

# การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีพยากรณ์สถิติ ในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อย ในกวางซี \*

## USING STATISTICAL FORECASTING TECHNIQUES TO PREDICT THE SUGARCANE YIELD IN GUANGXI

Richeng Huang<sup>1</sup>, Huan Yang<sup>2</sup> และ นภาพวรรณ เนตรประดิษฐ์<sup>3</sup>

Richeng Huang<sup>1</sup>, Huan Yang<sup>2</sup> and Napawan Netpradit<sup>3</sup>

<sup>1-3</sup>มหาวิทยาลัยราชภัฏลำปาง

<sup>1-3</sup>Lampang Rajabhat University, Thailand

Corresponding Author's Email: 66877010203@lpru.ac.th

วันที่รับบทความ : 15 กรกฎาคม 2568; วันแก้ไขบทความ 1 สิงหาคม 2568; วันตอบรับบทความ : 3 สิงหาคม 2568

Received 15 July 2025; Revised 1 August 2025; Accepted 3 August 2025

### บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อ 1) ศึกษาและวิเคราะห์การใช้ทวิวิธี ได้แก่ Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exp Smoothing, Double Exp Smoothing และ Holt-Winters Method ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซี และเปรียบเทียบความเหมาะสมและความแม่นยำของทวิวิธีทำนายผลผลิตนี้ 2) การศึกษานี้ไม่เพียงแต่จะให้ข้อมูลอ้างอิงที่สำคัญสำหรับการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซีในอนาคตเท่านั้น แต่ยังจะให้พื้นฐานทางวิทยาศาสตร์และแนวทางการวางแผนเชิงกลยุทธ์แก่ผู้ตัดสินใจในอุตสาหกรรมน้ำตาลในกวางซีอีกด้วย และ 3) ผ่านการศึกษาเชิงพิสูจน์ทฤษฎี เพื่อเติมเต็มช่องว่างที่ยังไม่มีนักวิจัยคนใดใช้วิธีเหล่านี้ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซี ผลการวิจัยพบว่า Holt-Winters Method มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด โดยมีค่า MAPE และ MAD

Citation:



\* Richeng Huang, Huan Yang และ นภาพวรรณ เนตรประดิษฐ์. (2568). การประยุกต์ใช้เทคโนโลยีพยากรณ์สถิติ ในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยในกวางซี. วารสารสหศาสตร์การพัฒนาสังคม, 3(4), 831-850.

Richeng Huang, Huan Yang and Napawan Netpradit. (2025). Using Statistical Forecasting Techniques To Predict The Sugarcane Yield In Guangxi. Journal of Interdisciplinary Social Development, 3(4), 831-850.;

DOI: <https://doi.org/10.>

Website: <https://so12.tci-thaijo.org/index.php/JISDIADP/>

เท่ากับ 17 และ 189 ตามลำดับ ซึ่งต่ำกว่าวิธีการอื่นทั้ง 5 วิธีอย่างมีนัยสำคัญ จึงเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยในเขตปกครองตนเองกว่างซี

**คำสำคัญ:** การพยากรณ์, อ้อย, วิธีการวิเคราะห์แยกส่วน, วิธีเฉลี่ยเคลื่อนที่, วิธีการปรับค่าเรียบแบบยกกำลัง

## Abstract

This study aims to: 1) investigate and analyze the application of six methods, namely Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exponential Smoothing (Simple Exp Smoothing), Double Exponential Smoothing (Double Exp Smoothing), and Holt-Winters Method, in predicting the sugar cane yield in Guangxi, and compare the applicability and accuracy of these six forecasting methods; 2) this research will not only provide crucial reference for future sugar cane yield predictions in Guangxi but also offer scientific evidence and strategic planning ideas for decision-makers in Guangxi's sugar industry; 3) through theoretical and empirical research, fill the research gap where no researchers have yet applied these methods to predict sugar cane yield in Guangxi. The research results indicate that the Holt-Winters Method exhibits the highest forecasting accuracy, with a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 17 and a Mean Absolute Deviation (MAD) of 189, significantly lower than those of the other five methods. Therefore, it is highly suitable for predicting sugar cane yield in the Guangxi Zhuang Autonomous Region.

**Keywords:** Forecasting, Sugarcane, Decomposition method, Moving average method, Exponential method

## บทนำ

ปัจจุบัน อ้อยเป็นพืชเศรษฐกิจที่มีความสำคัญในระดับโลก โดยเป็นแหล่งผลิตน้ำตาลถึง 80% ของปริมาณน้ำตาลทั่วโลก และเป็นวัตถุดิบหลักสำหรับการผลิตเอทานอลเชื้อเพลิงถึง 40% ทั่วโลก มีการเพาะปลูกอ้อยใน กว่า 100 ประเทศและเขตปกครอง ซึ่งกระจายตัวอยู่

ระหว่าง ละติจูดที่ 33° เหนือถึง 30° ใต้ (Gao Sanji, Xu Liangnian, & Deng Zuhu, 2023) การกระจายตัวในภูมิภาคที่กว้างขวางเช่นนี้สะท้อนให้เห็นถึงความสามารถในการปรับตัวของ อ้อย และบทบาทสำคัญของพืชชนิดนี้ในระบบการผลิตทางการเกษตรและเศรษฐกิจโลก

จีนเป็นหนึ่งในประเทศผู้ผลิตและผู้บริโภคน้ำตาลที่สำคัญของโลก การปลูกพืช อุตสาหกรรมเพื่อการผลิตน้ำตาล มีบทบาทสำคัญในเศรษฐกิจภาคการเกษตรของจีน โดยในช่วง 5 ปีที่ผ่านมา จีนมีปริมาณการผลิตน้ำตาลคิดเป็น 5.6% ของผลผลิตน้ำตาลทั่วโลก (Dai Xiaohe, Chen Yifan, & Han Jianuo, 2023) ปัจจุบัน การปลูกอ้อยในจีนส่วนใหญ่อยู่ในภาคใต้ ได้แก่ มณฑลกว่างซี กวางตุ้ง ไหล่ลำ และ ฮกเกี้ยน

กว่างซีเป็นฐานการผลิตน้ำตาลที่สำคัญที่สุดของจีน โดยเป็น แหล่งเพาะปลูกอ้อยที่ใหญ่ที่สุด และ แหล่งผลิตน้ำตาลที่สำคัญที่สุดของประเทศ ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการรักษา ความมั่นคงด้านน้ำตาลของจีน พื้นที่ปลูกอ้อยของกว่างซีมีเสถียรภาพที่ประมาณ 11 ล้านหมู่ (ประมาณ 7.3 ล้านไร่) และมีปริมาณการผลิตน้ำตาลเฉลี่ยอยู่ที่ 6 ล้านตันต่อปี รายได้ของ เกษตรกรจากการปลูกอ้อยอยู่ที่ประมาณ 250,000 ล้านหยวนต่อปี กว่างซีเป็นพื้นที่ที่มีการ ปลูกอ้อยมากที่สุดของจีนเป็นเวลาต่อเนื่อง 32 ฤดูกาลผลิต และมีสัดส่วนการผลิตน้ำตาลสูงถึง 60% ของทั้งประเทศ เป็นเวลา 19 ฤดูกาลผลิตติดต่อกัน (Zhang Wenhui, 2023) ยกตัวอย่าง เช่น ในปี 2565 กว่างซีมีพื้นที่เพาะปลูกอ้อย 11.75 ล้านหมู่ (ประมาณ 7.8 ล้านไร่) ซึ่งมาก ที่สุดในจีน และมีปริมาณการผลิตน้ำตาล 6 ล้านตัน หรือมากกว่า 60% ของปริมาณการผลิต น้ำตาลทั้งหมดของจีน (Song Yajuan, Wu Yuetong, & Xiao Chunfang, 2024) ในปี 2566 กว่างซีมีพื้นที่เพาะปลูกอ้อย 12.65 ล้านหมู่ (ประมาณ 8.4 ล้านไร่) คิดเป็น 66.69% ของพื้นที่ ปลูกอ้อยทั้งหมดของจีน จากข้อมูลดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า อุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาลเป็น อุตสาหกรรมหลักของกว่างซี และเป็นแหล่งรายได้ที่สำคัญของเกษตรกรในพื้นที่

เนื่องจากอ้อยมีบทบาทสำคัญในเศรษฐกิจเกษตรของกว่างซี การพยากรณ์ผลผลิตอ้อย ที่แม่นยำจึงมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อเสถียรภาพของอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาล รวมถึงรายได้ ของเกษตรกร โดยความผันผวนของผลผลิตอ้อยอาจส่งผลกระทบต่อความยั่งยืนของอุตสาหกรรมและ การดำรงชีวิตของเกษตรกร หากสามารถพยากรณ์ได้อย่างแม่นยำ จะช่วยให้การวางแผนการ ผลิตและการตลาดเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น นอกจากนี้ การพยากรณ์ผลผลิตอ้อยยังมี บทบาทสำคัญในการปรับปรุงและเพิ่มประสิทธิภาพของ นโยบายคุ้มครองพื้นที่เพาะปลูกอ้อย ในกว่างซี โดยให้ข้อมูลเชิงลึกเพื่อกำหนดกลยุทธ์และแนวทางพัฒนาอุตสาหกรรมอ้อยและ

น้ำตาลได้อย่างเหมาะสม อีกทั้งในบริบทของการแข่งขันที่รุนแรงในตลาดน้ำตาลโลกและความต้องการของผู้บริโภคที่เพิ่มขึ้นในด้านความปลอดภัยและคุณภาพของอาหาร การพยากรณ์ผลผลิตอ้อยที่แม่นยำจะช่วยเสริมสร้าง ความสามารถในการแข่งขันของอุตสาหกรรมอ้อยและน้ำตาลของจีนในระดับนานาชาติ และมีบทบาทสำคัญในการรักษาความมั่นคงด้านอุปทานน้ำตาลของประเทศ

จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่าเทคนิคการพยากรณ์ เช่น การวิเคราะห์แนวโน้ม การแยกส่วนค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ การปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังง่าย การปรับให้เรียบแบบเลขชี้กำลังสอง และวิธี Holt-Winters ถูกใช้กันอย่างแพร่หลายในการพยากรณ์การผลิตทางการเกษตร ตัวอย่างเช่น Ayesha Tahir และ Nusrat Habib (2013) ได้ใช้ข้อมูลพื้นที่เพาะปลูกและผลผลิตข้าวโพดของปากีสถานตั้งแต่ปี 1990 ถึงปี 2011 และได้เปรียบเทียบค่าความผิดพลาด (MAPE และ MAD) เพื่อทำนายโดยใช้แบบจำลองแนวโน้มเชิงเส้น แบบจำลองแนวโน้มกำลังสอง แบบจำลองแนวโน้มเลขชี้กำลัง และแบบจำลองเส้นโค้ง S และพบว่าแบบจำลองแนวโน้มกำลังสองเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด เนื่องจากค่าพยากรณ์ที่ให้มาใกล้เคียงกับค่าจริงและมีแนวโน้มการเติบโตที่ชัดเจน (Tahir, A., & Habib, N, 2013) ในขณะที่ Okolie Paul Chukwulozie, Nwadike Emmanuel Chinagorom, Chukwunke Jeremiah Lekwuwa และ Nnodim Chiebuka Timothy (2017) ใช้การปรับเรียบแบบเลขชี้กำลังสองชั้นเพื่อทำนายการผลิตของ British American Tobacco Company และพบว่าแบบจำลองปรับปรุงความแม่นยำของค่าพยากรณ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ (Chukwulozie, O. P., Chinagorom, N. E., Chukwunke, C. J., et al, 2017) นอกจากนี้ Haya, M. และ D. Sukandar (2023) ได้ใช้ข้อมูลรองจากสำนักงานสถิติกลางอินโดนีเซีย (BPS) ตั้งแต่ปี 2000 ถึงปี 2021 เพื่อคาดการณ์การผลิตธัญพืชจนถึงปี 2024 โดยการเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่แบบง่าย ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนัก การปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียล และการปรับให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองเท่า พวกเขาพบว่าค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ถ่วงน้ำหนักเป็นแบบจำลองที่ให้ค่าข้อผิดพลาดต่ำที่สุด (MAD, MSE และ MAPE) (Haya, M., & Sukandar, D, 2023) นักวิจัยส่วนใหญ่ใช้ MAPE และ MAD เป็นเกณฑ์ในการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองและเลือกรุ่นที่มีค่าความผิดพลาดน้อยที่สุด อย่างไรก็ตาม ยังไม่มีการศึกษาวิจัยใดที่นำวิธีการเหล่านี้มาประยุกต์ใช้ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อยในกวางสีจนถึงปัจจุบัน สิ่งนี้ชี้ให้เห็นถึงช่องว่างความรู้ที่ต้องมีการวิจัยเพิ่มเติม

## วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อศึกษา Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exp Smoothing, Double Exp Smoothing และ Holt-Winters Method ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซี และเปรียบเทียบความเหมาะสมและความแม่นยำของหกวิธีทำนายผลผลิตนี้
2. เพื่อศึกษาเพิ่มเติมข้อมูลอ้างอิงที่สำคัญสำหรับการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซีในอนาคตเท่านั้น แต่ยังคงเพิ่มเติมพื้นฐานทางวิทยาศาสตร์และแนวทางการวางแผนเชิงกลยุทธ์แก่ผู้ตัดสินใจในอุตสาหกรรมน้ำตาลในกวางซีอีกด้วย
3. เพื่อศึกษาเพิ่มเติมช่องว่างที่ยังไม่มีนักวิจัยคนใดใช้วิธีเหล่านี้ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางซี

## วิธีดำเนินการวิจัย

การพยากรณ์ เป็นการใช้ข้อมูลในอดีตเพื่อคาดการณ์เหตุการณ์ในอนาคต ซึ่งค่าพยากรณ์เหล่านี้สามารถนำไปใช้ในการตัดสินใจและวางแผนในภาคการผลิตและด้านอื่น ๆ (Ruekkasaem, L., & Sasananan, M , 2018) ในการศึกษาครั้งนี้ ใช้ ซอฟต์แวร์ Minitab เพื่อสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ผลผลิตอ้อยในกวางซี โดยรวบรวมข้อมูลจากเว็บไซต์ "Ministry of Agriculture and Rural Affairs of China" ซึ่งครอบคลุมช่วงเวลา ตั้งแต่ปี 2492 ถึง 2567 รวมทั้งหมด 76 จุดข้อมูล ทั้งนี้ การศึกษาครั้งนี้ใช้ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ (MAPE) และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) เป็นเกณฑ์เปรียบเทียบ 6 วิธีพยากรณ์ ได้แก่ Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing และ Holt-Winters Method เพื่อเลือกแบบจำลองที่ให้ ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด และเหมาะสมที่สุดกับชุดข้อมูลอนุกรมเวลา

1. การศึกษาลักษณะการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลา

ขั้นตอนแรกคือ การวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของข้อมูลอนุกรมเวลา ซึ่งประกอบด้วยองค์ประกอบหลัก ได้แก่ แนวโน้ม (Trend T), วัฏจักร (Cycles C), ความผันผวนตามฤดูกาล (Seasonality S) และความผันผวนแบบสุ่ม (Irregular I) โดยการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลกับเวลาในรูปแบบกราฟ เพื่อเลือก วิธีทางสถิติที่เหมาะสมที่สุด สำหรับการวิเคราะห์เชิงลึก

## 2. การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ

การศึกษานี้ใช้ 6 วิธีการพยากรณ์ ได้แก่ Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing และ Holt-Winters Method และใช้ MAPE และ MAD เป็นเกณฑ์ในการประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง โดยเปรียบเทียบค่าพยากรณ์กับค่าจริง

### 2.1 วิธีวิเคราะห์แนวโน้ม

Trend Analysis เป็นเทคนิคที่ใช้กันอย่างแพร่หลายในการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดย Linear Trend Model สมมติว่าการเปลี่ยนแปลงระยะยาวของข้อมูลสามารถแสดงเป็นเส้นตรง ซึ่งสะท้อนถึง แนวโน้มการเพิ่มขึ้นหรือลดลงอย่างคงที่เมื่อเวลาผ่านไป วิธีนี้สามารถใช้ในการเปิดเผยรูปแบบแนวโน้มของข้อมูลและให้ข้อมูลที่สำคัญสำหรับการพยากรณ์ในอนาคต

$$Y_t = a + b \cdot t$$

- $Y_t$ : The predicted value at time  $t$
- $a$ : The intercept, representing the starting point of the trend line on the vertical axis
- $b$ : The slope, indicating the rate of increase or decrease in the trend over time
- $t$ : Time

### 2.2 วิธีการแยกองค์ประกอบ

Decomposition เป็นหนึ่งในวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา โดยแบ่งข้อมูลออกเป็น 4 องค์ประกอบหลัก ได้แก่ แนวโน้ม (Trend), ฤดูกาล (Seasonality), วัฏจักร (Cyclic), และ องค์ประกอบสุ่ม (Random Component) ซึ่งเหมาะสำหรับการวิเคราะห์และพยากรณ์ข้อมูลที่มีแนวโน้มและลักษณะตามฤดูกาลที่ชัดเจน วิธีนี้สามารถช่วยให้เข้าใจโครงสร้างของข้อมูล และใช้เป็นแนวทางในการพยากรณ์อนาคตได้ดีขึ้น โดยการวิเคราะห์ Decomposition มี 2 รูปแบบหลัก ได้แก่ โมเดลฤดูกาลแบบบวก (Additive Model) โมเดลฤดูกาลแบบคูณ (Multiplicative Model)

#### 1) โมเดลฤดูกาลแบบบวก

ในโมเดลฤดูกาลแบบบวก (Additive Model) อนุกรมเวลาถูกพิจารณาว่าเป็น ผลรวมขององค์ประกอบต่างๆ ได้แก่ แนวโน้ม (Trend), ฤดูกาล (Seasonality), วัฏจักร (Cyclic) และ องค์ประกอบสุ่ม (Random Component) ซึ่งหมายความว่า แต่ละองค์ประกอบมีผลกระทบต่ออนุกรมเวลาอย่างเป็นอิสระและสามารถรวมกันได้ทางคณิตศาสตร์

$$Y_t = T_t + C_t + S_t + I_t$$

## 2) โมเดลฤดูกาลแบบคูณ

ในโมเดลฤดูกาลแบบคูณ (Multiplicative Model) อนุกรมเวลาถูกพิจารณาว่าเป็นผลคูณขององค์ประกอบหลัก ได้แก่ แนวโน้ม (Trend), ฤดูกาล (Seasonality), วัฏจักร (Cycle) และองค์ประกอบสุ่ม (Random Component) ซึ่งเหมาะสำหรับกรณีที่ องค์ประกอบแต่ละตัว มีปฏิสัมพันธ์กันและส่งผลกระทบต่อความผันผวนโดยรวมของอนุกรมเวลา

$$Y_t = T_t \times C_t \times S_t \times I_t$$

- $Y_t$  is the actual observation at time  $t$ .
- $T_t$  is the trend component at time  $t$ .
- $S_t$  is the seasonal component at time  $t$ .
- $C_t$  is the cyclical component at time  $t$ .
- $I_t$  is the irregular component or error term at time  $t$ .

## 3) วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

Moving Average เป็นหนึ่งในวิธีการพยากรณ์ที่ใช้การคำนวณ ค่าเฉลี่ยของ  $n$  ค่าล่าสุดในอนุกรมเวลา เพื่อสร้างสมการพยากรณ์ โดยที่ แต่ละค่ามีค่าถ่วงน้ำหนักเท่ากัน วิธีนี้ช่วยลดผลกระทบของความผันผวนแบบสุ่ม (Random Fluctuation) และช่วยให้แนวโน้มของข้อมูลมีความราบเรียบขึ้น หรือเรียกว่าเป็น วิธีการปรับตัวอัตโนมัติ (Adaptive Method) ซึ่งสามารถปรับค่าให้มีความสมดุลและสม่ำเสมอมากขึ้น สมการพยากรณ์มีรูปแบบดังนี้

$$F_{t+1} = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} Y_{t-i}}{n}$$

- $F_{t+1}$ : Forecast value for time point  $t + 1$ .
- $\sum_{i=0}^{n-1} Y_{t-i}$ : Sum of the last  $n$  data points up to time  $t$ .
- $Y_{t-i}$ : Actual value at time point  $t - i$ .
- $n$  is the number of time points used for calculating the average, i.e., the period of the moving average.

## 4) วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลเดี่ยว

Single Exponential Smoothing เป็นวิธีพยากรณ์ที่ใช้ ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักของข้อมูลในอดีต เพื่อคาดการณ์ค่าในอนาคต โดย ให้ค่าน้ำหนักที่มากกว่าสำหรับข้อมูลล่าสุด และลดค่าน้ำหนักของข้อมูลที่อยู่ไกลออกไป วิธีนี้เหมาะสำหรับ อนุกรมเวลาที่ไม่ใช่แนวโน้ม (Trend) ชัดเจน และช่วยลดความผันผวนของข้อมูลเพื่อให้แนวโน้มมีความต่อเนื่องมากขึ้น สมการพยากรณ์มีรูปแบบดังนี้

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) F_t$$

- $F_{t+1}$  represents the forecast value for time  $t + 1$ .
- $Y_t$  is the actual observed value at time  $t$ .
- $F_t$  is the forecast value at time  $t$ .
- $\alpha$  is the smoothing constant, with its value range being  $0 < \alpha < 1$ .

### 5) วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองชั้น

Double Exponential Smoothing เป็นการพัฒนาเพิ่มเติมจาก Single Exponential Smoothing โดยออกแบบมาให้เหมาะสำหรับ อนุกรมเวลาที่มีแนวโน้มเชิงเส้น (Linear Trend) วิธีนี้ไม่เพียงแต่พิจารณาค่าของข้อมูลในอดีต แต่ยังคำนึงถึง แนวโน้มของข้อมูล (Trend Component) ด้วย Double Exponential Smoothing ใช้ สองสมการ ในการพยากรณ์ ได้แก่ สมการสำหรับระดับข้อมูล (Level Component) , สมการสำหรับแนวโน้มของข้อมูล (Trend Component) สมการพยากรณ์มีรูปแบบดังนี้

$$\text{Level Equation: } L_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$\text{Trend Equation: } T_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1}$$

$$\text{Forecast Equation for the next time unit: } F_{t+1} = L_t + T_t$$

- $Y_t$ : The actual value at time  $t$ .
- $L_t$ : The level component at time  $t$ .
- $T_t$ : The trend component at time  $t$ .
- $F_{t+1}$ : The forecast value for time  $t + 1$ .
- $\alpha$ : The level smoothing parameter, controlling the model's emphasis on recent observations, with a value range of  $0 < \alpha < 1$ .
- $\gamma$ : The trend smoothing parameter, controlling the model's sensitivity to recent trend changes, with a value range of  $0 < \gamma < 1$ .

### 6) วิธี Holt-Winters

Holt-Winters Method เป็นการพัฒนาต่อจาก Double Exponential Smoothing โดยไม่เพียงพิจารณา ระดับของข้อมูล (Level) และแนวโน้ม (Trend) เท่านั้น แต่ยังเพิ่มองค์ประกอบฤดูกาล (Seasonal Component) ทำให้สามารถใช้ได้กับข้อมูลที่มีความผันผวนตามฤดูกาลอย่างชัดเจน Holt-Winters Method สามารถแบ่งออกเป็น 2 รูปแบบ ได้แก่ โมเดลฤดูกาลแบบบวก (Additive Seasonal Model) และ โมเดลฤดูกาลแบบคูณ (Multiplicative Seasonal Model)

#### 7) โมเดลฤดูกาลแบบบวก

Additive Model เหมาะสำหรับ ข้อมูลที่มีความผันผวนตามฤดูกาลในขนาดที่คงที่ ไม่เปลี่ยนแปลงไปตามระดับของอนุกรมเวลา

$$\text{Level Equation: } L_t = \alpha \cdot (Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha) \cdot (L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$\text{Trend Equation: } T_t = \gamma \cdot (L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma) \cdot T_{t-1}$$

$$\text{Seasonality Equation: } S_t = \delta \cdot (Y_t - L_t) + (1 - \delta) \cdot S_{t-s}$$

$$\text{Forecast Equation for the next time unit: } F_{t+1} = L_t + T_t + S_{t+1-s}$$

### 8) โมเดลฤดูกาลแบบคูณ

Multiplicative Model เหมาะสำหรับ ข้อมูลที่มีความผันผวนตามฤดูกาล เปลี่ยนแปลงไปตามระดับของอนุกรมเวลา

$$\text{Level Equation: } L_t = \alpha \left( \frac{Y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

$$\text{Trend Equation: } T_t = \gamma(L_t - L_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1}$$

$$\text{Seasonality Equation: } S_t = \delta \left( \frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \delta)S_{t-s}$$

$$\text{Forecast Equation for the next time unit: } F_{t+1} = (L_t + T_t) \times S_{t+1-s}$$

- $Y_t$ : The actual value at time  $t$ .
- $L_t$ : The level component at time  $t$ .
- $T_t$ : The trend component at time  $t$ .
- $S_t$ : The seasonal component at time  $t$ .
- $F_{t+1}$ : The forecast value for time  $t + 1$ .
- $\alpha$ : The level smoothing parameter, controlling the model's emphasis on recent observations, value range  $0 < \alpha < 1$ .
- $\gamma$ : The trend smoothing parameter, controlling the model's sensitivity to recent trend changes, value range  $0 < \gamma < 1$ .
- $\delta$ : The seasonal smoothing parameter, controlling the model's adjustment to the seasonal component, value range  $0 < \delta < 1$ .
- $s$ : The length of the season.

### 3. การเปรียบเทียบความแม่นยำของค่าพยากรณ์

ในการศึกษานี้ใช้ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ (MAPE - Mean Absolute Percentage Error) และ ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD - Mean Absolute Deviation) เป็นเกณฑ์ในการประเมินและเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลองพยากรณ์ที่ใช้กับข้อมูลอนุกรมเวลา หากแบบจำลองใดให้ค่า MAPE และ MAD ต่ำที่สุด จะถือว่าเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับการพยากรณ์ข้อมูลชุดนี้

#### 3.1 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์

MAPE เป็นค่าที่ใช้วัด ข้อผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริงในรูปแบบเปอร์เซ็นต์ โดยค่าที่ได้ยิ่งต่ำ หมายถึงแบบจำลองมีความแม่นยำสูงขึ้น

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{|Y_i|} \right) \times 100\%$$

- $n$  is the total number of observations.
- $Y_i$  is the  $i$ th actual observation.
- $\hat{Y}_i$  is the  $i$ th predicted value.
- $|Y_i - \hat{Y}_i|$  represents the absolute error between the actual and predicted values.
- $|Y_i|$  represents the absolute value of the actual observation.

### 3.2 ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย

MAD เป็นค่าเฉลี่ยของ ข้อผิดพลาดสัมบูรณ์ระหว่างค่าพยากรณ์กับค่าจริง โดยค่าของ MAD ยิ่งต่ำ หมายถึงแบบจำลองมีความแม่นยำสูงขึ้น

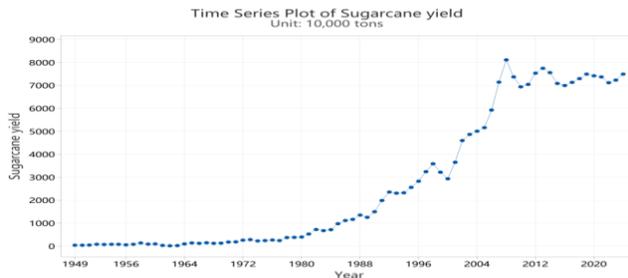
$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|$$

- $n$  is the total number of observations.
- $Y_i$  is the actual observation at the  $i$ th position.
- $\hat{Y}_i$  is the fitted value for the  $i$ th observation.
- $|Y_i - \hat{Y}_i|$  represents the absolute difference between the actual and fitted values.

### ผลการวิจัย

#### 1. ผลการศึกษาลักษณะการเปลี่ยนแปลงของอนุกรมเวลา

จากการวิเคราะห์ การเปลี่ยนแปลงของผลผลิตอ้อยในกว่างซี โดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา ตั้งแต่ปี 2492 ถึง 2567 รวมทั้งหมด 76 จุดข้อมูล พบว่า แนวโน้มของอนุกรมเวลาโดยรวมมีทิศทางเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ดังแสดงในรูปที่ 1

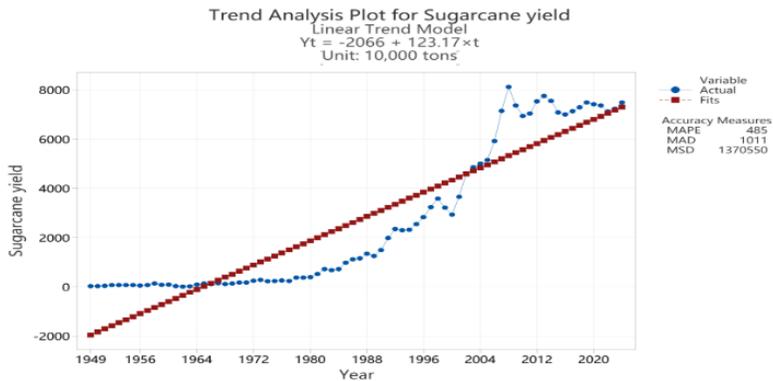


รูปที่ 1: แผนภาพการกระจายตัวของผลผลิตอ้อย (ปี 2492 - 2567)

#### 2. ผลการพยากรณ์โดยแบบจำลองต่าง ๆ

##### 2.1 ผลการพยากรณ์โดยวิธีวิเคราะห์แนวโน้ม

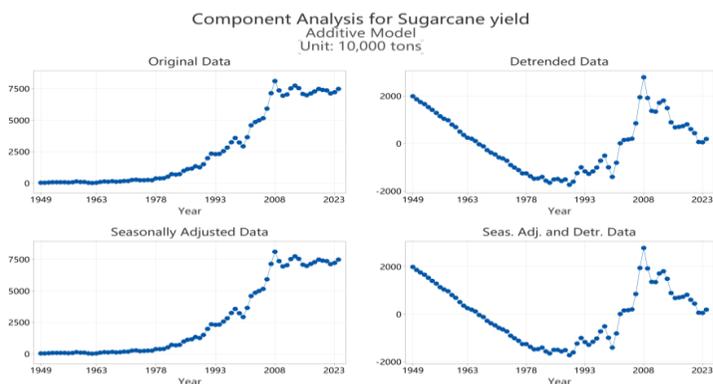
ใช้ Linear Trend Model ในการพยากรณ์ผลผลิตอ้อย โดยสมการพยากรณ์ที่ได้คือ  $Y_t = -2066 + 123.17t$  โดยที่  $Y$  คือค่าพยากรณ์ของปีที่  $t$  และ  $t$  คือช่วงเวลาที่ต้องการพยากรณ์ ผลการวิเคราะห์พบว่า MAPE = 485 และ MAD = 1011 ดังแสดงใน



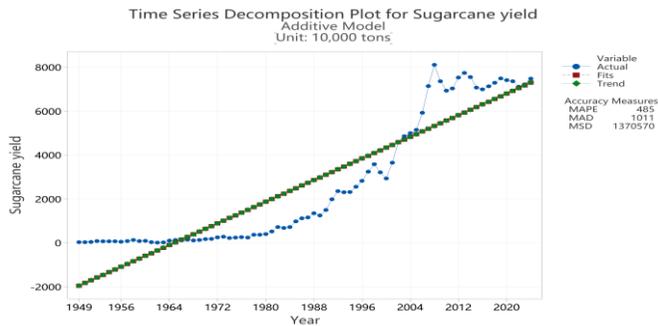
รูปที่ 2: ผลการพยากรณ์โดยใช้แบบจำลองวิเคราะห์แนวโน้ม

## 2.2 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการแยกองค์ประกอบ

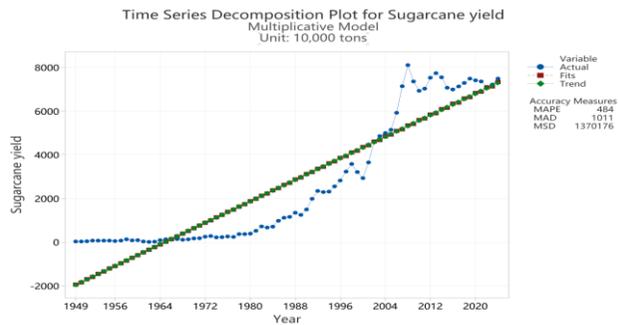
จาก รูปที่ 3 สามารถสังเกตเห็นได้ว่า ข้อมูลอนุกรมเวลามีทั้งแนวโน้ม (Trend) และความผันผวนตามฤดูกาล (Seasonality) เมื่อทำการวิเคราะห์องค์ประกอบของอนุกรมเวลา พบว่า โมเดลฤดูกาลแบบบวก (Additive Model) ให้ค่า MAPE = 485 และ MAD = 1011 (ดังแสดงใน รูปที่ 4) โมเดลฤดูกาลแบบคูณ (Multiplicative Model) ให้ค่า MAPE = 484 และ MAD = 1011 (ดังแสดงใน รูปที่ 5)



รูปที่ 3: การวิเคราะห์องค์ประกอบข้อมูลผลผลิตอ้อยในกว้างซี (ปี 2492 - 2567)



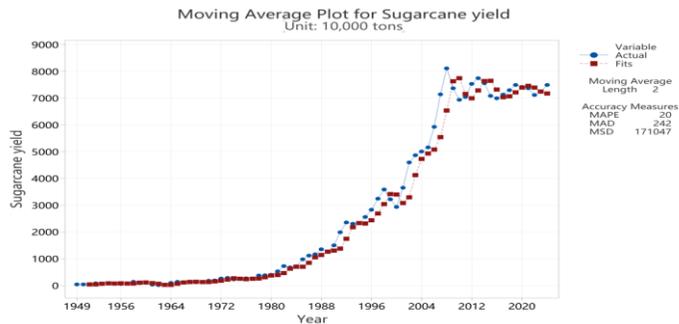
รูปที่ 4: ผลการพยากรณ์โดยใช้วิธีการแยกองค์ประกอบ - โมเดลฤดูกาลแบบบวก



รูปที่ 5: ผลการพยากรณ์โดยใช้วิธีการแยกองค์ประกอบ - โมเดลฤดูกาลแบบคูณ

### 2.3 ผลการพยากรณ์โดยวิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

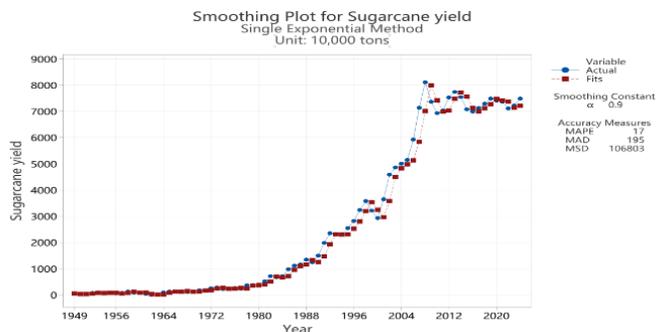
จาก รูปที่ 6 พบว่า การใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Moving Average) โดยกำหนดความยาวของช่วงค่าเฉลี่ยเป็น 2 ทำให้ได้ผลการพยากรณ์ที่มี ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ (MAPE) = 20 และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) = 242



รูปที่ 6: ผลการพยากรณ์โดยใช้วิธีค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่

## 2.4 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลเดียว

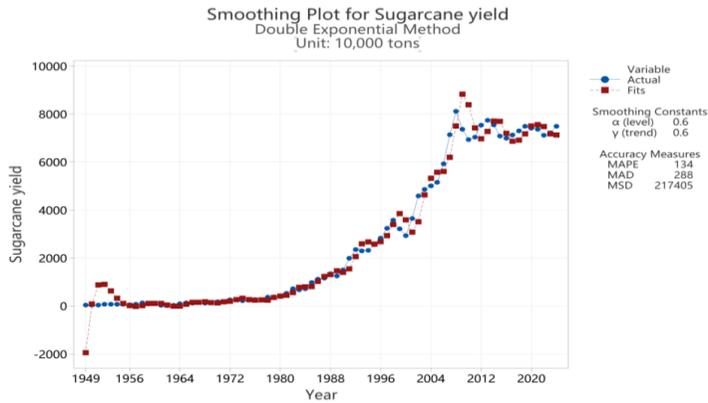
จาก รูปที่ 7 แสดงผลการพยากรณ์โดยใช้ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลเดียว โดยกำหนด ค่าคงที่การทำให้เรียบ ( $\alpha$ ) = 0.9 ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่มี ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ (MAPE) = 17 และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) = 195



รูปที่ 7: ผลการพยากรณ์โดยใช้วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลเดียว

## 2.5 ผลการพยากรณ์โดยวิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองชั้น

จาก รูปที่ 8 แสดงผลการพยากรณ์โดยใช้ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองชั้น โดยกำหนด ค่าคงที่การทำให้เรียบ ( $\alpha$ ) = 0.6 และค่าคงที่แนวโน้ม ( $\gamma$ ) = 0.6 ซึ่งให้ผลการพยากรณ์ที่มี ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเป็นเปอร์เซ็นต์ (MAPE) = 134 และค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ย (MAD) = 288

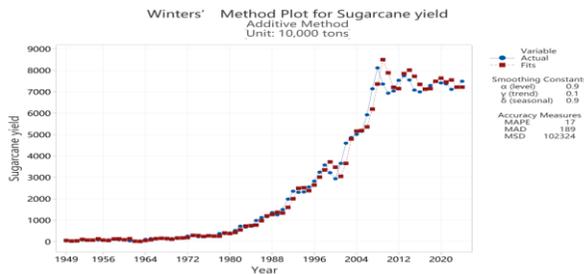


รูปที่ 8: ผลการพยากรณ์โดยใช้วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสองชั้น

## 2.6 ผลการทำนายด้วยวิธี Holt-Winters

### 1) แบบจำลองการเติมแต่ง

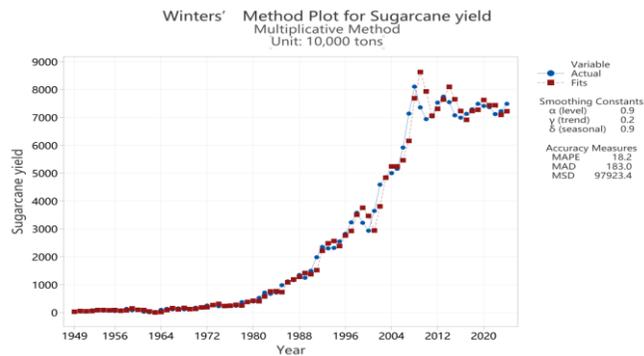
เมื่อใช้แบบจำลองการเติมแต่งของวิธีของ Holt-Winters ความยาวของฤดูกาลคือ 3 ค่าคงที่การปรับให้เรียบคือ  $\alpha$ (ระดับ)=0.9,  $\gamma$ (แนวโน้ม)=0.1,  $\delta$ (ตามฤดูกาล)=0.9 และ MAPE=17 และ MAD=189 ดังที่แสดงในรูปที่ 9



รูปที่ 9: ผลการทำนายโดยใช้แบบจำลองการบวกของวิธี

### 2) แบบจำลองการคูณ

เมื่อใช้แบบจำลองการคูณของวิธีของ Holt-Winters โดยมีความยาวฤดูกาลเท่ากับ 2 ค่าคงที่การปรับเรียบของ  $\alpha$ (ระดับ)=0.9,  $\gamma$ (แนวโน้ม)=0.2 และ  $\delta$ (ตามฤดูกาล)=0.9 เราจะได้ MAPE=18.2 และ MAD=183 ดังที่แสดงในรูปที่ 10



รูปที่ 10: ผลการทำนายโดยใช้แบบจำลองการคูณของวิธี Holt-Winters

### 3. การเปรียบเทียบความแม่นยำของแบบจำลอง

ผลการทำนายจากวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา 6 วิธี (การวิเคราะห์แนวโน้ม การแยกส่วน ค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ การปรับเรียบค่าเฉลี่ยแบบง่าย การปรับเรียบค่าเฉลี่ยแบบสองครั้ง และวิธี Holt-Winters) แสดงอยู่ในตารางที่ 1 หลังจากการเปรียบเทียบ วิธีของ Holt-Winters ให้ค่า MAPE และ MAD ต่ำที่สุด (MAPE=17, MAD=189) ซึ่งเป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดสำหรับลำดับเวลาของการศึกษาครั้งนี้

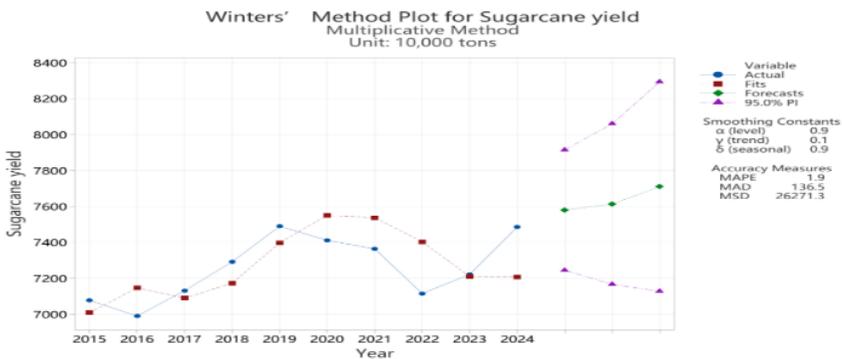
ตารางที่ 1: การเปรียบเทียบความแม่นยำในการทำนายของวิธีการวิเคราะห์อนุกรมเวลา 6 วิธี

	Method		MAPE	MAD
1	Trend Analysis Method	Linear Trend Model	485	1011
2	Decomposition Method	Additive Model	485	1011
		Multiplicative Model	484	1011
3	Moving Average Method		20	242
4	Simple Exp Smoothing Method		17	195
5	Double Exp Smoothing Method		134	288
6	Holtwinter's Method	Additive Model	17	189
		Multiplicative Model	18.2	183

แบบจำลองวิธี Holt-Winters เหมาะสมที่สุดสำหรับการคาดการณ์ผลผลิตอ้อยใน กวางสี ดังที่แสดงในตารางที่ 2 และรูปที่ 11

ตารางที่ 2: การคาดการณ์การผลิตอ้อยของกวางสี

Year Sugarcane yield FITS				
Unit: 10,000 tons				
Time	Actual value	Forecasted value		
		Holtwinter's Additive Model	Simple Exp Smoothing Method	Moving Average Method
		MAPE=1.9	MAPE=2.1	MAPE=2.3
2022	7,116.54	7,404.15	7,370.41	7,388.79
2023	7,223.21	7,211.28	7,141.93	7,240.82
2024	7,486.73	7,208.84	7,215.08	7,169.88



รูปที่ 11: กราฟแสดงผลการพยากรณ์โดย Holt-Winters Method

### อภิปรายผล

จากผลการวิจัยที่มุ่งเป้าหมายการวิจัยที่ 1 พบว่า ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางสี วิธี Holt-Winters Method มีความแม่นยำในการทำนายสูงที่สุด โดยมีค่า MAPE และ MAD เท่ากับ 17 และ 189 ตามลำดับ ซึ่งมีประสิทธิภาพที่โดดเด่นกว่าวิธีการวิเคราะห์แนวโน้ม (trend analysis) วิธีการแยกส่วนประกอบ (decomposition method) วิธีการเคลื่อนที่เฉลี่ย (moving average method) วิธีการเอ็กซ์โพเนนเชียลสมูทติ้งแบบง่าย (simple exponential smoothing method) และวิธีการเอ็กซ์โพเนนเชียลสมูทติ้งแบบคู่ (double exponential smoothing method) อย่างมีนัยสำคัญ สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากผลผลิตอ้อยได้รับผลกระทบจากแนวโน้มระยะยาว ความผันผวนตามฤดูกาล และปัจจัยสุ่มร่วมกัน ขณะที่วิธี Holt-Winters Method ได้แนะนำตัวปรับปรุงฤดูกาล (seasonal adjustment factor) เข้าไปในระบบเอ็กซ์โพเนนเชียลสมูทติ้งแบบคู่ ซึ่งสามารถจับภาพองค์ประกอบระดับ (level)

แนวโน้ม (trend) และฤดูกาล (seasonality) ของข้อมูลได้พร้อม ๆ กัน ซึ่งสอดคล้องกับหลักการหลักของการทำนายข้อมูลแบบอนุกรมเวลาที่ว่า “โมเดลต้องสามารถปรับตัวให้เข้ากับลักษณะหลาย ๆ องค์ประกอบของข้อมูล” ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับข้อสรุปของการวิจัยของ Haya และ Sukandar (2023) ซึ่งพวกเขาได้เปรียบเทียบหลายวิธีและพบว่า วิธีการเคลื่อนที่เฉลี่ยแบบถ่วงน้ำหนักที่มีการปรับปรุงฤดูกาล (weighted moving average method with seasonal adjustment) มีค่าความผิดพลาดต่ำที่สุดในการทำนายผลผลิตอาหาร ซึ่งยืนยันถึงกฎทั่วไปที่ว่า “โมเดลที่สามารถครอบคลุมลักษณะที่ซับซ้อนของข้อมูลจะให้ผลการทำนายที่ดีกว่า”

จากผลการวิจัยที่มุ่งเป้าหมายการวิจัยที่ 2 พบว่า วิธีการทำนายที่นำเสนอในการวิจัยนี้สามารถเป็นฐานทางวิทยาศาสตร์สำหรับการตัดสินใจในอุตสาหกรรมการผลิตน้ำตาลในกวางสี โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ผลการทำนายของวิธี Holt-Winters Method สามารถสะท้อนแนวโน้มการผันผวนของผลผลิตได้อย่างแม่นยำ สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากผลผลิตอ้อยในกวางสีมีทั้งแนวโน้มการเติบโตในระยะยาวและวัฏจักรตามฤดูกาล ขณะที่วิธีดังกล่าวสามารถปรับตัวแปรการทำนายเรียบ (smoothing parameters) ( $\alpha$ ,  $\gamma$ ,  $\delta$ ) ได้อย่างไดนามิก ซึ่งไม่เพียงแต่รักษาน้ำหนักผลกระทบของข้อมูลในระยะใกล้ ๆ ต่อการทำนายไว้เท่านั้น แต่ยังคำนึงถึงความต่อเนื่องของแนวโน้มในอดีตด้วย ซึ่งสอดคล้องกับความต้องการในทางปฏิบัติที่ว่า “การทำนายทางการเกษตรต้องคำนึงถึงความผันผวนในระยะสั้นและกฎเกณฑ์ในระยะยาวควบคู่กัน” ผลการวิจัยนี้สอดคล้องกับมุมมองของ Ruekkasaem และ Sasananan (2018) ที่เสนอว่า “วิธีการทางอนุกรมเวลาควรให้บริการในการวางแผนการผลิตทางการเกษตร” การวิจัยของพวกเขาแสดงให้เห็นว่า การทำนายผลผลิตที่แม่นยำสามารถเป็นแนวทางในการจัดวางการปลูกพืชและการจัดสรรทรัพยากรทางการเกษตรได้โดยตรง

จากผลการวิจัยที่มุ่งเป้าหมายการวิจัยที่ 3 พบว่า การวิจัยนี้เป็นครั้งแรกที่นำวิธีการทำนายทางสถิติทวิวิธีมาใช้ในการทำนายผลผลิตอ้อยในกวางสี ซึ่งช่วยเติมเต็มช่องว่างในการวิจัยในสาขานี้ สาเหตุที่เป็นเช่นนี้เนื่องจากการวิจัยในอดีตมักมุ่งเน้นไปที่พืชผลอื่น ๆ เช่น ข้าวโพด (Tahir & Habib, 2013) และยาสูบ (Chukwulozie et al., 2017) เป็นต้น ขณะที่อ้อยซึ่งเป็นอุตสาหกรรมหลักของกวางสี การทำนายผลผลิตของอ้อยยังไม่มีระบบวิธีการที่เป็นระบบ ความนวัตกรรมของการวิจัยนี้อยู่ที่การคัดเลือกโมเดลที่เหมาะสมโดยคำนึงถึงลักษณะเฉพาะของอุตสาหกรรมอ้อย (เช่น มีฤดูกาลที่ชัดเจนและขึ้นอยู่กับนโยบาย) ซึ่ง

สอดคล้องกับหลักการวิธีวิทยาที่ว่า “วิธีการทำนายต้องสอดคล้องกับลักษณะของวัตถุที่ศึกษา” การสำรวจนี้ได้ให้กรอบอ้างอิงสำหรับการทำนายผลผลิตของพืชเศรษฐกิจประเภทเดียวกัน (เช่น เบตและยางพารา) และยืนยันถึงความสามารถในการใช้ได้ทั่วไปและการขยายความสามารถของเทคโนโลยีการทำนายทางสถิติในด้านการเกษตร

## สรุป/ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้ได้ทำการรวบรวมข้อมูลผลผลิตอ้อยในเขตปกครองตนเองกว่างซีช่วงปี พ.ศ. 2492 - 2567 และใช้ซอฟต์แวร์ Minitab ในการสร้างแบบจำลองการพยากรณ์ ทั้งนี้ ได้มีการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของวิธีการพยากรณ์อนุกรมเวลาทั้งหมด 6 วิธี ได้แก่ Trend Analysis, Decomposition, Moving Average, Simple Exponential Smoothing, Double Exponential Smoothing และ Holt-Winters Method ในการคาดการณ์ผลผลิตอ้อย ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า Holt-Winters Method มีความแม่นยำในการพยากรณ์สูงสุด โดยมีค่า MAPE และ MAD เท่ากับ 17 และ 189 ตามลำดับ ซึ่งต่ำกว่าวิธีการอื่นทั้ง 5 วิธีอย่างมีนัยสำคัญ จึงเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการพยากรณ์ผลผลิตอ้อยในเขตปกครองตนเองกว่างซี

### ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

1. วิธีการทำนายผลผลิตนี้ไม่เพียงแต่พิจารณาถึงปัจจัยตามฤดูกาลเท่านั้น แต่ยังสามารถปรับให้ราบรื่นของแนวโน้มและองค์ประกอบระดับความสูง ทำให้โมเดลการทำนายสามารถปรับตัวเข้ากับแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงระยะยาวของผลผลิตอ้อยได้ดีขึ้น และยังสามารถเพิ่มความแม่นยำในการทำนายได้มากขึ้นอีกด้วย

2. ผลการทำนายจากการวิจัยครั้งนี้มีคุณค่าในการนำไปใช้ประโยชน์สูง สามารถเป็นพื้นฐานทางวิทยาศาสตร์ในการตัดสินใจของบริษัทอุตสาหกรรมน้ำตาลและรัฐบาล รวมถึงเป็นแนวทางในการวางแผนและจัดสรรพื้นที่การปลูกอ้อยอย่างเหมาะสม

3. การวิจัยครั้งนี้ได้เสนอแนวคิดและวิธีการใหม่ ๆ ในการทำนายผลผลิตพืชผลทางการเกษตรให้กับวงการวิชาการ และส่งเสริมการพัฒนาทางปฏิบัติในสาขาที่เกี่ยวข้อง

### ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

1. การวิจัยในอนาคตสามารถรวบรวมตัวแปรที่เกี่ยวข้องเพิ่มเติม เช่น การเปลี่ยนแปลงสภาพอากาศ นโยบายทางการเกษตร ความต้องการในตลาด เป็นต้น เพื่อสร้างโมเดลการทำนายผลผลิตอ้อยที่ครอบคลุมและแม่นยำยิ่งขึ้น

2. ข้อมูลการวิจัยครั้งนี้มีผลผลิตอ้อยจนถึงปี 2567 ดังนั้นการวิจัยในอนาคตสามารถขยายขอบเขตเวลาในการทำนายเพิ่มเติม เพื่อเป็นแนวทางในการวางแผนการเกษตรและการกำหนดนโยบายในระยะยาวได้ดีขึ้น

3. แนะนำให้ขยายผลการวิจัยนี้ไปใช้ในการทำนายผลผลิตอ้อยในพื้นที่อื่นๆ เพื่อพิสูจน์ความสามารถในการประยุกต์ใช้และความถูกต้องของโมเดล

4. ขอแนะนำให้รัฐบาลนำวิธี Holt-Winters Method เข้าสู่ระบบการกำหนดนโยบายอุตสาหกรรมอ้อย เพื่อปรับปรุงขอบเขตเขตอนุรักษ์อ้อยและนโยบายการให้เงินอุดหนุนตามแนวโน้มการผลิตที่คาดการณ์ล่วงหน้าได้อย่างไดนามิก รวมทั้งจัดทำนโยบายสนับสนุนสำหรับฤดูกาลเพาะปลูกและฤดูกาลเก็บเกี่ยวตามลักษณะเฉพาะตามฤดูกาล เพื่อรับประกันการพัฒนาอุตสาหกรรมน้ำตาลของกวางสีอย่างมั่นคงและความมั่นคงด้านน้ำตาลทรายของประเทศ

## เอกสารอ้างอิง

- Gao, S., Xu, L., & Deng, Z. (2023). The “Centennial Sugarcane”: The legend of Saccharum Chinese species. Guangming Online. [https://m.gmw.cn/toutiao/2023-01/28/content\\_36326538.htm](https://m.gmw.cn/toutiao/2023-01/28/content_36326538.htm)
- Dai, X., Chen, Y., & Han, J. (2023). China sugar industry observation. West Anxi Daily.
- Zhang, W. (2023). The sweetness in “cane” cannot be separated from their help. South China Morning Post.
- Song, Y., Wu, Y., & Xiao, C. (2024). Approaching the “sugar jar”: Sweet career starts from the “root”. Guangming Online. [https://kepu.gmw.cn/agri/2024-02/02/content\\_37128720.htm](https://kepu.gmw.cn/agri/2024-02/02/content_37128720.htm)
- Tahir, A., & Habib, N. (2013). Forecasting of maize area and production in Pakistan. *Journal of Crop Production*, 2(2), 44–48.
- Chukwulozie, O. P., Chinagorom, N. E., Chukwuneke, C. J., & others. (2017). The analysis of cigarette production using double exponential smoothing model. *Academic Journal of Science*, 7(2), 293–308.

Haya, M., & Sukandar, D. (2023). Indonesian grain production forecasting, moving average method, and exponential smoothing. *Agritropica: Journal of Agricultural Science*, 6(1), 14–21.

Ruekkasaem, L., & Sasananan, M. (2018). Forecasting agricultural products prices using time series methods for crop planning. *International Journal of Mechanical Engineering and Technology*, 9(7), 957–971.