



การเปรียบเทียบวิธีวิเคราะห์ข้อมูลคุณภาพอากาศ: กรณีศึกษาพลังงานทางเลือกก๊าซชีวภาพในจังหวัดสุพรรณบุรี

Comparison of Methods for Analysis of the Air Quality: A Case Study of Alternative Energy for Biogas in Suphanburi Province

พิมพ์พรรณ อัมพันธ์ทอง*

Pimpan Amphanthong*

สาขาวิชาคณิตศาสตร์ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลสุวรรณภูมิ อ.สามชุก จ.สุพรรณบุรี 72130

Department of Mathematics, Faculty of Science and Technology, Rajamangala University of Technology Suvarnabhumi, Samchuk, Suphanburi 72130, THAILAND

*Corresponding author e-mail: amphanthongpim@gmail.com

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article history:

Received: December 20, 2021

Revised: April 25, 2022

Accepted: May 5, 2022

Available online: June 7, 2022

DOI: 10.14456/jarst.2022.5

Keywords: box-Jenkins method, forecast, biogas, air quality

This research examines the comparison of 96 monthly air quality data from biogas alternative energy in Suphan-Buri province for a total of 8 years from January 2010 to December 2017. By dividing the biogas composition data for analysis to the research objectives by dividing the data into two sets; namely the first set of data to create a model for forecasting trends in air quality to find suitability and the second set of information to compare the performance of air quality forecasting. The air quality forecasting using four time-series data forecasting methods; namely the Box-Jenkins Method (BJ), the Holt's Exponential Smoothing Method (Holt), the smoothing method with Brown's Exponential Smoothing Method (Brown) and the Damped trend exponential smoothing method (Damped). The composition of biogas is separated into 3 types of gases, namely methane (CH_4), carbon dioxide (CO_2) and hydrogen sulfide (H_2S) to determine the suitability of the forecast model. The results of the forecast model study by comparing the root mean square errors (RMSE) showed that the

Damped method was suitable for CH_4 gas, the BJ method was suitable for CO_2 gas, and the Holt method was suitable for H_2S gas, respectively. The resulting model was then used to find future forecast values. It was found that the Damped method was able to generate a CH_4 gas data forecast model that was closest to the true value.

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาเปรียบเทียบวิธีวิเคราะห์ข้อมูลคุณภาพอากาศรายเดือนจากพลังงานทางเลือกก๊าซชีวภาพในจังหวัดสุพรรณบุรีรวมเวลา 8 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 96 ค่า โดยนำข้อมูลองค์ประกอบของก๊าซชีวภาพมาแบ่งการวิเคราะห์ตามวัตถุประสงค์ของการวิจัยโดยแบ่งข้อมูลออกเป็นสองชุด ได้แก่ ข้อมูลชุดแรก เพื่อนำไปสร้างตัวแบบพยากรณ์แนวโน้มคุณภาพอากาศเพื่อหาความเหมาะสมและข้อมูลชุดสองเพื่อนำไปเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์คุณภาพอากาศด้วยวิธีพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาทั้ง 4 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method: BJ) วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt's Exponential Smoothing Method: Holt) วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method : Brown) และวิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังแบบแนวโน้มของแดม (Damped Trend Exponential Smoothing Method Damped: Damped) โดยพิจารณาองค์ประกอบก๊าซชีวภาพแยกเป็นก๊าซทั้ง 3 ชนิด ได้แก่ ก๊าซมีเทน (Methane: CH_4) ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (Carbon Dioxide: CO_2) และก๊าซไฮโดรเจนซัลไฟด์ (Hydrogen Sulfide: H_2S) เพื่อหาความเหมาะสมของตัวแบบพยากรณ์ของก๊าซทั้งสามชนิด ผลการศึกษาตัวแบบการพยากรณ์ด้วยการเปรียบเทียบค่ารากที่สองค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Errors: RMSE) พบว่า วิธี Damped เหมาะสมกับก๊าซ CH_4 วิธี BJ เหมาะสมกับก๊าซ CO_2

และวิธี Holt เหมาะสมกับก๊าซ H_2S ตามลำดับ จากนั้นได้นำตัวแบบที่ได้ไปหาค่าพยากรณ์ในอนาคต พบว่าวิธี Damped สามารถสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาข้อมูลก๊าซ CH_4 ได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด

คำสำคัญ: วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ การพยากรณ์ ก๊าซชีวภาพ คุณภาพอากาศ

บทนำ

จังหวัดสุพรรณบุรีมีแม่น้ำท่าจีนไหลผ่านเหมาะกับการทำนาและเพาะปลูก พื้นที่บางส่วนเป็นป่าไม้และภูเขาทำให้อากาศอากาศชุ่มชื้น อากาศดีและบริสุทธิ์มาตั้งแต่ในอดีต แต่ปัจจุบันพบว่าสภาพอากาศมีการเปลี่ยนแปลงไปมาก โดยพบเห็นจากปริมาณฝุ่นละอองขนาดเล็ก (PM 2.5) ค่าตะกั่ว ค่าก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ และไนโตรเจนออกไซด์ มีค่าเฉลี่ยสูงขึ้นทั้งนี้เกิดจากมลพิษจากการเผาไหม้ เช่น ไอเสียที่ปล่อยออกมาจากยานพาหนะ การเผาในที่โล่ง การใช้พินถ่านในการหุงต้ม ควันธูป รวมทั้งกิจการโรงงานอุตสาหกรรมและแหล่งพลังงานที่ก่อกำเนิดกระแสไฟฟ้าที่เป็นพลังงานทางเลือกที่ไม่มีระบบควบคุมคุณภาพทางอากาศ เป็นต้น จากปัญหาสภาวะฝุ่นละออง PM 2.5 ในอากาศสะสมเกินค่ามาตรฐาน ส่งผลกระทบต่อสุขภาพประชาชน สัตว์ และพืชพันธุ์ต่าง ๆ หากสะสมมาก ๆ ก็จะทำให้ป่วยและเสียชีวิตได้ จากประเด็นเรื่องคุณภาพอากาศนี้ พบว่าในจังหวัดสุพรรณบุรีได้มีการรณรงค์ ประชาสัมพันธ์และนำข้อมูลข่าวสารการรั่วสิ่งแวดล้อมเข้าสู่ชุมชนเพื่อให้ตระหนักถึงความสำคัญของสิ่งแวดล้อม ลดการเผาไหม้ ห้ามจุดไฟเผาป่าและ

วัชพืช อีกทั้งรณรงค์การใส่หน้ากากเพื่อป้องกันภัยฝุ่นอีกทางหนึ่งด้วย

จากสภาพปัญหาดังกล่าวส่งผลกระทบต่อการเปลี่ยนแปลงคุณภาพอากาศในจังหวัดสุพรรณบุรีโดยตรง แต่พบว่าอีกสาเหตุหนึ่งของปัญหาที่ยังไม่มีการสำรวจเกี่ยวกับพลังงานทางเลือกโดยเฉพาะการผลิตพลังงานไฟฟ้าจากก๊าซชีวภาพว่าได้ส่งผลกระทบต่อคุณภาพอากาศหรือไม่ ทั้งนี้เพราะการผลิตก๊าซชีวภาพเกิดจากระบวนการผลิต 5 รูปแบบ คือ มูลสัตว์ น้ำเสีย อุตสาหกรรม ขยะชุมชน เชื้อเพลิงชีวภาพของเหลวและของแข็ง เป็นต้น และกระบวนการก๊าซชีวภาพก่อให้เกิดการย่อยสลายของซากสิ่งมีชีวิตและของเสียจากสัตว์รวมถึงขยะอินทรีย์มาจากการทำงานของจุลินทรีย์ในสภาวะที่ไร้อากาศ แสดงสัดส่วนขององค์ประกอบของก๊าซได้ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 องค์ประกอบของก๊าซชีวภาพ

องค์ประกอบของก๊าซ	สัดส่วน (%)
ก๊าซมีเทน	60-70
ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์	28-38
ก๊าซอื่น ๆ ได้แก่ ก๊าซไฮโดรเจนซัลไฟด์ แอมโมเนียและไอน้ำ	2

จากข้อสังเกตนี้ทำให้น่าสนใจว่าถ้ามีการนำข้อมูลองค์ประกอบก๊าซชีวภาพที่สำคัญ ได้แก่ ก๊าซ CH_4 , ก๊าซ CO_2 และก๊าซ H_2S มาสร้างตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศเพื่อใช้พยากรณ์เปรียบเทียบแนวโน้มข้อมูลคุณภาพอากาศในจังหวัดสุพรรณบุรีในอนาคต ดังนั้นวัตถุประสงค์ของงานวิจัยนี้มุ่งศึกษาการสร้างตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศจากก๊าซชีวภาพพร้อมทั้งเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาด้วยวิธีต่างๆ ที่จะส่งผลกระทบต่อคุณภาพอากาศในจังหวัดสุพรรณบุรีได้ โดยเก็บข้อมูลรายเดือนของพลังงานทางเลือกก๊าซชีวภาพในจังหวัดสุพรรณบุรีตลอดระยะเวลา 8 ปี ตั้งแต่ พ.ศ. 2553 ถึง พ.ศ. 2560 โดยใช้หลักการวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวน 4 วิธี

เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์ปริมาณก๊าซในอนาคต แนวโน้ม ทิศทางและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม ทั้งนี้เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบความแม่นยำตัวแบบการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ตัวแบบรากที่สองค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error: RMSE) และเปอร์เซ็นต์ค่าสัมบูรณ์คลาดเคลื่อน (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) ในการแสดงค่าประสิทธิภาพของผลพยากรณ์

วิธีดำเนินการวิจัย

วิธีการพยากรณ์คุณภาพอากาศที่เกิดจากพลังงานทางเลือก กรณีศึกษาก๊าซชีวภาพในจังหวัดสุพรรณบุรี เพื่อทำการเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ข้อมูลคุณภาพอากาศจากทั้ง 4 วิธีที่ใช้วิเคราะห์คุณภาพอากาศที่เกิดจากการเก็บข้อมูลในพื้นที่จังหวัด โดยใช้เครื่องมือการตรวจวัดแยกก๊าซของโรงงานผลิตก๊าซ เก็บรวบรวมข้อมูลรายเดือนของก๊าซชีวภาพตลอดระยะเวลา 8 ปี ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 96 ค่า จากนั้นแยกพิจารณาองค์ประกอบของก๊าซชีวภาพ พบว่าแยกเป็นก๊าซ 3 ชนิด ได้แก่ ก๊าซ CH_4 ก๊าซ CO_2 และก๊าซ H_2S เพื่อสร้างตัวแบบพยากรณ์ขององค์ประกอบก๊าซทั้งสามชนิด จากข้อมูลที่น่ามาวิเคราะห์มาแยกเป็นสองชุด คือ ข้อมูลชุดแรก เพื่อนำไปสร้างตัวแบบพยากรณ์แนวโน้มคุณภาพอากาศจากก๊าซชีวภาพตามความเหมาะสมกับอนุกรมเวลากับวิธีเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์คุณภาพอากาศทั้ง 4 วิธี ได้แก่ วิธี BJ, วิธี Holt, วิธี Brown และวิธี Damped โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2553 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2559 จำนวน 84 ข้อมูล และข้อมูลชุดสอง เพื่อนำมาทดสอบหาค่าประสิทธิภาพตัวแบบพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 จำนวน 12 ข้อมูล ดังนั้นการพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาจะมีลักษณะที่พิจารณา คือ การมีแนวโน้มวัฏจักรหรือฤดูกาลที่ชัดเจนเพื่อที่จะกำหนดรูปแบบที่เหมาะสม

ซึ่งถ้าข้อมูลไม่มีลักษณะดังกล่าวยากที่จะกำหนดรูปแบบของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับตัวแปรตาม การพยากรณ์เปรียบเทียบข้อมูลอนุกรมเวลาเหนือการพยากรณ์ของงานวิจัยที่ผ่านมา [1-5] แสดงการพยากรณ์ที่เหมาะสมจำนวน 4 วิธี ได้แก่ วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (Box-Jenkins Method) วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt's Exponential Smoothing Method) วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown's Exponential Smoothing Method) และวิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังแบบแนวโน้มของแดม (Damped Trend Exponential Smoothing Method) มีรายละเอียดของการพยากรณ์แต่ละวิธี ดังนี้

1. วิธีบ็อกซ์-เจนกินส์ (BJ) เป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความแม่นยำ สามารถใช้แก้ปัญหาการกำหนดรูปแบบที่แน่นอนได้ มีการสร้างเป็นตัวแบบวิเคราะห์ที่เหมาะสมและคำนึงถึงความผันแปรตามฤดูกาลเป็นส่วนประกอบที่สำคัญ [4] การพยากรณ์ของวิธี BJ เรียกว่า "SARIMA(p, d, q) (P, D, Q)s" (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average:) ดังสมการ (1) นี้

$$\begin{aligned} & \left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i\right) (1 - B)^d \\ & \left(1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i B^{is}\right) (1 - B^s)^D Z_t \\ & = c + \left(1 - \sum_{j=1}^q \theta_j B^j\right) \left(1 - \sum_{j=1}^Q \Theta_j B^{js}\right) E_t \quad (1) \end{aligned}$$

โดยที่ $\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i\right) (1 - B)^d$ = ค่าสหสัมพันธ์แบบไม่มีฤดูกาลอันดับที่ p : AR(p),

$\left(1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i B^{is}\right) (1 - B^s)^D$ = ค่าสหสัมพันธ์แบบมีฤดูกาลอันดับที่ P: SAR(P),

Z_t แทนข้อมูลอนุกรมเวลา ณ เวลา t,

c แทนค่าคงที่ นั่นคือ

$$\mu \left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i\right) \left(1 - \sum_{i=1}^P \Phi_i B^{is}\right),$$

μ แทนค่าเฉลี่ยของข้อมูลอนุกรมคงที่,

$$\left(1 - \sum_{j=1}^q \theta_j B^j\right) \text{ แทนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบไม่มี}$$

ฤดูกาลอันดับที่ q,

$$\left(1 - \sum_{j=1}^Q \Theta_j B^{js}\right) \text{ แทนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบมี}$$

ฤดูกาลอันดับที่ Q,

E_t แทนข้อมูลอนุกรมของค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t ,

t แทนเวลาซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n โดยที่แบ่งเวลาออกเป็นสองช่วง คือ n_1 แทนจำนวนข้อมูลอนุกรมในชุดแรก และ n_2 แทนจำนวนข้อมูลอนุกรมชุดสอง

S แทนจำนวนฤดูกาล,

d และ D แทนการหาผลต่างลำดับที่และฤดูกาลและ B แทนการหาค่าดำเนินการถอยหลังโดยที่ $B^S Z_t = Z_{t-s}$

2. วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ (Holt) เป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีส่วนประกอบของแนวโน้มที่เป็นเส้นตรงและไม่มีควมผันแปรตามฤดูกาล มีค่าคงตัวการทำให้เรียบ 2 ตัว คือ ค่าคงตัวการทำให้เรียบของค่าระดับ (Level: λ) และค่าคงตัวการทำให้เรียบของค่าความชัน (Trend: δ) ตัวแบบและตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (2)

$$\text{ตัวแบบ: } Z_t = \beta_0 + \beta_1 t + E_t,$$

$$\text{ตัวแบบพยากรณ์: } \hat{Z}_{t+m} = a_t + b_t(m) \quad (2)$$

เมื่อ Z_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

β_0 และ β_1 แทนค่าคงที่ของสมการแสดงระยะตัดแกนและความชันของแนวโน้ม ตามลำดับ

E_t แทนข้อมูลอนุกรมของค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

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

a_t และ b_t แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ β_0 และ β_1 ตามลำดับ

โดยที่ $a_t = \lambda Z_t + (1 - \lambda)(a_{t-1} + b_{t-1})$ และ $b_t = \delta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \delta)b_{t-1}$

λ และ δ แทนค่าคงตัวการทำให้เรียบ โดยที่ $0 < \lambda < 1$ และ $0 < \delta < 1$

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_1 โดยที่ n_1 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดแรก

3. วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของบราวน์ (Brown) เป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาลักษณะเดียวกับวิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ มีการกำหนดให้ค่าคงที่ของระยะตัดแกนและความชันของแนวโน้มเท่ากัน ตัวแบบและตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (3)

ตัวแบบ: $Z_t = \beta_0 + \beta_1 t + E_t$

ตัวแบบพยากรณ์: $\hat{Z}_{t+m} = a_t + b_t \left[m - 1 + \frac{1}{\lambda} \right]$ (3)

เมื่อ Z_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

β_0 และ β_1 แทนค่าคงที่ของสมการแสดงระยะตัดแกนและความชันของแนวโน้ม ตามลำดับ

E_t แทนข้อมูลอนุกรมของค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

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

a_t และ b_t แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ β_0 และ β_1 ตามลำดับ

โดยที่ $a_t = \lambda Z_t + (1 - \lambda)(a_{t-1} + b_{t-1})$ และ $b_t = \delta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \delta)b_{t-1}$

λ แทนค่าคงตัวการทำให้เรียบ โดยที่

$0 < \lambda < 1$

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_1 โดยที่ n_1 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดแรก

4. วิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังแบบแนวโน้มของแดม (Damped) เป็นวิธีพยากรณ์ข้อมูลอนุกรมเวลาลักษณะเดียวกับวิธีปรับเรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์ การกำหนดการเปลี่ยนแปลงเพิ่มขึ้นหรือลดลงของระยะตัดแกนและความชันของแนวโน้มตามเวลาตัวแบบและตัวแบบพยากรณ์แสดงดังสมการที่ (4) งานวิจัยของ Ket-iam [3]

ตัวแบบ: $Z_t = \beta_0 + \beta_1 t + E_t$,

ตัวแบบพยากรณ์: $\hat{Z}_{t+m} = a_t + b_t \sum_{i=1}^m \phi^i$ (4)

เมื่อ Z_t แทนอนุกรมเวลา ณ เวลา t

β_0 และ β_1 แทนค่าคงที่ของสมการแสดงระยะตัดแกนและความชันของแนวโน้ม ตามลำดับ

E_t แทนข้อมูลอนุกรมของค่าความคลาดเคลื่อน ณ เวลา t

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

a_t และ b_t แทนค่าประมาณ ณ เวลา t ของพารามิเตอร์ β_0 และ β_1 ตามลำดับ

โดยที่ $a_t = \lambda Z_t + (1 - \lambda)(a_{t-1} + \phi b_{t-1})$ และ $b_t = \delta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \delta)\phi b_{t-1}$

λ , δ และ ϕ แทนค่าคงตัวการทำให้เรียบ โดยที่ $0 < \lambda < 1$, $0 < \delta < 1$ และ $0 < \phi < 1$

t แทนช่วงเวลา ซึ่งมีค่าตั้งแต่ 1 ถึง n_1 โดยที่ n_1 แทนจำนวนข้อมูลในอนุกรมเวลาชุดแรก

วิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาสามารถแก้ปัญหาการกำหนดรูปแบบที่แน่นอนได้ด้วยทำการวิเคราะห์ก่อน โดยระหว่างการทำวิเคราะห์รูปแบบจะถูกกำหนดขึ้นมาเอง มีขั้นตอน ดังนี้

1. การคำนวณค่าของฟังก์ชันสหสัมพันธ์ (Autocorrelation Function: ACF) และฟังก์ชันสหสัมพันธ์บางส่วน (Partial Autocorrelation Function: PACF) สำหรับการวิเคราะห์อนุกรมเวลาที่คงที่ เพื่อกำหนดรูปแบบอนุกรมคงที่ระหว่าง ค่าฟังก์ชัน ACF และค่าฟังก์ชัน PACF ด้วยการกำหนดค่า p , q , P และ Q พร้อมทั้งประมาณค่าพารามิเตอร์ของตัวแบบ

2. การวิเคราะห์ข้อมูลค่าฟังก์ชัน ACF และค่าฟังก์ชัน PACF ของผลต่างข้อมูลอนุกรมนั้น ๆ ด้วยการตรวจสอบความถูกต้องจากการตัดค่าพารามิเตอร์ที่ไม่มีนัยสำคัญออกจากตัวแบบพยากรณ์ครั้งละ 1 ตัว โดยถ้าพารามิเตอร์ของอันดับที่ต่ำกว่าไม่มีนัยสำคัญ ถ้าผลการตรวจสอบปรากฏว่า ตัวแบบไม่มีความเหมาะสมจะกลับไปเลือกตัวแบบพยากรณ์ใหม่

3. การเปรียบเทียบวิธีการพยากรณ์จะพิจารณาค่าต่ำสุดของค่า RMSE และค่า MAPE เพราะให้ความแม่นยำสูง

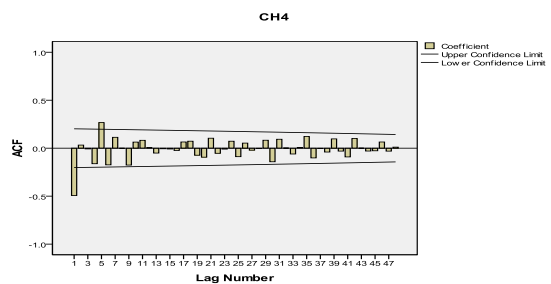
ผลการศึกษาและอภิปรายผล

การวิเคราะห์ข้อมูลคุณภาพอากาศขององค์ประกอบของก๊าซทั้งสามชนิด ได้แก่ ก๊าซมีเทน (CH_4) ก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) และก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (H_2S) ของก๊าซชีวภาพจากข้อมูลจริงที่เก็บจากโรงงานในจังหวัดสุพรรณบุรี เป็นข้อมูลรายเดือนจำนวน 96 ข้อมูล เพื่อนำมาหาตัวแบบพยากรณ์จากองค์ประกอบของก๊าซทั้งสามชนิด โดยใช้วิธีการเปรียบเทียบทั้ง 4 วิธี มีผลการศึกษาแยกเป็น 2 กรณี คือ การวิเคราะห์องค์ประกอบของก๊าซทั้งสามชนิด เพื่อหาตัวพยากรณ์ที่เหมาะสมและหลังจากเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีวิเคราะห์ข้อมูลคุณภาพอากาศที่ดีที่สุด จะนำตัวแบบที่ได้ไปพยากรณ์เพื่อหาแนวโน้มคุณภาพอากาศในอนาคตต่อไป มีรายละเอียดดังนี้

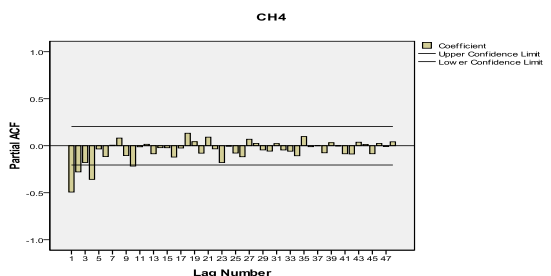
3.1 การวิเคราะห์เปรียบเทียบวิธีหาตัวแบบพยากรณ์องค์ประกอบของอนุกรมเวลาทั้งสามชนิด ได้แก่ ก๊าซ CH_4 ก๊าซ CO_2 และก๊าซ H_2S ทั้งนี้การ

สร้างตัวแบบการพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี ได้แก่ วิธี BJ วิธี Holt วิธี Brown และวิธี Damped จากข้อมูลอนุกรมเวลาก๊าซชีวภาพสามารถแสดงผลตัวแบบอนุกรมเวลาได้ดังนี้

1) ตัวแบบอนุกรมเวลามีเทน (CH_4) แสดงค่า ACF และค่า PACF มีส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลไม่คงที่ จึงแปลงข้อมูลก๊าซ CH_4 ด้วยผลต่างลำดับที่ 1 ($d = 1$) ได้กราฟค่า ACF และกราฟค่า PACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4 ในรูปที่ 1-2 ตามลำดับ



รูปที่ 1 ค่า ACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4



รูปที่ 2 ค่า PACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4

ค่า ACF และค่า PACF ของก๊าซ CH_4 มีลักษณะคงที่ ดังนั้นการสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4 ที่เหมาะสม คือ ตัวแบบ ARIMA (0, 1, 1) พร้อมกับเขียนเป็นตัวแบบอนุกรมเวลาของทั้ง 4 วิธีได้ดังตารางที่ 2

ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4 จากทั้ง 4 วิธี ที่รูปแบบที่เหมาะสม คือ ARIMA (0, 1, 1) นั้นเพื่อการพยากรณ์ปริมาณก๊าซในอนาคต ทาทิศทางแนวโน้มและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม จึงทำการเปรียบเทียบความแม่นยำตัวแบบการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ RMSE และ

MAPE ในการแสดงค่าประสิทธิภาพของตัวแบบอนุกรมเวลาในตารางที่ 3

ตารางที่ 2 ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH₄ จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบพยากรณ์	ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH ₄ : ARIMA (0, 1, 1)
1. BJ	$\hat{Z}_t = 0.161Z_{t-1} - 0.061e_{t-1}$
2. Holt	$\hat{Z}_{t+m} = 55.204 + 0.160m$
3. Brown	$\hat{Z}_{t+m} = 51.961 + 0.198 \left[(m-1) + \frac{1}{0.051} \right]$
4. Damped	$\hat{Z}_{t+m} = 54.460 + 0.160 \sum_{i=1}^m (0.999)^i$

ตารางที่ 3 เปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH₄ จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบวิเคราะห์	Kolmogorov -Smirnov	t-test	Levene Statistic	Runs Test
1. BJ	0.039	0.808	0.436	0.009
2. Holt	0.056	0.982	0.533	0.024
3. Brown	0.037	0.645	0.553	0.218
4.Damped	0.067	0.862	0.449	0.065

หมายเหตุ การตรวจสอบความเหมาะสม (p-value) ของตัวแบบอนุกรมเวลาที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบพยากรณ์ในตารางที่ 3 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 โดยพิจารณาจากความคลาดเคลื่อน พบว่า ความคลาดเคลื่อนของทั้งสี่วิธีมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov p-value) สถิติทดสอบ t (p-value) แสดงค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ค่า Levene Statistic (p-value) มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา แต่มีค่า Runs Test Z เคลื่อนไหวของวิธี BJ ไม่เป็นอิสระกัน (p-value = 0.009) ดังนั้นตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH₄ ที่สร้างขึ้นไม่มีความเหมาะสม จึงไม่มีความเหมาะสม แต่ถ้าพิจารณาการเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าอนุกรมเวลาก๊าซ CH₄ ในข้อมูลชุดสอง

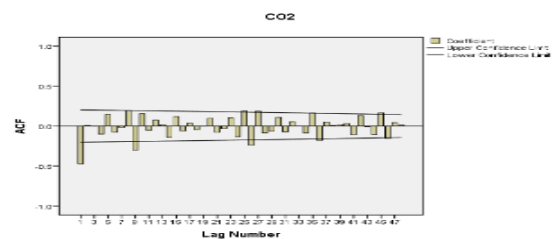
ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า โดยการคำนวณค่า MAPE และ RMSE แสดงประสิทธิภาพตัวพยากรณ์ทั้ง 4 วิธี ได้ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH₄ จากทั้ง 4 วิธี

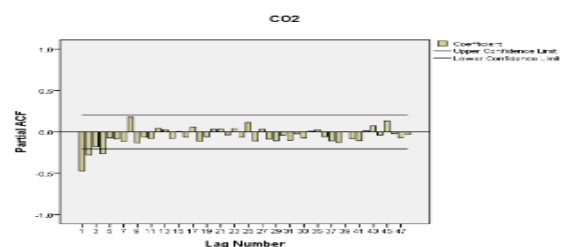
การพยากรณ์	BJ	Holt	Brown	Damped
MAPE	24.407	25.672	27.145	24.016
RMSE	10.972	11.533	12.197	10.798

วิธี Damped จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดจากทั้ง 4 วิธี เพราะค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ของวิธี Damped จึงเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมมากที่สุด

2) ตัวแบบอนุกรมเวลาคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) แสดงค่า ACF และค่า PACF มีส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลไม่คงที่โดยมีค่าความสัมพันธ์สูงเกินขอบเขตที่กำหนด จึงแปลงข้อมูลก๊าซ CO₂ ด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 (d = 1) ได้กราฟค่า ACF และกราฟค่า PACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ ในรูปที่ 3-4



รูปที่ 3 ค่า ACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂



รูปที่ 4 ค่า PACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂

ค่า ACF และค่า PACF มีลักษณะคงที่ ดังนั้น การสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ ที่เหมาะสม คือ ตัวแบบ ARIMA(0, 1, 1) พร้อมกับเขียนเป็นตัวแบบ พยากรณ์ของทั้ง 4 วิธี ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบ พยากรณ์	ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO ₂ : ARIMA(0, 1, 1)
1. BJ	$\hat{Z}_t = Z_{t-1} - 0.7613e_{t-1}$
2. Holt	$\hat{Z}_{t+m} = 28.8047 - 0.1551m$
3. Brown	$\hat{Z}_{t+m} = 30.9733 - 0.3470$ $\left[(m-1) + \frac{1}{0.0957} \right]$
4. Damped	$\hat{Z}_{t+m} = 28.8012 - 0.1551$ $\sum_{i=1}^m (0.9999)^i$

ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ จากทั้ง 4 วิธี ที่รูปแบบที่เหมาะสม คือ ARIMA (0, 1, 1) นั้นเพื่อการพยากรณ์ปริมาณก๊าซในอนาคต หาค่าทิศทางแนวโน้มและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม จึงทำการเปรียบเทียบความแม่นยำตัวแบบการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ RMSE และ MAPE ในการแสดงค่าประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ในตารางที่ 6

ตารางที่ 6 เปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบ วิเคราะห์	Kolmogorov- Smirnov	t-test	Levene Statistic	Runs Test
1. BJ	0.807	0.303	0.711	0.605
2. Holt	0.755	0.929	0.622	0.837
3. Brown	0.715	0.536	0.685	0.538
4. Damped	0.765	0.927	0.619	0.837

หมายเหตุ การตรวจสอบความเหมาะสม (p-value) ของตัวแบบพยากรณ์ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบพยากรณ์ในตารางที่ 6 ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 โดยพิจารณาที่ความคลาดเคลื่อน พบว่า ความคลาดเคลื่อนของทั้งสี่วิธีมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov p-value) สถิติทดสอบ t (p-value) แสดงค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ค่า Levene Statistic (p-value) มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา และค่า Runs Test Z เคลื่อนไหวเป็นอิสระกัน (p-value) ดังนั้นตัวแบบพยากรณ์อนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ ที่สร้างขึ้นไม่มีความเหมาะสม จึงไม่มีความเหมาะสม แต่ถ้าพิจารณาการเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์อนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ ในข้อมูลชุดสองตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า โดยการคำนวณค่า MAPE และ RMSE แสดงประสิทธิภาพตัวพยากรณ์ ทั้ง 4 วิธี ได้ดังตารางที่ 7

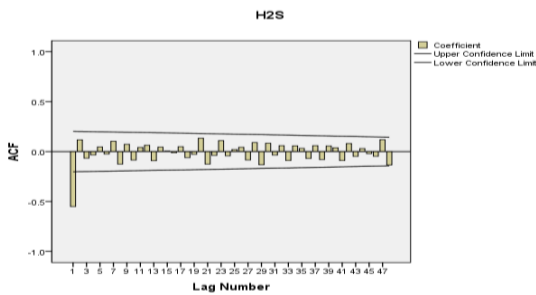
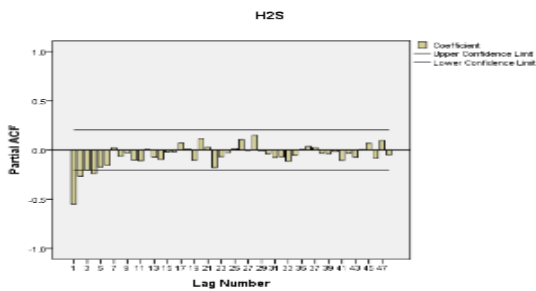
ตารางที่ 7 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CO₂ จากทั้ง 4 วิธี

การ พยากรณ์	BJ	Holt	Brown	Damped
MAPE	3.4687	8.6402	16.4392	8.6684
RMSE	1.6685	2.8340	5.0898	2.8407

วิธี BJ จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดจากทั้ง 4 วิธี เพราะค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ของวิธี BJ จึงเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมมากที่สุด

3) ตัวแบบอนุกรมเวลาเวลาซัลเฟอร์ไดออกไซด์ (H₂S) แสดงค่า ACF และค่า PACF มีส่วนประกอบของแนวโน้มและความผันแปรตามฤดูกาลไม่คงที่ จึงแปลงข้อมูลก๊าซ H₂S ด้วยการหาผลต่างลำดับที่ 1 (d = 1) ได้กราฟค่า ACF และกราฟค่า PACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S ในรูปที่ 5-6 ตามลำดับ

ค่า ACF และค่า PACF ของก๊าซ H₂S มีลักษณะคงที่ ดังนั้นการสร้างตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S ที่เหมาะสม คือ ตัวแบบ ARIMA(1, 1, 0) พร้อมกับเขียนเป็นตัวแบบพยากรณ์ของทั้ง 4 วิธี ได้ดังตารางที่ 8

รูปที่ 5 ค่าACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ H₂Sรูปที่ 6 ค่าPACF ของอนุกรมเวลาก๊าซ H₂Sตารางที่ 8 ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบพยากรณ์	ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H ₂ S : ARIMA(1, 1, 0)
1. BJ	$\hat{Z}_t = 0.6971Z_{t-1} + 0.3028Z_{t-2}$
2. Holt	$\hat{Z}_{t+m} = 3491.9828 - 16.7465m$
3. Brown	$\hat{Z}_{t+m} = 4574.4494$
4. Damped	$\hat{Z}_{t+m} = 3772.0011 - 111.5866 \sum_{i=1}^m (0.3918)^i$

ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S จากทั้ง 4 วิธี ที่รูปแบบที่เหมาะสม คือ ARIMA(1, 1, 0) นั้นเพื่อการพยากรณ์ปริมาณก๊าซในอนาคต ทาทิศทางแนวโน้มและค่าพารามิเตอร์ที่เหมาะสม จึงทำการเปรียบเทียบความแม่นยำตัวแบบการพยากรณ์ด้วยเกณฑ์ RMSE และ MAPE ในการแสดงค่าประสิทธิภาพของตัวแบบในตารางที่ 9

ตารางที่ 9 เปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S จากทั้ง 4 วิธี

ตัวแบบวิเคราะห์	Kolmogorov-Smirnov	t-test	Levene Statistic	Runs Test
1. BJ	0.295	0.803	0.690	0.756
2. Holt	0.599	0.826	0.614	0.538
3. Brown	0.430	0.545	0.647	0.002
4. Damped	0.600	0.776	0.615	0.538

หมายเหตุ การตรวจสอบความเหมาะสม (p-value) ของตัวแบบพยากรณ์ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01

การตรวจสอบความเหมาะสมของตัวแบบในตารางที่ 9 ระดับนัยสำคัญ 0.01 โดยพิจารณาที่ความคลาดเคลื่อน พบว่า ความคลาดเคลื่อนของทั้งสี่วิธีมีการแจกแจงปกติ (Kolmogorov-Smirnov p-value) สถิติทดสอบ t (p-value) แสดงค่าเฉลี่ยเท่ากับศูนย์ ค่า Levene Statistic (p-value) มีความแปรปรวนเท่ากันทุกช่วงเวลา แต่มีค่า Runs Test Z เคลื่อนไหวของวิธี Brown ไม่เป็นอิสระกัน (p-value = 0.002) ดังนั้นตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S ที่สร้างขึ้นไม่มีความเหมาะสม จึงไม่มีความเหมาะสม แต่ถ้าพิจารณาการเปรียบเทียบค่าจริงกับค่าพยากรณ์อนุกรมเวลาก๊าซ H₂S ในข้อมูลชุดสองตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2561 จำนวน 12 ค่า โดยการคำนวณค่า MAPE และ RMSE แสดงประสิทธิภาพตัวพยากรณ์ ทั้ง 4 วิธี ได้ดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ H₂S จากทั้ง 4 วิธี

การพยากรณ์	BJ	Holt	Brown	Damped
MAPE	21.7870	15.4629	55.7112	16.4094
RMSE	1,006.80	591.35	1,942.36	630.01

วิธี Holt จะมีประสิทธิภาพมากที่สุดจากทั้ง 4 วิธี เพราะค่า MAPE และ RMSE ต่ำที่สุด ดังนั้นวิธีการพยากรณ์ของวิธี Holt จึงเป็นวิธีที่มีความเหมาะสมมากที่สุด

3.2 การพยากรณ์องค์ประกอบข้อมูลอนุกรมเวลา
ผลของการเปรียบเทียบความเหมาะสมของตัวแบบ
อนุกรมของก๊าซทั้งสามชนิด ได้แก่ วิธี Damped
เหมาะสมกับก๊าซ CH_4 วิธี BJ เหมาะสมกับก๊าซ CO_2
และวิธี Holt เหมาะสมกับก๊าซ H_2S จึงนำตัวแบบที่

เหมาะสมมาพยากรณ์คุณภาพอากาศในข้อมูลชุดสอง
ตั้งแต่เดือนมกราคมถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560
จำนวน 12 ค่า แล้วนำผลมาเทียบกับค่าคุณภาพอากาศ
ที่นำมาจากข้อมูลจริงที่เกิดจากค่าเฉลี่ยของแต่ละเดือน
จากข้อมูลในชุดแรก ดังตารางที่ 11

ตารางที่ 11 การพยากรณ์องค์ประกอบข้อมูลอนุกรมเวลาของของก๊าซทั้งสามชนิด

เดือน	ค่า พยากรณ์ พ.ศ. 2560			ข้อมูลประมาณจากข้อมูลจริงในชุดแรก		
	Damped BJ Holt			Damped BJ Holt		
	ก๊าซ CH_4	ก๊าซ CO_2	ก๊าซ H_2S	ก๊าซ CH_4	ก๊าซ CO_2	ก๊าซ H_2S
ม.ค.	56.5	32.2	3,274	44.8	41.0	6422.2
ก.พ.	56.7	28.9	3,258	47.2	36.4	6172.2
มี.ค.	56.9	26.9	3,241	46.9	36.7	5223.3
เม.ย.	57.0	30.3	3,224	47.8	39.4	6422.2
พ.ค.	57.2	29.5	3,207	53.1	36.9	6991.1
มิ.ย.	57.3	30.2	3,191	47.4	39.1	7364.4
ก.ค.	57.5	28.3	3,174	50.2	35.6	6877.1
ส.ค.	57.7	28.1	3,157	48.6	37.3	6043.3
ก.ย.	57.8	26.7	3,140	42.8	36.0	4690.0
ต.ค.	58.0	29.5	3,124	51.1	36.0	5285.5
พ.ย.	58.1	31.3	3,107	46.2	40.1	5373.3
ธ.ค.	58.3	30.0	3,090	45.6	38.9	4531.1

การพยากรณ์ ข้อมูล อนุกรมเวลาของ
องค์ประกอบก๊าซทั้งสามชนิดด้วยตัวแบบที่คัดเลือกมา
จากการหาตัวแบบพยากรณ์องค์ประกอบของอนุกรมเวลา
ก๊าซทั้งสามชนิดที่เหมาะสม ซึ่งผลที่ได้วิธี Damped สร้าง
ตัวแบบอนุกรมเวลาก๊าซ CH_4 ได้ใกล้เคียงกับค่าประมาณ
จริงมากที่สุด รองลงมาคือ วิธี BJ สร้างตัวแบบอนุกรมเวลา
ก๊าซ CO_2 ได้ใกล้เคียงเล็กน้อย ส่วนวิธี Holt สร้างตัวแบบ
อนุกรมเวลาก๊าซ H_2S ห่างจากค่าประมาณจริงอยู่มาก
ดังนั้นจากข้อมูลข้างต้นในช่วงการหาตัวแบบที่เหมาะสม
จากการคัดเลือกเปรียบเทียบทั้ง 4 วิธีจึงนำมาหาค่า
พยากรณ์ พบว่าค่าที่ได้ห่างจากค่าจริงและไม่สามารถ
แสดงค่าพยากรณ์ที่เหมาะสมในอนาคตได้

สรุปผล

จากการศึกษาการเปรียบเทียบวิธีวิเคราะห์
ข้อมูลคุณภาพอากาศ กรณีศึกษาพลังงานก๊าซชีวภาพใน
จังหวัดสุพรรณบุรี ซึ่งตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลอนุกรม
เวลาองค์ประกอบก๊าซทั้งสามชนิด ได้แก่ ก๊าซ CH_4 ก๊าซ
 CO_2 และก๊าซ H_2S โดยเลือกวิธีวิเคราะห์ 4 วิธีได้แก่ วิธี
BJ วิธี Holt วิธี Brown และวิธี Damped ตามลำดับ
โดยพบว่า การวิเคราะห์ข้อมูลในส่วนประกอบของค่า
แนวโน้มและความผันแปรฤดูกาลไม่คงที่จึงเลือกใช้การ
แปลงค่า จากนั้นหาตัวพยากรณ์ที่เหมาะสมนั้นคือ วิธี
Damped เหมาะสมกับก๊าซ CH_4 วิธี BJ เหมาะสมกับ
ก๊าซ CO_2 และวิธี Holt เหมาะสมกับก๊าซ H_2S

ตามลำดับ จากนั้นได้นำตัวแบบไปหาค่าพยากรณ์ในอนาคต พบว่าวิธี Damped สร้างตัวแบบอนุกรมเวลาข้อมูลก๊าซ CH_4 ได้ใกล้เคียงกับค่าจริงมากที่สุด แต่เนื่องจากองค์ประกอบของก๊าซชีวภาพจำเป็นต้องประกอบด้วยก๊าซชนิดอื่น ๆ ที่ได้ให้ผลสะท้อนคุณภาพอากาศ จึงจำเป็นต้องนำมาศึกษาเพื่อจะได้แสดงถึงคุณภาพอากาศในจังหวัดสุพรรณบุรี จากปัญหาที่ทำให้ได้ตัวแบบไม่เหมาะสมอาจมีผลมาจากปัจจัยและสภาพแวดล้อมที่มีผลต่อการเก็บข้อมูลไม่คงที่ในแต่ละเดือน อาจจำเป็นต้องมีการเปลี่ยนมาเก็บเป็นข้อมูลรายวันหรือความผันแปรในการผลิตก๊าซ ได้แก่ อุณหภูมิของระบบ ปริมาณสารอินทรีย์ในระบบ ค่าความเหมาะสมต่อความเป็นกรดและด่าง ระยะเวลาในถังหมักและการคลุกเคล้าสารอินทรีย์ในบ่อหมัก ดังนั้นถ้ามีการควบคุมวิธีการที่ได้ข้อมูลมาใหม่อาจจะทำให้การวิเคราะห์ข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีความน่าเชื่อถือและแม่นยำมากขึ้น นอกจากนี้ยังมีแนวคิดวิธีวิเคราะห์หาตัวแบบที่เหมาะสมดังนี้ งานตัวแบบ [6] ตัวแบบผสมสำหรับข้อมูลคุณภาพอากาศระหว่างวิธีบอซเจนกินส์และโครงข่ายประสาทเทียมแบบแพร่ย้อนกลับที่สามารถใช้ได้กับการพยากรณ์ งานวิจัยของ Chuentawat [7] แสดงการพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของค่าฝุ่นละอองขนาดเล็กไม่เกิน 10 ไมครอนด้วยโครงข่ายประสาทเทียมร่วมกับรูปแบบบอโรไตรเกรสซีฟโดยใช้ค่าจริงรายวันในการวิเคราะห์เชิงเดี่ยวได้อย่างเหมาะสมและงานศึกษา Kiratiwiboon [8] ศึกษาการพยากรณ์ระหว่างวิธีบอซเจนกินส์ วิธีการทำให้เรียบแบบเอกซ์โพเนนเชียลที่มีฤดูกาลอย่างง่าย เช่น วิธีการทำให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของโฮลต์ วิธีการทำให้เรียบแบบเลขชี้กำลังของบราวน์และวิธีการทำให้เรียบแบบเลขชี้กำลังที่มีแนวโน้มแบบแตรมา ทั้งนี้อาจทำให้การพยากรณ์เหมาะสมมากขึ้น ดังนั้นหากนำแนวคิดเบื้องต้นมาประกอบการศึกษาใหม่ในการสร้างตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศจากพลังงานทางเลือกก๊าซชีวภาพในจังหวัดสุพรรณบุรีครั้งต่อไป

เอกสารอ้างอิง

1. Manmin M. Time series and forecasting. 1st edition. Bangkok: Four Printing Company. 2006.
2. Lorjeerachunkul W, Chittawet J. Forecasting techniques. 1st edition. Bangkok: Academic Document Promotion Project National Institute of Development Administration, 2005.
3. Ket-iam S. Forecasting techniques. 2nd edition. Songkhla: Thaksin University. 2005.
4. Taesombat S. Quantitative forecasting. 1st edition. Bangkok: Kasetsart University. 2006.
5. IBM Corporation. Brown's Exponential Smoothing (TSMODEL Algorithms) [Internet]. Availability from: https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/SSLVMB_22.0.0/com.ibm.spss.statistics.algorithms/alg_ts_model_models_exsmooth_browns.htm.
6. Somsila C, Chiewwattana S, Sunat K. Mixed model for air quality forecasting Case study of air quality data in Thailand. The 11th Annual Graduate Research Research Conference. 2010. p. 247-58.
7. Chuentawat R. Prediction of dust concentrations as small as 10 microns with a neural network in combination with an autoregistration model. Burapha Science Journal. 2017;22(3):519-37.
8. Kiratiwiboon K. Comparison of forecasting methods between the Box-Jenkins method. Simple seasonal exponential smoothing method and combined forecasting method. For forecasting the average monthly temperature in Bangkok. Burapha Science Journal. 2013;18(2):149-60.