

การประเมินความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในเขตเมืองด้วยการรับรู้จากระยะไกลและ แบบจำลองถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ กรณีศึกษาพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล

Urban $PM_{2.5}$ Concentration Estimation Based on Remote Sensing and Land Use Regression Model: Evidence from the Bangkok Metropolitan Region

ธัญญรัตน์ ไชยคราม*, พรรณี ชีวินศิริวัฒน์ และ เอกกมล วรณเมธี

Thanyarat Chaiyakarm*, Pannee Cheewinsiriwat and Ekkamol Vannameteetee

ภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะอักษรศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ประเทศไทย

Department of Geography, Faculty of Arts, Chulalongkorn University, Thailand

Received: 5 March 2026, Received in revised form: 30 April 2026, Accepted: 1 May 2026

Available online: 15 May 2026

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์และที่มา: ปัญหาฝุ่นละอองขนาดเล็ก $PM_{2.5}$ เป็นวิกฤตสิ่งแวดล้อมที่ประเทศไทยเผชิญมามากกว่าสองทศวรรษ โดยในปี 2023 ประเทศไทยติดอันดับที่ 5 ของเอเชียตะวันออกเฉียงใต้ จากการจัดอันดับประเทศที่มีคุณภาพอากาศแย่ที่สุดนานติดต่อกันกว่า 30 วัน กรุงเทพมหานครและปริมณฑลในฐานะศูนย์กลางเศรษฐกิจ การเมือง สังคม และวัฒนธรรม การขยายตัวของเมืองอย่างรวดเร็ว ส่งผลให้ปัญหามลพิษสะสมรุนแรงขึ้น กระทบต่อคุณภาพชีวิตประชากรอย่างต่อเนื่อง ในปี 2022 พบว่า มีอากาศคุณภาพดีเพียง 3 เดือน และช่วงมีนาคม-เมษายนมีค่าฝุ่นสูงที่สุด โดยเฉพาะพื้นที่ริมถนนซึ่งอยู่ในระดับเริ่มมีผลกระทบต่อสุขภาพ และมีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นเรื่อย ๆ ในขณะที่ข้อมูลจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศยังมีจำนวนจำกัด ทำให้การเฝ้าระวังและประเมินความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ยังไม่ครอบคลุม และไม่เพียงพอ การใช้ข้อมูล Aerosol Optical Depth (AOD) จากดาวเทียม Himawari-8 ได้รับการยอมรับว่าเป็นข้อมูลที่มีศักยภาพในการนำมาใช้ประเมินความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัด เนื่องจากครอบคลุมพื้นที่กว้าง ในขณะที่ ปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยา และปัจจัยด้านสังคมเมือง ก็มีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ เช่นกัน สำหรับวิธีการประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ นั้น แบบจำลอง Land Use Regression เป็นวิธีการที่ใช้ในงานวิจัยก่อนหน้านี้อย่างแพร่หลาย และมีผลการวิจัยที่สามารถอธิบายความแปรผันของ $PM_{2.5}$ ได้ดี ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับข้อมูล AOD ปัจจัยอุตุนิยมวิทยา และปัจจัยสังคมเมืองในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้วิธีการพัฒนาแบบจำลอง Land Use Regression เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัด พร้อมทั้งสร้างแผนที่แสดงปริมาณความเข้มข้นรายเดือนของ $PM_{2.5}$ ครอบคลุมทั้งพื้นที่ศึกษา เพื่อแสดงค่าประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัด

วิธีการดำเนินการวิจัย: รวบรวมข้อมูลจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศของกรมควบคุมมลพิษและกรุงเทพมหานคร ทั้งสิ้น 73 สถานี เพื่อจัดทำฐานข้อมูล $PM_{2.5}$ ข้อมูลด้านอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ ความเร็วลม อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกด

อากาศ ค่าความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง หรือ AOD จากข้อมูลภาพถ่ายจากดาวเทียม Himawari-8 ในรูปแบบ NetCDF ซึ่งมีความละเอียดเชิงพื้นที่ 5×5 ตารางกิโลเมตร นำมาสกัดค่า ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัด จากนั้นนำข้อมูลทั้งหมดมาจัดให้อยู่ในรูปแบบข้อมูลรายวันและรายเดือน ข้อมูลด้านสังคมเมือง ได้แก่ ความเร็วของรถ ความหนาแน่นประชากร และการใช้ประโยชน์ที่ดิน ดำเนินการโดยกำหนดขอบเขตการวิเคราะห์ตามรัศมีใน 5 ช่วง ได้แก่ 200, 400, 600, 800 และ 1,000 เมตรรอบสถานี เพื่อคัดเลือกระยะข้อมูลแต่ละปัจจัยที่มีค่าความสัมพันธ์กับค่า $PM_{2.5}$ สูงสุด เข้าสู่แบบจำลอง วิเคราะห์เชิงสถิติเบื้องต้นโดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์เพียร์สันที่ระดับนัยสำคัญ 0.01 เพื่อคัดเลือกปัจจัยที่มีค่าความสัมพันธ์กับ $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญ มาเป็นตัวแปรในแบบจำลอง จากนั้นจึงนำตัวแปรที่ผ่านเกณฑ์ทั้งหมดเข้าสู่แบบจำลอง Land Use Regression ด้วยวิธีการคัดเลือกตัวแปรแบบ Stepwise มาสร้างสมการเชิงเส้นพหุคูณเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ความแม่นยำของแบบจำลองได้รับการประเมินด้วยค่า R^2 และ RMSE ด้วยเทคนิคตรวจสอบด้วยวิธี LOOCV (Leave-One-Out Cross-Validation) ร่วมกับวิธี 10 - fold Cross-Validation จากนั้นนำสมการเชิงเส้นพหุคูณมาสร้างเป็นแผนที่ $PM_{2.5}$ รายเดือน เพื่อแสดงค่า $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ศึกษา

ผลการวิจัย: ผลการศึกษาการประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลระหว่างปี 2019 – 2023 แสดงให้เห็นถึงลักษณะความแปรผันเชิงพื้นที่และเชิงเวลา พบว่า ค่าความเข้มข้นสูงสุดในฤดูหนาวของทุกปี การวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง $PM_{2.5}$ และปัจจัยอุณหภูมิต่ำ พบว่า ความกดอากาศและความชื้นสัมพัทธ์เป็นตัวแปรที่มีความสัมพันธ์สูงสุด โดยความชื้นสัมพัทธ์มีความสัมพันธ์เชิงลบ ในขณะที่ความกดอากาศมีความสัมพันธ์เชิงบวกกับ $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญ ในด้านปัจจัยสังคมเมือง ลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดินหลายประเภทมีความสัมพันธ์ทั้งเชิงบวกและเชิงลบกับ $PM_{2.5}$ ซึ่งสะท้อนบทบาทของกิจกรรมมนุษย์ที่มีต่อการกระจายตัวของมลพิษ ข้อมูลความเร็วของรถและความหนาแน่นประชากรมีความสัมพันธ์เชิงลบในระดับต่ำ ข้อมูล AOD พบว่า มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับ $PM_{2.5}$ ในทุกสถานี แม้ระดับความสัมพันธ์จะอยู่ในช่วงปานกลาง แต่มีความสัมพันธ์กันในหลายช่วงเวลา ซึ่งแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของ AOD ในการนำมาใช้ร่วมกับข้อมูลจากสถานีภาคพื้นดินในพื้นที่ที่มีจำนวนจำกัด ผลการสร้างแบบจำลอง Land Use Regression มีค่า R^2 เท่ากับ 0.339 สำหรับข้อมูลรวม 5 ปี และมีค่า RMSE เท่ากับ 9.971 แต่จะมีค่า R^2 สูงสุดที่ 0.456 ในปี 2020 แสดงให้เห็นความสามารถในการอธิบายความแปรผันของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่เมืองที่ซับซ้อน และสามารถนำไปพัฒนาแผนที่ $PM_{2.5}$ รายเดือนได้ เพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการวางแผนจัดการคุณภาพอากาศในระดับพื้นที่

สรุปผลการวิจัย: ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่า ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มีความแปรผันสูงตามฤดูกาล โดยเฉพาะในช่วงฤดูหนาว การวิเคราะห์ความสัมพันธ์พบว่า ปัจจัยอุณหภูมิต่ำ เป็นตัวแปรสำคัญที่ส่งผลอย่างมีนัยสำคัญ ขณะที่ปัจจัยด้านสังคมเมือง มีบทบาทต่อความแปรผันของมลพิษในระดับต่ำกว่า แต่ค่า AOD จากดาวเทียม Himawari-8 มีความสัมพันธ์กับ $PM_{2.5}$ ในทุกสถานีในหลายช่วงเวลา แบบจำลอง Land Use Regression แสดงผลการทำนายในระดับปานกลางและสามารถสร้างแผนที่ $PM_{2.5}$ รายเดือนเพื่อใช้สนับสนุนการเฝ้าระวังและการจัดการคุณภาพอากาศในระดับพื้นที่ได้

คำสำคัญ : ฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 2.5 ไมครอน; แบบจำลองถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ; ค่าความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง;

ดาวเทียม Himawari-8

Abstract

Background and Objectives: Fine particulate matter ($PM_{2.5}$) pollution has been a persistent environmental issue in Thailand for over two decades. In 2023, Thailand ranked fifth in Southeast Asia among countries experiencing the worst air quality for over 30 consecutive days. Bangkok and its metropolitan area, as the country's economic, political, social, and cultural hub, have undergone rapid urban expansion, intensifying cumulative pollution and continuously affecting residents' quality of life. In 2022, only three months recorded good air quality. The highest $PM_{2.5}$ concentrations occurred during March and April, particularly in roadside areas, where levels began to pose adverse health impacts and showed an increasing trend. However, the limited number of air quality monitoring stations restricts comprehensive surveillance and accurate assessment of $PM_{2.5}$ concentrations. Aerosol Optical Depth (AOD) data obtained from the Himawari-8 satellite are widely recognized as a valuable alternative for estimating $PM_{2.5}$ levels in areas without ground-based monitoring due to their broad spatial coverage. Meteorological conditions and urban factors also influence $PM_{2.5}$ concentrations. Land Use Regression (LUR), extensively applied in previous studies, has demonstrated strong capability in explaining $PM_{2.5}$ factors. Therefore, this study aims to examine the relationships among $PM_{2.5}$ concentrations, AOD data, meteorological factors, and urban factors in the Bangkok Metropolitan Region. The LUR model is developed to estimate $PM_{2.5}$ levels in unmonitored areas and to generate monthly concentration maps covering the entire study area.

Methodology: Data were collected from 73 air quality monitoring stations operated by the Pollution Control Department and the Bangkok Metropolitan Administration to develop a $PM_{2.5}$ database. Meteorological factors—including wind speed, temperature, relative humidity, and air pressure—were compiled. In addition, Aerosol Optical Depth (AOD) data obtained from Himawari-8 in NetCDF format, with a spatial resolution of 5×5 square kilometers, were extracted at station locations. Subsequently, all datasets were organized into daily and monthly records. Urban factors comprised traffic speed, population density, and land use. For spatial analysis, buffer zones with radius of 200, 400, 600, 800, and 1,000 meters were mapped around each station. The buffer distance showing the highest correlation with $PM_{2.5}$ for each factor was then selected for model development. To investigate factor associations, Pearson's correlation coefficient at a 0.01 significance level was applied to identify variables significantly associated with $PM_{2.5}$. These selected predictors were then incorporated into a Land Use Regression (LUR) model using stepwise selection to construct a multiple linear regression equation for estimating $PM_{2.5}$ concentrations. Model performance was subsequently evaluated using R^2 and Root Mean Square Error (RMSE), together with 10-fold and leave-one-out cross-validation (LOOCV). Finally, the resulting regression equation was used to produce monthly $PM_{2.5}$ maps for the study area.

Main Results: The results of $PM_{2.5}$ concentration estimation in the Bangkok Metropolitan Region area during 2019–2023 reveal pronounced spatial and temporal variability, with peak concentrations consistently occurring in the winter season each year. Analysis of the relationships between $PM_{2.5}$ and meteorological factors indicates that air pressure and relative humidity were the most influential factors. Relative humidity exhibited a significant negative correlation with $PM_{2.5}$ concentrations, whereas air pressure showed a significant positive correlation. Regarding urban factors, several land use categories were significantly associated with $PM_{2.5}$, reflecting the role of human activities in shaping pollution distribution patterns. Traffic speed and population density demonstrated weak negative correlations; Aerosol Optical Depth (AOD) data derived from Himawari-8 showed positive correlations with $PM_{2.5}$ at all monitoring stations. Although the strength of these correlations was moderate, their temporal consistency highlights the potential of AOD as a surrogate for ground-based monitoring data in areas with limited station coverage. The Land Use Regression (LUR) model yielded an R^2 value of 0.339 for the combined five-year dataset, with a Root Mean Square Error (RMSE) of 9.971. The highest R^2 value (0.456) was observed in 2020, demonstrating the model's capacity to explain $PM_{2.5}$ variability in a complex urban environment. The model outputs were further applied to develop monthly $PM_{2.5}$ maps, providing a foundational dataset for area-based air quality management planning.

Conclusions: The research findings indicate that $PM_{2.5}$ concentrations exhibit pronounced seasonal variability, particularly during the winter period. Correlation analysis revealed that meteorological factors are significant determinants, exerting statistically significant influences on $PM_{2.5}$ levels. In contrast, urban factors play a comparatively lesser role in explaining pollution variability. Aerosol Optical Depth (AOD) data derived from the Himawari-8 demonstrated consistent correlations with $PM_{2.5}$ concentrations across all monitoring stations over multiple time periods. The Land Use Regression (LUR) model achieved a moderate level of predictive performance and was capable of generating monthly $PM_{2.5}$ concentration maps. These outputs can effectively support localized air quality monitoring and management strategies.

Keywords: $PM_{2.5}$; Land Use Regression model; Aerosol Optical Depth (AOD); Himawari-8

*Corresponding author. E-mail: 6581009022@student.chula.ac.th

Introduction

ปัญหาฝุ่นละอองขนาดเล็กกว่า 2.5 ไมครอน ($PM_{2.5}$) เป็นหนึ่งในประเด็นปัญหาด้านสิ่งแวดล้อมและสาธารณสุขที่ทวีความรุนแรงมากขึ้นในพื้นที่เขตเมือง โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีความหนาแน่นของกิจกรรมมนุษย์สูง ซึ่งมักพบได้ตามเมืองใหญ่ ๆ ทั่วโลก ประเทศไทยเป็นอีกหนึ่งประเทศที่กำลังประสบปัญหาหมอกพิษทางอากาศอยู่ในขณะนี้ มลพิษที่เกิดจากฝุ่นละออง

โดยเฉพาะ PM_{2.5} ที่อนุภาคมีขนาดเล็กมากจนสามารถแทรกซึมผ่านระบบทางเดินหายใจเข้าสู่ถุงลมปอด และแพร่กระจายเข้าสู่กระแสเลือดได้ ส่งผลให้เกิดโรคระบบทางเดินหายใจ โรคหัวใจและหลอดเลือด โรคหลอดเลือดสมอง (Clougherty *et al.*, 2013) รวมถึงโรคเรื้อรังอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการอักเสบเรื้อรัง และมีงานวิจัยจำนวนมากชี้ชัดว่า การสัมผัส PM_{2.5} ในระดับสูงต่อเนื่องเป็นระยะเวลานาน ๆ จะเพิ่มความเสี่ยงต่อการเสียชีวิตก่อนวัยอันควรประมาณ 1.2 - 3 ปี (GBD 2019 Risk Factors Collaborators, 2020; Pope *et al.*, 2002) และก่อให้เกิดภาระด้านเศรษฐกิจในระดับประเทศ ปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} ในพื้นที่เมืองที่มีความหลากหลายและซับซ้อน ส่วนใหญ่มีแหล่งกำเนิดมาจากการคมนาคมขนส่ง การเผาไหม้เชื้อเพลิง การก่อสร้าง กิจกรรมต่างๆ ของมนุษย์ และการเผาเปิดในพื้นที่ชุมชนหรือพื้นที่เกษตรกรรมโดยรอบ (Thailand Science Research and Innovation, 2022) พื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลเป็นพื้นที่ที่มีความเปราะบางต่อปัญหามลพิษอากาศเนื่องจากมีจำนวนยานพาหนะมาก มีการขยายตัวของเมืองอย่างรวดเร็ว และมีสภาพภูมิประเทศที่เอื้อต่อการสะสมตัวของมลพิษ ทำให้คุณภาพอากาศมีแนวโน้มถดถอยลง ประกอบกับเป็นพื้นที่ที่มีลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดินแบบ ผสมผสานกัน (Mixed Land-use) พื้นที่อยู่อาศัย พื้นที่พาณิชยกรรม พื้นที่อุตสาหกรรมขนาดเล็กและพื้นที่คมนาคมตั้งอยู่ร่วมกันอย่างหนาแน่น ส่งผลให้แหล่งกำเนิดมลพิษกระจุกตัว จนเกิดเป็นแรงกดดันจากการขยายตัวของเมือง (Urbanization Pressures) มีการใช้พลังงานสูง ซึ่งส่งผลให้เกิดการปล่อยมลพิษจากการใช้พลังงาน และมีแหล่งกำเนิดอื่นๆ เพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง แต่ในขณะเดียวกัน ประสิทธิภาพการระบายอากาศกลับลดลง เนื่องจากการก่อสร้างอาคารสูงและโครงสร้างเมืองที่หนาแน่นทำให้เกิดการจำกัดการไหลเวียนของอากาศลดลงทำให้ PM_{2.5} สะสมและคงค้างในบรรยากาศยาวนานขึ้นโดยเฉพาะในบริเวณพื้นที่เขตเมืองชั้นในของกรุงเทพมหานคร ซึ่งในช่วงปี 2019 – 2023 ที่ผ่านมา พบว่า สถานการณ์ปัญหา PM_{2.5} ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและพื้นที่ปริมณฑลเข้าขั้นวิกฤต โดยพบว่า ค่าปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} สูงกว่าค่ามาตรฐานที่องค์การอนามัยโลกแนะนำถึง 4.7 เท่า และในปี 2023 นี้เอง กรุงเทพมหานครถูกจัดอันดับให้อยู่ในอันดับที่ 37 ของเมืองที่มีมลพิษทางอากาศสูงที่สุดในโลก (Uttamang *et al.*, 2023) ดังนั้นการติดตามและประเมินระดับ PM_{2.5} อย่างครอบคลุมจึงเป็นสิ่งสำคัญและจำเป็นต่อการควบคุมและจัดการกับปัญหาคุณภาพอากาศได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ปัญหาของการติดตามคุณภาพอากาศ และ PM_{2.5} ในประเทศไทย คือ การมีจำนวนสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศมีอยู่อย่างจำกัด ทำให้ความละเอียดเชิงพื้นที่และมีจำนวนข้อมูลไม่เพียงพอต่อการติดตามและเฝ้าระวังปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} เพราะงบประมาณและเทคโนโลยีในการสร้างจุดตรวจวัดแต่ละจุดมีมูลค่าค่อนข้างสูง จึงมักพบสถานีตรวจวัดจำนวนมากในประเทศที่พัฒนาแล้ว โดยเฉพาะในกลุ่มของประเทศแถบยุโรป และสหรัฐอเมริกาเท่านั้น ที่มีจุดตรวจวัดมากกว่า 1,000 สถานี (Zang *et al.*, 2022; Zhang *et al.*, 2022) แต่สำหรับประเทศไทย มีจุดตรวจวัดโดยเฉลี่ยเพียงจังหวัดละ 1 สถานีเท่านั้น ยกเว้นในกรุงเทพและปริมณฑลที่มีสถานีตรวจวัดมากกว่าหนึ่งแห่ง แต่ยังไม่เป็นที่เพียงพอสำหรับการนำข้อมูลมาใช้ในการศึกษา และยังไม่ครอบคลุมทุกพื้นที่ ปัจจุบันมีเทคโนโลยีการรับรู้จากระยะไกลมาใช้ ข้อมูล AOD จากดาวเทียม โดยอ้างอิงจากความสัมพันธ์กับพารามิเตอร์จากดาวเทียมที่มีชื่อว่า ความลึกเชิงแสงของฝุ่นละออง (Aerosol Optical Depth, AOD) ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ปัจจุบันการศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} มักพิจารณาพร้อมกับข้อมูล AOD จากดาวเทียมที่มีรายละเอียดเชิงพื้นที่ และรายละเอียดเชิงเวลาที่เหมาะสม และเป็นที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในงานวิจัยทั้งในประเทศไทยและต่างประเทศ (Putham,

2020; Wang *et al.*, 2017; Wende Zhu *et al.*, 2018) แต่ข้อจำกัดของข้อมูล AOD คือ มีความละเอียดเชิงพื้นที่ค่อนข้างต่ำ ปัจจัยต่าง ๆ ที่นักวิจัยใช้ศึกษาปัญหามลพิษทางอากาศ หรือ $PM_{2.5}$ ทั้งในอดีตและปัจจุบัน มีหลากหลายปัจจัยโดยเฉพาะ ปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยา ซึ่งมีงานวิจัยมากกว่า 300 บทความ รองรับว่ามีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ อย่าง มีนัยสำคัญ (Chen *et al.*, 2020; Nguyen *et al.*, 2024) ปัจจัยที่มักใช้ คือ ข้อมูลปริมาณน้ำฝน อุณหภูมิ ความเร็วลม ความกด อากาศ ความชื้นสัมพัทธ์ สิ่งปกคลุมดิน แบบจำลองระดับความสูงเชิงเลข (DEM) และฤดูกาล (Wu *et al.*, 2022) นอกจากนี้ ยังมีกิจกรรมต่าง ๆ ทางสังคมเมือง เช่น ลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดิน ปริมาณการจราจร ปริมาณรถบรรทุกที่ใช้น้ำมันดีเซล สิ่งอำนวยความสะดวกในการจราจร ความหนาแน่นของอาคาร ความหนาแน่นของประชากร จุดปล่อยมลพิษ และดัชนีของ แสงตอนกลางคืน (Anwar *et al.*, 2024; Thongthammachart *et al.*, 2022) มาศึกษาร่วมกับข้อมูลความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ แบบจำลองที่ใช้ในการศึกษา $PM_{2.5}$ ในอดีตมักจะใช้แบบจำลองที่อ้างอิงกับระยะใกล้ – ไกลจากตำแหน่งที่มีการตรวจวัด เช่น แบบจำลองความใกล้ชิด (Proximity Model) แบบจำลองการประมาณค่าในช่วง (Interpolation Model) และแบบจำลองการกระจาย (Dispersion Model) ต่อมาจึงมีการประยุกต์ใช้แบบจำลอง Land Use Regression ที่มีความซับซ้อน และมีประสิทธิภาพในการศึกษามากขึ้น มาใช้ในการศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ โดยเฉพาะในกลุ่มประเทศแถบยุโรป อเมริกาเหนือ จีน และประเทศในกลุ่มพัฒนาแล้ว (Mukherjee & Agrawal, 2018) สำหรับในประเทศไทยการศึกษาและติดตาม $PM_{2.5}$ ด้วยแบบจำลอง Land Use Regression ยังมีจำนวนจำกัด เช่น งานของ Chalermpong *et al.* (2021) และงานของ Cheewinsiriwat *et al.*, (2022) โดยพบว่าแบบจำลอง Land Use Regression เป็นแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ และมีร้อยละของความสามารถในการพยากรณ์ที่มีค่าในระดับปานกลางถึงค่อนข้างสูง อีกทั้งยังเป็นแบบจำลองที่ศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่มีความหลากหลาย และซับซ้อนได้ดีทั้งในระยะสั้นและ ระยะยาว

ดังนั้น งานวิจัยฉบับนี้ จึงมีวัตถุประสงค์ เพื่อวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับข้อมูล AOD จากดาวเทียม Himawari-8 (Liu *et al.*, 2023; Wang *et al.*, 2017) ปัจจัยอุตุนิยมวิทยา และปัจจัยสังคมเมืองใน กรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้เทคโนโลยีด้านการรับรู้จากระยะไกล (Remote Sensing: RS) และระบบสารสนเทศ ภูมิศาสตร์ (Geographic Information System: GIS) และพัฒนาแบบจำลอง Land Use Regression ซึ่งมีความซับซ้อนมากขึ้น (Cheewinsiriwat *et al.*, 2022; Zou *et al.*, 2015) เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัด พร้อมทั้งสร้างแผนที่แสดงปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ รายเดือน การศึกษาครั้งนี้สามารถนำไปใช้ประโยชน์และเป็น ข้อเสนอแนะในการติดตามและวางแผนการลดปัญหามลพิษทางอากาศของเมืองในอนาคต เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนา เมืองตามนโยบายของภาครัฐ

Methodology

1. พื้นที่ศึกษา

พื้นที่ศึกษา คือ กรุงเทพมหานครและปริมณฑล ซึ่งประกอบด้วย 6 จังหวัด คือ กรุงเทพมหานคร ปทุมธานี นนทบุรี สมุทรปราการ สมุทรสาคร และนครปฐม ตั้งอยู่บริเวณภาคกลางตอนล่างของประเทศไทย มีแม่น้ำสายสำคัญไหลผ่าน คือ แม่น้ำเจ้าพระยา แบ่งกรุงเทพมหานครและปริมณฑลเป็น 2ฝั่ง และไหลออกสู่อ่าวไทยที่ปากน้ำในอำเภอเมืองสมุทรปราการ และอำเภอพระสมุทรเจดีย์ จังหวัดสมุทรปราการ สถานการณ์การแพร่กระจายของปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในช่วงปี 2019 – 2023 พบว่า มีปริมาณความเข้มข้นสูงสุดเท่ากับ 158.46 มคก./ลบ.ม. และมีค่าต่ำสุดเท่ากับ 3.83 มคก./ลบ.ม. โดยมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 29.35 มคก./ลบ.ม. พื้นที่ที่มีปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มากที่สุด คือ กรุงเทพมหานคร โดยเฉพาะในเขต ป้อมปราบศัตรูพ่าย ดุสิต หนองจอก พระนคร และหนองแขม รองลงมาคือ จังหวัดสมุทรปราการ สมุทรสาคร ปทุมธานี นนทบุรี และนครปฐม ตามลำดับ ในช่วงเวลาที่มีค่าปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มากที่สุด คือ ช่วงเช้าในเวลาประมาณ 6.00 – 11.00 น. โดยจะมีค่าสูงสุดในช่วงเวลา 7.00 – 10.00 น. และจะค่อยๆ ลดลงในช่วงกลางวัน และจะค่อยๆ สูงขึ้นในช่วงเย็น คือ เวลา 18.00 – 22.00 น. หลังจากนั้นจะค่อยๆ ลดลงในช่วงกลางดึกจนถึงเวลาเช้ามืดจึงจะเพิ่มขึ้นอีก สามารถแสดงได้ดัง Figure 1

2. การเก็บรวบรวมข้อมูลและขอบเขตการวิจัย

หน่วยงานที่มีพันธกิจเกี่ยวข้องกับการตรวจวัดคุณภาพอากาศ ในพื้นที่ศึกษา มี 2 หน่วยงาน คือ กรมควบคุมมลพิษ (Pollution Control Department: PCD) และ กรุงเทพมหานคร (Bangkok Metropolitan Administration: BMA) โดยที่ PCD มีสถานีตรวจวัด $PM_{2.5}$ ที่ตั้งทั่วประเทศจำนวนทั้งสิ้นเพียง 78 สถานี ใน 38 จังหวัด สำหรับพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล มีสถานีตรวจวัด จำนวน 23 สถานี และ BMA มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศเฉพาะในเขตกรุงเทพมหานคร จำนวน 50 สถานี รวมทั้งสิ้นในงานวิจัยฉบับนี้จะใช้ข้อมูลตรวจวัดคุณภาพอากาศ ณ ตำแหน่งสถานี จำนวน 73 สถานี ซึ่งตั้งอยู่ใน กรุงเทพมหานคร 62 สถานี และอยู่รอบๆ เขตปริมณฑลอีก 11 สถานี สามารถแสดงได้ดัง Figure 2

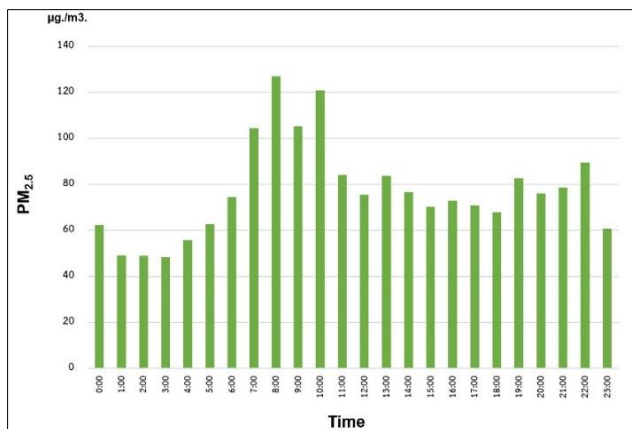


Figure 1 The graph shows Hourly $PM_{2.5}$ Concentration

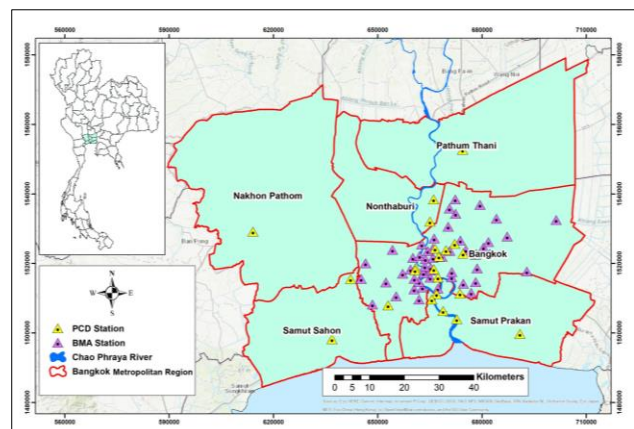


Figure 2 Study Area and Locations of $PM_{2.5}$ Air Quality Monitoring Stations

2.1 ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ซึ่งในงานวิจัยฉบับนี้จะใช้ปัจจัยอุตุนิยมวิทยา จำนวน 4 ปัจจัย คือ ความเร็วลม อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศ (Chalermpong *et al.*, 2021; Wu *et al.*, 2022) โดยที่ข้อมูลทั้งหมดเป็นข้อมูล ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศของกรมควบคุมมลพิษ จำนวน 23 สถานี ร่วมกับสถานีตรวจวัดของกรุงเทพมหานคร จำนวน 50 สถานี รวมทั้งหมดเป็น 73 สถานี ซึ่งเป็นข้อมูลรายชั่วโมง นำมาจัดรูปแบบของข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน ในระยะเวลา 5 ปี ตั้งแต่วันที่ 1 มกราคม 2019 ถึง วันที่ 31 ธันวาคม 2023

2.2 ข้อมูล AOD ที่ได้จากดาวเทียม Himawari-8 เป็นดาวเทียมอุตุนิยมวิทยาที่มีวงโคจรค้างฟ้าสัญชาติญี่ปุ่น (Japan Meteorological Agency: JMA) มีรายละเอียดเชิงเวลาที่เหมาะสมสำหรับการศึกษการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ เพราะมีความถี่ในการให้บริการข้อมูลทุก ๆ 10 นาที ดังนั้น ทำให้ในรอบวัน ดาวเทียม Himawari-8 จะให้ข้อมูล AOD ได้มากถึง 144 ครั้ง นับว่าเป็นข้อมูลจากดาวเทียมที่มีความถี่มากที่สุดของดาวเทียมประเภทที่ให้บริการค่า AOD ซึ่งได้มาจากการวิเคราะห์ข้อมูลในช่วงอินฟราเรดความยาวคลื่นสั้นและมีการตอบสนองในช่วงความยาวคลื่น 0.455 0.645 1.61 และ 2.26 ไมโครเมตร และมีรายละเอียดเชิงพื้นที่อยู่ในระดับปานกลาง ที่ 5×5 กิโลเมตร และเป็นข้อมูลในระดับ 3 (Gupta *et al.*, 2021; Zang *et al.*, 2022) ข้อมูล AOD นี้ถูกนำมาจัดให้อยู่ในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน

2.3 ข้อมูลสังคมเมือง เป็นข้อมูลที่ใช้ในการศึกษากิจกรรมทางพื้นที่ในเมืองของมนุษย์ที่มีอิทธิพลต่อปริมาณความเข้มข้น $PM_{2.5}$ ซึ่งในงานวิจัยฉบับนี้จะใช้ 3 ปัจจัย คือ ความเร็วของรถ ความหนาแน่นประชากร และการใช้ประโยชน์ที่ดิน

2.3.1 ความเร็วของรถ เป็นข้อมูลความเร็วของรถทุกคันที่อยู่บนถนนเส้นนั้น ๆ รอบสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศจากมูลนิธิศูนย์ข้อมูลจราจรอัจฉริยะไทย (ITIC) สำหรับการใช้ข้อมูลความเร็วรถในงานวิจัยฉบับนี้ นับเป็นความแปลกใหม่สำหรับงานวิจัยด้านการศึกษปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ เนื่องจากในงานวิจัยก่อนหน้านี้ มักใช้พื้นที่ของถนนมาเป็นตัวแทนในการศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ที่เกิดจากการจราจรเท่านั้น แต่งานวิจัยฉบับนี้ใช้ตำแหน่งของรถจริงที่ได้จากการตรวจจับสัญญาณ GPS แบบ Real Time รถที่ใช้ในการศึกษาส่วนใหญ่เป็นรถประเภท 4 ล้อ รถบรรทุกขนาดใหญ่ และรถบรรทุกขนาดเล็ก และอีกร้อยละ 20 เป็นรถประเภทอื่น ๆ บันทึกในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน

2.3.2 ความหนาแน่นประชากร เป็นข้อมูลที่ได้จาก LandScan ซึ่งได้รับการพัฒนาจากการสำรวจสำมะโนประชากร (Demographic census) และเทคนิคการวิเคราะห์ภาพถ่ายจากระยะไกลมาสร้างแบบจำลองหลายตัวแปร (Multivariate dasymetric modeling) เพื่อจำแนกจำนวนประชากรในหนึ่งกริดในพื้นที่ศึกษา โดยมีความละเอียดเชิงพื้นที่ของหนึ่งช่องกริดเท่ากับ 1×1 ตารางกิโลเมตร บันทึกในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน

2.3.3 ข้อมูลลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดิน ซึ่งได้รับการอนุเคราะห์มาจากกรมพัฒนาที่ดิน บันทึกในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายปี ตั้งแต่ปี 2019 – 2023 จำแนกออกเป็น 9 ประเภท คือ พื้นที่อยู่อาศัย พื้นที่พาณิชยกรรม พื้นที่อุตสาหกรรม พื้นที่ราชการ พื้นที่โล่ง พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ป่า พื้นที่น้ำ และพื้นที่คมนาคม

3. ขั้นตอนและกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล

3.1 ข้อมูล $PM_{2.5}$ และปัจจัยอุตุนิยมวิทยา ซึ่งประกอบด้วย ความเร็วลม อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความกดอากาศ ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศทั้ง 73 สถานี นำมาจัดให้อยู่ในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวันและค่าเฉลี่ยรายเดือน

3.2 รวบรวมข้อมูล AOD จากดาวเทียม Himawari-8 ในรูปแบบของ Net CDF มาสกัดค่า AOD ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ด้วยวิธีการ Extract Multiple Value และจัดให้อยู่ในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน

3.3 นำข้อมูล $PM_{2.5}$ ค่า AOD และปัจจัยอุตุนิยมวิทยาที่อยู่ในรูปแบบค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือนมาวิเคราะห์สหสัมพันธ์ด้วยวิธีการทางสถิติ ซึ่งในงานวิจัยฉบับนี้ จะเลือกใช้วิธีการหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน (Pearson's Correlation Coefficient) ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01 เพื่อหาค่าความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูล $PM_{2.5}$ กับข้อมูลต่าง ๆ โดยจะเลือกใช้ข้อมูลที่มีค่าสหสัมพันธ์ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01 เท่านั้น มาใช้เป็นตัวแปรนำเข้าไปในแบบจำลอง

3.4 ข้อมูลความเร็วของรถทุกคันที่อยู่บนถนนเส้นรอบ ๆ สถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ นำมาจัดให้อยู่ในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และค่าเฉลี่ยรายเดือน แล้วนำมาแบ่งระยะกันชนออกเป็น 5 ระยะ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ คือ 200, 400, 600, 800 และ 1,000 เมตร จากนั้นนำมาวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์กับข้อมูล $PM_{2.5}$ แล้วคัดเลือกระยะที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) สูงที่สุด มาใช้เป็นตัวแปรนำเข้าไปในแบบจำลอง

3.5 คำนวณความหนาแน่นประชากรจากข้อมูล LandScan Global โดยสร้างระยะกันชนโดยรอบสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ เป็นระยะทาง 1,000 เมตร แล้วคำนวณจำนวนประชากร ภายในระยะกันชนตามสัดส่วนของพื้นที่ใน Pixel นั้น ๆ แล้วนำมาคำนวณความหนาแน่นประชากร จากนั้นนำมาวิเคราะห์หาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ถ้ามีค่าความสัมพันธ์ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01 จึงนำมาใช้เป็นตัวแปรนำเข้าไปในแบบจำลอง

3.6 ข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดิน จำแนกเป็น 9 ประเภท คือ พื้นที่อยู่อาศัย พื้นที่พาณิชยกรรม พื้นที่อุตสาหกรรม พื้นที่ราชการ พื้นที่โล่ง พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ป่า พื้นที่น้ำ และพื้นที่คมนาคม จากนั้นสร้างระยะกันชนจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ตามลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดินในแต่ละประเภทเป็น 5 ระยะ คือ 200, 400, 600, 800 และ 1,000 เมตร จากนั้นนำมาวิเคราะห์หาค่าความสัมพันธ์ เพื่อคัดเลือกระยะห่างที่มีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) ที่มีนัยสำคัญทางสถิติที่ 0.01 สูงที่สุดของการใช้ที่ดินในแต่ละประเภท มาเป็นข้อมูลนำเข้าไปในแบบจำลอง

3.7 การศึกษาในครั้งนี้ เป็นการศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ณ ตำแหน่งของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ และพื้นที่โดยรอบตามที่กำหนดในรูปแบบของ Local เท่านั้น ซึ่งทุกชั้นข้อมูลจะใช้ข้อมูล ณ ตำแหน่งของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ซึ่งเป็นจุดของพิกเซลเดียวกันของทุกชั้นข้อมูลในการวิเคราะห์ เพื่อป้องกันการผิดพลาดของมาตราส่วนพื้นที่ของข้อมูลแต่ละตัว

3.8 ประเมินความซ้ำซ้อนของตัวแปรอิสระก่อนการพัฒนาแบบจำลอง Land Use Regression (LUR) ในการศึกษาี้ ได้ดำเนินการตรวจสอบปัญหา Multicollinearity โดยใช้ค่า Variance Inflation Factor (VIF) และค่า Tolerance ควบคู่กัน โดยกำหนดเงื่อนไขให้ VIF ไม่เกิน 5 และ Tolerance มากกว่า 0.20 ภายหลังจากการคัดเลือกตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กับ $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 แล้ว ตัวแปรทั้งหมดจะถูกนำเข้าสู่การวิเคราะห์ถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ

3.9 วิเคราะห์ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ด้วยแบบจำลอง Land Use Regression การคัดเลือกตัวแปรเป็นไปตามเกณฑ์ทางสถิติเป็นหลัก โดยจะเลือกใช้ปัจจัยที่มีค่าความสัมพันธ์กับข้อมูล $PM_{2.5}$ ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01 และมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (R) สูงสุด ทั้งข้อมูลปัจจัยอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลปัจจัยสังคมเมือง มาวิเคราะห์ผ่านสมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณด้วยวิธีการ Stepwise ซึ่งจะได้ตัวแปรที่เหลืออยู่ในแบบจำลองที่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Yang *et al.*, 2017; Zhang *et al.*, 2022; Zou *et al.*, 2015) การวิเคราะห์ดังกล่าวสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ 1

$$PM_{2.5} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n \quad (1)$$

โดยที่	$PM_{2.5}$	คือ ค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ที่ต้องการทำนาย
	β_0	คือ ค่า intercept หรือค่าคงที่ของสมการ
	$\beta_1 \dots \beta_n$	คือ ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระแต่ละตัว
	$X_1, \dots, X_n$	คือ ปัจจัยทางพื้นที่ที่คัดเลือกไว้

3.10 ประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง ด้วยวิธี LOOCV (Leave-One-Out Cross-Validation) ร่วมกับวิธี 10 - fold Cross-Validation ซึ่งแสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองในรูปแบบของค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (Coefficient of Determination) หรือ R^2 (R-squared) และค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (Root Mean Square Error หรือ RMSE)

3.11 สร้างแผนที่รายเดือนประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีการตรวจวัดคุณภาพอากาศ ดำเนินการโดยนำสมการที่ได้จากแบบจำลอง Land Use Regression มาคำนวณปริมาณความเข้มข้น $PM_{2.5}$ ด้วยค่า AOD จากดาวเทียม Himawari-8 และปัจจัยต่าง ๆ ในพื้นที่ศึกษา และปรับช่องกริดให้มีขนาดเท่ากับ 1×1 กิโลเมตรทั่วทั้งพื้นที่ศึกษา (Cheewinsiriwat, 2016) จากนั้นจึงดำเนินการ Reanalysis ชั้นข้อมูล เพื่อให้ทุกชั้นข้อมูลให้มีขนาดเท่ากับขนาดของช่องกริดก่อนที่จะใช้พยากรณ์ค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ให้กับพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ซึ่งขั้นตอนและกระบวนการวิเคราะห์ข้อมูล สามารถแสดงได้ดัง Figure 3

Results

1. ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับค่า AOD จากดาวเทียม Himawari-8 ปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยา และปัจจัยด้านสังคมเมือง

1.1 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับค่า AOD ในระดับสถานี มีค่าความสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลาง ซึ่งพบว่า ค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือนมีค่าสูงกว่าค่าความสัมพันธ์ของข้อมูล

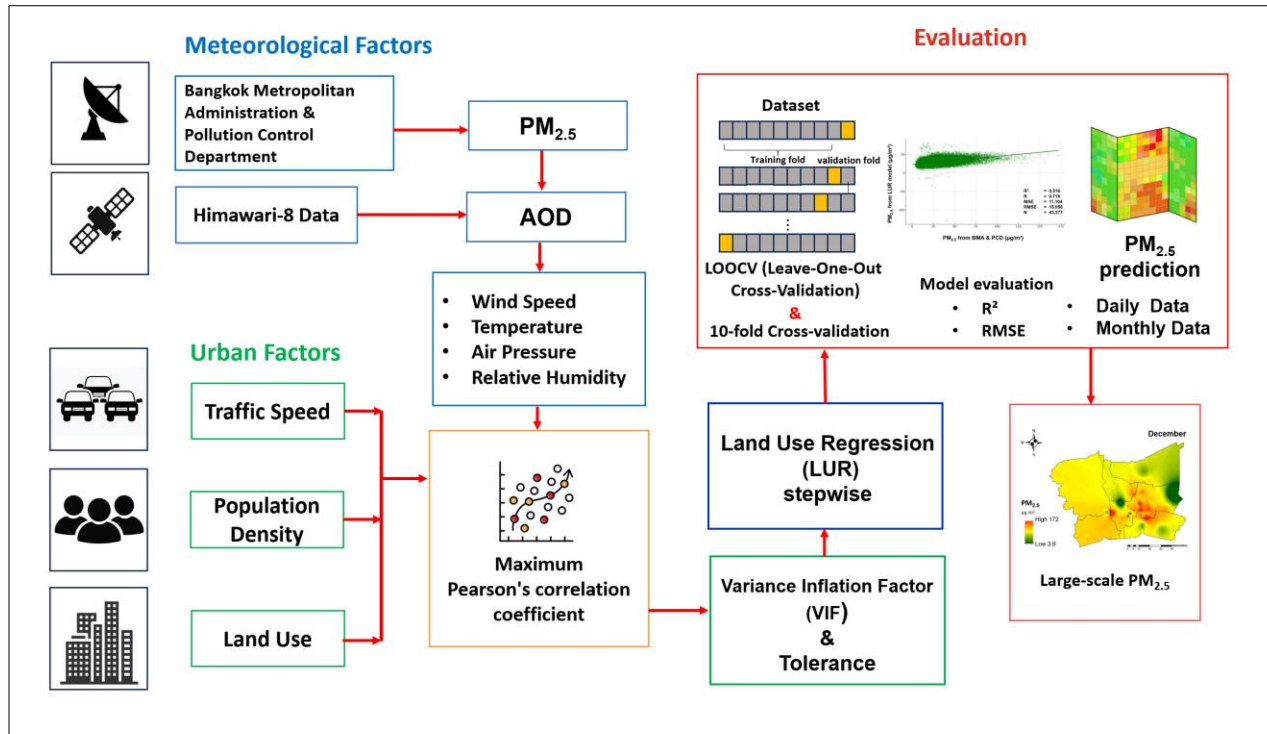


Figure 3 Workflow of research methodology

รูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน โดยที่ ค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือนมีค่าอยู่ในระหว่าง 0.001 – 0.384 ซึ่งในพื้นที่สถานีตลิ่งชัน มีค่าความสัมพันธ์สูงสุด 0.384 รองลงมา คือ สถานีบางบอน บางกะปิ มีนบุรี และวัฒนา โดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.36, 0.35, 0.32 และ 0.28 ตามลำดับ ในขณะที่ค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน ค่าอยู่ในระหว่าง 0.07 – 0.225 ซึ่งสถานีที่มีค่าความสัมพันธ์สูงสุด คือ สถานีตลิ่งชัน เช่นเดียวกัน ซึ่งมีค่าความสัมพันธ์ เท่ากับ 0.225 รองลงมา มีค่าเท่ากับ 0.215, 0.206, 0.055 และ 0.044 ตามลำดับ สามารถแสดงตารางเปรียบเทียบปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} กับค่า AOD จากสถานีตัวอย่างที่มีค่าความสัมพันธ์สูงสุด จำนวน 5 สถานี ได้ดัง Table 1 และผลจากการศึกษาความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือนมีค่าความสัมพันธ์สูงกว่าข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน ทั้งนี้ เนื่องมาจากข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือนจะมีความแปรปรวนน้อยกว่าข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน ซึ่งจะแสดงแนวโน้มและความสัมพันธ์ที่มีความเสถียรมากกว่า ดังนั้น จึงทำให้ค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน มีค่าสูงกว่าค่าความสัมพันธ์ของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน ซึ่งจะมีลักษณะเช่นเดียวกับข้อมูลในรายเดือน รายปี และ รายฤดูกาล

Table 1 Table Comparing PM_{2.5} Concentrations and AOD Values at the Station Level

Stations	AOD	Pearson's Correlation Coefficient (R)	
		Daily	Monthly
Taling Chan	0.80	0.225**	0.384**
Bang Bon	0.76	0.215**	0.360**
Bang Kapi	0.70	0.206**	0.350**
Minburi	0.62	0.055**	0.316**
Watthana	0.58	0.044**	0.280**

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed)

จากตารางเปรียบเทียบปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} กับค่า AOD ในระดับสถานี จะเห็นได้ว่า ค่า AOD ที่ได้จากดาวเทียม Himawari-8 มีความสัมพันธ์เชิงบวกกับปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} ในทุกสถานีตรวจวัด ถึงแม้ความสัมพันธ์จะอยู่ในระดับปานกลาง แต่มีความสัมพันธ์กันในหลายช่วงเวลา และมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ 0.01 แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของข้อมูล AOD ในการนำมาใช้ร่วมกับข้อมูลจากสถานีภาคพื้นดิน ในพื้นที่ที่มีจำนวนจำกัดได้เป็นอย่างดี

ถ้าพิจารณาเป็นรายเดือน จะพบว่า ในช่วงที่มีค่าความสัมพันธ์สูงจะเป็นช่วงเดือนมกราคม กุมภาพันธ์ ตุลาคม พฤศจิกายน และธันวาคม ซึ่งเป็นช่วงฤดูหนาวของประเทศไทย รองลงมาคือในช่วงฤดูร้อนในเดือนมีนาคม เมษายน และพฤษภาคม แต่ในช่วงฤดูฝนเดือนมิถุนายน กรกฎาคม สิงหาคม และกันยายน ค่าความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ PM_{2.5} กับค่า AOD จะมีค่าต่ำ ทั้งชุดข้อมูลในรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน สามารถแสดงค่าความสัมพันธ์รายเดือน ได้ดัง Table 2

Table 2 A comparative table of the correlation coefficients between PM_{2.5} concentrations and AOD on a monthly

Month	AOD	Pearson's Correlation Coefficient (R)	
		Daily	Monthly
January	1.02	0.170**	0.308**
February	1.01	0.179**	0.161**
March	0.44	0.146**	0.032**
April	0.86	0.090**	0.126**
May	0.69	0.054**	0.031**
June	0.51	0.056**	0.054**
July	0.38	0.099**	0.097**
August	0.41	0.020**	0.069**
September	0.62	0.030**	0.085**
October	0.38	0.089**	0.202**
November	0.50	0.105**	0.268**
December	1.87	0.123**	0.326**

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed)

1.2 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับปัจจัยอุตุนิยมวิทยา พบว่า ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์แบบเพียร์สัน ที่ระดับนัยสำคัญทางสถิติ 0.01 ระหว่างข้อมูลปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ซึ่งประกอบด้วย ความเร็วลม อุณหภูมิ ความกดอากาศ และความชื้นสัมพัทธ์ สำหรับข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน พบว่า ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มีค่าความสัมพันธ์กับข้อมูลความชื้นสัมพัทธ์ สูงที่สุด เท่ากับ - 0.346 รองลงมาคือ ความกดอากาศ อุณหภูมิ และความเร็วลม โดยมีค่าเท่ากับ 0.336, - 0.182 และ -0.110 ตามลำดับ สำหรับข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มีค่าความสัมพันธ์กับข้อมูลความกดอากาศสูงที่สุด โดยมีค่าเท่ากับ 0.430 รองลงมาคือ ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ และความเร็วลม โดยมีค่า - 0.392, - 0.212 และ - 0.145 ตามลำดับ สามารถแสดงได้ดัง Table 3

Table 3 Correlations between the meteorological factors and $PM_{2.5}$ concentrations

Meteorological Factors	Wind Speed	Temperature	Relative Humidity	Air Pressure
Daily	- 0.110**	- 0.182**	- 0.346**	0.336**
Monthly	- 0.145**	-0.212**	-0.392**	0.430**

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

1.3 ค่าความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับปัจจัยสังคมเมือง ซึ่งประกอบด้วย ข้อมูลความเร็วของรถ ความหนาแน่นประชากร และการใช้ประโยชน์ที่ดินประเภทต่าง ๆ พบว่า ความเร็วของรถ ความหนาแน่นประชากร การใช้ประโยชน์ที่ดินประเภท เกษตรกรรม พาณิชยกรรม ราชการ และพื้นที่เส้นทางคมนาคม มีค่าความสัมพันธ์สูงสุดที่ระยะห่างจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ 1,000 เมตร พื้นที่ป่าและอุตสาหกรรมจะมีค่าความสัมพันธ์สูงสุดที่ระยะห่าง 800 เมตร พื้นที่โล่ง และพื้นที่น้ำ จะมีค่าสูงสุด ที่ระยะห่าง 400 เมตร ที่อยู่อาศัย มีค่าความสัมพันธ์สูงสุดที่ระยะห่าง 200 เมตร โดยทุกปัจจัยมีค่าความสัมพันธ์กับค่า $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญที่ 0.01 ดังแสดงใน Table 4 ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยสังคมเมืองกับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ พบว่า การใช้ประโยชน์ที่ดิน จะมีความสัมพันธ์ทั้งในเชิงบวกและเชิงลบ ตามลักษณะของกิจกรรมต่างๆ ในแต่ละประเภทการใช้ที่ดิน ที่ส่งผลต่อการเกิดมลพิษและปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ แต่ข้อมูลความเร็วของรถ และความหนาแน่นประชากร จะมีความสัมพันธ์เป็นลบ ทั้งนี้ เนื่องมาจากในช่วงที่ความเร็วต่ำมักเกิดภาวะการจราจรติดขัด ส่งผลให้การเผาไหม้ไม่สมบูรณ์และเกิดการปล่อยมลพิษที่มีการสะสมสูงขึ้น ในทางตรงกันข้าม เมื่อความเร็วเพิ่มขึ้น การไหลของจราจรดีขึ้น ลดการหยุดนิ่งและการเร่งเครื่องซ้ำ ดังนั้น จึงส่งผลให้ผลค่าความเร็วของรถจึงมีค่าความสัมพันธ์เป็นลบกับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ เช่นเดียวกับความหนาแน่นของประชากร เนื่องมาจากในพื้นที่ศึกษา เป็นพื้นที่ที่มีความซับซ้อนของโครงสร้างเมืองสูง เพราะเป็นศูนย์กลางของเมืองที่มีประชากรหนาแน่นมาก แต่ในพื้นที่ก็มีระบบการขนส่งมวลชน BTS Skytrain และ MRT Bangkok รองรับระบบการคมนาคม รวมถึงมาตรการควบคุมมลพิษที่เข้มงวด ไม่มีการเผาไหม้ในพื้นที่โล่ง จึงอาจจะส่งผลให้การปล่อยมลพิษต่อหัวลดลง ขณะที่พื้นที่ชานเมืองซึ่งมีความหนาแน่นต่ำกลับมีการใช้รถยนต์ส่วนบุคคล

บุคคล การเผาในที่โล่งมากกว่า ทำให้การปล่อยมลพิษต่อหัวสูง จึงทำให้ปริมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ แปรผันตามความหนาแน่นของประชากรในพื้นที่ทั่วไป แต่ในพื้นที่ที่มีความซับซ้อนของเมืองสูงเช่นพื้นที่ศึกษาความหนาแน่นของประชากรอาจจะแปรผกผันกับปริมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ อีกทั้งความหนาแน่นของประชากร ได้จากสำมะโนประชากรไม่ได้นับรวมจำนวนประชากรแฝงที่อยู่ในพื้นที่ศึกษาด้วย

Table 4 The Highest correlations between $PM_{2.5}$ concentrations and urban factors and the selected radius from the monitoring stations

Urban factors	Selected Radius from the Monitoring Stations (Meters)	Daily	Monthly
Traffic Speed	1000	-0.054**	-0.078**
Population Density	1000	-0.014**	-0.011**
Agriculture	1000	0.064**	0.069**
Commercial	1000	-0.067**	-0.064**
Government	1000	0.055**	0.104**
Transportation	1000	0.057**	0.081**
Forest	800	-0.044**	-0.092**
Industrial	800	-0.040**	-0.099**
Open Space	400	0.066**	0.094**
Water Bodies	400	0.067**	0.041**
Residential	200	0.053**	0.045**

** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed)

จากผลการศึกษาปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยา และด้านสังคมเมือง พบว่า ปัจจัยอุตุนิยมวิทยาจะมีความสัมพันธ์สูงกว่าปัจจัยสังคมเมือง โดยเฉพาะความกดอากาศและความชื้นสัมพัทธ์ รองลงมา คือ อุณหภูมิ ความเร็วลม พื้นที่ราชการ พื้นที่อุตสาหกรรม พื้นที่โล่ง พื้นที่ป่าไม้ พื้นที่เส้นทางคมนาคม ความเร็วรถ พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่พาณิชยกรรม พื้นที่อยู่อาศัย พื้นที่น้ำ และความหนาแน่นประชากร โดยมีค่าความสัมพันธ์เท่ากับ 0.430, -0.392, -0.212, -0.145, 0.104, -0.099, 0.094, -0.092, 0.081, -0.078, 0.069, -0.064, 0.045, 0.041 และ -0.011 ตามลำดับ โดยมีปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในเชิงบวก จำนวน 6 ปัจจัย คือ ความกดอากาศ พื้นที่ราชการ พื้นที่โล่ง พื้นที่เส้นทางคมนาคม พื้นที่อยู่อาศัย และพื้นที่น้ำ กล่าวคือ ถ้าปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มีค่าสูง ปัจจัยดังกล่าวก็จะมีค่าสูงตามไปด้วย และมีปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในเชิงลบ จำนวน 9 ปัจจัย คือ ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ ความเร็วลม พื้นที่อุตสาหกรรม พื้นที่ป่าไม้ ความเร็วของรถ พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่พาณิชยกรรม ความหนาแน่นของประชากร กล่าวคือ ถ้าปัจจัยดังกล่าว

มีค่าสูง ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ จะมีค่าต่ำ แต่ถ้าย้ายดังกล่าวมีค่าต่ำ ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ จะมีค่าสูง ค่าความสัมพันธ์ระหว่างปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กับปัจจัยอุตุนิยมวิทยา ปัจจัยสังคมเมือง และค่า AOD สามารถแสดงได้ดัง Figure 4

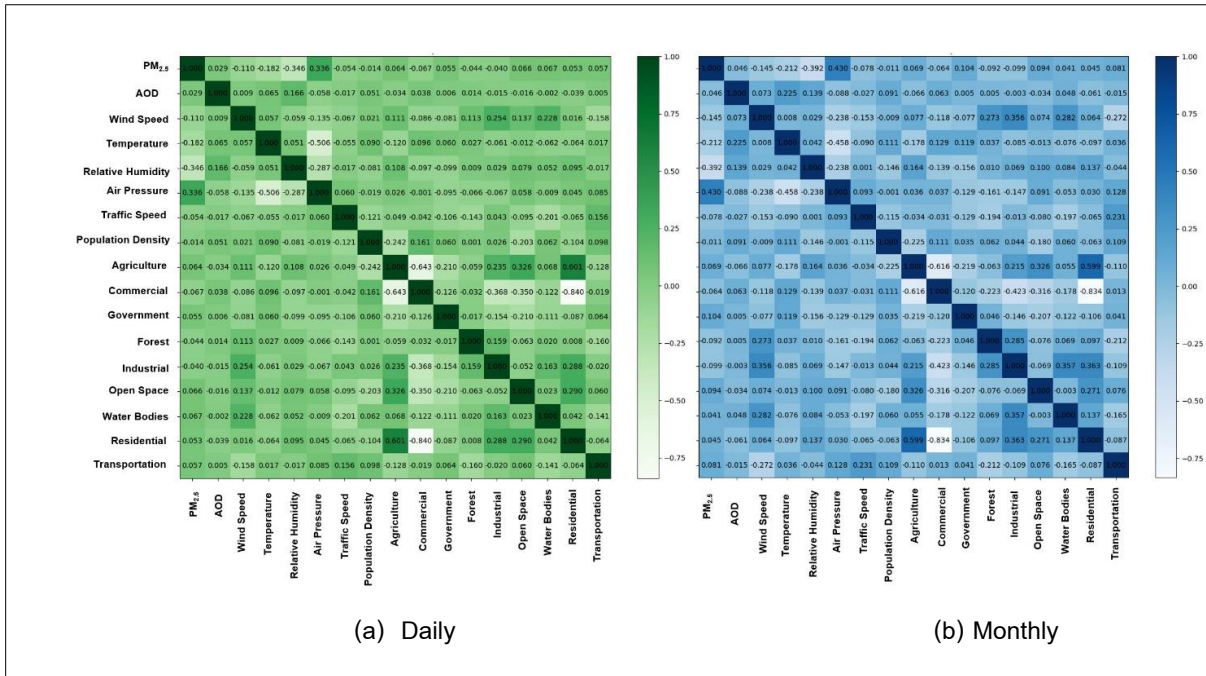


Figure 4 Relationships between $PM_{2.5}$ concentration and meteorological factors, urban factors, and AOD from the Himawari-8 satellite

2. ผลการพัฒนาแบบจำลอง Land Use Regression เพื่อประมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$

การประเมินความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ด้วยแบบจำลอง Land Use Regression ด้วยการ ปรับค่าพารามิเตอร์ของ สมการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ด้วยวิธีการ Stepwise ในการคัดเลือกปัจจัยเข้าและนำออกทีละขั้นจนกระทั่งเหลือตัวแปรอยู่ใน แบบจำลองที่มีความสำคัญทางสถิติตามที่กำหนด ในปี 2019 - 2023 พบว่า ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวันแบบจำลอง จะคัดเลือกตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติได้ทั้งหมด 12 ปัจจัย ซึ่งสามารถแสดงความสัมพันธ์ได้ดังสมการที่ (2) ขณะที่ข้อมูล ในรูปแบบค่าเฉลี่ยรายเดือน แบบจำลองจะคัดเลือกตัวแปรที่มีนัยสำคัญเพิ่มขึ้นเป็น 15 ปัจจัย ซึ่งแสดงรายละเอียดได้ ดังสมการที่ (3)

$$\begin{aligned}
 PM_{2.5} \text{ Daily} = & -976.523 - (0.532 * RH) + (1.043 * AP) - (3.988 * WS) + (6.071 * \text{Water Bodies}) \\
 & + (4.968 * AOD) - (0.128 * TS) + (3.290 * \text{Open Space}) + (3.102 * \text{Government}) \\
 & + (8.786 * \text{Agriculture}) - (0.415 * TEM) + (6.356 * \text{Transportation}) - (4.7 * POP)
 \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} PM_{2.5 \text{ Monthly}} = & -1514.108 + (1.593 * AP) - (0.645 * RH) - (1.643 * \text{Commercial}) - (0.221 * TS) \\ & - (6.33 * \text{Industrial}) + (3.61 * \text{Water Bodies}) - (1.90 * WS) - (2.381 * \text{Residential}) \\ & - (1.670 * \text{Forest}) - (7.594 * \text{POP}) + (3.515 * \text{AOD}) - (0.512 * \text{TEM}) + (2.91 * \text{Government}) \\ & + (2.137 * \text{Open Space}) + (5.210 * \text{Agriculture}) \end{aligned} \quad (3)$$

โดยที่ AOD = Aerosol Optical Depth WS = Wind speed TEM = Temperature
 RH = Relative humidity AP = Air pressure TS = Traffic speed
 POP = Population density Residential = Residential area Commercial = Commercial area
 Forest = Forest area Industrial = Industrial area Government = Government area
 Transportation = Transportation area Open Space = Open Space area Agriculture = Agriculture area
 Water Bodies = Water Bodies area

Table 5 Regression coefficients of daily average data based on the Land Use Regression (LUR) model

	Unstandardized Coefficients		Beta	t	Sig.
	B	Std. error			
(Constant)	-976.523	29.046		-33.620	<0.001
Relative humidity	-0.532	0.008	-0.325	-67.162	<0.001
Air pressure	1.043	0.028	0.207	37.407	<0.001
Wind speed	-3.988	0.140	-0.135	-28.449	<0.001
Water Bodies	6.071	0.000	0.111	23.622	<0.001
AOD	4.968	0.216	0.103	22.982	<0.001
Traffic speed	-0.128	0.12	-0.049	-10.502	<0.001
Open Space	3.290	0.000	0.072	14.520	<0.001
Government	3.102	0.000	0.073	15.508	<0.001
Agriculture	8.786	0.000	0.089	18.057	<0.001
Temperature	-0.415	0.046	-0.048	-9.114	<0.001
Transportation	6.356	0.000	0.040	8.642	<0.001
Population density	-4.700	0.000	-0.020	-4.188	<0.001

จาก Table 5 การวิเคราะห์ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน โดยใช้ปัจจัยทั้งหมด 16 ปัจจัย วิเคราะห์ผ่านแบบจำลอง Land Use Regression พบว่า ปัจจัยที่ถูกคัดเลือกให้อยู่ในแบบจำลองและมีความสำคัญทางสถิติเหลือจำนวน 12 ปัจจัย ซึ่งปัจจัยที่มีความสัมพันธ์กับค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มากที่สุด คือ ความชื้นสัมพัทธ์ รองลงมา คือ ความกด

อากาศ ความเร็วลม พื้นที่น้ำ ค่า AOD พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่ราชการ พื้นที่โล่ง ความเร็วรถ อุณหภูมิ พื้นที่คมนาคม และความหนาแน่นประชากร ตามลำดับ

ในขณะที่การวิเคราะห์ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน โดยใช้ปัจจัยทั้งหมด 16 ปัจจัย เช่นกัน วิเคราะห์ผ่านแบบจำลอง Land Use Regression พบว่า ปัจจัยที่ถูกคัดเลือกให้อยู่ในแบบจำลองและมีความสำคัญทางสถิติเหลือจำนวน 15 ปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ต่อค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ และปัจจัยที่มีความสัมพันธ์มากที่สุด คือ ความชื้นสัมพัทธ์ รองลงมา คือ ความกดอากาศ พื้นที่พาณิชยกรรม ความเร็วรถ พื้นที่น้ำ ความเร็วลม พื้นที่ราชการ พื้นที่เกษตรกรรม พื้นที่อยู่อาศัย พื้นที่โล่ง ค่า AOD อุณหภูมิ พื้นที่อุตสาหกรรม ความหนาแน่นของประชากร และพื้นที่ป่า ตามลำดับ และมีปัจจัยจำนวน 1 ตัวที่ไม่มี ความสำคัญทางสถิติ 0.01 คือ พื้นที่คมนาคม สามารถแสดงได้ดัง Table 6

Table 6 Regression coefficients of monthly average data based on the Land Use Regression (LUR) model

	Unstandardized Coefficients		Beta	t	Sig.
	B	Std. error			
(Constant)	-1514.108	116.657		-12.979	<0.001
Air pressure	1.593	0.112	0.321	14.254	<0.001
Relative humidity	-0.645	0.037	-0.340	-17.283	<0.001
Commercial	-1.643	0.000	-0.123	-2.434	<0.001
Traffic speed	-0.221	0.045	-0.106	-4.929	<0.001
Industrial	-6.330	0.000	0.050	-2.109	<0.001
Water Bodies	3.615	0.000	0.103	4.918	<0.001
Wind speed	-1.907	0.428	-0.093	-4.450	<0.001
Residential	-2.381	0.000	-0.066	-1.698	<0.001
Forest	-1.670	0.000	-0.037	-1.712	<0.001
Population density	-7.594	0.000	-0.042	-2.196	<0.001
AOD	3.515	1.250	0.053	2.813	<0.001
Temperature	-0.512	0.221	-0.050	-2.312	<0.001
Government	2.910	0.000	0.092	3.593	<0.001
Open Space	2.137	0.000	0.061	2.715	<0.001
Agriculture	5.210	0.000	0.070	2.547	<0.001

นอกจากนี้ ยังพบว่า ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือนมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงกว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน ซึ่งมีค่า เท่ากับ 0.339 หมายความว่า สมการที่ได้สามารถอธิบายความแปรปรวนของค่า $PM_{2.5}$ ได้ร้อยละ 33.9 และมีค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 9.971 ในขณะที่ ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.236 สามารถอธิบายความแปรปรวนของค่า $PM_{2.5}$

ได้ร้อยละ 23.6 และมีค่าความผิดพลาดกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 14.470 และเมื่อพิจารณาเป็นรายปี ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน ก็จะมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) สูงกว่าค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจของข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน เช่นกัน โดยที่ จะมีค่าอยู่ในระหว่าง 0.343 – 0.456 ซึ่งมีค่า R^2 สูงสุดในปี 2020 มีค่าเท่ากับ 0.456 สามารถอธิบายความแปรปรวนของค่า $PM_{2.5}$ ได้ร้อยละ 45.6 ในขณะที่ ข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน มีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) อยู่ในระหว่าง 0.248 – 0.380 และมีค่า R^2 สูงสุดในปี 2020 เช่นเดียวกัน ซึ่งมีค่าเท่ากับ 0.380 สามารถอธิบายความแปรปรวนของค่า $PM_{2.5}$ ได้ร้อยละ 38.0 สามารถแสดงได้ดัง Table 7

Table 7 The performance of Land Use Regression models 2019 – 2023

Year	Daily		Monthly	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
2019 – 2023	0.236	14.470	0.339	9.971
2019	0.312	14.901	0.432	7.626
2020	0.380	7.893	0.456	10.870
2021	0.283	14.944	0.417	9.823
2022	0.250	12.986	0.347	10.053
2023	0.248	14.039	0.343	8.482

ถ้าพิจารณาเป็นรายฤดูกาล ก็จะพบว่า ในช่วงฤดูหนาว (พฤศจิกายน – กุมภาพันธ์) แบบจำลองจากข้อมูลรายวัน จะมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) เท่ากับ 0.305 และมีค่าความคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ย (RMSE) เท่ากับ 9.509 ขณะที่แบบจำลองจากข้อมูลรายเดือนให้ค่า R^2 สูงขึ้นเป็น 0.345 อย่างไรก็ตาม ค่า RMSE เพิ่มขึ้นเป็น 15.958 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) รองลงมา คือ ฤดูร้อน (มีนาคม – พฤษภาคม) และฤดูฝน (มิถุนายน - ตุลาคม) ตามลำดับ ทั้งข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายวัน และข้อมูลรูปแบบของค่าเฉลี่ยรายเดือน สามารถแสดงค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) ได้ดัง Table 8 และ Figure 5

Table 8 The performance of Land Use Regression models

Seasonal	Daily		Monthly	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Winter	0.305	9.509	0.345	15.958
Summer	0.162	12.656	0.244	10.347
Rain	0.159	8.909	0.212	15.656

ผลจาก Table 8 ที่แสดงให้เห็นว่า ในฤดูหนาว ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ จะมีค่าสูงที่สุด ทั้งนี้เนื่องมาจากในฤดูหนาว ลักษณะอากาศที่เย็นและนิ่ง ซึ่งจะก่อให้เกิดการสะสมตัวของปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่โดยไม่กระจายไปยังที่อื่น ความชื้นที่ต่ำและลมที่อ่อนในฤดูหนาวทำให้ฝุ่นละอองคงตัวและมีความเข้มข้นสูง ในขณะที่ฤดูร้อนมีการเคลื่อนย้ายของอากาศทำให้การกระจายตัวของปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ การสะสมที่ต่ำกว่า ส่งผลให้ค่า R^2 ในฤดูร้อนต่ำกว่าฤดูหนาว ในฤดูฝน ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) มักจะต่ำกว่าฤดูหนาว และฤดูร้อน เนื่องจากฝนที่ตกช่วยชะล้างมลพิษออกจากอากาศ ทำให้ ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ลดลง และเกิดการกระจายตัวได้ดี ดังนั้น ค่า R^2 จึงมีค่าต่ำที่สุด

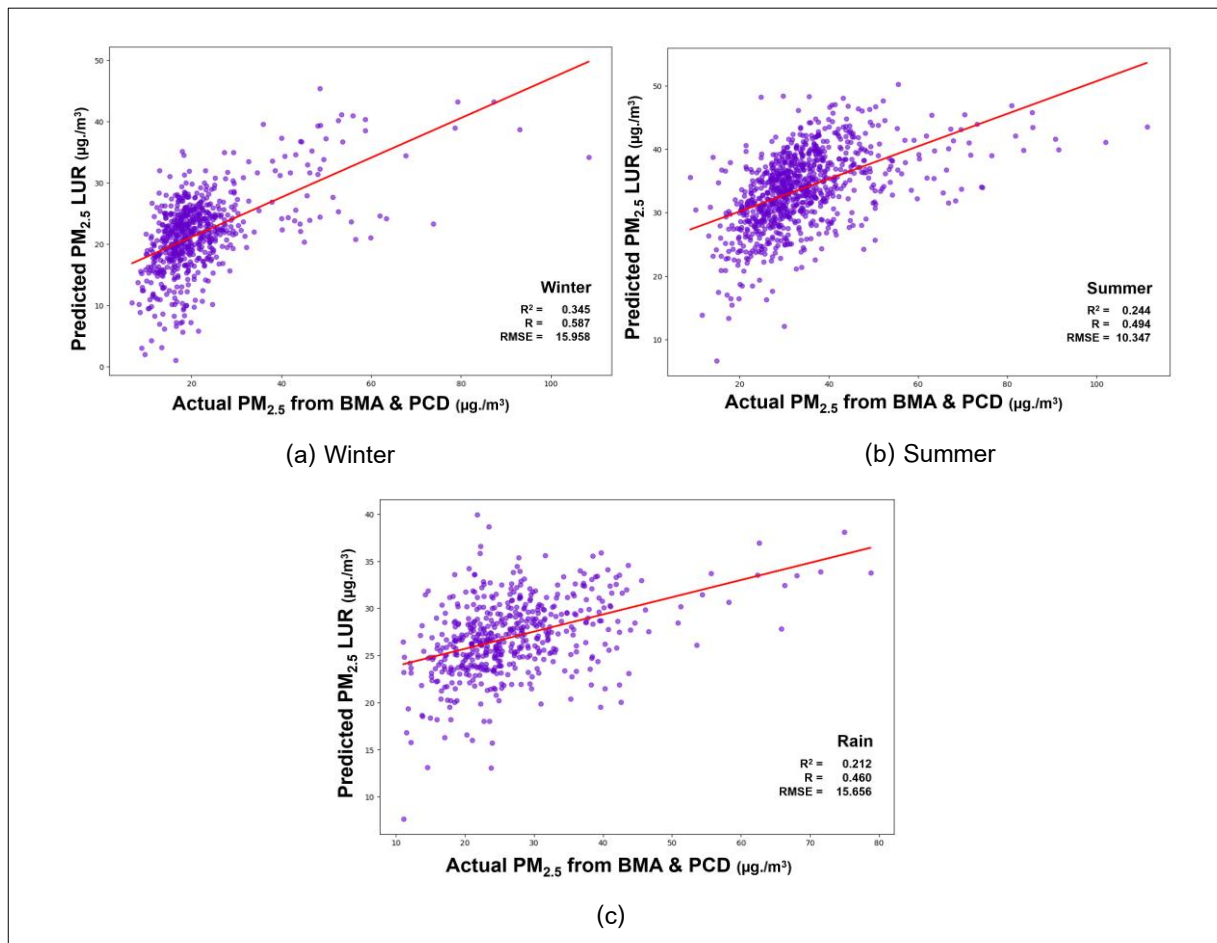


Figure 5 The graph shows the predicted $PM_{2.5}$ using the Land Use Regression by season

จาก Figure 5 รูปแบบที่ได้จาก Predicted และ Actual ดังกราฟ สามารถแสดงให้เห็นได้ว่า ในฤดูหนาวแสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ที่ดีกว่าในฤดูร้อนและฤดูฝน เนื่องจากฤดูหนาวมักมีมลพิษสะสมในอากาศมากขึ้นทำให้ข้อมูลปริมาณความ

เข้มข้นของ $PM_{2.5}$ กระจุกตัวกันอย่างหนาแน่น ดังกราฟ a ขณะฤดูร้อนและฤดูฝนมีการกระจายตัวของมลพิษดีขึ้น ซึ่งทำให้การทำนายมีความแม่นยำน้อยลง โดยเฉพาะในฤดูฝนที่การชะล้างฝุ่นและมลพิษจากฝนส่งผลให้การทำนายค่าฝุ่นมีความคลาดเคลื่อนมากขึ้น ทำให้ข้อมูลปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ เกิดการกระจายตัวดังกราฟ b และ c

ท้ายที่สุด นำแบบจำลอง Land Use Regression ที่ได้รับการพัฒนาแล้วมาสร้างแผนที่รายเดือนประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีการตรวจวัดคุณภาพอากาศ ด้วยสมการของค่าเฉลี่ยรายเดือน สามารถสร้างแผนที่ได้ดัง Figure 6 ทั้งนี้ แผนที่แสดงค่าของจุดตัวแทนในพื้นที่ศึกษา ซึ่งแต่ละจุดห่างกัน 1 กิโลเมตร ปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยา ณ ตำแหน่งจุดตัวแทนได้จากการดำเนินการ Reanalysis ขึ้นข้อมูลให้มีขนาด 1 X 1 กิโลเมตรเท่ากันทุกชั้นข้อมูล ค่า AOD เป็นค่าจากดาวเทียม Himawari-8 ณ จุดตัวแทน ค่าความหนาแน่นประชากรเป็นค่าจากข้อมูล Landsat ณ จุดตัวแทนเช่นกัน สำหรับปัจจัยด้านการใช้ที่ดินและความเร็วรถได้มาจากการคำนวณข้อมูลภายในระยะกันชนที่กำหนด

ผลจากการสร้างแผนที่รายเดือนประมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีการตรวจวัดคุณภาพอากาศ ด้วยแบบจำลอง Land Use Regression พบว่า มีความสอดคล้องกับผลการวิเคราะห์ ในรายเดือนและรายฤดูกาล โดยพบได้ว่า ในช่วงฤดูหนาว (พฤศจิกายน – กุมภาพันธ์) ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ จะมีระดับที่สูง และมีพื้นที่ในการกระจายที่กว้าง กว่าในฤดูร้อน (มีนาคม – พฤษภาคม) และฤดูฝน (มิถุนายน – ตุลาคม) จากพื้นที่ศึกษา จะเห็นได้ว่า พื้นที่ที่มีความหนาแน่นของปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ จะกระจุกตัวอยู่ในบริเวณกรุงเทพมหานครชั้นในมากที่สุด ซึ่งจะสอดคล้องกับในพื้นที่จริง และข้อมูลที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ

Discussion

ผลการประเมินปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ด้วยแบบจำลอง Land Use Regression ในพื้นที่กรุงเทพมหานคร และปริมณฑลสะท้อนให้เห็นถึงบทบาทของทั้งปัจจัยอุตุนิยมวิทยา ปัจจัยสังคมเมือง และข้อมูล AOD ที่มีอิทธิพลต่อความแปรผันของ $PM_{2.5}$ ในลักษณะเฉพาะของพื้นที่เมืองขนาดใหญ่ที่มีความซับซ้อนสูง แต่ผลจากการศึกษาจะเห็นได้ว่า การศึกษาข้อมูล AOD ร่วมกับข้อมูล ณ ตำแหน่งตรวจวัดคุณภาพอากาศ อาจจะยังดักจับความซับซ้อนแบบ Mixed land-use ของพื้นที่กรุงเทพและปริมณฑลได้ในระดับหนึ่งเท่านั้น เพราะผลจากการศึกษา พบว่า ค่า R^2 เท่ากับ 0.339 ซึ่งจะอยู่ในระดับปานกลาง แต่มีความสอดคล้องกับผลของการวิจัยของ Chalermpong *et al.* (2021), Cheewinsirawat (2016) และ Zou *et al.* (2015) ที่ระบุว่า แบบจำลอง Land Use Regression ในพื้นที่ที่มีจำนวนสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศจำกัด มักมีความแม่นยำในระดับปานกลาง ดังนั้นในการศึกษาและวิจัยครั้งต่อไป ควรนำหลักการเรียนรู้ของเครื่องมาวิเคราะห์ร่วมด้วย เช่นงานของ Makhdoomi *et al.* (2025) และงานของ Mohammadi *et al.* (2024) ซึ่งอาจจะเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้นในการศึกษาปริมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ด้านปัจจัย แสดงให้เห็นได้ว่าปัจจัยด้านอุตุนิยมวิทยามีความสัมพันธ์สูงสุด และมีค่าสูงกว่าปัจจัยด้านสังคมเมือง โดยเฉพาะความชื้นสัมพัทธ์และความกดอากาศ ซึ่งมีค่าความสัมพันธ์สูงและทิศทางสอดคล้องกับผลการศึกษาของ Chen *et al.* (2020) และ Nguyen *et al.* (2024) ที่แสดงให้เห็นได้ว่า ปัจจัยทางด้านอุตุนิยมวิทยามีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญ โดยจะเห็นได้ว่า เมื่ออากาศแห้ง ลมสงบ

อุณหภูมิต่ำ จะทำให้มีปริมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ สูง แต่จะมีปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ต่ำ เมื่ออากาศขึ้น มีลมพัดแรง และมีอุณหภูมิสูง ปัจจัยด้านสังคมเมือง พบว่าลักษณะการใช้ประโยชน์ที่ดินแต่ละประเภทมีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ในระดับที่แตกต่างกันไป ซึ่งใกล้เคียงกับข้อค้นพบจากงานศึกษาก่อนหน้าในเมืองใหญ่ของไทยและต่างประเทศ (Cheewinsirawat *et al.*, 2022; Mukherjee & Agrawal, 2018; Thongthammachart *et al.*, 2022) ในส่วนของข้อมูล AOD จากดาวเทียมของ Himawari-8 พบว่า มีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ อย่างมีนัยสำคัญ แม้ระดับความสัมพันธ์อยู่ในระดับปานกลาง แต่ยังคงมีความสัมพันธ์กันในหลายช่วงเวลา ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัยที่ระบุว่าข้อมูล AOD มีศักยภาพในการนำมาใช้ร่วมกับข้อมูลที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ เพื่อประมาณความสัมพันธ์ของ $PM_{2.5}$ ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัดได้อย่างมีประสิทธิภาพ เช่นเดียวกับงานของ Song *et al.* (2022), Wang *et al.* (2021) และ Wei *et al.* (2021) แต่ข้อจำกัดของดาวเทียม Himawari – 8 มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 5x5 กิโลเมตร ซึ่งอาจสามารถจับความแปรปรวนของ $PM_{2.5}$ ในระดับจุลภาคได้ไม่ดีเท่าที่ควร จึงทำให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์กับปริมาณค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ มีค่าน้อย ดังนั้น ในการศึกษาครั้งต่อไป จึงควร Downscaling ให้มีรายละเอียดเชิงพื้นที่ที่ดีกว่าเช่นเดียวกับงานของ Lang *et al.* (2023)

Conclusions

จากการศึกษาในครั้งนี้แสดงให้เห็นได้ว่า ปริมาณความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดมีความสัมพันธ์อย่างมีนัยสำคัญกับข้อมูลปัจจัยทุกตัว โดยเฉพาะความกดอากาศและความชื้นสัมพัทธ์ นอกจากนี้ ค่าความเข้มข้นของ $PM_{2.5}$ ยังมีความสัมพันธ์กับ ข้อมูล AOD ที่ได้จากดาวเทียม Himawari-8 แสดงให้เห็นได้ว่า ในพื้นที่ที่มีจำนวนสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศอยู่อย่างจำกัด สามารถใช้ข้อมูล AOD ซึ่งมีศักยภาพในการนำมาศึกษาร่วมกับข้อมูล ณ สถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศได้ในระดับปานกลาง แบบจำลอง Land Use Regression เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ ในลักษณะเฉพาะของพื้นที่เมืองขนาดใหญ่ที่มีความซับซ้อนสูง และมีความยืดหยุ่นในการประยุกต์ใช้ร่วมกับชุดข้อมูลที่มีความซับซ้อน ทางปัจจัย เหมาะสำหรับการพยากรณ์ $PM_{2.5}$ ทั้งในแง่ของความถูกต้องแม่นยำ และความคลาดเคลื่อน ผลการศึกษานี้สามารถนำไปใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการติดตาม เฝ้าระวัง และวางแผนการจัดการปัญหามลพิษทางอากาศในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลได้ เพื่อการปรับปรุงระบบขนส่งมวลชน ลดการจราจร ส่งเสริมการใช้ที่ดินแบบยั่งยืน และการสร้างความตระหนักรู้ในประชากรเกี่ยวกับผลกระทบที่เกิด $PM_{2.5}$ เพื่อปรับปรุงคุณภาพอากาศและสุขภาพของประชากรในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล

Acknowledgments

ผู้วิจัยใคร่ขอขอบคุณจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่สนับสนุนทุนนิสิตปริญญาเอกศักยภาพสูง โครงการสร้างเสริมพลังจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ก้าวสู่ศตวรรษที่ 2 ภาคการศึกษาต้น ปีการศึกษา 2565 (รุ่นที่ 7) ประเภท Track A ครั้งที่ 1 ประจำปีงบประมาณ 2565 และภาควิชาภูมิศาสตร์ คณะอักษรศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย ที่ให้การสนับสนุนและอำนวยความสะดวกในการทำวิจัยในครั้งนี้เป็นอย่างดีมาโดยตลอด

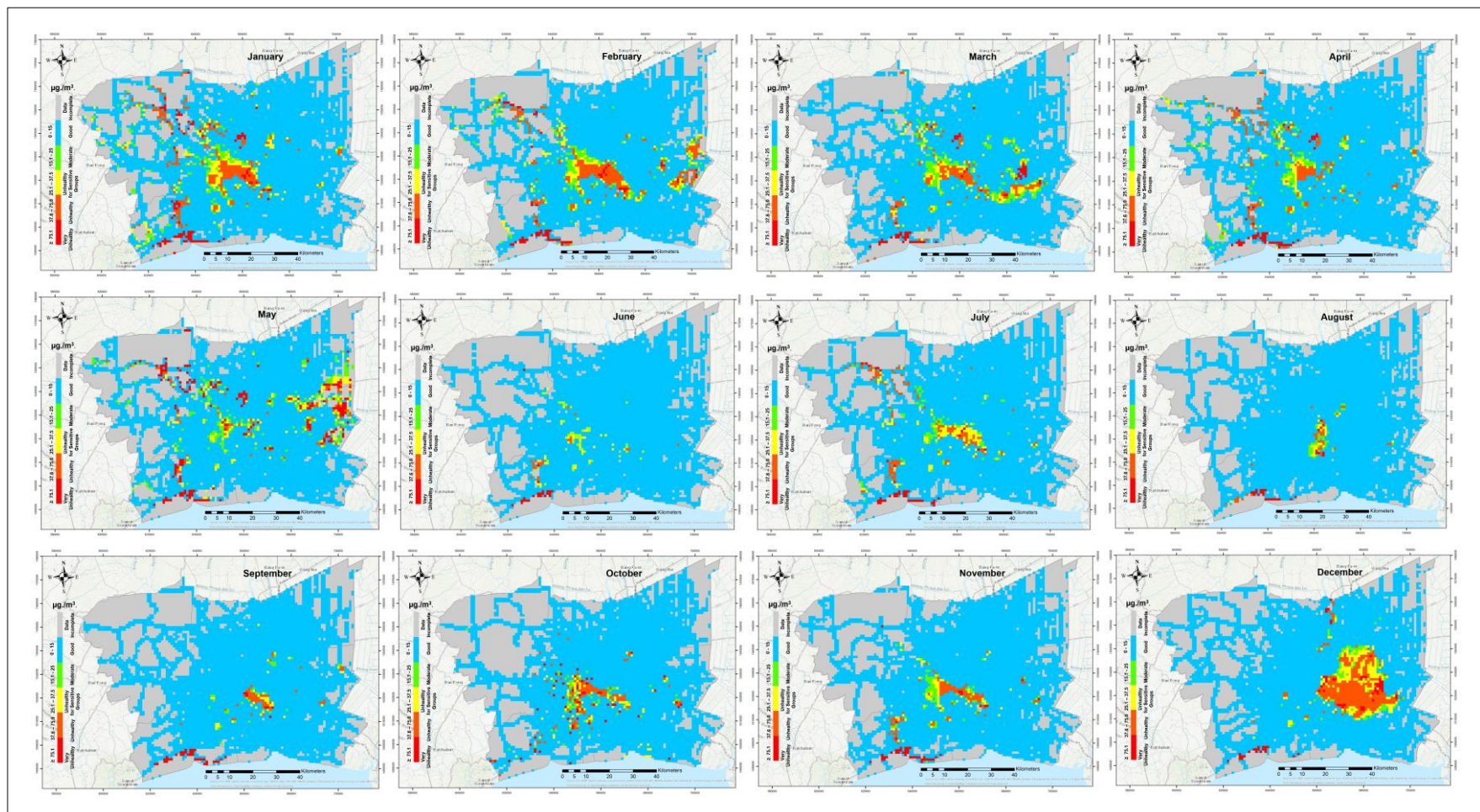


Figure 6 Estimated Monthly PM_{2.5} Concentrations from January to December 2023 using LUR

References

- Anwar, S., Shameer, M., Alawadhi, H., & Hamdan, N. M. (2024). Source apportionment of PM_{2.5} and PM₁₀ pollutants near an urban roadside site using positive matrix factorization. *Environmental Advances*, 17. <https://doi.org/10.1016/j.envadv.2024.100573>
- Chalermpong, S., Thaithatkul, P., Anuchitchanchai, O., & Sanghatawatana, P. (2021). Land use regression modeling for fine particulate matters in Bangkok, Thailand, using time-variant predictors: Effects of seasonal factors, open biomass burning, and traffic-related factors. *Atmospheric Environment*, 246. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.118128>
- Cheewinsiriwat, P. (2016). Estimation of nitrogen dioxide concentrations in Inner Bangkok using Land Use Regression modeling and GIS. *Applied Geomatics*, 8(2), 107-116. <https://doi.org/10.1007/s12518-016-0170-y>
- Cheewinsiriwat, P., Duangyiwa, C., Sukitpaneenit, M., & Stettler, M. E. J. (2022). Influence of Land Use and Meteorological Factors on PM_{2.5} and PM₁₀ Concentrations in Bangkok, Thailand. *Sustainability*, 14(9). <https://doi.org/10.3390/su14095367>
- Chen, Z., Chen, D., Zhao, C., Kwan, M. P., Cai, J., Zhuang, Y., Zhao, B., Wang, X., Chen, B., Yang, J., Li, R., He, B., Gao, B., Wang, K., & Xu, B. (2020). Influence of meteorological conditions on PM_{2.5} concentrations across China: A review of methodology and mechanism. *Environ Int*, 139, 105558. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2020.105558>
- Clougherty, J. E. K. I., M, E. H., Zev, R., Grant, P., E., G. J., Johnson, S., Steven, M., Daniel, K., & Thomas, M. (2013). Intra-urban spatial variability in wintertime street-level concentrations of multiple combustion-related air pollutants: the New York City Community Air Survey (NYCCAS). *Journal of exposure science & environmental epidemiology*, 23(3), 232 - 240.
- GBD 2019 Risk Factors Collaborators. (2020). Global burden of 87 risk factors in 204 countries and territories, 1990–2019: A systematic analysis. *The Lancet*, 396(10258), 1223–1249.

- Gupta, P., Zhan, S., Mishra, V., Aekakkararungroj, A., Markert, A., Paibong, S., & Chishtie, F. (2021). Machine Learning Algorithm for Estimating Surface PM_{2.5} in Thailand. *Aerosol and Air Quality Research*, 21(11). <https://doi.org/10.4209/aaqr.210105>
- Lang, Q., Zhao, W., Ma, M., & Wang, W. (2023). A Machine Learning-Based Method for Downscaling All-Sky Downward Surface Shortwave Radiation Over Complex Terrain. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 20, 1-5. <https://doi.org/10.1109/lgrs.2022.3228262>
- Liu, Z., Xiao, Q., & Li, R. (2023). Full Coverage Hourly PM (2.5) Concentrations' Estimation Using Himawari-8 and MERRA-2 AODs in China. *Int J Environ Res Public Health*, 20(2). <https://doi.org/10.3390/ijerph20021490>
- Makhdoomi, A., Sarkhosh, M., & Ziaei, S. (2025). PM_{2.5} concentration prediction using machine learning algorithms: an approach to virtual monitoring stations. *Scientific Reports*, 15(1), 8076. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-92019-3>
- Mohammadi, F., Teiri, H., Hajizadeh, Y., Abdolahnejad, A., & Ebrahimi, A. (2024). Prediction of atmospheric PM_{2.5} level by machine learning techniques in Isfahan, Iran. *Scientific Reports*, 14(1), 2109. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-52617-z>
- Mukherjee, A., & Agrawal, M. (2018). Assessment of local and distant sources of urban PM_{2.5} in middle Indo-Gangetic plain of India using statistical modeling. *Atmospheric Research*, 213, 275-287. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2018.06.014>
- Nguyen, G. T. H., La, L. T., Hoang-Cong, H., & Le, A. H. (2024). An exploration of meteorological effects on PM_{2.5} air quality in several provinces and cities in Vietnam. *J Environ Sci (China)*, 145, 139-151. <https://doi.org/10.1016/j.jes.2023.07.020>
- Pope, C. A., Burnett, R. T., Thun, M. J., Calle, E. E., Krewski, D., Ito, K., & Thurston, G. D., (2002). Lung cancer, cardiopulmonary mortality, and long-term exposure to fine particulate air pollution. *New England Journal of Medicine*, 343(13), 1132–1138.

- Putham, K. W. P. a. N. C. (2020). A Comparison of Methods for Estimating Fine Particulate Matter Concentration from Himawari-8 Satellite Over Northern Thailand [Science and Technology]. *RMUTI Journal* 14(1), 55-67. (in Thai)
- Song, Z., Chen, B., & Huang, J. (2022). Combining Himawari-8 AOD and deep forest model to obtain city-level distribution of PM_{2.5} in China. *Environ Pollut*, 297, 118826. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2022.118826>
- Thailand Science Research and Innovation. (2022). Urban culture in the marginal area of Bangkok and periphery. <https://researchcafe.org/urban-culture-and-marginalized-area/>
- Thongthammachart, T. S. A., Hikari Shimadera, Tomohito Matsuo & Akira Kondo, (2022). Land Use Random Forests Model Incorporating WRF/CMAQ for Estimating Daily PM_{2.5} Concentration in Bangkok, Thailand. *EnvironmentAsia*, 15(2) 2022 15-22. <https://doi.org/10.14456/ea.2022.29>
- Uttamang, P., Choomanee, P., Phupijit, J., Bualert, S., & Thongyen, T. (2023). Investigation of Secondary Organic Aerosol Formation during O₃ and PM_{2.5} Episodes in Bangkok, Thailand. *Atmosphere*, 14(6). <https://doi.org/10.3390/atmos14060994>
- Wang, B., Yuan, Q., Yang, Q., Zhu, L., Li, T., & Zhang, L. (2021). Estimate hourly PM_{2.5} concentrations from Himawari-8 TOA reflectance directly using geo-intelligent long short-term memory network. *Environ Pollut*, 271, 116327. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.116327>
- Wang, W., Mao, F., Du, L., Pan, Z., Gong, W., & Fang, S. (2017). Deriving Hourly PM_{2.5} Concentrations from Himawari-8 AODs over Beijing–Tianjin–Hebei in China. *Remote Sensing*, 9(8). <https://doi.org/10.3390/rs9080858>
- Wei, J., Li, Z., Pinker, R. T., Wang, J., Sun, L., Xue, W., Li, R., & Cribb, M. (2021). Himawari-8-derived diurnal variations in ground-level PM_{2.5} pollution across China using the fast space-time Light Gradient Boosting Machine (LightGBM). *Atmos. Chem. Phys.*, 21(10), 7863-7880. <https://doi.org/10.5194/acp-21-7863-2021>
- Wende Zhu, Q. Z., Kun Cai,a, Lei Wang, & Shenshen Li,. (2018). Estimations of PM_{2.5} concentrations based on the geographically weighted regression from Himawari-8 AOD

- Wu, Y., Du, N., Wang, L., Cai, H., & Zhou, B. (2022). Analysis of the Gridded Influencing Factors of the PM_{2.5} Concentration in Sichuan Province Based on a Stacked Machine Learning Model. *International Journal of Environmental Research*, 17(1). <https://doi.org/10.1007/s41742-022-00494-7>
- Yang, X., Zheng, Y., Geng, G., Liu, H., Man, H., Lv, Z., He, K., & de Hoogh, K. (2017). Development of PM_{2.5} and NO₂ models in a LUR framework incorporating satellite remote sensing and air quality model data in Pearl River Delta region, China. *Environ Pollut*, 226, 143-153. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.03.079>
- Zang, Z., You, W., Ye, H., Liang, Y., Li, Y., Wang, D., Hu, Y., & Yan, P. (2022). 3DVAR Aerosol Data Assimilation and Evaluation Using Surface PM_{2.5}, Himawari-8 AOD and CALIPSO Profile Observations in the North China. *Remote Sensing*, 14(16). <https://doi.org/10.3390/rs14164009>
- Zhang, H., Wei, Z., Henderson, B. H., Anenberg, S. C., O'Dell, K., & Kondragunta, S. (2022). Nowcasting Applications of Geostationary Satellite Hourly Surface PM_{2.5} Data. *Weather Forecast*, 37(12), 2313-2329. <https://doi.org/10.1175/waf-d-22-0114.1>
- Zou, B., Luo, Y., Wan, N., Zheng, Z., Sternberg, T., & Liao, Y. (2015). Performance comparison of LUR and OK in PM_{2.5} concentration mapping: a multidimensional perspective. *Sci Rep*, 5, 8698. <https://doi.org/10.1038/srep08698>