



## การประมาณค่าความเข้มข้นของแก๊สไนโตรเจนไดออกไซด์ในระดับพื้นผิวด้วยข้อมูลดาวเทียม

### Estimating surface Nitrogen dioxide concentration using satellite data

ปรารถนา ไหลวารินทร์<sup>1\*</sup>, นันทิกอร์ กิจรัตน์ภร<sup>2</sup> และ ศิริกุล หุตะเสวี<sup>3</sup>

Pradthana Laiwarin<sup>1\*</sup>, Nuntikorn Kitratporn<sup>2</sup> and Sirikun Hutasavi<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup> สำนักงานพัฒนาเทคโนโลยีอวกาศและภูมิสารสนเทศ (องค์การมหาชน) กรุงเทพมหานคร ประเทศไทย

<sup>1,2,3</sup> Geo-Informatics and Space Technology Development Agency (Public Organization), Bangkok, Thailand

\*Corresponding author, E-mail: nuntikorn.kit@gistda.or.th

#### บทคัดย่อ

เนื่องจากปริมาณและการกระจายตัวของไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO<sub>2</sub>) แต่ละพื้นที่ที่มีความสำคัญ ข้อมูลการตรวจวัดไนโตรเจนไดออกไซด์ จึงเป็นเรื่องที่จำเป็นแต่ข้อจำกัดของสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินที่ไม่สามารถตรวจวัดได้ครอบคลุมทุกพื้นที่และมีค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษาค่อนข้างสูง ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์รายชั่วโมงที่ระดับพื้นผิวสำหรับประเทศไทย ตั้งแต่ปี 2021-2024 ด้วยความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 กิโลเมตร โดยการศึกษาจะใช้ข้อมูลด้านบรรยากาศจากอุปกรณ์ Geostationary Environment Monitoring Spectrometer (GEMS) ซึ่งติดตั้งอยู่บนดาวเทียม Geo-Kompsat-2B ได้แก่ ความลึกเชิงแสงของฝุ่นละอองที่ความยาวคลื่น 354, 443 และ 500 นาโนเมตร พอร์มาลดีไฮด์ ไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ชั้นโทรโพสเฟียร์ โอโซนรวมทั้งคอลัมน์ และดัชนีรังสีอัลตราไวโอเล็ต รวมถึงข้อมูลอุตุนิยมวิทยาจากฐานข้อมูล ECMWF Reanalysis v5 ได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และหยาดน้ำฟ้าและค่าการสะท้อนช่วงความยาวคลื่นอินฟราเรดใกล้และแสงที่ตามองเห็น (สีแดง) จากดาวเทียมระบบ MODIS ในการนำเข้าแบบจำลอง Random Forest เพื่อประมวลผลเป็นค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ จากนั้นจึงทำการเปรียบเทียบผลที่ได้จากแบบจำลองและจากการตรวจวัด นอกจากนี้ได้ทำการวิเคราะห์การกระจายตัวเชิงพื้นที่ของค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ การเปลี่ยนแปลงตามความเข้มข้นในแต่ละเดือน รวมถึงการวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลความหนาแน่นประชากร เพื่อประเมินว่าพื้นที่ใดมีแนวโน้มด้านการส่งผลกระทบต่อสุขภาพ สำหรับผลศึกษาพบว่า การเปรียบเทียบค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ได้จากแบบจำลองและจากสถานีตรวจวัดมีความสอดคล้องกัน ค่าความถูกต้องรวม R<sup>2</sup> เท่ากับ 0.81 RMSE เท่ากับ 4.75 ppb และ MAE เท่ากับ 2.64 ppb สำหรับการกระจายตัวของไนโตรเจนไดออกไซด์จะมีค่าค่อนข้างสูงบริเวณภาคกลางและภาคเหนือ โดยเฉพาะบริเวณกรุงเทพฯ และปริมณฑล ลำปางและเชียงใหม่ ส่วนการเปลี่ยนแปลงรายเดือนพบว่าค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ ภาพรวมทั้งประเทศจะสูงสุดช่วงเดือนมกราคมถึงเดือนเมษายน และลดลงช่วงเดือนพฤษภาคมถึงเดือนตุลาคม จากนั้นจึงสูงขึ้นอีกครั้งในเดือนพฤศจิกายน สำหรับการวิเคราะห์ร่วมกับความหนาแน่นประชากร พบว่าพื้นที่ที่มีความเสี่ยงสูงสุดอยู่บริเวณกรุงเทพมหานครและปริมณฑล รวมถึงพื้นที่ตามแนวชายฝั่งทะเลตะวันออก เนื่องจากปัจจัยมลพิษกระจายตัวหนาแน่นในเขตเมืองใหญ่และเขตอุตสาหกรรม

คำสำคัญ: ไนโตรเจนไดออกไซด์, ดาวเทียม, อุตุนิยมวิทยา, แบบจำลอง



## Abstract

Since nitrogen dioxide (NO<sub>2</sub>) levels and their spatial distribution are critical, accurate monitoring is essential. However, ground-based monitoring stations are limited by incomplete spatial coverage and high maintenance costs. This research aims to estimate hourly surface nitrogen dioxide concentrations over Thailand from 2021 to 2024 at a spatial resolution of 10 km. The study integrates atmospheric data from the Geostationary Environment Monitoring Spectrometer (GEMS) onboard the Geo-Kompsat-2B satellite, including aerosol optical depth (AOD) at 354, 443, and 500 nm, tropospheric nitrogen dioxide, formaldehyde, total column ozone, and the UV index. Additionally, meteorological parameters from the ECMWF Reanalysis v5 (ERA5), such as temperature, relative humidity, and precipitation, were included. Reflectance of the near-infrared (NIR) and red bands from MODIS was also incorporated. These datasets were processed using a Random Forest model to predict surface nitrogen dioxide concentrations. In addition, a spatial distribution analysis of nitrogen dioxide concentrations was conducted to identify areas with high levels. Monthly variations in nitrogen dioxide concentrations were also examined. Furthermore, the analysis was integrated with population density data to assess areas with potential health risk exposure. The study found that the estimated nitrogen dioxide concentrations from the model are consistent with ground-based monitoring data, achieving an overall R<sup>2</sup> of 0.81 and an RMSE of 4.75 ppb. In terms of spatial distribution, nitrogen dioxide levels is relatively high in the Central and Northern regions, particularly in the Bangkok Metropolitan Region, Lampang, and Chiang Mai. The monthly analysis reveals that nationwide nitrogen dioxide concentrations peak between January and April, decrease from May to October, and begin to rise again in November. Furthermore, the integration with population density data indicates that the highest-risk areas are located in the Bangkok Metropolitan Region and along the Eastern Seaboard, as pollutants are heavily concentrated in major urban centers and industrial zones.

**Keywords:** nitrogen dioxide, satellite, meteorological, model

## บทนำ

ไนโตรเจนไดออกไซด์คือ แก๊สที่ประกอบด้วยอะตอมของไนโตรเจนและโมเลกุลของออกซิเจน ที่มารวมตัวกัน โดยไนโตรเจนไดออกไซด์ในบรรยากาศเป็นแก๊สที่มีกลิ่นฉุน มีแหล่งที่มาจากการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิลของโรงงานอุตสาหกรรมและรถยนต์เป็นส่วนใหญ่ และสามารถส่งผลกระทบต่อสุขภาพเกี่ยวกับระบบทางเดินหายใจ อาจทำให้หายใจลำบาก รวมถึงโรคหืดหอบ โดยเฉพาะในกลุ่มเด็กและผู้สูงอายุจะมีความเสี่ยงค่อนข้างสูง นอกจากนี้ยังส่งผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม เนื่องจากไนโตรเจนไดออกไซด์สามารถทำปฏิกิริยากับน้ำเป็นกรดไนตริก ซึ่งทำให้เกิดฝนกรด มีผลต่อการทำลายวัสดุ สิ่งปลูกสร้าง และต้นไม้ อีกทั้งไนโตรเจนไดออกไซด์ยังเป็นสารตั้งต้นที่ก่อให้เกิดฝุ่น PM<sub>2.5</sub> ทุติยภูมิ ปัจจุบันประเทศไทยมีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศแบบอัตโนมัติของกรมควบคุมมลพิษและหน่วยงานท้องถิ่น ซึ่งไนโตรเจนได



ออกไซด์เป็นหนึ่งในสารมลพิษที่ถูกตรวจวัด และเป็นหนึ่งในสารมลพิษที่นำมาคำนวณรวมเป็นส่วนหนึ่งของดัชนีคุณภาพอากาศ ในการแจ้งเตือนประชาชนถึงระดับความเสี่ยงต่อสุขภาพ

แม้ว่าปริมาณและการกระจายตัวของไนโตรเจนไดออกไซด์แต่ละพื้นที่ที่มีความสำคัญและข้อมูลการตรวจวัดไนโตรเจนไดออกไซด์ก็มีความจำเป็นอย่างยิ่ง แต่ข้อจำกัดของสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินที่ไม่สามารถตรวจวัดได้ครอบคลุมทุกพื้นที่และมีค่าใช้จ่ายในการบำรุงรักษาค่อนข้างสูง ดังนั้นผู้วิจัยจึงได้พัฒนาแบบจำลองการประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์สำหรับประเทศไทย อาศัยข้อมูลด้านบรรยากาศจากดาวเทียม ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลเชิงเวลา เพื่อคำนวณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ทุกพื้นที่ในประเทศไทย เพื่อช่วยเติมเต็มข้อมูลและลดข้อจำกัดของสถานีตรวจวัด นอกจากนี้เพื่อให้ข้อมูลไนโตรเจนไดออกไซด์เป็นเครื่องมือสำคัญที่จะช่วยให้หน่วยงานภาครัฐและผู้ที่เกี่ยวข้อง สามารถเฝ้าระวังคุณภาพอากาศในพื้นที่ต่าง ๆ ได้อย่างแม่นยำ

### วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1. เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับการประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์จากข้อมูลดาวเทียม
2. เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ในประเทศไทย
3. เพื่อวิเคราะห์การกระจายตัวและการเปลี่ยนแปลงของไนโตรเจนไดออกไซด์ในประเทศไทย

### แนวคิด ทฤษฎี กรอบแนวคิด

ในปัจจุบันการติดตามความเข้มข้นของแก๊สไนโตรเจนไดออกไซด์ ไม่เพียงแต่ใช้เครื่องวัดภาคพื้นดินเท่านั้น แต่ได้มีการใช้เทคโนโลยีการสำรวจระยะไกลผ่านดาวเทียมที่มีประสิทธิภาพสูง เพื่อติดตามความเข้มข้นของแก๊สในพื้นที่ต่าง ๆ ได้ เช่น TROPOMI บนดาวเทียม Sentinel-5P หรือ OMI บนดาวเทียม Aura ที่เป็นดาวเทียมประเภทวงโคจรต่ำ ให้ความละเอียดเชิงพื้นที่สูง ซึ่งสามารถบันทึกข้อมูลผ่านพื้นที่หนึ่ง ๆ ได้เพียงวันละ 1 ครั้ง นอกจากนี้ Geostationary Environment Monitoring Spectrometer (GEMS) บนดาวเทียม Geo-Kompsat-2B ซึ่งเป็นดาวเทียมวงโคจรค้างฟ้าที่ใช้ในการตรวจวัดมลพิษทางอากาศ ทำให้มีความละเอียดเชิงเวลาที่สูงและสามารถตรวจวัดความเข้มข้นของแก๊สมลพิษได้แบบรายชั่วโมงในช่วงเวลากลางวัน ส่งผลให้การเฝ้าสังเกตการณ์เป็นไปอย่างต่อเนื่องและสามารถติดตามพฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงของมลพิษที่ผันแปรตามเวลาได้อย่างแม่นยำ สำหรับการหาความเข้มข้นของแก๊สในบรรยากาศด้วยดาวเทียม จะใช้วิธีการ Look-up Table ซึ่งเป็นฐานข้อมูลที่คำนวณไว้ล่วงหน้าจากแบบจำลองการถ่ายรังสี เพื่อเปรียบเทียบค่าแสงที่วัดได้จริงกับแบบจำลอง แล้วแปลงออกมาเป็นค่าความเข้มข้นของแก๊สในบรรยากาศ (Chance, 2002; Lamsal et al., 2022)

เนื่องจากข้อมูลจากดาวเทียมไม่ได้เป็นการตรวจวัดความเข้มข้นของแก๊ส ในบรรยากาศที่ระดับพื้นดินโดยตรง งานวิจัยจำนวนมากจึงหันมาประยุกต์ใช้ Machine Learning กับข้อมูลดาวเทียม เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประมาณค่าความเข้มข้นของแก๊สไนโตรเจนไดออกไซด์ จากงานวิจัยของ Griffin et al. (2025) ได้เปรียบเทียบแบบจำลอง Neural Network, Decision Tree และ Random Forest โดยระบุว่า Random Forest ให้  $R^2$  สูงถึง 0.8 ก่อนหน้านี้ Becerra-Rondon et al. (2021) ได้พัฒนาแบบจำลอง Random Forest เพื่อหาค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ โดยใช้ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยากับข้อมูลจากดาวเทียม OMI บนดาวเทียม Aura แต่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ค่อนข้างต่ำ นอกจากนี้หลายงานวิจัยมีการใช้ข้อมูลจาก TROPOMI บนดาวเทียม Sentinel-5P ซึ่งมีความละเอียดสูงและครอบคลุมทั่วโลก (Shetty et al.,



2024; Ma et al., 2026) ถึงแม้ว่า OMI และ TROPOMI มีข้อมูลครอบคลุมพื้นที่ทั่วโลก แต่ยังมีข้อจำกัดด้านความละเอียดเชิงเวลาที่ไม่สามารถตรวจวัดข้อมูล ณ ตำแหน่งเดิมได้ครอบคลุมทุกช่วงเวลา ส่งผลให้มีความจำเป็นที่จะต้องมีงานวิจัยที่สามารถประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์แบบรายชั่วโมงไม่มากนัก เช่นเดียวกับประเทศไทยที่มีงานวิจัยเกี่ยวกับการประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์แบบรายชั่วโมงทั่วทุกพื้นที่ค่อนข้างน้อย ดังนั้นงานวิจัยนี้จึงมุ่งเน้นการใช้ Machine Learning เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์เชิงลึกระหว่างข้อมูลจากเซนเซอร์ GEMS ที่ติดตั้งบนดาวเทียม Geo-Kompsat-2B ซึ่งเป็นดาวเทียมวงโคจรค้างฟ้าที่สามารถตรวจวัดมลพิษในภูมิภาคเอเชียรวมถึงประเทศไทยได้เป็นรายชั่วโมง ร่วมกับข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาและปัจจัยแวดล้อมอื่น ๆ เพื่อพัฒนาแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงในการติดตามมลพิษรายชั่วโมงของประเทศไทย

ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ ในบรรยากาศประกอบด้วยหลายปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ซึ่งกันและกัน ซึ่งสามารถจำแนกออกเป็น 3 กลุ่มหลัก คือ ตัวแปรทางด้านบรรยากาศที่เกี่ยวข้องกับปฏิกิริยาเคมีและกระบวนการเชิงฟิสิกส์ ตัวแปรทางด้านอุตุนิยมวิทยาที่เกี่ยวข้องกับสภาพสถานะอากาศ และตัวแปรด้านสิ่งแวดล้อมที่บ่งบอกถึงลักษณะทางชีวภาพของพื้นที่ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

ตัวแปรทางด้านบรรยากาศ ความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง (Aerosol Optical Depth, AOD) คือความสามารถในการลดทอนรังสีอาทิตย์ของฝุ่นละออง ซึ่งอาจส่งผลต่ออัตราการเกิดปฏิกิริยาโฟโตเคมีในบรรยากาศ (Li, 2025) รังสีอาทิตย์ช่วงความยาวคลื่นสั้นโดยเฉพาะรังสีอัลตราไวโอเล็ตเป็นพลังงานที่สำคัญที่กระตุ้นกระบวนการแตกตัวของไนโตรเจนไดออกไซด์ ซึ่งบทบาทต่อการเกิดโอโซนในระดับพื้นผิว

สำหรับฟอร์มัลดีไฮด์เป็นสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่าย (VOCs) ซึ่งมีบทบาทในการเกิดปฏิกิริยาเคมีที่นำไปสู่การสร้างหรือเปลี่ยนแปลงความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ ในขณะที่โอโซนเป็นแก๊สที่มีความสัมพันธ์กับไนโตรเจนไดออกไซด์ผ่านกระบวนการโฟโตเคมี โดยทั้งสองสารสามารถเปลี่ยนกลับไปมาภายใต้เงื่อนไขของแสงแดดและสารตั้งต้นในบรรยากาศ (Biswas et al., 2021)

ในด้านอุตุนิยมวิทยา อุณหภูมิอากาศเป็นตัวแปรที่ส่งผลต่ออัตราการเกิดปฏิกิริยาเคมีในบรรยากาศ รวมถึงการแพร่กระจายและการสะสมตัวของไนโตรเจนไดออกไซด์ โดยอุณหภูมิที่สูงมักเร่งกระบวนการทางเคมีและการก่อตัวของสารมลพิษทุติยภูมิในบรรยากาศ ความชื้นสัมพัทธ์มีอิทธิพลต่อกระบวนการทำปฏิกิริยากับน้ำบนผิวละอองลอยและเปลี่ยนเป็นกรดไนตริก ซึ่งส่งผลให้ความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ลดลง นอกจากนี้ปริมาณน้ำฝนเป็นตัวแปรสำคัญที่มีส่วนในการชะล้างมลพิษออกจากบรรยากาศ ซึ่งทำให้ปริมาณไนโตรเจนไดออกไซด์ลดลงในช่วงเวลาที่มีฝนตก (Asilevi et al., 2025)

ตัวแปรด้านสิ่งแวดล้อม สำหรับดัชนีพืชพรรณเป็นตัวแปรที่สะท้อนถึงความหนาแน่นและความเขียวของพืชพรรณในแต่ละพื้นที่ ซึ่งมีบทบาทในการดูดซับไนโตรเจนไดออกไซด์จากบรรยากาศ (Rahaman et al., 2023) นอกจากนี้พื้นที่ที่มีพืชพรรณหนาแน่นอาจส่งผลต่อการสะสมหรือการกระจายตัวของมลพิษในระดับพื้นที่

## วิธีดำเนินการวิจัย

งานวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ดำเนินการรวบรวมและเตรียมข้อมูลต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง จากนั้นจึงทำการสร้างแบบจำลอง การทดสอบและประเมินสมรรถนะของแบบจำลอง และการวิเคราะห์ข้อมูล ตามลำดับ ซึ่งแต่ละขั้นตอนสามารถอธิบายได้ดังนี้



### 1. การรวบรวมข้อมูลนำเข้า

ผู้วิจัยได้รวบรวมข้อมูลไนโตรเจนไดออกไซด์ รายชั่วโมงจากสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินของกรมควบคุมมลพิษ และความลึกเชิงแสงของฟูลนดองที่ความยาวคลื่น 354, 443 และ 500 นาโนเมตร พอร์มาลดีไฮด์ ไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ชั้นโทรโพสเฟียร์ โอโซนรวมทั้งคอลัมน์ และดัชนีรังสีอัลตราไวโอเล็ตจากอุปกรณ์ GEMS ที่ติดตั้งอยู่บนดาวเทียม Geo-Kompsat-2B ซึ่งเป็นดาวเทียมประเภทดาวเทียมค้างฟ้า ที่ทำการประมวลผลข้อมูลทุกชั่วโมง ครอบคลุมพื้นที่ 5°S-45°N and 75°E -145°E (ครอบคลุมพื้นที่ประเทศไทย) และมีความละเอียดเชิงพื้นที่เท่ากับ 7 km x 8 km นอกจากนี้ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ปริมาณน้ำฝน จะถูกรวบรวมจากฐานข้อมูล ECMWF Reanalysis v5 (ERA5) ซึ่งให้ข้อมูลที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่เท่ากับ 0.25° x 0.25° นอกจากนี้ผู้วิจัยได้ทำการประมวลผลค่าดัชนีพืชพรรณจากดาวเทียมระบบ MODIS และทำการคำนวณค่า day of year ( $DOY_{converted}$ ) และ hour of day (HOD) ซึ่งเป็นข้อมูลเชิงเวลาตามสมการที่ 1 และ สมการที่ 2 ตามลำดับ

$$DOY_{converted} = \sin\left(\frac{2\pi*(DOY_{num}-112)}{365.25}\right) \quad (1)$$

$$HOD = \sin\left(\frac{2\pi*UTC}{24}\right) \quad (2)$$

โดย  $DOY_{num}$  คือลำดับวันในรอบปี

### 2. การจัดเตรียมข้อมูล

หลังจากที่ทำการรวบรวมข้อมูลรายชั่วโมงของแต่ละข้อมูล ผู้วิจัยได้เตรียมข้อมูลต่าง ๆ โดยทำการปรับความละเอียดเชิงพื้นที่ให้เท่ากับ 0.1° x 0.1° ครอบคลุมพื้นที่ของประเทศไทยตั้งแต่ 90°-110°E และ 0°-22°N ตั้งแต่ปี 2021-2024 เนื่องจากข้อมูลไนโตรเจนไดออกไซด์ที่มีค่าต่ำมีจำนวนมากกว่าไนโตรเจนไดออกไซด์ที่มีค่าสูง ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการปรับสมดุลให้กับจำนวนข้อมูลไนโตรเจนไดออกไซด์ช่วงที่มีค่าต่ำและสูง โดยการเพิ่มจำนวนข้อมูลด้วยวิธีการ Circular window (Park et al., 2019) หรือการเพิ่มจำนวนตัวอย่างข้อมูลโดยอ้างอิงตำแหน่งสถานีตรวจวัดเป็นจุดศูนย์กลางและขยายพื้นที่ออกไปรอบ ๆ จากนั้นจึงทำการจับคู่ค่าตัวแปรเชิงพื้นที่ทั้งหมดให้ตรงกับพิกัดของสถานีตรวจวัดในแต่ละช่วงเวลา

### 3. การพัฒนาแบบจำลอง

สำหรับการสร้างและทดสอบสมรรถนะของแบบจำลอง ผู้วิจัยได้แบ่งข้อมูลออกเป็น 2 ชุด สำหรับการสร้างแบบจำลองร้อยละ 80 และการทดสอบแบบจำลองร้อยละ 20 สำหรับแบบจำลองที่ใช้ในงานวิจัยนี้คือแบบจำลอง random forest ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เข้าใจง่ายและทันสมัย โดยชุดข้อมูลร้อยละ 80 จะถูกนำมาใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง และเทคนิค 5-fold cross-validation ซึ่งเป็นการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน ที่มีขนาดใกล้เคียงกัน ในแต่ละรอบจะใช้ข้อมูล 4 ส่วน สำหรับฝึกแบบจำลองและใช้อีก 1 ส่วนสำหรับตรวจสอบความแม่นยำ จากนั้นจะทำการสลับชุดตรวจสอบไปจนครบทั้ง 5 รอบ เพื่อให้ข้อมูลทุกส่วนได้ถูกใช้เป็นส่วนตรวจสอบอย่างน้อยหนึ่งครั้ง หลังจากนั้นจึงเลือกค่าพารามิเตอร์หรือโครงสร้างแบบจำลองที่ให้ผลการทำนายที่ดีที่สุด เพื่อนำไปสร้างแบบจำลองสุดท้าย สำหรับการประมาณค่ารายชั่วโมงแบบจำลองจะใช้ข้อมูลย้อนหลังจำนวน 720 ชั่วโมง หรือ 30 วัน เป็นข้อมูลนำเข้า หลังจากนั้นผู้วิจัยจำใช้



แบบจำลองที่พัฒนาแล้วไปทดสอบกับชุดข้อมูลร้อยละ 20 และเปรียบเทียบค่าที่ได้จากแบบจำลองกับข้อมูลจากสถานีตรวจวัดจริงเพื่อประเมินความถูกต้องด้วยค่าทางสถิติ ค่า  $R^2$  (Coefficient of Determination), ค่า RMSE (Root Mean Square Error), ค่า rRMSE (Relative RMSE) และ ค่า MAE (Mean Absolute Error) นอกจากนี้ ได้ทำการวิเคราะห์เพิ่มเติมเพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง ได้แก่ การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองจากวิธี 5-fold cross validation เพื่อศึกษาความแปรปรวนและเสถียรภาพของค่าที่ทำนายได้ รวมถึงการวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปร เพื่ออธิบายบทบาทของปัจจัยนำเข้าแต่ละตัวที่มีอิทธิพลต่อผลการทำนายของแบบจำลอง Random Forest ซึ่งช่วยเพิ่มความสามารถในการตีความผลลัพธ์ของแบบจำลองเชิง Machine Learning

#### 4. การวิเคราะห์ดัชนีความเสี่ยง

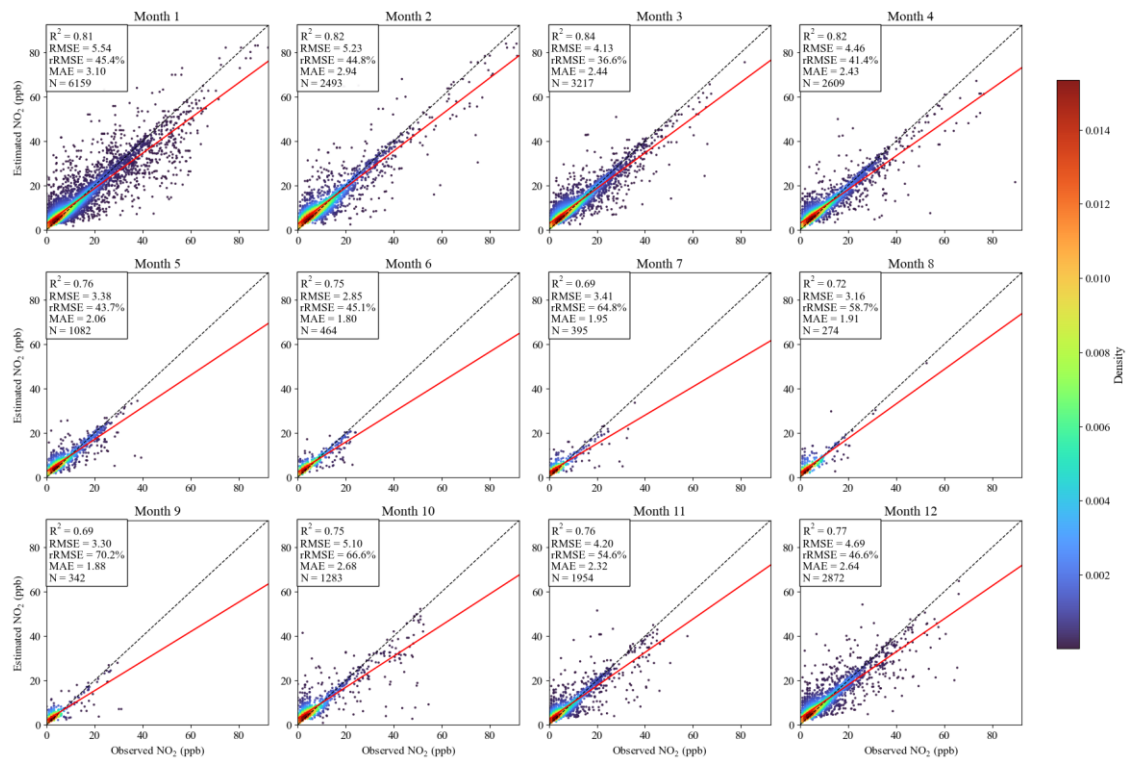
หลังจากที่ได้แบบจำลอง ผู้วิจัยได้สร้างแผนที่แสดงค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์สำหรับประเทศไทยรายเดือน โดยใช้ข้อมูลปี 2021-2024 และทำการวิเคราะห์ผลการกระจายเชิงพื้นที่ของความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ เพื่อจำแนกพื้นที่ที่มีระดับมลพิษสูง รวมถึงประเมินการเปลี่ยนแปลงแบบรายเดือน นอกจากนี้ได้ทำการคุณค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์กับความหนาแน่นประชากร จากฐานข้อมูล Global Human Settlement Layer (GHSL) ปี 2020 และแสดงเป็นแผนที่ เพื่อประเมินค่าความเสี่ยงเนื่องจากการได้รับมลพิษของประชากรแต่ละพื้นที่ ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 3 (Liu et al., 2017) ซึ่งถ้าค่าความเสี่ยงสูงหมายความว่าพื้นที่นั้นมีจำนวนประชากรมากและมลพิษสูง แต่ถ้าค่าความเสี่ยงมีค่าต่ำแสดงถึงพื้นที่นั้นมีจำนวนประชากรน้อยหรือมลพิษต่ำ

$$E = \text{Pop} \times \text{NO}_2 \quad (3)$$

โดย E คือ ค่าการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์  
 Pop คือ จำนวนประชากร  
 NO<sub>2</sub> คือ ความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์

#### ผลการวิจัย

ผู้วิจัยได้แสดงผลการวิจัย ได้แก่ การเปรียบเทียบความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ได้จากสถานีตรวจวัดและจากแบบจำลองและค่าทางสถิติ การแปรค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ของประเทศไทยในแต่ละเดือน และความหนาแน่นประชากร ความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ และค่าความเสี่ยงในการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์ ตามลำดับ ซึ่งแสดงได้ดังภาพที่ 1-3



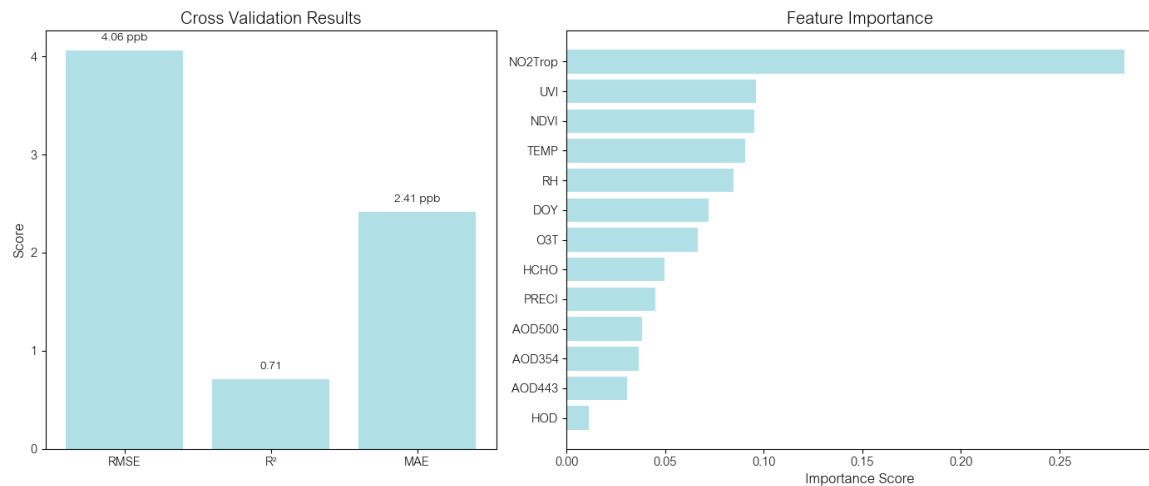
ภาพที่ 1 การเปรียบเทียบความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ได้จากสถานีตรวจวัดและจากแบบจำลอง

ตารางที่ 1 ตารางแสดงค่าความถูกต้องทางสถิติของแบบจำลอง ได้แก่ ค่า  $R^2$ , RMSE, rRMSE, MAE และจำนวนข้อมูล N ของแต่ละเดือน

เดือน	$R^2$	RMSE (ppb)	rRMSE (%)	MAE (ppb)	จำนวนข้อมูล (N)
มกราคม	0.81	5.54	45.4	3.10	6,159
กุมภาพันธ์	0.82	5.23	44.8	2.94	2,493
มีนาคม	0.84	4.13	36.6	2.44	3,217
เมษายน	0.82	4.46	41.4	2.43	2,609
พฤษภาคม	0.76	3.38	43.7	2.06	1,082
มิถุนายน	0.75	2.85	45.1	1.80	464
กรกฎาคม	0.69	3.41	64.8	1.95	395
สิงหาคม	0.72	3.16	58.7	1.91	274
กันยายน	0.69	3.30	70.2	1.88	342
ตุลาคม	0.75	5.10	66.6	2.68	1,283
พฤศจิกายน	0.76	4.20	54.6	2.32	1,954
ธันวาคม	0.77	4.69	46.6	2.64	2,872
รวม	0.81	4.75	46.0	2.64	23,144

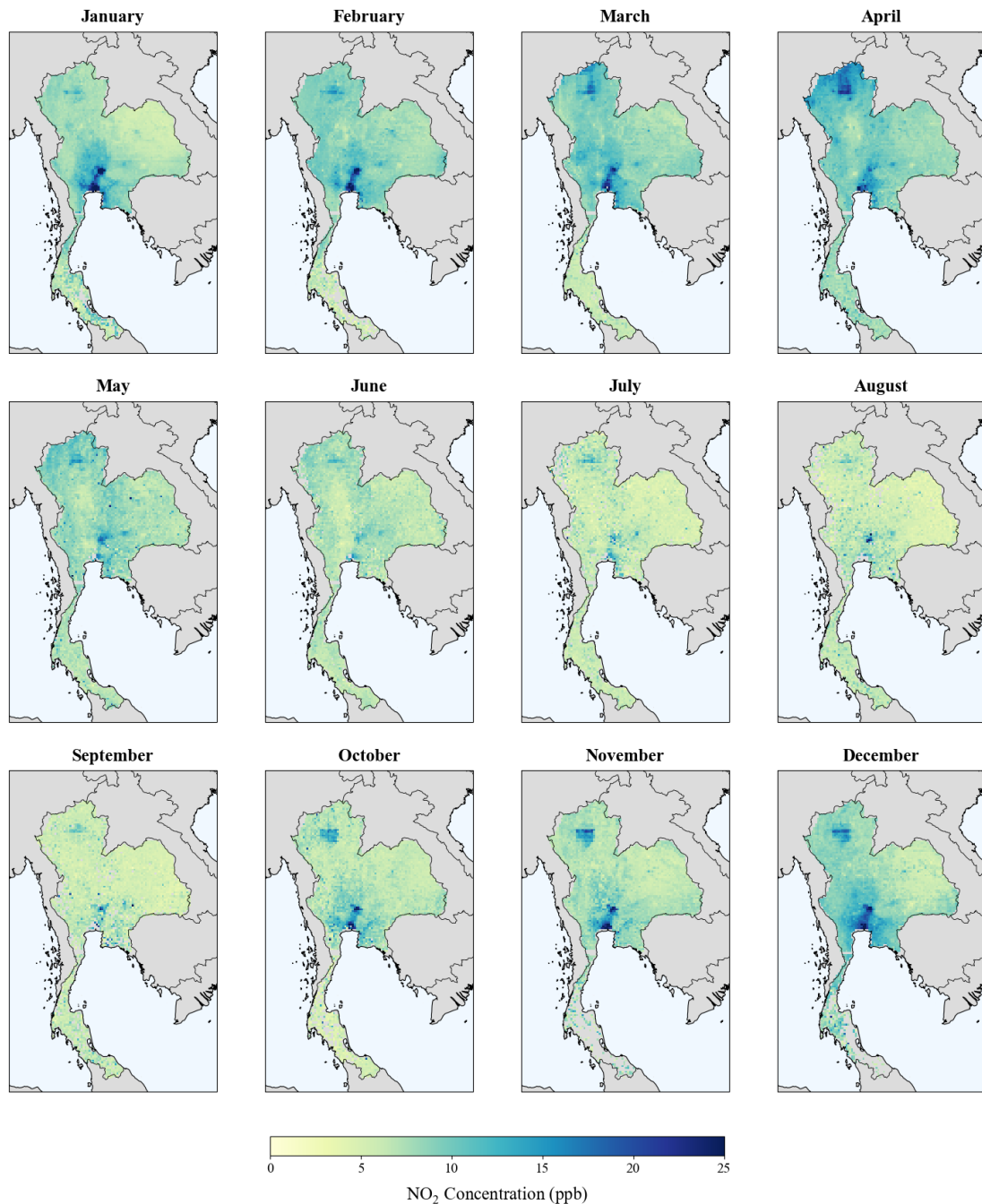


ภาพที่ 1 การเปรียบเทียบความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ได้จากสถานีวัดและจากแบบจำลองในแต่ละเดือน โดยใช้ข้อมูลตั้งแต่ปี 2021-2024 พบว่าผลค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ที่ได้จากแบบจำลองมีความสอดคล้องกับค่าที่ได้จากการตรวจวัดจริงด้วยค่า  $R^2$  อยู่ระหว่าง 0.69-0.84 แสดงให้เห็นว่าแบบจำลองค่อนข้างดี ในขณะที่ค่า RMSE ในช่วง 2.85-5.54 ppb แสดงถึงความคลาดเคลื่อนของไนโตรเจนไดออกไซด์จากความเป็นจริงไม่มากและถือว่ายอมรับได้ สำหรับค่า MAE อยู่ระหว่าง 1.80-3.10 และค่า rRMSE อยู่ในช่วง 36.6-70.2% จะเห็นว่าในเดือน 9 และ 10 ค่า rRMSE พุ่งสูงถึง 70.2% และ 66.6% ตามลำดับ แม้ว่าค่า MAE จะดูต่ำ (1.88 และ 2.68) แต่สะท้อนให้เห็นว่าในช่วงเดือนดังกล่าว ปัจจัยทางธรรมชาติอาจมีความซับซ้อนมาก จนแบบจำลองไม่สามารถเรียนรู้การเปลี่ยนแปลงเล็ก ๆ น้อย ๆ ได้ จึงทำให้แบบจำลองอาจจะใช้ได้ไม่ดีในช่วงฤดูฝน นอกจากนี้บริเวณที่มีจุดข้อมูลหนาแน่นที่สุด ส่วนใหญ่จะอยู่ที่ค่าต่ำ 0-20 ppb (สีแดง/เหลือง) และจำนวนข้อมูลมีความหนาแน่นน้อยบริเวณที่มีค่าสูง (สีม่วง/น้ำเงิน) มีจำนวนข้อมูลน้อยกว่า ส่งผลให้แบบจำลองมีความไม่แน่นอนเชิงพื้นที่และเชิงปริมาณเพิ่มขึ้นในกลุ่มค่าสูงเหล่านี้ ซึ่งเป็นข้อจำกัดที่ควรระวังในการนำไปใช้ประเมินพื้นที่ที่มีมลพิษรุนแรง



ภาพที่ 2 ผลการตรวจสอบแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross validation และความสำคัญของตัวแปร

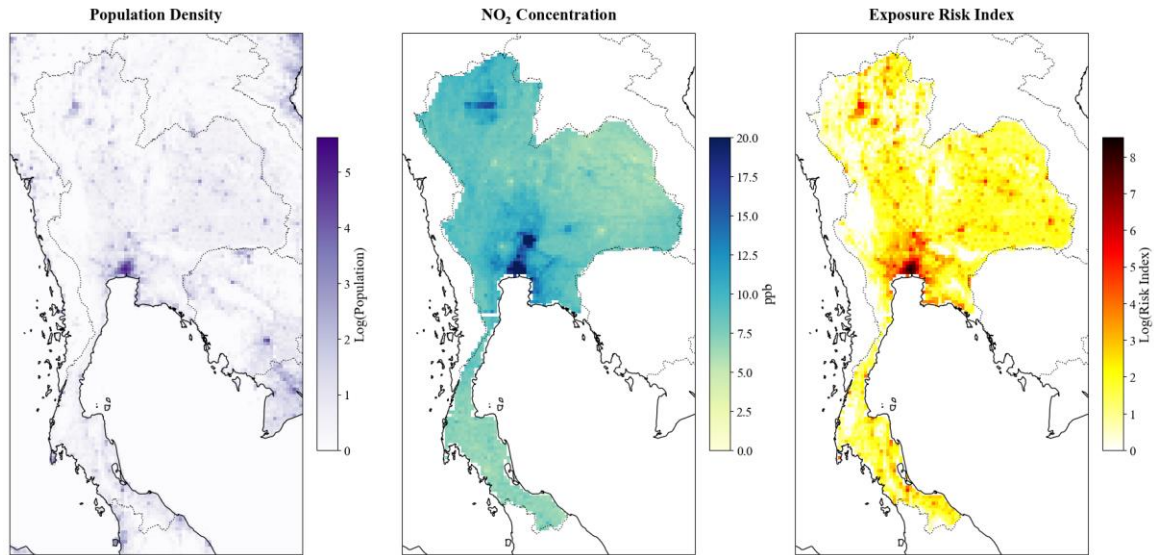
ภาพที่ 2 แสดงผลการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยวิธี 5-fold cross validation และการวิเคราะห์ความสำคัญของตัวแปรอิสระ (Feature Importance) โดยในส่วนของ Cross Validation Results พบว่าแบบจำลองให้ค่า  $R^2$  สูงถึง 0.71 ซึ่งระบุว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความแปรผันของความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ได้ร้อยละ 71 ของข้อมูลทั้งหมด โดยมีค่า MAE อยู่ที่ 2.41 ppb และค่า RMSE เท่ากับ 4.06 ppb การที่ค่า RMSE มีค่าสูงกว่า MAE อย่างมีนัยสำคัญสะท้อนให้เห็นว่ามีความไม่แน่นอนเกิดขึ้นในกลุ่มข้อมูลที่เป็นค่าสูง ซึ่งแบบจำลองยังคงมีความคลาดเคลื่อนในการประมาณค่าช่วงค่าวิกฤตมากกว่าช่วงค่าปกติ ในส่วนของ Feature Importance ผลการวิเคราะห์ยืนยันว่าความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ในชั้นโทรโปสเฟียร์จาก GEMS เป็นปัจจัยหลักที่มีอิทธิพล ถัดมาคือดัชนีพืชพรรณ (NDVI) รังสีอัลตราไวโอเล็ต (UVI) และอุณหภูมิ (TEMP) ตามลำดับ อย่างไรก็ตาม จะเห็นว่าตัวแปรด้านสภาพอากาศและรังสีอาทิตย์ที่มีผลต่อปฏิกิริยาไนโตรเจนไดออกไซด์มีน้ำหนักความสำคัญที่ชัดเจน ช่วยยืนยันได้ว่าแบบจำลองมีการเรียนรู้ที่สอดคล้องกับกระบวนการหรือปฏิกิริยาเคมีในบรรยากาศจริง



ภาพที่ 3 การแปรค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ของประเทศไทยในแต่ละเดือน

จากภาพที่ 3 การแปรค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ของประเทศไทยในแต่ละเดือน จากค่าเฉลี่ยไนโตรเจนไดออกไซด์แต่ละเดือนตั้งแต่ปี 2021-2024 เมื่อวิเคราะห์ตามฤดูกาล พบว่าค่าเฉลี่ยของไนโตรเจนไดออกไซด์ช่วงเดือนมกราคม-เมษายน ค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์สูงสุดในรอบปี (สีน้ำเงินเข้ม > 20 ppb) โดยเฉพาะในภาคเหนือและภาคกลาง เนื่องจากสภาพอากาศที่นิ่งและสาเหตุจากการเผาในที่โล่งส่วนใหญ่ ในภาคเหนือและความสัมพันธ์กับปัญหาฝุ่นควันและไอเสียจากการจราจรและการขนส่งส่วนใหญ่ในภาคกลาง เมื่อเข้าสู่ฤดูฝนในช่วงเดือนพฤษภาคม - กันยายน ค่าไนโตรเจนไดออกไซด์จะลดลงอย่างเห็นได้ชัดทั่วประเทศ (< 10 ppb) เนื่องจากการชะล้างโดยฝนและการไหลเวียน

ของอากาศที่ดีขึ้นจากลมมรสุมตะวันตกเฉียงใต้ สำหรับช่วงเดือนตุลาคม - ธันวาคม ค่าความเข้มข้นจะเริ่มกลับมาสะสมตัวอีกครั้งเมื่อเข้าสู่ฤดูหนาว ซึ่งสัมพันธ์กับความกดอากาศสูงที่แผ่ลงมาปกคลุม ทำให้ความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์สูงขึ้น



ภาพที่ 4 ความหนาแน่นประชากร ความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ และค่าความเสี่ยงในการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์ ตามลำดับ

ภาพที่ 4 จากการวิเคราะห์ความหนาแน่นประชากร, ความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์เฉลี่ยตั้งแต่ปี 2021-2024 และค่าความเสี่ยง จะเห็นว่าพื้นที่ที่มีความเสี่ยงสูงสุดอยู่บริเวณกรุงเทพมหานครและปริมณฑล รวมถึงพื้นที่ตามแนวชายฝั่งทะเลตะวันออก เนื่องจากประชากรส่วนใหญ่กระจุกตัวอยู่ในกรุงเทพฯ และเมืองหลักตามภูมิภาค นอกจากนี้จะเห็นว่าบริเวณดังกล่าวยังเป็นบริเวณที่มีความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์มากกว่าบริเวณอื่นตลอดทั้งปี (ภาพที่ 3) แสดงให้เห็นถึงสาเหตุจากปัจจัยมลพิษกระจายตัวหนาแน่นในเขตเมืองใหญ่และเขตอุตสาหกรรม โดยเฉพาะบริเวณอ่าวไทยตอนบน ซึ่งสัมพันธ์กับกิจกรรมการคมนาคมขนส่งและการใช้เชื้อเพลิงฟอสซิล ในขณะที่ภาคเหนือและภาคตะวันออกเฉียงเหนือบางส่วนมีค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ค่อนข้างสูง แต่เมื่อดูที่ค่าความเสี่ยงจริงจะพบว่าความรุนแรงลดลงในบางจุดเพราะความหนาแน่นประชากรเบาบางกว่าเมื่อเทียบกับภาคกลาง

#### อภิปรายผล

การใช้ข้อมูลจาก GEMS สามารถช่วยลดข้อจำกัดของสถานีตรวจวัดภาคพื้นดิน รวมถึงข้อจำกัดของดาวเทียมวงโคจรต่ำ เช่น OMI และ TROPOMI ได้อย่างมีประสิทธิภาพ เนื่องจาก GEMS เป็นดาวเทียมค้างฟ้าที่มีความละเอียดเชิงเวลาที่สูง จึงเหมาะกับการประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์แบบรายชั่วโมง นอกจากนี้ความถี่ในการตรวจวัดสามารถช่วยลดปัญหาช่องว่างของข้อมูลที่เกิดจากเมฆหรือสภาพอากาศในบางช่วงเวลา เพราะหากข้อมูลบางรอบไม่สามารถใช้ได้ ยังมีรอบเวลาถัดไปภายในวันเดียวกันให้เลือกใช้ ส่งผลให้ชุดข้อมูลมีความต่อเนื่องมากขึ้นและเหมาะสมต่อการสร้างแบบจำลอง Machine Learning



ในด้านการศึกษาวิเคราะห์ข้อมูล แบบจำลอง Random Forest แสดงศักยภาพสูงในการประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ เนื่องจากสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้นและปฏิสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยไม่จำเป็นต้องกำหนดรูปแบบสมการล่วงหน้า อีกทั้งยังมีความทนทานต่อ noise และ outliers ในข้อมูล ซึ่งเป็นลักษณะที่พบได้บ่อยในข้อมูลสิ่งแวดล้อมและข้อมูลจากดาวเทียม ส่งผลให้การประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์มีความแม่นยำสูงขึ้นและมีเสถียรภาพ สอดคล้องกับงานวิจัยก่อนหน้า เช่น Griffin et al. (2025) ซึ่งรายงานว่าการใช้ Random Forest ให้ผลดีที่สุด สำหรับการประมาณไนโตรเจนไดออกไซด์ในทวีปอเมริกาเหนือ โดยสามารถลดความคลาดเคลื่อนได้อย่างชัดเจน

ผลการเปรียบเทียบค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ระหว่างการตรวจวัดและแบบจำลอง แสดงให้เห็นว่าความแม่นยำของแบบจำลองจะลดลงในช่วงฤดูฝน เนื่องจากค่าไนโตรเจนไดออกไซด์ในช่วงฤดูฝนที่นำเข้าสู่แบบจำลองมีค่าต่ำเป็นส่วนใหญ่ และจำนวนข้อมูลที่นำเข้าก็มีจำนวนน้อย ซึ่งเหตุผลหลักมาจากปัจจัยด้านความชื้นที่สูงขึ้นส่งผลให้เกิดปฏิกิริยาเคมีเปลี่ยนไนโตรเจนไดออกไซด์ให้กลายเป็นกรดไนตริก และผลจากการชะล้างไนโตรเจนไดออกไซด์โดยฝน จึงส่งผลกระทบต่อลักษณะข้อมูลในช่วงฤดูฝน ทำให้ประสิทธิภาพความแม่นยำของแบบจำลองในช่วงฤดูฝนไม่ดีเท่าในช่วงฤดูอื่น (Geng et al., 2023) เมื่อพิจารณาผลการประเมินประสิทธิภาพโดยรวม พบว่าค่า  $R^2$  จากการประเมินข้อมูลรวมเท่ากับ 0.81 ขณะที่ค่า  $R^2$  จากการทำ 5-fold cross-validation เท่ากับ 0.71 ซึ่งมีความแตกต่างในระดับไม่มากนัก สะท้อนว่าแบบจำลองยังคงมีความสามารถในการทำนายข้อมูลใหม่ได้ในระดับที่น่าพอใจ แม้อาจได้รับผลกระทบจากความซับซ้อนของข้อมูลและความแตกต่างระหว่างชุดข้อมูลฝึกสอนกับชุดข้อมูลทดสอบ นอกจากนี้ค่า RMSE จากการประเมินข้อมูลรวมและจากการทำ 5-fold cross-validation เท่ากับ 4.75 ppb และ 4.06 ppb และค่า MAE เท่ากับ 2.64 ppb และ 2.41 ppb ตามลำดับ ผลลัพธ์ดังกล่าวสะท้อนให้เห็นว่าค่าที่ได้จากการทำ cross-validation มีความใกล้เคียงกับค่าประเมินโดยรวม แสดงว่าแบบจำลองมีศักยภาพเพียงพอสำหรับการประยุกต์ใช้กับข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่เคยผ่านการเรียนรู้มาก่อน

เมื่อพิจารณาค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่อยู่ในช่วง  $\pm 2.75$  ppb ซึ่งถือว่าอยู่ในระดับต่ำเมื่อเทียบกับความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์โดยทั่วไป จึงไม่น่าจะส่งผลกระทบต่ออย่างมีนัยสำคัญต่อการแปลผลดัชนีคุณภาพอากาศในภาพรวม ดังนั้นข้อมูลที่ได้จากงานวิจัยจึงมีความน่าเชื่อถือเพียงพอที่จะนำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานสำหรับการประเมินความเสี่ยงด้านสุขภาพของประชากร โดยเฉพาะในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินได้อย่างเหมาะสม

นอกจากนี้ เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยของ Becerra-Rondon et al. (2021) ซึ่งประมาณค่าไนโตรเจนไดออกไซด์รายวันจากข้อมูลดาวเทียม TROPOMI โดยใช้แบบจำลอง Random Forest พบว่าค่า  $R^2$  อยู่ในช่วง 0.82–0.88 ซึ่งผลลัพธ์จากงานวิจัยนี้แบบรายชั่วโมงมีความใกล้เคียงกัน สะท้อนให้เห็นถึงประสิทธิภาพของแบบจำลอง Random Forest ในการประเมินมลพิษทางอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพทั้งในระดับรายวันและรายชั่วโมง เนื่องจากแบบจำลองมีความสามารถในการจัดการความสัมพันธ์แบบไม่เชิงเส้น และมีความทนทานต่อข้อมูลที่มีความแปรผันสูง ซึ่งเหมาะสมกับข้อมูลรายชั่วโมงที่ค่าความเข้มข้นมักเปลี่ยนแปลงรวดเร็วตามช่วงเวลาของกิจกรรมมนุษย์ และในงานวิจัยของ Song et al. (2024) ซึ่งได้พัฒนาแบบจำลองเพื่อประมาณค่าความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ ใกล้เคียงพื้นผิวโลกแบบรายชั่วโมงจากข้อมูลดาวเทียมค้างฟ้า Himawari-8 พบว่าผลลัพธ์จากแบบจำลองมีแนวโน้มประเมินค่าต่ำกว่าค่าจริง (underestimate) ซึ่งให้ผลสอดคล้องในลักษณะเดียวกันกับงานวิจัยนี้ ซึ่งอาจเกิดจากความไม่สม่ำเสมอของการกระจายตัวเชิงพื้นที่ของสถานีตรวจวัดที่ใช้กับข้อมูลตัวอย่าง หรือจำนวนข้อมูลช่วงค่าความ



เข้มข้นสูงที่มีไม่เพียงพอ ทำให้แบบจำลองเรียนรู้เหตุการณ์มลพิษรุนแรงได้ไม่ทันอีกทั้งลักษณะของอัลกอริทึมของ machine learning มักมีแนวโน้มทำนายค่าเข้าสู่ค่าเฉลี่ยของข้อมูล ส่งผลให้ค่าที่สูงมากถูกประเมินต่ำลง

ผลของลักษณะการแปรค่าของไนโตรเจนไดออกไซด์ภาพรวมในประเทศไทย พบว่าค่าความเข้มข้นสูงในฤดูหนาวช่วงเดือนพฤศจิกายน - เดือนมกราคม ถึงฤดูร้อนช่วงเดือนกุมภาพันธ์ - เดือนเมษายน และมีความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ต่ำในฤดูฝนช่วงเดือนพฤษภาคม - เดือนตุลาคม ซึ่งมีลักษณะการแปรค่าไนโตรเจนไดออกไซด์คล้ายกับงานวิจัยของประเทศจีนของ Bai et al. (2025) ซึ่งให้เห็นว่าสอดคล้องกับปัจจัยทางอุตุนิยมวิทยาที่ส่งผลต่อการแพร่กระจายของมลพิษในช่วงฤดูหนาว สภาพอากาศที่นิ่งและอุณหภูมิที่ต่ำทำให้ไนโตรเจนไดออกไซด์ไม่เกิดการเปลี่ยนแปลงและสะสมตัวได้ง่าย ในขณะที่ช่วงฤดูร้อนและฤดูฝน ความเข้มข้นจะลดลงต่ำสุดเนื่องจากอุณหภูมิและความชื้นที่สูงขึ้นกระตุ้นให้ไนโตรเจนไดออกไซด์ทำปฏิกิริยาเคมีกลายเป็นไอโซนหรือสลายตัวไป ประกอบกับลมที่พัดแรงช่วยระบายอากาศได้ดี อย่างไรก็ตาม สำหรับฤดูร้อนของประเทศไทยที่ยังคงมีความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์สูงเนื่องจากในช่วงดังกล่าวมีการเผาในที่โล่ง ซึ่งเป็นปัจจัยเสริมที่ทำให้ค่ามลพิษพุ่งสูงขึ้น

จากการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของความหนาแน่นประชากร ความเข้มข้นไนโตรเจนไดออกไซด์ และค่าความเสี่ยงในการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์ พบว่าความเสี่ยงในการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์ค่อนข้างสูงโดยเฉพาะในเขตกรุงเทพฯ และปริมณฑล เนื่องจากเป็นเขตเมืองหลวงที่มีประชากรจำนวนมาก และมีแหล่งกำเนิดหลักเป็นภาคการขนส่งและการใช้รถที่หนาแน่น รวมถึงกิจกรรมทางอุตสาหกรรมที่ตั้งอยู่ใกล้เขตเมือง ดังนั้นจึงมีมลพิษกระจายตัวทั่วพื้นที่ ในทางกลับกัน ความเสี่ยงในการได้รับไนโตรเจนไดออกไซด์ค่อนข้างสูงบริเวณจังหวัดลำปาง เนื่องจากมีแหล่งกำเนิดประเภทจุดหรือแหล่งกำเนิดมลพิษคงที่ เช่น โรงไฟฟ้าถ่านหิน แม้บริเวณดังกล่าวมีความหนาแน่นประชากรไม่สูง เนื่องจากโรงไฟฟ้ามักตั้งอยู่ในพื้นที่ไกลชุมชน อย่างไรก็ตาม งานวิจัยในลักษณะเดียวกับ Filonchyk & Peterson (2023) ซึ่งเห็นว่าการผสมผสานสามารถพัฒนามลพิษจากแหล่งกำเนิดคงที่เหล่านี้เข้าสู่เขตที่มีประชากรหนาแน่นได้ ส่งผลให้ความเสี่ยงต่อสุขภาพไม่ได้จำกัดอยู่แค่บริเวณใกล้แหล่งกำเนิด แต่ครอบคลุมไปถึงพื้นที่ชุมชนที่อยู่ได้ลมเช่นกัน

### ข้อเสนอแนะ

ผลการพัฒนาแบบจำลองพบว่า โดยภาพรวมของแบบจำลองมีแนวโน้มประมาณค่าความเข้มข้นของไนโตรเจนไดออกไซด์ต่ำกว่าค่าที่ตรวจวัดได้จริง โดยเฉพาะในช่วงที่มีความเข้มข้นสูง ดังนั้น เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพและความแม่นยำของแบบจำลอง ควรเพิ่มจำนวนตัวอย่างข้อมูลในช่วงที่มีความเข้มข้นสูง เพื่อให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้ได้ดียิ่งขึ้น (Safonova et al., 2023) นอกจากนี้ การวิเคราะห์ในอนาคตควรพิจารณาข้อมูลกิจกรรมของมนุษย์ เช่น การจราจร และแหล่งกำเนิดจากภาคอุตสาหกรรม ในการวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลรีโมตเซนซิง หรือ การสำรวจระยะไกล เพื่อให้แบบจำลองสามารถสะท้อนสภาพความเป็นจริงของแหล่งกำเนิดมลพิษได้ดียิ่งขึ้น



## เอกสารอ้างอิง

- Asilevi, P. J., Dzidzorm, E. N., Boakye, P., & Quansah, E. (2025). Nitrogen dioxide (NO<sub>2</sub>) Meteorology and predictability for air quality management using TROPOMI. *Npj Clean Air*, 1(1), 3. Dry and wet season
- Bai, X., Wang, Y., Gui, L., Tao, M., & Zeng, M. (2025). Comparing the influences on NO<sub>2</sub> changes in terms of Inter-Annual and seasonal variations in different regions of China: Meteorological and anthropogenic contributions. *Remote Sensing*, 17(1), 121.
- Becerra-Rondón, A., Ducati, J., & Haag, R. (2021). Satellite-based estimation of NO<sub>2</sub> concentrations using a machine-learning model: A case study on Rio Grande do Sul, Brazil. *Revista Brasileira de Meteorologia*, 36(3), 513–524.
- Biswas, M. S., Pandithurai, G., Aslam, M. Y., Patil, R. D., Anilkumar, V., Dudhambe, S. D., ... & Mahajan, A. S. (2021). Effect of boundary layer evolution on nitrogen dioxide (NO<sub>2</sub>) and formaldehyde (HCHO) concentrations at a high-altitude observatory in western India. *Aerosol and Air Quality Research*, 21(3), 200193.
- Chance, K. (Ed.). (2002). OMI algorithm theoretical basis document: Volume IV, OMI trace gas algorithms. Smithsonian Astrophysical Observatory.
- Filonchik, M., & Peterson, M. P. (2025). Investigation of a NO<sub>x</sub> emission from coal power plants in Texas, United States and its impact on the environment. *China Geology*, 8(1), 107-116.
- Geng, T., Ju, T., Li, B., An, B., & Su, H. (2023). Prediction of the Tropospheric NO<sub>2</sub> Column Concentration and Distribution Using the Time Sequence-Based versus Influencing Factor-Based Random Forest Regression Model. *Sustainability*, 15(3), 2748.
- Griffin, D., Hempel, C., McLinden, C., Kharol, S. K., Lee, C., Fogal, A., Sioris, C., Shephard, M., & You, Y. (2025). Development and validation of satellite-derived surface NO<sub>2</sub> estimates using machine learning versus traditional approaches in North America. *Remote Sensing of Environment*, 317, 114515.
- Lamsal, L. N., Krotkov, N. A., Marchenko, S., Qin, W., Fisher, B., Yang, E.-S., Fasnacht, Z., & Vasilkov, A. (2022). Product Specification and README Document for MINDS NO<sub>2</sub>, Version 1.1. MEaSUREs Project. NASA Goddard Space Flight Center.
- Li, G. (2025). Simulation of Photochemical Effects on Air Quality.
- Liu, Z., Xie, M., Tian, K., & Gao, P. (2017). GIS-based analysis of population exposure to PM<sub>2.5</sub> air pollution—A case study of Beijing. *Journal of Environmental Sciences*, 59, 48-53.
- Ma, Y., Wang, Y., Wang, J., Tao, M., Kim, J., Wu, C., & Zhang, S. (2026). Machine Learning-Based Estimation of Surface NO<sub>2</sub> Concentrations over China: A Comparative Analysis of Geostationary (GEMS) and Polar-Orbiting (TROPOMI) Satellite Data.



Remote Sensing, 18(4), 614.

- Park, S., Shin, M., Im, J., Song, C. K., Choi, M., Kim, J., ... & Kim, S. K. (2019). Estimation of ground-level particulate matter concentrations through the synergistic use of satellite observations and process-based models over South Korea. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(2), 1097-1113.
- Rahaman, S. N., Ahmed, S. M., Zeyad, M., & Zim, A. H. (2023). Effect of vegetation and land surface temperature on NO<sub>2</sub> concentration: A Google Earth Engine-based remote sensing approach. *Urban Climate*, 47, 101336.
- Safonova, A., Ghazaryan, G., Stiller, S., Main-Knorn, M., Nendel, C., & Ryo, M. (2023). Ten deep learning techniques to address small data problems with remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 125, 103569.
- Shetty, S., Schneider, P., Stebel, K., Hamer, P. D., Kylling, A., & Berntsen, T. K. (2024). Estimating surface NO<sub>2</sub> concentrations over Europe using Sentinel-5P TROPOMI observations and Machine Learning. *Remote Sensing of Environment*, 312, 114321.
- Song, J., Zang, L., Mao, F., Zhang, Y., & Chen, J. (2024). Hourly near-ground NO<sub>2</sub> concentration retrieval from geostationary satellite observations. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 48, 599-604.