

การทำนายปริมาณฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอนจากข้อมูลความลึกเชิงแสงของอนุภาค  
แขวนลอยในอากาศและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต  
สาขาวิชาวิศวกรรมสำรวจ ภาควิชาวิศวกรรมสำรวจ  
คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2563  
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

PREDICTION OF PM<sub>2.5</sub> CONCENTRATION USING AEROSOL OPTICAL DEPTH AND  
METEOROLOGICAL DATA IN BANGKOK METROPOLIS AND VICINITY



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering in Survey Engineering

Department of Survey Engineering

FACULTY OF ENGINEERING

Chulalongkorn University

Academic Year 2020

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การทำนายปริมาณฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอนจากข้อมูลความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล
โดย	นายชญานนท์ เทพแสงพราว
สาขาวิชา	วิศวกรรมสำรวจ
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก	อาจารย์ ดร.ธงทิศ ฉายากุล
อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม	รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริมา ปัญญาเมธีกุล

---

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้บัณฑิตวิทยาลัย อนุญาติให้บัณฑิตวิทยาลัย อนุญาติให้บัณฑิตวิทยาลัย อนุญาติให้บัณฑิตวิทยาลัย เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.สุพจน์ เตชวรสินสกุล)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(อาจารย์ ดร.ชัยโชค ไวกาษา)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(อาจารย์ ดร.ธงทิศ ฉายากุล)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ศิริมา ปัญญาเมธีกุล)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(รองศาสตราจารย์ ดร.โสภณ ชินเวชกิกจวนิชย์)

ชญานนท์ เทพแสงพราว : การทำนายปริมาณฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอนจากข้อมูลความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล. ( PREDICTION OF PM<sub>2.5</sub> CONCENTRATION USING AEROSOL OPTICAL DEPTH AND METEOROLOGICAL DATA IN BANGKOK METROPOLIS AND VICINITY) อ.ที่ปรึกษาหลัก : อ. ดร.รงทิต ฉายากุล, อ.ที่ปรึกษาร่วม : รศ. ดร.ศิริมา ปัญญาเมธีกุล

ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลฝุ่นละอองขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM<sub>2.5</sub>) เกินค่ามาตรฐานนั้นเป็นปัญหาที่เกิดขึ้นต่อเนื่องทุกปีโดย PM<sub>2.5</sub> นั้นมีผลต่อการเปลี่ยนแปลงภูมิอากาศ เศรษฐกิจและเป็นอันตรายต่อสุขภาพอย่างมาก การตรวจวัดโดยสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศมีข้อจำกัดที่จากผลการตรวจวัดนั้นมีความสัมพันธ์กับพื้นที่โดยรอบในรัศมีไม่มากและด้วยข้อจำกัดด้านจำนวนสถานี ทำให้การวัดปริมาณความเข้มข้น PM<sub>2.5</sub> มีความน่าเชื่อถือที่ลดลงและไม่สอดคล้องกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นจริง ในงานวิจัยนี้จึงมุ่งประเด็นไปที่การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ด้วยการวิเคราะห์เชิงพหุคูณโดยใช้ค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศที่ได้จากข้อมูลดาวเทียมเซนเซอร์ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) อัลกอริทึม Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) ความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตร ร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยาที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลมจากกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑล โดยใช้ข้อมูลในช่วงเดือน พฤศจิกายน ถึง เดือนมีนาคม ในปี 2560-2563 ซึ่งผลลัพธ์ที่ออกมาในแต่ละสถานีนั้นมีค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (R<sup>2</sup>) อยู่ที่ 0.377-0.671 และค่า RMSE อยู่ที่ 9.216-16.116 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร โดยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นจะเป็นประโยชน์ในการหาปริมาณ PM<sub>2.5</sub> ในพื้นที่ที่ไม่มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดิน ช่วยลดความผิดพลาดในการแจ้งเตือนปริมาณ PM<sub>2.5</sub> และสามารถใช้ในการบริหารจัดการมลพิษทางอากาศในระยะยาวได้

สาขาวิชา วิศวกรรมสำรวจ

ปีการศึกษา 2563

ลายมือชื่อนิสิต .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาหลัก .....

ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาร่วม .....

# # 6270377521 : MAJOR SURVEY ENGINEERING

KEYWORD: PM<sub>2.5</sub>, MODIS, MAIAC, Aerosol optical depth

Chayanonth Thepsangpraw : PREDICTION OF PM<sub>2.5</sub> CONCENTRATION USING AEROSOL OPTICAL DEPTH AND METEOROLOGICAL DATA IN BANGKOK METROPOLIS AND VICINITY. Advisor: THONGTHIT CHAYAKULA, Ph.D. Co-advisor: Assoc. Prof. SIRIMA PANYAMETHEEKUL, Ph.D.

The high level of fine particulate matter, of which its diameter is less than 2.5 microns or PM<sub>2.5</sub>, in Bangkok metropolis and vicinity has been the major health problem for many years. This issue is going to create a more crucial problem if left untouched. PM<sub>2.5</sub> affects on climate change, economic losses, and human health. Traditionally, air quality monitoring stations are limited by the number of stations, their location, and their effective range. Thus, the measured level of PM<sub>2.5</sub> from those stations are less reliable and cannot be used in further analysis or prediction. Our objective is to create a mathematical model for estimated PM<sub>2.5</sub> concentration using satellite measurements of aerosol optical depth (AOD) received from Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) sensor, algorithm Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) high-spatial resolution 1 km combined with meteorological data, which are temperature, wind speed and relative humidity from the Pollution Control Department in Bangkok metropolis and vicinity area for 2017-2020 (November-March). Our mathematical model in each station shows coefficient of determination ( $R^2$ ) between 0.377-0.671 and root mean square error (RMSE) 9.216-16.116 microgram/m<sup>3</sup>. The mathematical model would be beneficial in areas without air quality monitoring stations, which can reduce false warning and benefit long-term pollution management.

Field of Study: Survey Engineering

Student's Signature .....

Academic Year: 2020

Advisor's Signature .....

Co-advisor's Signature .....

## กิตติกรรมประกาศ

ขอขอบพระคุณ ดร. ธงทิศ ฉายากุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก และ รศ. ดร. ศิริมา ปัญญาเมธีกุล อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ร่วม ที่ได้ให้ความรู้แนวคิด เทคนิควิธีการ รวมไปถึงคำแนะนำและคำปรึกษาที่มีประโยชน์ในการทำงานวิจัย จนทำให้วิทยานิพนธ์สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี ทั้งหมดนี้ถือเป็นความรู้ที่มีคุณค่าอย่างมาก

ขอขอบพระคุณ คุณพ่อ คุณแม่ ที่คอยถามไถ่ด้วยความเป็นห่วงและสนับสนุนด้านการเงินและให้กำลังใจเสมอมาจนกระทั่งวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ขอขอบพระคุณ ดร. ชัยโชค ไวกาษา ประธานคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ และ รศ. ดร. โสภา ชินเวชกิจวานิชย์ คณะกรรมการภายนอกมหาวิทยาลัยจากคณะสาธารณสุขศาสตร์ มหาวิทยาลัยมหิดล ที่ได้กรุณาให้คำแนะนำเพื่อทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้มีความสมบูรณ์มากขึ้น

ขอขอบพระคุณ อาจารย์ทุกท่านในภาควิชาวิศวกรรมสำรวจที่ได้ให้ความรู้ และคำแนะนำตลอดการทำวิทยานิพนธ์ ขอขอบคุณ พี่ๆ เพื่อนๆ และน้องๆ นิสิตภาควิชาวิศวกรรมสำรวจทุกท่านสำหรับน้ำใจและความช่วยเหลือที่มีให้กันเสมอมา

ขอขอบพระคุณ กรมควบคุมมลพิษและ USGS ที่ให้ความอนุเคราะห์ข้อมูลที่ใช้ในการทำวิจัยทั้งนี้ข้าพเจ้าหวังว่าวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเป็นประโยชน์ต่อสังคมและประเทศชาติไม่มากนักน้อยและหากมีข้อผิดพลาดประการใดผู้เขียนขออภัยอย่างสูง

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

ชฎานนท์ เทพแสงพราว

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ค
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	ง
กิตติกรรมประกาศ.....	จ
สารบัญ.....	ฉ
สารบัญตาราง.....	ฅ
สารบัญภาพ.....	ญ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย.....	3
1.3 ขอบเขตของการศึกษา.....	3
1.3.1 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา.....	3
1.3.2 ขอบเขตเนื้อหาที่ใช้ในการศึกษา.....	5
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	6
บทที่ 2 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	7
2.1 ฝุ่นละออง (Particulate Matters; PM).....	7
2.2 ฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM <sub>2.5</sub> ) ในกรุงเทพมหานคร.....	8
2.3 ค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (Aerosol Optical Depth; AOD).....	8
2.4 การวัดค่า AOD จากดาวเทียม.....	9
2.5 Multiangle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC).....	9
2.6 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์และการถดถอย (Correlation & Regression Analysis).....	12
บทที่ 3 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	14

3.1 ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่อความเข้มข้นของ PM <sub>2.5</sub> .....	14
3.2 การประยุกต์ใช้ข้อมูลจากดาวเทียมในการติดตามปริมาณฝุ่นละอองในประเทศไทย .....	15
3.3 การประยุกต์ใช้ข้อมูลจากดาวเทียมในการติดตามปริมาณฝุ่นละอองในต่างประเทศ .....	16
บทที่ 4 วิธีดำเนินงานวิจัย.....	19
4.1 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในงานวิจัย .....	19
4.2 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย.....	19
4.2.1 ข้อมูลดาวเทียม.....	19
4.2.2 ข้อมูลฝุ่นละอองขนาดเล็กเส้นผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM2.5).....	20
4.2.3 ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา.....	21
4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล .....	22
4.3.1 การประมวลผลหาค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (AOD).....	22
4.3.2 การประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลฝุ่นละอองขนาดเล็กไม่เกิน 2.5 ไมครอน ...	24
4.3.3 การวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression (MLR) .....	25
4.3.4 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Model Validation) ...	26
บทที่ 5 ผลการศึกษาวิจัย .....	27
5.1 ผลลัพธ์การประมวลผลหาค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (AOD).....	27
5.2 ผลลัพธ์การประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลฝุ่นละอองขนาดเล็กไม่เกิน 2.5 ไมครอน ..	29
5.3 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression (MLR).....	30
5.4 ผลลัพธ์การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Model Validation) ..	33
บทที่ 6 อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ .....	47
6.1 อภิปรายผลการศึกษา .....	47
6.1.1 อภิปรายผลการคำนวณค่า AOD จากข้อมูลดาวเทียม.....	47
6.1.2 อภิปรายผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รายสถานี.....	48
6.1.3 อภิปรายผลการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	48



6.2 สรุปผลการศึกษา .....	51
6.3 ข้อเสนอแนะ .....	52
ภาคผนวก.....	53
บรรณานุกรม.....	63
ประวัติผู้เขียน.....	67



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY

## สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1 แสดงรายละเอียดของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศโดยกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่ จังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานี.....	3
ตารางที่ 2.1 ข้อมูลจำเพาะของ Aerosol Optical Depth (MCD19A2) .....	11
ตารางที่ 3.1 ค่า Power of determinant (PD) ของปัจจัยต่างๆ ได้แก่ รูปแบบของป่า ชนิดของดิน การดำเนินกิจกรรมของมนุษย์ ภูมิประเทศ และปัจจัยทางด้านอุตุนิยมวิทยา.....	14
ตารางที่ 5.1 ตัวอย่างผลลัพธ์ของค่า AOD รายวันของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ.....	27
ตารางที่ 5.2 แสดงจำนวนข้อมูล AOD ที่ประมวลผลได้ในแต่ละช่วงเวลา (ตารางที่ 4.1).....	28
ตารางที่ 5.3 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยรายวันของข้อมูล PM <sub>2.5</sub> และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา.....	29
ตารางที่ 5.4 ผลการวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression รายสถานี.....	31
ตารางที่ 5.5 ผลการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์.....	33

## สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 1.1 แสดงตำแหน่งของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศโดยกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานี.....	5
ภาพที่ 4.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลดาวเทียมจากผลิตภัณฑ์ MCD19A2 ที่บริเวณประเทศไทยวันที่ 23 กุมภาพันธ์ 2020.....	20
ภาพที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอนและข้อมูลอุณหภูมิตามรายชั่วโมงจากกรมควบคุมมลพิษที่สถานี 59T : กรมประชาสัมพันธ์.....	21
ภาพที่ 4.3 แผนผังแสดงขั้นตอนวิธีการประมวลผลข้อมูล.....	22
ภาพที่ 4.4 การดาวโหลดข้อมูลดาวเทียมบริเวณกรุงเทพมหานครและปริมณฑล.....	23
ภาพที่ 5.1 แสดง Scatter Plot ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 05T.....	35
ภาพที่ 5.2 แสดง Line chart ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 05T.....	35
ภาพที่ 5.3 แสดง Scatter Plot ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 08T.....	36
ภาพที่ 5.4 แสดง Line chart ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 08T.....	36
ภาพที่ 5.5 แสดง Scatter Plot ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 11T.....	37
ภาพที่ 5.6 แสดง Line chart ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 11T.....	37
ภาพที่ 5.7 แสดง Scatter Plot ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 14T.....	38
ภาพที่ 5.8 แสดง Line chart ของ $PM_{2.5}$ จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ $PM_{2.5}$ จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 14T.....	38



ภาพที่ 5.22 แสดง Line chart ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานี  
 ตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 20T ..... 45

ภาพที่ 5.23 แสดง Scatter Plot ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานี  
 ตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 13T ..... 46

ภาพที่ 5.24 แสดง Line chart ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานี  
 ตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 13T ..... 46



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลฝุ่นละอองขนาดเล็กผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน (Particulate Matters with diameter less than 2.5 micron; PM<sub>2.5</sub>) เกินค่ามาตรฐานนั้นเป็นปัญหาที่เกิดขึ้นต่อเนื่องทุกปีโดยมีการตรวจพบปริมาณฝุ่นละออง PM<sub>2.5</sub> เกินค่ามาตรฐานประมาณ 40-50 วันต่อปีในช่วงเดือนเดือนมกราคมถึงเดือนมีนาคม ซึ่งค่ามาตรฐานเฉลี่ย 24 ชั่วโมงต้องไม่เกิน 50 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร (กรมควบคุมมลพิษ, 2017) โดย PM<sub>2.5</sub> นั้นมีอันตรายต่อสุขภาพอย่างมากเนื่องจากขุ่นจนมองไม่เห็นและยังสามารถเข้าไปในถุงลมปอดและเข้าสู่ระบบไหลเวียนเลือดได้ (กรมควบคุมมลพิษ, 2019) รวมทั้งการป้องกันยังจำเป็นต้องใช้หน้ากากกรองอากาศชนิด N95 ซึ่งเหตุผลเหล่านั้นส่งผลกระทบต่อ การดำเนินชีวิตของประชาชนในพื้นที่ ทั้งในแง่สุขภาพระบบทางเดินหายใจ ค่าใช้จ่ายในการจัดหาอุปกรณ์ป้องกัน การดำเนินกิจกรรมกลางแจ้ง การท่องเที่ยว การเดินทางและการขนส่ง

โดยวิธีการตรวจวัดของประเทศไทยโดยกรมควบคุมมลพิษจะทำการตรวจวัดโดยสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินซึ่งผลการตรวจวัดนั้นมีความสัมพันธ์กับพื้นที่โดยรอบในรัศมีไม่มากด้วยข้อจำกัดระยะห่างระหว่างสถานีและจำนวนสถานี (Lee et al., 2016) ซึ่งในบางจังหวัดมีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศเพียงหนึ่งสถานีหรือในบางจังหวัดไม่มีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศเลย ทำให้การวัดปริมาณความเข้มข้น PM<sub>2.5</sub> มีความน่าเชื่อถือที่ลดลงและเมื่อนำผลลัพธ์ที่ได้เมื่อนำไปใช้ในการเตือนภัยหรือวางแผนการจัดการคุณภาพอากาศอาจทำให้ได้ผลลัพธ์ที่ไม่สอดคล้องกับสถานการณ์ที่เกิดขึ้นจริง (ศูนย์วิศวกรรมสารสนเทศภูมิศาสตร์และนวัตกรรม, 2016)

ในปัจจุบันมีผลิตภัณฑ์ที่ได้จากเทคนิคการสำรวจระยะไกลโดยใช้ดาวเทียมที่ได้ข้อมูลครอบคลุมพื้นที่ที่มากกว่าสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดิน ตัวอย่างเช่น ผลิตภัณฑ์จากเซนเซอร์ MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) ซึ่งจะให้ค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (Aerosol Optical Depth; AOD) (Kloog et al., 2015)

ซึ่งค่าดังกล่าวซึ่งมีผลต่อละอองลอยในชั้นบรรยากาศและมีความสำคัญในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  (van Donkelaar et al., 2010) โดยมีอัลกอริทึม Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) ซึ่งถูกพัฒนาขึ้นโดยใช้เซนเซอร์ MODIS โดยมีความละเอียด (Resolution) ที่ 1 กิโลเมตร อัลกอริทึมดังกล่าวแสดงให้เห็นถึงความสามารถในการบอกรายละเอียดของละอองลอยในชั้นบรรยากาศที่ละเอียดมากขึ้นทำให้ส่งผลต่อการประมาณค่า  $PM_{2.5}$  ได้แม่นยำกว่าผลิตภัณฑ์จาก MODIS เดิมที่มีความละเอียดที่ 3 กิโลเมตรและ 10 กิโลเมตร (Liu et al., 2019) ซึ่งเราสามารถนำข้อมูล AOD ไปใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ได้

นอกจากค่า AOD ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ยังมีข้อมูลอุตุนิยมวิทยา และข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดิน ตัวอย่างเช่น อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม ซึ่งเป็นตัวแปรอิสระที่ใช้ร่วมกับข้อมูล AOD ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  จากข้อมูลดาวเทียมซึ่งพารามิเตอร์ทางด้านอุตุนิยมวิทยาเหล่านั้นล้วนมีผลต่อปริมาณละอองลอยในอากาศ (He & Huang, 2018) และถูกใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  มาก่อนหน้านั้นแล้ว ดังนั้นจึงมีความสำคัญอย่างมากที่จะใช้พารามิเตอร์ทางอุตุนิยมวิทยามาวิเคราะห์ร่วมกับข้อมูล AOD เพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  (He, Gu, & Zhang, 2020)

โดยในงานวิจัยนี้จะมุ่งประเด็นไปที่การศึกษาที่จะนำผลิตภัณฑ์ที่ได้จากเซนเซอร์ MODIS โดยการนำค่า AOD ที่ได้จากอัลกอริทึม MAIAC ซึ่งมีความละเอียดสูงที่ 1 กิโลเมตรมาใช้ร่วมกับข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินในพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานคร มาใช้สร้างสมการทางคณิตศาสตร์เพื่อใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ด้วยวิธี การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณ (Multiple Linear Regression; MLR) แล้วนำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้มาคำนวณหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ซึ่งสมการทางคณิตศาสตร์ที่ได้จะตรวจสอบความถูกต้องโดยทำการเปรียบเทียบกับสถานีวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินด้วยค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination;  $R^2$ ) กับค่า RMSE (Root Mean Square Error; RMSE)

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จากข้อมูลความถี่เชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (Aerosol Optical Depth; AOD) ร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยาเพื่อใช้ในการหาปริมาณฝุ่นละอองขนาดเส้นผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM<sub>2.5</sub>)

## 1.3 ขอบเขตของการศึกษา

1.3.1 ขอบเขตพื้นที่การศึกษา

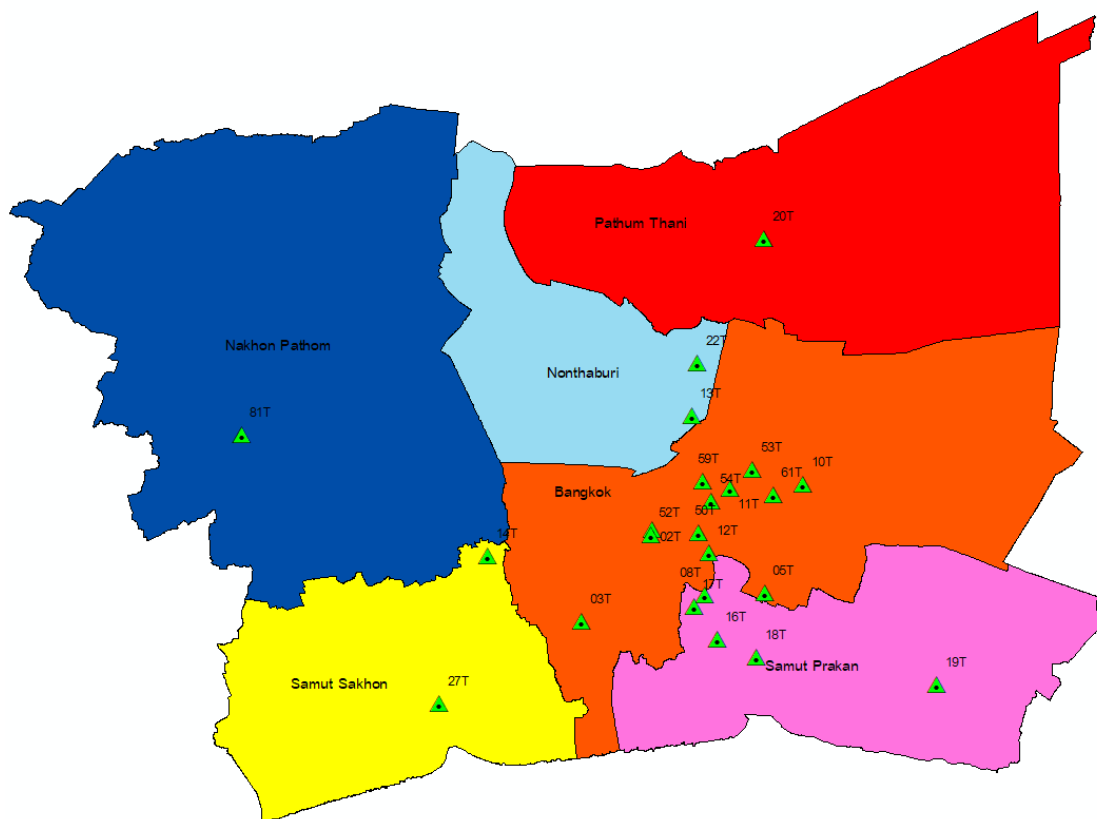
พื้นที่การศึกษาอยู่ในจังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑลที่ได้รับผลกระทบจาก PM<sub>2.5</sub> เกินค่ามาตรฐานประกอบไปด้วยจังหวัด กรุงเทพมหานคร สมุทรปราการ ปทุมธานี นครปฐม นนทบุรี และสมุทรสาคร โดยมีขอบเขตที่ละติจูด 13.425205 ถึง 14.275951 °N ลองจิจูด 99.814101 ถึง 100.963884 °E โดยใช้ข้อมูลจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินจากกรมควบคุมมลพิษจำนวน 23 สถานีโดยมีรายละเอียดดังตารางที่ 1.1 และตำแหน่งในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลดังภาพที่ 1.1

ตารางที่ 1.1 แสดงรายละเอียดของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศโดยกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานี

ชื่อสถานี	รหัส	จังหวัด	Latitude	Longitude
มหาวิทยาลัยราชภัฏบ้านสมเด็จเจ้าพระยา	02T	กรุงเทพ	13.73285	100.48766
ริมถนนกาญจนาภิเษก	03T	กรุงเทพ	13.63651	100.41426
กรมอุตุนิยมวิทยา	05T	กรุงเทพ	13.66618	100.60574
ศูนย์ฟื้นฟูอาชีพคนพิการและ ทูลพลภาพพระประแดง	08T	สมุทรปราการ	13.66409	100.54344
เคหะชุมชนคลองจั่น	10T	กรุงเทพ	13.77987	100.64601
สนามกีฬาเคหะชุมชนห้วยขวาง	11T	กรุงเทพ	13.77553	100.56920
โรงเรียนนนทรีวิทยา	12T	กรุงเทพ	13.70807	100.54733



ชื่อสถานี	รหัส	จังหวัด	Latitude	Longitude
การไฟฟ้าฝ่ายผลิตแห่งประเทศไทย	13T	นนทบุรี	13.85278	100.52944
แขวงทางหลวงสมุทรสาคร	14T	สมุทรสาคร	13.70549	100.31562
โรงไฟฟ้าพระนครใต้	16T	สมุทรปราการ	13.61800	100.55620
บ้านพักกรมอุตสาหกรรมพื้นฐาน และการเหมืองแร่	17T	สมุทรปราการ	13.65214	100.53181
ศาลากลางจังหวัดสมุทรปราการ	18T	สมุทรปราการ	13.59915	100.59735
การเคหะชุมชนเมืองใหม่บางพลี	19T	สมุทรปราการ	13.57050	100.78629
มหาวิทยาลัยกรุงเทพ (วิทยาเขตรังสิต)	20T	ปทุมธานี	14.03742	100.60522
มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมมาธิราช	22T	นนทบุรี	13.90786	100.53564
โรงเรียนสมุทรสาครวิทยาลัย	27T	สมุทรสาคร	13.55026	100.26477
โรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์	50T	กรุงเทพ	13.72985	100.53650
สถานีไฟฟ้าอโยธยา	52T	กรุงเทพ	13.72762	100.48657
สถานีตำรวจนครบาลโชคชัย	53T	กรุงเทพ	13.79542	100.59303
เคหะชุมชนดินแดง	54T	กรุงเทพ	13.76252	100.55020
กรมประชาสัมพันธ์	59T	กรุงเทพ	13.78319	100.54049
โรงเรียนบดินทรเดชา (สิงห์ สิงหเสนี)	61T	กรุงเทพ	13.76963	100.61457
อ่างเก็บน้ำประปา นครปฐม	81T	นครปฐม	13.83208	100.05796



ภาพที่ 1.1 แสดงตำแหน่งของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศโดยกรมควบคุมมลพิษ ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานี

### 1.3.2 ขอบเขตเนื้อหาที่ใช้ในการศึกษา

ศึกษาหาความสัมพันธ์ระหว่างค่า AOD ที่ได้จากข้อมูลดาวเทียมเซนเซอร์ MODIS อัลกอริทึม MAIAC กับข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ความเร็วลม ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ด้วยวิธี Multiple Linear Regression (MLR) โดยใช้ข้อมูลในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคม ในปี ค.ศ. 2017 ถึง 2020 แล้วนำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้มาทำนายปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  โดยตรวจสอบความถูกต้องกับข้อมูล  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคม ในปี ค.ศ. 2020 ซึ่งจะใช้ค่าทางสถิติในการตรวจสอบคือค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination;  $R^2$ ) กับค่า RMSE (Root Mean Square Error; RMSE)

#### 1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

- 1.4.1 ได้แบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นจากข้อมูลดาวเทียมและข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ซึ่งสามารถนำไปใช้ในการหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ได้อย่างแม่นยำ
- 1.4.2 ทราบความสัมพันธ์ระหว่าง  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดิน กับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์
- 1.4.3 เป็นทางเลือกสำหรับหน่วยงานราชการที่จะนำวิธีการจัดทำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์สร้างขึ้นจากข้อมูลดาวเทียมและข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไปประยุกต์ใช้ร่วมกับ ข้อมูลที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการบริหารจัดการ  $PM_{2.5}$  รวมทั้งแจ้งเตือนประชาชนได้ถูกต้องแม่นยำเพิ่มมากขึ้น

## บทที่ 2

### ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1 ฝุ่นละออง (Particulate Matters; PM)

ฝุ่นละออง หมายถึง อนุภาคของแข็งและหยดละอองของเหลวที่แขวนลอยในอากาศ อนุภาคที่แขวนลอยอยู่ในอากาศนั้นสามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่าและบางชนิดเล็กจนไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตาเปล่า โดยฝุ่นละอองในอากาศนั้นจะมีขนาดตั้งแต่ 100 ไมครอนลงมาเต็มในประเทศสหรัฐอเมริกาโดย US.EPA (United State Environmental Protection Agency) ได้กำหนดมาตรฐานของฝุ่นรวม (Total Suspended Particulate) และฝุ่นละอองที่มีขนาดเล็กกว่า 10 ไมครอน ( $PM_{10}$ ) แต่จากการศึกษาวิจัยพบว่าฝุ่นขนาดเล็กนั้นมีอันตรายต่อสุขภาพมากกว่าฝุ่นรวม จึงได้กำหนดค่ามาตรฐานของฝุ่นขนาดเล็กขึ้นมาใหม่ 2 ชนิดคือ

1) ฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 10 ไมครอน ( $PM_{10}$ ) ตามคำจำกัดความของ US.EPA หมายถึงฝุ่นหยาบ (Course Particle) เส้นผ่านศูนย์กลาง 2.5-10 ไมครอนมีแหล่งกำเนิดจากกิจกรรม บด ย่อย หิน และการจราจรบนถนนที่ไม่ได้ลาดยาง

2) ฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน ( $PM_{2.5}$ ) ตามคำจำกัดความของ US.EPA หมายถึงฝุ่นละเอียด (Fine Particle) เส้นผ่านศูนย์กลางเล็กกว่า 2.5 ไมครอนมีแหล่งกำเนิดจากควันเสียของรถยนต์ โรงงานอุตสาหกรรม นอกจากนี้ ก๊าซซัลเฟอร์ไดออกไซด์ ( $SO_2$ ) ออกไซด์ของไนโตรเจน ( $NO_x$ ) และสารอินทรีย์ระเหยง่าย (VOCs) จะทำปฏิกิริยากับสารอื่นในอากาศทำให้เกิดเป็นฝุ่นละเอียดได้ (กรมอนามัย, 2015)

ซึ่งผลกระทบของฝุ่นละอองขนาดเล็กนั้นมีอันตรายต่อสุขภาพโดย  $PM_{10}$  สามารถทะลุเข้าไปอยู่ภายในปอดได้ ส่วน  $PM_{2.5}$  นั้นมีอันตรายที่มากกว่าเพราะสามารถทะลุผ่านเข้าถุงลมปอดและเข้าสู่ระบบไหลเวียนเลือดได้และการสัมผัสกับฝุ่นละอองเหล่านี้แบบต่อเนื่องยังก่อให้เกิดความเสี่ยงต่อการเกิดโรคในระบบทางเดินหายใจรวมถึงมะเร็งปอดอีกด้วย (WHO, 2018)

## 2.2 ฝุ่นละอองขนาดเล็กไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM<sub>2.5</sub>) ในกรุงเทพมหานคร

ต้นกำเนิดของ PM<sub>2.5</sub> ในกรุงเทพฯ มาจากต้นเหตุหลักคือ 1) ไอเสียจากรถยนต์หรือจากการจราจร 2) อากาศพิษจากปล่องโรงงานอุตสาหกรรมและโรงไฟฟ้าที่มีการเผาไหม้เชื้อเพลิงฟอสซิล โดยเฉพาะถ่านหิน หรือเชื้อเพลิงที่ไม่เป็นมิตรต่อสิ่งแวดล้อม 3) การเผาในที่โล่งและในที่ไม่โล่งโดยปัญหา PM<sub>2.5</sub> นั้นในกรุงเทพฯ พึ่งมีการตรวจวัดเมื่อ 6-7 ปีที่ผ่านมาและในทุกปีก็พบว่า PM<sub>2.5</sub> ค่าเกินมาตรฐานทุกปีหากมองสภาพปัญหาจราจรซึ่งเป็นสาเหตุหลักที่ก่อให้เกิดปัญหาที่ไม่ได้ดีขึ้นตลอดหลาย 10 ปีที่ผ่านมาจึงอนุมานได้ว่าปัญหา PM<sub>2.5</sub> เกิดขึ้นมานานแล้วเพียงแต่ไม่มีข้อมูล (ศิริมา ปัญญาเมธิกุล & ธงชัย พรรณสวัสดิ์, 2019)

## 2.3 ค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (Aerosol Optical Depth; AOD)

Aerosol optical thickness เป็นค่าที่บ่งบอกระดับที่ละอองลอยป้องกันการส่งผ่านของแสง โดย Aerosol optical depth or optical thickness ( $\tau$ ) นั้นเป็นการวัดความโปร่งใสของชั้นบรรยากาศที่ความยาวคลื่น  $\lambda$  ที่ถูกกำหนดเป็น integral extinction coefficient ( $\delta_\lambda$ ) ซึ่งนั่นก็คือผลรวมของการดูดกลืนการกระเจิงของแสงในแนวตั้งของ Unit cross-section  $N(z)$  และ ด้านบนของชั้นชั้นบรรยากาศ ( $H$ ) ซึ่งแสดงได้ดังสมการที่ (2.1)

$$\tau_\lambda = \int_0^H \delta_\lambda N(z) dz \quad (2.1)$$

ในปัจจุบันมีงานวิจัยการสำรวจระยะไกลเกี่ยวกับละอองลอยในชั้นบรรยากาศโดยใช้เซนเซอร์ MODIS, MISR และ multispectral อื่นใน 3 ลักษณะด้วยกัน 1) ใช้ข้อมูลจากแต่ละเซนเซอร์ในพื้นที่แตกต่างกันเพื่อพัฒนาอัลกอริทึมให้สามารถเพิ่มความถูกต้องและได้รับข้อมูลอย่างต่อเนื่องโดยใช้ AERONET เป็นข้อมูลในการตรวจสอบ 2) เปรียบเทียบ aerosol product ที่ได้เซนเซอร์ที่ต่างกันเพื่อพัฒนาอัลกอริทึมและความถูกต้อง 3) เพื่อนำไปวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างค่า AOD กับปัจจัยทางได้ภูมิศาสตร์ ภูมิอากาศ ข้อมูลทางสถิติและการสำรวจ เพื่อใช้ในการติดตามการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมและภูมิอากาศ (Filonchyk & Yan, 2019)

## 2.4 การวัดค่า AOD จากดาวเทียม

ในการตรวจวัดหาค่า AOD นั้น MODIS เป็นเซนเซอร์ที่มีการใช้อย่างแพร่หลายเพื่อใช้ในการหาค่า AOD โดย MODIS ได้ถูกปล่อยขึ้นไปในอวกาศโดย NASA ซึ่งติดตั้งบนดาวเทียม Terra และดาวเทียม Aqua ในปี 1992 และปี 2002 เซนเซอร์ MODIS นั้นสามารถบันทึกข้อมูลได้ทั่วโลกภายในเวลา 1-2 วันมี มีความกว้างของแถบ (Swath) 2330 กิโลเมตร ช่วงคลื่น (Band) ทั้งหมด 36 ช่วงคลื่นซึ่งมีความยาวคลื่นอยู่ระหว่าง 0.41 ถึง 14.28 ไมโครเมตร ข้อมูลละอองลอย (Aerosol) จะใช้ข้อมูลทั้งหมด 7 ช่วงคลื่นซึ่งมีความยาวคลื่นอยู่ระหว่าง 0.46 ถึง 2.15 ไมโครเมตร (NASA, 2018) โดยในปัจจุบันมีอัลกอริทึมจำนวนมากที่ใช้ในการหาค่า AOD จากเซนเซอร์ของดาวเทียมตัวอย่างเช่น การใช้ Dark Target algorithm และ Deep blue algorithm ทำให้ได้ผลิตภัณฑ์จาก MODIS ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ 10 กิโลเมตร การใช้ Dark Target algorithm ทำให้ได้ผลิตภัณฑ์จาก MODIS ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ 3 กิโลเมตร ส่วนการใช้ Multiangle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) algorithm ทำให้ได้ผลิตภัณฑ์จาก MODIS ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ 1 กิโลเมตร (He et al., 2020)

## 2.5 Multiangle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC)

MAIAC เป็นอัลกอริทึมที่ใช้การวิเคราะห์ข้อมูลในแต่ละช่วงเวลา (Time series analysis) และการวิเคราะห์ร่วมกันของพิกเซลและภาพเพื่อเพิ่มความถูกต้องในการตรวจจับเมฆการดึงข้อมูลละอองลอย การปรับแก้ชั้นบรรยากาศ โดย MAIAC เริ่มต้นด้วยการวัดข้อมูลแบบกริด (L1B data) ที่มีความละเอียดที่ 1 กิโลเมตรเพื่อเก็บข้อมูลที่กริดเซลล์เดิมในแต่ละเวลาร่วมกับ polar-orbiting observations คล้ายกับดาวเทียมค้างฟ้า (Geostationary) ในการวิเคราะห์ข้อมูลแต่ละช่วงเวลา MAIAC ใช้เทคนิค sliding window ด้วยการรวบรวมข้อมูล 4 วันก่อนหน้า (ที่ขั้วโลก) และ 16 วันก่อนหน้า (ที่เส้นศูนย์สูตร) ซึ่งจะทำให้เราได้ข้อมูลพื้นผิว Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) จากการรวบรวมข้อมูล จาก Multi-angle detect seasonal และ rapid surface change ซึ่งสอดคล้องกับการใช้การประมวลผลของข้อมูล C6 MODIS land, ข้อมูลการสะท้อน L1B ที่ชั้นบนของชั้นบรรยากาศ (top-of-atmosphere ; TOA) รวมทั้ง ข้อมูลการวัดสอบเทียบ C6 เสริมด้วยข้อมูลการวัดสอบเทียบโพลาไรซ์ (Polarization) สำหรับ MODIS Terra

และข้อมูลการวัดสอบเทียบ MODIS-Terra-to-Aqua ทำให้ข้อมูล L1B ถูกรวมเข้าไปใน MODIS sinusoidal ขนาด 1 กิโลเมตร โดยใช้วิธี area-weighted method ซึ่งจากการวัดสอบเทียบของทั้ง 2 ดาวเทียมทำให้ การประมวลผล MAIAC รวม MODIS Terra และ Aqua เป็นเหมือนเซนเซอร์เดียว

MAIAC มีผลผลิตทั้ง ชั้นบรรยากาศและพื้นผิว ซึ่งจัดเก็บข้อมูลในรูปแบบ Hierarchical Data Format (HDF4) ได้แก่ MCD19A1, MCD19A2, MCD19A3 ซึ่งชื่อไฟล์ในแต่ละวันจะเป็นไปตามรูปแบบมาตรฐานของ MODIS จะอยู่ในรูปแบบ

MCD19A2.DayOfObservation.TileNumber.Collection.TimeOfCreation.hdf

ตัวอย่างเช่น ไฟล์ MCD19A2.A2020007.h27v07.006.2020009040114.hdf

A2020007 หมายถึง วันที่ของข้อมูลที่สำรวจ คือปี 2020 วันเป็นวันที่ 7 ของปี (Julian day)

h27v07 หมายถึง Tile Identifier (horizontal ที่ 27 vertical ที่ 07)

006 หมายถึง Collection version 6

2020009040114 หมายถึง วันที่สร้างข้อมูลเป็น Julian day (YYYYDDHMMSS)

ซึ่งในงานวิจัยฉบับนี้ได้ใช้ MCD19A2 ซึ่งเป็นข้อมูลรายวันเกี่ยวกับข้อมูลของชั้นบรรยากาศ ประกอบไปด้วยข้อมูล

Overland:

1) Column water vapor (CWV) ซึ่งได้จาก MODIS near-IR band B17-B19 ที่ 0.94 ไมโครเมตร

2) Aerosol optical depth (AOD) ได้จาก Blue band B3 (0.47 ไมโครเมตร)

และที่ Green brand B4 (0.55 ไมโครเมตร) โดย AOD จะไม่ให้ค่าที่ความสูงมากกว่า

4.2 กิโลเมตรเว้นแต่จะมีการตรวจจับละอองลอยของฝุ่นหรือควันได้

3) Interjection Height of Smoke plume แสดงจุด hot spots หน่วยเป็นเมตร

จากความสูงพื้นดิน

Over water:

1) AOD outside of glint area เมื่อ MAIAC ตรวจจับฝุ่นได้ AOD จะรายงาน glint angles ที่เล็กที่สุด เมื่อค่าที่ตรวจวัดได้มากกว่า 0

2) Fine Mode Fraction ให้ค่า AOD ในบริเวณมหาสมุทรและทะเลสาบขนาดใหญ่ โดยจะไม่ให้ค่าในบริเวณที่เป็นแหล่งน้ำขนาดเล็ก

View Geometry over land and water at 5 km:

1) Cosines of Solar and View zenith angles, relative azimuth, scattering angle and glint angle

โดยมีรายละเอียดจำเพาะของข้อมูลดังตารางที่ 2.1 (Lyapustin & Wang, 2018)

ตารางที่ 2.1 ข้อมูลจำเพาะของ Aerosol Optical Depth (MCD19A2)

SDS name	Scale	Fill Value	Valid Range	Description
Optical_Depth_047	0.001	-28672	-100 – 5000	Blue band aerosol optical depth
Optical_Depth_055	0.001	-28672	-100 – 5000	Green band aerosol optical depth
AOD_Uncertainty	0.0001	-28672	-100 – 30000	AOD uncertainty
FineModeFraction	0.0001	-28672	0 – 10000	Fine mode fraction for ocean
Column_WV	0.001	-28672	0 – 30000	Column Water Vapor (cm)
Injection_Height	n/a	-99999	0 – 10000	Smoke injection height (m above ground)
AOD_QA	n/a	0	1 – 65535	AOD QA
AOD_MODEL	n/a	255	0 – 100	AOD model used in retrieval



SDS name	Scale	Fill Value	Valid Range	Description
cosSZA	0.0001	-28672	0 – 10000	Cosine of Solar zenith angle (5km)
cosVZA	0.0001	-28672	0 – 10000	Cosine of View zenith angle (5km)
RelAZ	0.01	-28672	-18000 – 18000	Relative azimuth angle (5km)
Scattering_Angle	0.01	-28672	-18000 – 18000	Scattering Angle (5km)
Glint_Angle	0.01	-28672	-18000 – 18000	Glint Angle (5km)

## 2.6 การวิเคราะห์สหสัมพันธ์และการถดถอย (Correlation & Regression Analysis)

การวิเคราะห์การถดถอยเป็นหนึ่งในวิธีทางสถิติที่ใช้ศึกษาความเป็นต้นเหตุซึ่งกันและกันระหว่างตัวแปรสุ่มที่ ที่มุ่งศึกษาถึงความสัมพันธ์ของตัวแปรสุ่มตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไปโดยการวิเคราะห์การถดถอยจะมีการกำหนดตัวแปรหนึ่งตัวหรือมากกว่าหนึ่งตัวให้เป็นตัวแปรอิสระ (independent variable) และอีกหนึ่งตัวแปรเป็นตัวแปรตาม (dependent variable) โดยจุดมีจุดประสงค์คือ

1) ศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่มตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไปซึ่งโดยสมารถกำหนดตัวแบบ (model) และสมการถดถอย (regression equation) ที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตามและตัวแปรอิสระได้

2) ใช้พยากรณ์ (predict) ตัวแปรตามจากตัวแปรอิสระ

3) ใช้ทดสอบสมมติฐานและประมาณค่าพารามิเตอร์ในสมการถดถอยได้

โดยตัวแบบที่ใช้สำหรับการวิเคราะห์การถดถอยนั้นมี 2 ชนิดได้แก่

1) ตัวถดถอยแบบง่าย (simple regression) คือการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองซึ่งก็คือตัวแปรอิสระเพียง 1 ตัวที่มีผลต่อตัวแปรตาม 1 ตัวสามารถเขียนดังสมการที่ (2.2)

$$y = \alpha + \beta X + \varepsilon \quad (2.2)$$

2) ตัวถดถอยพหุคูณ (multiple regression) คือการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของตัวแปรทั้งสองซึ่งก็คือตัวแปรอิสระตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไปที่มีผลต่อตัวแปรตาม 1 ตัวสามารถเขียนดังสมการที่ (2.3)

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_i X_i + \varepsilon \quad (2.3)$$

การวิเคราะห์สหสัมพันธ์เป็นการวัดขนาดของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรสุ่ม 2 ตัวว่ามีความสัมพันธ์กันมากน้อยเพียงใดด้วยข้อสมมติเบื้องต้นว่าความสัมพันธ์จะเป็นความสัมพันธ์แบบเชิงเส้นค่าที่ได้จะเป็นดัชนีชี้วัดว่าตัวแปรสุ่มมีความสอดคล้องกันอย่างไรโดยความสอดคล้องหมายถึงถ้าตัวแปรที่หนึ่งเปลี่ยนไปในทิศทางหนึ่งตัวแปรที่สองจะเคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกันหรือไม่ โดยค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation coefficient; R) จะมีค่าอยู่ระหว่าง -1 ถึง 1 โดยความสัมพันธ์วัดได้จากขนาดและเครื่องหมาย เครื่องหมายบวก (+) หมายถึงความสัมพันธ์ไปในทิศทางเดียวกัน เครื่องหมายลบ (-) หมายถึงความสัมพันธ์ไปในทิศทางตรงข้ามกัน ถ้าค่ามีค่าใกล้ 0 หมายถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนั้นมีความสัมพันธ์น้อยและค่าเข้าใกล้ -1 หรือ 1 หมายถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรนั้นมีความสัมพันธ์มาก

ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination;  $R^2$ ) คำนวณมาจากค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ โดย  $R^2$  คืออัตราส่วนระหว่างความผันแปรที่อธิบายได้จากสมการถดถอยกับความผันแปรที่เกิดขึ้น ความหมายทางสถิติคือ  $R^2$  เป็นตัวแทนของสัดส่วนความแปรปรวนทั้งหมดของตัวแปรตามที่อธิบายได้จากสมการถดถอย กล่าวอีกนัยหนึ่งคือเป็นการบอกสัดส่วนของความผันแปรตามที่พยากรณ์ได้จากตัวแปรอิสระ จึงเป็นอีกหนึ่งดัชนีที่ทำให้เราจัดว่าสมการถดถอยที่สร้างขึ้นมีความเหมาะสมมากน้อยเพียงใด ยิ่งค่า  $R^2$  มากเราจะมีเชื่อมั่นในสมการมากขึ้นและคาดว่าค่าที่พยากรณ์ได้นั้นจะใกล้เคียงความจริงมากขึ้น (ณททัย ราตรี, 2013)

### บทที่ 3

#### งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

#### 3.1 ความสัมพันธ์ของปัจจัยที่ส่งผลต่อความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub>

3.1.1 Yun et al. (2018) ได้ทำการศึกษาวิเคราะห์ปัจจัยต่างๆที่ผลต่อปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ในบริเวณป่าเขตเมืองในเมืองจินเจียง ประเทศจีน เพื่อหาว่าปัจจัยใดเป็นผลกระทบที่สำคัญที่ต่อปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> โดยใช้ค่าที่เรียกว่า Power of determinant (PD) เป็นตัวบ่งบอกถึงความสัมพันธ์ของปัจจัยต่างๆที่ส่งผลต่อปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> โดยค่าจะอยู่ระหว่าง 0-1 ถ้าค่าใกล้ 0 จะบ่งบอกถึงระดับความสัมพันธ์ที่น้อยและถ้าค่าเข้าใกล้ 1 จะบ่งบอกถึงระดับความสัมพันธ์ที่มากขึ้นซึ่งผลลัพธ์ของความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยต่างๆกับปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> แสดงดังตารางที่ 3.1

ตารางที่ 3.1 ค่า Power of determinant (PD) ของปัจจัยต่างๆ ได้แก่ รูปแบบของป่า ชนิดของดิน การดำเนินกิจกรรมของมนุษย์ ภูมิประเทศ และปัจจัยทางด้านอุตุนิยมวิทยา

Factors	Factor Composition	13 December 2014	29 December 2014	14 January 2015
Forest Characteristics	PA	0.013	0.063	0.063
	DS	0.044	0.109	0.078
	CD	0.016	0.019	0.009
	SA	0.004	0.010	0.008
Soil	SI	0.005	0.011	0.006
	SD	0.001	0.017	0.019
	HD	0.001	0.001	0.001
Topography	ELE	0.030	0.117	0.086
	SDe	0.029	0.077	0.058
	SPo	0.018	0.061	0.050
	SDi	0.011	0.018	0.020
Human Activity	PopD	0.029	0.042	0.029
	ISP	0.024	0.044	0.035
Meteorological factors	TEM	0.012	0.100	0.057
	SH	0.028	0.107	0.057
	PS	0.038	0.093	0.049
	WS	0.038	0.107	0.057

โดยผลลัพธ์จากตารางที่ 3.1 พบว่าปัจจัยด้าน Elevation (ELE) เป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> และเมื่อพิจารณาในส่วนของปัจจัยทางด้านอุตุนิยมวิทยาพบว่าในส่วนของความเร็วลมนั้นให้ผลรวมของค่า PD ที่สูงที่สุด รองลงมาคือ ความชื้นสัมพัทธ์ ความดัน และ อุณหภูมิตามลำดับเมื่อพิจารณาจากผลลัพธ์ทั้ง 3 วัน

### 3.2 การประยุกต์ใช้ข้อมูลจากดาวเทียมในการติดตามปริมาณฝุ่นละอองในประเทศไทย

3.2.1 Kanabkaew (2013) ได้ทำการศึกษาการทำนายปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{10}$  และ  $PM_{2.5}$  ในพื้นที่จังหวัดเชียงใหม่โดยใช้ MODIS Aerosol Optical Depth โดยใช้ข้อมูลจาก MODIS-Terra มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 10 กิโลเมตร (ผลิตภัณฑ์ MOD04\_L2) และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาภาคพื้นดินจากกรมควบคุมมลพิษในการสร้างแบบจำลองทางสถิติ โดยทำการศึกษแบบจำลองออกเป็น 2 รูปแบบคือ

Model-1 ใช้ Simple linear regression ซึ่งแสดงในสมการที่ (3.1)

$$\text{Hourly PM} = b_0 + b_1(\text{AOD}) \quad (3.1)$$

Model-2 ใช้ Multiple linear regression ร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยา ซึ่งแสดงในสมการที่ (3.2)

$$\text{Hourly PM} = b_0 + b_1(\text{AOD}) + b_2(T) + b_3(\text{RH}) \quad (3.2)$$

โดยที่

AOD คือ Aerosol Optical Depth

T คือ อุณหภูมิ

RH คือ ความชื้นสัมพัทธ์

$b_0, b_1, b_2, b_3$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอย

โดยใช้ข้อมูลช่วงที่มีปัญหาหมอกควันในช่วงเดือน มกราคมถึงเมษายนของปี 2007 และ 2012 โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination;  $R^2$ ) ของ  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  อยู่ที่ 0.22 และ 0.21 ตามลำดับสำหรับ Model-1 และ Model-2 ค่า  $R^2$  ของ  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  อยู่ที่ 0.77 และ 0.71 ตามลำดับซึ่งพบว่าเมื่อมีการเพิ่มข้อมูลอุตุนิยมวิทยาอันได้แก่ อุณหภูมิ และความชื้นสัมพัทธ์ลงไปในการคำนวณ Model-2 ทำให้ความสัมพันธ์ระหว่าง PM และ AOD เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยยะและเมื่อนำ Model-2 ที่สร้างขึ้นไปใช้งานในการทำนายปริมาณ  $PM_{10}$  ในมีนาคมปี 2007 พบว่าความสัมพันธ์ระหว่าง  $PM_{10}$  จากสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินและ  $PM_{10}$  ที่ได้จาก Model-2 พบว่าให้ค่า  $R^2$  อยู่ที่ 0.74

3.2.2 Phayungwiwatthanakoon and Suwanwaree (2014) ได้ทำการศึกษาดัชนีที่เรียกว่า aerosol prediction index (API) ในการหาและทำแผนที่ความเข้มข้นของ PM<sub>10</sub> โดยข้อมูลในปี 2009 และปี 2012 ช่วงเดือนมกราคมถึงเมษายน ในพื้นที่ภาคเหนือตอนบนของประเทศไทย ดัชนี API นั้นเป็นดัชนีที่เกี่ยวข้องกับข้อมูลค่าการสะท้อนของ MODIS โดยมีความสัมพันธ์ดังสมการที่ (3.3)

$$API = \frac{Blue - 0.25MIR}{Blue + 0.25MIR} \quad (3.3)$$

โดยที่

Blue สามารถวัดได้จากเซนเซอร์ MODIS blue-band (Band 3)

MIR สามารถวัดได้จากเซนเซอร์ MODIS mid-infrared-band (Band 7)

โดยข้อมูล MODIS ที่ใช้จะใช้จาก Platform Terra ซึ่งมีผลิตภัณฑ์ที่ใช้ได้แก่ 1) MOD04\_L2 ซึ่งให้ค่า AOD ที่ 550 nm 2) MOD021KM-Level 1B ซึ่งให้ค่าการสะท้อนซึ่งพบว่า ดัชนี API มีความสัมพันธ์อย่างมากกับ MODIS-AOD และ AERONET-AOD (สถานีตรวจวัด AOD ภาคพื้นดิน) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (R<sup>2</sup>) อยู่ที่ 0.620 และ 0.616 ตามลำดับและมีความสัมพันธ์กับ PM<sub>10</sub> ที่ได้จากสถานีตรวจวัดภาคพื้นดินอยู่ที่ 0.661 โดยความถูกต้องของการทำนายนั้นมี relative error อยู่ที่ 10.78%

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

### 3.3 การประยุกต์ใช้ข้อมูลจากดาวเทียมในการติดตามปริมาณฝุ่นละอองในต่างประเทศ

3.3.1 Just et al. (2015) ได้ทำการศึกษาแบบจำลองที่ใช้ในการประมาณค่าความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> รายวันในเมืองเม็กซิโกในช่วงปี 2004 ถึง 2014 โดยใช้ข้อมูล AOD จาก MAIAC-MODIS ความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตร ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ ปริมาณฝน Planetary Boundary Layer (PBL) ข้อมูลความหนาแน่นของพื้นถนนโดยแบบจำลองที่ใช้แสดงในสมการที่ (3.4)

$$PM_{ij} = (\alpha + u_j) + (\beta_1 + v_j)AOD_{ij} + \beta_2 \text{temperature}_{ij} + \beta_3 \text{relative humidity}_{ij} + \beta_4 \text{meanAM PBL}_j + \beta_5 \sqrt{\text{precipitation}_j} + \beta_6 \text{roadwaydensity}_i + \varepsilon_{ij} \quad (3.4)$$

โดยที่

$\alpha, u$  คือ fixed and random intercepts

$\beta_1 - \beta_6$  คือ fixed and random slope ของแต่ละตัวแปร

$i, j$  คือ ตำแหน่งที่  $i$  วันที่  $j$

เมื่อนำแบบจำลองมาตรวจสอบความถูกต้องด้วย cross-validation กับข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาทั้งหมดพบว่ามีค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด ( $R^2$ ) ที่ 0.729 root mean square prediction error (RMSPE) ที่ 5.42 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร และเมื่อตรวจสอบด้วย cross-validation รายสถานีจำนวน 12 สถานีพบว่า  $R^2$  อยู่ที่ 0.57-0.84 และ RMSPE อยู่ที่ 3.8-6.3 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร

3.3.2 Liang et al. (2018) ได้ทำการศึกษาการทำนายปริมาณ  $PM_{2.5}$  ในเมืองปักกิ่งและพื้นที่โดยรอบในช่วงปี 2004 ถึง 2014 โดยใช้ MAIAC-MODIS ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตรและเทคนิค gap-filling ร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยาได้แก่ ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ ความเร็วลม ความดันพื้นผิว ปริมาณฝนสะสมของวันก่อนหน้า และ Planetary boundary layer height (PBLH) ร่วมกับข้อมูลการใช้พื้นที่ และข้อมูลประชากรโดยการใช้แบบจำลองจำนวน 3 ขั้นตอนขั้นตอนที่ 1 ใช้ linear mixed effects (LME) ขั้นตอนที่ 2 ใช้ generalized additive mixed model (GAMM) โดยมุ่งประเด็นไปที่กริดเซลล์ที่ไม่มีค่า AOD โดยเป็นการเฉลี่ยจากกริดเซลล์โดยรอบในรัศมี 2.5 กิโลเมตร ขั้นตอนที่ 3 kriging with external drift (KED) model ใช้ในการ interpolate ค่าเศษเหลือของ  $PM_{2.5}$  ที่สถานีภาคพื้นดินจากขั้นตอนที่ 1 และ 2 ผลจากการใช้เทคนิค gap-filling พบว่าค่าเฉลี่ยใน 11 ปีของ MAIAC AOD เดิมอยู่ที่ 177 วันกลายเป็น 279 วันและค่าเฉลี่ยรายปีการทำนายปริมาณ  $PM_{2.5}$  มีข้อผิดพลาดลดลงจาก 14.1 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตรเหลือเพียง 8.3 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร โดยประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้จากการใช้ข้อมูลระยะยาวในปี 2004 ถึง 2014 มีค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด ( $R^2$ ) อยู่ที่ 0.79-0.82 และพบว่ามีประสิทธิภาพดีกว่าเดิมที่ใช้ MODIS-AOD ที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ที่ 3 กิโลเมตรที่ให้ค่า  $R^2$  ที่ 0.75-0.79 (Xie et al., 2015)

3.3.3 He et al. (2020) ได้ทำการศึกษาหาแนวโน้มเชิงพื้นที่และช่วงเวลาของ PM<sub>2.5</sub> บริเวณพื้นที่ภาคกลางของประเทศไทยในจังหวัด เทอหนาน หูเป่ย์ และหูหนานโดยใช้ AOD จาก MAIAC-MODIS ความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตรร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยาได้แก่ อุณหภูมิ ความเร็วลม ความดันพื้นผิว ความชื้นสัมพัทธ์ และ height of planetary boundary layer (HPBL) ร่วมข้อมูลการใช้ประโยชน์ที่ดินโดยแบบจำลองในการอธิบายปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ภายวันจะแสดงในสมการที่ (3.5)

$$PM_{2.5gt} = \alpha_{gt} + \beta_{1gt}AOD_{gt} + \beta_{2gt}RH_{gt} + \beta_{3gt}T2_{gt} + \beta_{4gt}WSPD_{gt} + \beta_{5gt}HPBL_{gt} + \beta_{6gt}NVDI_{gt} + \beta_{7gt}ELE_{gt} + \beta_{8gt}AOD_{gt}T2_{gt} + \beta_{9gt}RH_{gt}HPBL_{gt} + \varepsilon_{gt} \quad (3.5)$$

โดยที่

AOD คือ Aerosol Optical Depth

T2 คือ อุณหภูมิเฉลี่ย

RH คือ ความชื้นสัมพัทธ์เฉลี่ย

WSPD10 คือ ความเร็วลมเฉลี่ย

HPBL คือ height of planetary boundary layer

NVDI คือ Normalized Difference Vegetation Index

ELE คือ Elevation

$\beta_1$ - $\beta_9$  คือ spatiotemporal slope ของแต่ละตัวแปร

g t คือข้อมูล ณ ตำแหน่งที่ g วันที่ t

ซึ่งโดยค่า Aerosol Optical Depth ที่ใช้นั้นถูกจัดเก็บอยู่ใน Scientific data sets (SDS's) ที่มีชื่อว่า "Optical\_Depth\_055" โดยใช้ข้อมูลในปี 2013 ถึง 2018 ในการสร้างแบบจำลองและเมื่อทำการตรวจสอบด้วย 10-fold cross-validation (CV) ในการทำนายปริมาณ PM<sub>2.5</sub> ภายวันได้ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด ( $R^2$ ) ที่ 0.59 root mean square error (RMSE) ที่ 29.43 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร และ mean prediction error (MPE) ที่ 19.88 ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร

## บทที่ 4

### วิธีดำเนินงานวิจัย

#### 4.1 ซอฟต์แวร์ที่ใช้ในงานวิจัย

4.1.1 ซอฟต์แวร์ Python เวอร์ชัน 3.7.3 ใช้ในการดาวน์โหลดข้อมูลดาวเทียมรายวันและประมวลผลข้อมูลดาวเทียมในการหาค่า AOD จาก ผลิตภัณฑ์ MCD19A2

4.1.2 ซอฟต์แวร์ MATLAB เวอร์ชัน R2017a ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

4.1.3 ซอฟต์แวร์ ArcMap เวอร์ชัน 10.4.1 ใช้ในการจัดการนำเสนอข้อมูลทางภูมิศาสตร์

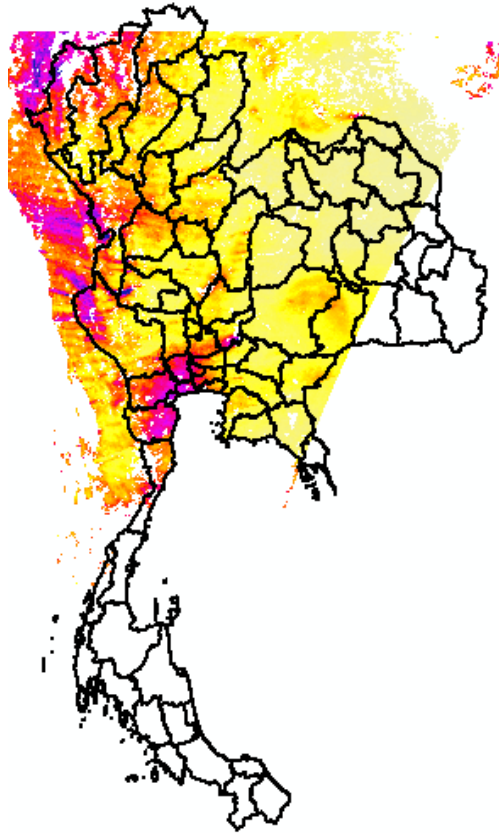
4.1.4 ซอฟต์แวร์ Microsoft office เวอร์ชัน 2016 ใช้ในการวิเคราะห์ทางสถิติจัดทำกราฟและเอกสารเพื่อใช้ในการนำเสนอ

#### 4.2 ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัย

4.2.1 ข้อมูลดาวเทียม

ข้อมูลดาวเทียมจากเซนเซอร์ MODIS โดยอัลกอริทึม MAIAC Resolution 1 กิโลเมตรจาก Platform : Combine Aqua Terra โดยผลิตภัณฑ์ที่ใช้คือ MCD19A2 ซึ่งประมวลผลโดย NASA โดยใช้ข้อมูลในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคม ในปี ค.ศ. 2017-2020 เพื่อหาค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (AOD) รายวันซึ่งข้อมูลจะอยู่ในรูปแบบ Hierarchical Data Format (HDF4) ซึ่งประกอบด้วย Scientific data sets (SDS's) จำนวนมากโดยสามารถดาวน์โหลดข้อมูลได้จากได้จาก NASA's LAADS website (<https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search>) ตัวอย่างดังภาพที่ 4.1





ภาพที่ 4.1 แสดงตัวอย่างข้อมูลดาวเทียมจากผลิตภัณฑ์ MCD19A2 ที่บริเวณประเทศไทยวันที่ 23 กุมภาพันธ์ 2020

4.2.2 ข้อมูลฝุ่นละอองขนาดเล็กเส้นผ่านศูนย์กลางไม่เกิน 2.5 ไมครอน (PM<sub>2.5</sub>)

### จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ข้อมูลปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> (ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร) รายชั่วโมง ในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคมในปี ค.ศ. 2017-2020 จากกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานีโดยมีตัวอย่างในภาพที่ 4.2

#### 4.2.3 ข้อมูลอุตุนิยมวิทยา

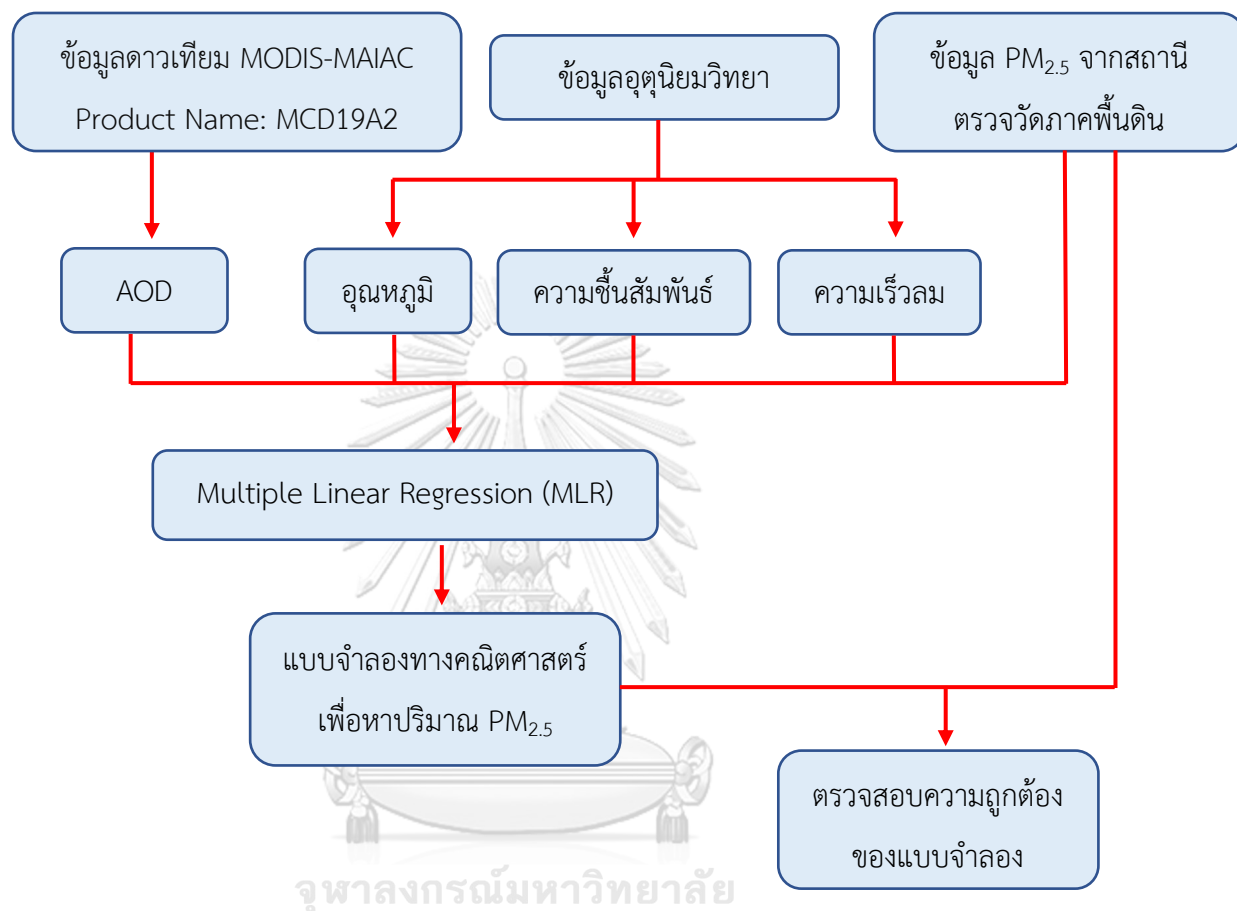
ข้อมูลอุตุนิยมวิทยารายชั่วโมงได้แก่ อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส) ความชื้นสัมพัทธ์ (เปอร์เซ็นต์) ความเร็วลม (เมตรต่อวินาที) ในช่วงเดือนพฤศจิกายนถึงเดือนมีนาคมในปี ค.ศ. 2017-2020 จากกรมควบคุมมลพิษในพื้นที่จังหวัดกรุงเทพมหานครและปริมณฑลจำนวน 23 สถานีโดยมีตัวอย่างดังภาพที่ 4.2

ปี/เดือน/วัน	ชั่วโมง	PM10 at 3 m (มคก./ลบ.ม.)	Wind speed at 10 m (m/s)	Temp at 2 m	Rel hum at 2 m (%RH)	Rain at 3 m (mm)	Wind dir at 10 m (Deg.M)	PM2.5 at 3 m (มคก./ลบ.ม.)
170101	100	58	0.8	25.2	59	0	19	33
170101	200	46	0.8	24.9	59	0	14	32
170101	300	41	0.9	24.6	60	0	17	28
170101	400	38	0.6	24.4	61	0	15	25
170101	500	37	0.8	24.1	62	0	10	24
170101	600	32	0.9	23.9	64	0	16	22
170101	700	37	0.9	23.5	66	0	18	21
170101	800	34	0.8	23.8	65	0	18	23
170101	900	32	0.9	24.5	63	0	20	22
170101	1000	23	0.8	26	58	0	17	21
170101	1100	17	0.7	27.9	52	0	12	16
170101	1200	20	0.7	29.1	49	0	18	12
170101	1300	31	0.9	29.7	48	0	4	8
170101	1400	34	0.9	29.5	50	0	8	11
170101	1500	39	0.8	29.2	51	0	5	17
170101	1600	34	1	29.1	51	0	19	19
170101	1700	31	1	28.4	55	0	350	20
170101	1800	34	0.7	27.6	58	0	347	21
170101	1900	35	0.5	26.9	59	0	360	21
170101	2000	29	0.8	26.7	62	0	351	19
170101	2100	34	0.9	25.8	68	0	352	22
170101	2200	44	0.8	25.3	70	0	0	25
170101	2300	41	0.9	24.9	71	0	356	26
170101	2400	33	0.9	24.7	71	0	356	24
170102	100	38	1	24.5	72	0	12	22
170102	200	39	0.9	24.2	73	0	352	23
170102	300	36	0.9	23.6	76	0	357	25

ภาพที่ 4.2 ตัวอย่างข้อมูลฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอนและข้อมูลอุตุนิยมวิทยารายชั่วโมงจากกรมควบคุมมลพิษที่สถานี 59T : กรมประชาสัมพันธ์

### 4.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลในงานวิจัยฉบับนี้มีขั้นตอนแสดงรายละเอียดขั้นตอนดังภาพที่ 4.3



ภาพที่ 4.3 แผนผังแสดงขั้นตอนวิธีการประมวลผลข้อมูล

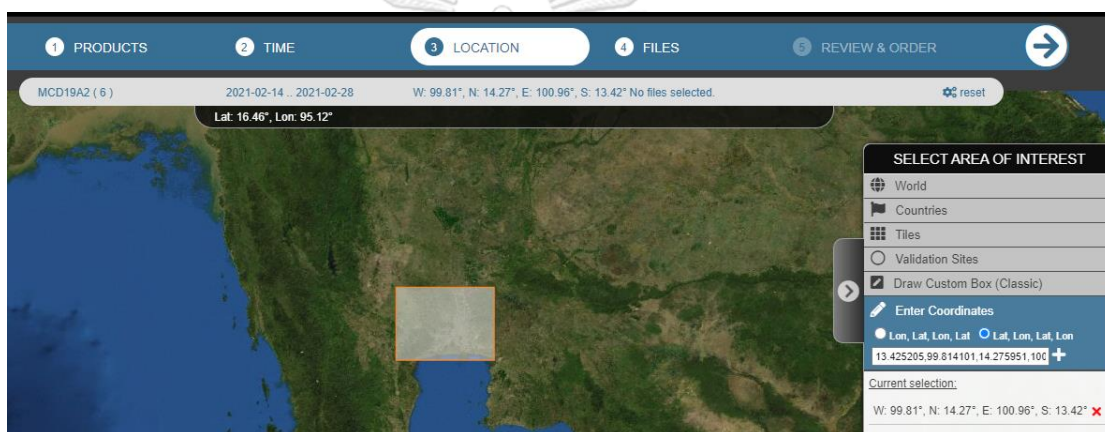
โดยรายละเอียดของแต่ละส่วนในภาพที่ 4.3 มีดังนี้

#### 4.3.1 การประมวลผลหาค่าความถี่เชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (AOD)

ข้อมูลความถี่เชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ ได้จากผลิตภัณฑ์ MCD19A2 สามารถดาวน์โหลดข้อมูลรายวันได้จาก <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov> ซึ่งจะอยู่ในรูปแบบ HDF โดยระบุช่วงเวลาทั้งสิ้น 4 ช่วงเวลาดังตารางที่ 4.1 และระบุขอบเขตของกรุงเทพมหานครและปริมณฑล ที่ 13.425205 ถึง 14.275951 °N ลองจิจูด 99.814101 ถึง 100.963884 ° E แสดงดังภาพที่ 3.4 แล้วจึงทำการดาวน์โหลดข้อมูลออกมาโดยใช้โค้ดที่เขียนในโปรแกรม Python

ตารางที่ 4.1 แสดงช่วงเวลาที่ใช้ข้อมูลดาวเทียมในการศึกษา

ช่วงเวลา	วัน-เดือน-ปี	จำนวนข้อมูล (วัน)
1	1 มกราคม 2017 – 31 มีนาคม 2017	90
2	1 พฤศจิกายน 2017 – 31 มีนาคม 2018	151
3	1 พฤศจิกายน 2018 – 31 มีนาคม 2019	151
4	1 พฤศจิกายน 2019 – 31 มีนาคม 2020	152



ภาพที่ 4.4 การดาวน์โหลดข้อมูลดาวเทียมบริเวณกรุงเทพมหานครและปริมณฑล

หลังจากดาวน์โหลดข้อมูลเสร็จเรียบร้อยแล้วขั้นตอนต่อไปคือการหาค่า AOD รายวัน จากข้อมูลที่อยู่ในรูปแบบ .hdf โดยใช้การเขียนโค้ดในโปรแกรม Python ขึ้นมา เพื่ออ่านไฟล์ HDF โดยอาศัย Module pyhdf ทำการระบุ Scientific data sets เป็น “Optical\_Depth\_055” ซึ่งจะให้ค่า Green band aerosol optical depth ที่ความยาวคลื่น 0.55 ไมโครเมตรที่มีความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตรในทุกกริดเซลล์ในระบบพิกัด sinusoidal projection และทำการแปลงพิกัดเหล่านั้นให้อยู่ในระบบ WGS-84 เพื่อนำไปใช้ในการคำนวณหาค่า AOD ต่อไป

ทำการคำนวณหาค่า AOD ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดิน โดยใช้ haversine formula แสดงในสมการที่ (4.1)

$$a = \sin^2\left(\frac{\Delta\varphi}{2}\right) + \cos\varphi_1 \cdot \cos\varphi_2 \cdot \sin^2\left(\frac{\Delta\lambda}{2}\right)$$

$$c = 2 \cdot \arctan(\sqrt{a}/\sqrt{1-a})$$

$$d = R \cdot c \quad (4.1)$$

โดยที่

$\varphi$  คือ ละติจูด,  $\lambda$  คือ ลองจิจูด, R คือ รัศมีโลก ( 6371 กิโลเมตร )

เพื่อทำการคำนวณระยะทางระหว่างพิกัดของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศกับพิกัดของแต่กริดเซลล์ในไฟล์และเลือกค่าจากกริดเซลล์ที่มีระยะทางที่สั้นที่สุดจากสถานีไปคูณกับ Scale factor ขนาด 0.001 จาก attribute ของไฟล์ข้อมูลจะทำให้ได้ค่า AOD ของแต่ละสถานีออกมาแล้วทำการบันทึกค่า AOD วันที่ และ พิกัดสถานีสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศลงในโปรแกรม Excel เพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไป

#### 4.3.2 การประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน

ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูล PM<sub>2.5</sub> เป็นข้อที่ได้จากกรมควบคุมมลพิษที่จะอยู่ในรูปแบบ Microsoft Excel Worksheet โดยข้อมูลอุตุนิยมวิทยาที่จะใช้ในงานวิจัยฉบับนี้ได้แก่ ได้แก่ อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส) ความชื้นสัมพัทธ์ (เปอร์เซ็นต์) และ ความเร็วลม (เมตรต่อวินาที) ข้อมูล PM<sub>2.5</sub> (ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร) นำข้อมูลดังกล่าวไปทำ Data cleaning ก่อนนำข้อมูลไปมาเฉลี่ยจากข้อมูลรายชั่วโมงให้กลายเป็นข้อมูลรายวันโดยใช้การเขียนโค้ดในโปรแกรม Python ในการเฉลี่ยตาม Index (วัน เดือน ปี) ของข้อมูลออกมาและทำการบันทึกข้อมูลลงในโปรแกรม Excel เพื่อนำไปใช้ในการวิเคราะห์ในขั้นตอนต่อไป

#### 4.3.3 การวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression (MLR)

สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาปริมาณ  $PM_{2.5}$  ของแต่ละสถานีในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑลจากข้อมูล AOD ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และ ความเร็วลมและข้อมูล  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินโดยข้อมูลที่ใช้จะใช้ข้อมูลช่วงที่ 1-3 ที่แสดงในตารางที่ 4.1 ซึ่งข้อมูลดังกล่าวได้จากขั้นตอนที่ 4.3.1 และ 4.3.2 โดยการเขียนโค้ดผ่านโปรแกรม MATLAB โดยมีแบบจำลองแสดงในสมการที่ (4.2)

$$PM_{2.5} = a_0 + (a_1 \times AOD) + (a_2 \times T) + (a_3 \times WS) + (a_4 \times RH) \quad (4.2)$$

โดยที่

$PM_{2.5}$  คือ ฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน (ไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร)

AOD คือ Aerosol Optical Depth

T คือ อุณหภูมิ (องศาเซลเซียส)

WS คือ ความเร็วลม (เมตรต่อวินาที)

RH คือ ความชื้นสัมพัทธ์ (เปอร์เซ็นต์)

$a_0$  คือ y-intercept

$a_1$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ AOD

$a_2$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ T

$a_3$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ WS

$a_4$  คือ สัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ RH

โดยข้อมูลที่น่าไปใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จะเลือกเฉพาะวันที่มีตัวแปรครบทั้งหมดตามสมการเพื่อคำนวณหาสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ ( $a_1, a_2, a_3, a_4$ ) และ y-intercept ( $a_0$ ) ของแต่ละสถานีออกมาแล้วนำไปใช้การปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$

#### 4.3.4 การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Model Validation)

ในการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์จะหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นโดยอาศัยสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ ( $a_1, a_2, a_3, a_4$ ) และ y-intercept ( $a_0$ ) ของแต่ละสถานีที่ได้จากขั้นตอนที่ 4.3.3 โดยตัวแปรอิสระ ได้แก่ AOD อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และ ความเร็วลม จะใช้ข้อมูลช่วงวันที่ 1 เดือนพฤศจิกายน ปี 2019 ถึง วันที่ 31 เดือนมีนาคม ปี 2020 เป็นข้อมูลที่ใช้ในการตรวจสอบโดยการเขียนโค้ดผ่านโปรแกรม MATLAB

เมื่อได้ปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นมาแล้วนำไปเปรียบเทียบกับปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินโดยใช้ค่าสถิติได้แก่ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด ( $R^2$ ) แสดงดังสมการที่ (4.3) ค่า Root Mean Square Error (RMSE) แสดงดังสมการที่ (4.4)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2}} \quad (4.3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{n}} \quad (4.4)$$

โดยที่

$P_i, \bar{P}$  คือ ค่าที่ทำนายได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์, ค่าเฉลี่ยของ P

$O_i, \bar{O}$  คือ ค่าที่ทำนายได้จากการรังวัด, ค่าเฉลี่ยของ O

$n$  คือ จำนวนของค่ารังวัด

เมื่อคำนวณค่าสถิติทั้ง 2 แล้วจึงทำการสร้าง Scatter Plot diagram แล้วสร้างเส้น Trend line เข้ากับข้อมูลในแต่ละสถานีเพื่อดูว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นเมื่อนำไปใช้งานจริงผลลัพธ์ที่ได้มีความถูกต้องแม่นยำอย่างไร

## บทที่ 5

### ผลการศึกษาวิจัย

#### 5.1 ผลลัพธ์การประมวลผลหาค่าความลึกเชิงแสงของอนุภาคแขวนลอยในอากาศ (AOD)

ผลลัพธ์จากการประมวลผลข้อมูลดาวเทียมเพื่อหาค่า AOD จากข้อมูลดาวเทียมรายวัน ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินโดยใช้โค้ดที่เขียนในโปรแกรม Python โดยผลลัพธ์หลังจากการประมวลผลแล้วตัวอย่างผลลัพธ์ของค่า AOD ของแต่ละสถานีได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 5.1

ตารางที่ 5.1 ตัวอย่างผลลัพธ์ของค่า AOD รายวันของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ

AOD	Year-Julian day	รหัสสถานี	Latitude	Longitude
0.416	A2019308	59T	13.78319	100.54049
0.418	A2019308	02T	13.73285	100.48766
0.614	A2019308	05T	13.66618	100.60574
No Data	A2019308	03T	13.63651	100.41426
No Data	A2019308	10T	13.77987	100.64601
No Data	A2019308	61T	13.76963	100.61457
0.42	A2019308	11T	13.77553	100.56920
0.447	A2019308	50T	13.72985	100.53650
No Data	A2019308	53T	13.79542	100.59303
0.42	A2019308	52T	13.72762	100.48657
0.662	A2019308	54T	13.76252	100.55020
0.567	A2019308	12T	13.70807	100.54733
0.527	A2019308	08T	13.66409	100.54344
No Data	A2019308	16T	13.61800	100.55620
No Data	A2019308	18T	13.59915	100.59735
No Data	A2019308	19T	13.57050	100.78629
0.52	A2019308	17T	13.65214	100.53181
No Data	A2019308	81T	13.83208	100.05796
No Data	A2019308	20T	14.03742	100.60522



AOD	Year-Julian day	รหัสสถานี	Latitude	Longitude
No Data	A2019308	14T	13.70549	100.31562
No Data	A2019308	27T	13.55026	100.26477
No Data	A2019308	22T	13.90786	100.53564
0.386	A2019308	13T	13.85278	100.52944

จากตารางที่ 5.1 คอลัมน์ที่ 1 จะแสดงผลลัพธ์ของค่า AOD ซึ่ง ณ ตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูลจะแสดงผลเป็น No Data คอลัมน์ที่ 2 แสดงวันที่ของไฟล์ข้อมูลดาวเทียม คอลัมน์ที่ 3 แสดงรหัสสถานี ตรวจวัดคุณภาพอากาศ คอลัมน์ที่ 4 และ 5 แสดงพิกัดของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ

โดยข้อมูลที่ใช้ในแต่ละสถานีจะมีจำนวนทั้งสิ้น 544 วัน ต่อ 1 สถานีและข้อมูลในแต่ละสถานีเมื่อประมวลผลออกมาแล้วพบว่าในแต่ละปีจะมีจำนวนข้อมูล AOD รายวันแสดงดังตารางที่ 5.2

ตารางที่ 5.2 แสดงจำนวนข้อมูล AOD ที่ประมวลผลได้ในแต่ละช่วงเวลา (ตารางที่ 4.1)

รหัสสถานี	ช่วงที่ 1	ช่วงที่ 2	ช่วงที่ 3	ช่วงที่ 4	รวม 4 ช่วง
02T	29	29	45	56	159
03T	35	38	44	65	182
05T	30	33	46	61	170
08T	26	23	35	53	137
10T	26	27	47	56	156
11T	28	25	44	54	151
12T	26	28	39	54	147
13T	27	30	43	59	159
14T	26	35	48	57	166
16T	29	27	39	46	141
17T	31	27	37	57	152
18T	19	14	28	42	103
19T	31	33	48	64	176
20T	32	36	53	57	178
22T	25	33	48	60	166

รหัสสถานี	ช่วงที่ 1	ช่วงที่ 2	ช่วงที่ 3	ช่วงที่ 4	รวม 4 ช่วง
27T	29	39	44	58	170
50T	29	28	42	53	152
52T	27	30	46	54	157
53T	28	32	42	55	157
54T	26	22	40	50	138
59T	26	26	40	59	151
61T	25	31	43	52	151
81T	41	52	65	78	236

## 5.2 ผลลัพธ์การประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน

ผลลัพธ์จากการประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาและข้อมูลฝุ่นละอองขนาดไม่เกิน 2.5 ไมครอน โดยการคำนวณค่าเฉลี่ยรายชั่วโมงให้เป็นค่าเฉลี่ยรายวัน เพื่อให้สอดคล้องกับผลลัพธ์ AOD โดยใช้โค้ดที่เขียนในโปรแกรม Python โดยตัวอย่างผลลัพธ์ของแต่ละสถานีได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 5.3

ตารางที่ 5.3 ตัวอย่างค่าเฉลี่ยรายวันของข้อมูล PM<sub>2.5</sub> และข้อมูลอุตุนิยมวิทยา

Y-M-D	Wind speed	Temp	Rel hum	PM <sub>2.5</sub>
170101	0.82083	26.2375	59.6667	21.3333
170102	0.78333	26.9833	62.8333	18.9583
170103	0.73750	26.9500	62.5417	19.1250
170104	0.65417	27.2750	60.6250	21.2500
170105	0.90833	27.2750	60.5833	29.2500
170106	0.85833	25.7958	69.5833	27.2083
170107	0.66667	27.1958	64.6250	30.2500
170108	0.47917	25.5833	81.3333	35.2500
170109	0.51667	24.5833	89.0000	27.1667
170110	0.30833	24.5750	94.5000	37.5000
170111	0.63750	26.6083	77.9167	17.3636
170112	0.85000	27.3125	77.0417	17.0000

Y-M-D	Wind speed	Temp	Rel hum	PM <sub>2.5</sub>
170113	0.37917	27.8958	72.9167	20.0833
170114	0.44583	28.0958	68.3750	30.5833
170115	0.53750	28.9625	64.8750	40.3333
170116	0.54583	28.6292	61.0833	28.0833
170117	0.50833	27.6125	68.6667	22.8750
170118	0.65000	28.6625	59.7500	32.0000
170119	0.55000	28.9625	58.8333	41.4091
170120	0.58750	29.1417	51.7917	29.0833

จากตารางที่ 5.3 คอลัมน์ที่ 1 แสดงวันที่ขอข้อมูลที่ทำการเฉลี่ยเป็นรายวันในรูปแบบปี-เดือน-วัน คอลัมน์ที่ 2 แสดงผลความเร็วลมในหน่วยเมตร/วินาที คอลัมน์ที่ 3 แสดงผลอุณหภูมิในหน่วยองศาเซลเซียส คอลัมน์ที่ 4 แสดงผลความชื้นสัมพัทธ์ในหน่วยเปอร์เซ็นต์ คอลัมน์ที่ 5 แสดงผลปริมาณ PM<sub>2.5</sub> ในหน่วยไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร

### 5.3 ผลลัพธ์การวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression (MLR)

ผลลัพธ์จากการวิเคราะห์การถดถอยของข้อมูลจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศรายสถานี โดยใช้ข้อมูลในช่วงที่ 1-3 ดังตารางที่ 4.1 ทำให้ได้สัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอิสระ ( $a_1, a_2, a_3, a_4$ ) และ y-intercept ( $a_0$ ) ดังสมการที่ 4.2 ซึ่งผลลัพธ์ในแต่ละสถานีแสดงดังตารางที่ 5.4

ตารางที่ 5.4 ผลการวิเคราะห์การถดถอยด้วยวิธี Multiple Linear Regression รายสถานี

รหัสสถานี	Equation	จำนวน ข้อมูล	R <sup>2</sup>
02T	ไม่มีข้อมูล PM <sub>2.5</sub> ในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1)		
03T	ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบ		
05T	PM <sub>2.5</sub> = 33.63137 (AOD) - 0.72032 (RH) -0.70160 (T) - 19.03625 (WS) + 119.0095	107	0.535
08T	PM <sub>2.5</sub> = 47.06717(AOD) - 0.7138644(RH) - 2.319524(T) - 27.89116(WS) + 168.6816	83	0.688
10T	ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบ		
11T	PM <sub>2.5</sub> = 44.58185 (AOD) - 1.25942 (RH) + 1.33583 (T) - 10.96762 (WS) + 55.83599	44	0.537
12T	ไม่มีข้อมูล PM <sub>2.5</sub> ในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1)		
13T	PM <sub>2.5</sub> = 35.53367(AOD) - 0.3954815(RH) + 3.91525(T) - 32.82475(WS) - 39.2383	22	0.903
14T	PM <sub>2.5</sub> = 32.53939(AOD) - 1.767356(RH) + 1.475097(T) - 36.12179(WS) + 113.9607	41	0.653
16T	ไม่มีข้อมูล PM <sub>2.5</sub> ในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1)		
17T	ไม่มีข้อมูล PM <sub>2.5</sub> ในช่วงที่ 1-2 (ตารางที่ 4.1) และ ช่วงที่ 3 ไม่มีข้อมูลอุตุนิยมวิทยา		
18T	PM <sub>2.5</sub> = 49.60888(AOD) - 0.7226913(RH) - 2.951364(T) - 21.40167(WS) + 184.5579	28	0.56

รหัสสถานี	Equation	จำนวน ข้อมูล	R <sup>2</sup>
19T	$PM_{2.5} = 33.38618(AOD) - 0.7018087(RH) - 1.735084(T) - 18.76407(WS) + 149.364$	81	0.447
20T	$PM_{2.5} = 26.10923(AOD) - 0.4777378(RH) - 5.694879(T) - 25.54388(WS) + 265.7107$	53	0.386
22T	ไม่มีข้อมูล $PM_{2.5}$ ในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1)		
27T	ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบ		
50T	ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบ		
52T	$PM_{2.5} = 48.516 (AOD) - 0.82359 (RH) + 0.07740 (T) - 18.14137 (WS) + 83.57194$	101	0.41
53T	$PM_{2.5} = 49.57963 (AOD) - 1.72138 (RH) + 2.89978 (T) - 17.87886 (WS) + 42.94268$	74	0.519
54T	$PM_{2.5} = 58.18709 (AOD) - 1.68915 (RH) + 2.47042 (T) - 23.61803 (WS) + 55.75808$	40	0.561
59T	$PM_{2.5} = 38.61209 (AOD) - 0.88493 (RH) + 0.95152 (T) - 32.54258 (WS) + 67.06592$	82	0.584
61T	ข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบ		
81T	ไม่มีข้อมูล $PM_{2.5}$ และข้อมูลอุตุนิยมวิทยาในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1)		

จากผลลัพธ์ในตารางที่ 5.4 แสดงสมการของแต่ละสถานีที่ได้จากการวิเคราะห์การถดถอย เพื่อนำไปหาค่าปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> และแสดงจำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการสร้างสมการ และค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination; R<sup>2</sup>)

#### 5.4 ผลลัพธ์การตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ (Model Validation)

ผลลัพธ์จากการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยการเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่าง PM<sub>2.5</sub> ที่คำนวณได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นในแต่ละสถานีแล้วนำไปเปรียบเทียบกับปริมาณความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินที่ได้จากตารางที่ 5.3 ในช่วงวันที่ 1 พฤศจิกายน 2019 ถึง วันที่ 31 มีนาคม 2020 ซึ่งผลลัพธ์ของค่าทางสถิติในแต่ละสถานีแสดงดังตารางที่ 5.5

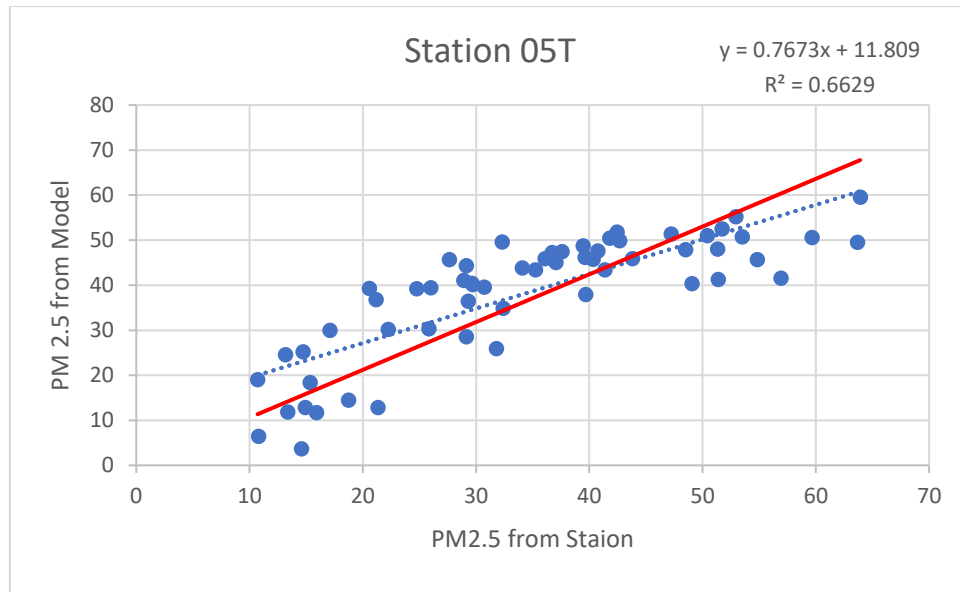
ตารางที่ 5.5 ผลการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

รหัสสถานี	Station Type	จังหวัด	N	R <sup>2</sup>	RMSE	CI	PI
05T	Ambient	กรุงเทพ	59	0.663	9.216	2.3010	23.8019
08T	Ambient	สมุทรปราการ	51	0.671	9.934	2.4693	22.4966
11T	Ambient	กรุงเทพ	52	0.408	11.651	3.3847	22.4519
14T	Ambient	สมุทรสาคร	55	0.649	15.986	4.1176	26.3652
18T	Ambient	สมุทรปราการ	40	0.628	10.030	5.9032	31.2367
59T	Ambient	กรุงเทพ	57	0.527	11.946	2.0604	18.6581
52T	Roadside	กรุงเทพ	52	0.479	15.351	3.2195	32.3552
53T	Roadside	กรุงเทพ	52	0.432	16.116	3.1076	26.7323
54T	Roadside	กรุงเทพ	48	0.377	11.936	4.1728	26.3914
19T	Out of Area	สมุทรปราการ	37	0.112	20.482	3.4301	30.8709
20T	Out of Area	ปทุมธานี	55	0.201	26.783	3.5904	26.1383
13T	Little Data	นนทบุรี	50	0.119	26.985	3.2836	15.4017

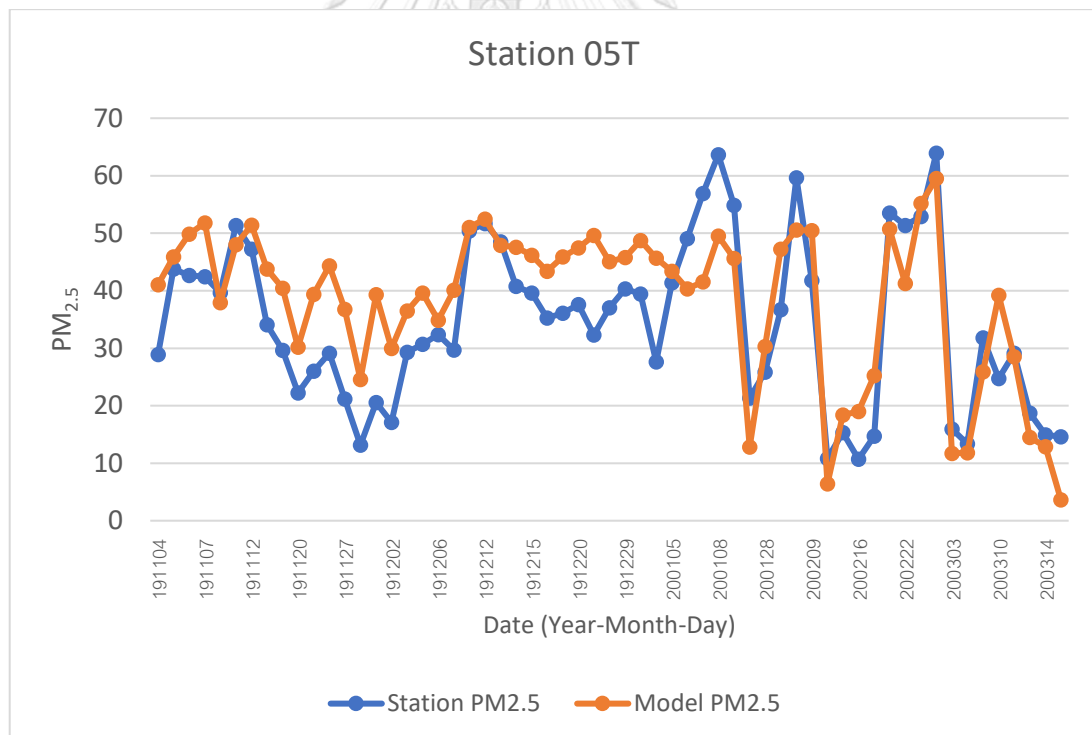
จากผลลัพธ์ในตารางที่ 5.5 แสดงผลการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รายสถานีโดยจะแสดงรหัสสถานี จำนวนของข้อมูลที่ใช้ในการตรวจสอบ ชนิดของสถานี ค่าสัมประสิทธิ์ตัวกำหนด (coefficient of determination;  $R^2$ ) ค่า Root Mean Square Error (RMSE) ในหน่วยไมโครกรัมต่อลูกบาศก์เมตร Confidence interval (CI) ที่ระดับความเชื่อมั่น 95% และ ค่า Prediction interval (PI) ที่ระดับความเชื่อมั่น 95%

ในส่วนของ Scatter Plot diagram กับเส้น Trend Line ระหว่าง  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินรายสถานี และ Line chart เปรียบเทียบระหว่าง  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินรายสถานีในแต่ละวันแสดงดังภาพที่ 5.1-5.24



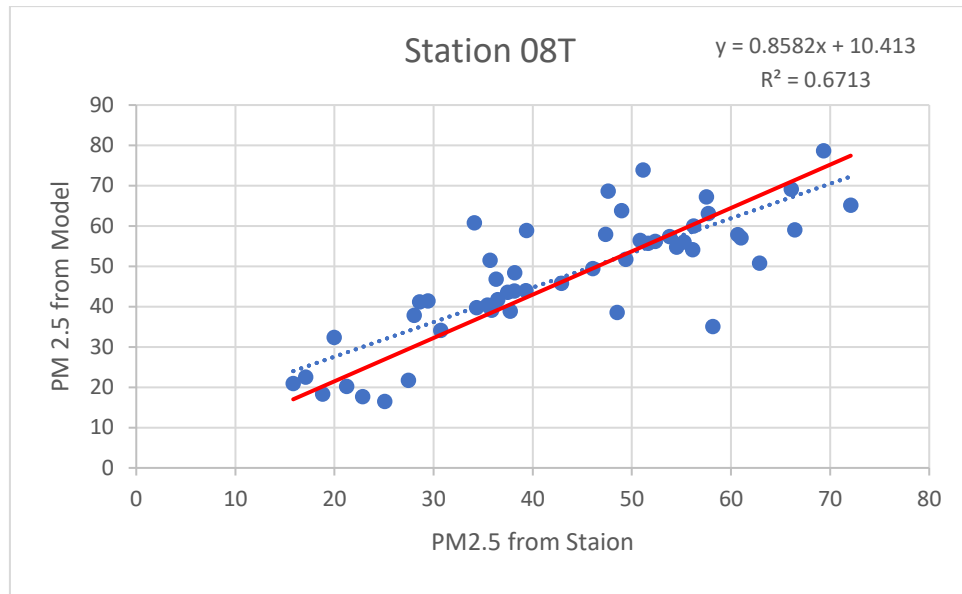


ภาพที่ 5.1 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 05T

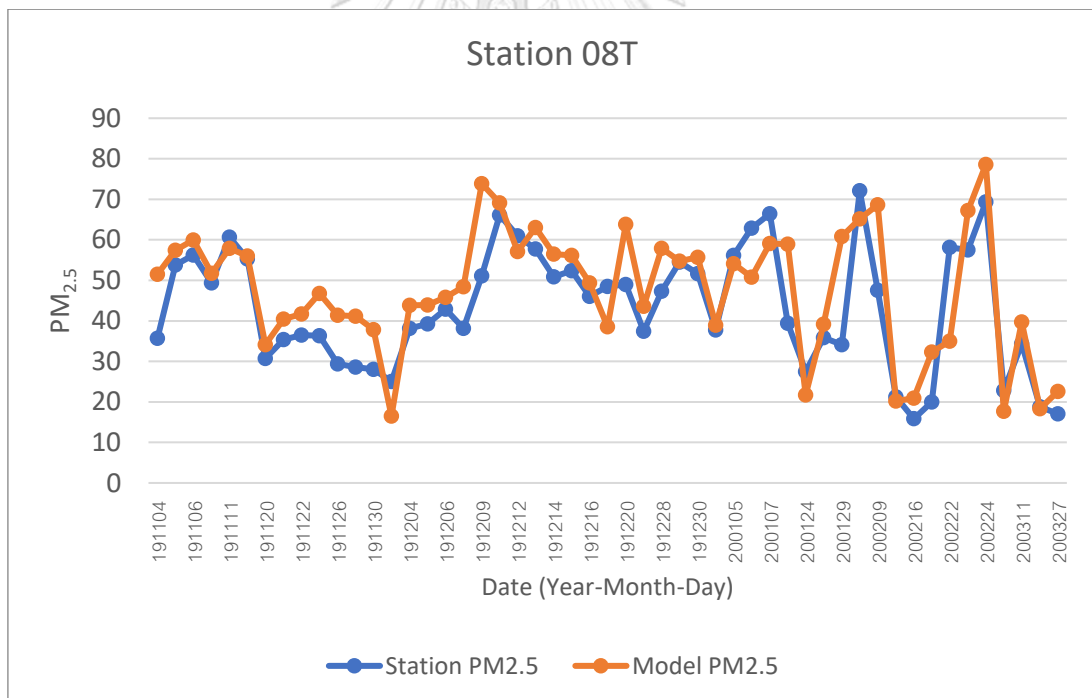


ภาพที่ 5.2 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 05T

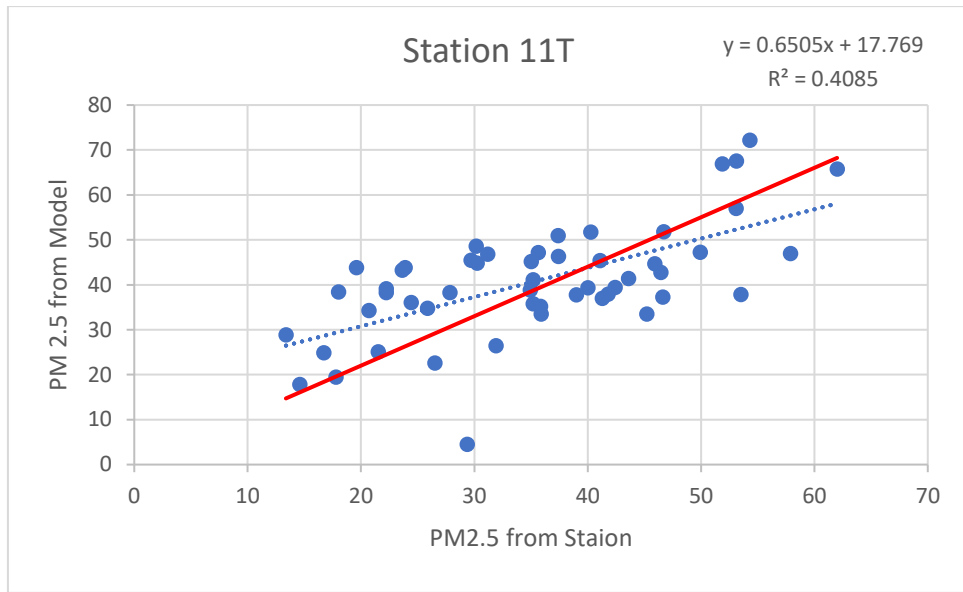




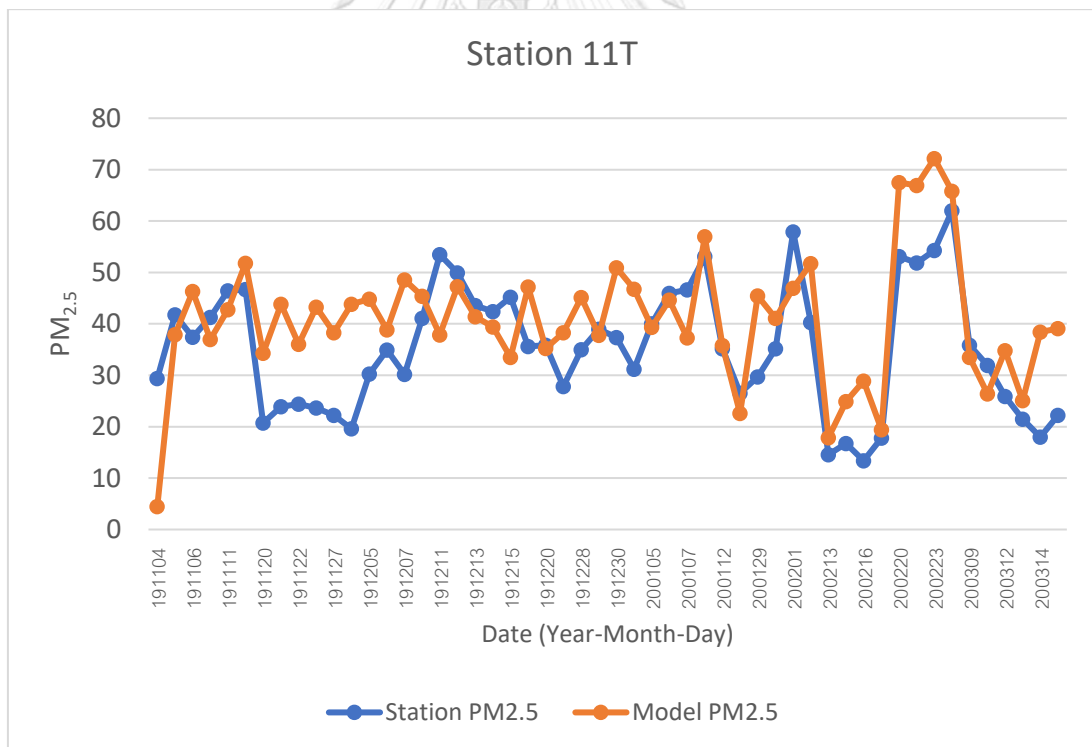
ภาพที่ 5.3 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 08T



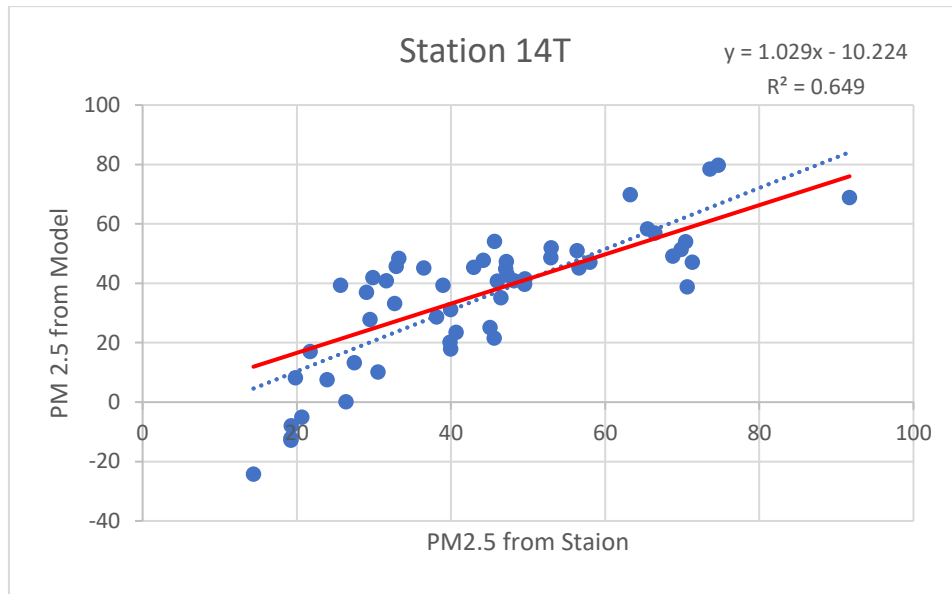
ภาพที่ 5.4 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 08T



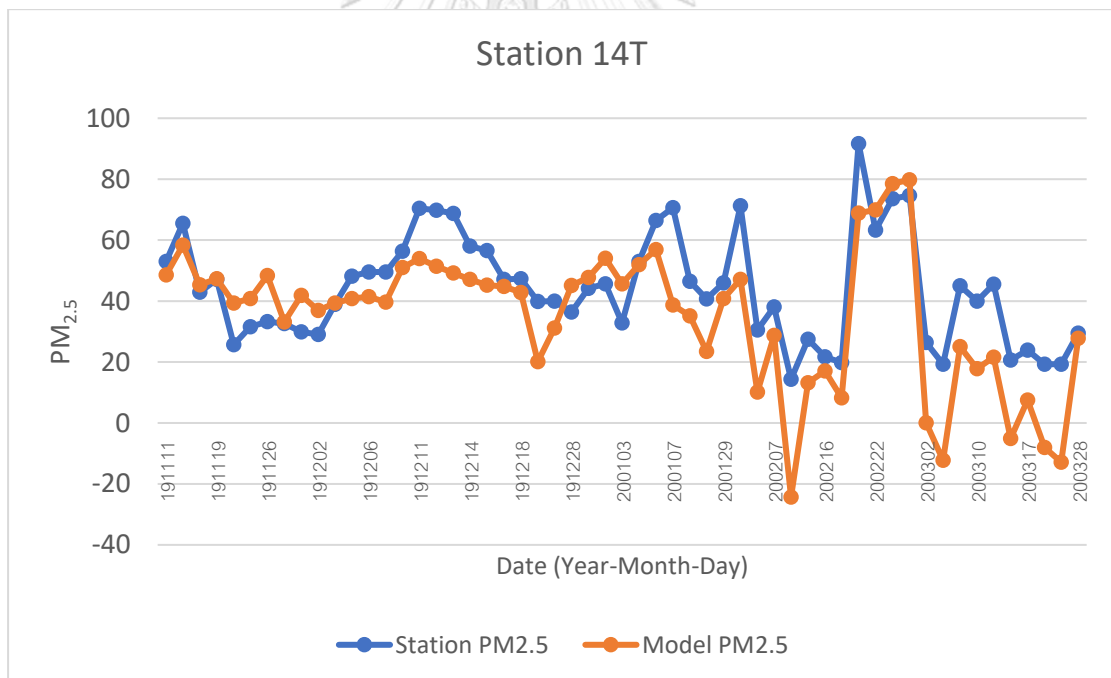
ภาพที่ 5.5 แสดง Scatter Plot ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 11T



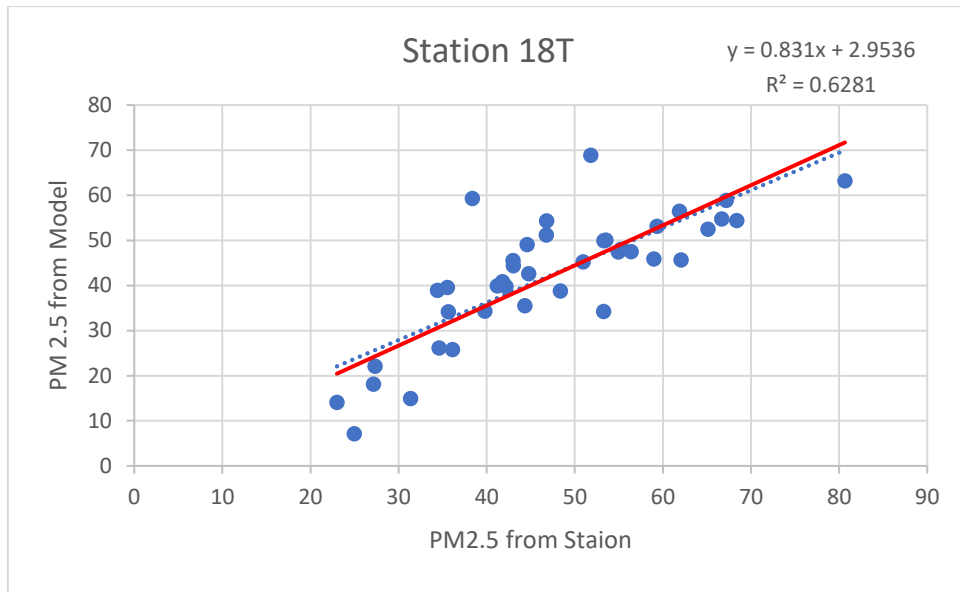
ภาพที่ 5.6 แสดง Line chart ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 11T



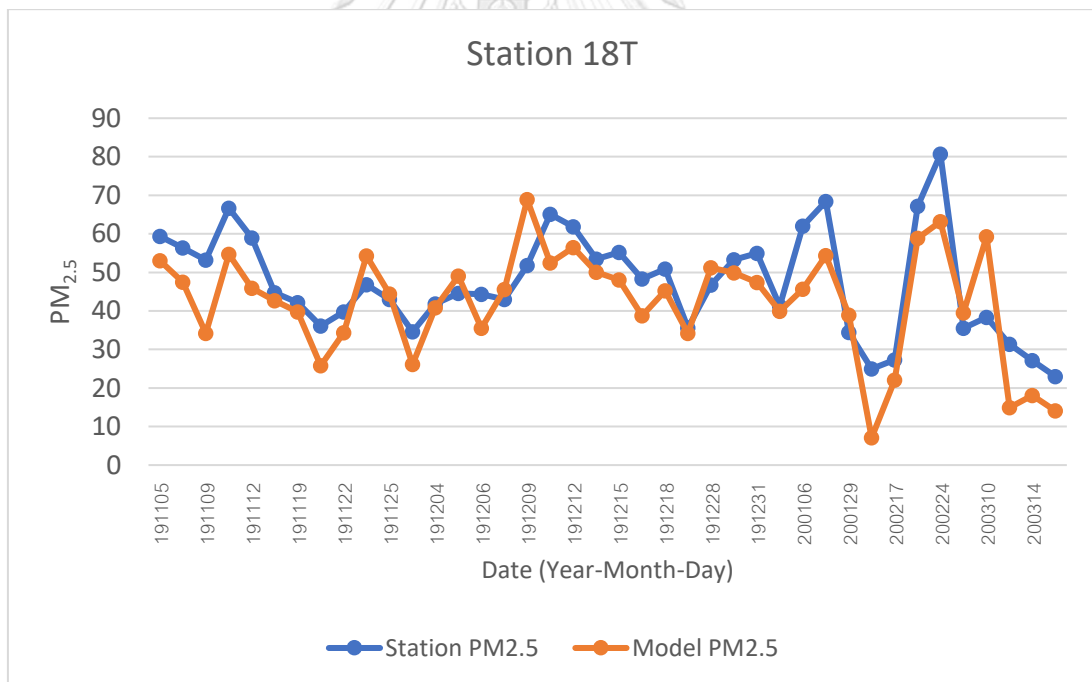
ภาพที่ 5.7 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 14T



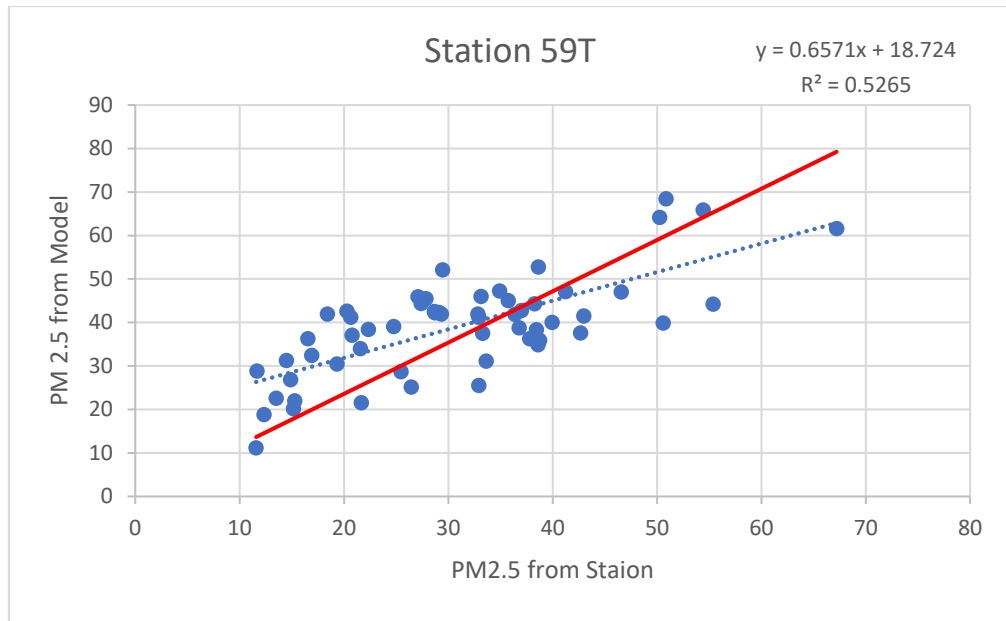
ภาพที่ 5.8 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 14T



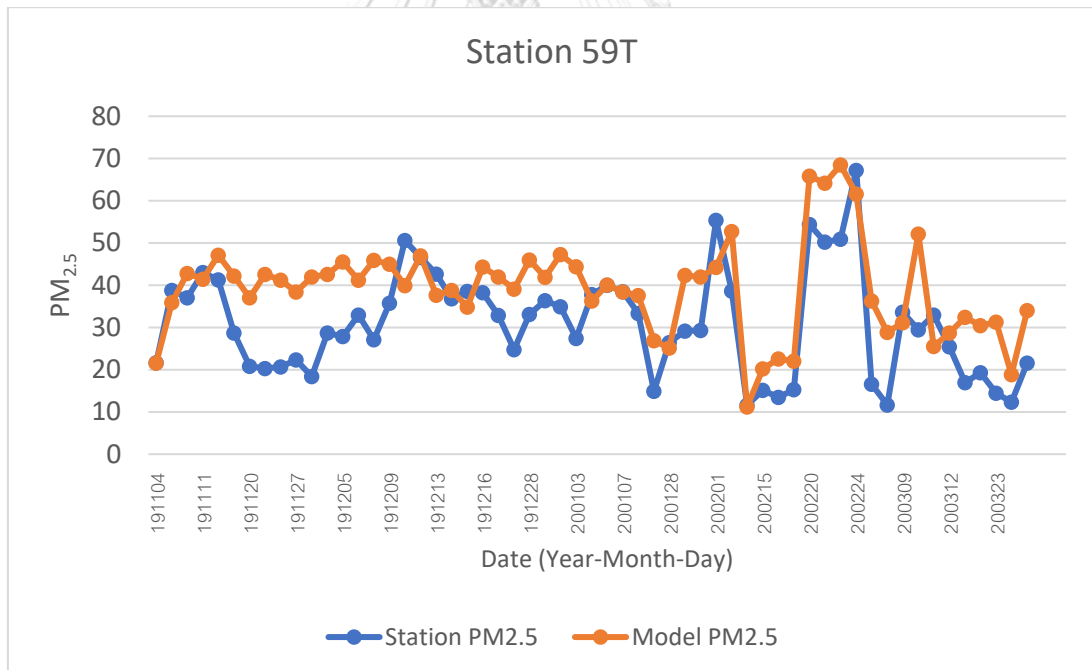
ภาพที่ 5.9 แสดง Scatter Plot ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 18T



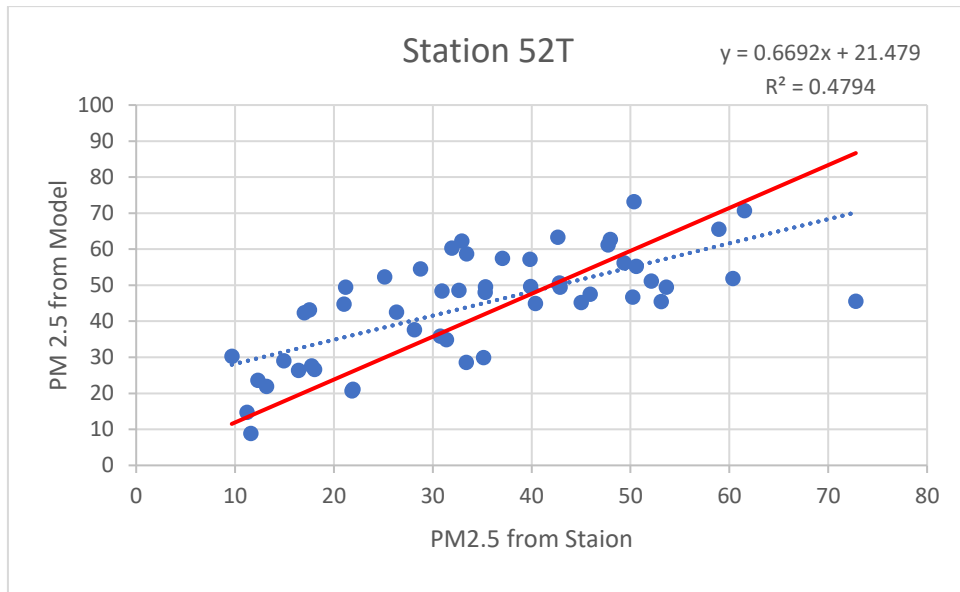
ภาพที่ 5.10 แสดง Line chart ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 18T



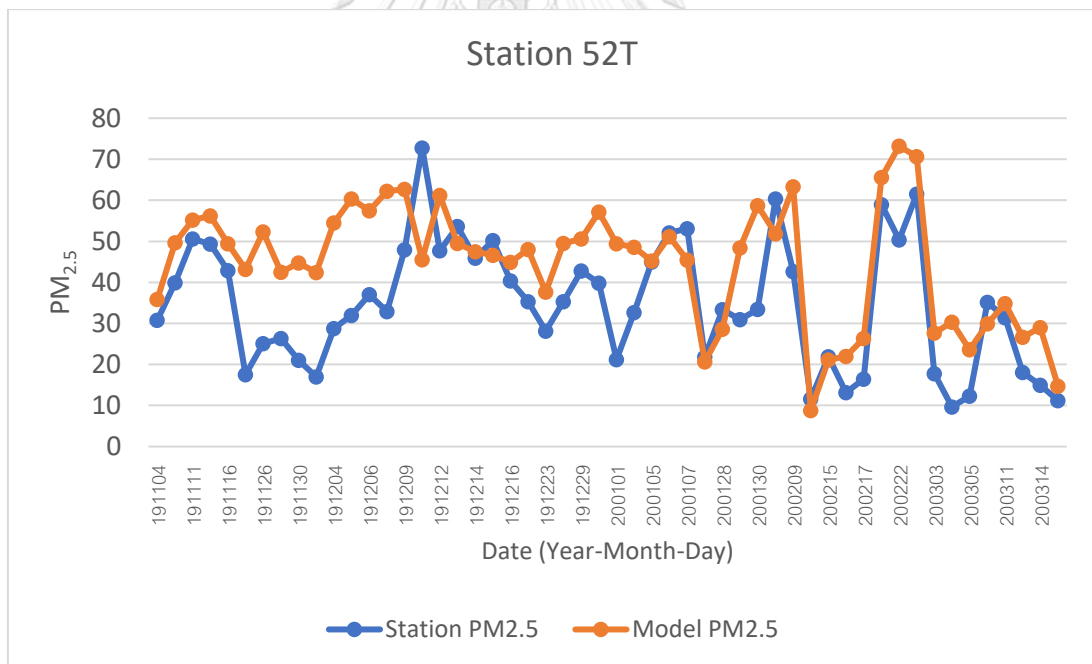
ภาพที่ 5.11 แสดง Scatter Plot ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 59T



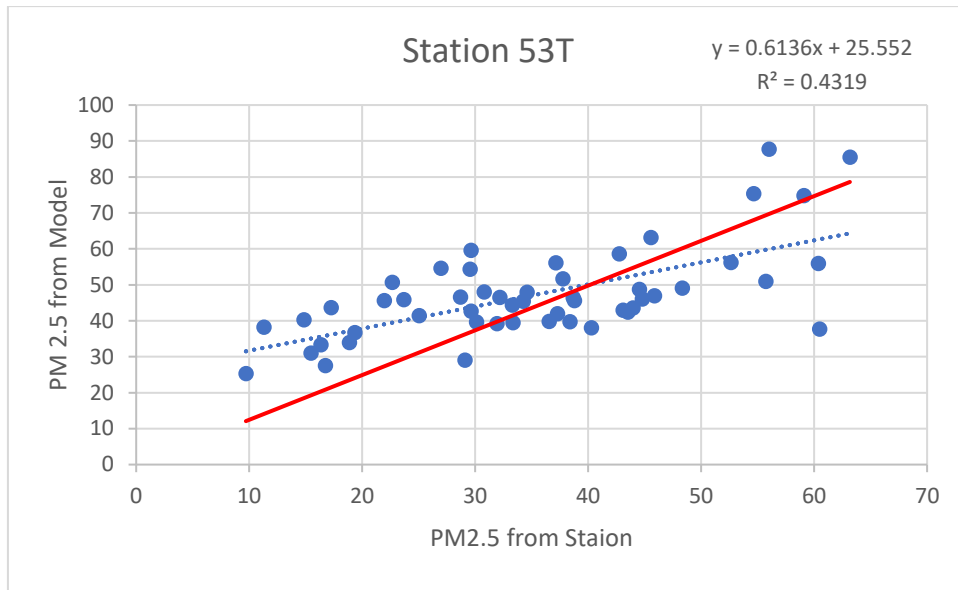
ภาพที่ 5.12 แสดง Line chart ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 59T



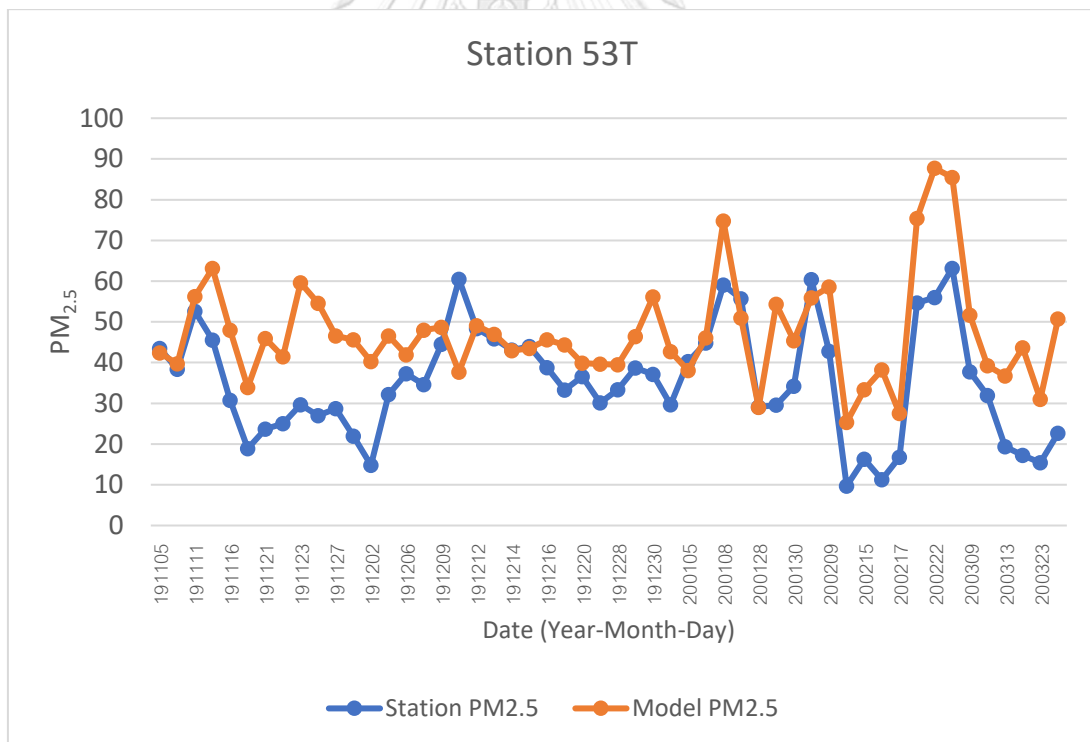
ภาพที่ 5.13 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 52T



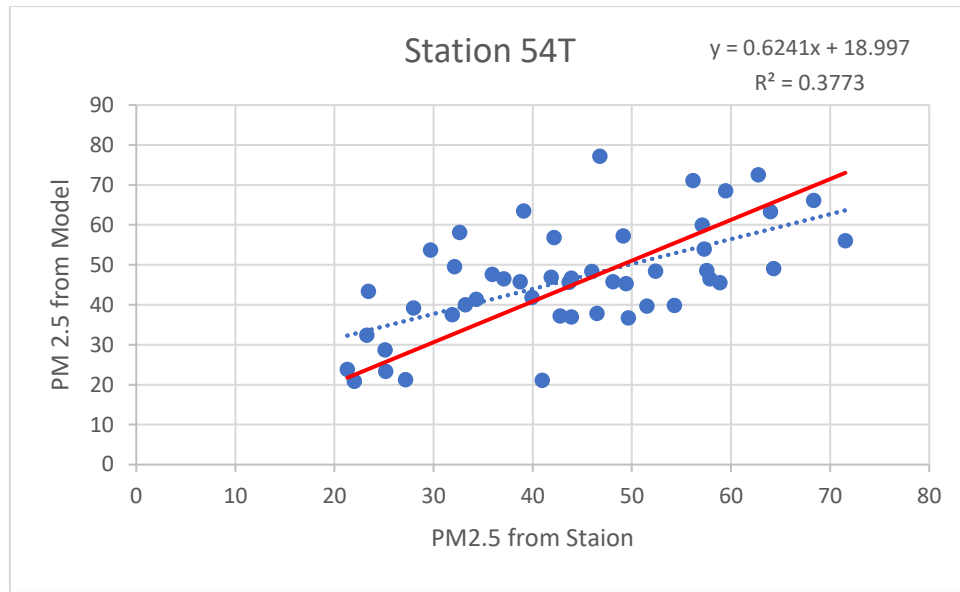
ภาพที่ 5.14 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 52T



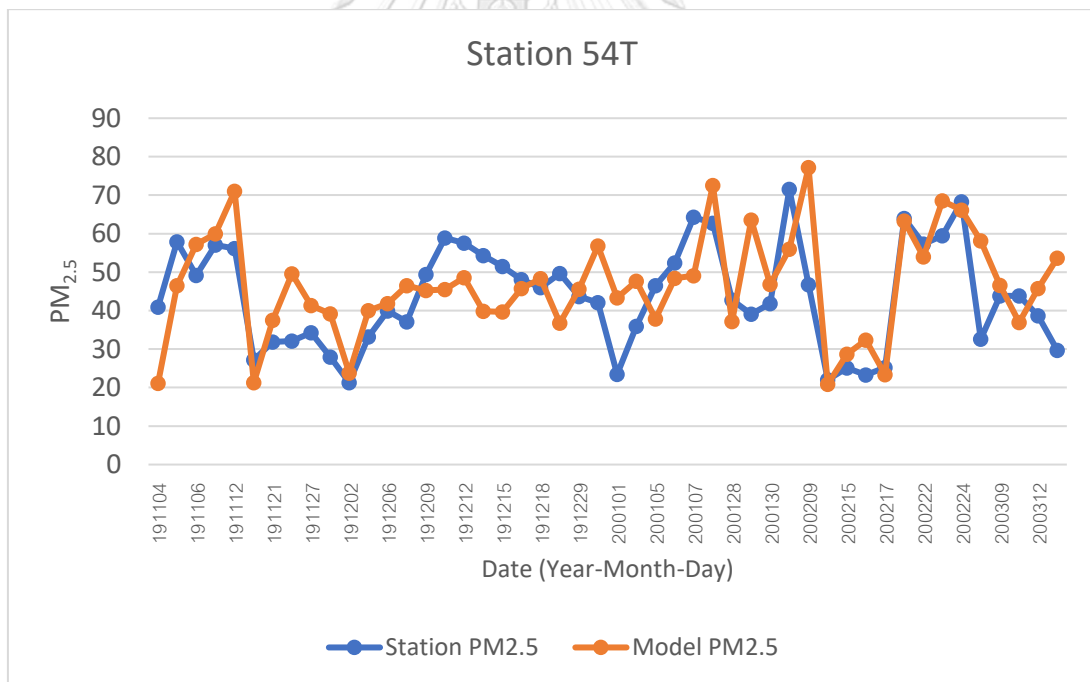
ภาพที่ 5.15 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 53T



ภาพที่ 5.16 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 53T

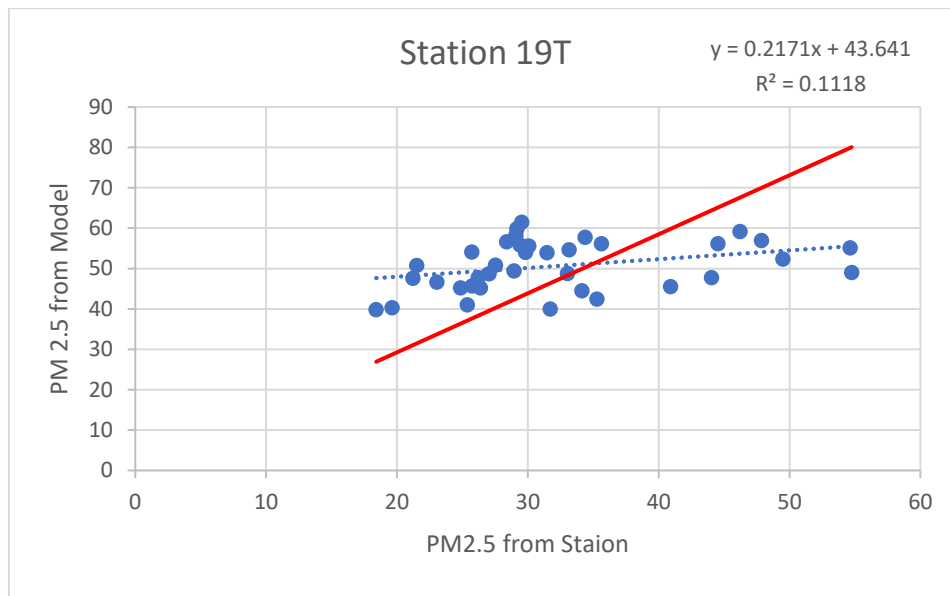


ภาพที่ 5.17 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 54T

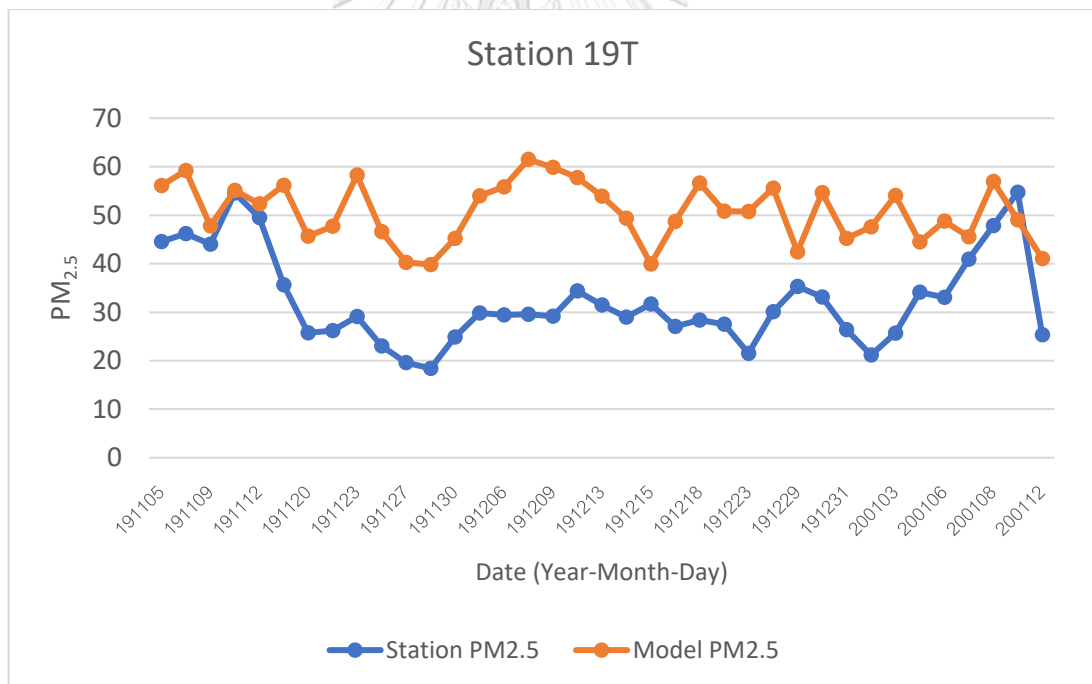


ภาพที่ 5.18 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 54T

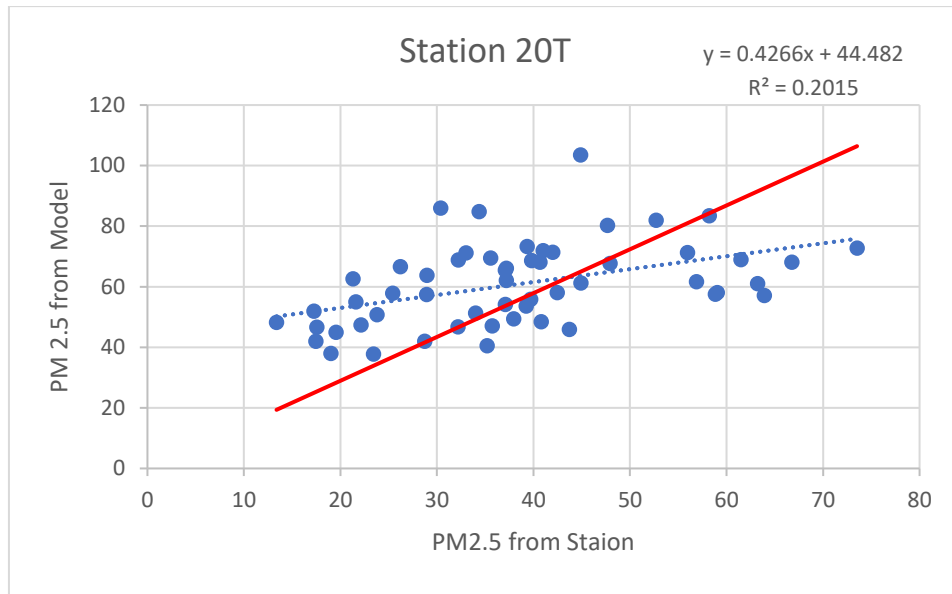




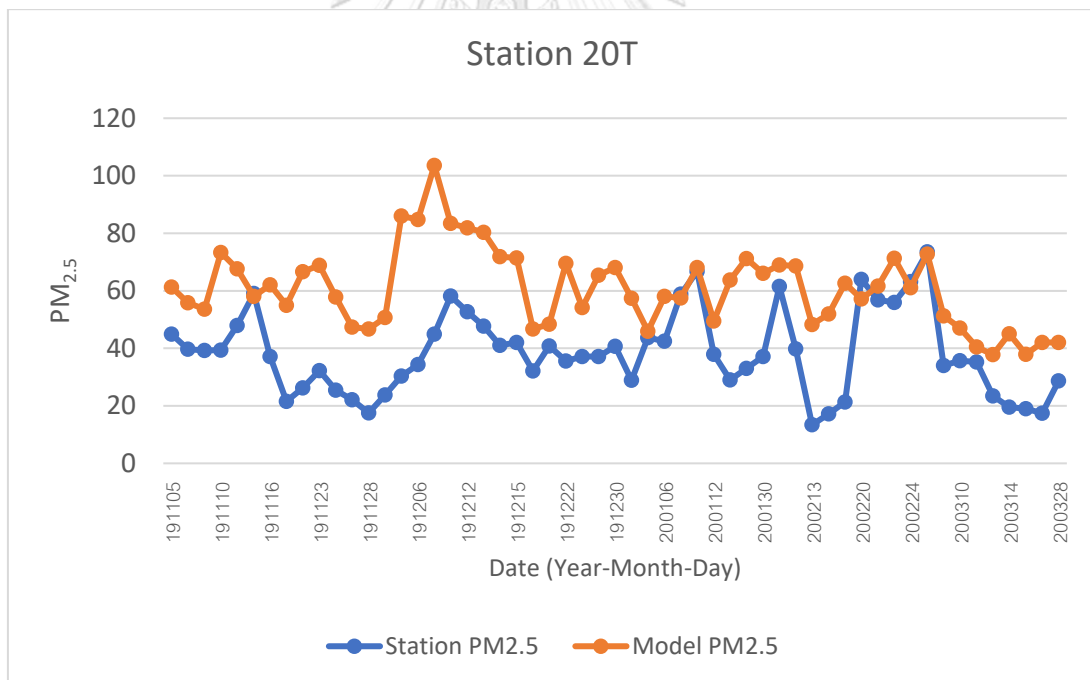
ภาพที่ 5.19 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 19T



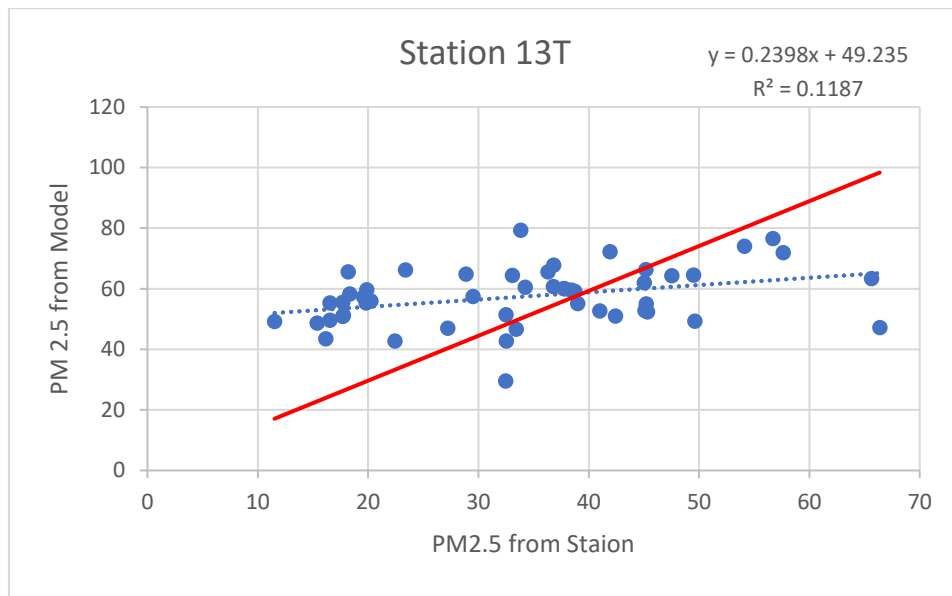
ภาพที่ 5.20 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 19T



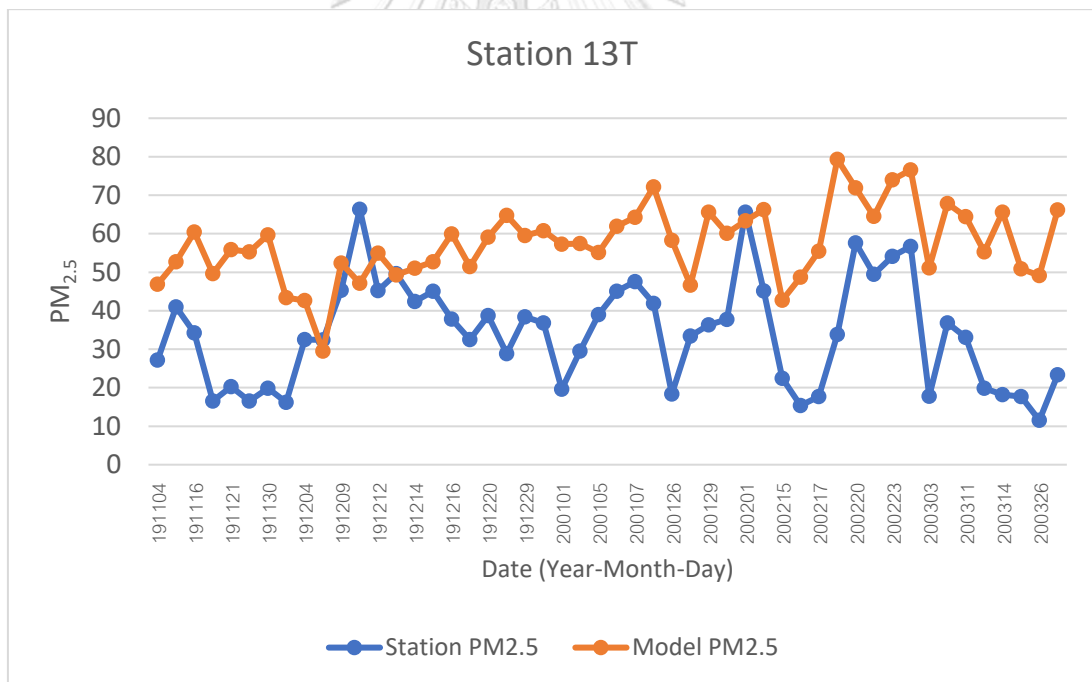
ภาพที่ 5.21 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 20T



ภาพที่ 5.22 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 20T



ภาพที่ 5.23 แสดง Scatter Plot ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 13T



ภาพที่ 5.24 แสดง Line chart ของ PM<sub>2.5</sub> จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ PM<sub>2.5</sub> จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศที่สถานี 13T

## บทที่ 6

### อภิปรายผล สรุปผลการศึกษา และข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึงการอภิปรายผลการศึกษาวิจัย สรุปผลการศึกษาในหัวข้อต่างๆ ข้อจำกัด และข้อเสนอแนะในการนำผลการศึกษาหรือเทคนิควิธีการในงานวิจัยฉบับนี้ไปประยุกต์ใช้งานหรือใช้ประโยชน์ในการศึกษาวิจัยในอนาคตต่อไป

#### 6.1 อภิปรายผลการศึกษา

##### 6.1.1 อภิปรายผลการคำนวณค่า AOD จากข้อมูลดาวเทียม

จากการประมวลผลข้อมูลดาวเทียมผลิตภัณฑ์ MCD19A2 ที่อยู่ในรูปแบบของไฟล์ HDF เพื่อหาค่า AOD รายวัน ณ ตำแหน่งสถานีของสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศจำนวน 23 สถานีใน 4 ช่วงเวลาดังตารางที่ 4.1 ได้ผลลัพธ์จำนวนข้อมูล AOD รายวันดังตารางที่ 5.2 พบว่าช่วงเวลา 1 ข้อมูลดาวเทียมที่ใช้มีทั้งสิ้น 90 วันเมื่อประมวลผลออกมาผลลัพธ์ AOD ในแต่ละสถานีจะมีข้อมูลอยู่ระหว่าง 19-41 วันมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 28 วันต่อสถานี ช่วงเวลา 2 ข้อมูลดาวเทียมที่ใช้มีทั้งสิ้น 151 วันเมื่อประมวลผลออกมาผลลัพธ์ AOD ในแต่ละสถานีจะมีข้อมูลอยู่ระหว่าง 14-52 วันมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 30 วันต่อสถานี ช่วงเวลา 3 ข้อมูลดาวเทียมที่ใช้มีทั้งสิ้น 151 วันเมื่อประมวลผลออกมาผลลัพธ์ AOD ในแต่ละสถานีจะมีข้อมูลอยู่ระหว่าง 28-65 วันมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 44 วันต่อสถานี ช่วงเวลา 4 ข้อมูลดาวเทียมที่ใช้มีทั้งสิ้น 152 วันเมื่อประมวลผลออกมาผลลัพธ์ AOD ในแต่ละสถานีจะมีข้อมูลอยู่ระหว่าง 42-78 วันมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 57 วันต่อสถานี และเมื่อพิจารณาผลลัพธ์จากทั้ง 4 ช่วงเวลาพบว่า ข้อมูลดาวเทียมที่ใช้มีทั้งสิ้น 544 วันเมื่อประมวลผลออกมาผลลัพธ์ AOD ในแต่ละสถานีจะมีข้อมูลอยู่ระหว่าง 103-236 วันหรือคิดเป็นประมาณ 19-43 เปอร์เซ็นต์และมีค่าเฉลี่ยอยู่ที่ 159 วันต่อสถานี ซึ่งในตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูล AOD นั้นมีสาเหตุมาจากวันและตำแหน่งของสถานีตรวจวัดนั้นมีเมฆมากซึ่งมีผลต่อการตรวจวัดค่า AOD โดยในวันและตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูล AOD นั้นสามารถแก้ไขได้โดยใช้การ Interpolation โดยวิธีการ kriging หรือใช้ข้อมูลเพิ่มเติมจาก Cloud Contamination เป็นต้น (He et al., 2020; Zhang et al., 2018)

### 6.1.2 อภิปรายผลการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รายสถานี

จากผลลัพธ์ในตารางที่ 5.4 ที่ได้จากการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รายสถานี พบว่ามี 11 สถานีที่ไม่สามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้ซึ่งเกิดจาก 2 สาเหตุคือ 1. ข้อมูลอุณหภูมิต่ำกว่า 3 ค่า (อุณหภูมิต่ำ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์) ได้แก่สถานี 03T 10T 27T 50T 61T 2. ไม่มีข้อมูล  $PM_{2.5}$  ในช่วงที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1) ได้แก่สถานี 02T 12T 16T 17T 22T และ 81T ส่วนอีก 12 สถานีสามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์โดยใช้ข้อมูล AOD ร่วมกับข้อมูลอุณหภูมิต่ำเพื่อหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ซึ่งพบว่าค่า  $R^2$  ของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นนั้นมีค่าที่มากกว่า 0.5 ขึ้นไปมีจำนวน 8 สถานี โดยค่า  $R^2$  จะอยู่ในช่วง 0.519-0.688 ในสถานีที่ค่า  $R^2$  น้อยกว่า 0.5 มีจำนวนทั้งสิ้น 3 สถานี ได้แก่ 19T 20T 52T มีค่า  $R^2$  อยู่ในช่วง 0.386-0.447 และสถานีที่ 13T มีค่า  $R^2$  สูงผิดปกติที่ 0.903 คาดว่าอาจจะเกิดจากข้อมูลที่ใช้สร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่มีเพียง 22 วันซึ่งน้อยมีจำนวนน้อยที่สุดจากสถานีทั้งหมดที่สามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้

ในแง่ของสัมประสิทธิ์การถดถอยของแต่ละตัวแปรในแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ได้จากการวิเคราะห์การถดถอยพบว่าในแต่ละสถานีนั้นค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปร AOD กับ y-intercept นั้นมีค่าเป็นบวกซึ่งหมายถึงค่าของ  $PM_{2.5}$  จะเพิ่มขึ้นเมื่อค่าของตัวแปรเหล่านี้เพิ่มขึ้นและค่าสัมประสิทธิ์การถดถอยค่าของตัวแปร ความเร็วลม กับความชื้นสัมพัทธ์นั้นมีค่าเป็นลบซึ่งหมายถึงค่าของ  $PM_{2.5}$  จะเพิ่มขึ้นเมื่อค่าของตัวแปรเหล่านี้ลดลง ส่วนสัมประสิทธิ์การถดถอยของตัวแปรอุณหภูมินั้นมีค่าเป็นบวกและลบแตกต่างกันไปตามแต่ละสถานีซึ่งอาจจะได้ว่าตัวแปรอุณหภูมินั้นไม่ได้มีความสัมพันธ์กับ  $PM_{2.5}$  โดยตรง และในสถานีที่ 13T ที่มีความผิดปกติจากการที่มีข้อมูลในการทำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์น้อยที่สุดพบว่าตัวแปร y-intercept มีเครื่องหมายเป็นลบอยู่เพียงสถานีเดียว

### 6.1.3 อภิปรายผลการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

จากการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์รายสถานีที่สร้างขึ้นในตารางที่ 5.4 โดยใช้ช่วงเวลาวันที่ 1 พฤศจิกายน 2019 ถึง วันที่ 31 มีนาคม 2020 เป็นช่วงเวลาที่ใช้ในการตรวจสอบซึ่งเป็นช่วงเดือนเดียวกันกับที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยการวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ระหว่าง  $PM_{2.5}$  ที่คำนวณจากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ไปเปรียบเทียบกับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศแต่ละสถานีให้

ผลลัพธ์ดังตารางที่ 5.5 โดยจากผลลัพธ์ของระดับความสัมพันธ์  $PM_{2.5}$  ที่คำนวณจากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศสามารถแบ่งระดับความสัมพันธ์ออกได้เป็น 3 ระดับได้แก่ ระดับความสัมพันธ์สูง ปานกลาง และต่ำ โดยมีรายละเอียดของแต่ละระดับความสัมพันธ์ดังต่อไปนี้

ระดับความสัมพันธ์สูงได้แก่สถานี 05T 08T 14T 18T และ 59T โดยค่า  $R^2$  จะมีค่าสูงอยู่ในช่วง 0.527-0.671 ค่า RMSE จะมีค่าที่ต่ำอยู่ที่ 9.216-15.986 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. ค่า CI อยู่ในช่วง 2.0604-5.9032 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. และ PI อยู่ในช่วง 18.6581-31.2367 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. โดยในกลุ่มของระดับความสัมพันธ์สูงนั้นจะเป็นกลุ่มของสถานีที่เป็นแบบ Ambient โดยผลลัพธ์ที่ได้ในสถานีที่มีระดับความสัมพันธ์สูงนั้นจะมีผลลัพธ์ที่สอดคล้องกับงานวิจัยในต่างประเทศแต่จะมีความแตกต่างกันบางในแง่ของตัวแปรอิสระที่ใช้ การทำแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ข้อมูลทั้งพื้นที่หรือใช้รายสถานีในการสร้างทั้งนี้ขึ้นอยู่กับข้อจำกัดทางด้านข้อมูลและสภาพแวดล้อมของแต่ละพื้นที่การศึกษาโดยมีตัวอย่างเช่นงานวิจัยใน Mexico City ที่พบผลลัพธ์ของค่า  $R^2$  ในแต่ละสถานีจะอยู่ในช่วง 0.57-0.84 (Just et al., 2015) ซึ่งมีระดับความสัมพันธ์ที่ใกล้เคียงกันกับงานวิจัยฉบับนี้ งานวิจัยในพื้นที่ภาคกลางของประเทศไทยที่มีค่า  $R^2$  อยู่ในช่วงเดียวกันกับงานวิจัยฉบับนี้ที่ 0.59 แต่จะมีการใช้ตัวแปรอิสระที่เพิ่มเติมจากงานวิจัยนี้เช่น HPBL Elevation เป็นต้น (He et al., 2020) หรืองานวิจัยในรัฐเท็กซัสที่มีแบ่งพื้นที่การศึกษาออกเป็น 3 โซนและเมื่อทำการตรวจสอบความถูกต้องของแบบจำลองพบว่าค่า  $R^2$  นั้นอยู่ในช่วง 0.57-0.63 (Zhang et al., 2018) เมื่อเปรียบเทียบกับงานวิจัยฉบับนี้พบว่ามีความสอดคล้องกันและเมื่อพิจารณาจากภาพที่ 5.1-5.4 และ 5.7-5.12 ที่นำ  $PM_{2.5}$  มาเปรียบเทียบกับ Scatter plot diagram พบว่าเส้นแนวโน้มจะมีความชันใกล้เคียงกับเส้น 45 องศาที่ออกจากจุดกำเนิด (เส้นสีแดง) และเมื่อเปรียบเทียบกับ Line Chart พบว่าแนวโน้มของ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศกับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน ส่วนค่าผลต่างของค่า  $PM_{2.5}$  นั้นจะมีค่าที่น้อยจนค่าของข้อมูล  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ กับ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แสดงใน Line Chart ซ้อนทับกันเกือบทุกช่วงเวลาซึ่งในกลุ่มสถานีที่มีระดับความสัมพันธ์ที่สูงนี้สามารถนำผลลัพธ์ที่ได้ไปประยุกต์ร่วมกับสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศเพื่อใช้ในการพยากรณ์ปริมาณ  $PM_{2.5}$  ในบริเวณพื้นที่ที่ห่างจากสถานีตรวจวัดออกไปแทนการใช้ค่า  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศเพียงค่าเดียวเพื่อให้ได้ค่า  $PM_{2.5}$  ที่สอดคล้องกับสถานการณ์ความเป็นมาขึ้น

ระดับความสัมพันธ์ปานกลางได้แก่สถานี 11T 52T 53T และ 54T โดยค่า  $R^2$  อยู่ในช่วง 0.377-0.479 ค่า RMSE อยู่ที่ 11.651-16.116 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. ค่า CI อยู่ในช่วง 3.1076-4.1728 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. และ PI อยู่ในช่วง 22.4519-32.3552 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. โดยในกลุ่มของระดับความสัมพันธ์ปานกลางนั้นจะเป็นกลุ่มของสถานีที่ติดกับถนนหลักมีการจราจรหนาแน่นซึ่งในกลุ่มนี้สถานีทั้งหมดจะเป็นแบบ Roadside ยกเว้นที่สถานี 11T ที่สถานีเป็นแบบ Ambient แต่ค่า  $R^2$  ของสถานีที่ 11T อยู่ในกลุ่มของระดับความสัมพันธ์แบบปานกลางและเมื่อพิจารณาจากภาพถ่ายตำแหน่งสถานีพบว่ามีตำแหน่งที่ติดถนนหลักที่มีการจราจรหนาแน่นจึงคาดว่าที่สถานีดังกล่าวได้รับผลกระทบจากสภาพแวดล้อมที่มีลักษณะคล้ายสถานีแบบ Roadside และเมื่อทำการพิจารณาในภาพที่ 5.5-5.6 และ 5.13-5.18 ที่นำ  $PM_{2.5}$  มาเปรียบเทียบกับ Scatter plot diagram พบว่าเส้นแนวโน้มจะเบนออกจากเส้น 45 องศาที่ออกจากจุดกำเนิด (เส้นสีแดง) เพียงเล็กน้อยและเมื่อเปรียบเทียบกับ Line Chart พบว่าแนวโน้มของ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศกับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน ส่วนผลต่างของค่า  $PM_{2.5}$  นั้นจะมีค่าที่น้อยจนค่าของข้อมูล  $PM_{2.5}$  จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ กับ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่แสดงใน Line Chart ซ้อนทับกันเป็นส่วนใหญ่ แต่จะมีค่าสูงในช่วงวันที่ 20 พฤศจิกายน 2019 ถึง 10 ธันวาคม 2019 และค่า  $PM_{2.5}$  ที่คำนวณได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ส่วนมากจะมีค่ามากกว่า  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ซึ่งในกลุ่มสถานีที่มีระดับความสัมพันธ์ปานกลางนี้อาจต้องอาศัยข้อมูลด้านความหนาแน่นการจราจรเป็นตัวแปรอิสระเพิ่มเติมเพื่อให้ครอบคลุมปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณ  $PM_{2.5}$  ก่อนนำไปใช้ในการแจ้งเตือนหรือวางแผนการจัดการปัญหา  $PM_{2.5}$

ระดับความสัมพันธ์ต่ำได้แก่สถานี 13T 19T และ 20T โดยค่า  $R^2$  จะต่ำมีค่าอยู่ในช่วง 0.112-0.201 ค่า RMSE จะสูงมีค่าอยู่ที่ 20.482-26.985 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. ค่า CI อยู่ในช่วง 3.2836-3.5904 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. และ PI อยู่ในช่วง 15.4017-30.8709 ไมโครกรัมต่อลบ.ม. ซึ่งสาเหตุของระดับความสัมพันธ์ที่ต่ำอาจมาจากจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์น้อยเกินไปในสถานีที่ 13T ส่วนสถานีที่ 19T กับ 20T คาดว่าเกิดจากตำแหน่งสถานีที่อยู่ห่างจากกลุ่มของสถานีตรวจวัดอื่นๆ (ภาพที่ 1.1) ทำให้สภาพแวดล้อมและปัจจัยที่มีผลต่อปริมาณ  $PM_{2.5}$  มีความแตกต่างกันออกไปตัวแปรอิสระที่เลือกใช้อาจไม่ครอบคลุมมากเพียงพอจึงส่งผลให้ผลลัพธ์ออกมาอยู่ในระดับความสัมพันธ์ที่ต่ำที่สุดเมื่อเทียบกับสถานีตรวจวัดอื่นๆในงานวิจัยฉบับนี้และเมื่อพิจารณาในภาพที่ 5.19-5.24 ที่นำ  $PM_{2.5}$  มาเปรียบเทียบกับ Scatter plot diagram พบว่าเส้นแนวโน้มจะเบนออกจาก

เส้น 45 องศาที่ออกจากจุดกำเนิด (เส้นสีแดง) แต่เมื่อเปรียบเทียบกับ Line Chart พบว่า แนวโน้มของ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศกับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์แนวโน้มไปในทิศทางเดียวกันแม้ว่าค่าผลต่างของค่า  $PM_{2.5}$  ที่ค่อนข้างสูง และค่า  $PM_{2.5}$  ที่คำนวณได้จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ส่วนมากจะมีค่ามากกว่า  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศซึ่งในกลุ่มสถานีที่มีระดับความสัมพันธ์ต่ำนั้นต้องการตรวจสอบตำแหน่งของสถานีเพิ่มเติมเพื่อหาปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณของ  $PM_{2.5}$  และนำปัจจัยเหล่านั้นมาใช้เป็นตัวแปรอิสระเพื่อพัฒนาความถูกต้องของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

## 6.2 สรุปผลการศึกษา

จากการนำข้อมูลดาวเทียม MODIS-MAIAC ที่อยู่ในรูปแบบ HDF ไฟล์โดยใช้ข้อมูลรายวัน ในช่วงที่ 1-4 (ตารางที่ 4.1) ไปประมวลผลเพื่อหาค่า AOD ณ ตำแหน่งสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศ ทั้ง 23 แห่งในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล พบว่าตำแหน่งที่มีข้อมูล AOD นั้นจะอยู่ระหว่าง 19-43 เอร์เซ็นต์ แต่เมื่อพิจารณาในช่วงที่ 3-4 พบว่าตำแหน่งที่มีข้อมูล AOD นั้นจะสูงขึ้นอยู่ในช่วง 23-47 เอร์เซ็นต์ โดยสามารถแก้ไขปัญหาในตำแหน่งที่ไม่มีข้อมูล AOD ได้โดยการใช้ interpolation เพื่อให้มีข้อมูล AOD มากขึ้นในการนำไปสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

การประมวลผลข้อมูลอุตุนิยมวิทยาจากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินทั้งสิ้น 23 สถานีพบว่ามี 12 สถานีที่มีข้อมูลครบถ้วนสามารถนำไปใช้ในการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้ โดยอีก 11 สถานีไม่สามารถสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ได้เนื่องจากสถานีไม่มีข้อมูล  $PM_{2.5}$  ในช่วงเวลาที่ 1-3 (ตารางที่ 4.1) และมีข้อมูลอุตุนิยมวิทยาไม่ครบตามสมการที่ 4.2

การสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อหาปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  ด้วยการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพหุคูณด้วยการใช้ข้อมูล AOD ที่ได้จากดาวเทียมเซนเซอร์ MODIS อัลกอริทึม MAIAC ความละเอียดเชิงพื้นที่ 1 กิโลเมตรร่วมกับข้อมูลอุตุนิยมวิทยาได้แก่ อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และความเร็วลม ในพื้นที่กรุงเทพมหานครและปริมณฑล ผลลัพธ์ที่ได้เมื่อนำไปใช้ในการคำนวณหาปริมาณความเข้มข้น  $PM_{2.5}$  ในแต่ละสถานีและนำไปวิเคราะห์หาความสัมพันธ์ของ  $PM_{2.5}$  จากแบบจำลองทางคณิตศาสตร์กับ  $PM_{2.5}$  ที่ได้จากสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศรายสถานีจำนวน 12 สถานีซึ่งสามารถแบ่งระดับความสัมพันธ์ออกได้เป็น 3 ระดับโดย ระดับความสัมพันธ์ต่ำนั้นคาดว่ามาจากตำแหน่งสถานีที่อยู่ห่างจากกลุ่มของสถานีตรวจวัดอื่นซึ่งสภาพแวดล้อมและปัจจัยทางอุตุนิยมวิทยาแตกต่างกันทำให้ตัวแปรอิสระที่นำมาสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์นั้นไม่ครอบคลุม



ปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณ  $PM_{2.5}$  ในส่วนของระดับความสัมพันธ์ปานกลางนั้นจะเป็นในกลุ่มของสถานีที่มีลักษณะเป็น Roadside อาจจะต้องเพิ่มปัจจัยทางด้านความหนาแน่นการจราจร เข้าไปในแบบจำลองทางคณิตศาสตร์เพื่อให้ครอบคลุมปัจจัยที่ส่งผลต่อปริมาณของ  $PM_{2.5}$  และในส่วนของระดับความสัมพันธ์ที่สูงนั้นจะเป็นกลุ่มของสถานีที่มีลักษณะเป็น Ambient ซึ่งตำแหน่งของสถานีจะอยู่ภายในหน่วยงานราชการและไม่ติดกับถนนหลักที่มีการจราจรหนาแน่น ทำให้ตัวแปรอิสระที่ใช้มีความครอบคลุมที่มากพอ โดยจากการวิเคราะห์ทางสถิติคาดว่าแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ที่สร้างขึ้นจากข้อมูล AOD ที่ได้จากดาวเทียมและข้อมูลอุตุนิมวิทยาได้แก่ ความเร็วลม ความชื้นสัมพัทธ์ อุณหภูมิ ในกลุ่มสถานีที่มีระดับความสัมพันธ์สูงนั้นมีความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้น  $PM_{2.5}$  สามารถนำไปประยุกต์ใช้ร่วมกับข้อมูลสถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศภาคพื้นดินได้เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความแม่นยำในการแจ้งเตือนประชาชน ประยุกต์ใช้ในพื้นที่ที่สถานีตรวจวัดคุณภาพอากาศไม่เพียงพอ และใช้ในการวางแผนระยะยาวเพื่อใช้ในการบริหารจัดการ  $PM_{2.5}$  ในอนาคตต่อไป

### 6.3 ข้อเสนอแนะ

6.3.1 ทำการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในรูปแบบของพื้นที่โดยเลือกกลุ่มสถานีจาก Station Type เพื่อนำไปใช้เป็นตัวแทนของพื้นที่ในการวางแผนจัดการ  $PM_{2.5}$

6.3.2 มีปัจจัยอีกหลากหลายที่มีความสำคัญต่อปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  เช่น ปัจจัยด้านการจราจร การใช้ประโยชน์ที่ดิน ที่สามารถนำมาหาความสัมพันธ์กับปริมาณความเข้มข้นของ  $PM_{2.5}$  เพื่อพัฒนาแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ให้ครอบคลุมปัจจัยที่เกี่ยวข้องให้มากขึ้น

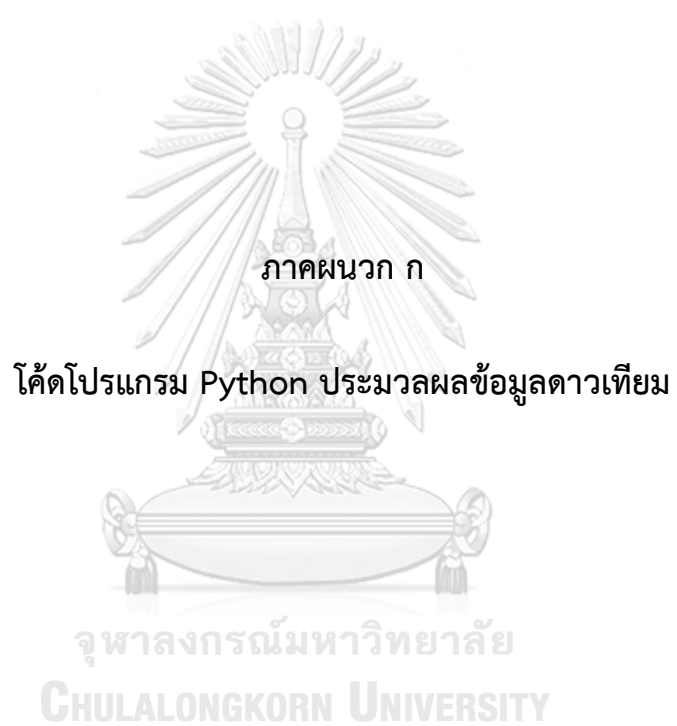
6.3.3 เลือกใช้ข้อมูล AOD จากเซนเซอร์ชนิดอื่น อาทิ MISR เพื่อเพิ่มปริมาณข้อมูล AOD ให้มากขึ้นซึ่งจะส่งผลต่อความน่าเชื่อถือของแบบจำลองทางคณิตศาสตร์

6.3.4 เพิ่มช่วงเวลาในศึกษาตามฤดูกาลให้ครอบคลุมทั้งปีเพื่อใช้ในการดูแนวโน้มของปริมาณ  $PM_{2.5}$  เพื่อใช้ในการวางแผนจัดการในระยะยาว



ภาคผนวก

จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY



```

from pyhdf.SD import SD, SDC
import numpy as np
import pandas as pd
import os
import re
import pyproj
# Find all hdf in folder
outputdata=[]
path="C:/Users/computer/Desktop/Thesis/MCD19A2/2019_11-03"
filenames = os.listdir(path)
fileList=[]
for name in filenames:
    if name.split('.')[-1]=='hdf':
        fileList.append(name)
# Loops through all files listed
for FILE_NAME in fileList:
    FILE_NAME=FILE_NAME.strip()
    #user_input=input('\nWould you like to process\n' + FILE_NAME + '\n\n(Y/N)')
    user_input='Y'
    if(user_input == 'N' or user_input == 'n'):
        continue
    else:
        if 'MCD19A2' in FILE_NAME:
            userInput=int(1)
            #Uses a Python dictionary to choose the SDS indicated by the user
            dataFields=dict([(1,'Optical_Depth_055')])
            DATAFIELD_NAME = 'Optical_Depth_055' # The name of the sds to read
            try:
                # open the hdf file for reading
                hdf = SD(FILE_NAME, SDC.READ)
            except:
                print('Unable to open file: \n' + FILE_NAME + '\n Skipping...')
                continue

```

```

# Read dataset.
data3D = hdf.select(DATAFIELD_NAME)
data = data3D[0,:,:].astype(np.double)

# Read attributes.
attrs = data3D.attributes(full=1)
lna=attrs["long_name"]
long_name = lna[0]
vra=attrs["valid_range"]
valid_range = vra[0]
fva=attrs["_FillValue"]
_FillValue = fva[0]
sfa=attrs["scale_factor"]
scale_factor = sfa[0]
ua=attrs["unit"]
units = ua[0]
aoa=attrs["add_offset"]
add_offset = aoa[0]

# Read dataset.
fattrs = hdf.attributes(full=1)
ga = fattrs["StructMetadata.0"]
gridmeta = ga[0]
ul_regex = re.compile(r'"UpperLeftPointMtrs=
\\((?P<upper_left_x>[+-]?\\d+\\.\\d+),
(?P<upper_left_y>[+-]?\\d+\\.\\d+)\\)", re.VERBOSE)
match = ul_regex.search(gridmeta)
x0 = np.float(match.group('upper_left_x'))
y0 = np.float(match.group('upper_left_y'))
lr_regex = re.compile(r'"LowerRightMtrs=
\\((?P<lower_right_x>[+-]?\\d+\\.\\d+),
(?P<lower_right_y>[+-]?\\d+\\.\\d+)\\)", re.VERBOSE)
match = lr_regex.search(gridmeta)
x1 = np.float(match.group('lower_right_x'))
y1 = np.float(match.group('lower_right_y'))

```

```

nx, ny = data.shape
x = np.linspace(x0, x1, nx, endpoint=False)
y = np.linspace(y0, y1, ny, endpoint=False)
xv, yv = np.meshgrid(x, y)

sinu = pyproj.Proj("+proj=sinu +R=6371007.181
+nadgrids=@null +wktext")
wgs84 = pyproj.Proj("+init=EPSG:4326")
lon, lat= pyproj.transform(sinu, wgs84, xv, yv)
latitude = lat[:,:]
longitude = lon[:,:]
min_lat=latitude.min()
max_lat=latitude.max()
min_lon=longitude.min()
max_lon=longitude.max()
# Coordinate PCD station
user_lat=[13.783185,13.732846,13.666183,13.636514,13.779873]
user_lon=[100.540489,100.487662,100.605742,100.414262,100.646009]
for i in range(len(user_lat)):
    R=6371000
    lat1=np.radians(user_lat[i])
    lat2=np.radians(latitude)
    delta_lat=np.radians(latitude-user_lat[i])
    delta_lon=np.radians(longitude-user_lon[i])

    a=(np.sin(delta_lat/2))*(np.sin(delta_lat/2))+(np.cos(lat1))*
(np.cos(lat2))*(np.sin(delta_lon/2))*(np.sin(delta_lon/2))
    c=2*np.arctan2(np.sqrt(a),np.sqrt(1-a))
    d=R*c

#gets (and then prints) the x,y location of the nearest point in data to
entered location, accounting for no data values
x,y=np.unravel_index(d.argmin(),d.shape)
print("\nThe nearest pixel to your entered location is at:
\nLatitude:',latitude[x,y],' Longitude:',longitude[x,y])

```

```

nameoffile=FILE_NAME.split('.')
#diff_lat=abs(latitude[x,y]-user_lat[i])
#diff_lon=abs(longitude[x,y]-user_lon[i])
if user_lat[i] < min_lat or user_lat[i] > max_lat or
user_lon[i] < min_lon or user_lon[i] > max_lon:
    print('No Data in HDF file')
    outputdata.append({'Day':nameoffile[1],
'Latitude':user_lat[i],'Longitude':user_lon[i],
'AOD':'No Data in HDF file'})
elif data[x,y]==_FillValue:
    print('The value of ',DATAFIELD_NAME,
'at this pixel is',_FillValue,',(No Value)\n')
    outputdata.append({'Day':nameoffile[1],
'Latitude':user_lat[i],'Longitude':user_lon[i],
'AOD':_FillValue})
else:
    print('The value of ', DATAFIELD_NAME,'at this pixel is
',round(data[x,y]*scale_factor,3))
    outputdata.append({'Day':nameoffile[1],
'Latitude':user_lat[i],'Longitude':user_lon[i],
'AOD':round(data[x,y]*scale_factor,3)})

datafull=pd.DataFrame(outputdata)
datafull.to_csv('AOD.csv')
print("\nAll valid files have been processed")

```





```

clc
clear
format long g
% Read AOD data 2017-2019
data_AOD_2017=xlsread('C:\Thesis\MCD19A2\2017_01-03\AOD_2017.csv');
data_AOD_2018=xlsread('C:\Thesis\MCD19A2\2018_11-03\AOD_2018.csv');
data_AOD_2019=xlsread('C:\Thesis\MCD19A2\2019_11-03\AOD_2019.csv');
aod_3yr=[data_AOD_2017(:,2);data_AOD_2018(:,2);data_AOD_2019(:,2)];
aod59t=aod_3yr(1:12:end);aod02t=aod_3yr(2:12:end);aod05t=aod_3yr(3:12:end);
aod03t=aod_3yr(4:12:end);aod10t=aod_3yr(5:12:end);aod61t=aod_3yr(6:12:end);
aod11t=aod_3yr(7:12:end);aod50t=aod_3yr(8:12:end);aod53t=aod_3yr(9:12:end);
aod52t=aod_3yr(10:12:end);aod54t=aod_3yr(11:12:end);aod12t=aod_3yr(12:12:end);
AOD=[aod59t;aod02t;aod05t;aod11t;aod53t(91:end);aod52t;aod54t;aod12t];
% AOD=[aod52t];
AOD(AOD == -28672) = NaN;
% Read PCD station
gs_59t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\59.csv');
gs_02t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\02.csv');
gs_05t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\05.csv');
gs_03t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\03.csv');
gs_10t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\10.csv');
gs_61t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\61.csv');
gs_11t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\11.csv');
gs_50t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\50.csv');
gs_53t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\53.csv');
gs_52t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\52.csv');
gs_54t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\54.csv');
gs_12t=xlsread('C:\Thesis\PCDbkk\dailydata\12.csv');
% Read data each column PM2.5 T WS RH
PCD=[gs_59t([1:90 305:455 669:819],[9,5,4,6]);gs_02t([732:821 1036:1186 1400:1550],[12,5,3,6]);
gs_05t([1:90 305:455 669:819],[9,5,3,6]);gs_11t([1:90 305:455 669:819],[12,6,4,7]);
gs_53t([154:304 518:668],[4,7,5,8]);gs_52t([1:90 305:455 669:819],[8 5 4 6]);
gs_54t([1:90 305:455 669:819],[11 6 4 7]);gs_12t([1:90 305:455 669:819],[12 6 4 7])];
% PCD=[gs_52t([1:90 305:455 669:819],[8 5 4 6])];

```

```

% AOD PM2.5 T WS RH
combine=[AOD PCD];
%Check=combine;
rows = any(isnan(combine),2);
combine(rows,:) = [];
Full=fitlm(combine(:,[1 3 4 5]),combine(:,2))
% Model PM2.5= a0+(a1*AOD)+(a2*T)+(a3*WS)+(a4*RH)
AOD=combine(:,1);PM=combine(:,2);T=combine(:,3);WS=combine(:,4);RH=combine(:,5);
A=[];L=[];
for i=1:length(AOD)
    a=[1 AOD(i) T(i) WS(i) RH(i)];
    I=[PM(i)];
    A=[A;a];
    L=[L;I];
end
N=A*A;
U=A*L;
X=inv(N)*U
V=A*X-L;
Sum_squre_Residual=V'*V;
% Model Validation
data_AOD_2020=xlsread('C:\Thesis\ MCD19A2\2020_11-03\AOD-2020.csv');
AOD_2020=[data_AOD_2020(:,2)];
aod59t_c=AOD_2020(1:12:end);aod02t_c=AOD_2020(2:12:end);aod05t_c=AOD_2020(3:12:end);
aod03t_c=AOD_2020(4:12:end);aod10t_c=AOD_2020(5:12:end);aod61t_c=AOD_2020(6:12:end);
aod11t_c=AOD_2020(7:12:end);aod50t_c=AOD_2020(8:12:end);aod53t_c=AOD_2020(9:12:end);
aod52t_c=AOD_2020(10:12:end);aod54t_c=AOD_2020(11:12:end);aod12t_c=AOD_2020(12:12:end)
AOD_2020c=[aod59t_c;aod05t_c;aod11t_c;aod53t_c;aod52t_c;aod54t_c];
% AOD_2020c=[aod52t_c];
AOD_2020c(AOD_2020c == -28672) = NaN;

```

```

% PM2.5 T WS RH
PCD_c=[gs_59t([1034:1185],[9,5,4,6]);gs_05t([1034:1185],[9,5,3,6]);
    gs_11t([1034:1185],[12,6,4,7]);gs_53t([883:1034],[4,7,5,8]);
    gs_52t([1034:1185],[8 5 4 6]);gs_54t([1034:1185],[11 6 4 7])];
% PCD_c=[gs_52t([1034:1185],[8 5 4 6])];
% Check AOD PM2.5 T WS RH
combine_c=[AOD_2020c PCD_c];
%Check_c=combine_c;
rows_c = any(isnan(combine_c),2);
combine_c(rows_c,:) = [];
% find PM2.5 from Model
AOD_c=combine_c(:,1);PM_station=combine_c(:,2);T_c=combine_c(:,3);
WS_c=combine_c(:,4);RH_c=combine_c(:,5);
PM_Model=[];
for z=1:length(AOD_c)
    PM_M= X(1)+(X(2)*AOD_c(z))+(X(3)*T_c(z))+(X(4)*WS_c(z))+(X(5)*RH_c(z));
    PM_Model=[PM_Model;PM_M];
end
% Stat Value
r=corrcoef(PM_station,PM_Model);
R=r(2,1)
R_square=R^2
E = PM_station-PM_Model ;
SQE = E.^2;
MSE = mean(SQE(:));
RMSE = sqrt(MSE)
Compare_PM=[PM_station PM_Model];
% Write Math model
syms AOD T WS RH
PM= X(1)+(X(2)*AOD)+(X(3)*T)+(X(4)*WS)+(X(5)*RH);
f=vpa(PM,7)

```

## บรรณานุกรม

- Filonchyk, M., & Yan, H. (2019). *Urban Air Pollution Monitoring by Ground-Based Stations and Satellite Data*.
- He, Q., Gu, Y., & Zhang, M. (2020). Spatiotemporal trends of PM<sub>2.5</sub> concentrations in central China from 2003 to 2018 based on MAIAC-derived high-resolution data. *Environ Int*, 137, 105536. doi:10.1016/j.envint.2020.105536
- He, Q., & Huang, B. (2018). Satellite-based mapping of daily high-resolution ground PM<sub>2.5</sub> in China via space-time regression modeling. *Remote Sensing of Environment*, 206, 72-83. doi:10.1016/j.rse.2017.12.018
- Just, A. C., Wright, R. O., Schwartz, J., Coull, B. A., Baccarelli, A. A., Tellez-Rojo, M. M., . . . Kloog, I. (2015). Using High-Resolution Satellite Aerosol Optical Depth To Estimate Daily PM<sub>2.5</sub> Geographical Distribution in Mexico City. *Environ Sci Technol*, 49(14), 8576-8584. doi:10.1021/acs.est.5b00859
- Kanabkaew, T. (2013). Prediction of Hourly Particulate Matter Concentrations in Chiangmai, Thailand Using MODIS Aerosol Optical Depth and Ground-Based Meteorological Data. *EnvironmentAsia*, 6(2), 65-70.
- Kloog, I., Sorek-Hamer, M., Lyapustin, A., Coull, B., Wang, Y., Just, A. C., . . . Broday, D. M. (2015). Estimating daily PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> across the complex geo-climate region of Israel using MAIAC satellite-based AOD data. *Atmos Environ* (1994), 122, 409-416. doi:10.1016/j.atmosenv.2015.10.004
- Lee, M., Kloog, I., Chudnovsky, A., Lyapustin, A., Wang, Y., Melly, S., . . . Schwartz, J. (2016). Spatiotemporal prediction of fine particulate matter using high-resolution satellite images in the Southeastern US 2003-2011. *J Expo Sci Environ Epidemiol*, 26(4), 377-384. doi:10.1038/jes.2015.41
- Liang, F., Xiao, Q., Wang, Y., Lyapustin, A., Li, G., Gu, D., . . . Liu, Y. (2018). MAIAC-based long-term spatiotemporal trends of PM<sub>2.5</sub> in Beijing, China. *Sci Total Environ*, 616-617, 1589-1598. doi:10.1016/j.scitotenv.2017.10.155
- Liu, N., Zou, B., Feng, H., Wang, W., Tang, Y., & Liang, Y. (2019). Evaluation and comparison of multiangle implementation of the atmospheric correction

- algorithm, Dark Target, and Deep Blue aerosol products over China. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(12), 8243-8268. doi:10.5194/acp-19-8243-2019
- Lyapustin, A., & Wang, Y. (2018). *MODIS Multi-Angle Implementation of Atmospheric Correction (MAIAC) Data User's Guide*.
- NASA. (2018). Terra & Aqua Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS). Retrieved from <https://modis.gsfc.nasa.gov/about/>
- Phayungwiwatthanakoon, C., & Suwanwaree, P. (2014). Application of New MODIS-Based Aerosol Index for Air Pollution Severity Assessment and Mapping in Upper Northern Thailand. *EnvironmentAsia*, 7(2), 133-141.
- van Donkelaar, A., Martin, R. V., Brauer, M., Kahn, R., Levy, R., Verduzco, C., & Villeneuve, P. J. (2010). Global estimates of ambient fine particulate matter concentrations from satellite-based aerosol optical depth: development and application. *Environ Health Perspect*, 118(6), 847-855. doi:10.1289/ehp.0901623
- WHO. (2018). Ambient (outdoor) air pollution. Retrieved from [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health)
- Xie, Y., Wang, Y., Zhang, K., Dong, W., Lv, B., & Bai, Y. (2015). Daily Estimation of Ground-Level PM<sub>2.5</sub> Concentrations over Beijing Using 3 km Resolution MODIS AOD. *Environ Sci Technol*, 49(20), 12280-12288. doi:10.1021/acs.est.5b01413
- Yun, G., Zuo, S., Dai, S., Song, X., Xu, C., Liao, Y., . . . Ren, Y. (2018). Individual and Interactive Influences of Anthropogenic and Ecological Factors on Forest PM<sub>2.5</sub> Concentrations at an Urban Scale. *Remote Sensing*, 10(4). doi:10.3390/rs10040521
- Zhang, X., Chu, Y., Wang, Y., & Zhang, K. (2018). Predicting daily PM<sub>2.5</sub> concentrations in Texas using high-resolution satellite aerosol optical depth. *Sci Total Environ*, 631-632, 904-911. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.02.255
- กรมควบคุมมลพิษ. (2017). สถานการณ์และการจัดการปัญหาหมอกพิษทางอากาศและเสียงของประเทศไทยปี 2560. Retrieved from [http://air4thai.pcd.go.th/webV2/download\\_book.php?bookid=33](http://air4thai.pcd.go.th/webV2/download_book.php?bookid=33)
- กรมควบคุมมลพิษ. (2019). แผนปฏิบัติการขับเคลื่อนวาระแห่งชาติ "การแก้ไขปัญหามลพิษด้านฝุ่นละออง". Retrieved from [http://air4thai.pcd.go.th/webV2/download\\_book.php?bookid=35](http://air4thai.pcd.go.th/webV2/download_book.php?bookid=35)
- กรมอนามัย. (2015). แนวทางการเฝ้าระวังพื้นที่เสี่ยงจากมลพิษทางอากาศ กรณีฝุ่นละอองขนาดเล็ก.
- ณททัย ราตรี (Ed.) (2013). สถิติเบื้องต้น:แนวคิดและทฤษฎี. กรุงเทพมหานคร: สำนักพิมพ์แห่งจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ศิริมา ปัญญาเมธีกุล, & ธงชัย พรรณสวัสดิ์. (2019). ความเป็นมาเรื่อง PM<sub>2.5</sub> ตอน 3:สถานการณ์ของ กทม. *Green Network*(94), 40-41.

ศูนย์วิศวกรรมสารสนเทศภูมิศาสตร์และนวัตกรรม. (2016). โครงการติดตามตรวจสอบและเฝ้าระวังคุณภาพอากาศ (การประเมินสถานการณ์คุณภาพอากาศของประเทศไทย). Retrieved from <http://www.oic.go.th/FILEWEB/CABINFOCENTER3/DRAWER056/GENERAL/DATA0000/00000726.PDF>





จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
**CHULALONGKORN UNIVERSITY**

## ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล	ชญานนท์ เทพแสงพราว
วัน เดือน ปี เกิด	25 สิงหาคม 2539
สถานที่เกิด	กรุงเทพมหานคร
วุฒิการศึกษา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต (วศ.บ.) เกียรตินิยมอันดับสอง สาขาวิศวกรรมสำรวจ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย
ที่อยู่ปัจจุบัน	เลขที่ 2 ซอยจำเอนไทร 3 ถนนรางรถไฟสายเก่า เขตบางนา แขวงบางนา จังหวัดกรุงเทพฯ 10260



จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
CHULALONGKORN UNIVERSITY