	210.354806	404.375692	-
	p-value	0.185	0.175	0.691	
AR(1): ϕ_1	Estimate	0.301604	0.302462	-0.388656	-0.385697
	p-value	0.089	0.078	0.007	0.007
MA(1): θ_1	Estimate	0.993357	0.994449	-	-
	p-value	0.424	0.401		
SAR(1): Φ_1	Estimate	0.153341	-	-	-
	p-value	0.610			
SMA(1): Θ_1	Estimate	0.709217	0.595377	0.567361	0.560125
	p-value	0.008	0.001	0.000	0.000
BIC		20.040	19.946	20.092	19.999
Ljung-Box Q (at lag 18)		18.580	17.777	16.820	16.759
p-value		0.182	0.275	0.397	0.401

3.2 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์

3.2.1 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวก

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวกพบว่า BIC มีค่าเท่ากับ 19.778 และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 23.834, p-value = 0.068) เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 พบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.542, p-value = 0.931) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (runs

test: Z = -0.539, p-value = 0.590) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ ศูนย์ (t = 0.008, p-value = 0.993) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 2.599, p-value = 0.063) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสม ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = 132,994.780277 + 1,523.261074(m) + \hat{S}_t \quad (12)$$

เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t + m โดยที่ m = 1 แทนไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2560; $\hat{S}_t$ แทนดัชนีฤดูกาลไตรมาสที่ t รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 3 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังของไตรมาสที่ 3 ของทุกปี มีค่ามากกว่าไตรมาสอื่น ๆ เนื่องจากมีค่าดัชนีฤดูกาลมากกว่า 0; α , γ และ δ มีค่าเท่ากับ 0.09972, 0.00005 และ 0.00003 ตามลำดับ

Table 3 Seasonal index of the number of patients with disease surveillance from Winters' additive exponential smoothing method

Quarter	Seasonal index	Quarter	Seasonal index
1	-6,777.89	3	31,330.90
2	-14,966.56	4	-9,589.07

3.2.2 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณ

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณพบว่า BIC มีค่าเท่ากับ 19.748 และมีค่าสถิติ Ljung-Box Q ไม่มีนัยสำคัญที่ระดับ 0.01 (Ljung-Box Q ณ lag 18 = 24.528, p-value = 0.057) เมื่อตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 พบว่า ความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 1.027, p-value = 0.242) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (runs test: Z = -1.079, p-value = 0.281) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t = 0.190, p-value = 0.850) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 1.016, p-value = 0.394) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสม ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$\hat{Y}_{t+m} = [152,944.384499 + 1,532.430338(m)] \hat{S}_t$ (13)
เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t + m โดยที่ m = 1 แทนไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2560; $\hat{S}_t$ แทนดัชนีฤดูกาลไตรมาสที่ t รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 4 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังของไตรมาสที่ 3 ของทุกปี มีค่ามากกว่าไตรมาสอื่น ๆ เนื่องจากมีค่าดัชนีฤดูกาลมากกว่า 1; α , γ และ δ มีค่าเท่ากับ 0.2999997, 0.001 และ 0.29860 ตามลำดับ

Table 4 Seasonal index of the number of patients with disease surveillance from Winters' multiplicative exponential smoothing method

Quarter	Seasonal Index	Quarter	Seasonal Index
1	0.87586	3	1.30290
2	0.73336	4	0.88819

3.3 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา

3.3.1 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบบวก

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบบวก และตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 พบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov Z = 0.667, p-value = 0.765) มีการเคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (runs test: Z = -1.618, p-value = 0.106) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ (t ≈ 0, p-value ≈ 1) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 1.212, p-value = 0.316) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้มีความเหมาะสม ตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_t = 42,582.52565 + 1,539.979388(t) + \hat{S}_t \quad (14)$$

เมื่อ $\hat{Y}_t$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา t โดยที่ t = 57 แทนไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2560; $\hat{S}_t$ แทนดัชนีฤดูกาลไตรมาสที่ t รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 5 ซึ่งสามารถอธิบายได้ว่า จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังของไตรมาสที่ 3 ของทุกปี มีค่ามากกว่าไตรมาสอื่น ๆ เนื่องจากมีค่าดัชนีฤดูกาลมากกว่า 0

Table 5 Seasonal index of the number of patients with disease surveillance from additive decomposition method

Quarter	Seasonal Index	Quarter	Seasonal Index
1	-2,678.03	3	23,213.84
2	-8,090.91	4	-12,444.91

3.3.2 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบคูณ

การสร้างตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบคูณ และตรวจสอบคุณลักษณะของความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 พบว่าความคลาดเคลื่อนมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov $Z = 0.861$, $p\text{-value} = 0.448$) มีค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ($t = 0.081$, $p\text{-value} = 0.936$) และมีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา (Levene statistic = 0.603, $p\text{-value} = 0.616$) แต่มีการเคลื่อนไหวไม่เป็นอิสระกัน (runs test: $Z = -2.697$, $p\text{-value} = 0.007$) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์ที่ได้ไม่มีความเหมาะสม จึงไม่นำเสนอตัวแบบไว้ ณ ที่นี้ รวมถึงจะไม่มี การนำตัวแบบไปพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 เพื่อเปรียบเทียบค่า MAPE

3.4 ผลการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์

การใช้ตัวแบบพยากรณ์โดยวิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ ในสมการที่ (11) โดยวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบบวกและแบบคูณ ในสมการที่ (12) และ (13) ตามลำดับ และโดยวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาแบบบวก ในสมการที่ (14) สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดที่ 2 คือ จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี

พ.ศ. 2560 จำนวน 4 ค่า ได้ค่า MAPE แสดงดังตารางที่ 6 ผลการตรวจสอบพบว่าจากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษา วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณเป็นวิธีที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด หรือมีค่า MAPE ต่ำที่สุด โดยวิธีการพยากรณ์นี้สามารถสร้างตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังที่มีความผิดพลาดจากการพยากรณ์เพียงร้อยละ 10.3088 (MAPE = 10.3088) จึงมีความเหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ต่อไป

Table 6 MAPE of the second dataset

Forecasting Method	MAPE
Box-Jenkins	21.5078
Winters' Additive	15.8788
Winters' Multiplicative	<u>10.3088</u>
Additive Decomposition	19.0152

3.5 ผลการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง

การตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ ซึ่งพบว่าวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณมีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาชุดนี้มากที่สุด ดังนั้นผู้วิจัยจึงเลือกใช้วิธีการนี้ในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวัง ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2561 รายละเอียดแสดงดังตารางที่ 7 และรูปที่ 4

4. สรุปและวิจารณ์ผล

การวิจัยนี้ได้นำเสนอวิธีการสร้างและคัดเลือกตัวแบบพยากรณ์ที่เหมาะสมกับอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในประเทศไทย โดยใช้อนุกรมเวลา

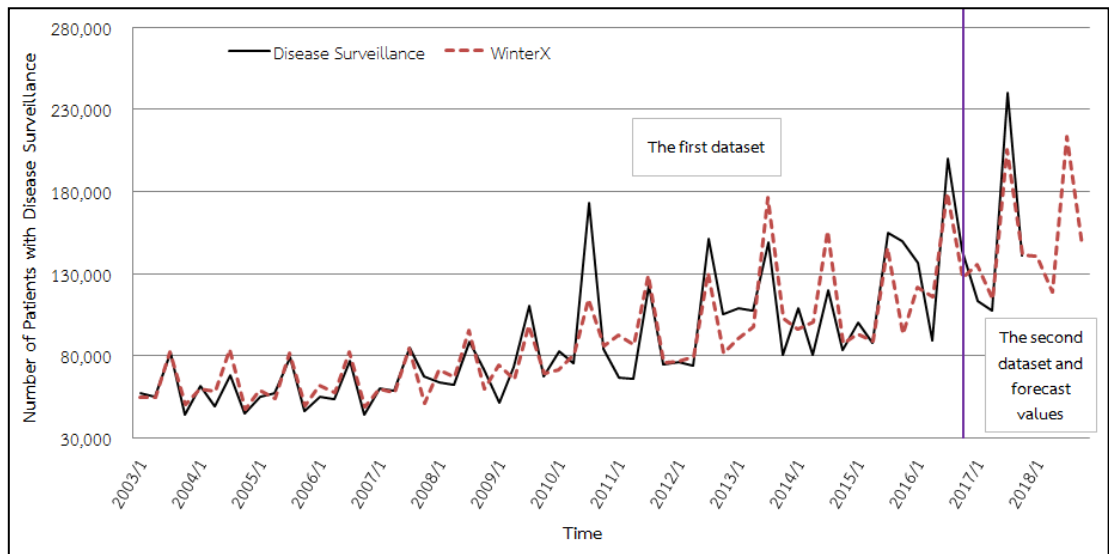


Figure 4 Comparison the numbers of patients with disease surveillance and its forecast values from Winters' multiplicative exponential smoothing method

Table 7 Forecast values for the numbers of patients with disease surveillance during the first quarter to the fourth quarter of 2018, from Winters' multiplicative exponential smoothing method

Time	Forecast values
The first quarter, 2018	140,669
The second quarter, 2018	118,906
The third quarter, 2018	213,247
The fourth quarter, 2018	146,732

รายไตรมาสจากเว็บไซต์ของระบบฐานข้อมูลด้านสังคมและคุณภาพชีวิต ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 60 ค่า ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลเป็น 2 ชุด ข้อมูลชุดที่ 1 ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ปี พ.ศ. 2546 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2559 จำนวน 56 ค่า สำหรับการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยวิธีการทางสถิติ 3 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ วิธีการปรับเรียบ

ด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์ และวิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลา ข้อมูลชุดที่ 2 ตั้งแต่ไตรมาสที่ 1 ถึงไตรมาสที่ 4 ปี พ.ศ. 2560 จำนวน 4 ค่า สำหรับการตรวจสอบความแม่นยำของตัวแบบพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ MAPE ที่ต่ำที่สุด ผลการวิจัยพบว่าจากวิธีการพยากรณ์ทั้งหมดที่ได้ศึกษา วิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลังของวินเทอร์แบบคูณเป็นวิธีที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด เนื่องจากให้ค่าพยากรณ์ที่มีความแตกต่างกับข้อมูลจริงน้อยที่สุด หรือมีค่า MAPE ต่ำที่สุด จึงมีความเหมาะสมกับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังในอนาคตต่อไป โดยมีตัวแบบพยากรณ์แสดงดังนี้

$$\hat{Y}_{t+m} = [152,944.384499 + 1,532.430338(m)] \hat{S}_t$$

เมื่อ $\hat{Y}_{t+m}$ แทนค่าพยากรณ์ ณ เวลา $t + m$ โดยที่ $m = 1$ แทนไตรมาสที่ 1 ปี 2560; $\hat{S}_t$ แทนดัชนีฤดูกาลไตรมาสที่ t

ผลการศึกษานี้มีความสอดคล้องกับการศึกษาในอดีตที่พบว่าวิธีการปรับเรียบด้วยเส้นโค้งเลขชี้กำลัง

ของวินเทอร์แบบคุณเป็นวิธีที่มีความแม่นยำในการพยากรณ์มากที่สุด [10] เนื่องจากวิธีการพยากรณ์นี้มีความเหมาะสมกับอนุกรมเวลาที่มีทั้งส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาล โดยการเคลื่อนไหวของอนุกรมเวลาที่เกิดขึ้นนั้นต้องมีอัตราส่วนของความผันแปรตามฤดูกาลต่อค่าแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามเวลาที่เปลี่ยนแปลงไป ซึ่งเหมือนกับอนุกรมเวลาจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังที่ศึกษาในครั้งนี้ อย่างไรก็ตาม การเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังอาจเกิดจากปัจจัยอื่น ๆ ได้แก่ การเจริญเติบโตและพัฒนาการของแต่ละบุคคล โภชนาการ พฤติกรรมเสี่ยง การเปลี่ยนแปลงพฤติกรรม อนามัยของประชากร โดยเฉพาะการสูบบุหรี่ การดื่มเหล้า การเสพยากระตุ้นประสาท การระบาดของไข้หวัดใหญ่ และการดื้อยาปฏิชีวนะ เป็นต้น [11] ดังนั้นผู้วิจัยควรคำนึงถึงปัจจัยเหล่านี้ โดยอาจนำมาใช้ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์ด้วยเทคนิคการวิเคราะห์การถดถอย (regression analysis) อีกทั้งเมื่อมีข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคเฝ้าระวังที่เป็นปัจจุบันมากขึ้น ผู้วิจัยควรนำมาปรับปรุงตัวแบบพยากรณ์ เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ที่มีความเหมาะสมสำหรับใช้ในการวางแผนป้องกันผลกระทบของโรคเฝ้าระวังที่อาจจะเกิดขึ้นต่อไป

5. References

- [1] Department of Disease Control, 2016, Summary of 5- Dimensional 5- Year Surveillance System Analysis Guidelines for the Year 2016: Risk Analysis of Public Unusual Events, Ministry of Public Health, Nonthaburi. (in Thai)
- [2] Social and Quality of Life Database System, Number of Patients with Disease Surveillance, 2003- 2017, quarterly, Available Source: http://social.nesdb.go.th/SocialStat/StatReport_Final.aspx?reportid=303&template=1R2C&yeartype=M&subcatid=17, May 5, 2018. (in Thai)
- [3] Iamsirithaworn, S., Epidemiological Surveillance Principles, Available Source: <http://www.boe.moph.go.th/files/meeting/sopon.pdf>, May 10, 2018. (in Thai)
- [4] Taesombut, S. , 2006, Quantitative Forecasting, Physics Center, Bangkok, 487 p. (in Thai)
- [5] Bowerman, B.L. and O'Connell, R.T., 2000, Forecasting and Time Series: An Applied Approach, 3 rd Ed. , Duxbury Press, California, 726 p.
- [6] Box, G.E.P., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C., Ljung, G.M. , 2015, Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Ed., Prentice Hall, New Jersey, 712 p.
- [7] Riansut, W., 2016, Forecasting the number of unemployment in Thailand, Naresuan Univ. J. Sci. Technol. 24(1): 102-114. (in Thai)
- [8] Ket-iam, S. , 2003, Forecasting Technique, Thaksin University, Songkhla, 295 p. (in Thai)
- [9] Makridakis, S.G. , Wheelwright, S.C. and Hyndman, R. J. , 1998, Forecasting: Methods and Applications, 3rd Ed. , John Wiley & Sons, New York, 642 p.
- [10] Riansut, W., 2018, Forecasting the export values of natural gas through Customs department in Southern Thailand, Thai

-
- Sci. Technol. J. 26(8): 1273-1285. (in Thai)
- [11] Mongkolsamrit, S. , Introduction to Epidemiology, Available Source: <http://cwweb2.tu.ac.th/emc/ShelfTU/@tubooks/helf2/PB321/PB321.pdf>, May 15, 2018. (in Thai)