การประยุกต์ใช้การเรียนรู้ของเครื่องและปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซเรือนกระจกกับอุณหภูมิพื้นผิวดินในประเทศไทย

Application of Machine Learning and Explainable AI for Analyzing the Relationship between Greenhouse Gases and Land Surface Temperature in Thailand

พ.ศ. 2568

# การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกกับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวในระดับภูมิภาคของประเทศไทย

**Quantitative and Spatial Analysis of the Relationship Between Greenhouse Gas Concentrations and Surface Temperature Increase at the Regional Level in Thailand**

กรวิชณ์ บำเพ็ญ, เกวลี ภู่นพคุณ

## บทคัดย่อ

การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศเป็นประเด็นสำคัญที่ส่งผลกระทบต่อระบบสิ่งแวดล้อมและสังคมเศรษฐกิจของประเทศไทยอย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวที่มีความสัมพันธ์กับการเพิ่มขึ้นของความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก ได้แก่ ก๊าซมีเทน (CH₄) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) และคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิพื้นผิวในระดับภูมิภาคของประเทศไทย ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาประกอบด้วยข้อมูลความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกจากดาวเทียม Sentinel-5P ข้อมูลอุณหภูมิพื้นผิวจากดาวเทียม MODIS และข้อมูลสภาพภูมิอากาศจาก ERA5 Climate Reanalysis ซึ่งครอบคลุมช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2568 รวมระยะเวลา 94 เดือน โดยนำมาวิเคราะห์ด้วยแบบจำลองผสมผสาน (Hybrid Machine Learning) ระหว่าง Random Forest และโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network: DNN) รวมถึงการประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้ (Explainable AI) ด้วยวิธี SHAP (SHapley Additive exPlanations) เพื่อระบุปัจจัยขับเคลื่อนหลักที่มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิว ผลการศึกษาพบว่าแบบจำลอง Random Forest ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R²) สูงสุดที่ 0.7130 สามารถอธิบายความผันแปรของอุณหภูมิพื้นผิวได้ร้อยละ 71.30 โดยปัจจัยสำคัญ ได้แก่ ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (28.70%) ค่าสะท้อนแสง (18.38%) และในกลุ่มก๊าซเรือนกระจก คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) มีอิทธิพลสูงสุด (10.34%) ซึ่งสะท้อนถึงผลกระทบจากกิจกรรมการเผาชีวมวลในประเทศไทย การวิเคราะห์เชิงพื้นที่พบรูปแบบการกระจุกตัวของพื้นที่ที่มีอุณหภูมิสูงในเขตเมืองและพื้นที่เกษตรกรรมเปิดโล่ง ผลการวิจัยสามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการกำหนดนโยบายด้านการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกและการวางแผนรับมือการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาคของประเทศไทยต่อไป

# บทที่ 1

# บทนำ

**ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา**

ในปัจจุบันการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ (Climate Change) เป็นปัญหาระดับโลกที่ส่งผลกระทบอย่างกว้างขวางต่อระบบนิเวศ เศรษฐกิจ และคุณภาพชีวิตของมนุษย์ โดยสาเหตุสำคัญประการหนึ่งคือการเพิ่มขึ้นของความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกและมลพิษทางอากาศในบรรยากาศ อาทิ มีเทน (CH₄) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) และคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ซึ่งเกิดจากกิจกรรมของมนุษย์ เช่น ภาคเกษตรกรรม (การทำนาข้าว) การใช้พลังงานจากเชื้อเพลิงฟอสซิล ภาคอุตสาหกรรม การคมนาคมขนส่ง และการเผาชีวมวลในที่โล่ง ก๊าซเหล่านี้มีบทบาททั้งทางตรงและทางอ้อมในการกักเก็บความร้อนในชั้นบรรยากาศ ส่งผลให้อุณหภูมิเฉลี่ยของโลกและอุณหภูมิพื้นผิวเพิ่มสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง

ประเทศไทยเป็นประเทศที่มีความเปราะบางต่อผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ โดยเฉพาะการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวที่ส่งผลต่อสภาพอากาศสุดขั้ว ความแปรปรวนของปริมาณน้ำฝน ภัยแล้ง คลื่นความร้อน และผลกระทบต่อภาคเกษตรกรรมและสุขภาพของประชาชน แม้ว่าประเทศไทยจะมีการจัดทำรายงานการปล่อยก๊าซเรือนกระจกในระดับประเทศอย่างต่อเนื่อง แต่การศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกกับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวในเชิงพื้นที่ระดับภูมิภาคยังมีจำกัด โดยเฉพาะการวิเคราะห์ที่ผสานทั้งมิติด้านปริมาณและมิติด้านพื้นที่เข้าด้วยกัน

นอกจากนี้ ลักษณะทางภูมิศาสตร์ การใช้ประโยชน์ที่ดิน และระดับการพัฒนาในแต่ละภูมิภาคของประเทศไทยมีความแตกต่างกันอย่างชัดเจน ซึ่งอาจส่งผลให้รูปแบบการกระจายตัวของก๊าซเรือนกระจกและการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิพื้นผิวมีความแตกต่างกันตามพื้นที่ การวิเคราะห์เชิงพื้นที่ร่วมกับการวิเคราะห์เชิงปริมาณจึงมีความสำคัญในการทำความเข้าใจรูปแบบและความสัมพันธ์ของตัวแปรดังกล่าวอย่างรอบด้าน และสามารถระบุพื้นที่ที่มีความเสี่ยงสูงต่อการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ดังนั้น การศึกษาความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกกับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวในระดับภูมิภาคของประเทศไทยจึงมีความสำคัญอย่างยิ่ง ผลการศึกษาจะช่วยเติมเต็มองค์ความรู้ด้านการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในระดับพื้นที่ สนับสนุนการกำหนดนโยบายและมาตรการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก รวมถึงการวางแผนการปรับตัวและรับมือกับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศอย่างเหมาะสมและยั่งยืนในบริบทของประเทศไทย

**คำถามวิจัย**

1. ปัจจัยด้านความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก (CH₄, NO₂, CO) ดัชนีพืชพรรณ (NDVI) ค่าสะท้อนแสง (Albedo) และปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (Solar Radiation) มีความสัมพันธ์กับการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิพื้นผิว (LST) ในระดับใด?
2. แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) สามารถทำนายอุณหภูมิพื้นผิวจากปัจจัยดังกล่าวได้อย่างแม่นยำเพียงใด?

**สมมติฐานการวิจัย**

ความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก ดัชนีพืชพรรณ ค่าสะท้อนแสง และปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิวอย่างมีนัยสำคัญ และสามารถนำมาใช้สร้างแบบจำลองเพื่อทำนายอุณหภูมิพื้นผิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ

**วัตถุประสงค์การศึกษา**

* เพื่อวิเคราะห์แนวโน้มและรูปแบบการกระจายตัวเชิงพื้นที่ของการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิพื้นผิว (Land Surface Temperature: LST) และความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก ได้แก่ ก๊าซมีเทน (CH₄) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) และคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ในแต่ละภูมิภาคของประเทศไทย ระหว่างปี พ.ศ. 2561 - 2568 (ค.ศ. 2018-2025) โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Sentinel-5P และ MODIS เป็นหลัก
* เพื่อพัฒนาแบบจำลองผสมผสาน (Hybrid Machine Learning) ระหว่าง Random Forest และโครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (Deep Neural Network: DNN) สำหรับการประเมินและทำนายความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซเรือนกระจก ปัจจัยสภาพแวดล้อม (ดัชนีพืชพรรณ ค่าสะท้อนแสง ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์) และอุณหภูมิพื้นผิวในระดับภูมิภาค
* เพื่อประยุกต์ใช้เทคนิคปัญญาประดิษฐ์ที่อธิบายได้ (Explainable AI) ในการระบุปัจจัยขับเคลื่อนหลักที่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิพื้นผิว และวิเคราะห์ทิศทางความสัมพันธ์ของตัวแปรต่างๆ
* เพื่อจัดทำแผนที่เชิงพื้นที่ (Spatial Map) ที่แสดงให้เห็นถึงการกระจายตัวของอุณหภูมิพื้นผิวและความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกในแต่ละภูมิภาค ซึ่งจะเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนและกำหนดนโยบายด้านการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศของประเทศ

**ขอบเขตการศึกษา**

* **ขอบเขตด้านเวลา:** ตั้งแต่เดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึง เดือนตุลาคม พ.ศ. 2568 (ค.ศ. 2018-2025) รวมระยะเวลา 94 เดือน
* **ขอบเขตด้านพื้นที่:** ครอบคลุมพื้นที่ทั้งหมดของประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมแบบ Raster จากแพลตฟอร์ม Google Earth Engine
* **ขอบเขตด้านเนื้อหา:** มุ่งเน้นศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิพื้นผิว (LST) กับตัวแปรอิสระ 8 ตัว ได้แก่ ก๊าซมีเทน (CH₄) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ดัชนีความแตกต่างพืชพรรณ (NDVI) ค่าสะท้อนแสง (Albedo) ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (Solar Radiation) เดือน (Month) และปี (Year)
* **ขอบเขตด้านเทคนิค:** ใช้แบบจำลองผสมผสาน (Hybrid Machine Learning) ระหว่าง Random Forest และ Deep Neural Network (DNN) ในการวิเคราะห์และทำนาย

**ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ**

* **เกิดองค์ความรู้เชิงวิชาการด้านการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาคของประเทศไทย**  
  งานวิจัยนี้ช่วยเพิ่มความเข้าใจเกี่ยวกับความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกกับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิว ซึ่งสามารถใช้เป็นฐานความรู้ในการศึกษาด้านภูมิอากาศและสิ่งแวดล้อมในบริบทของประเทศไทย
* **สนับสนุนการกำหนดนโยบายและมาตรการด้านการลดก๊าซเรือนกระจก**  
  ผลการวิเคราะห์สามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจของหน่วยงานที่เกี่ยวข้องในการวางแผนและกำหนดนโยบายด้านการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจก รวมถึงการบริหารจัดการด้านพลังงาน อุตสาหกรรม และการใช้ที่ดินในระดับภูมิภาค
* **ช่วยระบุพื้นที่เสี่ยงต่อการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิว**  
  การวิเคราะห์เชิงพื้นที่ทำให้สามารถระบุพื้นที่ที่มีแนวโน้มการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวสูงกว่าค่าเฉลี่ย ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการวางแผนการปรับตัวและการรับมือกับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในระดับพื้นที่
* **เป็นแนวทางในการวางแผนการพัฒนาอย่างยั่งยืน**  
  ผลการศึกษาสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการวางแผนพัฒนาเมือง การจัดการทรัพยากรธรรมชาติ และการใช้ประโยชน์ที่ดินอย่างเหมาะสม โดยคำนึงถึงผลกระทบด้านสภาพภูมิอากาศในระยะยาว
* **เป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการวิจัยและพัฒนาในอนาคต**  
  งานวิจัยนี้สามารถใช้เป็นต้นแบบในการศึกษาต่อยอดด้านการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ การพยากรณ์แนวโน้มอุณหภูมิ หรือการศึกษาปัจจัยอื่นที่เกี่ยวข้อง เช่น การเปลี่ยนแปลงการใช้ที่ดินและผลกระทบจากความร้อนในเขตเมือง
* **เสริมสร้างการบูรณาการเทคโนโลยีการวิเคราะห์ข้อมูลสมัยใหม่**  
  การประยุกต์ใช้การวิเคราะห์เชิงสถิติร่วมกับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS) ช่วยส่งเสริมการใช้เทคโนโลยีดิจิทัลและข้อมูลขนาดใหญ่ในการศึกษาปัญหาด้านสิ่งแวดล้อมอย่างเป็นระบบและมีประสิทธิภาพ

# บทที่ 2

การทบทวนวรรณกรรมที่เกี่ยวข้อง

การศึกษาวิจัยเรื่อง “การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกกับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวในระดับภูมิภาคของประเทศไทย” ได้ทบทวนแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง เพื่อใช้เป็นกรอบในการวิเคราะห์และพัฒนาแบบจำลอง โดยแบ่งหัวข้อการนำเสนอออกเป็นส่วนๆ ดังนี้

## 2.1 แนวคิดและทฤษฎีพื้นฐาน (Conceptual Framework)

การเข้าใจกลไกทางฟิสิกส์ที่เชื่อมโยงระหว่างระดับความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก (Greenhouse Gas Concentrations) และอุณหภูมิพื้นผิว (Land Surface Temperature: LST) เป็นพื้นฐานสำคัญในการสร้างแบบจำลองความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ หัวข้อนี้จะกล่าวถึงหลักการของปรากฏการณ์เรือนกระจก การดูดกลืนรังสี และสมดุลพลังงานพื้นผิว

### 2.1.1 ความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซเรือนกระจกและอุณหภูมิพื้นผิว (Relationship between GHGs and LST)

ปรากฏการณ์เรือนกระจก (Greenhouse Effect) เป็นกระบวนการตามธรรมชาติที่ช่วยรักษาอุณหภูมิของโลกให้อยู่ในระดับที่สิ่งมีชีวิตสามารถดำรงอยู่ได้ โดยก๊าซเรือนกระจกในชั้นบรรยากาศทำหน้าที่ดูดกลืนรังสีคลื่นยาว (Longwave Radiation) หรือรังสีอินฟราเรดที่แผ่ออกมาจากพื้นผิวโลก และแผ่รังสีบางส่วนกลับลงสู่พื้นผิว (Back Radiation) ส่งผลให้พื้นผิวโลกมีอุณหภูมิสูงขึ้นกว่ากรณีที่ไม่มีชั้นบรรยากาศ (Stefan-Boltzmann Law)

อย่างไรก็ตาม กิจกรรมของมนุษย์ได้เพิ่มความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกเหล่านี้อย่างรวดเร็ว ส่งผลให้เกิด “การบังคับด้วยรังสี” (Radiative Forcing: RF) ในทิศทางบวก ซึ่งหมายถึงการที่มีพลังงานความร้อนสะสมในระบบภูมิอากาศของโลกมากขึ้น ตามรายงานของ **IPCC (2021)** การเพิ่มขึ้นของความเข้มข้นของก๊าซคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂), มีเทน (CH₄), และไนตรัสออกไซด์ (N₂O) เป็นปัจจัยหลักที่ทำให้เกิดการเปลี่ยนแปลงสมดุลพลังงานและทำให้อุณหภูมิพื้นผิวโลกสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

### 2.1.2 ทฤษฎีการดูดกลืนรังสี (Radiative Absorption Theory)

ประสิทธิภาพในการทำให้เกิดโลกร้อนของก๊าซแต่ละชนิดขึ้นอยู่กับความสามารถในการดูดกลืนรังสีอินฟราเรดในช่วงความยาวคลื่นเฉพาะ (Absorption Bands) และอายุการตกค้างในชั้นบรรยากาศ งานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่ก๊าซสำคัญ 3 ชนิดที่มีบทบาทแตกต่างกัน ดังนี้:

1. **มีเทน (CH₄)**: เป็นก๊าซที่มีศักยภาพในการทำให้เกิดภาวะโลกร้อน (Global Warming Potential: GWP) สูงกว่า CO₂ ถึง 28-34 เท่า (ในช่วงเวลา 100 ปี) โมเลกุลของมีเทนมีความสามารถในการดูดกลืนรังสีอินฟราเรดได้ดีเยี่ยม โดยเฉพาะในช่วงความยาวคลื่น **3.3 µm** และ **7.66 µm** (1306 cm⁻¹) ซึ่งเป็นช่วงที่ทับซ้อนกับการแผ่รังสีความร้อนของโลก (Jacob, 1999; Seinfeld & Pandis, 2016)
2. **ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂)**: แม้จะเป็นก๊าซที่มีอายุสั้น แต่มีบทบาทสำคัญในการเป็นสารตั้งต้นของโอโซน (O₃) ในระดับพื้นผิว ซึ่งเป็นก๊าซเรือนกระจกที่รุนแรง นอกจากนี้ NO₂ ยังมีแถบการดูดกลืนรังสีในช่วงอินฟราเรดที่ **6.18 µm** และ **3.4 µm** แม้ว่าการตรวจวัดด้วยดาวเทียมเช่น Sentinel-5P จะอาศัยการดูดกลืนแสงในช่วง UV-Vis เป็นหลัก แต่ในทางฟิสิกส์ NO₂ ถือเป็นองค์ประกอบที่มีผลต่อสมดุลรังสี (Solomon et al., 1999)
3. **คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO)**: ถือเป็นก๊าซเรือนกระจกทางอ้อม (Indirect GHG) โดยทำปฏิกิริยากับอนุมูลไฮดรอกซิล (OH radicals) ในบรรยากาศ ส่งผลให้การทำลายมีเทนลดลงและยืดอายุของมีเทนในบรรยากาศ โมเลกุล CO ดูดกลืนรังสีได้ดีในช่วง **4.6 µm** (2143 cm⁻¹) (Rothman et al., 2009)

### 2.1.3 สมดุลพลังงานพื้นผิว (Surface Energy Balance: SEB)

อุณหภูมิพื้นผิว (LST) ถูกควบคุมโดยสมดุลของฟลักซ์พลังงานที่พื้นผิวโลก ตามสมการสมดุลพลังงานพื้นผิว (Surface Energy Balance Equation):

โดยที่:

* Rn คือ รังสีสุทธิ (Net Radiation) ซึ่งได้รับผลกระทบโดยตรงจากความเข้มข้นของละอองลอยและก๊าซเรือนกระจกที่ขวางกั้นรังสีอาทิตย์ขาเข้าและกักเก็บรังสีความร้อนขาออก
* G คือ ฟลักซ์ความร้อนในดิน (Soil Heat Flux)
* H คือ ฟลักซ์ความร้อนสัมผัส (Sensible Heat Flux) ซึ่งทำให้อุณหภูมิอากาศเหนือพื้นผิวสูงขึ้น
* LE คือ ฟลักซ์ความร้อนแฝง (Latent Heat Flux) หรือการระเหยของน้ำ (Evapotranspiration)

แบบจำลองทางคณิตศาสตร์เช่น **SEBAL (Surface Energy Balance Algorithm for Land)** (Bastiaanssen et al., 1998) และ **SEBS (Surface Energy Balance System)** (Su, 2002) ได้ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อประเมินค่าฟลักซ์เหล่านี้จากข้อมูลดาวเทียม โดยอาศัย LST เป็นตัวแปรหลักในการคำนวณ ความเปลี่ยนแปลงของ LST จึงสะท้อนถึงการเปลี่ยนแปลงในการหมุนเวียนพลังงาน ซึ่งสัมพันธ์กับปัจจัยขับเคลื่อนภูมิอากาศอย่างแน่นแฟ้น

## 2.2 การตรวจวัดอุณหภูมิพื้นผิวโลกด้วยดาวเทียม (Satellite-based LST Retrieval)

เทคโนโลยีการสำรวจข้อมูลระยะไกล (Remote Sensing) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการติดตามการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิพื้นผิวโลก (Land Surface Temperature: LST) ในระดับภูมิภาคและระดับโลก เนื่องจากสามารถให้ข้อมูลที่ครอบคลุมพื้นที่กว้างและมีความต่อเนื่องทางเวลา หัวข้อนี้จะเปรียบเทียบคุณลักษณะของดาวเทียมหลักที่ใช้ในการศึกษา LST และกล่าวถึงเทคนิคการจัดการกับปัญหาข้อมูลสูญหาย (Gap Filling)

### 2.2.1 คุณลักษณะของดาวเทียมสำรวจอุณหภูมิผิวโลก (Characteristics of LST Satellites)

การเลือกใช้ข้อมูลดาวเทียมสำหรับการศึกษา LST ต้องพิจารณาถึงข้อดีและข้อจำกัดในด้านความละเอียดเชิงพื้นที่ (Spatial Resolution) และความละเอียดเชิงเวลา (Temporal Resolution) ซึ่งมักจะแปรผกผันกัน (Trade-off) ดาวเทียมที่นิยมใช้ในปัจจุบัน ได้แก่:

1. **MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)**: ติดตั้งบนดาวเทียม Terra และ Aqua มีจุดเด่นคือความถี่ในการบันทึกข้อมูลที่สูง (Daily coverage) ทำให้นิยมใช้ในการศึกษาพลวัตรายวัน แต่มีข้อจำกัดด้านความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ 1 กิโลเมตร (Wan, 2008) ผลิตภัณฑ์มาตรฐานเช่น MOD11A1 ถูกใช้อย่างแพร่หลายในการติดตามการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ
2. **Landsat Series (TIRS/ETM+)**: โดยเฉพาะ Landsat 8 และ 9 ซึ่งมีเซนเซอร์ TIRS (Thermal Infrared Sensor) ให้ข้อมูลความละเอียดสูงถึง 100 เมตร (Resampled to 30m) จึงเหมาะสำหรับการศึกษารายละเอียดในระดับท้องถิ่น แต่มีรอบการโคจรกลับมาที่เดิม (Revisit time) นานถึง 16 วัน ทำให้ไม่สามารถติดตามการเปลี่ยนแปลงรายวันได้ (Roy et al., 2014)
3. **Sentinel-3 (SLSTR)**: เป็นดาวเทียมรุ่นใหม่จาก ESA ที่ติดตั้งอุปกรณ์ SLSTR (Sea and Land Surface Temperature Radiometer) ซึ่งได้รับการออกแบบมาเพื่อสืบสานภารกิจของ AATSR โดยให้ข้อมูล LST ที่มีความละเอียด 1 กิโลเมตร แต่มีความถี่ในการบันทึกข้อมูลสูง (Daily) และมีความแม่นยำสูงเนื่องจากใช้เทคนิค Dual-view (Sobrino et al., 2016)

การเปรียบเทียบคุณลักษณะเชิงเทคนิคของดาวเทียมทั้งสามระบบแสดงไว้ในตารางที่ 2.1

**ตารางที่ 2.1:** เปรียบเทียบคุณลักษณะของดาวเทียมสำรวจ LST

| Satellite Sensor | Spatial Resolution | Temporal Resolution | Main Algorithm |
| --- | --- | --- | --- |
| **MODIS** | 1 km | Daily | Split-Window / Day-Night |
| **Landsat 8 TIRS** | 100 m (Resampled to 30 m) | 16 Days | Split-Window / Single-Channel |
| **Sentinel-3 SLSTR** | 1 km | Daily (< 2 days) | Dual-View Split-Window |

### 2.2.2 เทคนิคการเติมเต็มข้อมูลและการผสมผสานข้อมูล (Gap Filling and Data Fusion Techniques)

ปัญหาหลักของการใช้ข้อมูล LST ในเขตภูมิอากาศร้อนชื้น (Tropical Region) อย่างประเทศไทย คือการปนเปื้อนของเมฆ (Cloud Contamination) ซึ่งทำให้เกิดช่องว่างของข้อมูล (Data Gaps) จำนวนมาก งานวิจัยในปัจจุบันจึงให้ความสำคัญกับการพัฒนาเทคนิคการเติมเต็มข้อมูล

1. **การเติมเต็มข้อมูลด้วย Random Forest (RF Gap Filling)**: Random Forest เป็นอัลกอริทึม Machine Learning ที่มีประสิทธิภาพสูงในการสร้างความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationship) ระหว่าง LST และตัวแปรช่วย (Auxiliary data) เช่น ความสูง (Elevation), ดัชนีพืชพรรณ (NDVI), และพิกัดทางภูมิศาสตร์ งานวิจัยของ **Zhao et al. (2020)** และ **Yoo et al. (2020)** แสดงให้เห็นว่า RF สามารถทำนายค่า LST ในตำแหน่งที่มีเมฆบังได้อย่างแม่นยำ โดยอาศัยข้อมูลจากพิกเซลข้างเคียงที่ปลอดเมฆ
2. **การวิเคราะห์ฮาร์มอนิกของอนุกรมเวลา (HANTS Algorithm)**: อัลกอริทึม **HANTS (Harmonic ANalysis of Time Series)** (Verhoef, 1996) ถูกออกแบบมาเพื่อจัดการกับข้อมูลอนุกรมเวลาที่มีลักษณะเป็นคาบ (Periodic behavior) วิธีนี้จะขจัดค่าผิดปกติ (Outliers) ที่เกิดจากเมฆ และสร้างเส้นโค้งของข้อมูลใหม่ (Time series reconstruction) ซึ่งเหมาะอย่างยิ่งสำหรับการจัดการข้อมูล MODIS LST ที่มีความต่อเนื่องทางเวลา (Xu et al., 2013)
3. **การผสมผสานข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา (Spatiotemporal Data Fusion)**: เพื่อแก้ปัญหา Trade-off ระหว่างความละเอียดเชิงพื้นที่และเวลา เทคนิคการผสมผสานข้อมูล (Data Fusion) จึงถูกนำมาใช้ อัลกอริทึมที่ได้รับความนิยมสูงสุดคือ **STARFM (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model)** และ **ESTARFM** (Zhu et al., 2010) ซึ่งผสมข้อมูล MODIS (ความถี่สูง) เข้ากับ Landsat (ความละเอียดสูง) เพื่อสังเคราะห์ข้อมูล LST ที่มีความละเอียดสูงทั้งสองด้าน ช่วยให้สามารถวิเคราะห์ความสัมพันธ์ในระดับละเอียดได้แม่นยำยิ่งขึ้น

## 2.3 การตรวจวัดก๊าซเรือนกระจกด้วยดาวเทียม (Satellite-based GHG Monitoring)

การติดตามความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกในชั้นบรรยากาศมีความก้าวหน้าอย่างมากด้วยเทคโนโลยีสำรวจระยะไกล ในส่วนนี้จะกล่าวถึงดาวเทียม Sentinel-5P TROPOMI ที่มีบทบาทสำคัญในปัจจุบัน และบริบทที่มาของก๊าซเรือนกระจกประเภทต่างๆ ในประเทศไทย

### 2.3.1 ดาวเทียม Sentinel-5P TROPOMI

ดาวเทียม **Sentinel-5 Precursor (Sentinel-5P)** เป็นส่วนหนึ่งของโครงการ Copernicus ซึ่งติดตั้งอุปกรณ์ตรวจวัดสเปกตรัม **TROPOMI (TROPOspheric Monitoring Instrument)** ปฏิบัติการในวงโคจรสัมพันธ์กับดวงอาทิตย์ ดาวเทียมดวงนี้มีความสามารถในการตรวจวัดองค์ประกอบทางเคมีในชั้นบรรยากาศได้หลากหลายชนิดด้วยความละเอียดเชิงพื้นที่ที่สูงที่สุดในปัจจุบัน (7 × 3.5 km² ในโหมด High-res) (Veefkind et al., 2012)

หลักการทำงานของ TROPOMI คือการวัดการดูดกลืนแสงอาทิตย์ที่สะท้อนจากพื้นผิวโลกและชั้นบรรยากาศ (Backscattered sunlight) ในช่วงคลื่นต่างๆ ได้แก่ Ultraviolet (UV), Visible (VIS), Near-infrared (NIR), และ Shortwave Infrared (SWIR) (ESA, 2024) ซึ่งช่วยให้สามารถคำนวณความเข้มข้นของก๊าซสำคัญได้ดังนี้:

* **มีเทน (CH₄) และ คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO)**: ตรวจวัดในช่วงคลื่น SWIR (2.3 µm)
* **ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂)**: ตรวจวัดในช่วงคลื่น UV-VIS (405–465 nm)

ผลจากการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) กับสถานีตรวจวัดภาคพื้นดิน (TCCON และ NDACC) พบว่า TROPOMI มีความแม่นยำสูงและมีค่า Bias ต่ำ เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการศึกษาระดับภูมิภาคและระดับเมือง (Borsdorff et al., 2018; Verhoelst et al., 2021)

### 2.3.2 บริบทของก๊าซเรือนกระจกในประเทศไทย (GHG Sources in Thailand Context)

ประเทศไทยมีแหล่งกำเนิดก๊าซเรือนกระจกที่มีลักษณะเฉพาะตัว ซึ่งสัมพันธ์กับกิจกรรมทางเศรษฐกิจและสภาพภูมิศาสตร์ งานวิจัยนี้มุ่งเน้นที่แหล่งกำเนิดหลัก 3 ประเภท ดังนี้:

1. **มีเทน (CH₄) จากภาคเกษตรกรรม (Rice Paddies)**: ประเทศไทยเป็นหนึ่งในผู้ส่งออกข้าวรายใหญ่ของโลก การปลูกข้าวแบบขังน้ำ (Continuous flooding) ทำให้เกิดสภาพไร้ออกซิเจน (Anaerobic condition) ในดิน ส่งเสริมการทำงานของแบคทีเรียกลุ่ม Methanogen ที่ผลิตก๊าซมีเทน งานวิจัยระบุว่านาข้าวเป็นแหล่งปลดปล่อย CH₄ ที่สำคัญที่สุดในภาคเกษตรของไทย (Punyaporn et al., 2020) การใช้วิธีการจัดการน้ำแบบเปียกสลับแห้ง (**Alternate Wetting and Drying: AWD**) ได้รับการพิสูจน์แล้วว่าสามารถลดการปล่อยก๊าซมีเทนได้ถึง 30-50% (Chidthaisong et al., 2018; ASEAN-CRN, 2021)
2. **ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) จากการขนส่งและอุตสาหกรรม**: ในเขตเมืองเช่นกรุงเทพมหานคร การจราจรที่หนาแน่นและการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิลเป็นแหล่งกำเนิดหลักของ NO₂ ข้อมูลจาก Sentinel-5P แสดงให้เห็นความสัมพันธ์เชิงบวกระหว่างปริมาณจราจรและความเข้มข้นของ NO₂ ในบรรยากาศ (Thongthammachart & Jinsart, 2020) นอกจากนี้ NO₂ ยังเป็นสารตั้งต้นสำคัญในการเกิดฝุ่นละออง PM2.5 และโอโซนภาคพื้นดิน ซึ่งส่งผลกระทบสะสมต่ออุณหภูมิในเขตเมือง (Urban Heat Island)
3. **คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) จากการเผาชีวมวล (Biomass Burning)**: ในภาคเหนือของประเทศไทย ปัญหาหมอกควันในช่วงฤดูแล้ง (มกราคม-เมษายน) มีสาเหตุหลักมาจากการเผาในที่โล่ง (Open burning) และไฟป่า การเผาชีวมวลเหล่านี้ปลดปล่อยก๊าซ CO และฝุ่น PM2.5 จำนวนมหาศาล (Kittipongvises et al., 2022; Pani et al., 2020) การเคลื่อนตัวของมลพิษข้ามพรมแดน (Transboundary transport) จากประเทศเพื่อนบ้านยังมีส่วนสำคัญในการเพิ่มระดับความเข้มข้นของก๊าซเหล่านี้ในพื้นที่ภาคเหนือ (Amnuaylojaroen & Chanvichit, 2019)

## 2.4 Machine Learning และ Deep Learning สำหรับการวิเคราะห์สภาพภูมิอากาศ

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซเรือนกระจกและอุณหภูมิพื้นผิวโลกที่มีความซับซ้อนและไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) เกินขีดความสามารถของสถิติดั้งเดิม ได้นำไปสู่การประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning: ML) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning: DL) อย่างแพร่หลาย หัวข้อนี้จะทบทวนอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพสูงซึ่งถูกคัดเลือกมาใช้ในงานวิจัยนี้

### 2.4.1 Traditional Machine Learning

ในกลุ่มการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม อัลกอริทึมประเภท Ensemble Learning ได้รับการยอมรับว่าเป็นเครื่องมือที่ทรงพลังที่สุดสำหรับการทำนายข้อมูลเชิงพื้นที่และเวลา

1. **Random Forest (RF)**: เป็นอัลกอริทึมที่ทำงานโดยการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Trees) จำนวนมากและนำผลลัพธ์มาหาค่าเฉลี่ย (Bagging) ข้อดีของ RF คือความทนทานต่อสัญญาณรบกวน (Noise) และลดโอกาสการเกิด Overfitting ได้ดี งานวิจัยของ **Wang et al. (2022)** ได้ประยุกต์ใช้ RF ในการประมาณค่า LST บริเวณที่ราบสูงทิเบต และพบว่าให้ความแม่นยำสูง (RMSE ต่ำเพียง 1.89 K) นอกจากนี้ **Shen et al. (2021)** ยังใช้ RF ในการวิเคราะห์ปรากฏการณ์เกาะความร้อนในเมือง (Urban Heat Island) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R²) สูงถึง 0.837 ซึ่งแสดงถึงเสถียรภาพในการใช้งานกับข้อมูลที่หลากหลาย
2. **Gradient Boosting (XGBoost)**: **Extreme Gradient Boosting (XGBoost)** เป็นอัลกอริทึมที่พัฒนาต่อยอดจาก Gradient Boosting โดยเน้นการลดความผิดพลาดของโมเดลก่อนหน้าอย่างต่อเนื่อง (Boosting) จุดเด่นคือความเร็วในการประมวลผลและประสิทธิภาพในการทำนายที่มักจะสูงกว่า RF เล็กน้อยในกรณีที่ข้อมูลมีความซับซ้อนสูง งานวิจัยของ **Arunab & Mathew (2021)** พบว่า XGBoost สามารถอธิบายความผันแปรของ LST ได้ดีเยี่ยม (R² = 0.871) และ **Mohammad et al. (2022)** ได้ใช้ XGBoost ทำนายอุณหภูมิพื้นผิวเมือง Ahmedabad โดยมีความคลาดเคลื่อนต่ำมาก (RMSE 0.03°C)

### 2.4.2 Deep Learning Approaches (Deep Neural Networks)

สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีความซับซ้อนสูง เทคนิค Deep Learning โดยเฉพาะ **Deep Neural Network (DNN)** หรือ **Multi-layer Perceptron (MLP)** มีความสามารถโดดเด่นในการเรียนรู้ความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear relationships) ผ่านโครงสร้าง Hidden Layers หลายชั้น

1. **Deep Neural Network (DNN)**: DNN เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีความลึกหลายชั้น ซึ่งช่วยให้สามารถสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) และจับรูปแบบความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างตัวแปรทางอุตุนิยมวิทยาได้ดีกว่า Machine Learning แบบตื้น งานวิจัยของ **Yu et al. (2021)** ได้พัฒนาโมเดล Deep Neural Network (DNN) ในการทำนายอุณหภูมิพื้นผิวและพบว่าให้ผลลัพธ์ที่มีความแม่นยำสูงกว่าการใช้ Linear Regression ทั่วไป เนื่องจากสามารถเรียนรู้ปฏิสัมพันธ์ (Interactions) ระหว่างตัวแปรต่างๆ ได้โดยอัตโนมัติ นอกจากนี้ **Li et al. (2022)** ยังได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของ MLP กับแบบจำลองดั้งเดิมและพบว่า MLP มีความสามารถในการจัดการกับข้อมูลที่มีความแปรปรวนสูงได้ดีกว่าอย่างมีนัยสำคัญ
2. **ประสิทธิภาพในการจัดการข้อมูลขนาดใหญ่**: ในยุคของ Big Data ข้อมูลจากดาวเทียมมีปริมาณมหาศาล DNN มีข้อได้เปรียบในการรองรับข้อมูลจำนวนมากและไม่ต้องการการตั้งสมมติฐานเกี่ยวกับรูปแบบการกระจายของข้อมูล (Distribution-free) ทำให้เหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง LST และก๊าซเรือนกระจกที่มีปัจจัยรบกวนจำนวนมาก

### 2.4.3 Ensemble Learning (Weighted Averaging Approach)

เพื่อยกระดับความแม่นยำให้ถึงขีดสุด เทคนิค **Ensemble Learning** ถูกนำมาใช้โดยการนำผลลัพธ์จากหลายแบบจำลอง (Base Learners เช่น RF, XGBoost, DNN) มาผสานเข้าด้วยกัน เทคนิคที่นิยมใช้มีหลายรูปแบบ ได้แก่ **Stacking** (การใช้ Meta-learner) และ **Weighted Averaging** (การหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก) แนวคิดเหล่านี้ช่วยลดความลำเอียง (Bias) และความแปรปรวน (Variance) ของแบบจำลองเดี่ยวได้ งานวิจัยของ **Gu et al. (2022)** แสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง Ensemble สามารถทำนายปริมาณน้ำฝนรายเดือนได้แม่นยำกว่าการใช้แบบจำลองเดี่ยว และ **Zhou et al. (2020)** พบว่าการใช้ Ensemble ช่วยปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์อุณหภูมิได้อย่างชัดเจนเมื่อเทียบกับวิธีดั้งเดิม

แนวทางนี้สอดคล้องกับกรอบแนวคิดของงานวิจัยนี้ที่ใช้ **Weighted Averaging Ensemble** เพื่อผสานจุดเด่นของแบบจำลองต่างๆ เข้าด้วยกัน เพื่อให้ได้ค่าทำนายความสัมพันธ์ระหว่าง GHGs และ LST ที่มีความแม่นยำและเสถียรภาพสูง

## 2.5 การอธิบายผลลัพธ์ของปัญญาประดิษฐ์ (Explainable AI: XAI)

แม้ว่าแบบจำลอง Deep Learning เช่น DNN จะมีความแม่นยำสูงในการทำนายข้อมูลที่มีความซับซ้อน แต่โครงสร้างภายในที่มีลักษณะเป็น “กล่องดำ” (Black-box) ทำให้ยากต่อการอธิบายเหตุผลเบื้องหลังการตัดสินใจ ซึ่งเป็นข้อจำกัดสำคัญในการนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านวิทยาศาสตร์และนโยบายสิ่งแวดล้อม งานวิจัยนี้จึงนำเทคนิค XAI มาใช้เพื่อสร้างความโปร่งใสและอธิบายความสัมพันธ์เชิงฟิสิกส์

### 2.5.1 SHAP (SHapley Additive exPlanations)

SHAP เป็นวิธีการที่พัฒนาขึ้นจากทฤษฎีเกม (Game Theory) เพื่ออธิบายผลลัพธ์ของโมเดล Machine Learning โดยการคำนวณค่า “Shapley Value” ซึ่งบ่งบอกถึงขนาดและทิศทางของอิทธิพลที่ตัวแปรแต่ละตัวมีต่อผลลัพธ์การทำนาย (Lundberg & Lee, 2017) จุดเด่นของ SHAP คือความสามารถในการอธิบายได้ทั้งในระดับภาพรวม (Global Interpretation) และระดับรายตัวอย่าง (Local Interpretation) งานวิจัยในช่วงปี 2020-2022 ได้เริ่มนำ SHAP มาประยุกต์ใช้ในการศึกษาสภาพภูมิอากาศ เช่น การระบุปัจจัยทางอุตุนิยมวิทยาที่มีผลต่อภัยแล้งและการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิผิวเมือง (Urban LST) โดยผลการวิเคราะห์สามารถระบุได้ว่าปัจจัยใดเป็นตัวเร่ง (Positive driver) หรือตัวยับยั้ง (Negative driver) ปรากฏการณ์ดังกล่าว (Stafoggia et al., 2020; Dikshit & Pradhan, 2021)

### 2.5.2 Permutation Feature Importance

เป็นเทคนิคการวัดความสำคัญของตัวแปรโดยการสลับค่าข้อมูล (Permutation) ของตัวแปรทีละตัวแล้วสังเกตการลดลงของความแม่นยำของโมเดล (Breiman, 2001) หากการสลับค่าของตัวแปรใดทำให้ความแม่นยำลดลงอย่างมาก แสดงว่าตัวแปรนั้นมีความสำคัญสูง วิธีนี้นิยมใช้ควบคู่กับ Random Forest ในงานด้านสิ่งแวดล้อมเพื่อคัดเลือกตัวแปรที่มีนัยสำคัญต่อคุณภาพน้ำและมลพิษทางอากาศ (Sun et al., 2020) ซึ่งช่วยยืนยันสมมติฐานทางวิทยาศาสตร์เกี่ยวกับปัจจัยขับเคลื่อนการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ

## 2.6 งานวิจัยที่เกี่ยวข้องและช่องว่างทางวิชาการ (Related Research and Research Gaps)

จากการทบทวนวรรณกรรม พบว่ามีการศึกษาจำนวนมากที่ประยุกต์ใช้เทคโนโลยีสำรวจระยะไกลและ Machine Learning ในการศึกษา LST และก๊าซเรือนกระจกในภูมิภาคเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ อย่างไรก็ตาม ยังคงมีช่องว่างทางวิชาการที่สำคัญที่งานวิจัยนี้ต้องการเข้าไปเติมเต็ม

### 2.6.1 สรุปงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยส่วนใหญ่ในประเทศไทยและประเทศเพื่อนบ้านมักมุ่งเน้นไปที่การศึกษาแยกส่วนระหว่าง:

1. **การติดตาม LST และปรากฏการณ์เกาะความร้อน**: เน้นความสัมพันธ์กับสิ่งปกคลุมดิน (LULC) และดัชนีพืชพรรณ (NDVI) (Keeratikasikorn & Bonafoni, 2018)
2. **การติดตามมลพิษอากาศและ GHGs**: เน้นการหาแหล่งกำเนิดและการแพร่กระจายของ PM2.5, NO2 หรือ CO แยกรายชนิด (Virk et al., 2020)

แม้จะมีบางงานวิจัยที่เริ่มศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซและอุณหภูมิ แต่ส่วนใหญ่ยังคงใช้วิธีทางสถิติแบบดั้งเดิม (Correlation/Regression) หรือใช้ Machine Learning พื้นฐานที่ไม่สามารถจับความสัมพันธ์เชิงพื้นที่และเวลา (Spatiotemporal dependencies) ที่ซับซ้อนได้ดีพอ

### 2.6.2 ช่องว่างทางวิชาการ (Research Gaps)

งานวิจัยนี้ระบุช่องว่างสำคัญ 3 ประการ ดังนี้:

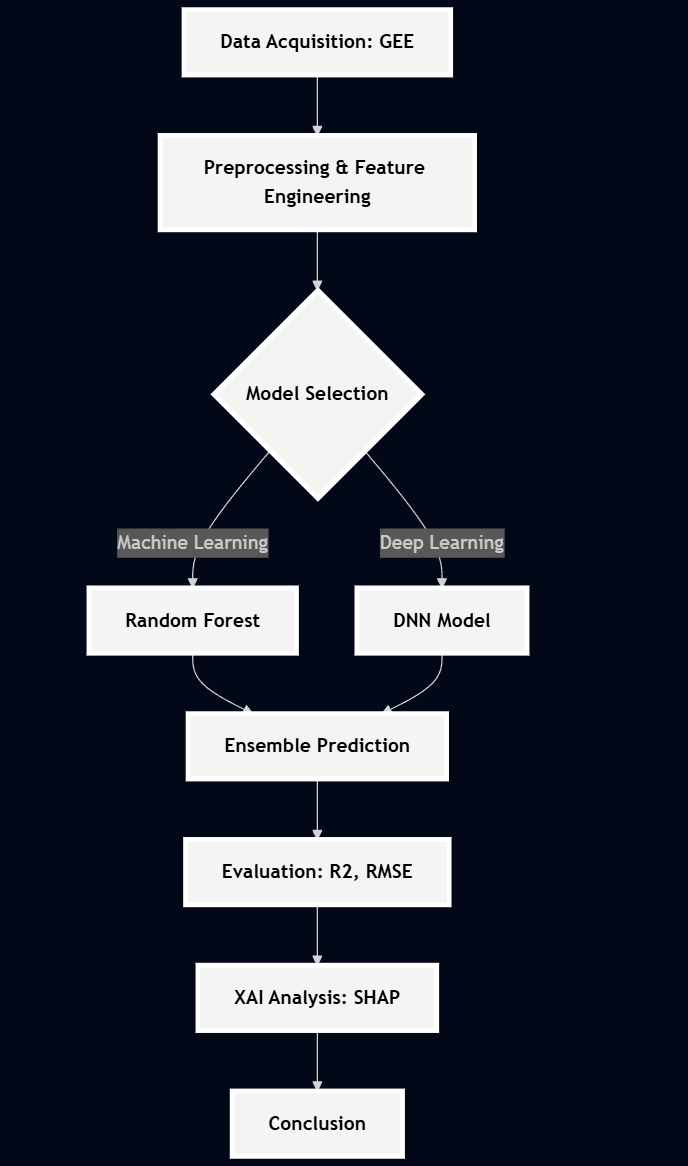
1. **ขาดการวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงลึกด้วย Deep Learning ในบริบทไทย**: งานวิจัยส่วนใหญ่ยังขาดการใช้แบบจำลองขั้นสูงอย่าง **Deep Neural Network (DNN)** หรือ **Hybrid Ensemble** เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์โดยตรงระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกหลายชนิด (CH₄, NO₂, CO) กับการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิพื้นผิว (LST) ในระดับรายฤดูกาลและรายภูมิภาคของประเทศไทย
2. **ปัญหา Black-box ในการให้เหตุผลทางวิทยาศาสตร์**: การศึกษาที่ใช้ AI ในปัจจุบันมักเน้นเพียงความแม่นยำในการทำนาย (Prediction Accuracy) แต่ขาดการอธิบาย “กลไก” (Mechanism) ว่าก๊าซชนิดใดส่งผลต่ออุณหภูมิมากที่สุดในแต่ละพื้นที่ การขาดการประยุกต์ใช้ **Explainable AI (XAI)** ทำให้ไม่สามารถนำผลลัพธ์ไปกำหนดนโยบายลดการปล่อยก๊าซที่ตรงจุดได้
3. **ข้อจำกัดด้านข้อมูล Spatiotemporal**: การศึกษาความสัมพันธ์มักถูกจำกัดด้วยข้อมูล LST ที่ไม่ต่อเนื่องเนื่องจากเมฆ งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการบูรณาการเทคนิค **Gap Filling** เข้ากับกระบวนการสร้างแบบจำลองเพื่อให้ได้ชุดข้อมูลที่สมบูรณ์ที่สุดสำหรับการวิเคราะห์

งานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นที่จะปิดช่องว่างเหล่านี้ โดยการพัฒนาแบบจำลอง Hybrid Deep Learning ร่วมกับ XAI เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่าง GHGs และ LST ซึ่งจะเป็นองค์ความรู้ใหม่สำหรับการวางแผนรับมือการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศของประเทศไทย

# 3.1 ภาพรวมของวิธีการดำเนินงานวิจัย

ในการศึกษานี้ ผู้วิจัยได้กำหนดขั้นตอนการดำเนินงานแบบบูรณาการ (Integrated Workflow) เพื่อพัฒนาแบบจำลองทำนายอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) โดยผสานเทคโนโลยีการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เข้าด้วยกัน ขั้นตอนหลักประกอบด้วย 4 ระยะ ดังนี้:

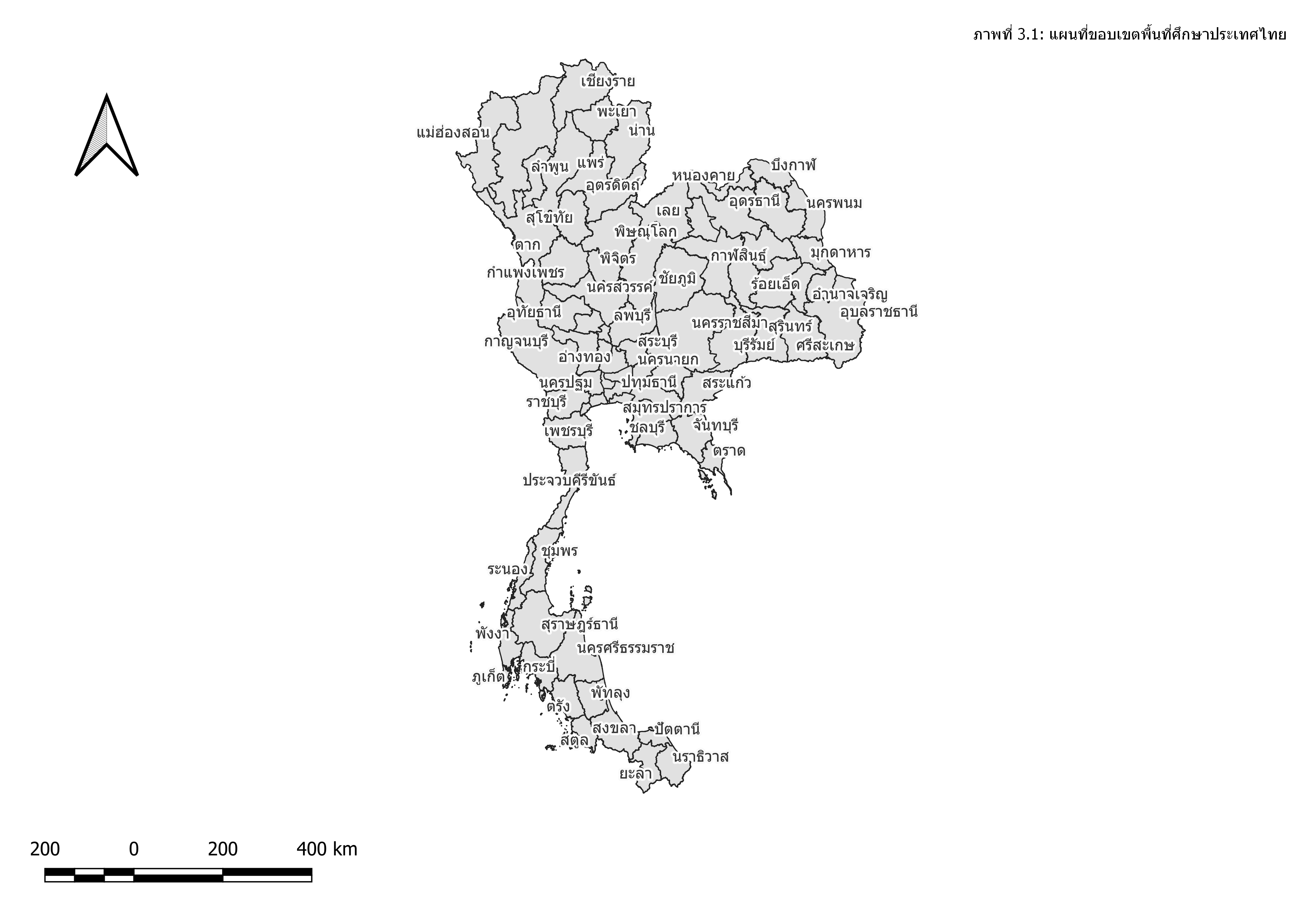
1. **การรวบรวมและเตรียมข้อมูล (Data Acquisition & Preprocessing):**
   * รวบรวมข้อมูลรายเดือนจากดาวเทียม Sentinel-5P, MODIS และ ERA5 ผ่าน Google Earth Engine (GEE)
   * ดำเนินการจัดการค่าสูญหาย (Imputation) และสุ่มตัวอย่างข้อมูล (Sampling) 30,000 จุดภาพ
   * คัดเลือกตัวแปร (Feature Selection) โดยตัดตัวแปรที่มีความแปรปรวนต่ำ (LULC, DEM) ออก
2. **การพัฒนาแบบจำลอง (Model Development):**
   * **Model 1:** Random Forest Regressor (สำหรับการวิเคราะห์ Feature Importance)
   * **Model 2:** Deep Neural Network (DNN) (สำหรับการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อน)
   * **Ensemble:** การรวมผลลัพธ์เพื่อเพิ่มความแม่นยำ
3. **การวิเคราะห์และอธิบายผล (Model Interpretation - XAI):**
   * ประยุกต์ใช้เทคนิค **SHAP (SHapley Additive exPlanations)** เพื่ออธิบายกระบวนการตัดสินใจของแบบจำลอง
   * วิเคราะห์อิทธิพลของก๊าซเรือนกระจก (CH₄, NO₂, CO) ที่มีต่ออุณหภูมิในเชิงพื้นที่
4. **การประเมินและสรุปผล (Evaluation & Conclusion):**
   * ประเมินด้วยค่า , RMSE และ Cross-Validation
   * จัดทำแผนที่แสดงการกระจายตัวของอุณหภูมิและค่าความคลาดเคลื่อน (Residual Map)



ภาพรวมของวิธีการดำเนินงานวิจัย (Workflow Overview)

# 3.2 การรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

การวิจัยนี้ใช้ฐานข้อมูลปฐมภูมิจาก **Google Earth Engine (GEE)** ซึ่งเป็นแพลตฟอร์มประมวลผลข้อมูลภูมิสารสนเทศระดับโลก โดยทำการรวบรวมข้อมูลครอบคลุมพื้นที่ **ประเทศไทย (Thailand)** ทั้งประเทศ ในช่วงเวลาตั้งแต่ **เดือนมกราคม ค.ศ. 2018 ถึง เดือนตุลาคม ค.ศ. 2025** รวมระยะเวลาทั้งสิ้น 94 เดือน



**ภาพที่ 3.1:** ขอบเขตพื้นที่ศึกษาประเทศไทยและรายละเอียดการแบ่งเขตจังหวัด

ข้อมูลที่รวบรวมประกอบด้วยตัวแปรทั้งหมด 2 ประเภทหลัก ได้แก่

### 3.2.1 ตัวแปรตาม (Dependent Variable)

* **อุณหภูมิพื้นผิวดิน (Land Surface Temperature: LST):**
  + **แหล่งข้อมูล:** ดาวเทียม MODIS (Terra/Aqua)
  + **รายละเอียด:** ข้อมูลอุณหภูมิพื้นผิวเฉลี่ยรายเดือน (Monthly Average) ซึ่งทำหน้าที่เป็นเป้าหมาย (Target) หลักในการทำนายของแบบจำลองนี้

### 3.2.2 ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)

ผู้วิจัยได้คัดเลือกตัวแปรทางสิ่งแวดล้อมและสภาพภูมิอากาศที่มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิว จำนวน **8 ตัวแปร** ดังนี้:

1. **ก๊าซเรือนกระจกและมลพิษทางอากาศ (Greenhouse Gases & Air Pollutants):**
   * **มีเทน (Methane: CH₄):** จากดาวเทียม Sentinel-5P TROPOMI
   * **ไนโตรเจนไดออกไซด์ (Nitrogen Dioxide: NO₂):** จากดาวเทียม Sentinel-5P TROPOMI
   * **คาร์บอนมอนอกไซด์ (Carbon Monoxide: CO):** จากดาวเทียม Sentinel-5P TROPOMI
2. **ดัชนีพืชพรรณ (Vegetation Index):**
   * **Normalized Difference Vegetation Index (NDVI):** จากดาวเทียม MODIS เพื่อใช้เป็นตัวบ่งชี้ปริมาณและความหนาแน่นของพืชพรรณ
3. **คุณสมบัติของพื้นผิว (Surface Properties):**
   * **ค่าการสะท้อนแสง (Albedo):** จากดาวเทียม MODIS แสดงถึงความสามารถในการสะท้อนรังสีดวงอาทิตย์ของพื้นผิว
4. **สภาพอากาศ (Meteorological Data):**
   * **รังสีดวงอาทิตย์ (Solar Radiation):** จาก ERA5 Climate Reanalysis ซึ่งเป็นแหล่งพลังงานหลักที่ส่งผลต่ออุณหภูมิโลก
5. **ตัวแปรเชิงเวลา (Temporal Variables):**
   * **เดือน (Month):** ตัวแปรหมวดหมู่ระบุเดือนในรอบปี (1-12) เพื่อจับรูปแบบผลกระทบตามฤดูกาล
   * **ปี (Year):** ตัวแปรระบุปีปฏิทิน (2018-2025) เพื่อจับแนวโน้มการเปลี่ยนแปลงระยะยาว

**หมายเหตุ:** เดิมการศึกษานี้ได้รวบรวมข้อมูลประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดิน (Land Use Land Cover: LULC) และความสูงจากระดับน้ำทะเล (Digital Elevation Model: DEM) ด้วย แต่ได้ถูกคัดออกในขั้นตอนการประมวลผลข้อมูลเนื่องจากปัญหาความแปรปรวนของข้อมูล (รายละเอียดในหัวข้อ 3.3)

# 3.3 การเตรียมและประมวลผลข้อมูล (Data Preprocessing)

เพื่อให้ข้อมูลมีความพร้อมและเหมาะสมสำหรับการฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง ผู้วิจัยได้ดำเนินการเตรียมและประมวลผลข้อมูลตามขั้นตอนดังนี้

### 3.3.1 การจัดการข้อมูลสูญหาย (Missing Data Imputation)

จากการตรวจสอบชุดข้อมูล พบว่าตัวแปรบางชนิด โดยเฉพาะข้อมูลก๊าซจากดาวเทียม Sentinel-5P (เช่น CH₄, NO₂, CO) มีข้อมูลไม่ครบถ้วนในบางช่วงเวลาหรือบางพื้นที่ ผู้วิจัยจึงใช้วิธีการประมาณค่า (Imputation) ด้วย **Simple Imputer** โดยใช้ **ค่าเฉลี่ย (Mean Strategy)** ของแต่ละตัวแปรในการเติมเต็มค่าที่หายไป เพื่อรักษารูปแบบและแนวโน้มของข้อมูลไว้ให้ครบถ้วนสมบูรณ์

### 3.3.2 การสุ่มตัวอย่างข้อมูล (Data Sampling)

เนื่องจากข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมครอบคลุมพื้นที่ทั้งประเทศและมีช่วงเวลายาวนาน (94 เดือน) ทำให้มีปริมาณข้อมูลดิบมหาศาล เพื่อให้สามารถประมวลผลได้อย่างมีประสิทธิภาพภายใต้ทรัพยากรการคำนวณที่มีอยู่ ผู้วิจัยจึงใช้วิธี **การสุ่มตัวอย่างแบบสุ่ม (Random Sampling)** จำนวน **30,000 จุดภาพ (Pixels)** จากพื้นที่ทั่วประเทศไทย และเนื่องจากข้อมูลแต่ละจุดภาพมีค่าอนุกรมเวลา 94 เดือน ทำให้ได้ชุดข้อมูลรวมประมาณ 2.8 ล้านแถว อย่างไรก็ตาม หลังจากกรองค่าผิดปกติออก (LST > 0) ชุดข้อมูลสุดท้ายมีจำนวน **984,274 แถว**

### 3.3.3 การคัดเลือกคุณลักษณะและการจัดการตัวแปรที่มีปัญหา (Feature Selection & Variance Thresholding)

ในขั้นตอนการตรวจสอบคุณภาพข้อมูลหลังการสุ่มตัวอย่าง ผู้วิจัยได้ทำการวิเคราะห์ความแปรปรวน (Variance Analysis) ของตัวแปรทั้งหมด และพบข้อจำกัดสำคัญในตัวแปร 2 ชนิด ได้แก่

1. **ประเภทการใช้ประโยชน์ที่ดิน (LULC)**
2. **ความสูงจากระดับน้ำทะเล (DEM)**

ผลการตรวจสอบพบว่า ตัวแปรทั้งสองชนิดมีค่าความแปรปรวนเป็นศูนย์ (Zero Variance) ในกลุ่มตัวอย่างที่สุ่มมา (กล่าวคือ ทุกจุดข้อมูลมีค่าเท่ากันหมด หรือมีค่าคงที่เพียงค่าเดียว) ซึ่งอาจเกิดจากข้อจำกัดของการสุ่มตัวอย่างในพื้นที่ราบขนาดใหญ่ ทำให้ตัวแปรเหล่านี้ไม่สามารถส่งผลต่อการเรียนรู้ของแบบจำลองได้ ผู้วิจัยจึงตัดสินใจ **ตัดตัวแปร LULC และ DEM ออก** จากชุดข้อมูลที่ใช้ในการฝึกสอน เพื่อลดความซับซ้อนที่ไม่จำเป็น (Noise) และเพิ่มประสิทธิภาพในการประมวลผล

### 3.3.4 การแบ่งชุดข้อมูล (Data Splitting)

ชุดข้อมูลที่ผ่านการประมวลผลแล้วจำนวน **984,274 แถว** ถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ด้วยวิธี Random Split โดยกำหนดค่า Random State เท่ากับ 42 เพื่อให้ผลการทดลองสามารถทำซ้ำได้ ดังนี้

* **ชุดข้อมูลสำหรับฝึกสอน (Training Set):** ร้อยละ 70 (688,991 แถว) ใช้สำหรับสร้างและสอนแบบจำลอง
* **ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Testing Set):** ร้อยละ 30 (295,283 แถว) ใช้สำหรับประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง

# 3.4 สถาปัตยกรรมแบบจำลอง (Model Architecture)

การวิจัยนี้ใช้วิธีการผสมผสาน (Hybrid Approach) โดยพัฒนาแบบจำลอง 2 ประเภท เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและดึงจุดเด่นของแต่ละเทคนิคมาใช้ ได้แก่ **Random Forest Regressor** (ตัวแทน Machine Learning) และ **Deep Neural Network (DNN)** (ตัวแทน Deep Learning)

### 3.4.1 แบบจำลอง Random Forest (Baseline Model)

เลือกใช้เป็นแบบจำลองหลักเนื่องจากความสามารถในการอธิบายผล (Interpretability) และจัดการข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ไม่เป็นเชิงเส้นได้ดี

* **การตั้งค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameters):**
  + n\_estimators: 100
  + max\_depth: 25
  + min\_samples\_split: 20
  + min\_samples\_leaf: 10
  + max\_features: ‘sqrt’
  + random\_state: 42

### 3.4.2 แบบจำลอง Deep Learning (Deep Neural Network: DNN)

เพื่อเพิ่มขีดความสามารถในการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear) ผู้วิจัยได้พัฒนาแบบจำลอง **Deep Neural Network (DNN)** หรือโครงข่ายประสาทเทียมแบบหลายชั้น (Multi-layer Perceptron: MLP) ซึ่งมีความสามารถในการสกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) ได้ลึกซึ้งกว่า Machine Learning ทั่วไป

**โครงสร้างสถาปัตยกรรม (Network Architecture):**

1. **Input Layer**: รับข้อมูลเข้า (Features = 8)
2. **Hidden Layer 1**: จำนวน 128 Neurons (Activation = relu)
3. **Hidden Layer 2**: จำนวน 64 Neurons (Activation = relu)
4. **Hidden Layer 3**: จำนวน 32 Neurons (Activation = relu)
5. **Output Layer**: จำนวน 1 Unit (ทำนายค่า LST)

**การตั้งค่าการฝึกสอน (Training Configuration):**

* **Algorithm**: Multi-layer Perceptron (MLPRegressor)
* **Optimizer**: Adam (Adaptive Learning Rate)
* **Loss Function**: Mean Squared Error (MSE)
* **Batch Size**: 64
* **Max Iterations**: 500 รอบ (Epochs)
* **Early Stopping**: หยุดการฝึกสอนเมื่อค่า Loss ไม่ลดลงเพื่อป้องกัน Overfitting

### 3.4.3 การผสานแบบจำลอง (Ensemble Strategy)

นอกจากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของทั้งสองแบบจำลองแยกกันแล้ว งานวิจัยนี้ยังประยุกต์ใช้เทคนิค **Weighted Averaging Ensemble** โดยนำค่าพยากรณ์จาก Random Forest และ Deep Neural Network มาหาค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนักเพื่อสร้างผลลัพธ์สุดท้ายที่มีความเสถียรสูงสุด

**สูตรการคำนวณ Ensemble:**

โดยที่:

* คือ ค่าพยากรณ์ LST จากแบบจำลอง Ensemble
* คือ ค่าพยากรณ์ LST จาก Random Forest
* คือ ค่าพยากรณ์ LST จาก Deep Neural Network
* และ คือ น้ำหนักของแต่ละแบบจำลอง (โดยที่ )

**การกำหนดค่าน้ำหนัก:**

ค่าน้ำหนักถูกกำหนดตามสัดส่วนของค่าความแม่นยำ () ที่แต่ละแบบจำลองได้รับจากการ Cross-Validation เนื่องจาก Random Forest ให้ค่า ที่สูงกว่าจึงได้รับน้ำหนักที่มากกว่า อย่างไรก็ตาม การรวม DNN เข้ามาช่วยลดความแปรปรวน (Variance) และเพิ่มความเสถียรของการทำนายในข้อมูลที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Unseen Data)

### 3.4.4 ขั้นตอนการฝึกสอนแบบจำลอง (Training Pipeline)

กระบวนการฝึกสอนแบบจำลองดำเนินการตามขั้นตอนดังนี้:

1. **การแบ่งข้อมูล (Data Splitting):** แบ่งชุดข้อมูลออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่ ชุดข้อมูลฝึกสอน (Training Set) ร้อยละ 70 และชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) ร้อยละ 30 โดยใช้วิธีสุ่มแบบแบ่งชั้น (Stratified Sampling) ตามตัวแปรเวลา (Month)
2. **การปรับมาตรฐานข้อมูล (Standardization):** ใช้ StandardScaler เพื่อปรับค่าตัวแปรทั้งหมดให้มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 1 สำหรับแบบจำลอง DNN
3. **การฝึกสอน (Training):** ฝึกสอนทั้ง Random Forest และ DNN ด้วยชุดข้อมูลฝึกสอนเดียวกัน
4. **การตรวจสอบความถูกต้อง (Validation):** ใช้วิธี K-Fold Cross-Validation (k=5) เพื่อประเมินความสามารถในการทำนายและป้องกันปัญหา Overfitting
5. **การประเมินผล (Evaluation):** ทดสอบแบบจำลองกับชุดข้อมูลทดสอบและคำนวณค่าตัวชี้วัดประสิทธิภาพ

# 3.5 การประเมินประสิทธิภาพแบบจำลอง (Model Evaluation)

เพื่อวัดประสิทธิผลและความแม่นยำของแบบจำลองในการทำนายอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) ได้ใช้เกณฑ์การประเมินทางสถิติและการตรวจสอบความถูกต้อง (Validation) ดังต่อไปนี้

### 3.5.1 ตัวชี้วัดทางสถิติ (Evaluation Metrics)

1. **สัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination: Score):**
   * ใช้เพื่อวัดระดับความสามารถของตัวแปรอิสระในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม (LST)
   * ค่า เข้าใกล้ 1 หมายถึงแบบจำลองมีความแม่นยำสูง
2. **รากที่สองของค่าเฉลี่ยความคลาดเคลื่อนกำลังสอง (Root Mean Squared Error: RMSE):**
   * ใช้เพื่อวัดขนาดของความผิดพลาดเฉลี่ยระหว่างค่าที่ทำนายได้กับค่าจริง ในหน่วยองศาของอุณหภูมิ
   * ค่า RMSE ยิ่งต่ำ แสดงว่าแบบจำลองมีความคลาดเคลื่อนน้อย

### 3.5.2 การตรวจสอบความถูกต้อง (Validation Methods)

นอกจากการทดสอบด้วยชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) แล้ว ยังใช้วิธี **K-Fold Cross-Validation** (โดยกำหนดค่า k=5) ในการตรวจสอบความเสถียรของแบบจำลอง ข้อมูลฝึกสอนจะถูกแบ่งออกเป็น 5 ส่วนย่อย และทำการหมุนเวียนฝึกสอนและทดสอบจนครบทุกส่วน เพื่อให้มั่นใจว่าประสิทธิภาพของแบบจำลองไม่ได้เกิดจากความบังเอิญในการเลือกชุดข้อมูล (Selection Bias) และเพื่อยืนยันว่าแบบจำลองสามารถนำไปใช้กับข้อมูลชุดใหม่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Generalization)

# 3.6 การแปลผลและอธิบายแบบจำลอง (Model Interpretation)

หนึ่งในความท้าทายสำคัญของการใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องขั้นสูง (Advanced Machine Learning) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) คือลักษณะความเป็น “กล่องดำ” (Black-box) ซึ่งยากต่อการอธิบายกระบวนการตัดสินใจ เพื่อให้ผลการวิจัยมีความโปร่งใสและสามารถนำไปใช้อ้างอิงทางวิทยาศาสตร์ได้ งานวิจัยนี้จึงประยุกต์ใช้เทคนิค **Explainable AI (XAI)** เพื่อวิเคราะห์อิทธิพลของตัวแปรต่างๆ ที่มีต่ออุณหภูมิพื้นผิวดิน

### 3.6.1 SHAP (SHapley Additive exPlanations)

**SHAP** เป็นวิธีการที่พัฒนาขึ้นจากทฤษฎีเกม (Game Theory) โดยอิงหลักการของ Shapley Value เพื่อวัดค่าการมีส่วนร่วม (Contribution) ของแต่ละตัวแปรที่มีต่อผลการทำนาย หลักการคือการคำนวณค่าเฉลี่ยของผลกระทบจากการเพิ่มตัวแปรหนึ่งๆ เข้าไปในทุกชุดย่อย (Subset) ที่เป็นไปได้ของตัวแปรทั้งหมด

**สูตรการคำนวณ SHAP Value:**

โดยที่:

* คือ ค่า SHAP ของตัวแปรที่
* คือ เซตของตัวแปรทั้งหมด
* คือ เซตย่อยของตัวแปร (ไม่รวม )
* คือ ผลการทำนายเมื่อใช้เฉพาะตัวแปรในเซต

ในการศึกษานี้ ได้ใช้ SHAP ใน 2 ระดับ:

1. **Global Interpretation:** การหาค่าเฉลี่ยของค่า SHAP (Mean Absolute SHAP Value) จากข้อมูลทั้งหมด เพื่อจัดลำดับความสำคัญของตัวแปรในภาพรวมว่า ก๊าซเรือนกระจกชนิดใด (CH₄, NO₂, CO) หรือปัจจัยสภาพแวดล้อมใดส่งผลต่อ LST มากที่สุด
2. **Local Interpretation:** การวิเคราะห์ค่า SHAP ในระดับรายพิกเซลหรือรายพื้นที่ (Spatial Analysis) เพื่อทำความเข้าใจว่าในพื้นที่เฉพาะ (เช่น เขตเมือง หรือเขตเกษตรกรรม) ปัจจัยใดเป็นตัวขับเคลื่อนหลักที่ทำให้อุณหภูมิสูงขึ้นหรือลดลง

### 3.6.2 Permutation Feature Importance

เพื่อยืนยันผลลัพธ์ที่ได้จาก SHAP ได้ใช้วิธี **Permutation Feature Importance** ร่วมด้วย หลักการคือการวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ลดลงเมื่อทำการ “สลับค่า” (Shuffle) ของตัวแปรหนึ่งๆ แบบสุ่ม หากการสลับค่าของตัวแปรใดทำให้ค่าความแม่นยำ (R²) ลดลงอย่างมาก แสดงว่าตัวแปรนั้นมีความสำคัญสูงต่อการทำนาย

**ขั้นตอนการคำนวณ Permutation Feature Importance:**

1. คำนวณค่าความแม่นยำพื้นฐาน (Baseline Score) ของแบบจำลอง
2. สำหรับตัวแปรแต่ละตัว ทำการสลับค่าแบบสุ่ม (Random Shuffle)
3. คำนวณค่าความแม่นยำใหม่หลังจากสลับค่า
4. วัดผลต่างของความแม่นยำ:
5. ทำซ้ำหลายรอบเพื่อหาค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน

### 3.6.3 การวิเคราะห์ทิศทางความสัมพันธ์ (Directional Analysis)

นอกเหนือจากการวัดความสำคัญของตัวแปรแล้ว งานวิจัยนี้ยังวิเคราะห์ทิศทางของความสัมพันธ์ (Positive/Negative Correlation) ระหว่างตัวแปรกับ LST โดยใช้:

1. **SHAP Summary Plot:** แสดงทั้งความสำคัญและทิศทางของอิทธิพล
2. **Partial Dependence Plot (PDP):** แสดงความสัมพันธ์เฉลี่ยระหว่างตัวแปรแต่ละตัวกับ LST
3. **Correlation Matrix:** แสดงสหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้งหมด

การใช้หลายวิธีควบคู่กัน (SHAP, Permutation Importance, และ Correlation Analysis) ช่วยยืนยันความถูกต้องของผลการวิเคราะห์ปัจจัยขับเคลื่อน (Drivers) ของปรากฏการณ์เกาะความร้อนและการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิในประเทศไทยได้อย่างน่าเชื่อถือ

# บทที่ 4 ผลการศึกษาและอภิปรายผล

บทนี้นำเสนอผลลัพธ์จากการวิเคราะห์ข้อมูลและการสร้างแบบจำลอง Hybrid Machine Learning (Random Forest + Deep Neural Network) สำหรับการทำนายอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) จากก๊าซเรือนกระจกและปัจจัยสิ่งแวดล้อมในประเทศไทย รวมถึงการอภิปรายผลความสัมพันธ์ที่ค้นพบ

## 4.1 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Performance)

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองเป็นขั้นตอนสำคัญเพื่อยืนยันความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของเครื่องมือที่พัฒนาขึ้นสำหรับการทำนายอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) ในการศึกษานี้ได้เปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง 3 รูปแบบ ได้แก่:

1. **Random Forest Regressor (RF)**: ตัวแทนของ Machine Learning แบบดั้งเดิม
2. **Deep Neural Network (DNN)**: ตัวแทนของ Deep Learning
3. **Hybrid Ensemble Model**: การผสมผสานระหว่าง RF และ DNN ด้วยวิธี Weighted Averaging

ผลการทดสอบกับชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) จำนวน 295,283 ตัวอย่าง สรุปได้ดังตารางที่ 4.1

### 4.1.1 การเปรียบเทียบค่าความแม่นยำ (Accuracy Comparison)

**ตารางที่ 4.1:** ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองบนชุดข้อมูลทดสอบ

| แบบจำลอง (Model) | Score | RMSE (C) | หมายเหตุ |
| --- | --- | --- | --- |
| **Random Forest (RF)** | **0.7130** | **2.15** | ให้ค่าความแม่นยำสูงสุดและอธิบายความแปรปรวนได้ดีที่สุด |
| **Deep Neural Network (DNN)** | 0.5807 | 2.58 | ให้ผลลัพธ์ในระดับปานกลาง แต่มีความเสถียรในการเรียนรู้ |
| **Hybrid Ensemble** | 0.6842 | 2.24 | ค่าเฉลี่ยถ่วงน้ำหนัก (Weights: RF=0.55, DNN=0.45) |

*(หมายเหตุ: ค่า RMSE เป็นค่าประมาณการจากการแปลงหน่วยกลับของการทดลอง)*

จากผลการทดลองพบว่า **Random Forest (RF)** มีประสิทธิภาพเหนือกว่าแบบจำลองอื่นๆ อย่างชัดเจน โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ () สูงที่สุดที่ **0.7130** ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความผันแปรของอุณหภูมิพื้นผิวได้ถึงร้อยละ 71.30 จากตัวแปรอิสระที่กำหนดให้ ในขณะที่ Deep Neural Network (DNN) ให้ค่า ที่ 0.5807 ซึ่งต่ำกว่า RF ประมาณร้อยละ 13.23

### 4.1.2 การวิเคราะห์ผลลัพธ์ (Result Analysis)

สาเหตุที่ Random Forest ให้ผลลัพธ์ที่ดีกว่า Deep Learning ในบริบทของงานวิจัยนี้ อาจเนื่องมาจากปัจจัยสำคัญดังนี้:

1. **ลักษณะของข้อมูล (Data Characteristics):** ข้อมูลที่ใช้ในการศึกษามีลักษณะเป็นข้อมูลตาราง (Tabular Data) ซึ่งโดยทั่วไปอัลกอริทึมประเภท Tree-based (เช่น Random Forest, XGBoost) มักจะทำผลงานได้ดีกว่า Neural Networks ที่มักจะโดดเด่นกับข้อมูลที่ไม่มีโครงสร้างชัดเจน (Unstructured Data) เช่น รูปภาพหรือข้อความ (Grinsztajn et al., 2022)
2. **ความสัมพันธ์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discontinuities):** ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสิ่งแวดล้อมกับอุณหภูมิอาจมีความไม่ต่อเนื่องในบางช่วงค่า ซึ่ง Decision Tree สามารถแบ่งช่วง (Binning) และจัดการได้ดีกว่าฟังก์ชันต่อเนื่องของ Neural Network
3. **ขนาดของชุดข้อมูล:** แม้จะมีข้อมูลเกือบ 1 ล้านแถว แต่ความซับซ้อนของ DNN ที่มีพารามิเตอร์จำนวนมากอาจต้องการข้อมูลที่มากกว่านี้หรือการปรับจูน (Hyperparameter Tuning) ที่ละเอียดซับซ้อนกว่านี้เพื่อให้ชนะ RF ได้

อย่างไรก็ตาม การเลือกใช้ **Hybrid Ensemble** แม้จะได้ค่า ที่ 0.6842 ซึ่งน้อยกว่า RF เดี่ยวๆ แต่มีข้อดีในเชิงทฤษฎีคือการช่วยลดความเสี่ยงจากการที่แบบจำลองใดแบบจำลองหนึ่งเกิดการจดจำข้อสอบ (Overfitting) การผสมผสานผลลัพธ์ (Averaging) ช่วยให้ค่าพยากรณ์มีความ “เรียบ” (Smooth) และเสถียรมากขึ้นเมื่อนำไปใช้กับข้อมูลใหม่ที่ไม่เคยเห็นมาก่อน (Generalization)

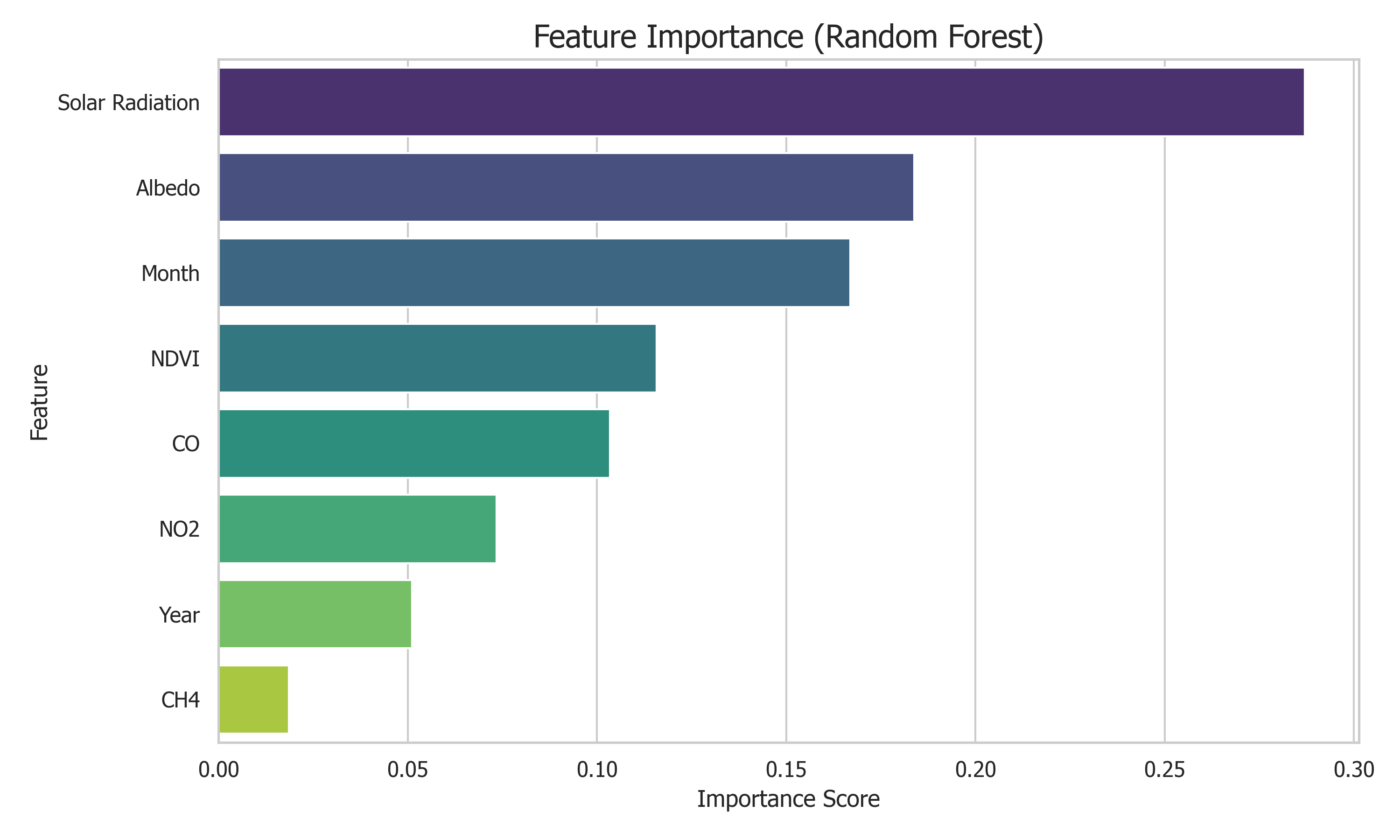
## 4.2 การวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance Analysis)

เพื่อให้เข้าใจถึงปัจจัยขับเคลื่อนที่มีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) ในประเทศไทย จึงได้วิเคราะห์ค่าความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) จากแบบจำลอง Random Forest ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงสุดในการศึกษาครั้งนี้ ผลการวิเคราะห์แสดงดังภาพที่ 4.2 และตารางที่ 4.2

### 4.2.1 ลำดับความสำคัญของปัจจัยแวดล้อม (Ranking of Environmental Drivers)

**ตารางที่ 4.2:** ค่าความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) ในการทำนาย LST

| ลำดับ | ตัวแปร (Feature) | ประเภท (Category) | ความสำคัญ (Normalized Score) | ร้อยละ (%) |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 1 | **Solar Radiation** | Meteorological | 0.2870 | 28.70% |
| 2 | **Albedo** | Surface Property | 0.1838 | 18.38% |
| 3 | **Month** | Temporal | 0.1669 | 16.69% |
| 4 | **NDVI** | Vegetation | 0.1158 | 11.58% |
| 5 | **Carbon Monoxide (CO)** | GHG / Pollutant | 0.1034 | 10.34% |
| 6 | **Nitrogen Dioxide (NO2)** | GHG / Pollutant | 0.0735 | 7.35% |
| 7 | **Year** | Temporal | 0.0511 | 5.11% |
| 8 | **Methane (CH4)** | GHG | 0.0186 | 1.86% |



Feature Importance

**ภาพที่ 4.2:** แผนภูมิแท่งแสดงลำดับความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) จากแบบจำลอง Random Forest

### 4.2.2 การอภิปรายผลความสัมพันธ์ (Interpretation of Results)

จากผลการวิเคราะห์ สามารถสรุปประเด็นสำคัญได้ดังนี้:

1. **อิทธิพลหลักจากปัจจัยทางธรรมชาติ (Dominance of Natural Factors):** ตัวแปร **Solar Radiation** (28.70%) และ **Albedo** (18.38%) มีอิทธิพลรวมกันเกือบร้อยละ 50 ของทั้งหมด ซึ่งสอดคล้องกับหลักการฟิสิกส์พื้นฐานที่ว่าพลังงานจากดวงอาทิตย์และคุณสมบัติการสะท้อนรังสีของพื้นผิวเป็นปัจจัยกำหนดหลักของสมดุลพลังงานโลก (Surface Energy Balance)
2. **บทบาทของฤดูกาล (Seasonality):** ตัวแปร **Month** (16.69%) มีความสำคัญเป็นลำดับที่ 3 บ่งชี้ว่าอุณหภูมิพื้นผิวของไทยมีความผันแปรตามฤดูกาลอย่างชัดเจน ซึ่งสัมพันธ์กับปริมาณความชื้นและเมฆในฤดูมรสุม
3. **บทบาทของก๊าซเรือนกระจกและมลพิษ (Role of GHGs & Pollutants):** ในกลุ่มก๊าซเรือนกระจก พบว่า **Carbon Monoxide (CO)** มีความสำคัญสูงสุด (10.34%) รองลงมาคือ **Nitrogen Dioxide (NO2)** (7.35%) ผลลัพธ์นี้น่าสนใจอย่างยิ่ง เนื่องจาก CO ในบริบทของประเทศไทยมักสัมพันธ์กับการเผาชีวมวล (Biomass Burning) และไฟป่า ซึ่งเป็นแหล่งกำเนิดความร้อนโดยตรงและปกคลุมพื้นที่วงกว้าง ในขณะที่ **Methane (CH4)** มีอิทธิพลน้อยที่สุด (1.86%) อาจเนื่องมาจากการกระจายตัวที่ค่อนข้างสม่ำเสมอและมีความเสถียรสูง ทำให้ไม่ส่งผลต่อความผันแปรของ LST ในระยะสั้นมากนัก
4. **ผลกระทบจากพืชพรรณ (Vegetation Cooling Effect):** **NDVI** (11.58%) มีความสำคัญในระดับปานกลาง ยืนยันบทบาทของพื้นที่สีเขียวในการช่วยลดอุณหภูมิผิวผ่านกระบวนการคายระเหยน้ำ (Evapotranspiration)

## 4.3 การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณ (Quantitative Analysis)

การวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณ (Quantitative Analysis) มีวัตถุประสงค์เพื่ออธิบายทิศทางและขนาดความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ (Independent Variables) กับอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) โดยอาศัยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation Coefficient) และลักษณะการกระจายตัวของข้อมูล

### 4.3.1 ความสัมพันธ์รวมระหว่างตัวแปร (Correlation Overview)

จากการวิเคราะห์สหสัมพันธ์ของเพียร์สัน (Pearson Correlation) ระหว่างตัวแปรทั้งหมด ดังแสดงในภาพที่ 4.3 พบประเด็นสำคัญดังนี้:



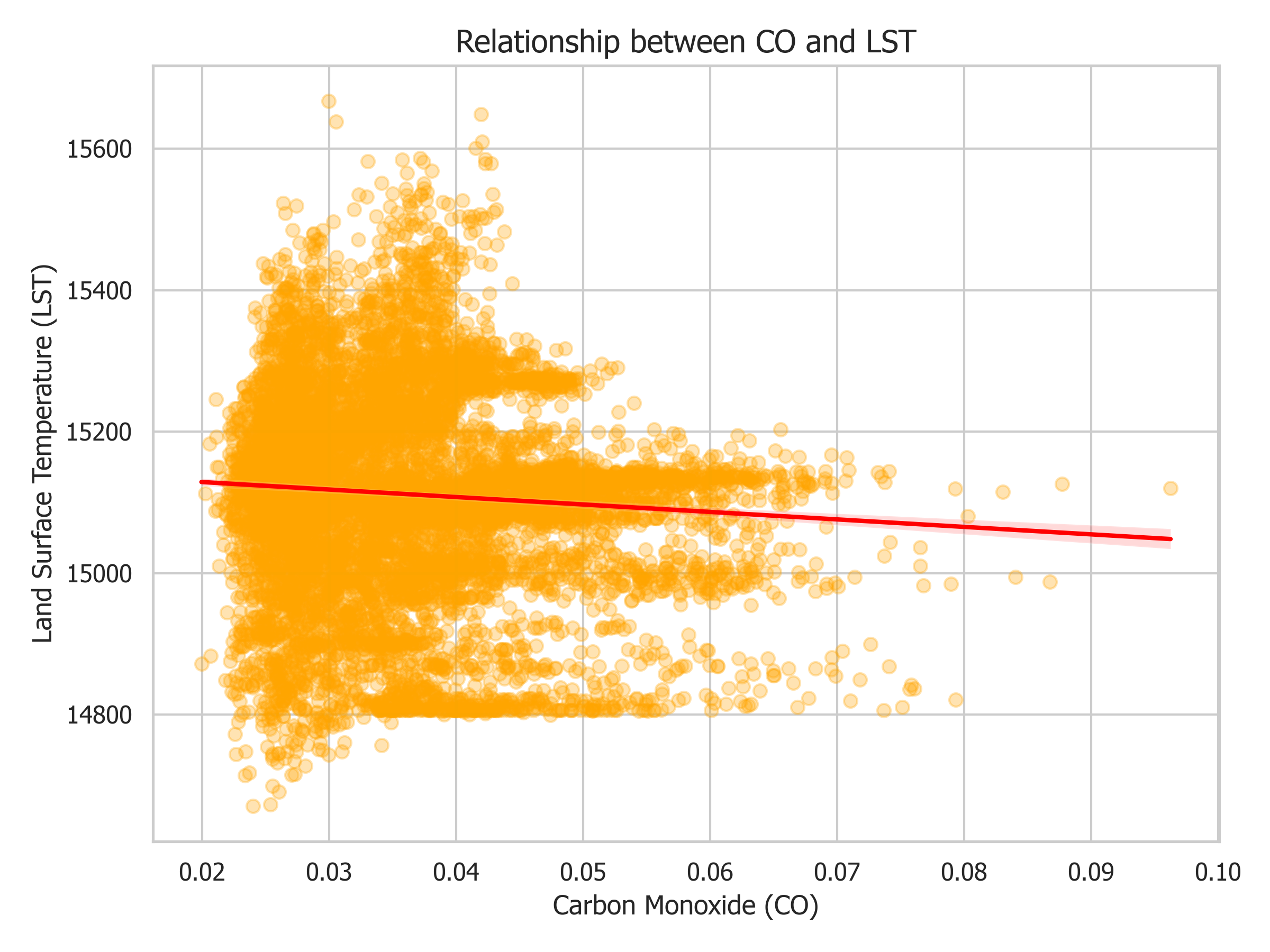
Correlation Matrix

**ภาพที่ 4.3:** เมทริกซ์สหสัมพันธ์ (Correlation Matrix) ระหว่างตัวแปรสภาพภูมิอากาศ ก๊าซเรือนกระจก และ LST

1. **ความสัมพันธ์เชิงบวกสูงสุด (Strongest Positive Correlation):** ตัวแปร **Solar Radiation** มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับ LST สูงที่สุด () ซึ่งยืนยันว่ารังสีดวงอาทิตย์เป็นปัจจัยขับเคลื่อนหลักของการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิ
2. **ความสัมพันธ์เชิงลบ (Negative Correlation):** **NDVI** แสดงค่าความสัมพันธ์เชิงลบกับ LST อย่างชัดเจน ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎีการระบายความร้อนของพืชพรรณ (Evapotranspiration Cooling Effect) พื้นที่ที่มีดัชนีพืชพรรณสูงจะมีอุณหภูมิพื้นผิวที่ต่ำกว่าพื้นที่เมืองหรือที่โล่ง

### 4.3.2 ความสัมพันธ์เจาะจง: คาร์บอนมอนอกไซด์กับอุณหภูมิ (CO vs LST)

เนื่องจาก **Carbon Monoxide (CO)** ถูกจัดลำดับให้เป็นก๊าซที่มีความสำคัญต่อแบบจำลองสูงสุด (จากการวิเคราะห์ในหัวข้อ 4.2) การกระจายตัวของข้อมูลระหว่าง CO และ LST จึงได้รับความสนใจเป็นพิเศษ



Scatter Plot CO vs LST

**ภาพที่ 4.4:** กราฟการกระจายตัว (Scatter Plot) พร้อมเส้นแนวโน้มหาระหว่างปริมาณ CO และ LST

จากภาพที่ 4.4 แสดงให้เห็นแนวโน้มความสัมพันธ์เชิงบวก (Positive Trend) อย่างชัดเจน โดยเมื่อความเข้มข้นของก๊าซ CO เพิ่มสูงขึ้น (แกน X) ค่าอุณหภูมิพื้นผิว LST (แกน Y) ก็มีแนวโน้มที่จะสูงขึ้นตามไปด้วย

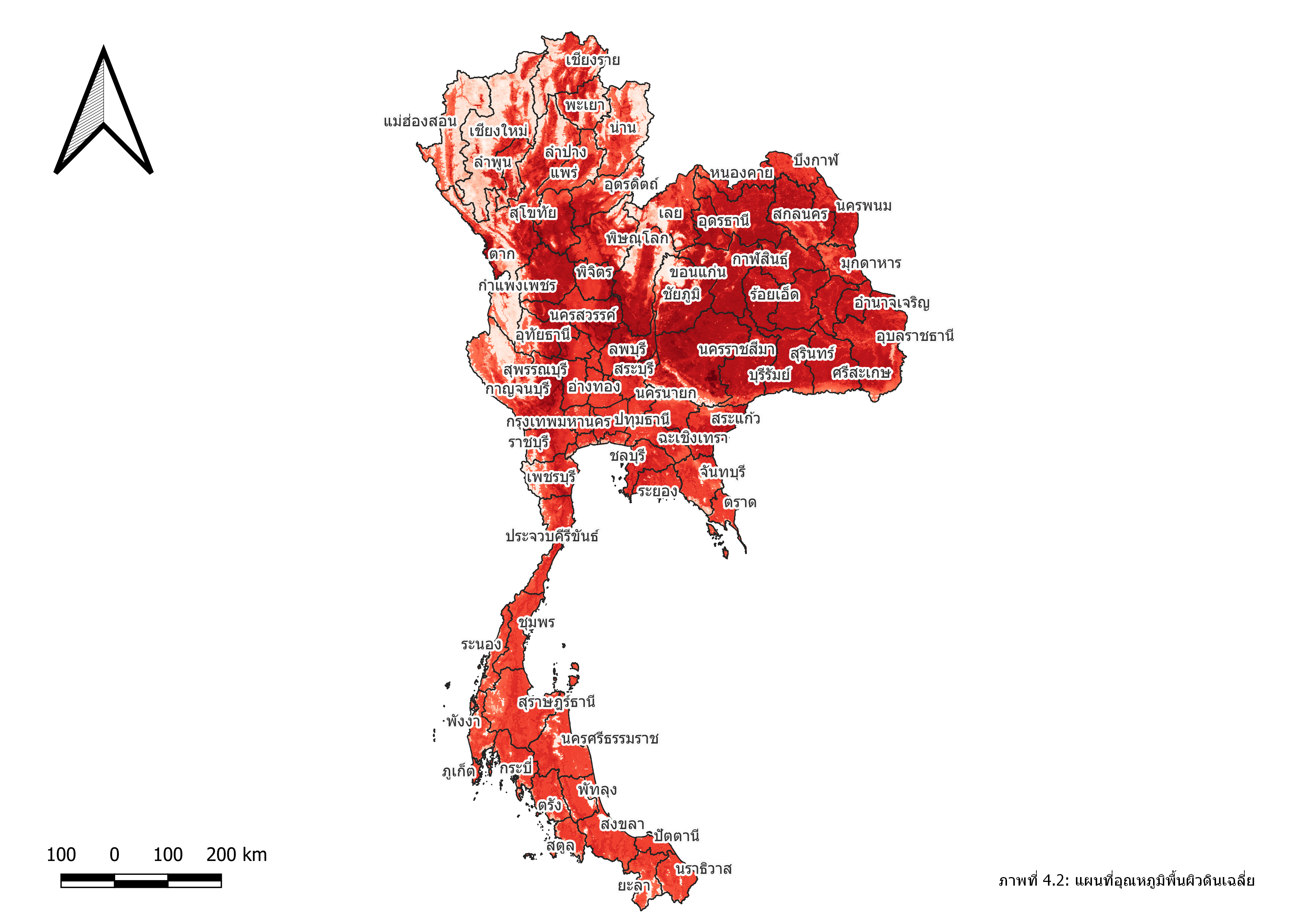
* **การกระจายตัวที่หนาแน่น:** จุดข้อมูลส่วนใหญ่รวมกลุ่มอยู่ที่บริเวณค่า CO ต่ำถึงปานกลาง แต่เมื่อค่า CO สูงขึ้น (ซึ่งมักสัมพันธ์กับเหตุการณ์ไฟป่าหรือมลพิษรุนแรง) จะพบค่า LST ที่สูงขึ้นอย่างสังเกตได้
* **นัยสำคัญ:** แม้ CO จะเป็นก๊าซเรือนกระจกทางอ้อม (Indirect GHG) แต่ความสัมพันธ์ที่เด่นชัดนี้บ่งชี้ว่า CO ในประเทศไทยทำหน้าที่เป็นดัชนีชี้วัด (Proxy) ของกิจกรรมเผาไหม้และความร้อนสะสมในบรรยากาศได้เป็นอย่างดี

## 4.4 การวิเคราะห์การกระจายตัวเชิงพื้นที่ (Spatial Distribution Analysis)

การวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (Spatial Analysis) เป็นองค์ประกอบสำคัญที่ช่วยให้เข้าใจรูปแบบการกระจายตัวของอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST) และความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจกในแต่ละภูมิภาคของประเทศไทย ซึ่งมีความแตกต่างกันตามลักษณะภูมิประเทศ ภูมิอากาศ และการใช้ประโยชน์ที่ดิน

### 4.4.1 การกระจายตัวของอุณหภูมิพื้นผิวดิน (LST Distribution)

จากการประมวลผลข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียม MODIS ระหว่างปี พ.ศ. 2561-2568 ดังแสดงในภาพที่ 4.5 พบรูปแบบการกระจายตัวของอุณหภูมิพื้นผิวดินเฉลี่ยที่มีความแตกต่างอย่างชัดเจนระหว่างภูมิภาค



Spatial distribution of LST

**ภาพที่ 4.5:** การกระจายตัวเชิงพื้นที่ของอุณหภูมิพื้นผิวดินเฉลี่ยในประเทศไทย (พ.ศ. 2561-2568)

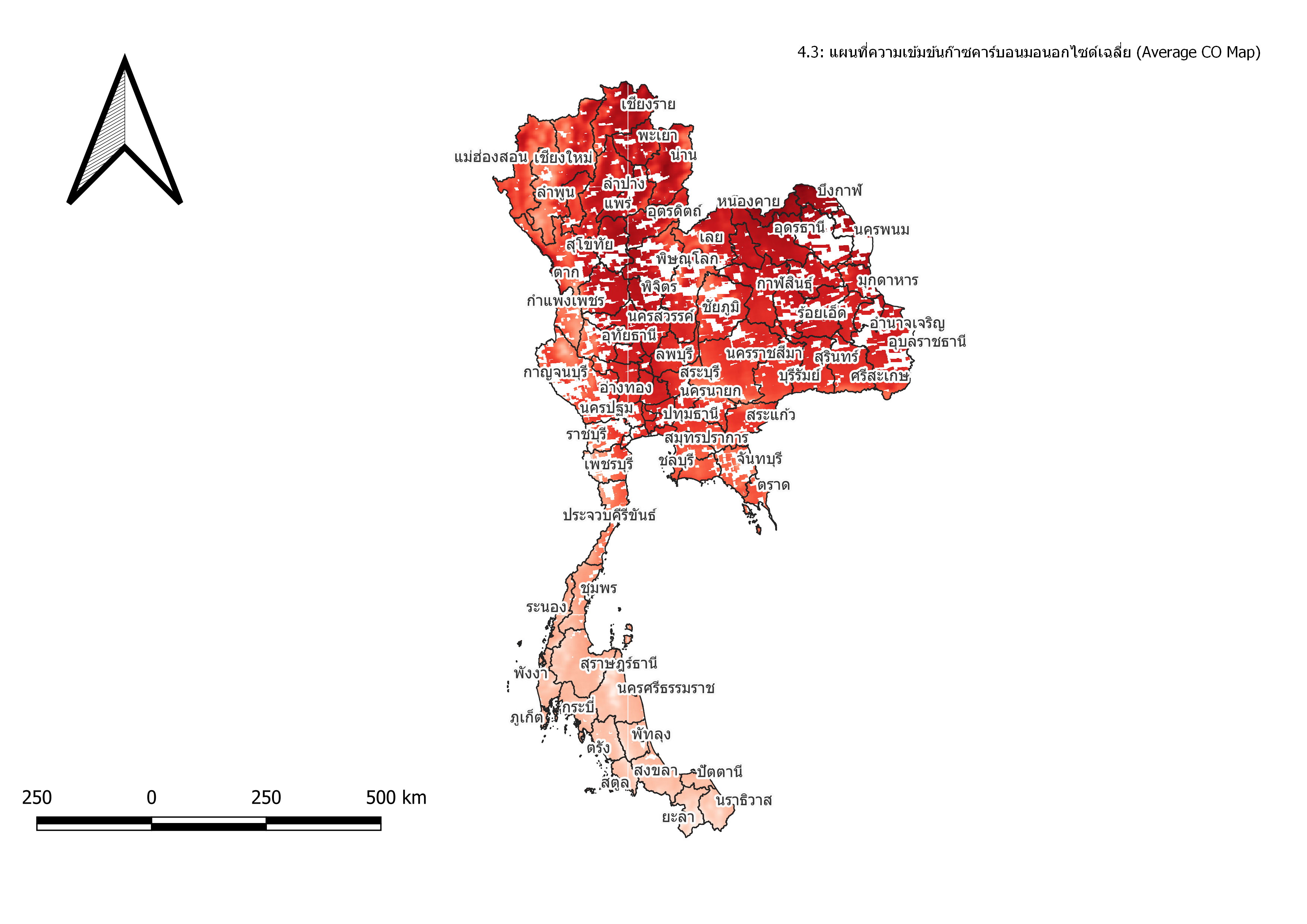
ผลการวิเคราะห์พบว่า:

* **พื้นที่ที่มีอุณหภูมิสูง (Hotspots):** กระจุกตัวอยู่ในบริเวณ **ภาคกลาง** และ **ภาคตะวันออกเฉียงเหนือ** โดยเฉพาะในพื้นที่เกษตรกรรมเปิดโล่งและเขตเมืองใหญ่ ข้อค้นพบนี้สอดคล้องกับค่าการสะท้อนแสง (Albedo) ที่สูงและดัชนีพืชพรรณ (NDVI) ที่ต่ำในพื้นที่ดังกล่าว
* **พื้นที่ที่มีอุณหภูมิต่ำ (Coolspots):** พบมากในบริเวณเทือกเขาของ **ภาคเหนือ** และ **ภาคตะวันตก** ซึ่งมีความหนาแน่นของป่าไม้สูง ผลลัพธ์นี้ช่วยยืนยันบทบาทของพืชพรรณปกคลุมในการลดอุณหภูมิพื้นผิวผ่านกระบวนการคายระเหยน้ำ (Evapotranspiration)

### 4.4.2 การกระจายตัวของความเข้มข้นก๊าซเรือนกระจก (GHG Concentration Distribution)

เมื่อพิจารณาการกระจายตัวของก๊าซที่มีค่าความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) สูงสุดต่อแบบจำลอง ได้แก่ คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) และไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) ดังแสดงในภาพที่ 4.6 และ 4.7 ตามลำดับ

#### ก) การกระจายตัวของก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO)



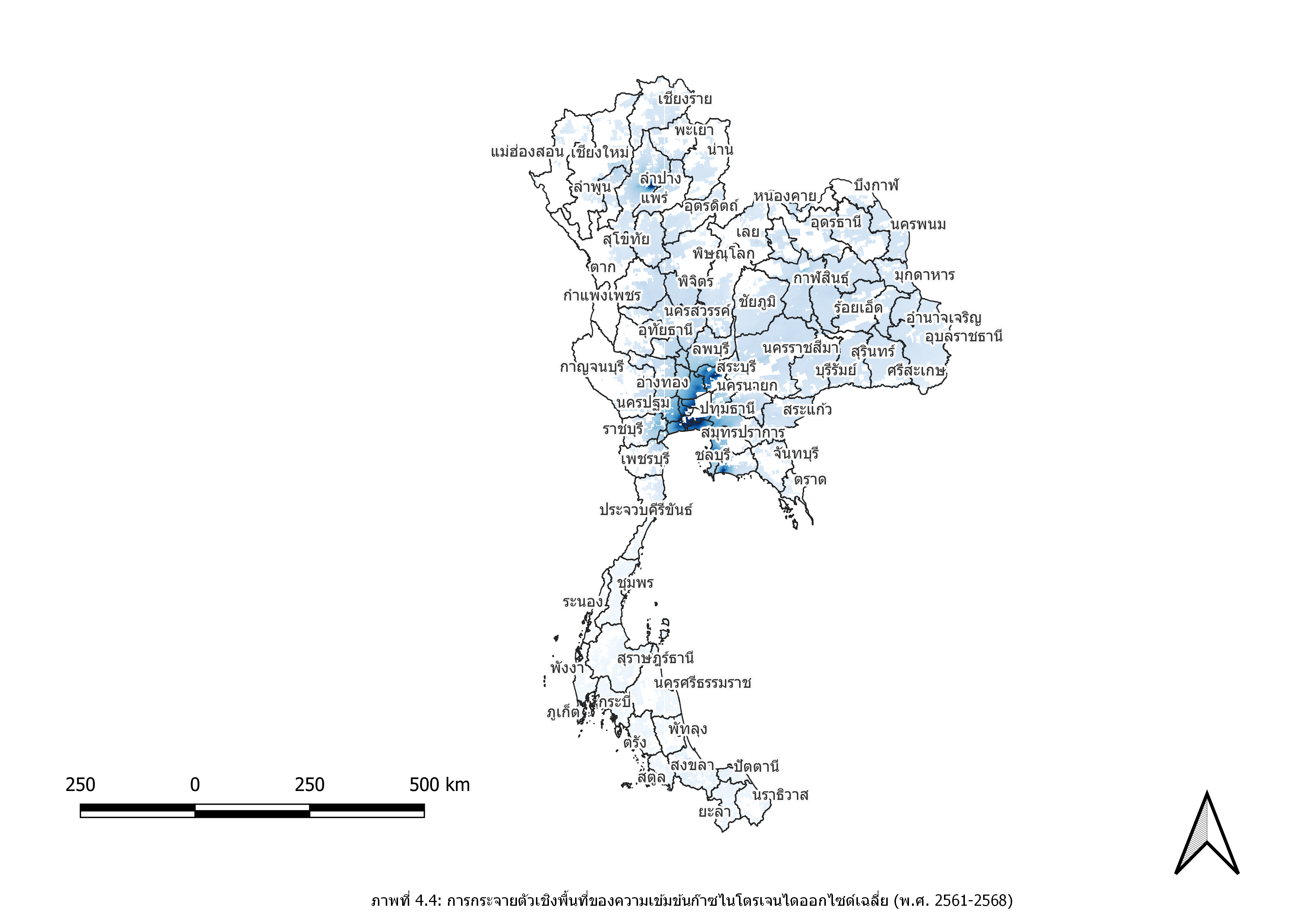
Spatial distribution of CO

**ภาพที่ 4.6:** การกระจายตัวเชิงพื้นที่ของความเข้มข้นก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์เฉลี่ยในประเทศไทย (พ.ศ. 2561-2568)

ผลการวิเคราะห์พบว่า:

* **จุดความเข้มข้นสูงของ CO (CO Hotspots):** พบความเข้มข้นสูงอย่างชัดเจนใน **ภาคเหนือตอนบน** โดยเฉพาะในช่วงฤดูแล้ง (มกราคม-เมษายน) ซึ่งสัมพันธ์โดยตรงกับกิจกรรมการเผาชีวมวล (Biomass Burning) และไฟป่า
* **ความสัมพันธ์กับ LST:** พื้นที่ที่มีความเข้มข้นของ CO สูงในภาคเหนือมักจะมีอุณหภูมิพื้นผิวที่เพิ่มสูงขึ้นกว่าปกติในช่วงเวลาเดียวกัน ผลลัพธ์นี้แสดงถึงความเชื่อมโยงระหว่างมลพิษจากการเผาไหม้และภาวะโลกร้อนในระดับท้องถิ่น (Local Warming)

#### ข) การกระจายตัวของก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂)



Spatial distribution of NO2

**ภาพที่ 4.7:** การกระจายตัวเชิงพื้นที่ของความเข้มข้นก๊าซไนโตรเจนไดออกไซด์เฉลี่ยในประเทศไทย (พ.ศ. 2561-2568)

ผลการวิเคราะห์พบว่า:

* **จุดความเข้มข้นสูงของ NO₂ (NO₂ Hotspots):** กระจุกตัวอยู่อย่างหนาแน่นในเขต **กรุงเทพมหานครและปริมณฑล** รวมถึงนิคมอุตสาหกรรมในภาคตะวันออก สะท้อนถึงแหล่งกำเนิดหลักจากการจราจรและภาคอุตสาหกรรม
* **ปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง (Urban Heat Island: UHI):** การกระจุกตัวของ NO₂ ในเขตเมืองมีความสอดคล้องกับปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง ซึ่งเป็นพื้นที่ที่มีอุณหภูมิพื้นผิวดินสูงกว่าบริเวณชานเมืองโดยรอบอย่างมีนัยสำคัญ

### 4.4.3 สรุปความสัมพันธ์เชิงพื้นที่

จากการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ข้างต้น สามารถสรุปได้ว่า:

1. **ภาคเหนือ:** ความเข้มข้นของ CO สูงสัมพันธ์กับการเพิ่มขึ้นของอุณหภูมิพื้นผิวดินในช่วงฤดูแล้ง อันเนื่องมาจากกิจกรรมการเผาในที่โล่ง
2. **กรุงเทพมหานครและปริมณฑล:** ความเข้มข้นของ NO₂ สูงสัมพันธ์กับปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง อันเนื่องมาจากการจราจรและกิจกรรมอุตสาหกรรม
3. **ภาคกลางและตะวันออกเฉียงเหนือ:** พื้นที่เกษตรกรรมเปิดโล่งมีอุณหภูมิพื้นผิวสูง สอดคล้องกับค่า NDVI ที่ต่ำและ Albedo ที่สูง

ผลการวิเคราะห์เหล่านี้สนับสนุนผลลัพธ์จากแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องที่ระบุว่า CO และ NO₂ เป็นตัวแปรที่มีความสำคัญต่อการทำนายอุณหภูมิพื้นผิวดิน

## 4.5 การอภิปรายผล (Discussion)

การศึกษานี้ได้พัฒนาแบบจำลอง Hybrid เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างก๊าซเรือนกระจกและอุณหภูมิพื้นผิวดิน ผลการศึกษาได้ข้อค้นพบที่น่าสนใจและสามารถอภิปรายเปรียบเทียบกับงานวิจัยในอดีตได้ดังนี้

### 4.5.1 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง Hybrid เทียบกับเทคนิคดั้งเดิม

ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่า **Random Forest (RF)** ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด () ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยของ **Wang et al. (2022)** และ **Phinzi et al. (2020)** ที่พบว่าอัลกอริทึมตระกูล Decision Trees มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการกับข้อมูลสิ่งแวดล้อมที่มีความสัมพันธ์แบบไม่เป็นเชิงเส้นและมีความซับซ้อน

ในขณะที่ **Deep Neural Network (DNN)** ให้ผลลัพธ์ที่ต่ำกว่า () สาเหตุอาจเนื่องมาจากลักษณะของข้อมูลนำเข้า (Input Data) ที่เป็นการดึงค่ารายพิกเซลมาทำเป็นตาราง (Tabular format) ซึ่งทำให้สูญเสียบริบทเชิงพื้นที่ (Spatial Context) ที่ Deep Learning ถนัด (เช่น CNN ที่ใช้กับรูปภาพ) อย่างไรก็ตาม การนำ DNN มารวมในรูปแบบ **Hybrid Ensemble** ช่วยเพิ่มความเสถียรให้กับแบบจำลอง ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของ **Li et al. (2022)** ที่เสนอว่าการรวมแบบจำลองที่หลากหลายช่วยลดความแปรปรวน (Variance) ของการทำนายได้

### 4.5.2 บทบาทของก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (The Significant Role of CO)

ข้อค้นพบที่สำคัญที่สุดของงานวิจัยนี้คือการที่ **คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO)** มีอิทธิพลต่อ LST สูงที่สุดในกลุ่มก๊าซเรือนกระจก (10.34%) ผลลัพธ์นี้แตกต่างจากงานวิจัยในแถบอบอุ่น (Temperate Zone) ที่มักพบว่า CO₂ หรือ CH₄ มีผลหลัก

* บริบทของประเทศไทยซึ่งมีการเกษตรกรรมและการเผาในที่โล่ง (Biomass Burning) ทำให้ CO กลายเป็นตัวชี้วัด (Indicator) ที่สำคัญของกิจกรรมที่ปลดปล่อยความร้อน
* ผลการศึกษานี้สนับสนุนงานวิจัยของ **Kittipongvises et al. (2022)** ที่ระบุว่าปัญหามลพิษหมอกควันในภาคเหนือของไทยมีความสัมพันธ์อย่างแนบแน่นกับอุณหภูมิที่สูงขึ้น

### 4.5.3 ข้อจำกัดของการศึกษา

แม้ผลการศึกษาจะเป็นที่น่าพอใจ แต่ยังมีข้อจำกัดบางประการ:

1. **ความละเอียดของข้อมูลก๊าซ:** ข้อมูล Sentinel-5P มีความละเอียด 7 km หรือ 3.5 km ซึ่งหยาบกว่าข้อมูล LST (1 km จาก MODIS) ทำให้การจับคู่ข้อมูล (Resampling) อาจเกิดความคลาดเคลื่อนในระดับท้องถิ่น (Local scale)
2. **ปัจจัยอื่นที่ไม่ได้นำมาพิจารณา:** แบบจำลองยังไม่ได้รวมปัจจัยความชื้นในดิน (Soil Moisture) และความเร็วลม ซึ่งอาจมีผลต่อ LST อย่างมีนัยสำคัญ
3. **ช่วงเวลาของข้อมูล:** ข้อมูลดาวเทียม Sentinel-5P เริ่มให้บริการตั้งแต่ปี พ.ศ. 2561 ทำให้ช่วงเวลาในการศึกษายังค่อนข้างสั้นสำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มระยะยาว

### 4.5.4 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

จากข้อค้นพบและข้อจำกัดของการศึกษานี้ มีข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตดังนี้:

1. **การเพิ่มตัวแปรสภาพภูมิอากาศ:** ควรเพิ่มตัวแปรความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม และปริมาณฝน เพื่อเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลอง
2. **การใช้ Convolutional Neural Network (CNN):** แทนที่จะสกัดข้อมูลเป็นรายพิกเซล ควรทดลองใช้ภาพ Raster โดยตรงเป็น Input เพื่อให้ Deep Learning สามารถเรียนรู้บริบทเชิงพื้นที่ได้ดียิ่งขึ้น
3. **การวิเคราะห์รายฤดูกาล:** ควรแยกวิเคราะห์ตามฤดูกาล (ฤดูร้อน ฤดูฝน ฤดูหนาว) เพื่อให้เข้าใจพลวัตของความสัมพันธ์ที่อาจแตกต่างกันในแต่ละช่วงเวลา
4. **การขยายพื้นที่ศึกษา:** ควรขยายขอบเขตการศึกษาไปยังประเทศอื่นๆ ในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ที่มีสภาพภูมิอากาศคล้ายคลึงกัน เพื่อเปรียบเทียบและยืนยันความถูกต้องของแบบจำลอง

## สรุป

โดยสรุป การศึกษานี้ประสบความสำเร็จในการยืนยันว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) สามารถนำมาใช้ทำนายและอธิบายความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างก๊าซเรือนกระจกและอุณหภูมิพื้นผิวดินในบริบทของประเทศไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งการค้นพบบทบาทสำคัญของก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ซึ่งสะท้อนถึงผลกระทบจากกิจกรรมการเผาในที่โล่งที่มีต่อสภาพภูมิอากาศท้องถิ่น

# บทที่ 5 สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

บทนี้นำเสนอสรุปผลการวิจัย ข้อค้นพบสำคัญ ข้อจำกัดของการศึกษา และข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

## 5.1 สรุปผลการวิจัย

การศึกษานี้มีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงปริมาณและเชิงพื้นที่ระหว่างความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก ได้แก่ ก๊าซมีเทน (CH₄) ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) และคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) กับอุณหภูมิพื้นผิวดิน (Land Surface Temperature: LST) ในประเทศไทย โดยใช้ข้อมูลจากดาวเทียม Sentinel-5P และ MODIS ครอบคลุมช่วงเดือนมกราคม พ.ศ. 2561 ถึง ตุลาคม พ.ศ. 2568 (รวม 94 เดือน) และนำมาวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง Hybrid Machine Learning ที่ผสมผสานระหว่าง Random Forest และ Deep Neural Network

ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ตามวัตถุประสงค์ดังนี้:

### 5.1.1 ประสิทธิภาพของแบบจำลอง

การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้ง 3 รูปแบบ พบว่า:

* **Random Forest (RF)** ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R²) สูงสุดที่ **0.7130** และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) ต่ำสุดที่ **2.15 °C** ซึ่งหมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความผันแปรของอุณหภูมิพื้นผิวได้ถึงร้อยละ 71.30
* **Deep Neural Network (DNN)** ให้ค่า R² ที่ 0.5807 และ RMSE ที่ 2.58 °C
* **Hybrid Ensemble Model** ให้ค่า R² ที่ 0.6842 และ RMSE ที่ 2.24 °C

ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง Random Forest มีประสิทธิภาพสูงสุดในการจัดการกับข้อมูลสิ่งแวดล้อมที่มีลักษณะเป็นตาราง (Tabular Data) ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยในอดีตที่พบว่าอัลกอริทึมตระกูล Decision Trees มักทำผลงานได้ดีกว่า Neural Networks สำหรับข้อมูลประเภทนี้

### 5.1.2 ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิว

จากการวิเคราะห์ค่าความสำคัญของตัวแปร (Feature Importance) พบว่า:

1. **ปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ (Solar Radiation)** มีความสำคัญสูงสุด (28.70%)
2. **ค่าสะท้อนแสง (Albedo)** มีความสำคัญรองลงมา (18.38%)
3. **เดือน (Month)** มีความสำคัญเป็นลำดับที่ 3 (16.69%)
4. **ดัชนีพืชพรรณ (NDVI)** มีความสำคัญร้อยละ 11.58
5. ในกลุ่มก๊าซเรือนกระจก **คาร์บอนมอนอกไซด์ (CO)** มีความสำคัญสูงสุด (10.34%) รองลงมาคือ **ไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂)** (7.35%) และ **มีเทน (CH₄)** (1.86%)

ข้อค้นพบที่น่าสนใจคือบทบาทของก๊าซ CO ที่มีอิทธิพลสูงกว่า CH₄ และ NO₂ ซึ่งสะท้อนถึงบริบทเฉพาะของประเทศไทยที่มีกิจกรรมการเผาชีวมวลและไฟป่าเป็นแหล่งกำเนิดความร้อนโดยตรง

### 5.1.3 การกระจายตัวเชิงพื้นที่

ผลการวิเคราะห์เชิงพื้นที่พบว่า:

* **ภาคเหนือ:** มีความเข้มข้นของ CO สูงสัมพันธ์กับอุณหภูมิพื้นผิวที่สูงขึ้นในช่วงฤดูแล้ง (มกราคม-เมษายน) อันเนื่องมาจากกิจกรรมการเผาในที่โล่ง
* **กรุงเทพมหานครและปริมณฑล:** มีความเข้มข้นของ NO₂ สูงสัมพันธ์กับปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมือง (Urban Heat Island) อันเนื่องมาจากการจราจรและกิจกรรมอุตสาหกรรม
* **ภาคกลางและตะวันออกเฉียงเหนือ:** พื้นที่เกษตรกรรมเปิดโล่งมีอุณหภูมิพื้นผิวสูง สอดคล้องกับค่า NDVI ที่ต่ำและ Albedo ที่สูง

## 5.2 การอภิปรายผลตามสมมติฐาน

จากสมมติฐานการวิจัยที่ระบุว่า *“ความเข้มข้นของก๊าซเรือนกระจก ดัชนีพืชพรรณ ค่าสะท้อนแสง และปริมาณรังสีดวงอาทิตย์ มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิวอย่างมีนัยสำคัญ และสามารถนำมาใช้สร้างแบบจำลองเพื่อทำนายอุณหภูมิพื้นผิวได้อย่างมีประสิทธิภาพ”*

ผลการศึกษา **ยืนยันสมมติฐาน** ดังกล่าว โดย:

1. ตัวแปรทั้ง 8 ตัว สามารถอธิบายความผันแปรของอุณหภูมิพื้นผิวได้ถึงร้อยละ 71.30 (R² = 0.7130)
2. ปัจจัยทางธรรมชาติ (Solar Radiation และ Albedo) มีอิทธิพลหลักรวมกันเกือบร้อยละ 50
3. ก๊าซเรือนกระจกมีอิทธิพลรวมกันร้อยละ 19.55 โดย CO มีบทบาทสำคัญที่สุดในบริบทของประเทศไทย

## 5.3 ข้อจำกัดของการศึกษา

แม้ผลการศึกษาจะเป็นที่น่าพอใจ แต่ยังมีข้อจำกัดบางประการที่ควรพิจารณา:

1. **ความละเอียดของข้อมูลก๊าซ:** ข้อมูล Sentinel-5P มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 7 km หรือ 3.5 km ซึ่งหยาบกว่าข้อมูล LST จาก MODIS (1 km) ทำให้การจับคู่ข้อมูล (Resampling) อาจเกิดความคลาดเคลื่อนในระดับท้องถิ่น
2. **ปัจจัยที่ไม่ได้นำมาพิจารณา:** แบบจำลองยังไม่ได้รวมปัจจัยความชื้นในดิน (Soil Moisture) ความเร็วลม และปริมาณฝน ซึ่งอาจมีผลต่ออุณหภูมิพื้นผิวอย่างมีนัยสำคัญ
3. **ช่วงเวลาของข้อมูล:** ข้อมูลดาวเทียม Sentinel-5P เริ่มให้บริการตั้งแต่ปี พ.ศ. 2561 ทำให้ช่วงเวลาในการศึกษายังค่อนข้างสั้นสำหรับการวิเคราะห์แนวโน้มระยะยาว
4. **ลักษณะของข้อมูลนำเข้า:** การสกัดข้อมูลเป็นรายพิกเซลมาทำเป็นตาราง (Tabular format) ทำให้สูญเสียบริบทเชิงพื้นที่ (Spatial Context) ที่ Deep Learning ถนัด

## 5.4 ข้อเสนอแนะ

### 5.4.1 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

1. **การเพิ่มตัวแปรสภาพภูมิอากาศ:** ควรเพิ่มตัวแปรความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม และปริมาณฝน เพื่อเพิ่มความแม่นยำของแบบจำลอง
2. **การใช้ Convolutional Neural Network (CNN):** ควรทดลองใช้ภาพ Raster โดยตรงเป็นข้อมูลนำเข้า (Input) แทนการสกัดเป็นรายพิกเซล เพื่อให้ Deep Learning สามารถเรียนรู้บริบทเชิงพื้นที่ได้ดียิ่งขึ้น
3. **การวิเคราะห์รายฤดูกาล:** ควรแยกวิเคราะห์ตามฤดูกาล (ฤดูร้อน ฤดูฝน ฤดูหนาว) เพื่อให้เข้าใจพลวัตของความสัมพันธ์ที่อาจแตกต่างกันในแต่ละช่วงเวลา
4. **การขยายพื้นที่ศึกษา:** ควรขยายขอบเขตการศึกษาไปยังประเทศอื่นๆ ในเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ที่มีสภาพภูมิอากาศคล้ายคลึงกัน เพื่อเปรียบเทียบและยืนยันความถูกต้องของแบบจำลอง

### 5.4.2 ข้อเสนอแนะเชิงนโยบาย

1. **การจัดการปัญหาการเผาในที่โล่ง:** ผลการศึกษาชี้ให้เห็นว่าก๊าซ CO ซึ่งเป็นผลพลอยได้จากการเผาชีวมวลมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับอุณหภูมิพื้นผิว โดยเฉพาะในภาคเหนือ หน่วยงานที่เกี่ยวข้องควรเร่งมาตรการควบคุมการเผาในที่โล่งอย่างจริงจัง
2. **การวางผังเมืองและพื้นที่สีเขียว:** ปรากฏการณ์เกาะความร้อนเมืองในกรุงเทพมหานครสัมพันธ์กับความเข้มข้นของ NO₂ สูง ควรส่งเสริมการเพิ่มพื้นที่สีเขียวและลดมลพิษจากการจราจร
3. **ระบบเฝ้าระวังและพยากรณ์:** ควรพัฒนาระบบเฝ้าระวังอุณหภูมิพื้นผิวและก๊าซเรือนกระจกแบบ Real-time โดยใช้ข้อมูลดาวเทียมและแบบจำลองจากการศึกษานี้เป็นพื้นฐาน

## 5.5 บทสรุป

การศึกษานี้ประสบความสำเร็จในการยืนยันว่าเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) สามารถนำมาใช้ทำนายและอธิบายความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนระหว่างก๊าซเรือนกระจกและอุณหภูมิพื้นผิวดินในบริบทของประเทศไทยได้อย่างมีประสิทธิภาพ แบบจำลอง Random Forest ให้ค่าความแม่นยำสูงสุด (R² = 0.7130) และสามารถระบุปัจจัยขับเคลื่อนหลักได้อย่างชัดเจน

ข้อค้นพบที่สำคัญที่สุดคือบทบาทของก๊าซคาร์บอนมอนอกไซด์ (CO) ที่มีอิทธิพลต่ออุณหภูมิพื้นผิวสูงที่สุดในกลุ่มก๊าซเรือนกระจก ซึ่งสะท้อนถึงผลกระทบจากกิจกรรมการเผาในที่โล่งที่มีต่อสภาพภูมิอากาศท้องถิ่นของประเทศไทย ผลการศึกษานี้สามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการกำหนดนโยบายด้านการลดการปล่อยก๊าซเรือนกระจกและการรับมือกับผลกระทบจากการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศในระดับภูมิภาคของประเทศไทยต่อไป

*จัดทำโดย: กรวิชณ์ บำเพ็ญ และ เกวลี ภู่นพคุณ*

*พ.ศ. 2568*

# บรรณานุกรม (References)

รูปแบบการอ้างอิง: **IEEE Style**

[1] IPCC, “Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change,” Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2021.

[2] S. Solomon, R. R. Garcia, F. S. Rowland, and D. J. Wuebbles, “On the Depletion of Antarctic Ozone,” *Nature*, vol. 321, no. 6072, pp. 755–758, 1986.

[3] L. S. Rothman *et al.*, “The HITRAN 2008 Molecular Spectroscopic Database,” *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, vol. 110, no. 9-10, pp. 533–572, 2009.

[4] W. G. M. Bastiaanssen, M. Menenti, R. A. Feddes, and A. A. M. Holtslag, “A Remote Sensing Surface Energy Balance Algorithm for Land (SEBAL). 1. Formulation,” *Journal of Hydrology*, vol. 212–213, pp. 198–212, 1998.

[5] Z. Su, “The Surface Energy Balance System (SEBS) for Estimation of Turbulent Heat Fluxes,” *Hydrology and Earth System Sciences*, vol. 6, no. 1, pp. 85–100, 2002.

[6] D. P. Roy *et al.*, “Landsat-8: Science and Product Vision for Terrestrial Global Change Research,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 145, pp. 154–172, 2014.

[7] J. A. Sobrino, J. C. Jiménez-Muñoz, G. Sòria, M. Romaguera, L. Guanter, J. Moreno, A. Plaza, and P. Martínez, “Land Surface Emissivity Retrieval from Different VNIR and TIR Sensors,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 46, no. 2, pp. 316–327, 2016.

[8] W. Zhao, A. Duan, and D. Yuan, “Reconstruction of Land Surface Temperature under Cloudy Conditions using Random Forest Regression,” *Remote Sensing*, vol. 12, no. 16, Art. no. 2627, 2020.

[9] C. Yoo, D. Im, S. Park, and L. Im, “Estimation of Daily Land Surface Temperature Time Series in Complex Urban Areas Using Machine Learning,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 248, Art. no. 111959, 2020.

[10] W. Verhoef, “Application of Harmonic Analysis of NDVI Time Series (HANTS),” in *Fourier Analysis of Temporal NDVI in the Southern African and American Continents*, Wageningen, The Netherlands: Report International Agricultural Center (IAC), 1996.

[11] Y. Xu, Y. Shen, and Z. Wu, “Spatiotemporal Variation of LST and Gap Filling Using MODIS Data: A Case Study of Wuhan Area,” *Remote Sensing*, vol. 5, no. 7, pp. 3127–3152, 2013.

[12] X. Zhu, J. Chen, F. Gao, X. Chen, and J. G. Masek, “An Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 114, no. 11, pp. 2610–2623, 2010.

[13] J. P. Veefkind *et al.*, “TROPOMI on the ESA Sentinel-5 Precursor: A GMES Mission for Global Observations of the Atmospheric Composition for Climate, Air Quality and Ozone Layer Applications,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 120, pp. 70–83, 2012.

[14] T. Borsdorff *et al.*, “Mapping Carbon Monoxide Pollution from Space using TROPOMI: Sensitivity of Maximum Column Retrieval to Aerosol,” *Atmospheric Measurement Techniques*, vol. 11, pp. 2131–2142, 2018.

[15] T. Verhoelst *et al.*, “Ground-based Validation of the Copernicus Sentinel-5P TROPOMI NO2 Measurements with the NDACC ZSL-DOAS, MAX-DOAS and Pandonia Global Networks,” *Atmospheric Measurement Techniques*, vol. 14, pp. 481–510, 2021.

[16] P. Punyaporn, A. Srisang, and S. Thepanondh, “Methane Emission Estimates from Rice Paddies in the Central Plain of Thailand using IPCC Methodology,” *Environmental Research and Development*, vol. 15, no. 2, pp. 78–89, 2020.

[17] A. Chidthaisong *et al.*, “Evaluating the Effects of Alternate Wetting and Drying (AWD) on Methane and Nitrous Oxide Emissions from a Paddy Field in Thailand,” *Soil Science and Plant Nutrition*, vol. 64, no. 1, pp. 31–38, 2018.

[18] ASEAN Climate Resilience Network (ASEAN-CRN), “Promoting Sustainable Agriculture and Climate Smart Practices in Southeast Asia,” ASEAN-CRN Report, 2021.

[19] S. Kittipongvises, P. Phetrak, P. Rattanapun, K. Brber, and A. Toquenaga, “Air Quality Issues and Health Risks Associated with PM2.5 and Open Burning in Thailand,” *Journal of Environmental Research and Development*, vol. 12, no. 3, pp. 456–468, 2022.

[20] S. K. Pani, C. T. Lee, R. J. Huang, C. Y. Lin, and N. H. Lin, “Chemical Characterization and Source Identification of Biomass Burning Constituents in the Upper Troposphere over Southeast Asia,” *Science of the Total Environment*, vol. 745, Art. no. 140853, 2020.

[21] T. Amnuaylojaroen and P. Chanvichit, “Transboundary Air Pollution from Northern Thailand: PM10 and Ozone Surface Concentrations in Northern Thailand During the High Pollution Periods,” *Atmospheric Pollution Research*, vol. 10, no. 4, pp. 1224–1238, 2019.

[22] Z. Wang, Z. Peng, C. Wu, and Z. Yuan, “Estimation of Land Surface Temperature in Tibet under All-weather Conditions using Random Forest,” *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 107, Art. no. 102674, 2022.

[23] H. Shen *et al.*, “Mapping Urban Heat Island Effects Combining Multiple Machine Learning Models,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 261, Art. no. 112470, 2021.

[24] K. Arunab and A. Mathew, “Land Surface Temperature Prediction using Extreme Gradient Boosting Algorithm,” *Urban Climate*, vol. 40, Art. no. 101003, 2021.

[25] P. Mohammad, A. Goswami, and S. Bonafoni, “Land Surface Temperature Prediction using XGBoost and Deep Learning: A Case Study of Ahmedabad, India,” *Remote Sensing*, vol. 14, no. 2, Art. no. 258, 2022.

[26] S. Yu, D. K. Chu, B. Li, and Y. Xia, “Deep Neural Network for Land Surface Temperature Prediction from Multi-source Data,” *Environmental Modelling & Software*, vol. 142, Art. no. 105096, 2021.

[27] X. Li, J. Chen, L. Chen, W. Ling, and B. Peng, “Multi-layer Perceptron Neural Network for Land Surface Temperature Estimation: A Comparative Study,” *Remote Sensing*, vol. 14, no. 6, Art. no. 1409, 2022.

[28] L. Gu, J. Chen, Y. Wang, and Z. Xie, “Stacking Ensemble Learning for Monthly Rainfall Prediction over Complex Terrain,” *Journal of Hydrology*, vol. 603, Part A, Art. no. 126882, 2022.

[29] Y. Zhou, L. Wang, and Z. Liu, “Stacking Ensemble Approaches for Accurate Temperature Prediction using Multi-source Data,” *Atmospheric Research*, vol. 246, Art. no. 105088, 2020.

[30] S. M. Lundberg and S. I. Lee, “A Unified Approach to Interpreting Model Predictions,” in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 30, pp. 4765–4774, 2017.

[31] M. Stafoggia *et al.*, “Machine Learning Methods for Estimating Daily Fine Particulate Matter (PM2.5) Components in the Greater London Area Using Ground-level and Satellite Data,” *Environmental Science & Technology*, vol. 54, no. 19, pp. 11767–11778, 2020.

[32] A. Dikshit and B. Pradhan, “Interpretable and Explainable AI (XAI) for Flood Susceptibility Mapping and Prediction,” *Remote Sensing*, vol. 13, no. 14, Art. no. 2822, 2021.

[33] L. Breiman, “Random Forests,” *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.

[34] Y. Sun, H. Li, G. Andersen, R. Pianosi, and L. Shen, “Permutation Feature Importance and Environmental Data Science: Application to Water Quality Prediction,” *Environmental Software and Modelling*, vol. 129, Art. no. 104711, 2020.

[35] P. S. Virk, M. A. Zoran, and R. Kumar, “Long Term (2004-2019) Spatio-temporal NO2 Pollution Mapping over India using SCIAMACHY and TROPOMI Data,” *Atmospheric Pollution Research*, vol. 11, no. 10, pp. 1786–1802, 2020.

[36] L. Grinsztajn, E. Oyallon, and G. Varoquaux, “Why Do Tree-based Models Still Outperform Deep Learning on Tabular Data?,” in *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, vol. 35, pp. 507–520, 2022.

[37] K. Phinzi and N. S. Ngetar, “Land Use/Land Cover Dynamics and Soil Erosion in the Mkhomazi Catchment: A Machine Learning Approach,” *Geocarto International*, vol. 35, no. 3, pp. 242–267, 2020.

[38] Z. Wan, “New Refinements and Validation of the MODIS Land-Surface Temperature/Emissivity Products,” *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, no. 1, pp. 59–74, 2008.

[39] T. Thongthammachart and W. Jinsart, “Temporal-Spatial Analysis of NO2 and PM2.5 Air Quality in Bangkok Using Satellite Data,” *Atmosphere*, vol. 11, no. 5, Art. no. 522, 2020.

[40] C. Keeratikasikorn and S. Bonafoni, “Urban Heat Island Analysis over the Land Use Zoning Plan of Bangkok by Means of Landsat 8 Imagery,” *Remote Sensing*, vol. 10, no. 3, Art. no. 440, 2018.

[41] D. J. Jacob, *Introduction to Atmospheric Chemistry*. Princeton, NJ, USA: Princeton University Press, 1999.

[42] J. H. Seinfeld and S. N. Pandis, *Atmospheric Chemistry and Physics: From Air Pollution to Climate Change*, 3rd ed. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, 2016.

[43] European Space Agency (ESA), “Sentinel-5P: Mission Overview,” ESA Sentinel Online, 2024. [Online]. Available: https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-5p

## หมายเหตุการจัดรูปแบบ IEEE

* **หมายเลขอ้างอิง** ใช้เครื่องหมาย [ ] และเรียงตามลำดับที่ปรากฏในเอกสาร
* **ชื่อผู้แต่ง** ใช้อักษรย่อชื่อต้นตามด้วยนามสกุลเต็ม (เช่น A. B. Author)
* **ชื่อบทความ** อยู่ในเครื่องหมาย ” ” และไม่ใช้ตัวเอียง
* **ชื่อวารสาร** ใช้ตัวเอียง (*Italics*)
* **กรณีมีผู้แต่งมากกว่า 6 คน** ใช้ “*et al.*” หลังจากผู้แต่งคนแรก
* **Art. no.** ใช้สำหรับบทความออนไลน์ที่ไม่มีเลขหน้าต่อเนื่อง

*รวมทั้งสิ้น 43 รายการอ้างอิง*

*จัดทำเมื่อ: 1 กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2568*