

Received: 12 มี.ค. 2569

Revised: 3 พ.ค. 2569

Accepted: 5 พ.ค. 2569

การวิเคราะห์เชิงเหตุและผลของคาร์บอนฟุตพริ้นท์การท่องเที่ยวชุมชนด้วย Random Forest และ Counterfactual XAI จากข้อมูลดาวเทียม: กรณีศึกษาดำบลท่าศาลา จังหวัดเชียงใหม่
Causal Analysis of Carbon Footprint in Community-Based Tourism Using Random Forest and Counterfactual Explainable AI from Satellite Data: A Case Study of Tazala Subdistrict, Chiang Mai Province

เพชรรัช ประระไทย¹, นฤพร เต็งไตรรัตน์^{1*} และ เบญจกัลยา วิริยะเมธี²

¹สาขาวิชาวิศวกรรมซอฟต์แวร์ คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยพายัพ

²สาขาวิชาการจัดการโรงแรมและการท่องเที่ยว คณะบริหารธุรกิจ มหาวิทยาลัยพายัพ

Phetcharat Parathai¹, Naruephorn Tengtrairat^{1*} and Benjakanlaya Wiriymetee²

¹School of Software Engineering, Faculty of Business Administration, Payap University, Chiang Mai, Thailand, 50210

²School of Hotel and Tourism Management, Faculty of Business Administration, Payap University, Chiang Mai, Thailand, 50210

*Corresponding author: Naruephorn_T@payap.ac.th

Abstract

This study proposes a causal analytical framework for examining the dynamics of tourism-induced carbon footprints at the community level in Tha Sala Subdistrict, Chiang Mai Province. Nitrogen dioxide (NO₂) concentration is employed as a proxy indicator. Multidimensional satellite data (Sentinel, MODIS, VIIRS) processed on Google Earth Engine are integrated with synthetically generated tourist data based on the Poisson distribution through a Hybrid AI architecture combining Random Forest Regression (RFR) and Diverse Counterfactual Explanations (DiCE). The results indicate that the RFR model achieves high predictive accuracy ($R^2 = 0.973$). The primary drivers of emissions are infrastructure-related factors reflected by land surface temperature (LST; 58.22%) and energy consumption proxied by nighttime lights (NTL; 20.80%), whereas the direct influence of tourist volume is relatively marginal (1.50%). Furthermore, what-if scenario simulations using DiCE reveal that increasing green space (NDVI) and reducing surface temperature can decrease NO₂ levels by up to 11.94%

without restricting tourist numbers. These empirical findings provide a decision-support mechanism, demonstrating that sustainable tourism policies should prioritize spatial supply-side management and green infrastructure development rather than relying solely on demand-side control of tourist volumes.

Keywords: *Satellite Remote Sensing; Community-Based Tourism; Carbon Footprint Dynamics; Random Forest Regression; Counterfactual Explainable AI*

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบการวิเคราะห์เชิงสาเหตุของพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการท่องเที่ยวระดับชุมชน ณ ตำบลท่าศาลา จ.เชียงใหม่ โดยใช้ความเข้มข้นก๊าซ NO₂ เป็นตัวชี้วัดตัวแทน ข้อมูลดาวเทียมพหุมิติ (Sentinel, MODIS, VIIRS) บน Google Earth Engine ถูกบูรณาการร่วมกับ ข้อมูลนักท่องเที่ยวสังเคราะห์ (Poisson Distribution) ผ่านสถาปัตยกรรม Hybrid AI ที่ผสาน Random Forest Regression (RFR) และ Diverse Counterfactual Explanations (DiCE) ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง RFR มีความแม่นยำสูง ($R^2 = 0.973$) โดยปัจจัยขับเคลื่อนการปล่อยมลพิษหลักคือโครงสร้างพื้นฐานที่สะท้อนผ่านอุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST; 58.22%) และการใช้พลังงาน (NTL; 20.80%) ขณะที่จำนวนนักท่องเที่ยวมีอิทธิพลทางตรงเพียง 1.50% นอกจากนี้ การจำลองสถานการณ์ทางเลือก (What-If Scenarios) ด้วย DiCE ชี้ว่าการเพิ่มพื้นที่สีเขียว (NDVI) และลดอุณหภูมิพื้นผิว สามารถลด NO₂ ได้ถึงร้อยละ 11.94 โดยไม่ต้องจำกัดจำนวนนักท่องเที่ยว ข้อค้นพบเชิงประจักษ์นี้เป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจที่ยืนยันว่า นโยบายการท่องเที่ยวอย่างยั่งยืนควรมุ่งเน้นการจัดการอุปทานเชิงพื้นที่และการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานสีเขียว มากกว่าการควบคุมอุปสงค์นักท่องเที่ยวเพียงมิติเดียว

คำสำคัญ: *การท่องเที่ยวโดยชุมชน; พลวัตของคาร์บอนฟุตพริ้นท์; การสำรวจระยะไกลด้วยดาวเทียม; การถดถอยแบบแรนดอมฟอเรสต์; ปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้เชิงสวนทาง*

1. บทนำ

ภายใต้บริบทของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศที่มีความรุนแรงและความถี่เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง ประกอบกับการเปลี่ยนผ่านของระบบเศรษฐกิจโลกสู่แนวทางการพัฒนาแบบคาร์บอนต่ำ (Low-Carbon Development) การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (Carbon Footprint Assessment: CFA) จึงมีบทบาทเป็นกลไกเชิงระบบที่สำคัญในการสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายและการจัดการ

ด้านสิ่งแวดล้อม ทั้งในระดับพื้นที่และระดับอุตสาหกรรม โดยเฉพาะอย่างยิ่งในภาคการท่องเที่ยว ซึ่ง CFA สามารถใช้เป็นเครื่องมือหลักในการระบุแหล่งกำเนิดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก ประเมินผลกระทบเชิงปริมาณ และกำหนดแนวทางการลดการปล่อยที่สอดคล้องกับเป้าหมายการพัฒนาการท่องเที่ยวอย่างยั่งยืนในระยะยาว

การบรรลุความเป็นกลางทางคาร์บอนในระดับชุมชนเป็นความท้าทายเชิงยุทธศาสตร์สำคัญ โดยเฉพาะในพื้นที่ท่องเที่ยวอย่างจังหวัดเชียงใหม่ ซึ่งภาคการท่องเที่ยวมีบทบาทต่อเศรษฐกิจสูงถึงร้อยละ 69–70 (กองเศรษฐกิจการท่องเที่ยวและกีฬา กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา, 2568) และอาจส่งผลต่อการปล่อยก๊าซเรือนกระจกในระดับพื้นที่ งานวิจัยจึงตั้งคำถามถึงอิทธิพลเชิงสาเหตุของจำนวนนักท่องเที่ยวต่อคาร์บอนฟุตพริ้นท์ระดับ จากการทบทวนวรรณกรรมพบว่า การบูรณาการข้อมูลเชิงพื้นที่ ภูมิอากาศ และสถิติด้วยอัลกอริทึม Random Forest (RF) มีประสิทธิภาพสูงในการสนับสนุนการปรับตัวต่อการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ เนื่องจากคุณสมบัติของ Ensemble Learning ช่วยลดปัญหา Multicollinearity และป้องกัน Overfitting ได้อย่างมีนัยสำคัญ อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของแบบจำลองยังคงอ่อนไหวต่อคุณภาพข้อมูลนำเข้า โดยเฉพาะความละเอียดของภาพถ่ายดาวเทียมและความคลาดเคลื่อนเชิงระบบจากมาตรฐานการเก็บข้อมูลที่แตกต่างกัน (ปริเวทวารณโกวิท, 2568; Yang et al., 2024; Ou et al., 2026) นอกจากนี้ การใช้ข้อมูลระดับมหภาค (Macro-scale) แบบรายปี ยังมีข้อจำกัดในการอธิบายพลวัตระดับชุมชน (Micro-scale) ที่ต้องการข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลาที่มีความละเอียดสูง (High spatio-temporal resolution) เพื่อสะท้อนความผันผวนระยะสั้น ผนวกกับข้อจำกัดของแบบจำลองที่ยังขาดความสามารถในการอธิบายกลไกเชิงลึก (Interpretability) ของปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรได้อย่างชัดเจน

การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์เป็นกลไกสำคัญในการขับเคลื่อนอุตสาหกรรมท่องเที่ยวสู่เป้าหมายความเป็นกลางทางคาร์บอน (Net Zero Carbon) ทว่าการประเมินในปัจจุบันยังคงเผชิญข้อจำกัดเชิงโครงสร้าง ทั้งด้านความแม่นยำของข้อมูล ความละเอียดเชิงพื้นที่-เวลา (Spatio-temporal resolution) และการบูรณาการเทคโนโลยีขั้นสูง ทั้งนี้ แนวทางการประเมินสามารถจำแนกได้เป็น 2 กลุ่มหลัก ได้แก่ (1) แนวทางเชิงมหภาคที่อาศัยข้อมูลทุติยภูมิ และ (2) แนวทางเชิงจุลภาคที่ประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (AI) และการเรียนรู้ของเครื่อง (ML) การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (CFA) ระดับมหภาคตามมาตรฐานสากล (IPCC, DEFRA) มักพึ่งพาข้อมูลทุติยภูมิ ซึ่งมีข้อจำกัดด้านความละเอียดเชิงพฤติกรรมและเวลา รวมถึงมักละเลยการปล่อยคาร์บอนทางอ้อม (Pousa-Unanue et al., 2026) แม้ปัจจุบันจะมีการประยุกต์ใช้ข้อมูลการรับรู้ระยะไกล (Remote Sensing: RS) ร่วมกับ IoT และ AI เพื่อเพิ่มความละเอียดเชิงพื้นที่-เวลา (Sanderson et al., 2023; Patil et al., 2026) ตลอดจนประเมินการปล่อยและกักเก็บคาร์บอนผ่านแบบจำลองเชิงนิเวศ (He et al., 2025; Guo et al., 2024) แต่วิธีการดังกล่าวยังคงเผชิญความไม่แน่นอนของข้อมูลและการขาดข้อมูล

ภาคพื้นดินสำหรับทวนสอบ ในระดับจุลภาค (Micro-scale) การใช้ AI และ Machine Learning (ML) ได้แก่ Computer Vision ช่วยให้เราสามารถวิเคราะห์พฤติกรรมแบบเรียลไทม์ได้แม่นยำขึ้น (Zhao et al., 2024) อย่างไรก็ตาม โมเดล ML ทั่วไปยังคงมีข้อจำกัดในการอธิบายพลวัตเชิงพื้นที่และเวลา เนื่องจากปัญหาความสัมพันธ์ลวง (Spurious Correlation) จากตัวแปรก่อกวน (Confounders) คือ ฤดูกาล เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว การบูรณาการ RS ร่วมกับเทคนิคทางสถิติและ Causal AI (Directed Acyclic Graph: DAG) จึงถูกนำมาใช้เพื่อระบุความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลที่แท้จริงของการท่องเที่ยวต่อสิ่งแวดล้อมระดับชุมชน (Sanderson et al., 2023; Shohan et al., 2026) รวมถึงการใช้ Explainable AI (XAI) ผ่าน Counterfactual Explanations เพื่อสนับสนุนการสร้างสถานการณ์จำลอง (What-if scenarios)

จากข้อจำกัดข้างต้น งานวิจัยด้าน CFA ในระดับชุมชนยังคงเผชิญช่องว่างสำคัญที่จำเป็นต้องได้รับการพัฒนา ซึ่งสามารถจำแนกได้ 3 ประการ ได้แก่: 1) ขาดกรอบการวิเคราะห์แบบบูรณาการ (Integrated Framework) ที่สามารถผสานและจัดการข้อมูลดาวเทียมพหุแหล่งได้อย่างมีประสิทธิภาพ 2) ข้อจำกัดในการวิเคราะห์เชิงความเป็นเหตุเป็นผล (Causality) โมเดลส่วนใหญ่ยังไม่สามารถแยกแยะอิทธิพลของตัวแปรก่อกวน เพื่ออธิบายพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการท่องเที่ยวได้อย่างแท้จริง และ 3) ขาดเครื่องมือสนับสนุนการตัดสินใจ ที่สามารถแปลงผลลัพธ์ทางสถิติไปสู่การจำลองสถานการณ์เชิงนโยบาย (What-if scenarios) สำหรับการบริหารจัดการพื้นที่เชิงรุก

งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบการประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (CFA) ระดับชุมชน โดยบูรณาการข้อมูลการรับรู้ระยะไกล (RS) แบบพหุเซนเซอร์เข้ากับเทคนิค Counterfactual Explainable AI (XAI) เพื่ออธิบายความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลระหว่างกิจกรรมการท่องเที่ยวและพลวัตสิ่งแวดล้อม ทั้งนี้ ภายใต้ข้อจำกัดของข้อมูลระดับจุลภาค งานวิจัยได้กำหนดให้ความเข้มข้นของก๊าซ NO₂ เป็นตัวชี้วัดตัวแทน (Proxy indicator) เพื่อสะท้อนระดับการปล่อยมลพิษจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิล การประยุกต์ใช้ Counterfactual Explanations ช่วยให้แบบจำลองสามารถจำลองสถานการณ์เชิงสมมติ (What-if scenarios) ประเมินผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงปัจจัยเชิงพื้นที่ซึ่งนำไปสู่การพัฒนากระบวนสนับสนุนการตัดสินใจบนฐานข้อมูลเชิงประจักษ์ (Data-driven decision support system) สำหรับองค์กรปกครองส่วนท้องถิ่น

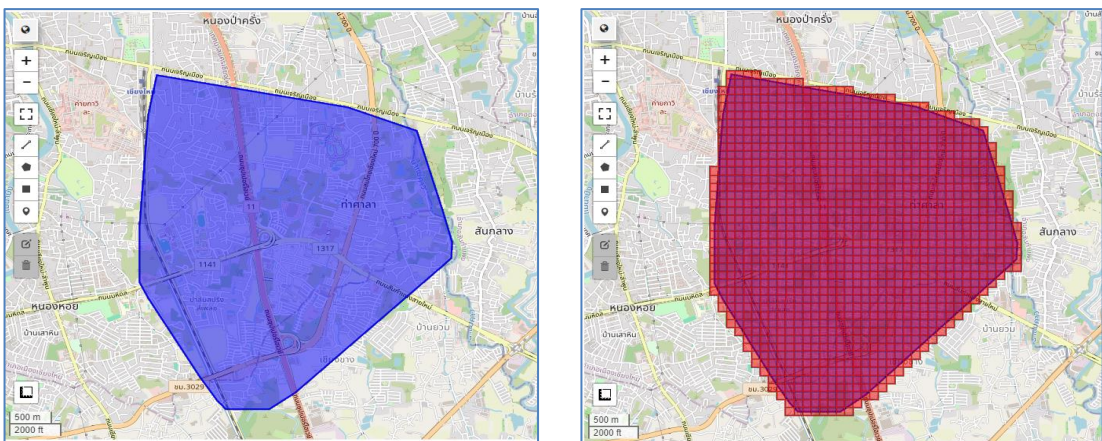
งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลัก ดังนี้ เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบและทดสอบสมมติฐานเชิงสาเหตุ (Causal impact) ของจำนวนนักท่องเที่ยวที่มีต่อพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ในระดับชุมชน และ เพื่อประเมินน้ำหนักความสำคัญ (Factor Importance) ของตัวแปรด้านปริมาณนักท่องเที่ยวเปรียบเทียบกับตัวแปรเชิงพื้นที่และโครงสร้างพื้นฐานอื่น ๆ (อุณหภูมิพื้นผิวโลก และการใช้พลังงาน) เพื่อสนับสนุนการบริหารจัดการการท่องเที่ยวท้องถิ่นอย่างยั่งยืน ในการศึกษาี้ การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์ (CFA) ถูกนิยามว่าเป็นการประเมินและติดตามมลพิษจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิลใน

เขตเมืองและภาคการท่องเที่ยว ทั้งนี้ เพื่อก้าวข้ามข้อจำกัดด้านข้อมูลในการประเมินระดับคุณภาพ จึงประยุกต์ใช้ความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 เป็นตัวชี้วัดตัวแทน (Proxy indicator) เพื่อสะท้อนระดับการปล่อยคาร์บอนดังกล่าว

โครงสร้างของบทความนี้ประกอบด้วยส่วนหลัก 6 ส่วน ได้แก่ ส่วนที่ (1) บทนำ อธิบายถึงที่มา ความสำคัญ งานวิจัยที่มีความเกี่ยวข้องกับ ส่วนที่ (2) รายละเอียดพื้นที่ศึกษา ส่วนที่ (3) ตัวแปรและแหล่งที่มาของข้อมูลคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน ในส่วนที่ (4) แบบจำลอง Random Forest Regressor และ Counterfactual Explanations ส่วนที่ (5) ผลการศึกษาการวิเคราะห์พลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน และส่วนสุดท้าย ส่วนที่ 6 สรุปผลการวิจัย

2. พื้นที่ศึกษาของงานวิจัย

การศึกษานี้มุ่งวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงเหตุและผลระหว่างกิจกรรมการท่องเที่ยวและพลวัตความเป็นกลางทางคาร์บอน (Carbon Neutrality) ระดับชุมชน โดยมีพื้นที่ศึกษาคือ ตำบลท่าศาลา อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ (ดังแสดงในภาพที่ 1) พื้นที่ราบลุ่มขนาด 5.7 ตารางกิโลเมตรแห่งนี้ ถือเป็นตัวแทนเชิงพื้นที่ (Spatial representative) ที่สะท้อนบทบาทของชุมชนกึ่งเมืองในการรองรับการท่องเที่ยวแบบพหุมิติของจังหวัดเชียงใหม่ โดยมีความหนาแน่นประชากร 1,182 คนต่อตารางกิโลเมตร ผนวกกับกลุ่มประชากรแฝงจำนวนมาก (สำนักงานจังหวัดเชียงใหม่, 2568) นอกจากนี้ พลวัตการท่องเที่ยวในพื้นที่ยังมีความผันผวนตามฤดูกาล (Seasonality) อย่างชัดเจน โดยมีความหนาแน่นของนักท่องเที่ยวสูงสุดในช่วงฤดูการท่องเที่ยว (พฤศจิกายน–กุมภาพันธ์) และลดลงอย่างมีนัยสำคัญในช่วงนอกฤดูกาล (มิถุนายน–ตุลาคม) ซึ่งปัจจัยเหล่านี้ส่งผลกระทบต่อการเชื่อมโยงทางเศรษฐกิจ การใช้โครงสร้างพื้นฐาน และการจัดการสิ่งแวดล้อมในระดับท้องถิ่น



ภาพที่ 1 ขอบเขตพื้นที่ศึกษา ตำบลท่าศาลา อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ (ซ้าย) การแบ่งพื้นที่ศึกษา ตำบลท่าศาลาออกเป็นกริดขนาด 100 × 100 เมตร (ขวา)

3. แหล่งที่มาของข้อมูลพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน

การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์ระดับพื้นที่ย่อย (Micro-scale) มักเผชิญข้อจำกัดในการระบุแหล่งกำเนิดมลพิษ เนื่องจากก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) มีการแพร่กระจายกว้างและตกค้างในชั้นบรรยากาศยาวนาน เพื่อก้าวข้ามข้อจำกัดนี้ งานวิจัยจึงพัฒนากรอบแนวคิดที่บูรณาการข้อมูลการรับรู้ระยะไกลแบบพหุแหล่ง (Multisource Remote Sensing) โดยใช้ความเข้มข้นของก๊าซ NO₂ ซึ่งเป็นมลพิษอายุสั้น (Short-lived pollutant) ที่เกิดจากการเผาไหม้เครื่องยนต์และการใช้พลังงาน เป็นตัวชี้วัดตัวแทน (Proxy indicator) (ปิยะพันธ์ เชื้อเมืองพาน และคณะ, 2567) ทั้งนี้ ในการศึกษาครั้งนี้คำว่า "คาร์บอนฟุตพริ้นท์" และ "การปล่อยคาร์บอน" ถูกนิยามให้ครอบคลุมเฉพาะปริมาณมวลรวมของการปล่อยก๊าซ CO₂ จากการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิลในเขตเมืองและภาคการท่องเที่ยว (การคมนาคมขนส่งและการใช้พลังงานในที่พักรวม) ซึ่งสามารถสะท้อนพลวัตเชิงพื้นที่ได้อย่างแม่นยำผ่านระดับความเข้มข้นของก๊าซ NO₂

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างกิจกรรมการท่องเที่ยวและสภาพแวดล้อม ณ ต.ท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่ ดำเนินการภายใต้กรอบแนวคิดที่จำแนกตัวแปรออกเป็น 3 มิติหลัก ดังนี้

1. มิติการปล่อยคาร์บอน (Carbon Emission Proxies) ประกอบด้วย 3 ตัวแปร ได้แก่

- ก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) ใช้เป็นตัวชี้วัดตัวแทน (Proxy indicator) ระดับจุลภาค สำหรับระบุแหล่งกำเนิดมลพิษแบบจุด (Point-source emissions) จากกระบวนการเผาไหม้ที่สัมพันธ์กับการคมนาคมและการท่องเที่ยว

- อุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST) ใช้สะท้อนสภาพแวดล้อมทางกายภาพ ปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง (UHI) และความเข้มข้นของการใช้พลังงานในธุรกิจที่พักรวม

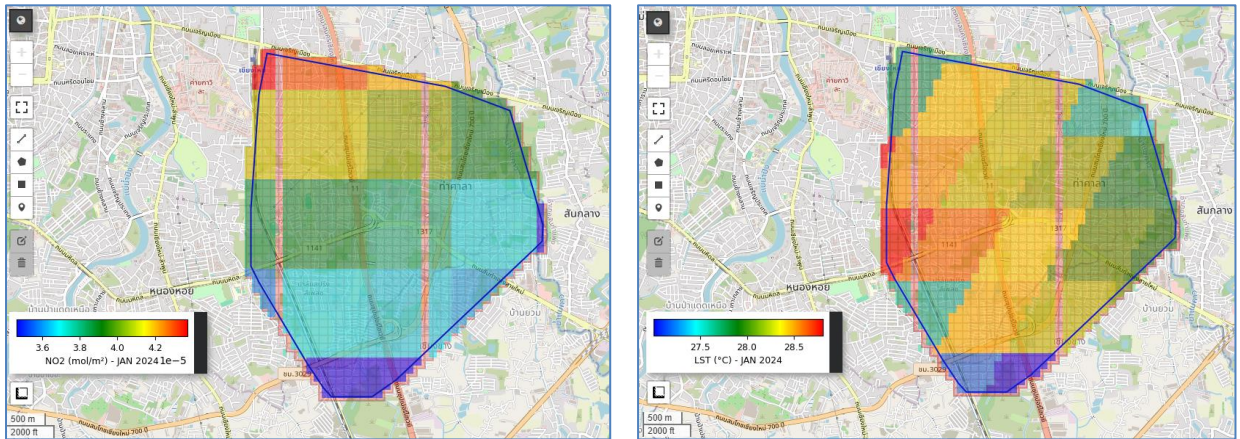
- แสงสว่างเวลากลางคืน (NTL) ใช้เป็นตัวแทนทางเศรษฐกิจ เพื่อสะท้อนความหนาแน่นของกิจกรรมทางเศรษฐกิจ อัตราการพักค้างคืน และการบริโภคพลังงานเวลากลางคืน

2. มิติการดูดซับคาร์บอน (Carbon Sink Proxies) ได้แก่ ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) ใช้ประเมินความอุดมสมบูรณ์ทางนิเวศวิทยา และขีดความสามารถของพื้นที่สีเขียวระดับพื้นที่ย่อยในการทำหน้าที่เป็นแหล่งดูดซับก๊าซ CO₂

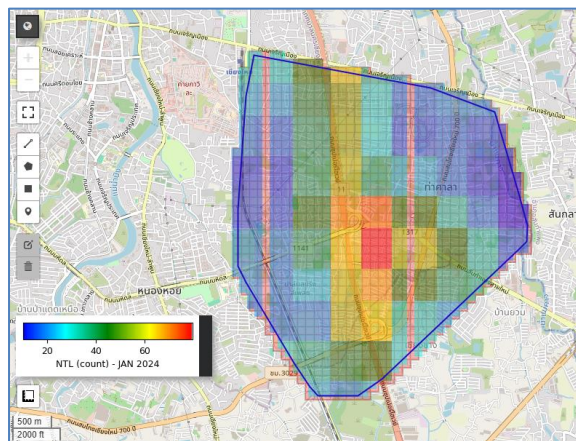
3. มิติตัวแปรควบคุมและพลวัตการท่องเที่ยว (Control Variables and Tourism Dynamics) ได้แก่ บูรณาการข้อมูลภาคพื้นดิน (Ground-truth data) ได้แก่ สถิติจำนวนนักท่องเที่ยว และ ปัจจัยด้านฤดูกาล (Seasonality) เพื่อใช้เป็นตัวแปรควบคุม ช่วยอธิบายความผันผวนของกิจกรรม และตีกรอบให้การประเมินคาร์บอนฟุตพริ้นท์สะท้อนผลกระทบจากภาคการท่องเที่ยวได้อย่างแท้จริงและมีความสำคัญทางสถิติ

3.1 ด้านการปล่อยคาร์บอน (Emission Proxies)

ข้อมูลด้านมลพิษทางอากาศถูกใช้เป็นตัวแทนของกิจกรรม ที่ก่อให้เกิดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกจากการท่องเที่ยวและการคมนาคมขนส่ง โดยประกอบด้วย 3 ตัวแปร ได้แก่ NO₂ LST และ NTL ตามลำดับ ภาพที่ 2 แสดงความเข้มข้นของ NO₂ จากดาวเทียม Sentinel-5P (TROPOMI) และการกระจายเชิงพื้นที่ของอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) (ขวา)



ภาพที่ 2 การกระจายเชิงพื้นที่ของความเข้มข้น NO₂ (ซ้าย) และการกระจายเชิงพื้นที่ของอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) (ขวา) ต.ท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่ เดือน มกราคม พ.ศ. 2567 แสดงในรูปแบบแบกริตขนาด 100 × 100 เมตร

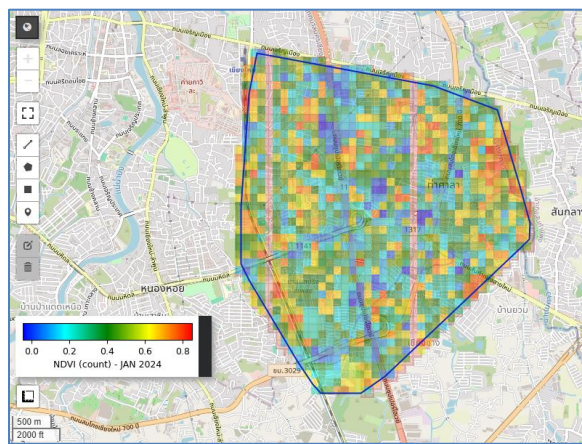


ภาพที่ 3 การกระจายเชิงพื้นที่ของความเข้มแสงไฟยามค่ำคืน (NTL) ต.ท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 แสดงในรูปแบบกริตขนาด 100 × 100 เมตร

3.2 ด้านการดูดซับคาร์บอน (Carbon Sink Proxies)

ศักยภาพการดูดซับคาร์บอนของพื้นที่ ต.ท่าศาลา ถูกประเมินผ่านดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) จากดาวเทียม Sentinel-2 (ดังแสดงในภาพที่ 4) เพื่อเป็นตัวชี้วัดความสมบูรณ์ของ

พื้นที่สีเขียวและโครงสร้างการใช้ประโยชน์ที่ดิน (เพชรรัช ประระไทย และคณะ, 2568) ผลการวิเคราะห์เชิงพื้นที่พบว่า บริเวณตอนกลางและตะวันตกมีค่า NDVI ในระดับสูง (0.4–0.8) ซึ่งสอดคล้องกับการกระจุกตัวของพื้นที่เกษตรกรรม ขณะที่ทิศตะวันออกและตะวันออกเฉียงใต้มีค่า NDVI ต่ำ (0.2–0.4) บ่งชี้ถึงความหนาแน่นของสิ่งปลูกสร้าง ความแปรปรวนเชิงพื้นที่ระดับกริดดังกล่าวสะท้อนลักษณะรอยต่อเมือง-ชนบท (Urban-Rural Interface) อย่างชัดเจน โดยพื้นที่ที่มี NDVI สูงทำหน้าที่เป็นแหล่งดูดซับคาร์บอนและบรรเทาความร้อนพื้นผิว ในขณะที่พื้นที่ NDVI ต่ำมักมีความเชื่อมโยงกับแหล่งกำเนิดความร้อนและการปล่อยคาร์บอนจากกิจกรรมเมืองและการคมนาคม

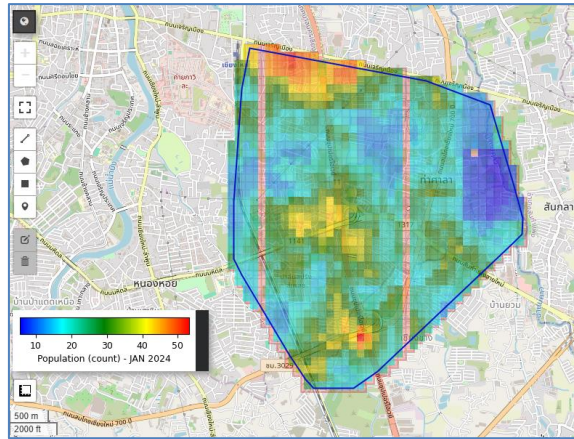


ภาพที่ 4 การกระจายเชิงพื้นที่ของดัชนีพืชพรรณ NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) ในตำบลท่าศาลา อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 แสดงในรูปแบบกริดขนาด 100 × 100 เมตร

3.3 ตัวแปรควบคุมและข้อมูลภาคพื้นดิน

งานวิจัยได้บูรณาการตัวแปรความหนาแน่นประชากรจากฐานข้อมูล WorldPop ผ่านแพลตฟอร์ม Google Earth Engine เพื่อแยกผลกระทบของนักท่องเที่ยวออกจากคาร์บอนพื้นฐานของชุมชน (Baseline emissions) ดังแสดงในภาพที่ 5 โครงสร้างประชากรใน ต.ท่าศาลา แสดงให้เห็นถึงความไม่สม่ำเสมอเชิงพื้นที่ (Spatial heterogeneity) โดยกลุ่มประชากรหลักและประชากรแฝง (แรงงานและนักท่องเที่ยวระยะยาว) มักกระจุกตัวสูงตามแนวโครงข่ายคมนาคมและพื้นที่เศรษฐกิจเมืองย่อย แตกต่างจากบริเวณพื้นที่เปิดโล่งหรือพื้นที่สีเขียวที่มีความหนาแน่นต่ำ ซึ่งรูปแบบการ

กระจายตัวดังกล่าวสะท้อนถึงศักยภาพและแหล่งกำเนิดการปล่อยคาร์บอนระดับพื้นที่ย่อยที่แปรผันตามบริบทเชิงพื้นที่อย่างมีนัยสำคัญ



ภาพที่ 5 แผนที่การกระจายเชิงพื้นที่ของจำนวนประชากร (Population Density) ระดับกริด 100 x 100 เมตร ต.ท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่ เดือนมกราคม พ.ศ. 2567 จากข้อมูล WorldPop ข้อมูลประชากรจาก WorldPop ถูกนำมาใช้ร่วมกับข้อมูล Nighttime Lights (NTL) และฤดูกาลท่องเที่ยว โดยมีสมมติฐานเชิงพื้นที่ (Spatial Hypothesis: i) ความหนาแน่นของนักท่องเที่ยวมีความสัมพันธ์เชิงบวกแบบทวีคูณกับระดับความสว่างของแสงไฟกลางคืน (NTL) เนื่องจากแสงไฟสะท้อนถึงโครงสร้างพื้นฐานและกิจกรรมทางเศรษฐกิจของภาคบริการ แต่ในขณะเดียวกัน จำเป็นต้องใช้ข้อมูลความหนาแน่นประชากร (WorldPop) เป็นตัวแปรควบคุม (Control variable) เพื่อป้องกันการนับซ้ำ (Double counting) และแยกผลกระทบของนักท่องเที่ยวออกจากกลุ่มนักท่องเที่ยว และสมมติฐานเชิงเวลา (Temporal Hypothesis: t) ปริมาณนักท่องเที่ยวมีความผันผวนตามปัจจัยด้านเวลา ทั้งในระดับมหภาค (ฤดูกาล) และระดับจุลภาค (วันหยุดสุดสัปดาห์) สำหรับจำลองจำนวนนักท่องเที่ยว T_i การประมาณการจำนวนนักท่องเที่ยวที่กระจายตัวในระดับพื้นที่ย่อย (Grid ขนาด 100x100 เมตร) จัดเป็น "ข้อมูลแฉกนับ (Discrete Count Data)" ซึ่งมีค่าเป็นจำนวนเต็มบวกหรือศูนย์ นอกจากนี้ ตามหลักการทางสถิติเชิงพื้นที่ การมาเยือนของนักท่องเที่ยวในแต่ละพื้นที่ย่อยถือเป็นเหตุการณ์ที่เกิดขึ้นอย่างเป็นอิสระต่อกัน (Independent events) ภายในช่วงเวลาที่กำหนด การใช้แบบจำลอง Poisson Distribution จึงเป็นวิธีทางสถิติที่เหมาะสมและได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการจำลองความน่าจะเป็นของการเกิดเหตุการณ์ในพื้นที่ระดับจุลภาค (Micro-scale event count modeling) มากกว่าการใช้การแจกแจงแบบปกติ (Normal Distribution) ที่อาจทำให้เกิดค่าติดลบซึ่งขัดต่อความเป็นจริง

ที่มีการแจกแจงแบบ Poisson Distribution แสดงในรูปแบบสมการทางคณิตศาสตร์ ดังสมการที่ (1)

$$T_{i,t} \sim \text{Poisson}(\varphi_{i,t}) \quad (1)$$

โดยตัวแปร $\varphi_{i,t}$ แทนอัตราเฉลี่ยของจำนวนนักท่องเที่ยว ซึ่งถูกกำหนดจากปัจจัยเชิงบริบทด้านเวลา กิจกรรมท่องเที่ยวและโครงสร้างประชากร ดังสมการที่ (2)

$$\varphi_{i,t} = \lambda_0 \times f_{season}(m) \times f_{weekend}(d) \times f_{pop}(P_i) \times \exp(\beta_{NTL} + NTL_{i,t}) \quad (2)$$

โดยที่ φ_0 (Base Rate) คือค่าคงที่พื้นฐานของอัตราการมาเยือน ซึ่งกำหนดจากสถิติฐานข้อมูลการท่องเที่ยวระดับจังหวัดในพื้นที่ที่ไม่มีปัจจัยพิเศษกระตุ้น ตัวแปร $f_{season}(m)$ (Seasonality Factor) กำหนดให้เป็นค่าตัวคูณ (Multiplier) โดยอิงตามสถิติการท่องเที่ยวจริงของจังหวัดเชียงใหม่ ในเดือนพฤศจิกายนถึงกุมภาพันธ์ (High Season) จะมีค่าตัวคูณ >1.0 ขณะที่เดือนอื่นๆ (Low Season) จะมีค่า <1.0 ตัวแปร $f_{weekend}(d)$ (Weekend Factor) เป็นค่าสัมประสิทธิ์ตัวคูณ สำหรับวันหยุดสุดสัปดาห์ (ศุกร์-อาทิตย์) และวันหยุดนักขัตฤกษ์ ซึ่งมีค่ามากกว่าวันธรรมดา ตัวแปร $f_{pop}(P_i)$ คือฟังก์ชันผลกระทบของความหนาแน่นประชากร (Population factor): ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักตามจำนวนประชากรท้องถิ่น ณ ตำแหน่ง i (ข้อมูลจาก WorldPop) เพื่อแยกแยะว่าพื้นที่นั้นเป็นย่านที่อยู่อาศัยหนาแน่นหรือแหล่งท่องเที่ยว และ $\exp(\beta_{NTL} + NTL_{i,t})$ คือ ฟังก์ชันผลกระทบจากกิจกรรมทางเศรษฐกิจและการท่องเที่ยว ใช้ค่าเอ็กซ์โพเนนเชียลร่วมกับค่า NTL ณ ตำแหน่ง i เวลา t โดยมี β_{NTL} เป็นค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficient) เพื่อสะท้อนว่าพื้นที่ที่มีแสงสว่างมาก มักจะมีกิจกรรมของนักท่องเที่ยวและการใช้พลังงานในภาคบริการสูงตามไปด้วยแบบทวีคูณ

การบูรณาการข้อมูลรับรู้ระยะไกลพหุแหล่งที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่แตกต่างกัน มักก่อให้เกิดความคลาดเคลื่อนจากปัญหา Modifiable Areal Unit Problem (MAUP) เพื่อแก้ไขข้อจำกัดดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงประยุกต์ใช้เทคนิค Spatial Downscaling ผ่านอัลกอริทึม Random Forest ร่วมกับตัวแปรอธิบายความละเอียดสูง (NDVI และ LST) (Tengtrairat et al., 2021) นอกจากนี้ เพื่อรักษาความถูกต้องเชิงปริมาณ ได้มีการบูรณาการเทคนิค Area-to-Point Regression Kriging (ATPRK) ภายใต้เงื่อนไข Mass-preserving constraints เพื่อชดเชยค่าความคลาดเคลื่อน (Residual correction) กระบวนการแบบไฮบริดนี้รับประกันว่าผลรวมของข้อมูลในระดับกริดย่อยจะเทียบเท่ากับข้อมูลสังเกตการณ์ดั้งเดิม ส่งผลให้ผลลัพธ์เชิงพื้นที่มีทั้งความละเอียดสูงและมีความเที่ยงตรงเชิงปริมาณอย่างมีประสิทธิภาพ

4. แบบจำลอง Random Forest Regressor และ Counterfactual Explanations สำหรับการวิเคราะห์เชิงเหตุและผลของคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการท่องเที่ยวชุมชน

สถาปัตยกรรม Hybrid AI Framework ซึ่งบูรณาการแนวคิด Machine Learning เข้ากับ Causal AI เพื่อยกระดับแบบจำลองจากการพยากรณ์เชิงสถิติ (Prediction) ไปสู่การอธิบายกลไกเชิงสาเหตุ (Causality) ของพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ โดยแบ่งการวิเคราะห์ออกเป็น 2 ขั้นตอนหลัก ดังนี้ แบบจำลองพื้นฐาน (Baseline Model) ประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Random Forest Regression (RFR)

เพื่อรองรับความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น (Nonlinearity) ในบริบทการท่องเที่ยวชุมชน และ การวิเคราะห์เชิงสาเหตุ (Causal Machine Learning) บูรณาการ Structural Causal Models (SCMs) ร่วมกับ Counterfactual Explanations เพื่อก้าวข้ามข้อจำกัดของการวิเคราะห์เชิงสหสัมพันธ์ สู่การสร้างสถานการณ์จำลองเชิงสมมติ (What-if scenarios)

สำหรับการวิเคราะห์ Counterfactual ตัวแปรได้ถูกจัดกลุ่มตามบทบาทเชิงสาเหตุ ดังนี้ 1) ตัวแปรภายนอก (Exogenous Variables) ประกอบด้วย ฤดูกาล (Seasonality) และปริมาณนักท่องเที่ยวรวม ซึ่งเป็นปัจจัยมหภาคที่ไม่สามารถควบคุมได้ในระยะสั้น 2) ตัวแปรแทรกแซง (Intervention Variables) ดัชนีพืชพรรณ (NDVI) และแสงสว่างเวลากลางคืน (NTL) ซึ่งปรับเปลี่ยนได้ผ่านนโยบายผังเมืองและการจัดการพลังงาน 3) ตัวแปรผลลัพธ์ (Outcome Variable): ความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 ซึ่งใช้เป็นตัวชี้วัดตัวแทน (Proxy indicator) ของการปล่อยคาร์บอน และ 4) ตัวแปรส่งผ่าน (Mediator Variable): อุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST) ทำหน้าที่เชื่อมโยงกลไกเชิงสาเหตุ กล่าวคือ การลดลงของพื้นที่สีเขียว (NDVI) จะส่งผลให้ LST สูงขึ้น ซึ่งไปกระตุ้นการใช้พลังงานในภาคบริการ (สะท้อนผ่าน NTL) และนำไปสู่การเพิ่มขึ้นของมลพิษ (NO_2) ในที่สุด

นิยามเชิงคณิตศาสตร์ของการสร้าง Counterfactual Explanations คือการค้นหาชุดตัวแปรอินพุตสมมติ x' (ชุดนโยบายใหม่) ที่สร้างการเปลี่ยนแปลงน้อยที่สุดเมื่อเทียบกับสถานการณ์ปัจจุบัน x แต่สามารถเปลี่ยนผลลัพธ์การทำนาย $f(x')$ ให้บรรลุเป้าหมายด้านสิ่งแวดล้อม y^* (Sanderson et al., 2024) เช่น การลดระดับ NO_2 ให้ถึงเกณฑ์มาตรฐาน เป็นต้น โดยฟังก์ชันสูญเสีย (Loss Function) สามารถแสดงเชิงสัญลักษณ์ได้ดังสมการที่ (3)

$$L(x', x, y^*) = y_{\text{loss}}(f(x'), y^*) + \lambda \cdot \text{dist}(x', x) \quad (3)$$

โดยที่ $y_{\text{loss}}()$ คือระยะห่างระหว่างผลลัพธ์ที่ได้กับเป้าหมายการลดคาร์บอน และ $\text{dist}()$ คือฟังก์ชันต้นทุน (Cost function) หรือระดับความยากในการปรับเปลี่ยนปัจจัยทางเศรษฐกิจและสังคม การปรับค่าพารามิเตอร์ λ จะช่วยรักษาสมดุลระหว่างการบรรลุเป้าหมายด้านสิ่งแวดล้อมและความเป็นไปได้ในการดำเนินนโยบาย (Sun et al., 2025) นอกจากนี้ เพื่อสนับสนุนการตัดสินใจเชิงนโยบายภายใต้เงื่อนไขที่ซับซ้อน การวิเคราะห์นี้ได้ประยุกต์ใช้อัลกอริทึม Diverse Counterfactual Explanations (DiCE) เพื่อสร้างชุดทางเลือกสมมติที่หลากหลาย (Diverse counterfactuals) ซึ่งนำเสนอแนวทางปฏิบัติที่แตกต่างกัน สำหรับการบรรลุผลลัพธ์เป้าหมายเดียวกันได้อย่างยืดหยุ่น

การทำงานของ DiCE เป็นกระบวนการหาค่าเหมาะสมที่สุด (Optimization) ที่พิจารณาองค์ประกอบ 3 ส่วนหลักพร้อมกัน ได้แก่ 1) ความถูกต้องของผลลัพธ์เป้าหมาย (Proximity to

target) 2) การเปลี่ยนแปลงตัวแปรที่น้อยที่สุด (Sparsity/Cost) และ 3) ความหลากหลายของชุดคำตอบ (Diversity) ผ่านฟังก์ชันสูญเสียรวม (Total Loss Function) ดังสมการที่ (4)

$$L(C, x) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \text{yloss}(f(c_i), y^*) + \frac{\lambda_1}{k} \sum_{i=1}^k \text{dist}(c_i, x) - \lambda_2 \cdot \text{dpp_diversity}(C) \quad (4)$$

โดยที่ $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ คือชุดของสถานการณ์จำลอง k รูปแบบ สำหรับค่าสังเกตการณ์ตั้งต้น x พารามิเตอร์ $\text{dpp_diversity}(C)$ อาศัย Determinantal Point Processes (DPP) เพื่อบังคับให้คำตอบในชุด C มีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ การบูรณาการ DiCE เข้ากับโครงสร้าง SCMs ในบริบทของการท่องเที่ยว ช่วยให้โมเดลสามารถสร้างแนวทางปฏิบัติในการลดระดับมลพิษ NO_2 ได้หลากหลายมิติ

5. ผลการศึกษาการวิเคราะห์เชิงเหตุและผลของคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการท่องเที่ยวชุมชน

พื้นที่ศึกษาของการวิจัยนี้คือ ตำบลท่าศาลา อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ ซึ่งเป็นพื้นที่รอยต่อเมืองที่ทำหน้าที่รองรับการท่องเที่ยว (Tourism supporting zone) ทั้งนี้ การประมวลผลขอบเขตเชิงพื้นที่ดำเนินการผ่านแพลตฟอร์ม Google Earth Engine (GEE) โดยแบ่งพื้นที่ออกเป็นระบบกริดสม่ำเสมอขนาด 100×100 เมตร จำนวนทั้งสิ้น 1,170 เซลล์ เพื่อรองรับการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ที่ละเอียด (High-resolution spatial analysis) สำหรับการเตรียมข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา (Spatio-temporal data preparation) แบ่งการทำงานออกเป็น 2 ขั้นตอนหลักที่เชื่อมโยงกัน ได้แก่ 1) การจัดการข้อมูลดาวเทียมพหุแหล่ง: รวบรวมข้อมูลตลอดปี พ.ศ. 2567 (อาทิ Sentinel, MODIS, VIIRS และ WorldPop) โดยใช้เทคนิคหน้าต่างเคลื่อน (30-day rolling window) และหาค่าเฉลี่ย (Mean compositing) เพื่อลดความผันผวนทางเวลา ก่อนทำการสกัดค่าพิกเซล (Centroid extraction) เพื่อแปลงราสเตอร์เป็นข้อมูลตาราง (ตารางที่ 1) และ 2) การสร้างข้อมูลนักท่องเที่ยวเชิงสังเคราะห์ (Synthetic Data Generation: SDG): ใช้ตัวแปรแสงสว่างเวลากลางคืน (NTL) เป็นตัวแปรตั้งต้นผนวกกับค่าสัมประสิทธิ์ฤดูกาล (Seasonality coefficient) ซึ่งถ่วงน้ำหนักสูงสุดในช่วงฤดูการท่องเที่ยวของจังหวัดเชียงใหม่ (พฤศจิกายน-กุมภาพันธ์) ดังสมการที่ 1

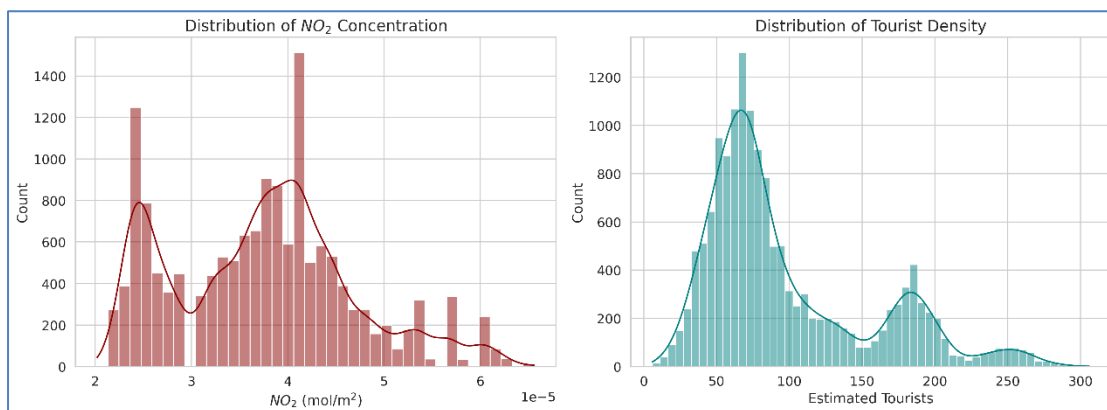
การศึกษการวิเคราะห์พลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน แบ่งออกเป็น 3 ส่วน ได้แก่ ส่วนแรก ศึกษาลักษณะและความสัมพันธ์ของตัวแปร ส่วนที่ 2 การศึกษการวิเคราะห์พลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชนด้วยวิธี Random Forest Regression และส่วนสุดท้าย การวิเคราะห์เชิงสถานการณ์สมมติเพื่อกำหนดนโยบายด้วยวิธี Counterfactual Explanations

ตารางที่ 1 แหล่งข้อมูลดาวเทียมและรายละเอียดการประมวลผลตัวแปรดัชนีชี้วัด

ตัวแปร	แหล่งข้อมูล	คำอธิบายข้อมูล
Latitude Longitude	GEE	ค่าพิกัดภูมิศาสตร์ที่ใช้ระบุตำแหน่งเชิงพื้นที่บนพื้นผิวโลก ภายใต้ระบบพิกัดภูมิศาสตร์มาตรฐาน (Geographic Coordinate System: GCS)
NO ₂	Sentinel-5P	ค่าความเข้มข้นของก๊าซในชั้นบรรยากาศ
LST	MODIS	อุณหภูมิพื้นผิวโลก องศาเซลเซียส (°C)
NDVI	Sentinel-2 (S2_SR)	คำนวณค่าดัชนีพืชพรรณจาก Band NIR, Red และ Blue
NTL	VIIRS (DNB)	ค่าแสงสว่างตอนกลางคืนรายเดือน
Population	WorldPop	ข้อมูลประชากรราย 100 เมตร

5.1 การวิเคราะห์คุณลักษณะและความสัมพันธ์ข้อมูลพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน

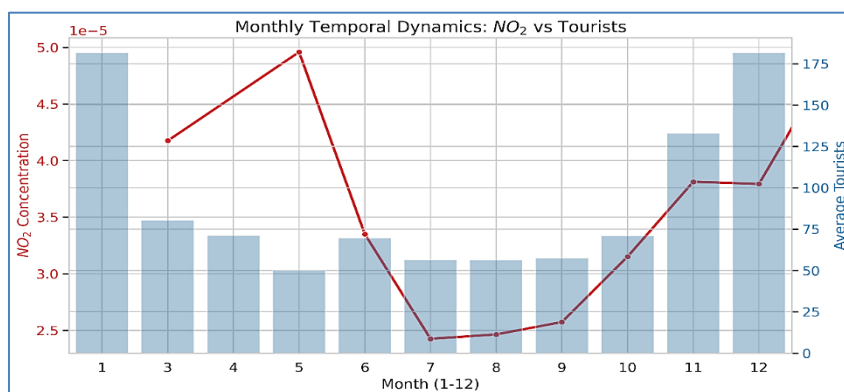
ชุดข้อมูลพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน การวิเคราะห์คุณลักษณะของชุดข้อมูลประกอบด้วย 4 ด้าน ได้แก่ 1) การกระจายเชิงสถิติของข้อมูล 2) วิเคราะห์พฤติกรรมของ NTL, Tourists เทียบกับ NDVI, LST 3) Correlation Analysis and Spatial Autocorrelation และ 4) ความแตกต่างระหว่าง High vs Low Season ดังแสดงในภาพที่ 6 - ภาพที่ 9



ภาพที่ 6 ความหนาแน่นของก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ NO₂ (ซ้าย) และความหนาแน่นของนักท่องเที่ยว (ขวา) ของพื้นที่ตำบลท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่

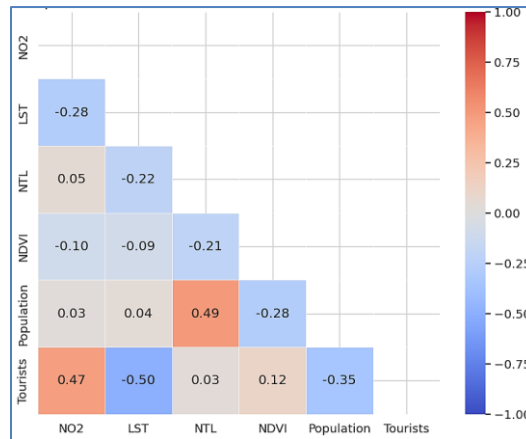
จากภาพที่ 6 การกระจายตัวของข้อมูลผ่านแผนภูมิฮิสโตแกรมและเส้น Kernel Density Estimation (KDE) แสดงลักษณะการแจกแจงแบบสองยอด (Bimodal distribution) อย่างชัดเจน การกระจุกตัว

ของก๊าซ NO_2 ที่แบ่งเป็น 2 กลุ่ม สะท้อนถึงอิทธิพลของปัจจัยแฝง (Latent factors) อาทิ ฤดูกาล และลักษณะการใช้พื้นที่ (เขตจรรยาบรรณแน่นเทียบกับเขตพักอาศัย) เช่นเดียวกับความหนาแน่นของนักท่องเที่ยวที่แปรผันตามฤดูกาล (High/Low season) และวันหยุดสุดสัปดาห์ รูปแบบการแจกแจงดังกล่าวสอดคล้องกับสมมติฐานและโครงสร้างสมการจำลองข้อมูลที่กำหนดไว้ ซึ่งยืนยันถึงความสามารถของข้อมูลในการสะท้อนพลวัตการท่องเที่ยวเชิงเวลาได้อย่างมีนัยสำคัญ

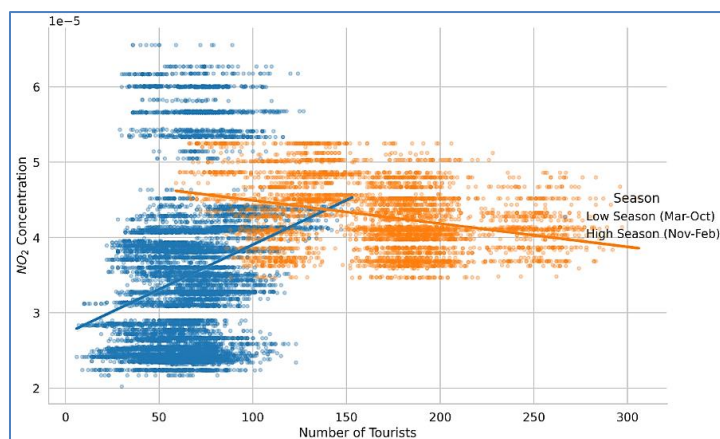


ภาพที่ 7 พลวัตเชิงเวลารายเดือนของความเข้มข้นก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO_2) และจำนวนนักท่องเที่ยวเฉลี่ย ความสัมพันธ์เชิงแนวโน้มระหว่างตัวแปรสิ่งแวดล้อมและกิจกรรมการท่องเที่ยว

จากภาพที่ 7 พลวัตเชิงเวลาระหว่างจำนวนนักท่องเที่ยวและระดับความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 แสดงความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นและเกิดปรากฏการณ์ความไม่สอดคล้องกัน (Decoupling) อย่างชัดเจน แม้ในช่วงฤดูกาลท่องเที่ยว (พฤศจิกายน-มกราคม) ตัวแปรทั้งสองจะแปรผันตามกันเพื่อสะท้อนการปล่อยมลพิษจากภาคการท่องเที่ยว แต่ในช่วงเดือนมีนาคม-พฤษภาคม กลับพบว่าปริมาณนักท่องเที่ยวลดลงในขณะที่ระดับ NO_2 พุ่งสูงสุด ซึ่งเป็นผลจากอิทธิพลของตัวแปรก่อกวนแฝง (Latent confounders) เช่น การเผาในที่โล่งและปัจจัยทางอุตุนิยมวิทยา เป็นต้น อันอาจนำไปสู่ความสัมพันธ์ลวง (Spurious correlation) ขณะที่ช่วงฤดูฝน (กรกฎาคม-กันยายน) ตัวแปรทั้งสองลดลงพร้อมกันจากผลของฤดูกาลและกระบวนการชะล้างทางธรรมชาติ (Washout effect) ข้อค้นพบนี้ย้ำถึงความจำเป็นในการผนวกตัวแปรควบคุมทางสิ่งแวดล้อม (จุดความร้อนและปริมาณน้ำฝน) เข้าสู่แบบจำลอง Causal Machine Learning รวมถึงการจัดการข้อมูลที่ขาดหาย (เดือนกุมภาพันธ์) ด้วยเทคนิค Data Imputation ก่อนการวิเคราะห์เชิงเวลา



ภาพที่ 8 เมทริกซ์สหสัมพันธ์เชิงอันดับของสเปียร์แมน (Spearman's Rank Correlation Matrix) ระหว่างตัวแปรตัวแทนการปล่อยมลพิษ ปัจจัยสิ่งแวดล้อม ประชากร และจำนวนนักท่องเที่ยว จากภาพที่ 8 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์พบว่า จำนวนนักท่องเที่ยวมีความสัมพันธ์เชิงบวกระดับปานกลางกับความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 ($\rho = 0.47$) ซึ่งบ่งชี้ว่ากิจกรรมการคมนาคมและบริการท่องเที่ยวมีส่วนเพิ่มการปล่อยมลพิษ ทว่าค่าความสัมพันธ์ที่ไม่สูงมากนักสะท้อนถึงอิทธิพลร่วมของปัจจัยแวดล้อมอื่น ขณะเดียวกัน จำนวนนักท่องเที่ยวมีความสัมพันธ์เชิงลบกับความหนาแน่นประชากร ($\rho = -0.35$) แต่สัมพันธ์เชิงบวกระดับต่ำกับ NDVI ($\rho = 0.12$) ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนถึงรูปแบบเชิงพื้นที่ (Spatial pattern) ที่นักท่องเที่ยวมักกระจายตัวออกจากเขตพักอาศัยหนาแน่น และมีแนวโน้มมุ่งสู่พื้นที่สีเขียวหรือพื้นที่นันทนาการ ซึ่งทำหน้าที่เป็นปัจจัยดึงดูด (Pull factors) ในระดับพื้นที่ย่อย



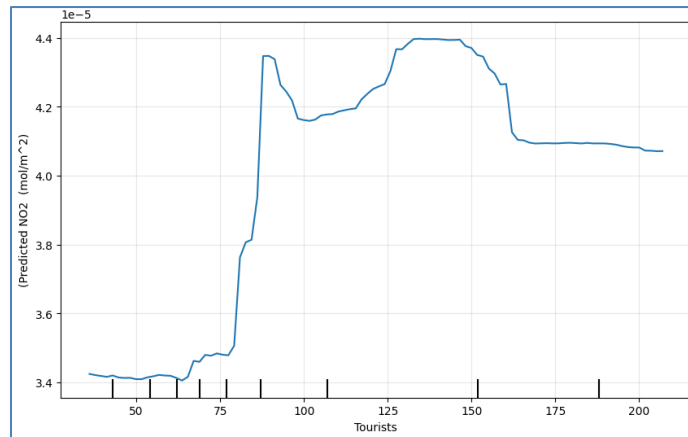
ภาพที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนนักท่องเที่ยวกับความเข้มข้นก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO_2) จำแนกตามฤดูกาล พร้อมเส้นแนวโน้มการถดถอยเชิงเส้น (Season-Stratified Linear Regression Analysis)

จากภาพที่ 9 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนนักท่องเที่ยวและระดับความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 แสดงทิศทางที่ขัดแย้งกันตามฤดูกาลอย่างชัดเจน กล่าวคือ ในช่วง Low season มีความสัมพันธ์เชิงบวก ขณะที่ช่วง High season กลับแสดงแนวโน้มเชิงลบเนื่องจากถูกควบคุมโดยอิทธิพลของปัจจัยทางภูมิอากาศ ปรากฏการณ์ดังกล่าวชี้ให้เห็นว่า ฤดูกาลทำหน้าที่เป็นตัวแปรปรับผล (Effect modifier) ที่สำคัญ ซึ่งหากละเลยการควบคุมอิทธิพลของฤดูกาลในกระบวนการวิเคราะห์ จะส่งผลให้แบบจำลองเกิดความเอนเอียง (Model bias) และนำไปสู่ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ผลลัพธ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ

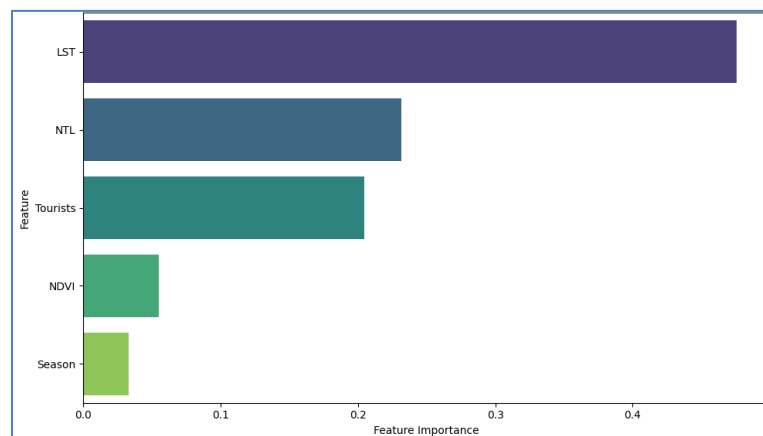
5.2 การสร้างแบบจำลองสำหรับคาดการณ์พลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน

ข้อมูลพลวัตคาร์บอนฟุตพริ้นท์ของการท่องเที่ยวระดับชุมชน ต.ท่าศาลา อ.เมือง จ.เชียงใหม่ ด้วยวิธีการ Random Forest Regression (RFR) เพื่อคาดการณ์ความเข้มข้นของ NO_2 ที่สัมพันธ์กับกิจกรรมท่องเที่ยวระดับชุมชน 5 ปัจจัย ได้แก่ Tourists LST NDVI NTL และ Season การกำหนดค่าพารามิเตอร์ไฮเปอร์ (Hyperparameter) สำหรับแบบจำลอง RFR ซึ่งค่า Hyperparameters ทั้งหมดเป็นผลลัพธ์จากการค้นหาค่าที่เหมาะสมที่สุด ผ่านเทคนิค Grid Search Cross-Validation (GridSearchCV) โดยค่าพารามิเตอร์ที่เลือกใช้ทำหน้าที่ในการควบคุมภาวะเรียนรู้เกิน (Overfitting) ดังต่อไปนี้ จำนวนต้นไม้ตัดสินใจ (Number of Estimators) = 500 ความลึกสูงสุดของโครงสร้างต้นไม้ (Maximum Depth) = 30 จำนวนตัวอย่างขั้นต่ำในการแตกโหนด (Minimum Samples to Split) = 5 จำนวนตัวอย่างขั้นต่ำในโหนดใบ (Minimum Samples at Leaf) = 1 และ จำนวนตัวแปรสูงสุดที่ใช้พิจารณาในการแบ่งโหนด (Maximum Features) = None ชุดข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลาทั้งหมดได้ถูกสุ่มแบ่งออกเป็น ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) ร้อยละ 80 และ ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) ร้อยละ 20 เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพการพยากรณ์ข้อมูลที่ไม่เคยพบมาก่อน (Unseen data) นอกจากนี้ เพื่อป้องกันอคติจากการสุ่มแบ่งข้อมูลเพียงครั้งเดียว ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้วิธี k-Fold Cross-Validation (กำหนดให้ $k=5$) ในระหว่างกระบวนการฝึกสอน ซึ่งช่วยยืนยันความเสถียร (Robustness) ของแบบจำลองในระดับพื้นที่และเวลาที่แตกต่างกัน

ผลการเรียนรู้ของแบบจำลอง RFR ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2): 0.973 (แบบจำลองสามารถอธิบายความผันผวนของ NO_2 เชิงพื้นที่และเวลาได้ถึง 97.3%) และ ค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยราก (RMSE): $1.51 \times 10^{-6} \text{ mol/m}^2$ ประสิทธิภาพที่สูงระดับนี้ยืนยันว่า ชุดตัวแปรอิสระที่เลือกมา (LST, NTL, Season, NDVI, Tourists) มีความสอดคล้องทางพลวัตอย่างมากกับปริมาณการปล่อย NO_2 ในระดับชุมชน ผลการคาดการณ์ปริมาณการปล่อย NO_2 จากแบบจำลอง RFR เปลี่ยนแปลงตามจำนวนนักท่องเที่ยวแสดงในภาพที่ 10



ภาพที่ 10 ความสัมพันธ์ระหว่างจำนวนนักท่องเที่ยวกับค่าความเข้มข้น NO_2 ที่คาดการณ์โดยแบบจำลอง Random Forest Regression ในตำบลท่าศาลา อ.เมือง จังหวัดเชียงใหม่ จากภาพที่ 10 ผลการทดสอบแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์เชิงบวกแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationship) ระหว่างจำนวนนักท่องเที่ยวและระดับความเข้มข้นของก๊าซ NO_2 โดยพบจุดเปลี่ยนผ่าน (Threshold) สำคัญที่ระดับ 80–100 คน ซึ่งการปล่อยมลพิษจะเพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็วและพุ่งสูงสุดในช่วง 120–150 คน ก่อนเข้าสู่สภาวะอิ่มตัว (Saturation) พลวัตดังกล่าวตอกย้ำถึงความจำเป็นในการกำหนดขีดความสามารถในการรองรับ (Carrying capacity) เพื่อการออกแบบนโยบายการท่องเที่ยวชุมชนอย่างยั่งยืน



ภาพที่ 11 ความสำคัญของตัวแปรที่มีอิทธิพลต่อระดับความเข้มข้น NO_2 (Carbon Proxy) จากนอกจากนี้ ผลการประเมินน้ำหนักสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) จากแบบจำลอง Random Forest Regression (ภาพที่ 11) ในการคาดการณ์ค่า NO_2 สามารถสรุปได้ดังนี้ ตัวแปรอุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST) (58.22%) ทำหน้าที่เป็นตัวขับเคลื่อนหลักสูงสุด เนื่องจากสะท้อนถึงโครงสร้างพื้นฐานเมือง ความหนาแน่นของการจราจร และกระบวนการอุณหพลศาสตร์ที่ควบคุมการกระจายตัวของก๊าซ ตัวแปรแสงสว่างเวลากลางคืน (NTL) (20.80%) เป็นตัวแทนของกิจกรรมทาง

เศรษฐกิจและการใช้พลังงานในภาคบริการ ซึ่งสะท้อนแหล่งกำเนิดการปล่อยคาร์บอนทางอ้อม ตัวแปรฤดูกาล (Season) (14.61%) เป็นเงื่อนไขพื้นฐานทางอุตุนิยมวิทยาที่เอื้อต่อการสะสมของมลพิษ โดยเฉพาะในฤดูหนาว ตัวแปรจำนวนนักท่องเที่ยว (1.50%) มีความสำคัญต่ำสุด เนื่องจากมีนัยทับซ้อน (Information overlap) กับตัวแปร NTL และฤดูกาล ส่งผลให้แบบจำลองเลือกให้น้ำหนักกับตัวแปรเชิงพื้นที่และสิ่งแวดล้อมที่มีความเสถียรมากกว่าในการอธิบายความแปรปรวนของมลพิษ

แม้แบบจำลอง Random Forest Regression จะมีประสิทธิภาพการพยากรณ์สูง ทว่าข้อจำกัดสำคัญประการหนึ่งคือ ค่าน้ำหนักความสำคัญของตัวแปรจำนวนนักท่องเที่ยวที่ปรากฏเพียงร้อยละ 1.50 ซึ่งควรได้รับการตีความอย่างระมัดระวังว่าเป็นผลกระทบบางเชิงสถิติ (Statistical artifact) จากการใช้ชุดข้อมูลเชิงสังเคราะห์ (SDG) มากกว่าการไร้อิทธิพลอย่างแท้จริง เนื่องจากข้อจำกัดของข้อมูลจริงระดับจุลภาค (Micro-scale) การประมาณการจำนวนนักท่องเที่ยวจึงต้องอาศัยตัวแปรตัวแทน (NTL และฤดูกาล) ส่งผลให้เกิดการทับซ้อนของข้อมูล (Multicollinearity) ซึ่งตามกลไกของอัลกอริทึมต้นไม้ตัดสินใจ แบบจำลองมักเลือกให้น้ำหนักกับข้อมูลเชิงประจักษ์ทางกายภาพ (Empirical physical data) ที่มีความแปรปรวนสูงกว่า (LST และ NTL) โดยตรง ดังนั้น อิทธิพลของนักท่องเที่ยวที่ปรากฏจึงเป็นเพียงผลลัพธ์ผ่านตัวแปรตัวแทน (Proxy-driven effect) เพื่อยกระดับความรัดกุมของการวิเคราะห์เชิงสาเหตุ งานวิจัยในอนาคตควรบูรณาการข้อมูลปฐมภูมิที่มีความละเอียดสูง ได้แก่ ข้อมูลสัญญาณโทรศัพท์เคลื่อนที่ (Mobile signaling data) หรือ Location-based Services (LBS) เข้ามาทดแทนข้อมูลเชิงสังเคราะห์เพื่อลดอคติของแบบจำลอง

งานวิจัยนี้จึงนำแนวคิดของ Counterfactual Explanations มาใช้เป็นเครื่องมือในการอธิบายแบบจำลอง โดยการสร้างสถานการณ์สมมติ (Counterfactual scenarios) ที่แสดงให้เห็นว่า หากค่าของตัวแปรบางตัวเปลี่ยนแปลงไปในระดับหนึ่ง ผลการคาดการณ์ของ NO₂ จะเปลี่ยนแปลงอย่างไร

5.3 การจำลองสถานการณ์ทางเลือก Counterfactual Explanations สำหรับการวิเคราะห์เชิงเหตุและผลของคาร์บอนฟุตพริ้นท์จากการท่องเที่ยวชุมชน

การศึกษานี้กำหนดโครงสร้างเชิงสาเหตุผ่านแบบจำลอง Directed Acyclic Graph (DAG) โดยกำหนดให้ "ฤดูกาล" เป็นตัวแปรภายนอกและตัวแปรก่อกวน (Confounder) ขณะที่ NDVI ถูกนิยามเป็นตัวแปรแทรกแซงเชิงนโยบาย (Intervention variable) โครงสร้างเส้นทางเชิงสาเหตุหลักสามารถสรุปได้ดังนี้ NDVI → LST (ความสัมพันธ์ผกผัน) Season → Tourists → NTL และ LST, NTL, Tourists → NO₂ โดยที่ LST และ NTL ทำหน้าที่เป็นตัวแปรส่งผ่าน (Mediators) ที่สะท้อนพลวัตด้านโครงสร้างพื้นฐานและการใช้พลังงานในพื้นที่

สำหรับการอนุมานเชิงสาเหตุ (Causal Inference) งานวิจัยได้ประมาณค่า Average Treatment Effect (ATE) แบบ Nonparametric ภายใต้หลักเกณฑ์ Backdoor Criterion และสมมติฐานความ

เป็นอิสระแบบมีเงื่อนไข (Unconfoundedness) โดยควบคุมอิทธิพลของฤดูกาลเพื่อลดอคติ (Confounding bias) ผลการประเมินพบว่า จำนวนนักท่องเที่ยวไม่ใช่สาเหตุโดยตรงที่ทำให้ก๊าซ NO₂ เพิ่มขึ้น (Mean value: 1.38×10^{-8}) แต่เป็นผลจากกลไกส่งผ่าน (Mediated effects) ของการสะสมความร้อน (LST) และกิจกรรมทางเศรษฐกิจ (NTL) ข้อค้นพบจากแนวทาง Causal Machine Learning นี้ชี้ให้เห็นว่า การกำหนดนโยบายควรพุ่งเป้าไปที่การบริหารจัดการโครงสร้างพื้นฐานเมือง และการใช้พลังงาน มากกว่าการมุ่งจำกัดจำนวนนักท่องเที่ยวเพียงมิติเดียว

การวิเคราะห์สถานการณ์ทางเลือก (Counterfactual Analysis) ภายใต้กรอบ Causal Machine Learning ดำเนินการผ่านอัลกอริทึม Diverse Counterfactual Explanations เพื่อสร้างสถานการณ์จำลอง (What-if scenarios) สำหรับหาแนวทางลดความเข้มข้นของก๊าซ NO₂ โดยคงจำนวนนักท่องเที่ยวไว้คงที่ วิธีการนี้ช่วยระบุขนาดของการแทรกแซง (Intervention size) ในตัวแปรสิ่งแวดล้อมที่สามารถปรับเปลี่ยนได้ เพื่อขับเคลื่อนนโยบายการท่องเที่ยวคาร์บอนต่ำ ทั้งนี้ ตัวแปรเชิงสาเหตุหลัก (ได้แก่ จำนวนนักท่องเที่ยว, LST, NDVI, NTL และฤดูกาล) ตลอดจนพารามิเตอร์ของสถานการณ์ตั้งต้น (Baseline scenario) ได้ถูกกำหนดรายละเอียดไว้ดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 สถานการณ์ตั้งต้นของตัวแปรเชิงสังเกตและค่าความเข้มข้น NO₂ ที่คาดการณ์สำหรับการวิเคราะห์ Counterfactual

สถานการณ์	Tourists (คน)	LST (°C)	NDVI	NTL	Season	NO ₂ (Predicted) (mol/m ²)
สถานการณ์ตั้งต้น	136	26.73	0.22	21.4	1	0.000047

เพื่อตอบคำถามเชิงสาเหตุ (Counterfactual Query) ในการลดระดับความเข้มข้นของก๊าซ NO₂ ให้ต่ำกว่า 0.000040 โดยไม่ส่งผลกระทบต่อเศรษฐกิจการท่องเที่ยว งานวิจัยได้ประยุกต์ใช้แนวคิด Counterfactual Reasoning เพื่อระบุปัจจัยและระดับการแทรกแซง (Intervention level) ที่เหมาะสม ทั้งนี้ ได้ทำการจำลองสถานการณ์ทางเลือกจำนวน 3 กรณี โดยผลการประมาณค่า NO₂ และพารามิเตอร์ที่ปรับเปลี่ยนได้สรุปไว้ดังตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์สถานการณ์ทางเลือกผ่านเทคนิค DiCE (ตารางที่ 3) สะท้อนนัยสำคัญเชิงนโยบายเพื่อการขับเคลื่อนการท่องเที่ยวคาร์บอนต่ำใน 3 ประเด็นหลัก ได้แก่ 1) การยืนยันปรากฏการณ์ Decoupling: แบบจำลองพิสูจน์ว่าชุมชนสามารถบรรลุเป้าหมายการลดก๊าซ NO₂ (< 0.000040 mol/m²) ได้โดยไม่จำเป็นต้องจำกัดจำนวนนักท่องเที่ยว ซึ่งสอดคล้องกับผลลัพธ์ Causal Estimate ว่าการลดผลกระทบสิ่งแวดล้อมสามารถขับเคลื่อนผ่านการจัดการโครงสร้างพื้นฐานแทนการควบคุมอุปสงค์ (Gössling & Peeters, 2015; Lenzen et al., 2018) โดยสถานการณ์ที่ดีที่สุดสามารถลดระดับ NO₂ ลงถึง 4.372×10^{-5} mol/m² ได้โดยปราศจากการแทรกแซงตัวแปรจำนวนนักท่องเที่ยว 2) ศักยภาพของโครงสร้างพื้นฐานสีเขียว: การเพิ่มค่า NDVI ควบคู่กับการลดอุณหภูมิพื้นผิว (LST) มีประสิทธิภาพสูงสุดในการบรรเทาผลกระทบ เนื่องจากพื้นที่สีเขียวทำหน้าที่เป็นแหล่งดูดซับมลพิษและลดปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง (UHI) ซึ่งส่งผลสืบเนื่องให้ความต้องการใช้พลังงานในภาคบริการลดลง (Nowak et al., 2014; Abhijith et al., 2017) และ 3) การจัดการผังเมืองและพลังงานเชิงระบบ: การควบคุม NTL ซึ่งเป็นตัวแทนของการใช้พลังงาน (Zhao et al., 2022; Wan et al., 2024) ร่วมกับการลด LST เพียงเล็กน้อย สามารถกดยอดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกได้อย่างมีนัยสำคัญ

ตารางที่ 3 ผลการวิเคราะห์สถานการณ์ทางเลือก (Counterfactual Analysis) สำหรับการลดความเข้มข้นของ NO₂ และสัดส่วนการปรับเปลี่ยนปัจจัยแทรกแซง

สถานการณ์ (Scenario)	Tourists (คน)	LST (°C)	NDVI	NTL	Season	Predicted NO ₂ (mol/m ²)
สถานการณ์ตั้งต้น (Baseline)	136	26.73	0.22	21.4	1	0.000047
กรณีที่ 1	136 (คงเดิม)	26.14 (ลดลง)	0.57 (เพิ่มขึ้น)	21.40 (คงเดิม)	1 (คงเดิม)	0.00004139
กรณีที่ 2	136 (คงเดิม)	25.50 (ลดลง)	0.22 (คงเดิม)	21.00 (ลดลง)	1 (คงเดิม)	0.00004158
กรณีที่ 3	136 (คงเดิม)	25.90 (ลดลง)	0.22 (คงเดิม)	21.40 (คงเดิม)	1 (คงเดิม)	0.00004157

โดยสรุป ข้อค้นพบเชิงประจักษ์จาก Counterfactual Machine Learning งานวิจัยนี้ชี้ให้เห็นอย่างชัดเจนว่า ปริมาณนักท่องเที่ยวมีใช่ปัจจัยจำกัดหลัก (Limiting factor) ของคุณภาพอากาศ หากชุมชนมุ่งเน้นการบูรณาการโครงสร้างพื้นฐานสีเขียวและการจัดการพื้นที่เชิงระบบอย่างเหมาะสม

6. สรุปผลการวิจัย

งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบการประเมินเชิงพื้นที่และระบบสนับสนุนการตัดสินใจสำหรับคาร์บอนฟุตพริ้นท์การท่องเที่ยวระดับชุมชน โดยบูรณาการข้อมูลดาวเทียมพหุมิติเข้ากับแบบจำลอง Random Forest Regression ($R^2 = 0.973$) ผลการวิเคราะห์ชี้ให้เห็นว่า การปล่อยมลพิษ (ประเมินผ่านตัวชี้วัดตัวแทน NO₂) มิได้เกิดจากปริมาณนักท่องเที่ยวโดยตรง แต่ถูกขับเคลื่อนโดยปัจจัยเชิงโครงสร้าง ได้แก่ อุณหภูมิพื้นผิวโลก (LST; 58.22%) และแสงสว่างเวลากลางคืน (NTL; 20.80%) ซึ่งสะท้อนความหนาแน่นของสิ่งปลูกสร้างและการใช้พลังงานในภาคบริการ

การประยุกต์ใช้ Causal Machine Learning และ Counterfactual Explanations ช่วยยืนยันถึงปรากฏการณ์ Decoupling โดยพบว่านโยบายผสมผสานที่มุ่งเพิ่มพื้นที่สีเขียว (NDVI) ควบคู่กับการลด LST และ NTL สามารถลดก๊าซ NO₂ ได้สูงสุดถึงร้อยละ 11.94 ซึ่งมีประสิทธิภาพเหนือกว่ามาตรการจำกัดจำนวนนักท่องเที่ยว ข้อค้นพบนี้ตอกย้ำว่าการบรรลุเป้าหมายการท่องเที่ยวคาร์บอนสุทธิเป็นศูนย์ (Net Zero Tourism) จำเป็นต้องเปลี่ยนผ่านจากการจัดการอุปสงค์ (Demand-side)

ไปสู่การจัดการอุปทานเชิงพื้นที่ (Spatial supply-side) เช่น การลงทุนโครงสร้างพื้นฐานสีเขียวและการออกแบบผังเมืองเพื่อบรรเทาเกาะความร้อน เป็นต้น

อย่างไรก็ตาม การศึกษานี้ยังมีข้อจำกัดด้านการใช้ก๊าซ NO₂ ซึ่งไม่อาจครอบคลุมก๊าซเรือนกระจกประเภทอื่น (มีเทนจากของเสีย) ตลอดจนข้อจำกัดด้านความคลาดเคลื่อนของข้อมูลดาวเทียมที่ถูกลดขนาด (Downscaled data) ในพื้นที่เขตการใช้ประโยชน์ที่ดินแบบผสมผสาน ดังนั้น การวิจัยในอนาคตควรบูรณาการข้อมูลเซนเซอร์ภาคพื้นดินเพื่อการสอบเทียบ (Calibration) ที่แม่นยำยิ่งขึ้นในระดับจุลภาค รวมถึงขยายกรอบการวิเคราะห์เชิงสาเหตุให้ครอบคลุมตัวแปรทางเศรษฐศาสตร์ (อาทิ รายได้จากการท่องเที่ยว) เพื่อยกระดับการจำลองสถานการณ์ทางเลือกให้สะท้อนผลกระทบอย่างรอบด้านทั้งมิติเศรษฐกิจและสิ่งแวดล้อม

เอกสารอ้างอิง

- 1) กระทรวงการท่องเที่ยวและกีฬา. (2568). **สถานการณ์การท่องเที่ยวในประเทศ รายจังหวัด ปี 2568**. สืบค้นจาก <https://www.mots.go.th/news/category/808> [20 มีนาคม 2569]
- 2) กองเศรษฐกิจการท่องเที่ยวและกีฬา. (2568). **รายงานภาวะเศรษฐกิจการท่องเที่ยว ปีที่ 6 ฉบับที่ 2/2568**. สืบค้นจาก <https://www.facebook.com/share/p/1B3H1xYkZK/> [20 มีนาคม 2569]
- 3) ปิยะพันธ์ เชื้อเมืองพาน, ธิติพงษ์ พลอยเหลือง, โสภิตา สุโพธิณะ, กัญจรัตน์ ปวงบุตร, และ ศุภิระ บุตรดี. (2567). การประเมินความเสี่ยงต่อสุขภาพจากการสัมผัสก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) ภายในอาคารของด่านพรมแดน กรณีศึกษา ด่านพรมแดนสะพานมิตรภาพไทย-ลาว แห่งที่ 4 (เชียงของ-ห้วยทราย) จังหวัดเชียงราย. วารสารควบคุมโรค, 50(2).
- 4) เพชรรัช ประระไทย, นฤพร เต็งไตรรัตน์, และ Woo, W. L. (2568). การคาดการณ์พื้นที่น้ำท่วมบริเวณพื้นที่ลุ่มน้ำชุมชนเมืองจังหวัดเชียงใหม่ โดยใช้การสำรวจระยะไกลและการเรียนรู้การถดถอย. วารสารแม่โจ้เทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรม, 11(2)
- 5) สำนักงานจังหวัดเชียงใหม่. (2568). **รายงานผลการดำเนินงานตามแผนพัฒนาจังหวัด ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. 2568**. สืบค้นจาก <http://www.chiangmai.go.th/web2563/strategy/> [20 มีนาคม 2569]
- 6) Abhijith, K. V., Kumar, P., Gallagher, J., McNabola, A., Baldauf, R., Pilla, F., ... & Pulvirenti, B. (2017). Air pollution abatement performances of green infrastructure in open road and built-up street canyon environments–A

- review. *Atmospheric Environment*, 162, 71-86.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2017.05.014>
- 7) Boonrat, P., Wattanasoontorn, V., Ruktaengam, K., Boonmeeprakob, K., & Roswhan, N. (2025). **AI and big data for assessing carbon emission in tourism areas: A pilot study in Phuket City**. *Engineering Proceedings*, 108, 23. <https://doi.org/10.3390/engproc2025108023>
- 8) De Toro, P., & Mautone, P. (2025). **Carbon footprint assessment as a tool to support urban planning: A proposal for the territory of Sant’Anastasia municipality in Italy**. *Journal of Urban Management*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1016/j.jum.2025.09.006>
- 9) Gössling, S., & Peeters, P. (2015). **Assessing tourism's global environmental impact 1900–2050**. *Journal of Sustainable Tourism*, 23(5), 639-659.
<https://doi.org/10.1080/09669582.2015.1008500>
- 10) Guo, W., Liu, Z., Xu, W., Wang, W. J., Shafron, E., Lv, Q., Li, K., Zhou, S., Guan, R., & Yang, J. (2024). **Spatial and temporal patterns of forest biomass carbon sink in China from 1990 to 2021**. *Remote Sensing*, 16(20), 3811.
<https://doi.org/10.3390/rs16203811>
- 11) He, X., Zhang, F., Zhou, T., Jim, C. Y., Ma, X., Wang, B., Tan, M. L., Wei, L., Zhang, Y., & Zhang, X. (2025). **Remote sensing assessment of carbon balance vis-a-vis energy-related emissions and vegetation sequestration in a typical arid region of China from 2001 to 2020**. *International Journal of Digital Earth*, 18(1), Article 2544964.
<https://doi.org/10.1080/17538947.2025.2544964>
- 12) Lenzen, M., Sun, Y. Y., Faturay, F., Ting, Y. P., Geschke, A., & Malik, A. (2018). **The carbon footprint of global tourism**. *Nature Climate Change*, 8(6), 522-528. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0141-x>
- 13) Nowak, D. J., Hirabayashi, S., Bodine, A., & Greenfield, E. (2014). **Tree and forest effects on air quality and human health in the United States**. *Environmental Pollution*, 193, 119-129.
<https://doi.org/10.1016/j.envpol.2014.05.028>

- 14) Ou, J., Gao, S., Yu, S., & Zhou, Y. (2026). **Spatio-temporal random forest-based estimation of monthly gridded carbon emissions in China (2019–2022) using multisource remote sensing data.** *International Journal of Digital Earth*, 19(1), 2639803. <https://doi.org/10.1080/17538947.2026.2639803>
- 15) Patil, G., Kakde, S., Patil, A., & Kherde, R. (2026). **Leveraging artificial intelligence for minimizing environmental footprints in the mining industry.** *Ain Shams Engineering Journal*, 17, 104072. <https://doi.org/10.1016/j.asej.2026.104072>
- 16) Popović, I., Marković, V., Vasiljević, Đ., Milošević, S., Radišić, M., Matejević, M., Kovačević, M., Ponjiger, I., Radišić, M., & Pevac, D. (2025). **Carbon footprint assessment within urban and rural areas—Example of inbound tourism in Serbia.** *Sustainability*, 17(7), 2891. <https://doi.org/10.3390/su17072891>
- 17) Pousa-Unanue, A., Alzua-Sorzabal, A., & Femenia-Serra, F. (2026). **Methodological pathways for measuring tourism carbon footprint: A framework-oriented systematic review.** *Climate*, 14(28). <https://doi.org/10.3390/cli14020028>
- 18) Sanderson, J., Tengtrairat, N., Woo, W. L., Mao, H., & Al-Nima, R. R. (2023). **XFIMNet: an explainable deep learning architecture for versatile flood inundation mapping with synthetic aperture radar and multi-spectral optical images.** *International Journal of Remote Sensing*, 44(24), 7755–7789.
- 19) Sanderson, J., Mao, H., Tengtrairat, N., Al-Nima, R. R. O., & Woo, W. L. (Year). **Explainable Deep Semantic Segmentation for Flood Inundation Mapping with Class Activation Mapping Techniques.** In *Proceedings of the International Conference on Agents and Artificial Intelligence (ICAART)* (3), pp. 1028–1035)
- 20) Shohan, A. A. A., Alshayeb, M., & Alsulamy, S. (2026). **Predicting sustainability performance in construction projects using machine learning: a comparative study.** *Scientific Reports*, 16, 2828. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-32658-8>
- 21) Sun, Y., Qu, Z., Liu, Z., & Li, X. (2025). **Hierarchical Multi-Scale Decomposition and Deep Learning Ensemble Framework for Enhanced**

Carbon Emission Prediction. Mathematics, 13, 1924.

<https://doi.org/10.3390/math13121924>

- 22) Tengtrairat, N., Woo, W. L., Parathai, P., Aryupong, C., Jitsangiam, P., & Rinchumphu, D. (2021). **Automated Landslide-Risk Prediction Using Web GIS and Machine Learning Models.** Sensors, 21(13), 4620.

<https://doi.org/10.3390/s21134620>

- 23) Wan, R., Qian, S., Ruan, J., Zhang, L., Zhang, Z., Zhu, S., Jia, M., Cai, B., Li, L., Wu, J., & Tang, L. (2024). **Modelling monthly-gridded carbon emissions based on nighttime light data.** Journal of Environmental Management, 354, 120391. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120391>

- 24) Yang, W., Chen, L., Ke, T., He, H., Li, D., Liu, K., & Li, H. (2024). **Carbon emission trend prediction for regional cities in Jiangsu Province based on the Random Forest model.** Sustainability, 16(23), 10450.

<https://doi.org/10.3390/su162310450>

- 25) Zhao, J., Jiang, Q., Dong, X., Dong, K., & Jiang, H. (2022). **How does industrial structure adjustment reduce CO₂ emissions? Spatial and mediation effects analysis for China.** Energy Economics, 105, 105704.

<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2021.105704>