

## การเปรียบเทียบตัวแบบอนุกรมเวลาสำหรับผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษ

## A COMPARISON OF TIME SERIES MODELS FOR FOOD POISONING CASES

ศวิตา ทองขุนวงศ์ <sup>\*1</sup> ภักพล สวัสดิ์กมล <sup>2</sup>Sawita Thongkunwong <sup>\*1</sup>, Phakkhaphon Sawatkamon <sup>2</sup><sup>\*1</sup> โรงพยาบาลมหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี, มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี<sup>2</sup> สาขาวิชาคณิตศาสตร์และภูมิสารสนเทศ สำนักวิชาวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีสุรนารี<sup>\*1</sup> Suranaree University of Technology Hospital, Suranaree University of Technology<sup>2</sup> School of Mathematical Science and Geoinformatics, Institute of Science, Suranaree University of Technology

\* E-mail sawiphak2424@gmail.com

วันที่รับบทความ 20 เมษายน 2568 วันที่แก้ไขบทความ 28 มิถุนายน 2568 วันที่ตอบรับบทความ 25 กรกฎาคม 2568

## บทคัดย่อ

โรคอาหารเป็นพิษ เกี่ยวข้องโรคทางเดินอาหารอาจเกิดจากผู้บริโภค บริโภคอาหารและเครื่องดื่มที่มีการปนเปื้อนของเชื้อก่อโรคทางเดินอาหาร เช่น แบคทีเรีย ไวรัส เป็นต้น ปัจจุบันมีผู้ติดเชื้อทางเดินอาหารมาพบแพทย์เพิ่มขึ้น ในเขตจังหวัดนครราชสีมา จึงมีการพัฒนาตัวแบบอนุกรมเวลาเพื่อทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษ เพื่อใช้วางแผนกำหนดนโยบายการป้องกันการแพร่ระบาดของเชื้อก่อโรคทางเดินอาหารในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ ลดจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษ งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เปรียบเทียบตัวแบบทำนายอนุกรมเวลาทั้งหมด 4 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบ AR(p), ตัวแบบ MA(q), ตัวแบบ ARMA(p,q) และตัวแบบ ARIMA(p,q,d) โดยใช้ข้อมูลจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษรายสัปดาห์ของเขตสุขภาพที่ 9 จำนวน 53 สัปดาห์ ใช้ค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

ผลการศึกษา พบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมกับการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษของเขตสุขภาพที่ 9 คือ ตัวแบบ ARIMA(1,2,1) ซึ่งตัวแบบให้ค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 16.20%

**คำสำคัญ:** โรคอาหารเป็นพิษ; อนุกรมเวลา; ตัวแบบอาร์อีมา

## ABSTRACT

Food poisoning is related to digestive system diseases and can happen when people consume food or drinks contaminated with harmful germs, such as bacteria or viruses. Recently, the number of patients with digestive infections visiting doctors has increased in Nakhon Ratchasima Province. Therefore, a time series forecasting model was developed to predict the number of food poisoning cases. This helps in planning and making effective policies to prevent the spread of

digestive system infections in the future, reducing the number of food poisoning patients. This study aims to compare four time series forecasting models: AR(p), MA(q), ARMA(p,q), and ARIMA(p,d,q), based on weekly data of food poisoning cases from Health Region 9 over 53 weeks. The models' performance was evaluated using the Mean Absolute Percentage Error (MAPE).

The results indicated that the ARIMA(1,2,1) model was the most appropriate for forecasting food poisoning cases in Health Region 9, achieving a MAPE of 16.20%.

**Keywords:** Food poisoning; Time series; ARIMA model

## 1. บทนำ

โรคอาหารเป็นพิษ เกิดจากการบริโภคอาหารหรือเครื่องดื่มที่มีการปนเปื้อนของเชื้อต่าง ๆ เช่น เชื้อแบคทีเรีย ไวรัส หรือเชื้อปรสิต โดยอาการสามารถเกิดขึ้นได้ภายในไม่กี่ชั่วโมงหลังรับประทานอาหารหรือเครื่องดื่มที่มีการปนเปื้อน อาการที่พบบ่อย ได้แก่ คลื่นไส้ อาเจียน ท้องเสีย ถ่ายเหลว หรือมีมูกเลือด ปวดท้อง และอาจมีไข้ร่วมด้วย [1] การป้องกันโรคสามารถทำได้โดยการเลือกรับประทานอาหารที่สะอาด สุกใหม่ ล้างมือก่อนรับประทานอาหาร และหลีกเลี่ยงการรับประทานอาหารที่เก็บค้างคืน [2] ซึ่งโรคอาหารเป็นพิษนั้นจัดอยู่ในกลุ่มโรคที่มีอัตราการป่วยสูงของประเทศไทย สามารถเกิดขึ้นได้กับทุก ๆ ช่วงอายุ โดยมักมีการระบาดเป็นกลุ่มก้อนในกรณีที่มีการรับประทานอาหารร่วมกัน [3] จากข้อมูลของกรมควบคุมโรค ในช่วงวันที่ 1 มกราคม 2568 ถึง 14 มีนาคม 2568 พบผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษสะสม 37,831 ราย คิดเป็นอัตราป่วย 58.28 รายต่อประชากรแสนคน โดยกลุ่มอายุ 5 – 9 ปี เป็นกลุ่มอายุที่มีอัตราการป่วยสูงสุด [4]

การนำตัวแบบอนุกรมเวลามาช่วยในการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษนั้น จะสามารถช่วยกำหนดนโยบาย การจัดการทรัพยากรทางการแพทย์ที่เหมาะสมได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีความสนใจที่จะสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาสำหรับการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษ ทั้งหมด 4 ตัวแบบ ได้แก่ ตัวแบบ AR ตัวแบบ MA ตัวแบบ ARMA และตัวแบบ ARIMA จากนั้นทำการเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดจะใช้ในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษ

## 2. เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ผู้วิจัยได้ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องโดยเน้นผลงานวิจัยที่นำตัวแบบอนุกรมเวลามาใช้ในการพยากรณ์ทางระบาดวิทยา ตัวอย่างเช่น งานวิจัยของ ดาว สงวนรังศิริกุล และคณะ [5] ได้ศึกษาการพยากรณ์จำนวนประชากรที่เป็นโรคระบาดวิทยาเฝ้าระวังในกรุงเทพมหานคร โดยพิจารณาตัวแบบที่เหมาะสมจากค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ที่ต่ำที่สุด ผลการศึกษาพบว่า วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย เป็นวิธีที่เหมาะสมกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่มีความโน้มและฤดูกาล ในขณะที่วิธีปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบโฮลท์-วินเทอร์ เป็นวิธีที่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีความโน้มและฤดูกาล งานวิจัยของ สมิตรา เมืองขวา [6] ได้ศึกษาการพยากรณ์ผู้ป่วยโรคหลอดเลือดหัวใจที่จำหน่ายออกของโรงพยาบาล ในสังกัดคณะแพทยศาสตร์วชิรพยาบาล โดยใช้เทคนิคปรับให้เรียบเอ็กซ์โพเนนเชียลแบบง่าย ผลการพยากรณ์แสดงให้เห็นว่า ในช่วงปีงบประมาณ 2560-2563 แนวโน้มจำนวนผู้ป่วยไม่น้อยกว่า 608 รายต่อปีงบประมาณ ซึ่งการพยากรณ์ให้ค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 12.22% งานวิจัยของ ปรีชา เครือสม และคณะ [7] ใช้ตัวแบบระบบเกรย์ GM(1,1) เพื่อพยากรณ์การแพร่ระบาด

ของโรคไข้เลือดออก ในเขตกรุงเทพมหานคร ผลการวิเคราะห์พบว่า ตัวแบบสามารถให้ผลการพยากรณ์ที่แม่นยำ โดยให้ค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ เท่ากับ 6.10% นอกจากนี้ งานวิจัยของ วรียา วงพานิช [8] ได้ประยุกต์ใช้ตัวแบบ ARIMA(1,1,1)x(1,0,1)<sup>12</sup> ในการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษในเขตกรุงเทพมหานคร ผลการพยากรณ์พบว่าตัวแบบดังกล่าวมีความเหมาะสมที่สุด โดยให้ค่ารากที่สองของความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 80.63

### 3. วิธีการวิจัย

#### 3.1 การเก็บรวบรวมข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลทุติยภูมิของจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษรายสัปดาห์ในเขตสุขภาพที่ 9 ครอบคลุมช่วงเวลาตั้งแต่ปี พ.ศ. 2567 จำนวน 53 สัปดาห์ ข้อมูลดังกล่าวได้จากเว็บไซต์ของสำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 จังหวัดนครราชสีมา [9]

จากนั้นทำการแบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับฝึก (training set) และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (testing set) ในอัตราส่วน 9 : 1 โดยใช้ข้อมูล 47 สัปดาห์แรกในการสร้างตัวแบบ และใช้ข้อมูลอีก 6 สัปดาห์ที่เหลือในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ

ทั้งนี้ การเลือกแบ่งข้อมูลในอัตราส่วน 9 : 1 เป็นผลจากการพิจารณาอย่างรอบคอบของผู้วิจัย เนื่องจากจำนวนข้อมูลที่เก็บรวบรวมได้มีจำกัด จึงเลือกใช้ข้อมูลส่วนใหญ่ในการฝึกแบบจำลอง [11] เพื่อให้แบบจำลองได้เรียนรู้แนวโน้มของข้อมูลได้อย่างเหมาะสม และเก็บข้อมูลส่วนที่เหลือไว้ประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ โดยเฉพาะกรณีของข้อมูลอนุกรมเวลาที่ต้องอาศัยความต่อเนื่องของข้อมูล หากใช้ข้อมูลสำหรับการฝึกน้อยเกินไปอาจส่งผลให้แบบจำลองมีข้อจำกัดในการเรียนรู้โครงสร้างของข้อมูลได้

#### 3.2 สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา

ในขั้นตอนนี้สร้างตัวแบบอนุกรมเวลาทั้งหมด 5 ตัวแบบ โดยใช้โปรแกรม R version 4.2.0 ประมวลผลบนระบบปฏิบัติการ window 11 สำหรับงานวิจัยนี้จะอธิบายรายละเอียดของแต่ละตัวแบบโดยสังเขป เพื่อแสดงถึงแนวคิดของแบบจำลองที่ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูล

##### 3.2.1 ตัวแบบ Autoregressive อันดับที่ $p$ หรือ $AR(p)$

เป็นตัวแบบที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของอนุกรมเวลากับค่าของมันเองในอดีต กล่าวคือ ค่าของอนุกรมเวลาในช่วงปัจจุบันสามารถอธิบายได้ด้วยค่าของอนุกรมเวลาในช่วงเวลาก่อนหน้า  $p$  ลำดับ การกำหนดอันดับของตัวแบบสามารถพิจารณาได้จากกราฟอัตโนมัติสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Auto Correlation Function: PACF) โดยตัวแบบ  $AR(p)$  แสดงได้ด้วยสมการ

$$Y_t = a_0 + a_1 Y_{t-1} + a_2 Y_{t-2} + \dots + a_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ อนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่  $t$

$a_0$  คือ ค่าคงที่

$a_1, a_2, \dots, a_p$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

$\varepsilon_t$  คือ ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (white noise)

### 3.2.2) ตัวแบบ Moving Average อันดับที่ $q$ หรือ $MA(q)$

เป็นตัวแบบที่แสดงถึงความสัมพันธ์ของอนุกรมเวลา โดยค่าอนุกรมเวลาในช่วงปัจจุบันขึ้นอยู่กับค่าตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (white noise) ตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน การกำหนดอันดับของตัวแบบสามารถพิจารณาได้จากกราฟอัตโนมัติสหสัมพันธ์ (Auto Correlation Function: ACF) ซึ่งช่วยระบุจำนวนอันดับของค่าคลาดเคลื่อนในอดีตที่ควรนำมาใช้ โดยตัวแบบ  $MA(q)$  แสดงได้ด้วยสมการ

$$Y_t = b_0 + b_1\varepsilon_{t-1} + b_2\varepsilon_{t-2} + \dots + b_q\varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ อนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่  $t$

$b_0$  คือ ค่าคงที่

$b_1, b_2, \dots, b_q$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

$\varepsilon_t$  คือ ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (white noise)

### 3.2.3 ตัวแบบ $ARMA(p, q)$

เป็นตัวแบบที่แสดงถึงว่าข้อมูลอนุกรมเวลาขึ้นอยู่กับค่าของมันเองในอดีตและตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อนตั้งแต่อดีตจนถึงปัจจุบัน โดยที่อันดับของตัวแบบสามารถพิจารณาได้จากค่า Extended Autocorrelation Function (EACF) โดยวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม R version 4.2.0 ผ่านไลบรารี TSA ซึ่งตัวแบบแสดงได้ด้วยสมการ

$$Y_t = a_0 + a_1Y_{t-1} + a_2Y_{t-2} + \dots + a_pY_{t-p} + \varepsilon_t + b_1\varepsilon_{t-1} + b_2\varepsilon_{t-2} + \dots + b_q\varepsilon_{t-q} \quad (3)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ อนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่  $t$

$a_0$  คือ ค่าคงที่

$b_1, b_2, \dots, b_q$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

$\varepsilon_t$  คือ ตัวแปรสุ่มคลาดเคลื่อน (white noise)

### 3.2.4 ตัวแบบ $ARIMA(p, d, q)$

ตัวแบบ ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) ได้รับความนิยมพัฒนาขึ้นโดย Box-Jenkins ในช่วงปี ค.ศ. 1970 เป็นแบบจำลองอนุกรมเวลาที่นิยมใช้สำหรับการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่นิ่ง (non-stationary) ซึ่งการทดสอบความนิ่งของข้อมูลในงานวิจัยนี้จะใช้วิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) โดยใช้ไลบรารี tseries ในโปรแกรม R version 4.2.0 โดยมีโครงสร้างประกอบด้วยสามส่วน ได้แก่

- AR (Autoregressive): ความสัมพันธ์ของค่าปัจจุบันกับค่าของอดีต
- I (Integrated): การทำให้ข้อมูลนิ่งด้วยการหาความแตกต่าง
- MA (Moving Average): ความสัมพันธ์ของค่าปัจจุบันกับค่ารบกวนในอดีต

ซึ่งตัวแบบ ARIMA สามารถแสดงได้ด้วยสมการ

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i\right) (1-L)^d Y_t = c + \left(1 + \sum_{j=1}^q \theta_j L^j\right) \varepsilon_t \quad (4)$$

โดยที่  $Y_t$  คือ อนุกรมเวลาในช่วงเวลาที่  $t$

$c$  คือ ค่าคงที่

$\phi_i$  และ  $\theta_j$  คือ ค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ AR และ MA ตามลำดับ

$L$  คือ ตัวดำเนินการเลื่อนเวลา (Lag Operator)

$d$  คือ ลำดับของการหาความแตกต่าง (differencing order) เพื่อให้ข้อมูลนิ่ง (Stationary)

### 3.3 การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบแต่ละตัวแบบ

ในงานวิจัยนี้ใช้ค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) เป็นเกณฑ์ประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง ซึ่งจะให้ตัวแบบทั้งหมด 5 ตัวแบบทำการทำนายล่วงหน้า 6 ช่วงเวลา แล้วนำไปเปรียบเทียบกับค่าจริงในสัปดาห์ที่ 48 ถึง สัปดาห์ที่ 53 ในปี พ.ศ. 2567 ของข้อมูลชุดทดสอบที่ได้เตรียมไว้ โดยที่ตัวแบบที่ดีจะมีค่า MAPE ที่ต่ำ ซึ่งสามารถคำนวณจากสมการ

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \times 100 \quad (5)$$

เมื่อ  $y_t$  แทน อนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$   
 $\hat{y}_t$  แทน ค่าพยากรณ์ของอนุกรมเวลา ณ เวลา  $t$   
 $n$  แทน จำนวนข้อมูลที่ศึกษา

และได้มีเกณฑ์ที่ใช้ในการกำหนดความแม่นยำสำหรับการพยากรณ์ดังนี้ ซึ่งอ้างอิงจากสำนักงานสถิติแห่งชาติ [10]

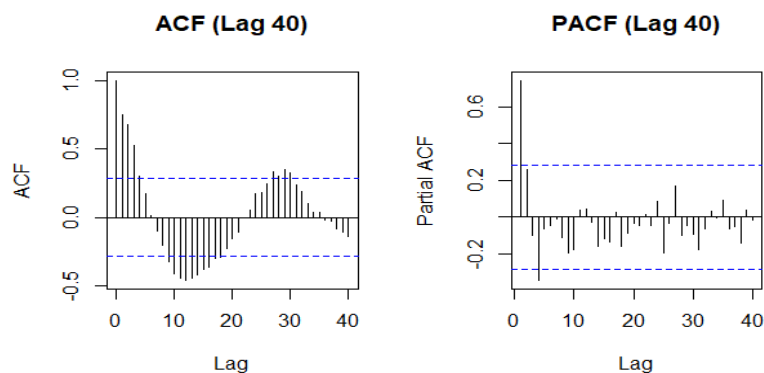
ถ้าค่า MAPE มีค่าน้อยกว่า 10% หมายถึง ตัวแบบมีความแม่นยำสูง ถ้าค่า MAPE อยู่ระหว่าง 10% - 20% หมายถึง ตัวแบบทำนายได้ดี ถ้าค่า MAPE อยู่ระหว่าง 20% - 50% หมายถึง ตัวแบบทำนายได้ค่อนข้างแม่นยำ และถ้ามากกว่า 50% หมายถึง ตัวแบบไม่มีความแม่นยำในการทำนาย

## 4. ผลการวิจัย

**ตารางที่ 1** แสดงข้อมูลชุดฝึกหัดของจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษในเขตสุขภาพที่ 9 ของปี พ.ศ. 2567 จำนวนทั้งสิ้น 53 สัปดาห์

| สัปดาห์ | จำนวนผู้ป่วย | สัปดาห์ | จำนวนผู้ป่วย | สัปดาห์ | จำนวนผู้ป่วย | สัปดาห์ | จำนวนผู้ป่วย |
|---------|--------------|---------|--------------|---------|--------------|---------|--------------|
| 1       | 540          | 16      | 317          | 31      | 503          | 46      | 266          |
| 2       | 381          | 17      | 299          | 32      | 475          | 47      | 315          |
| 3       | 442          | 18      | 295          | 33      | 465          | 48      | 314          |
| 4       | 444          | 19      | 269          | 34      | 397          | 49      | 320          |
| 5       | 354          | 20      | 281          | 35      | 331          | 50      | 290          |
| 6       | 340          | 21      | 292          | 36      | 344          | 51      | 360          |
| 7       | 296          | 22      | 272          | 37      | 287          | 52      | 385          |
| 8       | 323          | 23      | 313          | 38      | 334          | 53      | 210          |
| 9       | 324          | 24      | 325          | 39      | 312          |         |              |
| 10      | 304          | 25      | 365          | 40      | 314          |         |              |
| 11      | 273          | 26      | 352          | 41      | 277          |         |              |
| 12      | 284          | 27      | 396          | 42      | 249          |         |              |
| 13      | 279          | 28      | 467          | 43      | 221          |         |              |
| 14      | 307          | 29      | 417          | 44      | 267          |         |              |
| 15      | 306          | 30      | 500          | 45      | 309          |         |              |

จากข้อมูลในตารางที่ 1 ได้นำไปวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของข้อมูลในตัวเองผ่านการพล็อตกราฟ Autocorrelation Function (ACF) และ กราฟ Partial Autocorrelation Function (PACF) เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะของข้อมูลอนุกรมเวลาและช่วยในการกำหนดอันดับของแบบจำลอง  $AR(p)$  และ  $MA(q)$



ภาพที่ 1 แสดงผลการวิเคราะห์ ACF และ PACF

จากภาพที่ 1 การวิเคราะห์ฟังก์ชัน PACF แสดงให้เห็นว่า มีค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญเฉพาะที่ lag 1 และลดลงอย่างรวดเร็วใน lag ถัดไป ซึ่งเป็นลักษณะจำเพาะของโมเดล  $AR(1)$  ในขณะที่ ACF มีค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญต่อเนื่องถึงประมาณ lag 1-2 ก่อนจะลดลงแบบมีลักษณะเป็นคลื่น การเลือกใช้โมเดล  $MA(1)$  หรือ  $MA(2)$  อาจจะไม่ใช่วิธีเลือกหลักที่ชัดเจนเมื่อพิจารณาจากรูปแบบของกราฟ ACF แต่ในงานวิจัยนี้จะนำตัวแบบดังกล่าวมาพิจารณาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบด้วย หลังจากนั้นทำการสร้างตัวแบบดังกล่าวโดยใช้ไลบรารี forecast ทำให้ได้ตัวแบบดังต่อไปนี้

$$\text{ตัวแบบ } AR(1) \text{ คือ } Y_t = 343.140 + 0.817Y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (6)$$

$$\text{ตัวแบบ } MA(1) \text{ คือ } Y_t = 338.489 + 0.720\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\text{ตัวแบบ } MA(2) \text{ คือ } Y_t = 338.423 + 0.645\varepsilon_{t-1} + 0.422\varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \quad (8)$$

ขั้นตอนต่อไปจะสร้างตัวแบบ  $ARMA(p, q)$  โดยจะพิจารณาอันดับของตัวแบบจากค่า Extended Autocorrelation Function (EACF) ในไลบรารี TSA ผลการวิเคราะห์แสดงดังภาพที่ 2

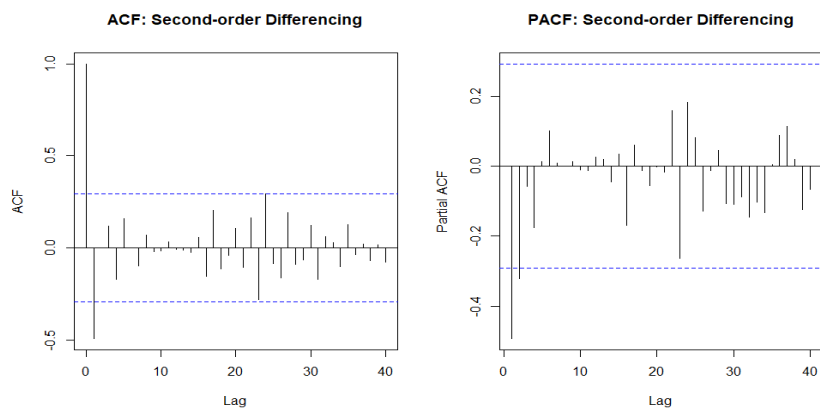
| AR/MA |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |    |
|-------|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|----|----|----|----|
|       | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 |
| 0     | x | x | x | o | o | o | o | o | o | x | x  | x  | x  | x  |
| 1     | o | o | x | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 2     | x | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 3     | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 4     | o | o | x | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 5     | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 6     | x | o | o | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |
| 7     | x | x | o | o | o | o | o | o | o | o | o  | o  | o  | o  |

ภาพที่ 2 แสดงผลการวิเคราะห์ EACF ของข้อมูลอนุกรมเวลา

จากภาพเราสังเกตได้ว่ามีค่า ESACF ที่เป็นศูนย์ในลักษณะสามเหลี่ยมที่มีจุดยอดอยู่ที่ตำแหน่ง (2,2) ดังนั้นเราควรใช้ตัวแบบ  $ARMA(2,2)$  ใช้ไลบรารี forecast สร้างตัวแบบ จะได้ว่าตัวแบบเป็นดังสมการ

$$Y_t = 343.251 + 1.915Y_{t-1} - 0.962Y_{t-2} - 1.583\varepsilon_{t-1} + 0.583\varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t \quad (9)$$

ในขั้นตอนต่อไปจะสร้างตัวแบบ  $ARIMA(p,d,q)$  เริ่มจากการวิเคราะห์ความนิ่งของข้อมูลอนุกรมเวลา ใช้วิธี Augmented Dickey-Fuller (ADF) โดยใช้ไลบรารี tseries ผลการวิเคราะห์พบว่าให้ค่า p-value เท่ากับ 0.2181 ซึ่งมีค่ามากกว่าระดับนัยสำคัญที่ 0.05 หมายความว่า ข้อมูลอนุกรมเวลาที่ไม่นิ่ง จึงทำการแปลงข้อมูลโดยการหาผลต่างของข้อมูลอันดับที่หนึ่ง ผลการวิเคราะห์ พบว่าข้อมูลยังไม่นิ่ง เนื่องจากค่า p-value เท่ากับ 0.2491 จึงได้ทำการหาผลต่างของอันดับที่สอง ซึ่งให้ค่า p-value เท่ากับ 0.01 แสดงว่าข้อมูลมีลักษณะที่นิ่ง (stationary) สามารถนำไปสร้างแบบจำลอง  $ARIMA(p,2,q)$  ซึ่งใช้ค่าพารามิเตอร์  $d = 2$



ภาพที่ 3 แสดงผลการวิเคราะห์ ACF และ PACF ของข้อมูลที่หาผลต่างอันดับที่ 2

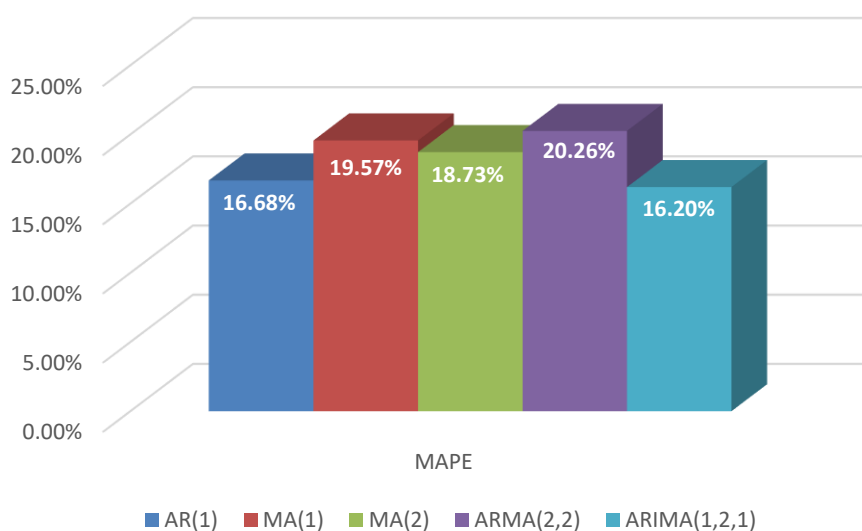
จากภาพที่ 3 การวิเคราะห์ฟังก์ชัน PACF แสดงให้เห็นว่า มีค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญเฉพาะที่ lag 1 และลดลงอย่างรวดเร็วใน lag ถัดไป ซึ่งเป็นลักษณะจำเพาะของโมเดล  $AR(1)$  ในขณะที่ ACF มีค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญต่อเฉพาะที่ lag 1 ก่อนจะลดลง ซึ่งสนับสนุนแนวคิดของการใช้โมเดล  $ARIMA(1,2,1)$  หลังจากนั้นทำการสร้างตัวแบบดังกล่าวโดยใช้ไลบรารี forecast ทำให้ได้ตัวแบบ  $ARIMA(1,2,1)$  ดังสมการ

$$(1 + 0.259L)(1 - L)^2 Y_t = (1 - L)\varepsilon_t \quad (10)$$

การวัดประสิทธิภาพของตัวแบบจะให้ตัวแบบที่สร้างแต่ละตัวทำการทำนายล่วงหน้า 6 สัปดาห์ เพื่อเปรียบเทียบกับข้อมูลจริงที่ได้แบ่งไว้ในชุดทดสอบ (test data) ซึ่งค่าทำนายของแต่ละตัวแบบและค่าจริงได้แสดงดังตารางที่ 2 โดยค่าทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษของแต่ละตัวแบบจะปิดให้เป็นจำนวนเต็ม

ตารางที่ 2 แสดงค่าจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษและค่าทำนาย เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพตัวแบบ

| ตัวแบบ       | สัปดาห์           |       |      |       |       |       |            | MAPE<br>(%)  |
|--------------|-------------------|-------|------|-------|-------|-------|------------|--------------|
|              | 48                | 49    | 50   | 51    | 52    | 53    |            |              |
| AR(1)        | จำนวนผู้ป่วยจริง  | 314   | 320  | 290   | 360   | 385   | 210        | 16.68        |
|              | ค่าทำนาย          | 321   | 327  | 331   | 335   | 338   | 341        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน    | 7     | 7    | 41    | 25    | 47    | 131        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน(%) | 2.23  | 2.19 | 14.14 | 6.94  | 12.21 | 62.38      |              |
| MA(1)        | ค่าทำนาย          | 353   | 344  | 344   | 344   | 344   | 344        | 19.57        |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน    | 39    | 24   | 54    | 16    | 41    | 134        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน(%) | 12.40 | 7.5  | 18.62 | 4.44  | 10.65 | 63.81      |              |
| MA(2)        | ค่าทำนาย          | 290   | 343  | 344   | 344   | 344   | 344        | 18.73        |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน    | 24    | 23   | 54    | 16    | 41    | 134        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน(%) | 7.64  | 7.19 | 18.62 | 4.44  | 10.65 | 63.81      |              |
| ARMA(2,2)    | ค่าทำนาย          | 321   | 338  | 354   | 370   | 384   | 396        | 20.26        |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน    | 7     | 18   | 64    | 10    | 1     | 186        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน(%) | 2.23  | 5.63 | 22.07 | 2.78  | 0.26  | 88.57      |              |
| ARIMA(1,2,1) | ค่าทำนาย          | 302   | 311  | 313   | 317   | 320   | <b>323</b> | <b>16.20</b> |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน    | 12    | 9    | 23    | 43    | 65    | 113        |              |
|              | ค่าคลาดเคลื่อน(%) | 3.82  | 2.81 | 7.93  | 11.94 | 16.88 | 53.81      |              |



ภาพที่ 4 แสดงค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ของแต่ละตัวแบบ

จากภาพที่ 4 จะเห็นได้ว่าตัวแบบ ARIMA(1,2,1) เป็นตัวแบบที่มีค่าเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เท่ากับ 16.20% และมีค่าต่ำที่สุดเมื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบอื่น ๆ ซึ่งมีค่าอยู่ระหว่าง 10% - 20% อธิบายได้ว่า ตัวแบบมีความสามารถในการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษได้ในระดับดี ดังนั้น ตัวแบบที่เหมาะสมที่จะใช้ในการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษรายสัปดาห์ของเขตสุขภาพที่ 9 คือ ตัวแบบ ARIMA(1,2,1)

## 5. อภิปรายผลและข้อเสนอแนะการวิจัย

ในงานวิจัยครั้งนี้ได้พิจารณาตัวแบบที่จะใช้ในการทำนายผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษของเขตสุขภาพที่ 9 จำนวนทั้งสิ้น 4 ตัวแบบ นั่นคือ ตัวแบบ AR(p) ตัวแบบ MA(q) ตัวแบบ ARMA(p,q) และตัวแบบ ARIMA(p,d,q) ซึ่งใช้ค่าร้อยละเฉลี่ยร้อยละของความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์ (MAPE) ในการประเมินประสิทธิภาพของตัวแบบ ผลการวิเคราะห์พบว่า ตัวแบบที่เหมาะสมที่จะใช้ในการทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษของเขตสุขภาพที่ 9 คือ ตัวแบบ ARIMA(1,2,1) ซึ่งผลการวิจัยตรงข้ามกับงานวิจัยของ ดาว สงวนรังศิริกุล และคณะ [5] ที่ได้ศึกษาการพยากรณ์จำนวนประชากรที่เป็นโรคระบาดวิทยาเฝ้าระวังในกรุงเทพมหานคร ซึ่งในงานวิจัยกล่าวว่า วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่ายเป็นวิธีที่เหมาะสมกับข้อมูลโรคอาหารเป็นพิษ โดยตัวแบบให้ค่า MAPE ต่ำสุดเท่ากับ 20.678% นอกจากนี้ ในขณะที่งานวิจัยของวริยา วงพานิช [8] ได้ประยุกต์ใช้ตัวแบบที่มีการวิเคราะห์ฤดูกาลด้วยพบว่าตัวแบบที่เหมาะสมกับจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษในเขตกรุงเทพมหานคร คือ ARIMA(1,1,1)×(1,0,1)<sup>12</sup> ซึ่งให้ค่า MAPE ต่ำสุดเท่ากับ 18.18% นอกจากนี้ในการพัฒนาตัวแบบที่จะใช้ทำนายจำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษของเขตสุขภาพที่ 9 ให้มีประสิทธิภาพในการทำนายที่ดี อาจพิจารณาตัวแบบอื่น ๆ เช่น ตัวแบบ ARIMAX เป็นตัวแบบที่ใช้ปัจจัยภายนอกเข้ามาช่วยในการทำนาย เช่น อุณหภูมิของอากาศ เป็นต้น หากสามารถทำการเก็บข้อมูลที่สามารถใช้ร่วมในการทำนายได้

## 6. เอกสารอ้างอิง

- [1] สันติ กุลพัชรพงศ์. (2565, 24 มิถุนายน). *อาหารเป็นพิษ (Food Poisoning)*. MedPark Hospital. <https://www.medparkhospital.com/disease-and-treatment/food-poisoning>
- [2] ดนัย ลิ้มมธุรสกุล. (2568, 29 มกราคม). *อาหารเป็นพิษ อันตรายที่มากับอาหาร*. โรงพยาบาลรามคำแหง. [https://www.ram-hosp.co.th/news\\_detail/1892](https://www.ram-hosp.co.th/news_detail/1892)
- [3] ยุวดี แก้วประดับ. (2564). *การพยากรณ์แนวโน้มการเกิดโรคและรูปแบบของการระบาดแบบกลุ่มก้อนของโรคอาหารเป็นพิษ ในประเทศไทย ปี 2564* (วิทยานิพนธ์ปริญญาวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต). มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์. [https://ethesisarchive.library.tu.ac.th/thesis/2021/TU\\_2021\\_6317030119\\_14771\\_19157.pdf](https://ethesisarchive.library.tu.ac.th/thesis/2021/TU_2021_6317030119_14771_19157.pdf)
- [4] กรมประชาสัมพันธ์. (2568, 26 มีนาคม). *อาหารเป็นพิษ...รู้เร็ว ป้องกันได้ รักษาทันการณ์*. สำนักเลขาธิการนายกรัฐมนตรี. [https://secretary.prd.go.th/th/content/category/detail/id/9/iid/376205?utm\\_source=chatspt.com](https://secretary.prd.go.th/th/content/category/detail/id/9/iid/376205?utm_source=chatspt.com)
- [5] ดาว สงวนรังศิริกุล, ھرรษา เชี่ยวอนันตวานิช, & มณีนรัตน์ แสงเกษม. (2558). *การศึกษาเปรียบเทียบเพื่อหาตัวแบบที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยที่เป็นโรคเฝ้าระวังทางระบาดวิทยาในกรุงเทพมหานคร*. วารสารวิจัยและพัฒนา มจร., 38(1), 23–34.

- [6] สุมิตรา เมืองขวา. (2560). การพยากรณ์จำนวนผู้ป่วยในที่จำหน่ายกลับบ้านซึ่งป่วยด้วยโรคหลอดเลือดหัวใจ ที่คณะแพทยศาสตร์วชิรพยาบาล: การวิเคราะห์อนุกรมเวลา (วิธีการถ่วงเฉลี่ยเลขชี้กำลังอย่างง่าย). วารสารแพทยวชิร : วารสารเวชศาสตร์เขตเมือง, 60(4), 277–286.
- [7] ปรีชา เครือโสม, เกลิมชัย ภูมิพัฒน์, พิณรัตน์ นุชโพธิ์, & พรวิมล คล่องสังสอน. (2566). นิพนธ์ต้นฉบับ: ตัวแบบระบบเกรย์สำหรับการพยากรณ์การแพร่ระบาดของโรคไข้เลือดออก: กรณีศึกษากรุงเทพมหานคร. วารสารควบคุมโรค, 49(2), 183–196.
- [8] วรียา วงศ์พานิช. (2564). การพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาทางการแพทย์โดยใช้แบบจำลอง ARIMA. เวชบัณฑิตกสิริราช, 14(4), 38–49.
- [9] สำนักงานป้องกันควบคุมโรคที่ 9 นครราชสีมา. (ไม่ปรากฏวันที่). จำนวนผู้ป่วยโรคอาหารเป็นพิษรายสัปดาห์. สืบค้นเมื่อ 22 มีนาคม 2568, จาก <https://sites.google.com/view/dashboard-ddsr9>
- [10] สำนักงานสถิติแห่งชาติ. (2566). รายงานวิเคราะห์เกี่ยวกับการว่างงาน 2023 [อินเทอร์เน็ต]. กรุงเทพฯ (ไทย): สำนักงานสถิติแห่งชาติ. สืบค้นจาก [https://www.nso.go.th/public/e-book/Analytical-Reports/Report\\_Unemployed\\_2566/17/](https://www.nso.go.th/public/e-book/Analytical-Reports/Report_Unemployed_2566/17/)
- [11] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts.