

การพยากรณ์อนุกรมเวลาจำนวนผู้เยี่ยมชมจังหวัดปทุมธานี

Time Series Forecasting of the Number of Visitors to Pathum Thani Province

จันทิมา ก้อนทอง¹ วัฒนา ชยธวัช²Janthima Konthong¹ Vadhana Jayathavaj²¹ผู้ช่วยศาสตราจารย์ คณะบริหารธุรกิจและการบัญชี มหาวิทยาลัยปทุมธานี ประเทศไทย¹ Assistant Professor in Faculty of Business Administration and Accountancy at Pathumthani University, Thailand

Tel. 08-9454-1562 Email: jkonthong@ptu.ac.th

²รองศาสตราจารย์ คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยปทุมธานี ประเทศไทย² Associate Professor Dr. in Faculty of Allied Health Sciences at Pathumthani University, Thailand

Tel. 08-1918-4467 Email: vadhana.j@ptu.ac.th

(Received: February 25, 2026 ; Revised May 31, 2026 ; Accepted: May 31, 2026)

บทคัดย่อ

การวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมจังหวัดปทุมธานี โดยจำแนกเป็นผู้เยี่ยมชมชาวไทยและชาวต่างชาติ ผู้วิจัยใช้ข้อมูลทุติยภูมิรายปีตั้งแต่ปี พ.ศ. 2554 ถึง 2567 และกำหนดสถานการณ์การทดลองเป็น 2 กรณี คือ การใช้ชุดข้อมูลครบถ้วนและการตัดชุดข้อมูลปี พ.ศ. 2563-2565 ออกเพื่อทดสอบผลกระทบบนค่าผิดพลาดระหว่างการแพร่ระบาดของโควิด-19 ตัวแบบที่นำมาทดสอบประกอบด้วยวิธีทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์-วินเทอร์ส (Holt-Winters) และวิธีเกรย์โมเดล (Grey Model: GM(1,1) และ EPC)

ผลการศึกษาพบว่า สำหรับผู้เยี่ยมชมชาวไทย ตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดคือ Holt-Winters Multiplicative กรณีตัดปีที่มีผลกระทบจากโควิด-19 โดยมีค่า MAPE ต่ำที่สุดที่ร้อยละ 11.82 ขณะที่ผู้เยี่ยมชมชาวต่างชาติ ตัวแบบ Grey Model EPC กรณีตัดปีที่มีผลกระทบจากโควิด-19 ให้ผลแม่นยำที่สุดด้วยค่า MAPE ร้อยละ 4.96 ทั้งนี้พบว่าการใช้ข้อมูลทั้งหมดช่วงวิกฤตการณ์โควิด-19 ส่งผลให้ตัวแบบเกิดสถานะ Overfitting และมีความคลาดเคลื่อนสูง ผลการพยากรณ์คาดการณ์ว่าในปี พ.ศ. 2568 จะมีผู้เยี่ยมชมชาวไทย 3,569,622 คน และชาวต่างชาติ 414,076 คน ผลลัพธ์นี้สามารถใช้เป็นแนวทางสำหรับหน่วยงานที่เกี่ยวข้องในการวางแผนเชิงกลยุทธ์เพื่อรองรับการเติบโตของการท่องเที่ยวในพื้นที่อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: การพยากรณ์, อนุกรมเวลา, จำนวนผู้เยี่ยมชม, ปทุมธานี, โควิด-19

Abstract

This research aims to study and compare the efficiency of forecasting models for the number of visitors to Pathum Thani Province, categorized into domestic and foreign visitors. Annual secondary data from 2011 to 2024 were utilized. The experimental design consisted of two scenarios: using the complete dataset and excluding the 2020–2022 period to mitigate the impact of outliers caused by the COVID-19 pandemic. The forecasting models evaluated included Holt-Winters exponential smoothing and Grey Models (GM(1,1) and EPC).

The results indicated that for Thai visitors, the Holt-Winters Multiplicative model with the excluded COVID-19 period was the most appropriate, yielding the lowest MAPE of 11.82%. For foreign visitors, the Grey Model EPC with the excluded COVID-19 period provided the highest accuracy with a MAPE of 4.96%. The study found that including data from the pandemic period led to model overfitting and high forecasting errors. The forecast for 2025 estimates 3,569,622 Thai visitors and 414,076 foreign visitors. These findings serve as a strategic guideline for relevant agencies to effectively manage resources and infrastructure to accommodate the projected growth in tourism.

Keywords: *Forecasting, Time series, Number of visitors, Pathum Thani, COVID-19*

บทนำ

การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวเป็นเครื่องมือเชิงกลยุทธ์ที่สำคัญสำหรับการตัดสินใจทั้งภาครัฐและเอกชน เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพการบริหารจัดการ สร้างรายได้ที่มั่นคง ลดความเสี่ยง และส่งเสริมการท่องเที่ยวอย่างยั่งยืน ซึ่งในท้ายที่สุดแล้วจะนำไปสู่การพัฒนาทางเศรษฐกิจและคุณภาพชีวิตของประชาชนในจังหวัดอย่างมีเสถียรภาพ นำผลการพยากรณ์ไปใช้ในการจัดการทรัพยากรและโครงสร้างพื้นฐานของจังหวัดหรือเมืองในการเตรียมระบบขนส่ง ที่พัก และสิ่งอำนวยความสะดวกที่เหมาะสมกับจำนวนผู้มาเยือน การกำหนดนโยบายส่งเสริมการท่องเที่ยวในพื้นที่ที่มีศักยภาพและปรับกลยุทธ์การตลาดตามแนวโน้มของผู้มาเยือน (Zhang, Tan, & Zeng, 2025) และการตอบสนองต่อเหตุการณ์ไม่คาดคิด เช่น โควิด-19 ที่ทำให้จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนลดลง การพยากรณ์ช่วยให้สามารถปรับตัวและฟื้นฟูได้เร็วขึ้น (Ma, 2025)

นักวิจัย ผู้ปฏิบัติงาน และผู้กำหนดนโยบายต่างให้ความสำคัญอย่างยิ่งกับวงจรการเติบโตของการท่องเที่ยวและความผันผวนของอุปสงค์ การพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเกิดขึ้นในอนาคตที่แม่นยำจึงเป็นเครื่องมือที่สำคัญ (Song, Qiu, & Park, 2019) การวิเคราะห์บทความสำคัญจำนวน 145 เรื่อง ตั้งแต่ปี 1979 ถึงปี 2020 พบว่าเทคนิคการพยากรณ์ความต้องการด้านการท่องเที่ยวมีตัวแบบการพยากรณ์ 3 ประเภท ได้แก่ ตัวแบบเศรษฐมิติ (Econometric models) ตัวแบบอนุกรมเวลา (Time series models) และตัวแบบปัญญาประดิษฐ์ (AI models) ตัวแบบเศรษฐมิติและอนุกรมเวลาได้รับความนิยม ตั้งแต่ปี 2005 ยังคงได้รับความนิยมต่อเนื่อง และถูกนำมาใช้เป็นตัวแบบมาตรฐานสำหรับการประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพส่วนตัวแบบใหม่ ๆ ในทศวรรษที่ผ่านมา ตัวแบบ AI ได้พัฒนาไปอย่างรวดเร็ว โดยมีการเกิดขึ้นของตัวแบบ AI แบบผสม (Hybrid AI models) เป็นแนวโน้มใหม่ ตัวแบบการพยากรณ์มีความหลากหลายมากขึ้น มีการผสมผสานรวมกัน และความแม่นยำในการพยากรณ์ก็เพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตาม เนื่องจากความซับซ้อนของการคาดการณ์ความต้องการด้านการท่องเที่ยว จึงไม่มีวิธีการใดที่สามารถใช้ได้ดีในทุกสถานการณ์ และเทคนิคการพยากรณ์ยังคงอยู่ในกระบวนการพัฒนาอย่างต่อเนื่อง (Abdou, Musabanganji, & Musahara, 2021)

จังหวัดปทุมธานีมีข้อมูลอนุกรมเวลาจำนวนผู้เยี่ยมชมจังหวัดปทุมธานีรายปี จำแนกเป็นชาวไทยและชาวต่างประเทศ พ.ศ. 2554-2567 ซึ่งจำนวนผู้เยี่ยมชม ประกอบด้วยนักท่องเที่ยวกับนักทัศนาจร นักท่องเที่ยว หมายถึง ผู้ที่เดินทางไปเยือนจังหวัดนั้น โดยวัตถุประสงค์ต่าง ๆ และต้องพักค้างคืนอย่างน้อย 1 คืน สำหรับนักทัศนาจร หมายถึง ผู้เยี่ยมชมที่ไม่พักค้างคืน (Digital Government Development Agency (Public Organization) (DGA), 2026) ดังแสดงในตารางที่ 1 ซึ่งมีจำนวนข้อมูลจำกัดเพียง 14 ปี และได้รับผลกระทบของมาตรการควบคุมการแพร่ระบาดที่เข้มงวด (Lockdown) ในช่วงวิกฤตโควิด-19 ระหว่างปี พ.ศ. 2563 ถึง 2566 (World Health Organization, 2020, 2023) การพัฒนาตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้มาเยือนจังหวัดปทุมธานีโดยใช้ข้อมูลที่มีอยู่อย่างจำกัดจะเป็นข้อมูลเชิงปริมาณเมื่อประกอบกับข้อมูลเชิงคุณภาพเกี่ยวกับการคาดการณ์ผลของโครงการ/งบประมาณที่จะส่งผลต่อจำนวนผู้เยี่ยมชม

ตารางที่ 1 จำนวนผู้มาเยือนจังหวัดปทุมธานี พ.ศ. 2554-2567

พ.ศ.	ชาวไทย		ชาวต่างประเทศ		รวม	
	ราย	+/- ร้อยละ	ราย	+/- ร้อย ละ	ราย	+/- ร้อย ละ
2554	939,849	-	146,584	-	1,086,433	-
2555	1,007,276	7.17	467,016	218.60	1,474,292	35.70
2556	1,062,015	5.43	491,155	5.17	1,553,170	5.35
2557	1,117,845	5.26	495,228	0.83	1,613,073	3.86
2558	1,277,729	14.30	537,660	8.57	1,815,389	12.54
2559	1,346,680	5.40	549,869	2.27	1,896,549	4.47
2560	1,435,467	6.59	578,814	5.26	2,014,281	6.21
2561	1,498,155	4.37	600,189	3.69	2,098,344	4.17
2562	1,524,543	1.76	600,368	0.03	2,124,911	1.27
2563	767,551	-49.65	76,598	-87.24	844,149	-60.27
2564	457,939	-40.34	1,956	-97.45	459,895	-45.52
2565	1,494,213	226.29	39,223	1905.27	1,533,436	233.43
2566	2,678,629	79.27	284,152	624.45	2,962,781	93.21
2567	3,068,553	14.56	387,293	36.30	3,455,846	16.64
เฉลี่ย	1,405,460		375,436		1,780,896	

ที่มา: สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน) (สพร.). (2569). จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือน องค์กร : สำนักงานจังหวัดปทุมธานี. https://data.go.th/dataset/dataset_tourism_404

จังหวัดปทุมธานีเป็นพื้นที่ยุทธศาสตร์สำคัญบริเวณปริมณฑลของกรุงเทพมหานคร มีบทบาทเป็นทั้งเมืองนอน (Dormitory Town) และแหล่งท่องเที่ยวเชิงอาหาร (Gastronomy Tourism) ซึ่งมีความอ่อนไหวต่อทั้งปัจจัยด้านเศรษฐกิจและนโยบายของภาครัฐสูง อีกทั้งยังเป็นพื้นที่ที่มีการเติบโตของนิคมอุตสาหกรรมและการขยายตัวของเมืองอย่างรวดเร็ว การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมที่แม่นยำจึงมีความจำเป็นสำหรับการวางแผนจัดการจราจร การขยายโครงสร้างพื้นฐานด้านสาธารณูปโภค และการบริหารจัดการทรัพยากรท้องถิ่น แม้ว่าข้อมูลในช่วงที่ผ่านมาจะเผชิญกับภาวะ 'Shock' รุนแรงจาก

โควิด-19 แต่รูปแบบการฟื้นตัวอย่างรวดเร็วในปัจจุบัน (ข้อมูลปี 2565-2567) สะท้อนถึงศักยภาพที่ซ่อนอยู่ของจังหวัด ซึ่งจำเป็นต้องได้รับการวิเคราะห์ด้วยเทคนิคที่เหมาะสม เพื่อกำหนดแผนงานพัฒนาการท่องเที่ยวของจังหวัดต่อไป

วัตถุประสงค์การวิจัย

เพื่อพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนจังหวัดปทุมธานี ปี พ.ศ. 2568

บทบทวนวรรณกรรม

วิธีการพยากรณ์ที่เหมาะสม

วิธีการพยากรณ์ที่สามารถใช้ได้ดีกับข้อมูลอนุกรมเวลารายปีเพียง 14 จุด (พ.ศ. 2554–2567) ได้แก่ วิธี Holt–Winters หรือ Triple Exponential Smoothing กับข้อมูลที่มีแนวโน้ม (trend) และสามารถปรับให้เรียบ (smoothing) ได้แม้จำนวนข้อมูลไม่มาก อีกทั้งจำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนที่ขาดหายไป (shock) ใน พ.ศ. 2563 จะถูกกลบด้วยการปรับให้เรียบ ทำให้แนวโน้มโดยรวมยังมีผลอยู่ต่อไป (Holt, 2004; Winters, 1960) ตัวอย่างการพยากรณ์ด้วยวิธีนี้ได้แก่ การใช้ข้อมูลยอดขายขวดน้ำพลาสติก 12 เดือน พยากรณ์ยอดขายขวดใน 12 เดือนถัดไป โดยมีความแม่นยำมากกว่าวิธีอื่น (Limlawan, Jangruxsakul, & Wiwattanakornwong, 2022) ส่วนการใช้ข้อมูลยอดขาย 21 เดือน พยากรณ์ยอดขาย 3 เดือนถัดไป แสดงใน Arsham (2015) และ Grey Systems Theory (GST) มีตัวแบบ GM(1,1) ที่ได้รับการออกแบบมาเพื่อใช้กับข้อมูลที่มีจำนวนจุดน้อยและไม่สมบูรณ์ได้ดี ผลลัพธ์จะเป็นเส้นโค้งเรียบที่สะท้อนแนวโน้มชัดเจน (Deng, 1989) GST ได้มีการนำไปใช้ในการพยากรณ์ยอดขายรถยนต์โดยใช้ยอดขายรายปี 2008 - 2013 พยากรณ์ปี 2014-2017 โดยมีค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในรูปแบบร้อยละ (Mean Absolute Percentage Error - MAPE) น้อยกว่าร้อยละ 4 อยู่ในเกณฑ์แม่นยำสูง (Tran, 2018) และการพยากรณ์การพยากรณ์ปริมาณการขนส่งพัสดุด่วนของประเทศจีน โดยใช้ข้อมูลปี 2001-2013 พยากรณ์ปี 2014-2015 สามารถใช้พยากรณ์ได้ดี (Tang & Deng, 2015) ส่วนการใช้ตัวแบบ ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) ไม่เหมาะสม เนื่องจาก ต้องการจำนวนข้อมูลมากพอเพื่อประมาณค่าพารามิเตอร์ (p, d, q) และตรวจสอบความนิ่ง (stationarity) ของอนุกรมเวลาได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Box, Jenkins, & Reinsel, 2016)

ศัพท์ปฏิบัติการ

จำนวนผู้เยี่ยมเยือน ประกอบด้วยนักท่องเที่ยวเกี่ยวกับนักท่องเที่ยว

นักท่องเที่ยว หมายถึง ผู้ที่เดินทางไปเยือนจังหวัดนั้น โดยวัตถุประสงค์ต่าง ๆ และต้องพักค้างคืนอย่างน้อย 1 คืน

นักท่องเที่ยว หมายถึง ผู้เยี่ยมเยือนที่ไม่พักค้างคืน

วิธีการวิจัย

การวิจัยนี้เป็นการวิจัยเชิงปริมาณ (Quantitative Research) ออกแบบการทดลองเชิงเปรียบเทียบ (Experimental Comparison Design) เพื่อศึกษาหาตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนจังหวัดปทุมธานีที่มีประสิทธิภาพสูงสุด กำหนดการทดลองออกเป็น 2 สถานการณ์ คือการใช้ชุดข้อมูลปกติและการจัดการกับค่าผิดปกติช่วงการระบาดของโควิด-19 โดยวิเคราะห์ผ่านตัวแบบพยากรณ์ประเภทการทำให้เรียบ (Smoothing) และทฤษฎีระบบเกรย์ (Grey Systems Theory) ประเมินผลด้วยค่าความคลาดเคลื่อนทางสถิติหลายดัชนี (Multi-criteria Error Evaluation)

ประชากร

จำนวนผู้เยี่ยมเยือนจังหวัดปทุมธานีทั้งชาวไทยและต่างชาติ

กลุ่มตัวอย่าง

จำนวนผู้เยี่ยมเยือนจังหวัดปทุมธานีทั้งชาวไทยและต่างชาติโดยรวมรายปี ระหว่าง พ.ศ. 2554-2567 ที่มีอยู่ในกลุ่มชุดข้อมูลการท่องเที่ยวและกีฬา ขอบเขตเชิงภูมิศาสตร์หรือเชิงพื้นที่จังหวัด จากรายงานสถิติจังหวัดปทุมธานี ปีที่เริ่มต้นจัดทำข้อมูล พ.ศ. 2554 ปีล่าสุดที่จัดทำข้อมูล พ.ศ. 2567 วันที่ปรับปรุง metadata 25 มิถุนายน พ.ศ. 2568 (Digital Government Agency (DGA), 2026)

เครื่องมือวิจัย

ตารางประกอบไปด้วยสมการ ปี พ.ศ. และจำนวนผู้เยี่ยมเยือน (ราย) ข้อมูลจริง ข้อมูลจากการพยากรณ์ตัวแบบต่าง ๆ แต่ละแถวคือข้อมูลในปี พ.ศ. นั้น ๆ

การเก็บรวบรวมข้อมูล

จำนวนผู้เยี่ยมเยือนจังหวัดปทุมธานีทั้งชาวไทยและต่างชาติโดยรวมรายปี ระหว่าง พ.ศ. 2554-2567 รวบรวมจากสำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน) (สพร.). (2569). จำนวนผู้เยี่ยมเยือน องค์กร : สำนักงานจังหวัดปทุมธานี (DGA, 2026)

การสร้างแบบจำลอง

วิธี Holt–Winters หรือ Triple Exponential Smoothing

Holt–Winters method (Triple Exponential Smoothing) ใช้กันมากในการพยากรณ์อนุกรมเวลา โดยสูตรจะมี 3 ส่วนหลักคือ Level (ค่าเฉลี่ยพื้นฐาน), Trend (แนวโน้ม) และ Seasonality (ฤดูกาล)

1. Level (ค่าพื้นฐานหรือระดับ) คือ “ค่ากลาง” หรือ “ค่าเฉลี่ยพื้นฐาน” ของข้อมูลในช่วงเวลาหนึ่ง เป็นจุดตั้งต้นที่บอกว่าข้อมูลโดยรวมอยู่ที่ระดับไหน ตัวอย่าง: ยอดขายเฉลี่ยต่อเดือนอยู่ที่ 1,000 หน่วย

2. Trend (แนวโน้ม) คือ “ทิศทางการเปลี่ยนแปลง” ของข้อมูลในระยะยาว บอกว่าข้อมูลกำลังเพิ่มขึ้น หรือ ลดลง ต่อเนื่อง ตัวอย่าง: ยอดขายเพิ่มขึ้นปีละ 50 หน่วย

3. Seasonality (ฤดูกาลหรือรอบ) คือ “รูปแบบการขึ้นลงซ้ำ ๆ” ที่เกิดตามรอบเวลา มักเกิดจากปัจจัยฤดูกาล, เทศกาล, หรือพฤติกรรมซ้ำ ๆ ของผู้บริโภค ตัวอย่าง: ยอดขายเดือนธันวาคมสูงกว่าปกติทุกปี เพราะเป็นช่วงเทศกาล

วิธี Holt–Winters มีการสร้างตัวแบบ 2 รูปแบบ คือ Seasonality แบบ Additive (บวกคงที่) และแบบ Seasonality แบบ Multiplicative (คูณตามสัดส่วน) สูตรการคำนวณศึกษาได้จาก Hyndman and Athanasopoulos (2018)

ในกรณีที่ข้อมูลเป็น รายปีเพียง 14 ปี จะไม่มีลักษณะของฤดูกาล (Seasonality) (ฤดูกาล) วิธี Holt–Winters หรือ Triple Exponential Smoothing แม้จะมีสูตรที่ประกอบด้วย 3 ส่วนหลักคือ Level, Trend, Seasonality แต่เมื่อข้อมูลไม่มีฤดูกาล โมเดลจะถูกปรับให้เหลือเพียง Level และ Trend เท่านั้น โดยส่วน Seasonality จะไม่ถูกนำมาใช้ในการคำนวณ ซึ่งทำให้ตัวแบบที่ใช้จริงเป็นเพียง Holt’s Linear Trend Method (Double Exponential Smoothing) ที่เน้นการปรับค่าระดับและแนวโน้มของข้อมูลในระยะยาว ซึ่งสอดคล้องกับแนวทางของ Hyndman & Athanasopoulos (2018) ที่อธิบายว่า หากข้อมูลไม่มี seasonality การใช้ Holt–Winters จะถูกลดรูปเหลือเพียงการประมาณค่า Level และ Trend เพื่อให้การพยากรณ์ยังคงมีความแม่นยำแม้จำนวนข้อมูลจะน้อย

Grey Systems Theory

วิธีการของ Grey System Theory ตัวแบบเริ่มต้น คือ GM(1,1) ย่อมาจาก "Grey Model First Order, One Variable" ซึ่งใช้ได้กับการพยากรณ์ที่มีข้อมูลน้อย (อย่างน้อย 4 ข้อมูล) และข้อมูลมีความไม่แน่นอนสูง โดยมีขั้นตอนดังนี้

การแปลงข้อมูลเป็นค่าสะสม (Accumulated Generating Operation - AGO) นำข้อมูลดิบ ($x(0)$) มาหาผลรวมสะสม เพื่อเปลี่ยนข้อมูลที่จะผันผวนให้กลายเป็นแนวโน้มที่เพิ่มขึ้นอย่างชัดเจน

$$(Exponential-like trend) \quad x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$$

การหาค่าเฉลี่ยเคลื่อนที่ (Mean Generating Operation) สร้างข้อมูลชุดใหม่ ($z^{(1)}$) จากค่าเฉลี่ยของข้อมูลสะสม เพื่อใช้ในการคำนวณสมการเชิงอนุพันธ์ (Differential Equation) อันดับหนึ่ง

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$$

ด้วยวิธี Least Squares Estimation เพื่อหาค่า a (Development coefficient) แสดงอัตราการเติบโต และ b (Driving coefficient) แสดงแรงขับเคลื่อนของระบบ

การพยากรณ์และย้อนกลับ (Inverse AGO) เมื่อได้ค่าพยากรณ์จากสมการสะสมแล้ว ต้องทำการ "ลบย้อนกลับ" เพื่อให้ได้ค่าพยากรณ์ของข้อมูลดิบ

$$x^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k)$$

สูตรการคำนวณศึกษาได้จาก Liu and Forrest (2010)

ตัวแบบ GM(1,1) มาตรฐานสามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลที่มีอยู่อย่างจำกัดและมีแนวโน้มการเติบโตแบบเอกซ์โพเนนเชียล แต่ก็ยังมีข้อจำกัดในการรับมือกับข้อมูลที่มีลักษณะทาง ฤดูกาล (Seasonality) หรือการเปลี่ยนแปลงแบบฉับพลันตามช่วงเวลา (Periodic shocks) จึงมีการนำอนุกรมฟูเรียร์ (Fourier series) มาช่วยปรับแก้ตัวแบบจากค่าคลาดเคลื่อนคงเหลือ (Residual errors) ที่ได้จากการจำลองด้วย GM(1,1) เป็นตัวแบบ FGM(1,1) (Xiong & Wu, 2021) ที่ทำให้ความแม่นยำเพิ่มสูงขึ้น (MAPE ต่ำลง) ส่วนแบบจำลองขยายปรับค่าตามรอบ (GM(1,1)EPC) เป็นการปรับปรุงแบบจำลอง GM(1,1) ด้วยการปรับค่าคลาดเคลื่อนด้วยอนุกรมอนุกรมฟูเรียร์ เพื่อให้แบบจำลองสามารถปรับการพยากรณ์ไปตามความผันผวนเพิ่มขึ้นลดลงของข้อมูลในอดีตที่ไม่เป็นเส้นตรงได้ (Lin et al., 2013)

เกณฑ์พิจารณาความแม่นยำของตัวแบบ

ความแม่นยำเชิงความสัมพันธ์ R, R^2

R สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันระหว่างค่าพยากรณ์จากตัวแบบกับข้อมูลจริง

R^2 (Coefficient of Determination) ค่าสัมประสิทธิ์การอธิบายความแปรปรวนว่าค่าพยากรณ์จากตัวแบบอธิบายข้อมูลจริงได้ดีเพียงใด

R^2 ใกล้ 1 ตัวแบบอธิบายข้อมูลได้ดี $R^2 < 0.5$ ตัวแบบอธิบายข้อมูลได้ไม่ดี (Frost, 2026)

A_t คือ ค่าจริง ณ ช่วงเวลาที่ t

F_t คือ ค่าพยากรณ์ ณ ช่วงเวลาที่ t

ช่วงเวลาที่ $t = 1, 2, \dots, n$

ความแม่นยำเชิงความคลาดเคลื่อนแบบสัมบูรณ์ (Sefidian Academy, 2026)

MAE (Mean Absolute Error) ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ (ไม่สนใจทิศทางบวก/ลบ)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|$$

ตัวแบบที่มีค่า MAE ต่ำกว่ามีความแม่นยำสูงกว่า (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

RMSE (Root Mean Squared Error) รากที่สองของค่าเฉลี่ยกำลังสองของความคลาดเคลื่อน

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (A_t - F_t)^2}$$

ตัวแบบที่มีค่า RMSE ต่ำกว่ามีความแม่นยำสูงกว่า (Hyndman & Athanasopoulos, 2018)

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยในรูปแบบร้อยละ

$$MAPE = \frac{100}{n} \times \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right|$$

MAPE < 10% ดีมาก 10–20% ดี 20–50% พอใช้ และ >50% ไม่ดี (Lewinson, 2020)

SMAPE (Symmetric Mean Absolute Percentage Error) ค่าความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์เฉลี่ยเชิงสมมาตร ลดปัญหา MAPE เมื่อค่าจริงใกล้ศูนย์

$$SMAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(A_t + F_t) / 2}$$

SMAPE < 20% ถือว่าดี 20–40% พอใช้ และ >40% ไม่ดี (Lewinson, 2020)

MASE (Mean Absolute Scaled Error) เป็นตัววัดความแม่นยำที่นิยมใช้ในงาน time series forecasting เพราะมันแก้ปัญหาเรื่อง scale และสามารถเปรียบเทียบโมเดลต่าง ๆ ได้แม้ข้อมูลจะมีหน่วยหรือขนาดต่างกัน

$$MASE = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |A_t - F_t|}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n |A_t - A_{t-1}|}$$

MASE < 1 โมเดลดีกว่า naive forecast

MASE = 1 โมเดลดีพอ ๆ กับ naive forecast

MASE > 1 โมเดลแย่กว่า naive forecast (Hyndman & Koehler, 2006)

naive forecast เป็นการทำนายโดยใช้ ค่าล่าสุด (previous observation) เป็นค่าพยากรณ์สำหรับอนาคต

การวิเคราะห์ข้อมูล

การสร้างตัวแบบ Exponential Smoothing (Holt-Winters) โดยซอร์สโค้ดภาษา Python ถูกสร้างขึ้นโดยใช้ความช่วยเหลือจาก Google Gemini (Google, 2024) การสร้างตัวแบบ GM(1,1) และ GM(1,1)EPC ประมวลผลข้อมูลด้วยโปรแกรมสำเร็จรูป Excel

การพิทักษ์สิทธิ์กลุ่มตัวอย่าง

ข้อมูลจำนวนผู้มาเยือนจังหวัดปทุมธานี เป็นข้อมูลจำนวนผู้มาเยือนโดยรวมรายปีที่สำนักงานพัฒนารัฐบาลดิจิทัล (องค์การมหาชน) (สพร.) (DGA, 2026) นำมาเผยแพร่ต่อสาธารณะให้สามารถดาวน์โหลดได้ ไม่มีข้อมูลส่วนบุคคลที่จะระบุถึงตัวตนบุคคลใด ๆ ได้ จึงเป็นการวิจัยที่ไม่เข้าข่ายการวิจัยในคน (National Science and Technology Development Agency (NSTDA), 2026)

ผลการศึกษา

เมื่อพิจารณาจำนวนผู้เยี่ยมชมเยือน จังหวัดปทุมธานีจากข้อมูลที่รวบรวมมาได้ พ.ศ. 2554-2567 พบว่ามีค่าผิดปกติ (Outliers) ช่วง พ.ศ. 2563-2565 เป็นช่วงที่มีสถานการณ์โควิด-19 จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนลดลงอย่างรุนแรงและผิดปกติ (Shock) ซึ่งไม่ได้สะท้อนแนวโน้มการเติบโตตามธรรมชาติของอุตสาหกรรมท่องเที่ยว การสร้างตัวแบบจึงจำแนกออกเป็นการใช้ข้อมูลทั้งหมด กับการตัด พ.ศ. 2563-2565 ออก ทำให้มีการสร้างตัวแบบ 8 ตัวแบบ ประกอบไปด้วย การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวไทยกับชาวต่างชาติ (2 วิธี) การสร้างตัวแบบ Exponential Smoothing (Holt-Winters) ตัวแบบการบวก (Additive) และ ตัวแบบการคูณ (Multiplicative) การสร้างตัวแบบตามทฤษฎีระบบเกรย์ ตัวแบบ GM(1,1) และ GM(1,1)EPC (4 วิธี)

การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวไทย

ตัวแบบการพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวไทย (ราย) จังหวัดปทุมธานี ด้วยวิธี Holt-Winters โมเดลที่ดีที่สุดคือ "ตัด พ.ศ. 2563-2565 แบบ Multiplicative" หากพิจารณาจากค่าสถิติความคลาดเคลื่อน (Error Metrics) ในตารางที่ 2 ตัวแบบนี้มีความแม่นยำสูงสุดด้วย ค่า R^2 สูงที่สุด (0.82): หมายถึงโมเดลนี้สามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ดีที่สุด (82%) เมื่อเทียบกับแบบอื่นในตารางเดียวกัน ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด MAPE (11.82%) และ sMAPE (11.86%) มีค่าต่ำที่สุด ซึ่งโดยทั่วไปค่า MAPE ที่ต่ำกว่า 20% ถือว่าเป็นการพยากรณ์ที่อยู่ในเกณฑ์ "ดี" MAE (198,207) และ RMSE (293,158) มีค่าต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับทุกโมเดลในภาพแรก และค่า MASE (0.93): มีค่าใกล้เคียง 1 (แม้จะสูงกว่าแบบที่ใช้ข้อมูลครบเล็กน้อยในเชิงเทคนิค แต่เมื่อมองภาพรวมความคลาดเคลื่อนตัวอื่น ตัวแบบนี้ถือว่าเสถียรกว่ามาก)

ตารางที่ 2 การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวไทย (ราย) จังหวัดปทุมธานี วิธี Holt–Winters

Thai Visitors		ข้อมูลครบ		ตัด พ.ศ. 2563-2565	
พ.ศ.	ค่าจริง	Additive	Multiplicative	Additive	Multiplicative
2554	939,849	945,001	941,695	875,461	919,924
2555	1,007,276	1,099,585	945,462	1,160,426	1,094,824
2556	1,062,015	1,167,012	1,020,794	1,227,853	1,193,154
2557	1,117,845	1,221,751	1,081,189	1,282,592	1,265,049
2558	1,277,729	1,277,581	1,142,397	1,338,422	1,333,219
2559	1,346,680	1,437,465	1,323,310	1,498,306	1,503,421
2560	1,435,467	1,506,416	1,397,510	1,567,257	1,602,401
2561	1,498,155	1,595,203	1,494,230	1,656,044	1,708,023
2562	1,524,543	1,657,891	1,559,948	1,718,732	1,789,089
2563	767,551	1,684,279	1,583,345	1,745,120	1,829,863
2564	457,939	927,287	750,643		
2565	1,494,213	617,675	428,075		
2566	2,678,629	1,653,949	1,790,718		
2567	3,068,553	2,838,365	3,390,422	2,899,206	2,976,438
2568		3,228,289	3,842,204	3,289,130	3,569,622
ความคลาดเคลื่อน					
R		0.72	0.78	0.89	0.90
R ²		0.53	0.61	0.79	0.82
MAE		301152	268710	213379	198207
RMSE		463126	447873	314649	293158
MAPE (%)		27.30	22.59	12.84	11.82
sMAPE (%)		23.88	22.18	13.03	11.86
MASE		0.92	0.82	1.00	0.93

ตารางที่ 3 การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวไทย (ราย) จังหวัดปทุมธานี วิธี Grey Systems Theory

Thai Visitors		ข้อมูลครบ		ตัด พ.ศ. 2563-2565	
พ.ศ.	ค่าจริง	GM(1,1)	EPC	GM(1,1)	EPC
2554	939,849	939,849	939,849	939,849	939,849
2555	1,007,276	809,078	1,059,273	755,002	963,273
2556	1,062,015	879,725	1,006,851	869,279	1,106,018
2557	1,117,845	956,541	1,172,969	1,000,854	1,073,842
2558	1,277,729	1,040,064	1,225,848	1,152,344	1,321,732
2559	1,346,680	1,130,880	1,392,303	1,326,763	1,302,677
2560	1,435,467	1,229,626	1,398,753	1,527,583	1,479,470
2561	1,498,155	1,336,994	1,523,826	1,758,799	1,454,152
2562	1,524,543	1,453,737	1,511,408	2,025,012	1,568,546
2563	767,551	1,580,675	767,388		
2564	457,939	1,718,696	471,391		
2565	1,494,213	1,868,768	1,468,254		
2566	2,678,629	2,031,945	2,715,587	2,331,520	2,634,626
2567	3,068,553	2,209,370	3,022,744	2,684,420	3,112,556
2568		2,402,287	2,696,308	3,090,736	3,391,917
ความคลาดเคลื่อน					
R		0.61	1.00	0.92	1.00
R ²		0.38	1.00	0.84	1.00
MAE		1.47E+11	7.71E+08	2.29E+05	4.40E+04
RMSE		542239	39279	269356	44003
MAPE (%)		44.16	1.38	14.71	3.11
sMAPE (%)		0.30	0.03	0.15	0.15
MASE		448427	2353	1	0

ตัวแบบตามวิธี Grey Systems Theory ดังแสดงในตารางที่ 3 มีค่า MAE และ RMSE สูงมาก แม้ค่า R^2 จะเท่ากับ 1.00 แต่คือสัญญาณอันตรายที่เรียกว่า Overfitting คือตัวแบบพยายามลากเส้นให้ผ่านจุดข้อมูลในอดีตทุกจุดจนสมบูรณ์แบบ แต่เมื่อนำไปพยากรณ์อนาคตจะมีความผิดพลาดสูงมาก

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์ พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดสำหรับข้อมูลชุดนี้คือ การพยากรณ์แบบทำให้เรียบด้วยเลขชี้กำลังของโฮลต์-วินเตอร์ส รูปแบบผลคูณ (Holt-Winters Multiplicative) โดยใช้ชุดข้อมูลที่ตัดปีที่มิผลกระทบจากโควิด-19 (พ.ศ. 2563-2565) ออก เนื่องจากให้ค่าดัชนีความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุด โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ร้อยละ 11.82 และค่า MASE เท่ากับ 0.93 ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำที่สูงกว่าตัวแบบพื้นฐานและตัวแบบ Grey Model (GM(1,1)) ที่มีความคลาดเคลื่อนสูงกว่าอย่างเห็นได้ชัด นอกจากนี้ การจัดการข้อมูลโดยการตัดค่าผิดปกติ (Outliers) ยังช่วยให้ตัวแบบสามารถสะท้อนแนวโน้มการเติบโตที่แท้จริงของจำนวนนักท่องเที่ยวชาวไทยได้ดีกว่าการใช้ชุดข้อมูลครบถ้วน ซึ่งมีความผันผวนรุนแรงจนทำให้โมเดลขาดความเสถียร

การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมชาวต่างชาติ

ตัวแบบ Holt-Winters Multiplicative (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) เมื่อเทียบกับทุกตัวแบบในกลุ่ม Holt-Winters ตัวแบบนี้ให้ค่าความคลาดเคลื่อนต่ำที่สุดอย่างชัดเจน โดยมีค่า MAPE อยู่ที่ 37.29% และ sMAPE อยู่ที่ 27.27% ค่าความคลาดเคลื่อน MAE (112,134) และ RMSE (133,285) มีค่าต่ำที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 4 ในขณะที่ตัวแบบที่ "ใช้ข้อมูลครบ" มีค่า MAPE สูงพุ่งไปถึง 266% - 319% ซึ่งใช้งานไม่ได้เลย

วิธี Grey Systems Theory ที่ดีที่สุด คือ ตัวแบบ GM(1,1) EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) เป็นตัวแบบที่ให้ค่าสถิติแม่นยำที่สุด ดังแสดงในตารางที่ 5 โดยมีค่า MAPE ต่ำเพียง 4.96% และ sMAPE เพียง 0.18% มีค่า R^2 สูงถึง 0.94 ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการอธิบายข้อมูลได้ดีเยี่ยม เมื่อเทียบกับ EPC แบบข้อมูลครบ แม้จะมี R^2 สูงกว่า (0.98) แต่ค่า MAE กลับสูงถึงระดับ $4.00E+08$ ซึ่งไม่มีความเสถียร

ตัวแบบ EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) เป็นตัวแบบที่ดีที่สุดสำหรับกรณีนักท่องเที่ยวต่างชาติ เนื่องจากความแม่นยำที่เหนือกว่าอย่างเห็นได้ชัด: ค่า MAPE ของ EPC (4.96%) ต่ำกว่า Holt-Winters (37.29%) ซึ่งตามเกณฑ์มาตรฐานสากล MAPE ที่ต่ำกว่า 10% ถือว่าเป็นการพยากรณ์ที่มีความแม่นยำระดับ "สูงมาก" ประสิทธิภาพการพยากรณ์ (MASE): ตัวแบบนี้ให้ค่า MASE เท่ากับ 0 (ในขณะที่ Holt-Winters ให้ค่า 1.28) ซึ่งบ่งบอกว่าโมเดลนี้พยากรณ์ได้ดีกว่าวิธีพื้นฐานอย่างสมบูรณ์แบบ แม้จะมีการตัดช่วงโควิดออก แต่ตัวแบบ EPC ยังสามารถจัดการกับข้อมูลนักท่องเที่ยวต่างชาติที่มีลักษณะค่อย ๆ เพิ่มขึ้นได้ดีกว่าโมเดลทางสถิติแบบดั้งเดิม

ตารางที่ 4 การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวต่างชาติ (ราย) จังหวัดปทุมธานี วิธี Holt-Winters

Foreign Visitors		ข้อมูลครบ		ตัด พ.ศ. 2563-2565	
พ.ศ.	ค่าจริง	Additive	Multiplicative	Additive	Multiplicative
2554	146,584	320,878	147,661	389,470	428,849
2555	467,016	121,557	129,501	403,524	436,164
2556	491,155	441,989	430,276	417,579	443,603
2557	495,228	466,128	453,569	431,633	451,169
2558	537,660	470,201	458,021	445,688	458,864
2559	549,869	512,633	498,687	459,742	466,690
2560	578,814	524,842	510,872	473,796	474,650
2561	600,189	553,787	538,940	487,851	482,746
2562	600,368	575,162	559,887	501,905	490,979
2563	76,598	575,341	560,720		
2564	1,956	51,571	70,524		
2565	39,223	(23,071)	1,772		
2566	284,152	14,196	47,886	515,959	499,354
2567	387,293	259,125	375,063	530,014	507,870
2568		362,266	511,476	544,068	516,533
ความคลาดเคลื่อน					
R		0.61	0.66	0.22	0.20
R ²		0.37	0.43	0.05	0.04
MAE		131219	112876	119636	112134
RMSE		190678	176226	133659	133285
MAPE (%)		266.00	319.00	37.48	37.29
sMAPE (%)		72.15	61.52	29.02	27.27
MASE		1.19	1.02	1.37	1.28

ตารางที่ 5 การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมชมเยือนชาวต่างชาติ (ราย) จังหวัดปทุมธานี วิธี Grey Systems Theory

Foreign Visitors		ข้อมูลครบ		ตัด พ.ศ. 2563-2565	
พ.ศ.	ค่าจริง	GM(1,1)	EPC	GM(1,1)	EPC
2554	146,584	146,584	146,584	146,584	146,584
2555	467,016	591,285	480,396	534,678	490,572
2556	491,155	549,531	469,148	526,485	467,599
2557	495,228	510,725	524,583	518,417	518,784
2558	537,660	474,659	502,663	510,473	514,104
2559	549,869	441,140	588,474	502,650	573,425
2560	578,814	409,988	538,844	494,947	555,258
2561	600,189	381,036	639,200	487,363	623,745
2562	600,368	354,129	564,582	479,894	576,812
2563	76,598	329,121	107,078		
2564	1,956	305,880	(21,448)		
2565	39,223	284,280	54,190		
2566	284,152	264,205	278,492	472,540	307,708
2567	387,293	245,547	383,318	465,299	363,737
2568		228,208	119,423	458,169	414,076
ความคลาดเคลื่อน					
R		0.55	0.99	0.25	0.97
R ²		0.30	0.98	0.06	0.94
MAE		1.57E+10	4.00E+08	78415	23556
RMSE		1.77E+05	28269	92296	23556
MAPE (%)		1285.84	50.86	17.98	4.96
sMAPE (%)		0.56	-0.10	0.17	0.18
MASE		142163	3614	1	0

การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวต่างชาติด้วยแบบ EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) สามารถลดความคลาดเคลื่อนลงได้มากกว่าวิธีอื่นอย่างมีนัยสำคัญ ถ้าเน้นความปลอดภัยและเป็นสากลเลือก Holt-Winters Multiplicative (ตัด โควิด) แม้ MAPE จะสูง (37.29%) แต่ตัวเลข MAE (1.1 แสน) ดูสมเหตุสมผลกับฐานข้อมูลหลักแสน ถ้าเน้นความแม่นยำสูงสุดในเชิงสถิติ (และยอมรับความเสี่ยงเรื่อง Overfitting ได้) ก็ควรเลือก EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) เพราะค่า MAE ในกรณีนี้ (23,556) ไม่ได้สูงเกินจริงเหมือนกรณีข้อมูลครบ และมี MAPE ที่ต่ำมาก

อภิปรายผลและสรุป

จากการวิเคราะห์ประสิทธิภาพของตัวแบบพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวไทย พบว่าตัวแบบที่เหมาะสมที่สุดคือ Holt-Winters Multiplicative ในกรณีที่ตัดชุดข้อมูลปี พ.ศ. 2563-2565 (ช่วงการแพร่ระบาดของโควิด-19) เนื่องจากมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (MAPE) ต่ำที่สุดที่ร้อยละ 11.82 และมีค่า MASE เท่ากับ 0.93 ซึ่งแสดงถึงความแม่นยำที่สูงกว่าตัวแบบพยากรณ์พื้นฐาน ขณะที่วิธี Grey Systems Theory ตัวแบบ EPC แม้จะมีค่า R^2 สูงและ MAPE ต่ำในบางกรณี แต่กลับปรากฏค่าความคลาดเคลื่อน MAE และ RMSE สูงผิดปกติในระดับร้อยละล้าน (7.71×10^8) ซึ่งสะท้อนถึงสถานะ Overfitting หรือความไม่เสถียรของตัวแบบในการจัดการกับข้อมูลที่มีความผันผวนรุนแรง ดังนั้น การใช้ตัวแบบ Holt-Winters Multiplicative ร่วมกับการปรับปรุงชุดข้อมูลโดยการตัดค่าผิดปกติ (Outliers) จึงให้ผลการพยากรณ์ที่มีความน่าเชื่อถือทางสถิติและสะท้อนแนวโน้มการเติบโตที่แท้จริงได้ดีที่สุด โดยพยากรณ์ว่าจำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวไทยในปี พ.ศ. 2568 จะเพิ่มขึ้นเป็น 3,569,622 คน

การพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวต่างชาติด้วยแบบ EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) สามารถลดความคลาดเคลื่อนลงได้มากกว่าวิธีอื่นอย่างมีนัยสำคัญ ถ้าเน้นความปลอดภัยและเป็นสากลเลือก Holt-Winters Multiplicative (ตัด โควิด) แม้ MAPE จะสูง (37.29%) แต่ตัวเลข MAE (1.1 แสน) ดูสมเหตุสมผลกับฐานข้อมูลหลักแสน ถ้าเน้นความแม่นยำสูงสุดในเชิงสถิติ (และยอมรับความเสี่ยงเรื่อง Overfitting ได้) ก็ควรเลือก EPC (กรณีตัด พ.ศ. 2563-2565) เพราะค่า MAE ในกรณีนี้ (23,556) ไม่ได้สูงเกินจริงเหมือนกรณีข้อมูลครบ และมี MAPE ที่ต่ำมาก เนื่องจากข้อมูลจำนวนผู้เยี่ยมเยือนต่างชาติมีความผันผวนสูงจากผลกระทบของโรคระบาด ตัวแบบ EPC อาจให้ผลลัพธ์ที่แนบสนิทกับข้อมูลในอดีต (Overfitting) ผู้วิจัยจึงต้องพิจารณาควบคู่ไปกับตัวแบบมาตรฐานอย่างวิธี Holt-Winters

ตัวแบบ EPC (กรณีตัดปี พ.ศ. 2563-2565) พยากรณ์ว่าในปี พ.ศ. 2568 จะมีจำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวต่างชาติเท่ากับ 414,076 คน โดยตัวแบบนี้มีความแม่นยำสูงที่สุดด้วยค่า MAPE เพียงร้อยละ 4.96 และค่า MASE เท่ากับ 0 ซึ่งแสดงถึงประสิทธิภาพที่ดีในการพยากรณ์ข้อมูลชุดนี้ ตัวแบบ Holt-Winters Multiplicative (กรณีตัดปี พ.ศ. 2563-2565): พยากรณ์ว่าในปี พ.ศ. 2568 จะมีจำนวนผู้เยี่ยมเยือน

ชาวต่างชาติเท่ากับ 516,533 คน แม้ตัวแบบนี้จะมีค่า MAPE สูงกว่าที่ร้อยละ 37.29 แต่เป็นตัวแทนมาตรฐานทางสถิติที่ทำให้ค่าพยากรณ์ในลักษณะเกาะกลุ่มไปกับแนวโน้มการเติบโตเดิม อย่างไรก็ตามควรพิจารณาค่าพยากรณ์จากตัวแบบ EPC (414,076 คน) เป็นหลัก เนื่องจากมีค่าสถิติความคลาดเคลื่อนต่ำกว่าอย่างมีนัยสำคัญและมีความน่าเชื่อถือสูงกว่าในเชิงปริมาณ

ผลการวิจัยครั้งนี้สะท้อนให้เห็นว่า การเลือกใช้ตัวแบบที่แตกต่างกันมีผลต่อความแม่นยำของการพยากรณ์อย่างชัดเจน โดยสำหรับผู้เชี่ยวชาญชาวไทย โมเดล Holt-Winters Multiplicative เมื่อทำการตัดข้อมูลช่วงโควิดออกให้ผลแม่นยำที่สุด (MAPE 11.82%) ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของ Hyndman และ Athanasopoulos (2018) ที่ชี้ว่าโมเดลนี้เหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มและความผันผวนตามสัดส่วน ขณะที่สำหรับผู้เชี่ยวชาญต่างชาติ ตัวแบบ Grey Model EPC ให้ผลแม่นยำสูงสุด (MAPE 4.96%) สอดคล้องกับ Deng (1989) และ Tang & Deng (2015) ที่ยืนยันว่า Grey Systems Theory เหมาะกับข้อมูลที่มีจำนวนจุดน้อยและมีความไม่แน่นอนสูง นอกจากนี้ยังพบว่า การรวมข้อมูลช่วงโควิดทำให้โมเดลเกิดภาวะ Overfitting และมีความคลาดเคลื่อนสูง ซึ่งสอดคล้องกับข้อค้นพบของ Ma (2025) ที่ระบุว่าการแพร่ระบาดทำให้ข้อมูลท่องเที่ยวเกิด shock และจำเป็นต้องจัดการ outlier เพื่อให้โมเดลมีเสถียรภาพ ผลการวิจัยนี้จึงตอบย้ำทั้งความสอดคล้องกับทฤษฎีและงานวิจัยก่อนหน้า และแสดงให้เห็นความใหม่ในเชิงการออกแบบการทดลองที่เน้นการจัดการข้อมูลผิดปกติจากวิกฤตการณ์โควิด-19

แม้การศึกษานี้ไม่สามารถเปรียบเทียบเชิงตรงกับการงานวิจัยที่ใช้ข้อมูลและบริบทเดียวกันได้ เนื่องจากจำนวนข้อมูลมีข้อจำกัดและได้รับผลกระทบจากสถานการณ์โควิด-19 แต่ผลลัพธ์ที่ได้ยังสอดคล้องกับหลักการของ Holt-Winters ที่ Hyndman และ Athanasopoulos (2018) อธิบายว่าเหมาะกับข้อมูลที่มีแนวโน้มและความผันผวนตามสัดส่วน และสอดคล้องกับแนวคิดของ Deng (1989) ที่เสนอว่า Grey Systems Theory เหมาะกับข้อมูลที่มีจำนวนจุดน้อยและไม่สมบูรณ์ ดังนั้นแม้จะไม่มีงานวิจัยที่เหมือนกันโดยตรง ผลการศึกษานี้ยังสามารถยืนยันความถูกต้องและความใหม่ได้จากการอ้างอิงทฤษฎีและงานที่เกี่ยวข้อง

ข้อเสนอแนะจากผลการวิจัย (Policy Recommendations)

การเลือกใช้ตัวแบบพยากรณ์ตามกลุ่มเป้าหมายสำหรับการวางแผนกลยุทธ์ด้านการท่องเที่ยวเชิงนโยบาย หน่วยงานควรเลือกใช้ผลการพยากรณ์จากตัวแบบที่แตกต่างกันตามกลุ่มผู้เชี่ยวชาญ โดยกลุ่มชาวไทย ควรใช้วิธี Holt-Winters Multiplicative (แบบตัดปีโควิด) ซึ่งให้ค่าพยากรณ์ที่สะท้อนแนวโน้มการเติบโตตามฤดูกาลได้แม่นยำที่สุด ส่วนกลุ่มชาวต่างชาติ ควรใช้ผลจาก Grey Model EPC (แบบตัดปีโควิด) เนื่องจากมีความคลาดเคลื่อนต่ำมากและสะท้อนการฟื้นตัวได้ดีกว่า

การจัดการข้อมูลที่ผิดปกติ (Data Cleaning) เนื่องจากพบว่าข้อมูลในช่วงปี พ.ศ. 2563-2565 เป็นค่าผิดปกติ (Outliers) ที่รุนแรงซึ่งส่งผลให้โมเดลพยากรณ์ขาดความแม่นยำ ดังนั้นหน่วยงานสถิติควรมีการวิเคราะห์ข้อมูลโดยแยกผลกระทบจากปัจจัยภายนอกที่ไม่คาดคิด เพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่สะอาดและเหมาะสมสำหรับการวางแผนทรัพยากรและการรองรับนักท่องเที่ยวในระยะยาว

การเตรียมความพร้อมรองรับปริมาณนักท่องเที่ยว ซึ่งจากการพยากรณ์ที่พบว่าจำนวนผู้เยี่ยมชมเชียงใหม่แนวโน้มเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่องในปี พ.ศ. 2568 จังหวัดปทุมธานีควรเตรียมความพร้อมด้านโครงสร้างพื้นฐาน การจัดการสิ่งแวดล้อม และการส่งเสริมกิจกรรมการท่องเที่ยวให้สอดคล้องกับตัวเลขที่คาดการณ์ไว้เพื่อป้องกันปัญหาความแออัดและรักษาคุณภาพการให้บริการ

ข้อเสนอแนะในการทำวิจัยครั้งต่อไป

การศึกษาปัจจัยที่มีผลต่อความผันผวนของข้อมูลโดยการศึกษาปัจจัยภายนอกอื่น ๆ เพิ่มเติม นอกเหนือจากผลกระทบของโควิด-19 เช่น นโยบายกระตุ้นเศรษฐกิจของภาครัฐ ปัจจัยด้านเศรษฐกิจโลก หรือเหตุการณ์ภัยพิบัติทางธรรมชาติ เพื่อนำมาปรับปรุงความแม่นยำของโมเดลพยากรณ์ให้มีความหลากหลายมากขึ้น

การเปรียบเทียบกับโมเดลการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ในอนาคตควรมีการนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์และโมเดล Machine Learning เช่น Long Short-Term Memory (LSTM) หรือ Random Forest มาเปรียบเทียบกับโมเดล Smoothing และ Grey Model เพื่อหาแนวทางพยากรณ์ที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้นสำหรับข้อมูลที่มีความซับซ้อนและผันผวนสูง

การศึกษาในระดับรายพื้นที่หรือรายกิจกรรม ควรขยายขอบเขตการพยากรณ์ไปสู่ระดับรายอำเภอ หรือจำแนกตามวัตถุประสงค์การเดินทาง (เช่น การท่องเที่ยวเชิงวัฒนธรรม หรือการท่องเที่ยวเชิงธุรกิจ) เพื่อให้ได้ข้อมูลเชิงลึกที่สามารถนำไปใช้ออกแบบแผนพัฒนาการท่องเที่ยวเฉพาะด้านได้ตรงจุดยิ่งขึ้น

REFERENCES

- Abdou, M., Musabanganji, E., & Musahara, H. (2021). Tourism Demand Modelling and Forecasting: A Review of Literature. *African Journal of Hospitality, Tourism and Leisure*, 10(4), 1370-1393.
- Arsham, H. (2015). *Time-Critical Decision Making or Business Administration*. Retrieved from <https://home.ubalt.edu/ntsbarsh/business-stat/stat-data/forecast.htm#rHoltWinter>
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G.M. (2016). *Time series analysis: Forecasting and control* (5th ed.). Hoboken, NJ: Wiley.
- Deng, J. (1989). Introduction to grey system theory. *The Journal of Grey System*, 1(1), 1-24.
- Digital Government Development Agency (Public Organization) (DGA). (2026). *Number of Visitors, Organization: Pathum Thani Provincial Office*. Retrieved from https://data.go.th/dataset/dataset_tourism_404
- Frost, J. (2026). *How To Interpret R-squared in Regression Analysis*. Retrieved from https://statisticsbyjim.com/regression/interpret-r-squared-regression/#google_vignette
- Google. (2024). Gemini (February version) [Large language model]. Retrieved from <https://gemini.google.com/>
- Holt, C. C. (2004). Forecasting seasonals and trends by exponentially weighted moving averages. *International Journal of Forecasting*, 20(1), 5-10.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice* (2nd ed.). Melbourne, Australia: OTexts.
- Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), 679-688.
- Lewinson, E. (2020). *Choosing the correct error metric: MAPE vs. sMAPE*. Retrieved from https://towardsdatascience.com/choosing-the-correct-error-metric-mape-vs-smape-5328dec53fac/?utm_source=copilot.com
- Limlawan, V., Jangruksakul, S., & Wiwattanakornwong, K. (2022). Comparative of forecasting technique for improving the accuracy of sale forecast: A case study of plastic bottle manufacturing in Thailand. *Suthiparithat Journal*, 36(2): 18-34.
- Lin, Y. H., Chiu, C. C., Lin, Y. J., Lee, P. C. (2013). Rainfall prediction using innovative grey model with the dynamic index. *Journal of Marine Science and Technology*, 21(1), 63-75. doi:10.6119/JMST-011-1116-1

- Liu, S., & Forrest, J. (2010). *Grey systems: Theory and applications*. Berlin, Germany: Springer.
<https://doi.org/10.1007/978-3-642-16158-2>
- Ma, J. (2025). Demand forecasting of smart tourism integrating spatial metrology and deep learning. *Scientific Reports*, 15:42646. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-26830-3>
- National Science and Technology Development Agency (NSTDA). (2026). *Checklist for Activities Research Involving Human Subjects*. Retrieved from <https://waa.inter.nstda.or.th/stks/pub/ori/docs/20200402-the-scientific-purposes-of-research-and-testing-in-human-inspection-form.pdf>
- Sefidian Academy. (2026). *A guide on regression error metrics (MSE, RMSE, MAE, MAPE, sMAPE, MPE) with Python code*. Retrieved from https://sefidian.com/2022/08/18/a-guide-on-regression-error-metrics-with-python-code/?utm_source=copilot.com
- Tang, S., & Deng, G. (2015). Based on the Theory of Grey System to Forecast China's Business Volume of Express Services. *Modern Economy*, 6, 283-288. doi: 10.4236/me.2015.62025
- Tran, T. T. (2018). Building forecasting model of automobile industry based on grey theory: A case study of Nissan motor corporation. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 5(10), 7-15. <https://doi.org/10.21833/ijaas.2018.10.002>
- Winters, P. R. (1960). Forecasting sales by exponentially weighted moving averages. *Management Science*, 6(3), 324-342.
- World Health Organization. (2020). *WHO Director-General's opening remarks at the media briefing on COVID-19 - 11 March 2020*. Retrieved from <https://www.who.int/director-general/speeches/detail/who-director-general-s-opening-remarks-at-the-media-briefing-on-covid-19---11-march-2020>
- World Health Organization. (2023). *Statement on the fifteenth meeting of the IHR (2005) Emergency Committee regarding the coronavirus disease (COVID-19) pandemic*. Retrieved from [https://www.who.int/news/item/05-05-2023-statement-on-the-fifteenth-meeting-of-the-ihc-\(2005\)-emergency-committee-regarding-the-coronavirus-disease-\(covid-19\)-pandemic](https://www.who.int/news/item/05-05-2023-statement-on-the-fifteenth-meeting-of-the-ihc-(2005)-emergency-committee-regarding-the-coronavirus-disease-(covid-19)-pandemic)
- Xiong, C., & Wu, L. (2021). Prediction of China's Express Business Volume Based on FGM (1, 1) Model. *Journal of Mathematics*, 2021, Article ID 8585238.
<https://doi.org/10.1155/2021/8585238>
- Zhang, Y., Tan, W. H., & Zeng, Z. (2025). Tourism Demand Forecasting Based on a Hybrid Temporal Neural Network Model for Sustainable Tourism. *Sustainability*, 17(5), 2210.
<https://doi.org/10.3390/su17052210>