DOI: https://doi.org/10.55164/ecbajournal.v16i4.267214

การพยากรณ์แนวโน้มท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (EEC) ด้วยกูเกิลเทรนด์

Forecasting Tourism Trends in Eastern Economic Corridor (EEC) with Google Trends

พรพรรณ เรือนคง[1*]
Pornpun Ruankong[1*]

วันที่รับบทความ : 09/05/2566
วันแก้ไขบทความ : 03/07/2566
วันตอบรับบทความ : 05/07/2566

บทคัดย่อ

การศึกษาครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อทดสอบความสามารถของตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในการพยากรณ์แนวโน้มการท่องเที่ยว และประเมินผลกระทบจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19) ต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC ที่เป็นแหล่งรายได้สำคัญของครัวเรือน ข้อมูลที่งานวิจัยใช้ ได้แก่ ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยว ความถี่รายเดือน และข้อมูลกูเกิลเทรนด์เกี่ยวกับการท่องเที่ยว ความถี่รายสัปดาห์ ครอบคลุมตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 จากการประมาณค่าโดยใช้แบบจำลอง Autoregressive และแบบจำลอง ADL- MIDAS พบว่าตัวแปรกูเกิลเทรนด์ช่วยเพิ่มความสามารถในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงของจำนวนนักท่องเที่ยวได้ โดยมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกัน อีกทั้งการเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในแบบจำลอง Autoregressive ทำให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น ในขณะที่แบบจำลอง ADL-MIDAS เหมาะกับใช้พยากรณ์ในสถานการณ์ที่ไม่ปกติ อย่างเช่นในช่วงเศรษฐกิจถดถอยหรือเกิดโรคระบาด นอกจากนี้ การศึกษาผลกระทบจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 พบว่าการค้นหาข้อมูลท่องเที่ยวลดลงเมื่อมีการระบาดของโรค สอดคล้องกับจำนวนนักท่องเที่ยวและรายได้จากนักท่องเที่ยวลดลง ซึ่งตัวแปรกูเกิลเทรนด์ จะช่วยให้ผู้ดำเนินนโยบายสามารถคาดการณ์จำนวนนักท่องเที่ยวและเตรียมพร้อมรับสถานการณ์ได้ดียิ่งขึ้น

คำสำคัญ: กูเกิลเทรนด์ การพยากรณ์ การท่องเที่ยว ความถี่ผสม เขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก

Abstract

This study aims to investigate the potential of Google Trends variables in predicting short-term tourism trends and to assess the impact of the Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) situation on the tourism industry in the Eastern Economic Corridor (EEC), which is a key source of household income. The data used in this research includes the number of tourists (monthly frequency) and Google Trends data related to tourism (weekly frequency), covering the period from January 2015 to June 2021. The study employs an Autoregressive model and the ADL-MIDAS model, followed by an out-of-

[1] อาจารย์ประจำภาควิชาเศรษฐศาสตร์ คณะมนุษยศาสตร์และสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยบูรพา
Lecturer, Department of Economics, Faculty of Humanities and Social Sciences, Burapha University
* Corresponding author: E-mail address: Pornpun.ru@go.buu.ac.th

sample forecast. The results indicate that Google Trends variables enhance the ability to explain changes in visitor counts with a positive correlation. Moreover, the forecast accuracy is improved by including Google Trends variables in the Autoregressive model. The ADL-MIDAS model, on the other hand, is more effective for forecasting under unique circumstances, such as during economic recessions or disease outbreaks. In addition, the study of the consequences of Coronavirus Disease 2019 is shown to reduce travel-related searches, visitor numbers, and tourism revenue. Policymakers can utilize Google Trends data to better anticipate and respond to such disruptions.
Keywords: Google Trends, Forecasting, Tourism, Mixed frequency, EEC

บทนำ

จากผลการสำรวจพฤติกรรมผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในประเทศไทย โดยสำนักงานพัฒนาธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ (สพธอ.) หรือ ETDA พบว่าชั่วโมงการใช้งานอินเทอร์เน็ตโดยเฉลี่ยในประเทศไทยมีแนวโน้มเติบโตมากขึ้นอย่างต่อเนื่องทุกปี โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อเกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 (COVID-19) ส่งผลให้มีผู้ใช้อินเทอร์เน็ตในปีพ.ศ. 2564 มากถึง 52.5 ล้านคนจากจำนวนประชากรไทยทั้งหมด 66.2 ล้านคน และเมื่อเจาะลึกลงไปพบว่าคนไทยมีแนวโน้มชั่วโมงการใช้อินเทอร์เน็ตมากขึ้น เฉลี่ยสูงสุดถึงวันละ 11 ชั่วโมง 25 นาที ในกิจกรรมต่าง ๆ เช่น การใช้โซเชียลมีเดีย การดูหนังฟังเพลง การรับส่งอีเมล การชำระค่าสินค้าและบริการ การเรียนออนไลน์ รวมถึงการค้นหาข้อมูลออนไลน์ในโปรแกรมค้นหา (Search Engine) เช่น Google, Yahoo, Bing เป็นต้น จากสถิติการใช้งานพบว่ากูเกิลเป็นโปรแกรมค้นหาที่ได้รับความนิยมเป็นอันดับ 1 โดยมีส่วนแบ่งการตลาดในประเทศไทยมากที่สุด คิดเป็นสัดส่วนมากถึงกว่าร้อยละ 99[2] ส่งผลให้กูเกิลเทรนด์เป็นฐานข้อมูลขนาดใหญ่จัดเก็บข้อมูลในรูปของกูเกิลเทรนด์ (Google Trend)[3] มีข้อมูลสถิติการค้นหาย้อนหลังที่สามารถนำมาใช้ประโยชน์ได้หลากหลาย ทั้งในด้านการตลาด การแพทย์ และเศรษฐศาสตร์

งานวิจัยในทางเศรษฐศาสตร์ที่ผ่านมาส่วนใหญ่ ใช้ข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์เพื่อศึกษาในเรื่องของตลาดแรงงาน ตลาดการเงินการลงทุน หรือตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ เช่น อัตราเงินเฟ้อ อัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ เนื่องจากข้อมูลกูเกิลเทรนด์สามารถสะท้อนความสนใจของผู้ใช้กูเกิลได้ เช่น การค้นหาตำแหน่งงานว่างสะท้อนถึงความต้องการทำงานของแรงงาน การค้นหาข้อมูลสินค้าแต่ละยี่ห้อสะท้อนถึงพฤติกรรมของผู้บริโภคที่ต้องการข้อมูลก่อนตัดสินใจซื้อ แต่ในการศึกษาครั้งนี้ ผู้วิจัย มุ่งเน้นเป้าหมายไปที่การใช้ประโยชน์ของข้อมูลเพื่อการคาดการณ์การท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (EEC) ซึ่งประกอบไปด้วย 3 จังหวัด ได้แก่ ชลบุรี ระยอง และฉะเชิงเทรา

[2] ข้อมูลจากเว็บไซต์ Statista ณ เดือนธันวาคม 2565

[3] สามารถเข้าถึงได้จากเว็บไซต์ https://trends.google.co.th/trends/?geo=TH

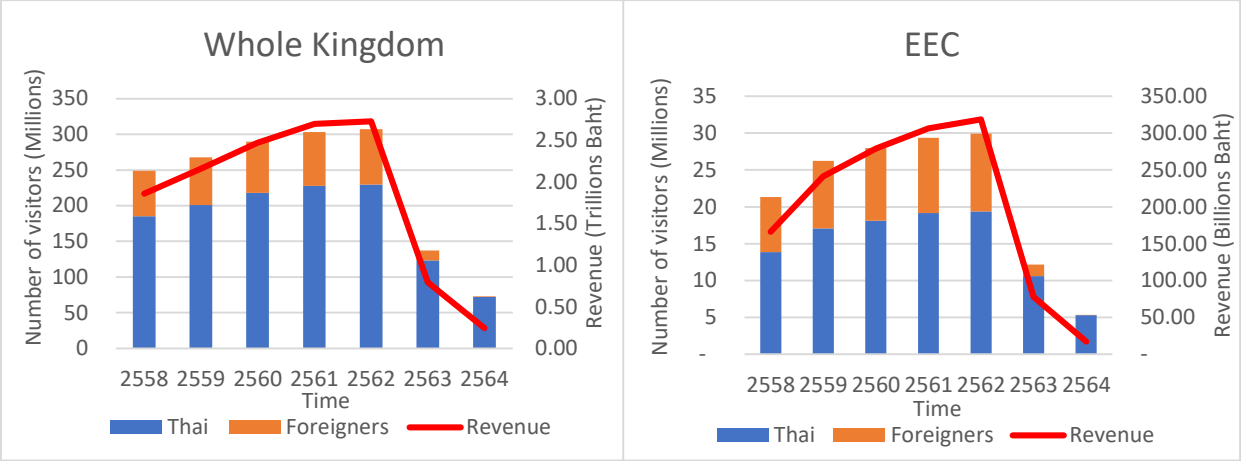

Figure 1 Number of Visitors and Revenue of the Whole Kingdom (Left) and EEC Area (Right)

ภาคการท่องเที่ยวนับว่าเป็นส่วนสำคัญในการขับเคลื่อนเศรษฐกิจของไทยให้เติบโตได้อย่างต่อเนื่อง ดังงานวิจัยของ Jiranyakul (2019) และ Untong (2014) ที่กล่าวว่าประเทศไทยเป็นตามสมมติฐาน Tourism-led Growth (TLG) ที่กล่าวถึงการขยายตัวของการท่องเที่ยวจะส่งผลให้เศรษฐกิจเติบโตได้ในระยะยาว จากภาพที่ 1 ในปี พ.ศ. 2562 ภาคการท่องเที่ยวสามารถทำรายได้จากนักท่องเที่ยวคิดเป็นมูลค่าสูงกว่า 2.7 ล้านล้านบาท หรือคิดเป็นสัดส่วนประมาณร้อยละ 20 ของ GDP โดยส่วนใหญ่เป็นรายได้จากนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางเข้ามาท่องเที่ยวในประเทศไทยจำนวนกว่า 77 ล้านคนในปี พ.ศ. 2562 ทำให้ภาคการท่องเที่ยวมีการจ้างงานกว่า 8.3 ล้านตำแหน่ง คิดเป็นสัดส่วนประมาณ 1 ใน 3 ของกำลังแรงงานไทยทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าเศรษฐกิจของไทยต้องพึ่งพิงจากการท่องเที่ยวและนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติ แต่หลังจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ส่งผลให้นักท่องเที่ยวต่างชาติลดลงอย่างมากโดยในปีพ.ศ. 2563 เหลือเพียง 13.8 ล้านคน หรือหดตัวประมาณร้อยละ 82 และรายได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติลดลงจาก 1.65 ล้านล้านบาท เหลือเพียง 0.31 ล้านล้านบาท หรือหดตัวถึงร้อยละ 82[4] โดยประมาณ ส่งผลกระทบต่อหลายภาคส่วนในระบบเศรษฐกิจและต้องกลับมาพึ่งพิงการท่องเที่ยวแบบไทยเที่ยวไทย โดยรัฐบาลได้ออกมาตรการมาเพื่อกระตุ้นเศรษฐกิจการท่องเที่ยว เช่น โครงการ “เราเที่ยวด้วยกัน” ที่ให้สิทธิ์ส่วนลดค่าที่พัก คูปองอาหารและตั๋วเครื่องบิน แต่อย่างไรก็ตามยังไม่สามารถชดเชยรายได้จากนักท่องเที่ยวต่างชาติที่หายไปได้เพราะนักท่องเที่ยวต่างชาติมีค่าใช้จ่ายอยู่ที่ประมาณ 6,000 บาท/คน/วัน สูงกว่านักท่องเที่ยวชาวไทยถึง 2 เท่า และมีจำนวนวันพักเฉลี่ยมากกว่านักท่องเที่ยวชาวไทย

การท่องเที่ยวนอกจากเป็นแหล่งรายได้ที่สำคัญของประเทศไทยแล้วยังเป็นหนึ่งในอุตสาหกรรมที่เป็นนโยบายสำคัญของเขตพื้นที่ EEC ดังจะเห็นได้จากแผนปฏิบัติการการพัฒนาและส่งเสริมการท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก พ.ศ. 2560–2564 ซึ่งต้องการยกระดับการท่องเที่ยวไปยังนักท่องเที่ยวกลุ่มรายได้ดีและระดับโลกมากยิ่งขึ้น เพราะการท่องเที่ยวก่อให้เกิดการสร้างงาน สร้างรายได้ในหลากหลายสาขาอาชีพ เช่น ร้านอาหาร โรงแรม ไกด์นำเที่ยว และอื่น ๆ จากข้อมูลสถิติการ

[4] กองเศรษฐกิจการท่องเที่ยวและกีฬา, สำนักปลัดกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา, สถานการณ์ท่องเที่ยวเดือนมกราคม – ธันวาคม 2563.

ท่องเที่ยวในประเทศ ปีพ.ศ. 2562 พบว่ารายได้จากผู้เยี่ยมเยือนของทั้ง 3 จังหวัดในเขตพื้นที่ EEC รวมกันเท่ากับ 318,495.31 ล้านบาท คิดเป็น 11.68 เปอร์เซ็นต์ของรายได้จากการท่องเที่ยวทั้งหมดของประเทศไทย เนื่องด้วยเขตพื้นที่ EEC ได้เปรียบในเรื่องของทำเลที่ตั้ง เป็นจุดหมายยอดนิยมไม่ไกลจากกรุงเทพมหานคร และสามารถเดินทางเพื่อมาเที่ยวพักผ่อนได้โดยใช้เวลาเดินทางไม่กี่ชั่วโมงในวันหยุดสุดสัปดาห์ อีกทั้งสถานที่เที่ยวมีความหลากหลาย ทั้งทะเล ภูเขา และแหล่งท่องเที่ยวทางศิลปวัฒนธรรม ซึ่งสอดคล้องกับผลสำรวจพฤติกรรมและความคิดเห็นของนักท่องเที่ยวต่อปัจจัยสำคัญที่ทำให้เกิดความพึงพอใจต่อการท่องเที่ยวโดยศูนย์วิจัยด้านตลาดการท่องเที่ยว ททท. ปี พ.ศ.2563 และ พ.ศ.2564 พบว่า นักท่องเที่ยวให้ความสำคัญกับเรื่องความสวยงามของธรรมชาติ ความสะดวกของการเดินทาง และความพร้อมของสิ่งอำนวยความสะดวกในพื้นที่เป็น 3 ปัจจัยแรกในการเลือกจุดหมายปลายทาง

ดังนั้น การคาดการณ์จำนวนนักท่องเที่ยวในพื้นที่ EEC จึงเป็นเรื่องสำคัญ เพื่อให้สามารถบริหารจัดการความเพียงพอของที่พัก ร้านอาหาร สิ่งอำนวยความสะดวกต่าง ๆ การดูแลการจราจรไม่ให้ติดขัดในช่วงที่จำนวนนักท่องเที่ยวมากขึ้น รวมถึงเพื่อให้มีการออกโปรโมชั่นต่าง ๆ ในการดึงดูดนักท่องเที่ยวให้มาเที่ยวในช่วงนอกฤดูท่องเที่ยว หรือช่วงที่จำนวนนักท่องเที่ยวน้อยลง ช่วยสร้างรายได้ให้แก่คนในชุมชนให้เพิ่มมากขึ้นอย่างมั่นคง

ในอดีต แบบจำลองการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวใช้ข้อมูลความถี่ต่ำ (รายเดือน) และจัดทำเป็นรายงานออกเผยแพร่สาธารณะเมื่อผ่านสิ้นเดือนไปแล้ว ทำให้การทำนายจำนวนนักท่องเที่ยวไม่เป็นเป็นปัจจุบัน (Real Time) การใช้ประโยชน์เพื่อการเตรียมความพร้อมอาจทำได้ไม่ทันท่วงที ดังนั้นแบบจำลองที่เพิ่มตัวแปรข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์ ซึ่งเป็นข้อมูลความถี่สูง (รายสัปดาห์) ทำให้มีข้อได้เปรียบกว่าคือสามารถคาดการณ์อย่างเป็นปัจจุบันและล่วงหน้าในระยะสั้นๆ ได้มากขึ้น อีกทั้งการใช้ตัวแปรข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์ ซึ่งมาจากการค้นหาข้อมูลการท่องเที่ยว รวมถึงการค้นหาแพคเกจท่องเที่ยว จองโรงแรมที่พัก มีความเป็นไปได้สูงที่จะมีความสัมพันธ์กับความต้องการมาท่องเที่ยวของนักท่องเที่ยว ดังนั้นตัวแปรข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์จึงเหมาะสมที่จะนำมาเป็นตัวแปรชี้นำ (Leading Indicator) ในแบบจำลองการคาดการณ์

อย่างไรก็ตาม ปัญหาที่นักเศรษฐศาสตร์หลายคนเผชิญในการพยากรณ์ข้อมูลคือการที่ตัวแปรมีความถี่ของข้อมูลไม่เท่ากัน แต่เดิมการทำให้ข้อมูลมีความถี่เท่ากัน สามารถทำโดยการหาค่าถัวเฉลี่ยของข้อมูลความถี่สูงเพื่อใช้เป็นตัวแทนในแบบจำลอง หรือการเลือกใช้เพียงข้อมูลของสัปดาห์แรกของทุก ๆ เดือน เป็นต้น ซึ่งวิธีการเหล่านี้ทำให้สูญเสียประโยชน์จากการใช้ข้อมูลความถี่สูงที่มีอยู่ การศึกษาครั้งนี้นอกจากแบบจำลอง Autoregressive (AR) แล้วผู้วิจัยเลือกใช้แบบจำลอง Augmented Distributed Lag MIDAS (ADL-MIDAS) ซึ่งต่อยอดมาจากแบบจำลอง Autoregressive Distributed Lag (ARDL) กับแนวคิด Mixed-Data Sampling (MIDAS) ที่มีคุณสมบัติในการจัดการกับข้อมูลความถี่ผสมได้และทำให้การพยากรณ์มีประสิทธิภาพและแม่นยำมากขึ้น (Andreou et al., 2013; Kingnetr et al., 2018)

นอกจากนั้น งานวิจัยชิ้นนี้ยังศึกษาถึงแนวโน้มและสถานการณ์การท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC เมื่อเกิดวิกฤติการณ์เชิงลบที่อาจส่งผลกระทบโดยตรงต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยว เช่น การระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ที่ทำให้ตัวเลขการท่องเที่ยวลดลงอย่างเห็นได้ชัด กองเศรษฐกิจการท่องเที่ยวและกีฬาประมาณการตัวเลข[5]จำนวนผู้เข้าพักใน 3 จังหวัดพื้นที่ EEC พบว่าจำนวนผู้เข้าพัก

[5] ข้อมูล ณ เดือนพฤศจิกายน 2563

ลดลงจากปี 2562 ร้อยละ 66 ในขณะที่รายได้จากผู้เยี่ยมเยือนทั้งคนไทยและชาวต่างชาติลดลงจากปี 2562 ถึงร้อยละ 75 รวมถึงพฤติกรรมของนักท่องเที่ยวและกำลังแรงงานที่อาจเปลี่ยนแปลงไป ดังนั้น เพื่อเตรียมนโยบายรับมือกับวิกฤตการณ์นี้ ผู้วิจัยวิเคราะห์และเปรียบเทียบแต่ละแบบจำลองโดยใช้กลุ่มตัวอย่างทั้งสองช่วง คือกรณีแรกใช้ข้อมูลรวมทั้งหมดตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 และกรณีที่สองใช้ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างเฉพาะในช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ขึ้นแล้วตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 หากแบบจำลองสามารถพยากรณ์ตัวแปรที่สนใจได้อย่างแม่นยำหรือมีความคลาดเคลื่อนจากการพยากรณ์น้อยลง โดยเฉพาะในช่วงที่มีเหตุการณ์ไม่ปกติ จะก่อให้เกิดประโยชน์อย่างมากต่อผู้ดำเนินนโยบายที่สามารถคาดการณ์ล่วงหน้าได้อย่างถูกต้อง เตรียมพร้อมรับมือได้อย่างมีประสิทธิภาพ รวมถึงเป็นประโยชน์ต่อนักวิจัยในการพัฒนาต่อยอดแบบจำลองให้ดียิ่งขึ้นต่อไป

วัตถุประสงค์

1. เพื่อตรวจสอบความสามารถของตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในการเป็นตัวแปรชี้นำของแนวโน้มของการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC
2. เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์ระยะสั้น สำหรับข้อมูลความถี่ต่างกัน
3. เพื่อประเมินผลกระทบต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC จากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019

ทบทวนวรรณกรรม

ในปีค.ศ. 2004 กูเกิลซึ่งเป็น Search Engine ยอดนิยมทั่วโลก ได้เปิดตัวเครื่องมือในการวิเคราะห์แนวโน้มคำค้นหาต่าง ๆ โดยการจัดเก็บข้อมูลคำค้นหาในคลังข้อมูลขนาดใหญ่และใช้ชื่อว่า Google Insights ซึ่งต่อมาได้เปลี่ยนเป็น Google Trends[6] เนื่องจากกูเกิลเทรนด์เป็นแหล่งข้อมูลแบบเปิดที่ทุกคนสามาถเข้าถึงได้ ทำให้มีงานวิจัยมากมายประยุกต์ใช้ข้อมูลกูเกิลเทรนด์กับงานเหล่านั้น ซึ่งนักวิจัยจะสามารถเลือกใช้ข้อมูลได้ย้อนหลังถึงเดือนมกราคม ปี ค.ศ. 2004

ยกตัวอย่างเช่น ในช่วงวิกฤตการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 หากต้องการทราบว่าประชาชนคนไทยทั่วไปให้ความสนใจหรือตื่นตัวกับโรคระบาดมากน้อยเพียงใด สามารถวัดได้จากกิจกรรมคำค้นหาในกูเกิลเทรนด์ นั่นคือพิมพ์คำว่า “โควิด” ในช่องค้นหา จากนั้นกำหนดให้จำกัดขอบเขตเฉพาะในประเทศไทยโดยอาจกำหนดช่วงเวลา[7] จากภาพที่ 2 จะเห็นว่าประชาชนเริ่มให้ความสนใจกับโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ประมาณต้นเดือนมีนาคม พ.ศ. 2563 และเพิ่มมากขึ้นเรื่อย ๆ จนถึงจุดสูงสุด (Peak) ในสัปดาห์สุดท้ายของเดือนมีนาคมนั้น หลังจากนั้น แนวโน้มการค้นหาข้อมูลเกี่ยวกับโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 เริ่มลดลง จนกระทั่งมีการระบาดระลอกใหม่เกิดขึ้นอีก 2 ระลอก ในช่วงกลางเดือนธันวาคม พ.ศ. 2563 และต้นเดือนเมษายน พ.ศ. 2564 เป็นต้นมา ทำให้จำนวนคำค้นหาที่เกี่ยวข้องกับโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 กลับมาเพิ่มมากขึ้นอีกครั้ง บ่งบอกจำนวนระลอกของการระบาดในภาพรวมได้อย่างชัดเจน

[6] เข้าถึงได้จากเว็บไซต์ https://trends.google.co.th/trends/?geo=TH

[7] ข้อมูล ณ เดือน กรกฎาคม พ.ศ.2564

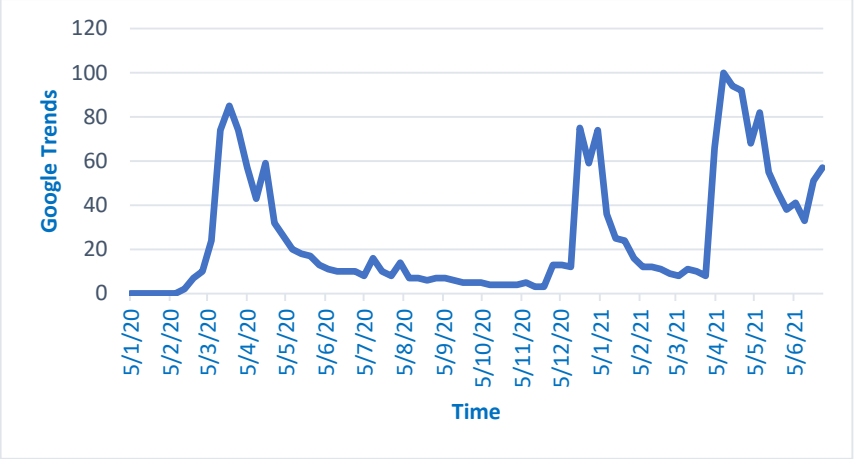

Figure 2 Google Trends for the Search Term "โควิด"(Covid)

งานวิจัยจำนวนมากนำข้อมูลจากคำค้นหาทางอินเทอร์เน็ตมาใช้ในการวิเคราะห์เพื่อพยากรณ์ตัวแปรต่าง ๆ ในด้านเศรษฐศาสตร์ ริเริ่มโดย Ettredge, Gerdes and Karuga (2005) ได้ทำนายอัตราการว่างงานของประเทศสหรัฐอเมริกา โดยใช้แบบจำลองสมการถดถอยอย่างง่าย พบว่าตัวเลขการว่างงานของประเทศสหรัฐอเมริกาและดัชนีการค้นหาทางอินเทอร์เน็ตเกี่ยวกับการว่างงาน มีความสัมพันธ์กันอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งสอดคล้องกับผลการวิจัยในประเทศเยอรมนีของ Askitas and Zimmermann (2009)

นอกจากนี้ยังมีการใช้ประโยชน์จากข้อมูลคำค้นหาทางอินเทอร์เน็ตในการพยากรณ์ตัวแปรทางเศรษฐกิจอื่นๆ เช่น อัตราการเติบโตทางเศรษฐกิจ ดัชนีทางการเงิน อัตราเงินเฟ้อ การบริโภคของครัวเรือน รายได้และยอดขายของผู้ประกอบการและตัวเลขในอุตสาหกรรมการท่องเที่ยว ซึ่งการศึกษาของ Choi and Varian (2009) ได้ใช้ข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์ในการพยากรณ์ตัวแปรทางเศรษฐกิจ ได้แก่ ยอดค้าปลีก ยอดขายรถยนต์ ยอดขายอสังหาริมทรัพย์ รวมถึงการท่องเที่ยว ด้วยแบบจำลอง Autoregressive (AR) อย่างง่าย ผลการศึกษาพบว่าการเพิ่มดัชนีการค้นหาทางอินเทอร์เน็ตในแบบจำลองส่งผลให้ความแม่นยำในการทำนายดีขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ซึ่งต่อมา Nakavachara and Lekfuangfu (2018) ได้นำงานวิจัยนี้กลับมาศึกษาอีกครั้งด้วยวิธีการเดียวกันใน 3 ภาคส่วนของประเทศไทย อันได้แก่ ภาคตลาดแรงงาน (การว่างงาน) ภาคเศรษฐกิจจริง (อุตสาหกรรมยานยนต์) และภาคการเงิน (SET index) พบว่าผลการศึกษานั้นสอดคล้องกับ Choi and Varian (2009) และงานวิจัยอื่นๆ

แม้ว่าการใช้ข้อมูลอย่างกูเกิลเทรนด์ช่วยให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้น เนื่องจากข้อมูลที่เป็นปัจจุบัน (Real Time) แต่การใช้ข้อมูลจากการค้นหาทางอินเทอร์เน็ตยังมีข้อจำกัดอยู่มาก กล่าวคือ ข้อมูลที่ได้อาจมีความลำเอียง (Bias) และไม่ได้เป็นตัวแทนของกลุ่มประชากรทั้งหมด (Kapetanios & Papailias, 2018) อีกหนึ่งปัญหาที่อาจเกิดขึ้นคือความแตกต่างของความถี่ข้อมูล เนื่องจากข้อมูลที่สนใจจะพยากรณ์ซึ่งเป็นตัวแปรทางเศรษฐกิจต่าง ๆ นั้น ส่วนมากถูกจัดเก็บในความถี่ต่ำ เช่น รายเดือน รายไตรมาส หรือรายปี แต่ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ที่เพิ่มเข้ามาในแบบจำลองเพื่อช่วยในการพยากรณ์เป็นข้อมูลความถี่สูง เช่น รายวัน รายสัปดาห์ จึงต้องทำข้อมูลให้มีความถี่เท่ากันก่อนทำการประมาณการ ซึ่งเป็นผลทำให้สูญเสียข้อมูลบางส่วนไป ต่อมาเมื่อ Ghysels et al. (2004) ได้เสนอแบบจำลอง Mixed-Data Sampling (MIDAS) Regression เพื่อจัดการกับข้อมูลความถี่ผสม ทำให้การวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความถี่แตกต่างกันไม่เป็นปัญหา ผลการศึกษาของ Andreou et al. (2013) ในการใช้ข้อมูลทางการเงินซึ่งเป็นข้อมูลความถี่สูงเพื่อพยากรณ์การเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศสหรัฐอเมริกา ซึ่งเป็นข้อมูลความถี่ต่ำ โดยเปรียบเทียบแบบจำลองต่าง ๆ ชี้ให้เห็นว่า แบบจำลอง

MIDAS สามารถช่วยให้การพยากรณ์มีความแม่นยำมากขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองในการพยากรณ์ทั่วไป เช่น Random Walk (RW) หรือ Autoregressive (AR) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในช่วงที่ประเทศประสบกับภาวะวิกฤติเศรษฐกิจ

จากงานศึกษาที่ผ่านมา ส่วนใหญ่ทำการศึกษาในประเทศที่พัฒนาแล้ว อาจเนื่องจากความสมบูรณ์และการเข้าถึงได้ง่ายของข้อมูล สำหรับประเทศไทยยังมีจำนวนงานวิจัยในด้านนี้ไม่มากนัก Kingnetr et al. (2017) และ Kingnetr et al. (2018) พยากรณ์อัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทย โดยใช้แบบจำลองกลุ่ม MIDAS รูปแบบต่าง ๆ ด้วยตัวแปรชี้นำ (Leading Indicator) ที่แตกต่างกันไป เช่น การส่งออก อัตราการว่างงาน หรือดัชนีตลาดหลักทรัพย์ SET จากการเปรียบเทียบผลการศึกษาพบว่า อัตราการว่างงานเป็นตัวแปรชี้นำที่ดีที่สุดสำหรับการทำนายอัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจของประเทศไทย อีกทั้งแบบจำลองกลุ่ม MIDAS ให้ความแม่นยำในการทำนายมากกว่าแบบจำลองทางเศรษฐมิติแบบดั้งเดิม งานวิจัยล่าสุดโดย Wichitaksorn (2020) ใช้แบบจำลอง MIDAS ในการพยากรณ์ตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์มหภาคของประเทศไทย เช่น อัตราการเจริญเติบโตทางเศรษฐกิจ อัตราเงินเฟ้อ เปรียบเทียบกับผลการพยากรณ์จากแบบจำลอง Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) พบว่าการข้อมูลที่มีความถี่ต่างกันช่วยให้ได้ค่าการพยากรณ์ที่ดีขึ้น รวมถึงช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ด้วย

เนื่องจากงานวิจัยชิ้นนี้ มุ่งที่จะพยากรณ์แนวโน้มการท่องเที่ยวระยะสั้น ซึ่งมีงานวิจัยในอดีตจำนวนมากได้ทำการศึกษาในหัวข้อนี้ด้วยวิธีการที่แตกต่างกันออกไป เช่น Keerativibool (2013) พัฒนาแบบจำลองในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวต่างประเทศที่เดินทางเข้ามาเที่ยวในประเทศไทยด้วยวิธีบอกซ์-เจนกินส์ วิธีการทำให้เรียบแบบเอ็กซ์โปเนนเชียล วิธีการแยกส่วนประกอบของอนุกรมเวลาและวิธีพยากรณ์รวมหรือ Rungjindarat and Phansaita (2018) ใช้แบบจำลอง Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Models (SARIMA) ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวชาวรัสเซียที่เดินทางมายังประเทศไทย เป็นต้น ทั้งนี้ งานวิจัยต่างประเทศในระยะหลังให้ความสนใจกับการคาดการณ์อุปสงค์ท่องเที่ยวโดยใช้ข้อมูลจากอินเทอร์เน็ตและโซเชียลมีเดียต่างๆ เช่น เฟซบุ๊ก ทวิตเตอร์ โดยเฉพาะอย่างยิ่งคำค้นหาจากกูเกิล เช่น งานของ Onder (2017) หรือ Hopken et al. (2019) และ Havranek and Zeynalov (2021) ซึ่งได้ข้อสรุปไปในทิศทางเดียวกัน กล่าวคือ ข้อมูลจากอินเทอร์เน็ตทำให้การพยากรณ์การท่องเที่ยวแม่นยำขึ้น

โครงการวิจัยนี้ ผู้วิจัยเล็งเห็นว่างานศึกษาที่เกี่ยวกับการพยากรณ์ในด้านอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวของประเทศไทย โดยเฉพาะในเขตพื้นที่ EEC ซึ่งเป็นเขตเศรษฐกิจพิเศษที่มีนโยบายสำคัญในเรื่องการท่องเที่ยวยังมีอยู่น้อยมาก อีกทั้งยังไม่มีการนำข้อมูลความถี่สูงและเข้าถึงง่ายเช่นกูเกิลเทรนด์มาใช้ประโยชน์ในการพยากรณ์การท่องเที่ยวด้วยวิธี MIDAS ผู้วิจัยจึงคาดหวังให้ผลจากงานวิจัยนี้ก่อให้เกิดประโยชน์ในเชิงเศรษฐกิจ และเป็นต้นทางในการพัฒนางานวิจัยเศรษฐศาสตร์การท่องเที่ยวต่อไป

ระเบียบวิธีการศึกษา

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

งานวิจัยชิ้นนี้พยากรณ์แนวโน้มท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (EEC) 3 จังหวัด ประกอบไปด้วย ชลบุรี ระยอง และฉะเชิงเทรา โดยข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลทุติยภูมิ ได้แก่

1) ข้อมูลสถิติการท่องเที่ยวในประเทศรายจังหวัด 3 จังหวัดในเขตพื้นที่ EEC ทั้งจำนวนนักท่องเที่ยวชาวไทยและรายได้จากชาวไทยตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 จากศูนย์วิจัยด้านตลาดการท่องเที่ยว การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทย และกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา มีลักษณะเป็นข้อมูลรายเดือน

2) สถิติข้อมูลกูเกิลเทรนด์ซึ่งเป็นคำค้นหาเกี่ยวกับการท่องเที่ยวใน 3 จังหวัดเขตพื้นที่ EEC ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 เช่นกัน จากเว็บไซต์กูเกิลเทรนด์ มีลักษณะเป็นข้อมูลรายสัปดาห์

ตัวแปรที่ใช้ในงานวิจัยนี้ สามารถแบ่งหลัก ๆ ได้เป็น 2 กลุ่ม คือ ตัวแปรตาม คือจำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวไทย (V) ที่เดินทางมายัง 3 จังหวัดในเขตพื้นที่ EEC และตัวแปรอิสระ คือข้อมูลกูเกิลเทรนด์จากคำค้นหา (G) ในภาพที่ 3 แสดงกราฟของชุดข้อมูลทั้งสอง

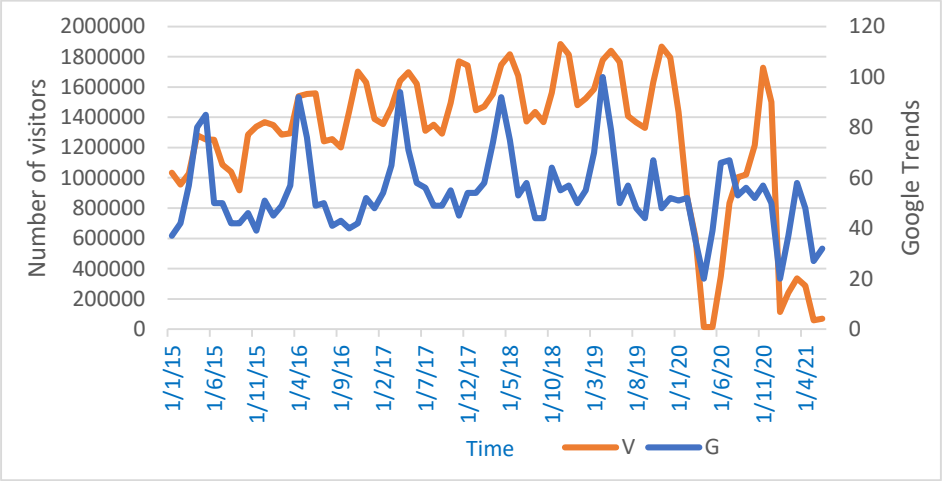

Figure 3 Number of Thai Visitors (V) in EEC and Google Trends (G)

ในการเลือกคำค้นหา (Keyword) ที่จะใช้เป็นตัวแทนของข้อมูลกูเกิลเทรนด์ในแบบจำลองการพยากรณ์ปัจจุบันแนวโน้มท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (EEC) ทั้ง 3 จังหวัด ซึ่งประกอบไปด้วย ชลบุรี ระยอง และฉะเชิงเทรา จะใช้แนวปฏิบัติที่ได้ระบุไว้ใน Stephens-Davidowitz and Varian (2014) กล่าวคือ คำค้น “A + B” หมายถึง “A หรือ B” ใช้เมื่อต้องการทราบผลลัพธ์ของแนวโน้มของคำค้น A หรือคำค้น B จากหลักการดังกล่าว ผู้วิจัยจึงเลือกใช้คำค้นหาว่า “ชลบุรี + ระยอง + ฉะเชิงเทรา” พร้อมระบุหมวดหมู่ท่องเที่ยว (Travel) ด้วย เพื่อให้ครอบคลุมการค้นหาที่เกี่ยวข้องกับการท่องเที่ยวใน 3 จังหวัดดังกล่าว เพื่อให้ได้ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ของแต่ละจังหวัดที่จะใช้ในแบบจำลอง

ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ที่ใช้มีการนำไปคำนวณเพื่อปรับค่าดัชนี เนื่องจากในการดึงข้อมูลเป็นรายสัปดาห์จาก Google Trends นั้น จะต้องดึงข้อมูลในช่วงระยะเวลาไม่เกิน 5 ปี หากเกินกว่า 5 ปีเป็นต้นไป Google Trends จะแสดงข้อมูลเป็นรายเดือนแทน แต่เนื่องจากในงานวิจัยนี้ต้องการใช้ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ที่เป็นรายสัปดาห์ โดยครอบคลุมระยะเวลามากกว่า 5 ปี ดังนั้น การดึงข้อมูลรายสัปดาห์จะต้องแยกเป็น 2 ช่วง คือ ช่วงตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนธันวาคม พ.ศ. 2560 และช่วง

เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 อย่างไรก็ตาม เนื่องจากการดึงข้อมูลในช่วงระยะเวลาที่แตกต่างกัน จะทำให้ค่าดัชนีที่ได้นั้นแตกต่างกันตามไปด้วย ดังนั้น เพื่อให้ได้ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ที่มีความถูกต้องมากขึ้น ต้องทำการปรับค่าตามช่วงระยะเวลาที่ต้องการศึกษา โดยยึดตามแนวคิดของ Sangkhamaneenakon (2018) ผู้วิจัยจะต้องทำการดึงข้อมูลเป็นรายเดือนตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 อีกครั้งหนึ่ง แล้วนำมาเป็นค่าถ่วงน้ำหนักเพื่อปรับค่าดัชนีของข้อมูลที่เป็นรายสัปดาห์

เนื่องจากข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยชิ้นนี้มีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา จึงต้องทำการทดสอบความนิ่งของข้อมูลหรือทดสอบยูนิทรูท (Unit Root Test) เพื่อตรวจสอบว่าตัวแปรมีลักษณะ Stationary หรือไม่ก่อนนำไปใช้ประมาณค่าในแบบจำลอง หากตัวแปรมีลักษณะ Non-Stationary อาจทำให้เกิดปัญหา Spurious Regression ซึ่งจะทำให้การแปลผลการศึกษาไม่ถูกต้อง ควรแก้ไขด้วยการทำ First-Difference และทดสอบยูนิทรูทใหม่อีกครั้ง

แบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัย

แบบจำลอง Autoregressive (AR)

พิจารณาแบบจำลอง Autoregressive หรือ AR(p) สามารถเขียนสมการได้ดังนี้

$$y_t = \mu_0 + \beta_1 y_{t-1} + \ldots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad \ldots\ldots\ldots\ldots (1)$$

โดยที่ y_t คือ ค่า log ของข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยว ณ เดือน t เมื่อ t = 1,2,...,T

y_{t-p} คือ ค่า log ของข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยว ณ p เดือนที่แล้ว และ

ε_t คือ ค่าความคลาดเคลื่อน (Error Term)

จากงานวิจัยของ Choi and Varian (2009) ได้เพิ่มตัวแปรข้อมูลกูเกิลเทรนด์เข้าไปในแบบจำลอง AR(1) และพบว่าช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น มีรูปแบบสมการ ดังนี้

$$y_t = \mu_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 x_t + \varepsilon_t \quad \ldots\ldots\ldots\ldots (2)$$

โดย x_t คือ ค่าเฉลี่ยตัวแปรข้อมูลกูเกิลเทรนด์ของสองสัปดาห์แรกของแต่ละเดือน

β_1, β_2 คือ ค่าพารามิเตอร์ของ y และ x ตามลำดับ

และเพื่อศึกษาผลกระทบจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC ผู้วิจัยได้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์สมการถดถอย โดยเพิ่มตัวแปรหุ่น (Dummy) “covid” ในแบบจำลอง ข้อมูลที่ใช้ในการประมาณค่า เริ่มตั้งแต่เดือนมกราคม ปี พ.ศ.2558 ถึง เดือนมิถุนายน ปี พ.ศ.2564 เขียนเป็นสมการได้ดังนี้

$$y_t = \mu_0 + \beta_1 y_{t-1} + \ldots + \beta_p y_{t-p} + \beta_c covid + \varepsilon_t \quad \ldots\ldots (3)$$

โดยที่ $covid$ คือ ตัวแปรหุ่น มีค่าเท่ากับ 1 เมื่อมีการแพร่ระบาดของ COVID – 19 และมีค่าเท่ากับ 0 เมื่อไม่มีการแพร่ระบาดของ COVID – 19

แบบจำลอง Augmented Distributed Lag MIDAS Model (ADL- MIDAS)

หากใช้แบบจำลองดังสมการที่ (2) ข้างต้น จะทำให้สูญเสียข้อมูลบางส่วนไป เนื่องจากความถี่ของข้อมูล y_t และ x_t ไม่เท่ากัน กล่าวคือข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยว (y_t) ถูกจัดเก็บเป็นรายเดือน ในขณะที่ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ (x_t) ถูกจัดเก็บรายสัปดาห์ ดังนั้น เพื่อพัฒนาแบบจำลองนี้ ผู้วิจัยจึงนำวิธี MIDAS มาประยุกต์ใช้

Mixed-Data Sampling (MIDAS) Regression ริเริ่มครั้งแรกโดย Ghysels et al. (2004) และถูกนำมาประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายต่อมากับชุดข้อมูลความถี่ผสม ซึ่งแบบจำลอง ADL- MIDAS เป็นหนึ่งในกลุ่มของ MIDAS ที่ถูกต่อยอดมาจากแบบจำลอง Augmented Distributed Lag (ADL) ทำให้

สามารถใช้ข้อมูลจากกูเกิลเทรนด์ซึ่งมีความถี่เป็นรายสัปดาห์ในการพยากรณ์จำนวนนักท่องเที่ยวซึ่งมีความถี่เป็นรายเดือนได้

แบบจำลองในสมการที่ (2) จะไม่เกิดปัญหา หากความถี่ของ y และ x เท่ากัน แต่หากสมมติให้ตัวแปร x มีความถี่มากกว่าตัวแปร y ยกตัวอย่างเช่นให้ตัวแปร y มีความถี่เป็นรายเดือน ในขณะที่ตัวแปร x มีความถี่เป็นรายสัปดาห์ ในทางปฏิบัติเมื่อทำการประมาณการแบบจำลองแบบโดยตรงจะทำให้มีจำนวนพารามิเตอร์ที่ไม่ทราบค่าจำนวนมาก จนอาจนำมาซึ่งปัญหา Parameter Proliferation ทำให้นักเศรษฐศาสตร์ต้องใช้วิธีการหาค่าเฉลี่ยของตัวแปร x ในขั้นแรก เขียนได้ดังนี้

$$y_{t+1} = \mu_0 + \sum_{k=0}^{p-1} \alpha_k y_{t-k} + \beta_0 \left[\frac{1}{4}\sum_{k=1}^{4} x_t{}^{(k)}\right] + \varepsilon_{t+1} \quad \text{..... (4)}$$

เมื่อกำหนดให้ $x_t{}^{(k)}$ คือ ตัวแปร x ในสัปดาห์ที่ k ของเดือนที่ t เมื่อ k = 1,...,4 และ t = 1,...,T ข้อเสียของวิธีการนี้คือ การหาค่าเฉลี่ยดังกล่าวเป็นการให้ค่าน้ำหนักของตัวแปรในอดีตเท่า ๆ กัน ซึ่งในความเป็นจริง ข้อมูลในอดีตที่เก่ากว่าควรมีความสำคัญน้อยกว่าข้อมูลที่เข้าใกล้ปัจจุบัน ดังนั้นเพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว ผู้วิจัยจึงนำแบบจำลอง ADL- MIDAS มาประยุกต์ใช้ โดย ADL- MIDAS(p,q) สามารถเขียนได้ดังต่อไปนี้

$$y_{t+1} = \mu_0 + \sum_{k=0}^{p-1} \alpha_k y_{t-k} + \beta \sum_{j=0}^{q-1} \sum_{k=1}^{4} \omega_k(\theta)\, x_{t-j}^{(k)} + \varepsilon_{t+1} \text{..... (5)}$$

โดยที่ p,q คือ ความล่าช้าของ y และ x ตามลำดับ $\omega_k(\theta)$ คือฟังก์ชันค่าน้ำหนัก (Weight Function) ซึ่งรูปแบบที่นิยมใช้มี 2 รูปแบบ คือ Exponential Almon และ Beta ซึ่งใน Engle et al. (2013) ระบุว่าฟังก์ชันค่าน้ำหนักทั้งสองให้ผลไม่แตกต่างกัน ดังนั้น จึงสามารถใช้ทดแทนกันได้

การเปรียบเทียบความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์

เพื่อทำการเปรียบเทียบความสามารถในการพยากรณ์ของแต่ละแบบจำลอง ได้แก่ 1) แบบจำลอง AR อย่างง่าย 2) แบบจำลอง AR ที่เพิ่มตัวแปรข้อมูลกูเกิลเทรนด์ และ 3) แบบจำลอง ADL-MIDAS ที่เพิ่มตัวแปรข้อมูลกูเกิลเทรนด์ โดยทำการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample Forecast) ด้วยวิธีการขยับช่วงเวลา (Rolling Window) ในการพยากรณ์ไปเรื่อย ๆ ทีละ 1 ช่วงเวลา และคำนวณค่า Mean Absolute Error (MAE) ในแต่ละแบบจำลอง โดยกลุ่มตัวอย่างจะถูกแบ่งออกเป็น 2 กรณี คือกรณีแรกคือข้อมูลรวมทั้งหมด[8] และกรณีที่สองใช้ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างเฉพาะในช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ขึ้นแล้ว[9] โดยกรณีแรกและกรณีที่สองจะเริ่มพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่างในเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2559 และเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 ตามลำดับ

ความสามารถในการปรับปรุงความแม่นยำสามารถวัดได้จากการเปลี่ยนแปลงของค่า MAE คำนวณได้จากสมการ

$$\Delta\text{MAE} = 1 - \frac{\text{MAE}_1}{\text{MAE}_0} \quad \text{..... (6)}$$

โดยที่ MAE_0 คือ ค่า Mean Absolute Error ของแบบจำลอง AR อย่างง่าย และ

MAE_1 คือ ค่า Mean Absolute Error ของแบบจำลองที่เพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์

หากการเปลี่ยนแปลงค่า MAE หรือ ΔMAE ที่คำนวณได้มีเครื่องหมายเป็นบวก แสดงว่าค่า MAE_1 น้อยกว่าค่า MAE_0 นั่นคือการเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ทำให้ค่า MAE ลดลงหรือมีความแม่นยำในการพยากรณ์เพิ่มขึ้น ในทางตรงกันข้าม ถ้า ΔMAE ที่คำนวณได้มีเครื่องหมายเป็นลบ แสดงว่าค่า MAE_1

[8] ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 จำนวน 78 เดือน

[9] ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 จำนวน 18 เดือน

มากกว่าค่า MAE_0 นั่นคือการเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ทำให้ค่า MAE เพิ่มขึ้นหรือมีความแม่นยำในการพยากรณ์ลดลง

ผลการศึกษา

ในการพยากรณ์แนวโน้มการท่องเที่ยวระยะสั้นในเขตพื้นที่ EEC ผู้วิจัยรวบรวมข้อมูลทุติยภูมิ อันได้แก่ จำนวนผู้เยี่ยมเยือนชาวไทยของทั้ง 3 จังหวัด (V) มีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ความถี่รายเดือน เริ่มเก็บข้อมูลตั้งแต่เดือนมกราคม ปี พ.ศ.2558 ถึงเดือนมิถุนายน ปีพ.ศ.2564 จำนวนทั้งสิ้น 78 ข้อมูล ในขณะที่ข้อมูลกูเกิลเทรนด์ของทั้ง 3 จังหวัด (G) เริ่มเก็บข้อมูลในช่วงเวลาเดียวกัน มีลักษณะเป็นข้อมูลอนุกรมเวลา ความถี่รายสัปดาห์ จำนวนทั้งสิ้น 339 ข้อมูล

จากการทดสอบยูนิทรูทด้วย Augmented Dickey-Fuller Test (ADF Test) พบว่า ค่า log ของข้อมูลจำนวนผู้เยี่ยมเยือน หรือ log(V) มีลักษณะไม่นิ่ง (Non-Stationary) เนื่องจากมีค่า P-value เท่ากับ 0.1182 ทำให้ไม่สามารถปฏิเสธสมมติฐานหลัก H_0 : ตัวแปรมียูนิทรูทได้ แต่เมื่อทำ First-Difference และทดสอบอีกครั้งพบว่าค่า P-value < 0.01 หรือ มีลักษณะ Stationary ดังนั้น ผู้วิจัยจึงทำการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูป First-Difference ก่อนที่จะนำไปใช้ในแบบจำลองในสมการที่ (1) – (5)

สำหรับจำนวนตัวแปรล่าช้าที่เหมาะสม (Optimal Lag) ผลการทดสอบโดยใช้เกณฑ์ต่างๆ เช่น AIC (Akaike Information Criterion), HQ (Hannan–Quinn Criterion), SC(Schwarz Criterion), หรือ FPE (Final Prediction Error Criterion) เปรียบเทียบกันที่ให้ค่าต่ำที่สุด ทำให้ได้จำนวน Lag ที่เหมาะสมของตัวแปรตาม (V) ซึ่งเป็นข้อมูลความถี่ต่ำ p = 2 หรือแบบจำลองที่ใช้คือ AR(2) และเลือกจำนวน Lag ของตัวแปรอิสระซึ่งเป็นข้อมูลความถี่สูง q = 4 หรือ 1 เดือน

ผลการประมาณค่าแบบจำลอง

ผลการประมาณแบบจำลองพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนต่างๆ แสดงดังตารางที่ 1 พบว่า จำนวนผู้เยี่ยมเยือนในเขตพื้นที่ EEC ในเดือนที่แล้ว ไม่มีนัยสำคัญต่อจำนวนผู้เยี่ยมเยือนในปัจจุบัน แต่จำนวนผู้เยี่ยมเยือน 2 เดือนที่แล้วมีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงข้ามกับจำนวนผู้เยี่ยมเยือนในเดือนปัจจุบัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 โดยค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร V_{t-2} มีเครื่องหมายเป็นลบในทุกแบบจำลอง

จากตาราง ในคอลัมน์แบบจำลองที่ (1) แสดงผลการประมาณค่าแบบจำลอง AR(2) จากนั้นในแบบจำลองที่ (2) เมื่อเพิ่มตัวแปรข้อมูลกูเกิลเทรนด์ (G) เพื่อตรวจสอบความสามารถในการเป็นตัวแปรชี้นำของแนวโน้มของตัวแปรกูเกิลเทรนด์ ผลการศึกษาพบว่า การเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ส่งผลให้ค่า Adjusted R^2 สูงขึ้นจาก 0.1132 เป็น 0.1602 กล่าวคือ ตัวแปรอิสระในแบบจำลองสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้เยี่ยมเยือนได้มากขึ้นจากร้อยละ 11.32 เป็นร้อยละ 16.02 นอกจากนี้ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร G เท่ากับ 0.0103 มีเครื่องหมายเป็นบวก หมายถึงความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนผู้เยี่ยมเยือนและการค้นหาข้อมูลเกี่ยวกับการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC ผ่านทางเว็บไซต์กูเกิลเป็นไปในทิศทางเดียวกัน ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 โดยหากการค้นหาข้อมูลเปลี่ยนแปลงไป ร้อยละ 1 จะส่งผลให้จำนวนผู้เยี่ยมเยือนรวม 3 จังหวัด เปลี่ยนแปลงไปร้อยละ 1.03 ในทิศทางเดียวกัน ซึ่งตรงกับสมมติฐานที่ว่าข้อมูลกูเกิลเทรนด์สามารถสะท้อนความสนใจของผู้คนได้ เมื่อมีการค้นหาข้อมูลเกี่ยวกับการท่องเที่ยวมากขึ้น จึงส่งผลต่อจำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเพิ่มสูงขึ้นเช่นกัน

Table 1 Regression Results

Variables	Model (1) Autoregressive model	Model (2) Autoregressive with Google Trends model	Model (3) ADL- MIDAS with Google Trends model	Model (4) Autoregressive with "covid" model
ΔV_{t-1}	0.1238	0.0532	0.0499	0.1086
	(0.1101)	(0.1116)	(0.1059)	(0.1106)
ΔV_{t-2}	-0.3747***	-0.3541***	-0.3213***	-0.3817***
	(0.1140)	(0.1113)	(0.1088)	(0.1139)
G		0.0103**	0.0139***	
		(0.0046)	(0.0049)	
Covid				-0.2091
				(0.1819)
Constant	-0.0379	-0.3372**	-0.4199***	0.0116
	(0.0773)	(0.1532)	(0.1521)	(0.0883)
ExpAlmon1		-	10.0000	
			(14.2767)	
ExpAlmon2		-	-2.5721	
			(3.6682)	
Adj. R^2	0.1132	0.1602	0.2262	0.1171
MAE^T	0.5385	0.5201	0.6336	
MAE^C	1.5757	1.5271	1.1840	

Note: The dependent variable is the change of the natural logarithm of visitors. Columns (2), (3) and (5) represent the AR(2) model without, with Google Trends and with "covid" dummy variable respectively. Column (4) represents ADL-MIDAS with an Exponential Almon weight function.

Robust standard errors in parentheses, * p<0.10, ** p<0.05, *** p<0.01 , T = Total period (January 2015 - June 2021), C = COVID-19 period (January 2020 - June 2021)

การเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในแบบจำลอง ส่งผลให้ความสามารถในการอธิบายแนวโน้มจำนวนผู้เยี่ยมเยือนเพิ่มขึ้น อย่างไรก็ตาม เนื่องจากตัวแปรกูเกิลเทรนด์มีความถี่สูงกว่าความถี่ของจำนวนผู้เยี่ยมเยือน ทำให้การประมาณค่าสมการถดถอยต้องสูญเสียข้อมูลไปบางส่วนจากการทำให้ความถี่ของทั้งสองตัวแปรเท่ากัน ดังนั้น เพื่อการเปรียบเทียบกับแบบจำลอง AR ข้างต้น ผู้วิจัยประมาณค่าโดยใช้แบบจำลอง ADL- MIDAS

จากตารางพบว่า ในแบบจำลองที่ (3) ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรล่าช้า V_{t-2} มีเครื่องหมายลบ ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 สอดคล้องกับการประมาณค่าโดยใช้แบบจำลอง Autoregressive ในขณะที่ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรกูเกิลเทรนด์มีเครื่องหมายเป็นบวก ที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 นั่นคือ หากความสนใจค้นหาข้อมูลท่องเที่ยวของทั้ง 3 จังหวัดในกูเกิลเพิ่มขึ้น ก็จะส่งผลให้จำนวนผู้เยี่ยมเยือนของทั้ง 3 จังหวัดนั้นเพิ่มขึ้นด้วย นอกจากเครื่องหมายค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระที่เหมือนกับผลการประมาณค่าโดยใช้แบบจำลอง Autoregressive แล้ว ผู้วิจัยยังพบว่าขนาดของการเปลี่ยนแปลงยังใกล้เคียงกันอีกด้วย

ทั้งนี้ หากพิจารณาเปรียบเทียบค่า Adjusted R^2 ของทั้งสามแบบจำลอง จะเห็นว่าการประมาณค่าโดยใช้แบบจำลอง ADL-MIDAS ทำให้ได้ค่า Adjusted R^2 สูงที่สุด แสดงว่าการเพิ่มตัวแปร

กูเกิลเทรนด์ในแบบจำลองสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้เยี่ยมเยือนได้มากขึ้นเมื่อใช้วิธี MIDAS

ในคอลัมน์สุดท้ายของตารางที่ 1 แสดงผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์สมการถดถอยอย่างง่าย เมื่อเพิ่มตัวแปรหุ่น (Dummy) “Covid” ในแบบจำลองเพื่อศึกษาผลกระทบจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC จากตาราง ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร “Covid” ประมาณค่าได้เท่ากับ -0.2091 แต่ไม่มีนัยสำคัญทางสถิติ

การประเมินความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์

ในกรณีที่ใช้ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างรวม ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 เมื่อใช้แบบจำลอง AR เป็นตัวเปรียบเทียบ (Benchmark) จากตารางที่ 1 พบว่า แบบจำลอง AR ที่มีตัวแปรกูเกิลเทรนด์มีค่า MAE^T ลดลง จาก 0.5385 เป็น 0.5201 อย่างไรก็ตาม ในแบบจำลอง ADL-MIDAS ค่า MAE^T ที่คำนวณได้กลับมีค่าสูงขึ้นเป็น 0.6336 ขณะที่กรณีที่ใช้ข้อมูลกลุ่มตัวอย่างเฉพาะช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2563 ถึงเดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 พบว่า MAE^C ของทั้งแบบจำลอง AR ที่มีตัวแปรกูเกิลเทรนด์และแบบจำลอง ADL-MIDAS มีค่าลดลง โดยที่ค่า MAE^C ของแบบจำลอง AR เท่ากับ 1.5757 แต่เมื่อเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในแบบจำลอง ทำให้ค่า MAE^C ลดลงเล็กน้อยเป็น 1.5271 และเมื่อใช้แบบจำลอง ADL-MIDAS ค่า MAE^C ที่คำนวณได้ยิ่งมีค่าลดลงจากเดิมเป็น 1.1840

จากผลดังกล่าว แสดงให้เห็นว่าตัวแปรกูเกิลเทรนด์ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง โดยเฉพาะอย่างยิ่ง ในช่วงที่สถานการณ์ไม่ปกติ เช่นช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019

Table 2 MAE Improvement

	Autoregressive with Trends model	ADL-MIDAS with Trends model
ΔMAE Overall	0.0342	- 0.3495
ΔMAE during Covid-19 period	0.0308	0.1222

Note: For calculations, see equation 6.

ผลการคำนวณความสามารถในการปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ แสดงในตารางที่ 2 ค่าที่คำนวณได้เมื่อใช้แบบจำลอง Autoregressive มีเครื่องหมายเป็นบวกทั้งหมด แสดงให้เห็นว่าการใส่ตัวแปรกูเกิลเทรนด์ทำให้ค่า MAE ลดลงเมื่อเปรียบเทียบกับ Benchmark ทั้งในกรณีที่ใช้กลุ่มตัวอย่างรวม (ร้อยละ 3.42) และกรณีที่ใช้กลุ่มตัวอย่างช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 เท่านั้น (ร้อยละ 3.08)

อย่างไรก็ตาม สำหรับแบบจำลอง ADL-MIDAS กลับพบว่ามีเครื่องหมายเป็นลบในกรณีที่ใช้กลุ่มตัวอย่างรวม หรือค่า MAE เพิ่มขึ้นเมื่อเปรียบเทียบกับ Benchmark ซึ่งไม่เป็นไปตามสมมติฐานในตอนต้นที่กล่าวว่าการใช้เทคนิค MIDAS สามารถช่วยให้การประมาณค่าแบบจำลองที่มีข้อมูลความถี่แตกต่างกันมีประสิทธิภาพในการพยากรณ์มากขึ้น แต่ในช่วงสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 พบว่าการใช้แบบจำลอง ADL-MIDAS ทำให้ค่า MAE ลดลงอย่างมาก (ร้อยละ 12.22) นั่นหมายความว่า การใช้วิธี ADL-MIDAS ทำให้ความสามารถในการพยากรณ์จำนวนผู้เยี่ยมเยือนในช่วงสถานการ์ไม่ปกติแม่นยำมากขึ้น

การประเมินผลกระทบต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC จากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019

อุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก EEC เป็นแหล่งรายได้อันดับแรกๆ ของประเทศและกำลังเติบโตอย่างต่อเนื่อง ด้วยศักยภาพของทรัพยากรในพื้นที่ ประกอบกับนโยบายส่งเสริมตามแผนยุทธศาสตร์ในการพัฒนาประเทศระยะยาว จนกระทั่งได้เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ขึ้น ส่งผลให้เศรษฐกิจทั่วโลกรวมทั้งประเทศไทยชะลอตัวลง โดยเฉพาะในเขตพื้นที่ EEC ที่ได้รับผลกระทบอย่างหนัก เนื่องจากรายได้หลักในเขตพื้นที่นี้ต้องพึ่งพาอุตสาหกรรมการท่องเที่ยวรองจากอุตสาหกรรมปิโตรเคมี

ในงานวิจัยของศูนย์วิจัยเศรษฐกิจและธุรกิจ ธนาคารไทยพาณิชย์เปิดเผยว่าธุรกิจโรงแรม ร้านอาหาร รวมถึงสายการบิน เป็นกลุ่มธุรกิจที่มีการเปิดรับกับความเสี่ยง (Exposure) สูงสุด จึงได้รับผลกระทบโดยตรงจากโควิด-19 จากมาตรการปิดประเทศ (Lockdown) หลายรอบ จำนวนนักท่องเที่ยวที่ลดลงเพราะมีการห้ามเดินทางเคลื่อนย้ายข้ามจังหวัด หรือข้ามประเทศ สายการบินจึงต้องหยุดชะงัก มาตรการเว้นระยะห่างทำให้ร้านอาหารไม่สามารถเปิดให้บริการตามปกติได้ บางร้านปรับตัวโดยการปรับเปลี่ยนเวลาเปิด-ปิด แต่บางร้านจำเป็นต้องปิดตัวลง นอกจากนี้ธุรกิจโรงแรมเป็นอีกหนึ่งธุรกิจที่ไม่สามารถหลีกเลี่ยงกับวิกฤตินี้ได้ จากการที่ต้องถูกยกเลิกห้องพักหรือยกเลิกห้องประชุมจัดสัมมนา หลายโรงแรมจึงต้องปรับตัวเป็นสถานที่กักตัวทางเลือก (Quanrantine) หรือหอผู้ป่วยเฉพาะกิจ (Hospitel)

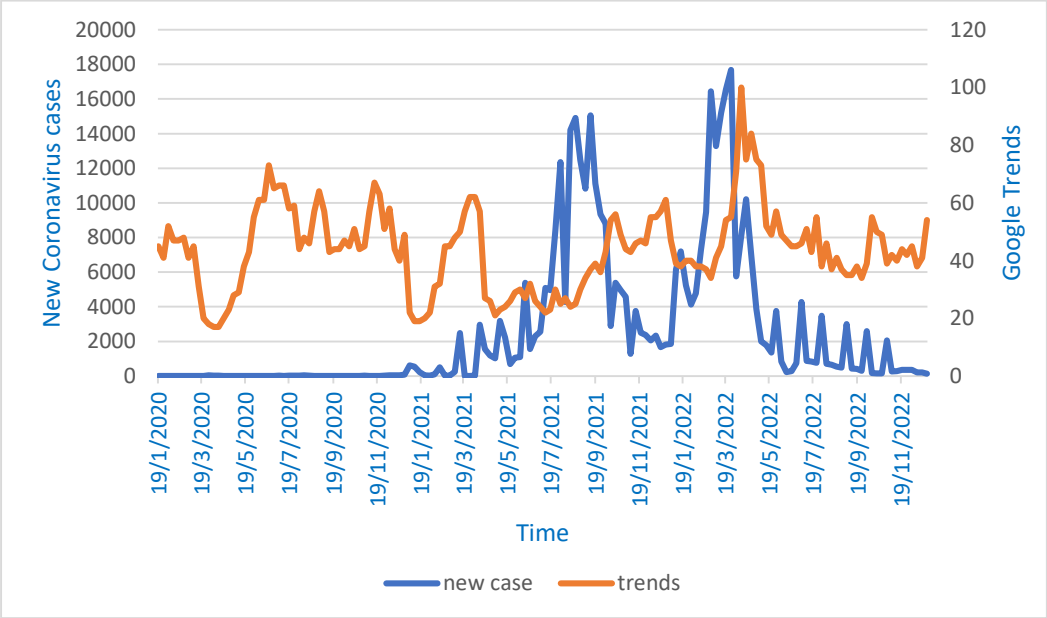

Figure 4 COVID-19 Cases in the EEC Area and Google Trends

จากภาพที่ 4 จำนวนผู้ติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 รายใหม่ในเขตพื้นที่ EEC ตั้งแต่ต้นปีพ.ศ. 2563 ที่เริ่มมีการระบาด ค่อย ๆ เพิ่มขึ้นทีละน้อย จนกระทั่งเกิดการระบาดระลอกใหม่ ส่งผลให้ยอดผู้ติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ใน 3 จังหวัดเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วในช่วงต้นปีพ.ศ. 2564 สอดคล้องกับที่ค่าดัชนีกูเกิลเทรนด์คำค้นหาเกี่ยวกับการท่องเที่ยวใน 3 จังหวัดดังกล่าวลดลงอย่างมากในเดือนมกราคม พ.ศ. 2564 ซึ่งในครั้งนี้เขตพื้นที่ EEC มีแนวโน้มที่จะฟื้นตัวช้ากว่าในเขตภูมิภาคอื่น ๆ โดยเฉพาะในอุตสาหกรรมการบริการ ส่งผลต่อความเชื่อมั่นของนักท่องเที่ยวในการเดินทางมาท่องเที่ยว โดยบท

วิเคราะห์ของ Rangsipol (2021) จากศูนย์วิจัยเศรษฐกิจและธุรกิจ Economic Intelligence Center (SCB EIC) ธนาคารไทยพาณิชย์ เผยแพร่ผลการศึกษา Facebook Movement Range ซึ่งวัดกิจกรรมการเดินทางของผู้ใช้ Facebook ในแต่ละวัน จากข้อมูลพบว่าหลังเกิดการระบาดระลอกใหม่ กิจกรรมการเดินทางในเขตพื้นที่ EEC ลดลงเมื่อเทียบกับเดือนเดียวกันในปีที่แล้วโดยเฉลี่ยถึงร้อยละ 22.6 โดยเฉพาะจังหวัดระยองที่ลดลงสูงถึงร้อยละ 29.5 ใกล้เคียงกับช่วงที่มีมาตรการปิดประเทศ ในขณะที่การเดินทางในเขตภูมิภาคอื่น ๆ ลดลงเฉลี่ยเพียงร้อยละ 6.3 เท่านั้นในช่วงเวลาเดียวกัน

จากนั้น ค่าดัชนีกูเกิลเทรนด์จึงค่อย ๆ เพิ่มขึ้นเมื่อยอดผู้ติดเชื้อลดลง แสดงให้เห็นว่าในช่วงแรกประชาชนให้ความสนใจในการเดินทางท่องเที่ยวลดน้อยลงเพื่อลดความเสี่ยงในการสัมผัสเชื้อไวรัส ทำให้กราฟของจำนวนผู้ติดเชื้อและค่าดัชนีกูเกิลเทรนด์เป็นไปในทิศทางตรงข้ามกัน จนกระทั่งพบว่าในช่วงต้นปีพ.ศ. 2565 เกิดการระบาดหนักกว่ารอบที่แล้ว ทำให้ยอดผู้ติดเชื้อรายใหม่ใน 3 จังหวัดพุ่งสูงสุดถึง 17,000 กว่ารายในสัปดาห์สุดท้ายของเดือนมีนาคม พ.ศ. 2565 ซึ่งค่าดัชนีกูเกิลเทรนด์มีการตอบสนองโดยลดลงในช่วงแรก จากนั้นในเดือนเมษายน พ.ศ. 2565 ค่าดัชนีกูเกิลเทรนด์ได้เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว จนมีค่าสูงสุดหลังยอดผู้ติดเชื้อทำจุดสูงสุดเพียงสองสัปดาห์ถัดมา อาจแสดงให้เห็นว่าผู้คนเริ่มปรับตัวกับสถานการณ์ได้แล้ว

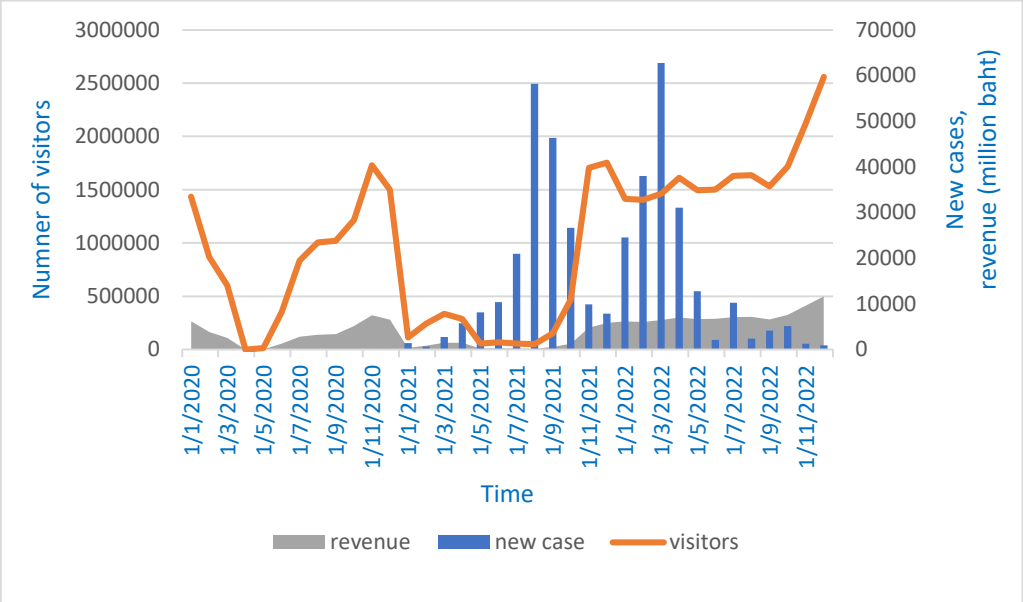

Figure 5 COVID-19 Cases in the EEC Area and Domestic Tourism Statistics

เมื่อพิจารณาจำนวนผู้เยี่ยมเยือนคนไทยและรายได้จากผู้เยี่ยมเยือนคนไทยในเขตพื้นที่ EEC ช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ดังภาพที่ 5 กราฟแท่งแสดงจำนวนผู้ติดเชื้อรายใหม่ในเขตพื้นที่ EEC และกราฟเส้นแสดงจำนวนผู้เยี่ยมเยือนซึ่งลดลงทันทีเมื่อเกิดการระบาดระลอกแรก สอดคล้องกับรายได้การท่องเที่ยวในพื้นที่แรเงาที่ลดลงเช่นกัน จากนั้นเพียงไม่นานจำนวนผู้เยี่ยมเยือนและรายได้จากผู้เยี่ยมเยือนค่อย ๆ เพิ่มสูงขึ้นในช่วงปลายปี พ.ศ. 2563 จนกระทั่งเกิดการระบาดใหม่ในช่วงต้นปี พ.ศ. 2564 ทำให้กราฟจำนวนผู้เยี่ยมเยือนและรายได้ลดลงอย่างรวดเร็ว เป็นเวลายาวนานถึงเกือบ 1 ปี แต่เมื่อภาครัฐเริ่มผ่อนคลายมาตรการต่าง ๆ เพื่อให้กิจกรรมทางเศรษฐกิจดำเนินต่อไปได้ ทำให้ตัวเลขจำนวนผู้เยี่ยมเยือนและรายได้จากการท่องเที่ยวเริ่มกลับมาดีขึ้นอีกครั้ง ถึงแม้ว่ายอดผู้เชื้อจะสูงขึ้นอีกครั้งในช่วงต้นปี พ.ศ. 2565 ยืนยันว่าผู้คนอาจเริ่มปรับตัวเข้ากับภาวะความปกติใหม่ (New Normal) ได้แล้ว และยังมีแนวโน้มที่จำนวนนักท่องเที่ยวจะเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่องจากการเปิดประเทศ

ให้ชาวต่างชาติเดินทางเข้ามาท่องเที่ยว ซึ่งคาดว่าจะทำให้รายได้ภาคการท่องเที่ยวฟื้นฟูกลับมาได้เหมือนเดิม

นอกจากผลกระทบในระยะสั้นที่กล่าวมาแล้วนั้น ในระยะยาวการระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ยังทำให้พฤติกรรมของนักท่องเที่ยวและแรงงานในอุตสาหกรรมต่าง ๆ เปลี่ยนไป (Chinsirapraphа, 2021) โดยงานวิจัยของกองวิจัยการตลาดการท่องเที่ยว การท่องเที่ยวแห่งประเทศไทยระบุว่าหลังจากที่มาตรการต่าง ๆ เริ่มผ่อนคลายและกลับเข้าสู่ภาวะความปกติใหม่ (New Normal) พฤติกรรมนักท่องเที่ยวจะคำนึงถึงสุขอนามัยมากขึ้น มีการเดินทางโดยใช้รถยนต์ส่วนตัวเพิ่มขึ้น เลือกจุดหมายปลายทางที่ใกล้ขึ้นและใช้ระยะเวลาน้อยลง การท่องเที่ยวเชิงธรรมชาติ หรือเชิงสุขภาพได้รับความสนใจเพิ่มขึ้นจากนักท่องเที่ยวที่ต้องการหลีกเลี่ยงการสัมผัส หรือไปในที่แออัดสุ่มเสี่ยงต่อการได้รับเชื้อไวรัส ส่วนแรงงานที่ถูกปลดออกจากงาน จะออกไปหาอาชีพอื่นทำ หรือบางส่วนก็กลับภูมิลำเนาไป ซึ่งอาจไม่ได้กลับมาทำในธุรกิจท่องเที่ยวนี้อีก

สรุปและการอภิปรายผล

“กูเกิลเทรนด์” (Google Trends) คือ เครื่องมือสำหรับวิเคราะห์ความนิยมของคำค้นหาในเว็บไซต์กูเกิลในช่วงเวลาหนึ่ง ซึ่งผู้ใช้สามารถเข้าถึงได้ฟรี จึงเป็นที่นิยมถูกนำมาใช้ในงานวิจัยหลาย ๆ ด้าน รวมถึงด้านการพยากรณ์ตัวแปรสำคัญทางเศรษฐกิจต่าง ๆ เนื่องจากกูเกิลเทรนด์สามารถสะท้อนความสนใจของผู้ใช้งานในช่วงเวลาหนึ่งได้อย่างตรงไปตรงมา ข้อมูลมีความทันสมัย ไม่ล่าช้า ในงานวิจัยชิ้นนี้จึงเลือกใช้กูเกิลเทรนด์ที่เป็นคำค้นหาเกี่ยวกับการท่องเที่ยวใน 3 จังหวัด ได้แก่ ชลบุรี ระยอง และฉะเชิงเทรา เพื่อศึกษาแนวโน้มในอุตสาหกรรมท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC ที่เป็นแหล่งรายได้สำคัญของครัวเรือนในพื้นที่

โครงการวิจัยเรื่อง “การพยากรณ์แนวโน้มท่องเที่ยวในเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (EEC) ด้วยกูเกิลเทรนด์” มีวัตถุประสงค์หลักเพื่อทดสอบความสามารถของตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในการอธิบายการเปลี่ยนแปลงจำนวนนักท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC รวมทั้งค้นหาแบบจำลองที่สามารถพยากรณ์ข้อมูลในระยะสั้นได้อย่างแม่นยำ โดยเฉพาะเมื่อข้อมูลมีความถี่ที่แตกต่างกัน ด้วยสมมติฐานที่ว่าการใช้แบบจำลองดังกล่าวพร้อมด้วยตัวแปรกูเกิลเทรนด์ จะช่วยให้คาดการณ์แนวโน้มท่องเที่ยวได้ดียิ่งขึ้น ในการศึกษาครั้งนี้ ยังต้องการประเมินผลกระทบของสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ที่มีต่ออุตสาหกรรมการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC เพื่อจะได้ทราบถึงปัญหาและสามารถเสนอแนะเชิงนโยบายได้

ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย ได้แก่ ข้อมูลจำนวนนักท่องเที่ยว ความถี่รายเดือน จากกระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา และข้อมูลกูเกิลเทรนด์เกี่ยวกับการท่องเที่ยว ความถี่รายสัปดาห์ จากเว็บไซต์กูเกิลเทรนด์ ครอบคลุมตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2558 ถึง เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2564 โดยผู้วิจัยเลือกใช้คำค้นหาว่า “ชลบุรี + ระยอง + ฉะเชิงเทรา” ในหมวดหมู่ท่องเที่ยว (Travel) เพื่อเป็นตัวแทนคำค้นหาที่เกี่ยวข้องกับการท่องเที่ยวใน 3 จังหวัด ที่จะใช้ในแบบจำลอง ทั้งนี้ ในการประมาณค่าจะใช้แบบจำลอง Autoregressive อย่างง่ายเปรียบเทียบกับแบบจำลอง Augmented Distributed Lag MIDAS Model (ADL- MIDAS) ด้วยการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่าง (Out-of-sample Forecast) และคำนวณหาค่า Mean Absolute Error (MAE) เพื่อใช้เป็นเกณฑ์การประเมินความแม่นยำในการพยากรณ์

ผลการศึกษาจากการวิเคราะห์สมการถดถอย ทำให้ได้ข้อสรุปในประเด็นสำคัญดังนี้ ประการแรก ในงานวิจัยชิ้นนี้พบว่าการเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ในแบบจำลองส่งผลให้ค่า Adjusted R^2 สูงขึ้น

แสดงว่าตัวแปรกูเกิลเทรนด์สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของจำนวนผู้เยี่ยมเยือนได้มากขึ้น ประการที่สอง การที่ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรกูเกิลเทรนด์มีเครื่องหมายเป็นบวก แสดงว่าการค้นหาข้อมูลเกี่ยวกับการท่องเที่ยวมีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันกับจำนวนผู้เยี่ยมเยือน ถ้าการค้นหาในเว็บไซต์กูเกิลมากขึ้น จะส่งผลต่อจำนวนนักท่องเที่ยวที่จะเพิ่มสูงขึ้นเช่นกัน นอกจากนี้ ผู้วิจัยพบว่า จำนวนผู้เยี่ยมเยือนในปัจจุบัน ณ เวลา t มีความสัมพันธ์เชิงลบกับข้อมูล ณ เวลา t-2

สำหรับการประเมินความสามารถในการพยากรณ์ของแบบจำลองต่าง ๆ ชี้ให้เห็นว่า ความแม่นยำของการพยากรณ์ดีขึ้นในแบบจำลองที่มีการเพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ ตรงกับผลการศึกษาของงานวิจัยที่ผ่านมา เช่น งานของ Choi and Varian (2009), Nakavachara and Lekfuangfu (2018) หรือ Havranek and Zeynalov (2021) เป็นต้น จากการพยากรณ์นอกกลุ่มตัวอย่างและเปรียบเทียบค่า MAE พบว่าแบบจำลอง AR ที่เพิ่มตัวแปรกูเกิลเทรนด์ มีค่า MAE ลดลงเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลอง AR อย่างง่ายซึ่งถูกใช้เป็นตัวเปรียบเทียบ แต่อย่างไรก็ตาม สำหรับแบบจำลอง ADL-MIDAS ให้ผลลัพธ์ที่ต่างออกไป โดยค่า MAE จะลดลงเมื่อใช้กลุ่มตัวอย่างเฉพาะช่วงที่เกิดสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 เท่านั้น จึงอาจสรุปได้ว่าในช่วงเวลาปกติ การใช้แบบจำลอง AR ในการพยากรณ์ก็เพียงพอ ในขณะที่แบบจำลอง ADL-MIDAS เหมาะกับการใช้ในสถานการณ์ไม่ปกติ อย่างเช่นในช่วงเศรษฐกิจถดถอยหรือเกิดโรคระบาด เป็นต้น

จากสถานการณ์การระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ทำให้กิจกรรมทางเศรษฐกิจในเขตพื้นที่ EEC ต้องชะลอตัวลง สร้างความเสียหายอย่างมากแก่ธุรกิจท่องเที่ยวที่ต้องสูญเสียรายได้จากมาตรการปิดประเทศ อีกทั้งเมื่อจำนวนผู้ติดเชื้อในพื้นที่มากเป็นอันดับต้นๆของประเทศ ทำให้กระทบต่อความเชื่อมั่นของผู้บริโภคและนักลงทุน นักท่องเที่ยวให้ความสนใจในการเดินทางท่องเที่ยวน้อยลง ทำให้จำนวนผู้เยี่ยมเยือนและรายได้จากการท่องเที่ยวในเขตพื้นที่ EEC ลดลงทันทีในการระบาดระลอกแรก อย่างไรก็ตาม ผลการวิเคราะห์สมการถดถอยอย่างง่ายพบว่าสถานการณ์การแพร่ระบาดของโรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 ไม่สัมพันธ์กับจำนวนผู้เยี่ยมเยือนในเขตพื้นที่ EEC อย่างมีนัยสำคัญ

ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะในการนำผลการวิจัยไปใช้

ข้อมูลกูเกิลเทรนด์นอกจากจะนำไปใช้ประโยชน์ในเชิงการตลาดหรือธุรกิจแล้ว ยังสามารถนำไปใช้พยากรณ์ระยะสั้นของตัวแปรทางเศรษฐกิจต่าง ๆ ได้ ด้วยเป็นเครื่องมือที่เข้าถึงข้อมูลได้ฟรี และสามารถเรียกดูข้อมูลการค้นหาได้แบบเป็นปัจจุบัน (Real Time) หรือสามารถเลือกช่วงเวลาที่ต้องการเพื่อดูพฤติกรรมความสนใจในการค้นหาของผู้ใช้งานได้ทันที ทำให้การวิเคราะห์และบริหารจัดการจึงไม่ล่าช้า สามารถเตรียมพร้อมรับนักท่องเที่ยวที่จะเดินทางมาในพื้นที่ได้

ในด้านการช่วยเหลือจากภาครัฐเพื่อช่วยบรรเทาผลกระทบจากสถานการณ์โรคติดเชื้อไวรัสโคโรนา 2019 นอกเหนือจากมาตรการในระยะสั้นต่าง ๆ ที่ภาครัฐได้ดำเนินการไปแล้ว เช่น มาตารการสินเชื่อดอกเบี้ยต่ำ (Soft Loan) โครงการเราเที่ยวด้วยกัน โครงการทัวร์เที่ยวไทย การจัดทำมาตรฐานความปลอดภัยด้านสุขอนามัย (SHA) เป็นต้น สำนักงานคณะกรรมการนโยบายเขตพัฒนาพิเศษภาคตะวันออก (สกพอ.) จำเป็นที่จะต้องเร่งสร้างความเชื่อมั่นของนักท่องเที่ยว นักลงทุนให้กลับมาโดยเร็ว และให้ความช่วยเหลือแก่ผู้ประกอบการที่ได้รับผลกระทบ เสริมสร้างความแข็งแกร่งให้สามารถขับเคลื่อนเศรษฐกิจต่อไปได้ ส่วนในระยะปานกลางถึงระยะยาว การระบาดของโรคไม่ได้ทำให้จำนวนนักท่องเที่ยวลดลงมากนัก เพราะนักท่องเที่ยวเริ่มมีการปรับตัวและปรับเปลี่ยนพฤติกรรม ถ้าหากมองวิกฤตินี้ให้เป็นโอกาส ผู้ดำเนินนโยบายสามารถใช้ช่องว่างเวลานี้ในการเตรียมความพร้อม ทั้งด้าน

แรงงาน ในการพัฒนาทักษะเดิม (Upskill) และเพิ่มเติมทักษะใหม่ (Reskill) มีการผลิตแรงงานเคยขาดแคลนให้เพียงพอ อีกทั้งปรับปรุง พัฒนาโครงสร้างพื้นฐาน เทคโนโลยีให้ทันสมัย เพื่อให้ตอบสนองความต้องการของอุตสาหกรรมท่องเที่ยวสมัยใหม่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ พร้อมเข้าสู่ภาวะความปกติใหม่

ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตหรือการวิจัยครั้งต่อไป

งานวิจัยชิ้นนี้มีข้อจำกัดเนื่องจากมุ่งศึกษาเกี่ยวกับแนวโน้มท่องเที่ยวโดยการใช้กูเกิลเทรนด์เท่านั้น สำหรับงานวิจัยในอนาคต อาจเพิ่มตัวแปรอื่น ๆ ที่เกี่ยวกับการท่องเที่ยวโดยตรงในแบบจำลอง อีกทั้งควรศึกษาถึงแนวโน้มของจำนวนนักท่องเที่ยวชาวต่างชาติที่เดินทางมาเที่ยวในประเทศไทยด้วย เนื่องจากรายได้จากการท่องเที่ยว มาจากนักท่องเที่ยวต่างชาติเป็นสัดส่วนที่มากกว่านักท่องเที่ยวชาวไทย ทั้งนี้ คำค้นหาที่ใช้ต้องปรับเปลี่ยนให้ครอบคลุมกับการค้นหาเป็นภาษาอังกฤษ นอกจากนี้ สามารถขยายขอบเขตการศึกษาให้กว้างออกไป เช่น ศึกษาแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงของอัตราการเข้าพักหรือรายได้จากการท่องเที่ยว ในจังหวัดที่เป็นแหล่งท่องเที่ยวยอดนิยมของไทย สุดท้ายนี้ ในการศึกษาครั้งต่อไป อาจใช้แบบจำลองความถี่ผสมอื่น ๆ นอกจาก MIDAS เพื่อทำการเปรียบเทียบและพัฒนาต่อยอดแบบจำลองให้มีความแม่นยำมากขึ้น เช่น แบบจำลอง Mixed Frequency Vector Autoregressions (MF-VAR) ซึ่ง Kuzin et al. (2011) พบว่า แบบจำลอง MF-VAR ให้ความแม่นยำในการทำนายระยะยาวมากกว่า ในขณะที่แบบจำลอง MIDAS ทำได้ดีกว่าในการทำนายระยะสั้น

เอกสารอ้างอิง

Andreou, E., Ghysels, E., & Kourtellos, A. (2013). Should Macroeconomic Forecasters Use Daily Financial Data and How? *Journal of Business & Economic Statistics, 31*(2), 240-251.

Askitas, N., & Zimmermann, K. F. (2009). Google Econometrics and Unemployment Forecasting. *Applied Economics Quarterly, 55*(2), 107-120.

Chinsirapratpha, A. (2021). The Impact of COVID-19 on the Tourism Economy in the Eastern Region. *Journal of Industrial Business Administration*, *3*(2), 1–4. Retrieved from https://so03.tci-thaijo.org/index.php/iba/article/view/257511

Choi, H., & Varian, H. (2009). Predicting Initial Claims for Unemployment Benefits. *Google Inc, 1*, 1-5.

Engle, R. F., Ghysels, E., & Sohn, B. (2013). Stock Market Volatility and Macroeconomic Fundamentals. *Review of Economics and Statistics, 95*(3), 776-797.

Ettredge, M., Gerdes, J., & Karuga, G. (2005). Using Web-based Search Data to Predict Macroeconomic Statistics. *Communications of the ACM, 48*(11), 87-92.

Ghysels, E., Santa-Clara, P., & Valkanov, R. (2004). The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models. *UCLA: Finance*. Retrieved from https://escholarship.org/uc/item/9mf223rs

Gulati, V. (2023). *EEC Economy in 2022 and Outlook in 2023.* Retrieved February 1, 2023, from https://www.scbeic.com/th/detail/product/8749

Havranek, T., & Zeynalov, A. (2021). Forecasting Tourist Arrivals: Google Trends Meets Mixed-frequency Data. *Tourism Economics*, *27*(1), 129-148.

Hopken, W., Eberle, T., Fuchs, M., & Lexhagen, M. (2019). Google Trends Data for Analysing Tourists' online Search Behaviour and Improving Demand Forecasting: the Case of Åre, Sweden. *Information Technology & Tourism*, *21*, 45-62.

Jiranyakul, K. (2019). The Validity of the Tourism-Led Growth Hypothesis for Thailand. *Available at SSRN 2816239*.

Kapetanios, G., & Papailias, F. (2018). Big Data & Macroeconomic Nowcasting: Methodological Review. *Economic Statistics Centre of Excellence (ESCoE) Discussion Papers ESCoE DP-2018-12, Economic Statistics Centre of Excellence (ESCoE).*

Keerativibool, W. (2013). Forecasting Model for the Number of International Tourist Arrivals to Thailand. *Srinakharinwirot Science Journal. 29*(2), 9-26.

Kingnetr, N., Tungtrakul, T., & Sriboonchitta, S. (2017). Forecasting GDP Growth in Thailand with Different Leading Indicators Using MIDAS Regression Models. *Robustness in Econometrics*, 692, 511-521. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-50742-2_31

Kingnetr, N., Tungtrakul, T., & Sriboonchitta, S. (2018). Does Forecasting Benefit from Mixed-frequency Data Sampling Model: The Evidence from Forecasting GDP Growth Using Financial Factor in Thailand. *International Conference of the Thailand Econometrics Society*, 753, 430-442. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-70942-0_31

Kuzin, V., Marcellino, M., & Schumacher, C. (2011). MIDAS vs. Mixed-frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area. *International Journal of Forecasting, 27*(2), 529-542.

Nakavachara, V., & Lekfuangfu, N. W. (2018). Predicting the Present Revisited: The Case of Thailand. *Thailand and The World Economy, 36*(3), 23-46.

Onder, I. (2017). Forecasting Tourism Demand with Google Trends: Accuracy Comparison of Countries vs. Cities. *International Journal of Tourism Research*, *19*(6), 648-660.

Prajongkarn, W., Reancharoen, T., & Surawattananon N. (2020). *How to Switch on the Tourism Sector to be Worth the Risk*. Retrieved January 29, 2021, from https://www.bot.or.th/Thai/ResearchAndPublications/articles/Pages/Article_13Oct2020.aspx.

Rangsipol, K. (2021). *EEC Economy in a New Wave of COVID-19 Outbreak.* Retrieved February 1, 2023, from https://www.scbeic.com/th/detail/product/7321

Rungjindarat , N., & Phansaita, N. (2018). Forecasting Russian Tourist Arrivals to Thailand Using SARIMA Model. *Dusit Thani College Journal*, *10*(1), 180-191.

Sangkhamaneenakon, O. (2018). *Can Google Trends Help to Predict Financial Market (SET50)*. Thammasat University.

Stephens-Davidowitz, S., & Varian, H. (2014). *A Hands-on Guide to Google Data*. Technical report, Google.

Untong, A. (2014). Examining the Tourism-led Growth Hypothesis: A Case Study of Thailand. *Applied Economics Journal*, *21*(2), 30-51.

Wichitaksorn, N. (2020). *Analyzing and Forecasting Thai Macroeconomic Data Using Mixed-Frequency Approach* (Discussion Paper No. 146). Puey Ungphakorn Institute for Economic Research. https://www.pier.or.th/dp/146/