



## โครงการ

# การเรียนการสอนเพื่อเสริมประสบการณ์

ชื่อโครงการ ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา  
Air Quality Forecasting Model Using Time-series Data

ชื่อนิสิต นาย ดำรงค์ ตงศิริ 6033623123

ภาควิชา คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์  
สาขาวิชา วิทยาการคอมพิวเตอร์

ปีการศึกษา 2563

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา

นาย ดำรงค์ ตงศิริ

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต  
สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์  
คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
ปีการศึกษา 2563  
ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

# Air Quality Forecasting Model Using Time-series Data

Damrong Tongsi

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Bachelor of Science Program in Computer Science

Department of Mathematics and Computer Science

Faculty of Science

Chulalongkorn University

Academic Year 2020

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อโครงการ	ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา
โดย	นาย ดำรงค์ ตงศิริ
สาขาวิชา	วิทยาการคอมพิวเตอร์
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก	รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ
อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร

ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย  
อนุมัติให้รับโครงการฉบับนี้เป็นส่วนหนึ่ง ของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาบัณฑิต ในรายวิชา  
2301499 โครงการวิทยาศาสตร์ (Senior Project)

..... หัวหน้าภาควิชาคณิตศาสตร์  
(ศาสตราจารย์ ดร.กฤษณะ เนียมมณี) และวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะกรรมการสอบโครงการ

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการหลัก  
(รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร)

..... กรรมการ  
(รองศาสตราจารย์ ดร.จารุโลจน์ จงสถิตย์วัฒนา)

..... กรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาธร เหลืองสดีไส)

นาย ดำรงค์ ตงศิริ: ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา. (Air Quality Forecasting Model Using Time-series Data)

อ.ที่ปรึกษาโครงการหลัก : รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ, อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม : ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ศิธร, 121 หน้า.

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันและข้อมูลอนุกรมเวลาในรอบ 1 ปี ซึ่งได้จากข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน และกรุงเทพมหานคร เพื่อฝึกสอนตัวแบบและวัดประสิทธิภาพการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ในการศึกษาี้เสนอการแก้ปัญหาโดยใช้ตัวแบบการทำนายหลากหลายได้แก่ โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมชั้นของการผ่านค่าส่วนเหลือ โครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำ และตัวแบบการทำนายโดยการเรียนรู้ของเครื่องแบบดั้งเดิม ผลการทดลองพบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) เหมาะสมกับสถานการณ์ที่มีสถานีตรวจสอบไม่มาก ตั้งอยู่อย่างเบาบางในบริเวณหนึ่ง และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) เหมาะสมกับสถานการณ์ที่มีสถานีตรวจสอบจำนวนมากตั้งอยู่อย่างหนาแน่นในบริเวณหนึ่ง

ภาควิชา...คณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์...ลายมือชื่อนิสิต.....*Damrak Tongsi*.....  
 สาขาวิชา.....วิทยาการคอมพิวเตอร์...ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงการหลัก.....*Dr. Sukkanat Pimlathre*.....  
 ปีการศึกษา...2563.....ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาโครงการร่วม.....*Asst. Prof. Sasiapa Panvit*.....

6033623123 : MAJOR COMPUTER SCIENCE

KEYWORDS : MACHINE LEARNING/ NEURAL NETWORK/ REGRESSION/ MULTI-TASK  
LEARNING/ CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK/ RECURRENT NEURAL NETWORK

DAMRONG TONGSIRI : AIR QUALITY FORECASTING MODEL USING TIME-SERIES DATA.

ADVISOR : ASSOC. PROF. SUPHAKANT PHIMOLTHARES, Ph.D., CO-ADVISOR : ASST.

PROF. SASIPA PANTHUWADEETHORN, 121 pp.

The purpose of this research is to develop air quality forecasting model based on the recurrent neural network and the convolutional neural network as well as time-series data within a one-year time frame obtained from data of air pollutant concentrations in Taipei, Taiwan and Bangkok, Thailand for training a model and measuring performance of predicting air pollutant concentrations and air quality index. This study proposes solving the problem using various prediction models, which are convolutional neural network, convolutional neural network with a residual passing block, recurrent neural network, and traditional machine learning algorithms. The result showed that multi-task deep learning model with shared Gated Recurrent Unit context layer (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) is suitable for the situation that a few air monitoring stations are sparsely located in a region; and multi-task deep learning model with convolutional neural networks with residual passing blocks and shared Gated Recurrent Unit context layer (MTD-RES-SHARED-GRU) is suitable for a situation that many air monitoring stations are densely located in a region.

Department : Mathematics and Computer Science Student's Signature Dil. Pise

Field of Study : Computer Science Advisor's Signature Damrong Tongsir

Academic Year : 2020 Co-advisor's Signature Assoc. Prof. Suphakant Phimolthares

## กิตติกรรมประกาศ

การวิจัย “ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา” ได้รับการสนับสนุนอย่างเต็มที่จาก รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ติธร์ อาจารย์ที่ปรึกษาโครงการร่วม ในการเอาใจใส่ให้คำปรึกษา ชี้แนะแนวทางอันเป็นประโยชน์ในงานวิจัย ตรวจสอบแก้ไขข้อผิดพลาด รวมถึงคอยให้กำลังใจตั้งแต่เริ่มดำเนินงานวิจัยจนกระทั่งสำเร็จไปได้ด้วยดี

ขอขอบพระคุณ รองศาสตราจารย์ ดร.จารุโลจน์ จงสถิตย์วัฒนา และผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อาธร เหลืองสดีใส กรรมการสอบโครงการ ซึ่งได้ช่วยชี้แนะให้โครงการมีความสมบูรณ์มากขึ้น

ขอขอบพระคุณอาจารย์ท่านอื่นที่มีได้กล่าวนามไว้ ณ ที่นี้ ได้ถ่ายทอดความรู้ให้ผู้วิจัยได้มีความรู้และความเข้าใจในทฤษฎีต่าง ๆ อันเป็นประโยชน์ในการดำเนินงานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ได้จัดสถานที่ให้นิสิตในการดำเนินงานวิจัย รวมถึงงบประมาณค่าใช้จ่ายในการดำเนินงานวิจัยนี้

ขอขอบพระคุณบิดา มารดา และญาติมิตรทุกท่านที่ได้สนับสนุน ให้คำปรึกษา และให้กำลังใจเสมอตลอดการดำเนินงานวิจัยนี้

# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย .....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ .....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญตาราง .....	ฌ
สารบัญภาพ .....	ฎ
บทที่ 1 บทนำ.....	1
1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย .....	1
1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย .....	2
1.3 ขอบเขตการวิจัย .....	2
1.4 ขั้นตอนการวิจัย .....	2
1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	3
1.6 โครงสร้างของรายงาน.....	4
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	5
2.2 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	17
บทที่ 3 วิธีการวิจัย.....	18
3.1 การเก็บข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ใช้.....	18
3.2 การเตรียมข้อมูลนำเข้า .....	19
3.3 ตัวแบบพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ .....	20
บทที่ 4 ผลการวิจัย .....	30
4.1 การตั้งค่าการทดลอง.....	30



4.2 ผลการทดลอง.....	46
บทที่ 5 ข้อเสนอแนะ.....	55
5.1 ข้อเสนอแนะ.....	55
5.2 ข้อเสนอแนะ.....	56
รายการอ้างอิง.....	57
ภาคผนวก ก แบบเสนอหัวข้อโครงการ รายวิชา 2301399 Project Proposal ปีการศึกษา 2563 .	60
ภาคผนวก ข แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ.....	66
ข.1 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน.....	66
ข.2 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O <sub>3</sub> และ SO <sub>2</sub> .....	78
ข.3 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร.....	90
ภาคผนวก ค ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM <sub>2.5</sub> และ PM <sub>10</sub> .....	102
ค.1 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM <sub>2.5</sub> และ PM <sub>10</sub> บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน.....	102
ค.2 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM <sub>2.5</sub> และ PM <sub>10</sub> บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O <sub>3</sub> และ SO <sub>2</sub> .....	104
ค.3 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM <sub>2.5</sub> และ PM <sub>10</sub> บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร.....	106
ประวัติผู้เขียน.....	108

## สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1: ตารางเปรียบเทียบค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศและค่าดัชนีคุณภาพอากาศ 6	
ตารางที่ 2: การกำหนดค่าตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน.....	31
ตารางที่ 3: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน .....	32
ตารางที่ 4: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน .....	34
ตารางที่ 5: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน .....	35
ตารางที่ 6: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน .....	36
ตารางที่ 7: การกำหนดค่าตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร .....	37
ตารางที่ 8: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร.....	37
ตารางที่ 9: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร.....	39

ตารางที่ 10: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร..... 40

ตารางที่ 11: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร..... 41

ตารางที่ 12: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร..... 42

## สารบัญภาพ

หน้า

ภาพที่ 2.1: การหาเส้นสำหรับทำนายข้อมูล.....	7
ภาพที่ 2.2: โครงสร้างของเพอร์เซพตรอนหลายชั้น.....	8
ภาพที่ 2.3: การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชันกับการจำแนกอารมณ์ ของอีโมจิ	9
ภาพที่ 2.4: ส่วนประกอบของโครงสร้างชั้นคอนโวลูชันและชั้นการกรองค่าสูงสุดต่อจากการทำคอนโวลูชัน.....	10
ภาพที่ 2.5: ภาพแสดงการคลายชั้นของหน่วยในโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำตามช่วงเวลา.....	11
ภาพที่ 2.6: หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM.....	12
ภาพที่ 2.7: หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU.....	14
ภาพที่ 2.8: การแบ่งข้อมูลตามช่วงเวลาเป็นชุดข้อมูลสามชุด.....	16
ภาพที่ 3.1: ขั้นตอนวิธีในการประยุกต์ใช้ตัวแบบพยากรณ์ค่าดัชนีคุณภาพอากาศ.....	18
ภาพที่ 3.2: ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการปรับค่าข้อมูลและทำการแผ่กรอบเวลาก่อนหน้าโดยมีข้อมูลเป้าหมายเป็นความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต.....	20
ภาพที่ 3.3: ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการปรับค่าข้อมูลและทำการแผ่กรอบเวลาก่อนหน้าโดยมีข้อมูลเป้าหมายเป็นความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่เวลาที่ชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต.....	21
ภาพที่ 3.4: โครงสร้างของตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (MT-DEEPAIR-LSTM).....	21
ภาพที่ 3.5: โครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU).....	22
ภาพที่ 3.6: โครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU).....	23
ภาพที่ 3.7: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) บนชุดข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร.....	24
ภาพที่ 3.8: โครงสร้างของชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ.....	25

ภาพที่ 3.9: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) บนชุดข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร 27

ภาพที่ 3.10: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) บนชุดข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร ..... 29

ภาพที่ 4.1: ตัวอย่างข้อมูลจากสถานี cailiao ประเทศไต้หวัน ซึ่งผ่านการปรับค่าข้อมูลแล้ว ..... 30

ภาพที่ 4.2: ตัวอย่างกราฟเปรียบเทียบความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ระหว่างค่าจริงและค่าทำนาย ..... 46

ภาพที่ 4.3: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนด (R<sup>2</sup>) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>2.5</sub> 1 ชั่วโมงในอนาคต ในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน บนตัวแบบทุกชนิด ..... 47

ภาพที่ 4.4: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>2.5</sub> 1 ชั่วโมงในอนาคต ในกรุงเทพมหานคร บนตัวแบบทุกชนิด ..... 49

ภาพที่ 4.5: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนด (R<sup>2</sup>) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>2.5</sub> 4 ชั่วโมงในอนาคต ในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน บนตัวแบบทุกชนิด ..... 50

ภาพที่ 4.6: ตัวอย่างแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM<sub>2.5</sub> และ PM<sub>10</sub> ในชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O<sub>3</sub> และ SO<sub>2</sub> โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average) ..... 52

ภาพที่ 4.7: ตัวอย่างแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย PM<sub>2.5</sub> และ PM<sub>10</sub> ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O<sub>3</sub> และ SO<sub>2</sub> โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average) ..... 54

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความเป็นมาและเหตุผลการวิจัย

ปัญหาด้านมลพิษทางอากาศเป็นปัญหาที่พบได้ทั่วไปในกลุ่มประเทศที่กำลังพัฒนาหรือแม้แต่ประเทศที่พัฒนาแล้ว ซึ่งรวมถึงประเทศไทย โดยเฉพาะในจังหวัดกรุงเทพมหานคร จากการศึกษาของ Arthit Phosri และคณะ [1] เรื่อง ผลกระทบของสภาพที่มีการปนเปื้อนทางอากาศโดยรอบต่อการเข้ารับการรักษาที่โรงพยาบาลของอาการและโรคที่เกี่ยวข้องกับระบบทางเดินหายใจในกรุงเทพมหานคร พบว่าระดับความเข้มข้นของของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ  $SO_2$  และ  $PM_{10}$  ที่สูงขึ้นในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ส่งผลต่อความเจ็บป่วยเกี่ยวกับระบบทางเดินหายใจ กล่าวคือสภาพที่มีการปนเปื้อนทางอากาศโดยรอบส่งผลกระทบต่ออาการเข้ารับการรักษาที่โรงพยาบาล นอกจากนี้ยังส่งผลชัดเจนต่อผู้ที่มีอายุมากกว่า 65 ปี และจากการทบทวนวรรณกรรมของ Ki-Hyun Kim และคณะ [2] เกี่ยวกับผลกระทบของฝุ่นละอองอนุภาคขนาดเล็กในอากาศต่อมนุษย์ พบว่าเกิดผลกระทบในทำนองเดียวกันกับการศึกษาของ Arthit Phosri และคณะ [1] และผลกระทบนี้เกิดขึ้นที่เมืองหลวงของประเทศอื่น ๆ เช่นกัน นอกจากนี้ยังพบว่าขนาดของอนุภาคที่เล็กลงมีความสัมพันธ์กับผลกระทบที่เป็นอันตรายต่อสุขภาพ โดยเฉพาะอนุภาคฝุ่นละอองขนาดเล็ก  $PM_{10}$  และ  $PM_{2.5}$  ปัจจุบันในประเทศไทยมีสถานีตรวจวัดสิ่งปนเปื้อนในอากาศ และมีการทำข้อมูลสรุปเป็นรายเดือน รายวัน และรายชั่วโมง เพื่อแจ้งให้ภาครัฐและภาคประชาชนทราบถึงสภาวะการปนเปื้อนทางอากาศ และมีการนำค่าสิ่งปนเปื้อนทางอากาศไปคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ เพื่อสื่อถึงระดับของคุณภาพของอากาศ ณ ช่วงเวลานั้นด้วย ซึ่งการใช้ตัวแบบพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ และดัชนีคุณภาพอากาศในอนาคตอาจจะช่วยเป็นทางเลือกในการวางแผนการใช้ชีวิต ต่ออนาคตที่อันใกล้ได้

ในปัจจุบันมีจำนวนสถานีวัดคุณภาพอากาศในละแวกเดียวกันของเขตเมืองมากขึ้น หากใช้ตัวทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่องด้วยสถิติเพียงอย่างเดียวของแต่ละสถานี อาจส่งผลให้มีจำนวนตัวทำนายมากเกินไปจนเกินกว่าจะดูแล ดังนั้น ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะพัฒนาระบบที่จะทำการทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำและคอนโวลูชันหลายงานเพื่อทำนายค่าหลายสถานีพร้อมกัน โดยนำเทคนิคการเรียนรู้หลายงาน (Multi – Task Learning) ซึ่งสามารถลดจำนวนตัวทำนายของแต่ละสถานี เป็นตัวทำนายสำหรับสถานีทั้งหมดในเขตนั้นๆ และการนำโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันมาช่วยในการเรียนรู้คุณลักษณะร่วมระหว่างสถานี นอกจากนี้ยังมีการนำขั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ (Residual Passing blocks) มาใช้ในการประมาณค่าของสถานีเดิมที่อาจจะสูญหายใน

ระหว่างการทำงานของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ เพื่อจดจำลักษณะการเปลี่ยนแปลงของค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่เกิดขึ้นในรอบปีด้วย

## 1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

งานวิจัยนี้มีจุดประสงค์เพื่อพัฒนาตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันและข้อมูลอนุกรมเวลาในรอบ 1 ปี ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

## 1.3 ขอบเขตการวิจัย

1. ระบบจะทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ PM<sub>2.5</sub> และ PM<sub>10</sub> แล้วนำมาคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ (AQI) ในอนาคต
2. ระบบจะคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ตามมาตรฐานของประเทศสหรัฐอเมริกาเท่านั้น
3. ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศตามสถานีต่าง ๆ ประกอบด้วยข้อมูลสองชุด คือ ข้อมูลตอนบนของประเทศไต้หวัน และข้อมูลภายในกรุงเทพมหานคร และปริมณฑล ซึ่งมีชนิดของค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศน้อยกว่า
  - 3.1 ชุดข้อมูลสอน คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมงเป็นระยะเวลา 1 ปี ในช่วงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2562 – กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2563
  - 3.2 ชุดข้อมูลตรวจสอบ คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมงในเดือนมีนาคม พ.ศ. 2563
  - 3.3 ชุดข้อมูลทดสอบ คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมงในเดือนเมษายน พ.ศ. 2563
4. ข้อมูลนำเข้าเพื่อพยากรณ์คุณภาพอากาศคือข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ 24 ชั่วโมงก่อนหน้า
5. ระบบสามารถทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ เพื่อทำนายดัชนีคุณภาพอากาศใน 1 ชั่วโมงถัดไป และ 4 ชั่วโมงถัดไป

## 1.4 ขั้นตอนการวิจัย

### ก. แผนการศึกษา

1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. เตรียมชุดข้อมูลคุณภาพอากาศและความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ค่าคุณภาพอากาศ

5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล
7. จัดทำเอกสาร

#### ข. ระยะเวลาที่ศึกษา

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ปี 2563					ปี 2564			
	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง									
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
3. เตรียมชุดข้อมูลคุณภาพอากาศและความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ									
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ค่าคุณภาพอากาศ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ									
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

### 1.5 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

#### ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา

1. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการวางแผนและการทำงานเป็นขั้นตอน
2. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการจัดการข้อมูลขนาดใหญ่ก่อนนำไปประมวลผล
3. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการสร้างระบบที่เกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกของเครื่อง
4. พัฒนาศักยภาพในการเรียนรู้ด้วยตนเอง

#### ประโยชน์ต่อผู้ใช้ระบบ

1. ผู้ใช้ได้ข้อมูลใหม่เกี่ยวกับความเป็นไปได้ของค่าดัชนีคุณภาพอากาศในอนาคต
2. ผู้ใช้สามารถนำข้อมูลความเป็นไปได้เพื่อพิจารณาการวางแผนการรับมือกับปัญหามลภาวะในอนาคต



## 1.6 โครงสร้างของรายงาน

บทที่ 2 จะกล่าวถึงหลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 3 จะกล่าวถึงวิธีวิจัยในการเสนอแนวทางการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ การแบ่งข้อมูลชุดสอน, ตรวจสอบ และ ทดสอบ การจัดเตรียมข้อมูลก่อนนำเข้าฝึกสอน ตัวแบบการทำนายจากการเรียนรู้ของเครื่อง โครงสร้างของโครงข่ายประสาทเทียมแบบต่างๆ และการคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศจากค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ

บทที่ 4 จะกล่าวถึงกระบวนการทดลอง และผลการดำเนินงานวิจัยของตัวทำนายค่าแบบต่างๆ โดยเปรียบเทียบค่าผิดพลาดในระดับการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ  $PM_{10}$  และ  $PM_{2.5}$  การเปรียบเทียบค่าผิดพลาดในระดับค่าดัชนีคุณภาพอากาศจากการคำนวณค่าความเข้มข้นของ  $PM_{10}$  และ  $PM_{2.5}$  และการเปรียบเทียบการจำแนกระดับคุณภาพอากาศในรูปแบบช่วงของค่าคุณภาพอากาศ

บทที่ 5 จะกล่าวถึงการสรุปผลวิจัยในการเสนอแนวทางการใช้ตัวแบบพยากรณ์หลายงานจากโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำเพื่อทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศ และข้อเสนอแนะในการปรับปรุงระบบ

## บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในบทนี้จะกล่าวถึงหลักการและทฤษฎีรวมถึงงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำเพื่อทำนายค่าคุณภาพอากาศ

### 2.1 หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

#### 2.1.1 การคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

การคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศสามารถทำได้โดยใช้สมการ (1) เพื่อหาค่าดัชนีคุณภาพอากาศของความเข้มข้นสิ่งปนเปื้อนทุกชนิด แล้วนำค่าดัชนีที่มีค่ามากที่สุดมาเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ณ เวลานั้น

$$I_{pollutant} = \frac{I_{high} - I_{low}}{C_{high} - C_{low}} (C - C_{low}) + I_{low} \quad (1)$$

โดยที่  $I_{pollutant}$  เป็นค่าดัชนีอากาศที่ต้องการทราบของสิ่งปนเปื้อนนั้นๆ

$C$  เป็นค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนที่จะนำมาคิดเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศของความเข้มข้นสิ่งปนเปื้อน

$C_{low}$  เป็นค่าความเข้มข้นในระดับขั้นที่น้อยกว่าหรือเท่ากับค่า  $C$

$C_{high}$  เป็นค่าความเข้มข้นในระดับขั้นที่มากกว่าหรือเท่ากับค่า  $C$

$I_{low}$  เป็นค่าดัชนีค่าดัชนีคุณภาพอากาศของความเข้มข้นสิ่งปนเปื้อนในระดับขั้นที่สอดคล้องกับ  $C_{low}$

$I_{high}$  เป็นค่าดัชนีค่าดัชนีคุณภาพอากาศของความเข้มข้นสิ่งปนเปื้อนอากาศในระดับขั้นที่สอดคล้องกับ  $C_{high}$

โดยใช้ตารางที่ 1 เพื่อเปรียบเทียบค่า

O <sub>3</sub> (ppb)	O <sub>3</sub> (ppb)	PM <sub>2.5</sub> (ppb)	PM <sub>10</sub> (ppb)	CO (ppm)	NO <sub>2</sub> (ppb)	NO <sub>2</sub> (ppb)	SO <sub>2</sub> (ppb)	AQI	AQI <sub>class</sub>
C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	C <sub>low</sub> -C <sub>high</sub> (avg)	I <sub>low</sub> -I <sub>high</sub>	Category
0-54 (8-hr)	-	0.0-12.0 (24-hr)	0-54 (24-hr)	0.0-4.4 (8-hr)	0-35 (1-hr)	0-53 (1-hr)	0-35 (1-hr)	0-50	Good

55-70 (8-hr)	-	12.1-35.4 (24-hr)	55-154 (24-hr)	4.5-9.4 (8-hr)	36-75 (1-hr)	54-100 (1-hr)	36-75 (1-hr)	51-100	Moderate
71-85 (8-hr)	125-164 (1-hr)	35.5-55.4 (24-hr)	155-254 (24-hr)	9.5-12.4 (8-hr)	76-185 (1-hr)	101-360 (1-hr)	76-185 (1-hr)	101-250	Unhealthy for Sensitive groups
86-105 (8-hr)	165-204 (1-hr)	55.5-150.4 (24-hr)	255-354 (24-hr)	12.5-15.4 (8-hr)	186-304 (1-hr)	361-649 (1-hr)	186-304 (1-hr)	151-200	Unhealthy
106-200 (8-hr)	205-404 (1-hr)	150.5-250.4 (24-hr)	355-424 (24-hr)	15.5-30.4 (8-hr)	305-604 (24-hr)	650-1249 (1-hr)	305-604 (1-hr)	201-300	Very Unhealthy
-	405-504 (1-hr)	250.5-350.4 (24-hr)	425-504 (24-hr)	30.5-40.4 (8-hr)	605-804 (24-hr)	1250-1649 (1-hr)	605-804 (1-hr)	301-400	Hazardous
-	505-604 (1-hr)	350.5-500.4 (24-hr)	505-604 (24-hr)	40.5-50.4 (8-hr)	805-1004 (24-hr)	1650-2049 (1-hr)	805-1004 (1-hr)	401-500	

ตารางที่ 1: ตารางเปรียบเทียบค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศและค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

### 2.1.2 ตัวแบบการเรียนรู้ของเครื่องและโครงข่ายประสาทเทียมที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยนี้สนใจสร้างตัวแบบโดยเกี่ยวข้องกับตัวแบบพยากรณ์และโครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมดสี่ชนิด ดังนี้

#### 2.1.2.1 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้คอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส

เป็นขั้นตอนวิธีที่ได้รับการปรับปรุงมาจากซัพพอร์ตเวกเตอร์แมชชีนโดยประยุกต์ใช้งานประเภทการถดถอยโดยใช้การปรับเวกเตอร์ในปริภูมิรับเข้า (Input Space) ไปสู่ ปริภูมิเวกเตอร์ลักษณะ (Feature Space) เพื่อที่จะทำให้ปัญหาประเภทที่ไม่เป็นเส้นตรงถูกเปลี่ยนรูปแบบการกระจายของปริภูมิให้สามารถทำนายได้โดยเส้นตรง โดยใช้ฟังก์ชันคอร์เนลชนิดเรเดียลเบสิส ดังสมการ (2) และมีการกำหนดช่วงที่ค่าผิดพลาดอยู่น้อยกว่าหรือเท่ากับ  $\epsilon$  (Epsilon) ซึ่งเป็นการทำให้ค่าที่อยู่ในช่วงของ  $\epsilon$  นับเป็นค่าการทำนายที่ถูกต้องจึงไม่ถูกนำมาคิดเป็นค่าสูญเสีย และ

มีการเพิ่มตัวแปรยืดหยุ่น  $\xi$  (Slack Variable) เพื่อให้มีค่าบางส่วนที่อยู่นอกช่วงที่ไม่คิดค่าสูญเสีย ถูกเพิ่มมาในระยะ  $\xi$  ดังภาพที่ 2.1 ทำให้เส้นทำนายจะมีเป้าหมายที่จะเลือกเส้นทำให้มีข้อมูลให้อยู่ในช่วงของ  $\epsilon$  และระยะของตัวแปรยืดหยุ่น เพื่อที่จะลดค่าสูญเสีย และนำเส้นทำนายหรือไฮเปอร์เพลนที่ได้มาเป็นเส้นทำนาย ซึ่งมีความยืดหยุ่นมากกว่าการทำนายโดยการถดถอยประเภทเชิงเส้น เนื่องจากมีช่วงของค่าผิดพลาดที่ยอมรับได้

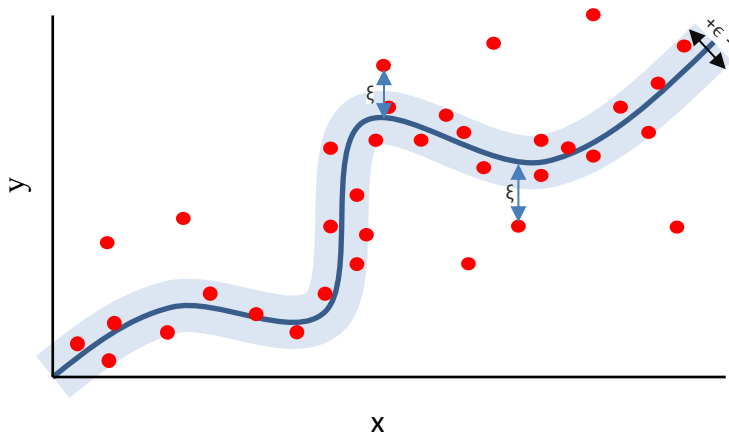
$$K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x-x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

โดยที่  $K(x, x')$  เป็นค่าที่ได้จากเคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิสระหว่างจุด  $x$  และ  $x'$

$x$  เป็นข้อมูลจุดนั้นๆ

$x'$  เป็นข้อมูลจุดที่นำมาเปรียบเทียบ

$\sigma$  เป็นค่าความแปรปรวนของข้อมูล

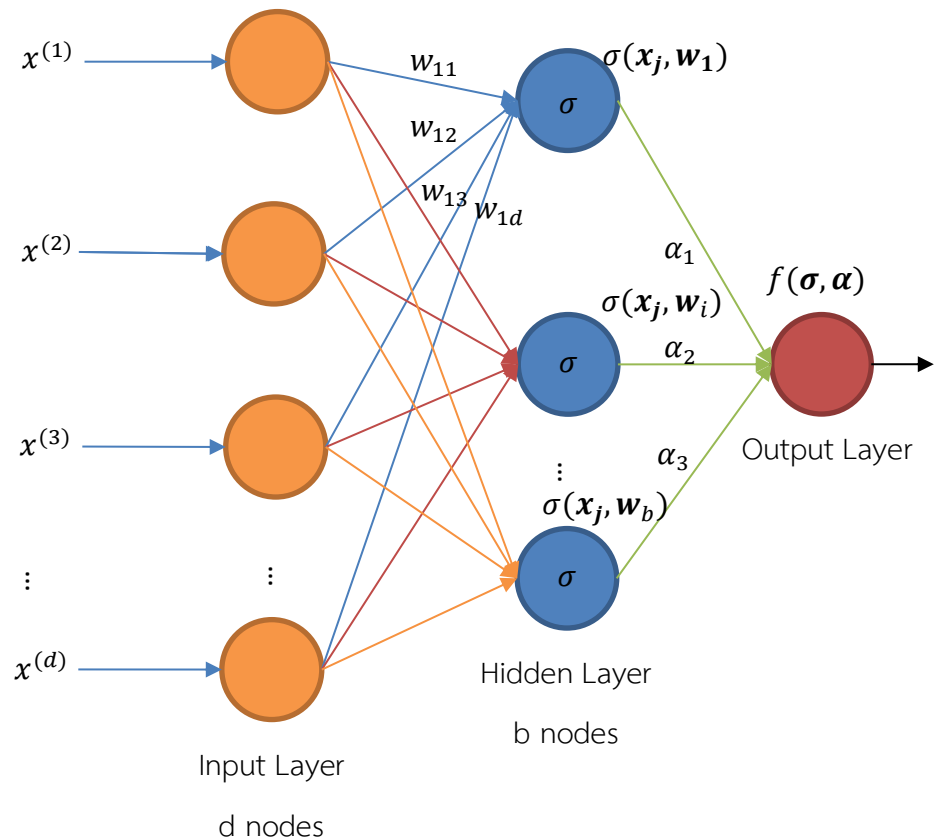


ภาพที่ 2.1: การหาเส้นสำหรับทำนายข้อมูล

### 2.1.2.2 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น (Multi-layer Perceptron)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ประกอบด้วยโครงสร้างที่สามารถซ้อนกันได้หลายชั้น ซึ่งเหมาะกับการใช้งานที่มีความซับซ้อนได้เป็นอย่างดี โดยหลักการทำงานของเพอร์เซ็ปตรอนหลายชั้น ประกอบไปด้วยชั้นนิเวรอนรับเข้า (Input Layer) สำหรับรับข้อมูลขาเข้า และชั้นซ่อน (Hidden Layer) และชั้นส่งออก (Output Layer) ระหว่างแต่ละชั้นจะมีค่าน้ำหนักระหว่างนิเวรอนชั้นก่อนหน้าทั้งหมดต่อ 1

หน่วยของนิวรอนในชั้นปัจจุบัน ดังภาพที่ 2.2 ซึ่งเป็นการรวมเชิงเส้น (Linear Combination) ของค่าน้ำหนักในนิวรอนทั้งหมดชั้นก่อนหน้า และสามารถใช้ฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) หลังจากการรวมเชิงเส้น ดังสมการ (3) เพื่อให้มีความสามารถในการรองรับการแยกแยะและประมาณฟังก์ชันที่มีคุณสมบัติไม่เป็นเชิงเส้นได้



ภาพที่ 2.2: โครงสร้างของเพอร์เซพตรอนหลายชั้น

$$f(\sigma, \alpha) = \sum_{i=1}^b \alpha_i \sigma(x_j, w_i) \quad (3)$$

โดยที่  $f(\sigma, \alpha)$  เป็นค่าที่ได้จากโครงข่ายเพอร์เซพตรอนหลายชั้นโดยมีข้อมูลในชั้นส่งออกมิติเดียว

$\alpha_i$  เป็นเวกเตอร์ค่าน้ำหนักทั้งหมดของนิวรอนปัจจุบันที่เชื่อมระหว่างนิวรอนเอ้าท์พุทกับชั้นซ่อนตัวที่  $i$

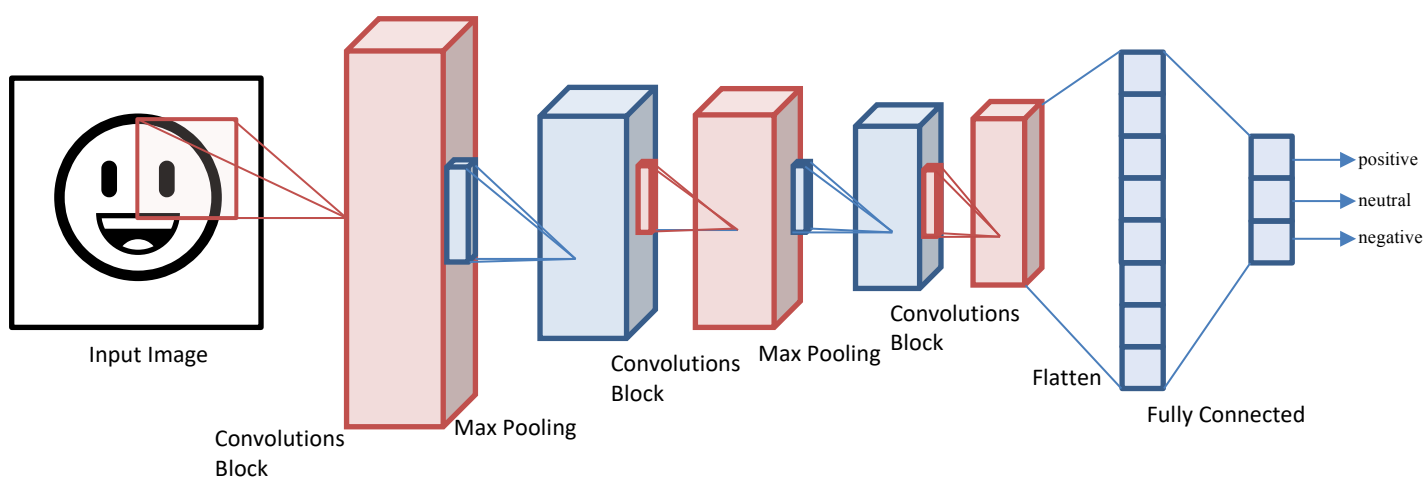
$\sigma(x_j, w_i)$  เป็นค่าประจํานิวรอนชั้นซ่อนหลังผ่านฟังก์ชันกระตุ้น  $\sigma$

$x_j$  เป็นเวกเตอร์ข้อมูลนำเข้าลำดับที่  $j$

$w_i$  เป็นเวกเตอร์น้ำหนักของนิวรอนซ่อนในลำดับที่  $i$

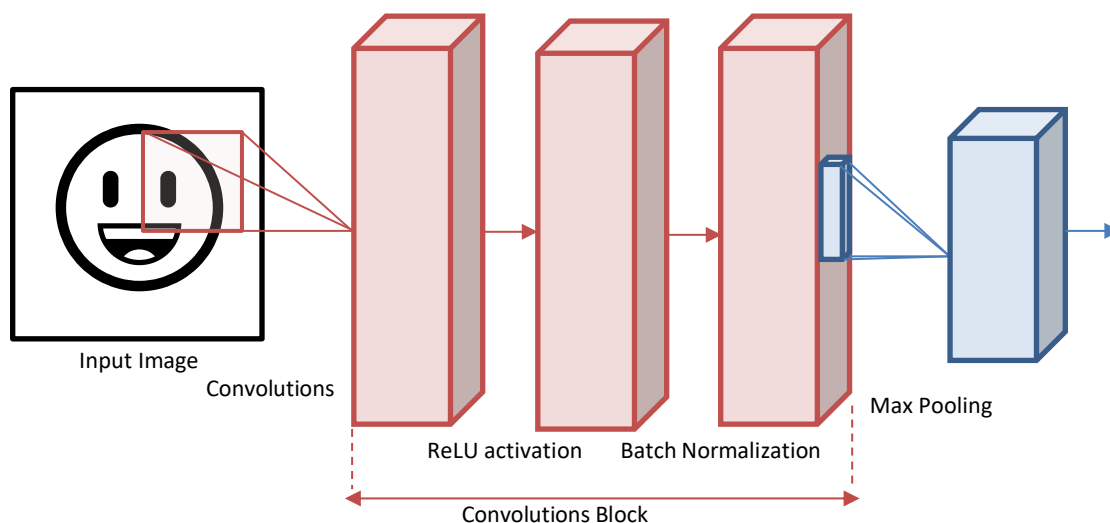
### 2.1.2.3 โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกประยุกต์ใช้ส่วนใหญ่ในงานคอมพิวเตอร์วิทัศน์โดยเฉพาะงานในการจำแนกรูปภาพ แยกส่วนของรูปภาพ และงานตรวจจับวัตถุในภาพ โดยอาศัยหลักในการแยกคุณลักษณะเดิมของรูปภาพโดยใช้หลักการคอนโวลูชันเชิงพื้นที่ (Spatial Convolution) ซึ่งสามารถถูกกำหนดได้ด้วยขนาดของตัวกรอง (Filter) หรือเคอร์เนล (Kernel) ที่ช่วยดึงคุณลักษณะเชิงพื้นที่ซึ่งช่วยในการจำแนกวัตถุตั้งภาพที่ 2.3



ภาพที่ 2.3: การประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชันกับการจำแนกอารมณ์ของอีโมจิ

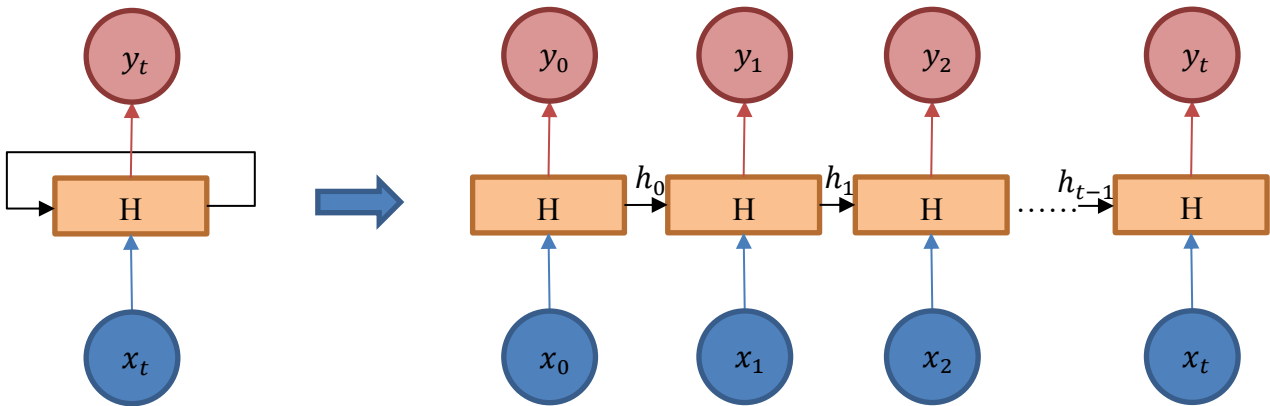
โครงสร้างนี้ประกอบไปด้วยชั้นหลักๆ 4 ชั้นได้แก่ ชั้นคอนโวลูชัน (Convolution layer) ชั้นฟังก์ชันกระตุ้นเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ (Rectified Linear Unit) ชั้นการปรับค่าปกติของชุดการทำงาน (Batch Normalization) และชั้นการกรองค่าสูงสุด (Max Pooling layer) ดังภาพที่ 2.4 โดยการปรับใช้กับค่าต่อเนื่อง เช่นค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่มีคุณลักษณะร่วมกันระหว่างสถานีเป็นค่าที่ต่อเนื่อง ไม่สามารถใช้ชั้นการกรองค่าสูงสุดได้เพราะอาจทำให้คุณลักษณะของค่าความเข้มข้นสูญหายไป



ภาพที่ 2.4: ส่วนประกอบของโครงสร้างชั้นคอนโวลูชันและชั้นการกรองค่าสูงสุดต่อจากการทำคอนโวลูชัน

#### 2.1.2.4 โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ (Recurrent Neural Network)

เป็นโครงข่ายประสาทเทียมที่มีการนำผลลัพธ์ที่ได้ย้อนกลับมาเป็นส่วนหนึ่งของข้อมูลขาเข้าสำหรับการทำนายค่าถัดไป ซึ่งมีการประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายในการปรับใช้กับข้อมูลที่มีความต่อเนื่อง เช่น ข้อมูลอนุกรมเวลา เสียง และข้อความ เป็นต้น โดยมีการเรียนรู้ใกล้เคียงกับโครงข่ายประสาทเทียมชนิดป้อนหน้า ซึ่งจะเป็นการปรับเปลี่ยนโครงข่ายประสาทเทียมเป็นโครงสร้างเดิมที่ถูกขยายออกเป็นแต่ละช่วงของเวลาดังภาพที่ 2.5 เพื่อทำการคำนวณน้ำหนักทั้งไปด้านหน้า (Forward Pass) และย้อนหลัง (Backward Pass) ซึ่งการคำนวณเกรเดียนต์ย้อนหลังเพื่อปรับค่าน้ำหนักไปยังช่วงเวลาที่ผ่านมาขึ้นทำให้น้ำหนักที่ถูกปรับไม่สามารถส่งไปยังนิรอนที่อยู่ในช่วงเวลาที่ไกลมากได้ ทำให้เกิดปัญหาเกรเดียนต์ที่หายไป (Gradient Vanishing) หรืออาจมีกรณีที่ค่าเกรเดียนต์มากสะสมจนค่ามากเกินไป (Gradient Exploding) ซึ่งหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (Long-Short Term Memory) และหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU (Gated Recurrent Unit) ถูกออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาเกรเดียนต์เหล่านี้เพื่อให้สามารถรองรับข้อมูลที่เป็นลำดับได้ยาวมากขึ้น



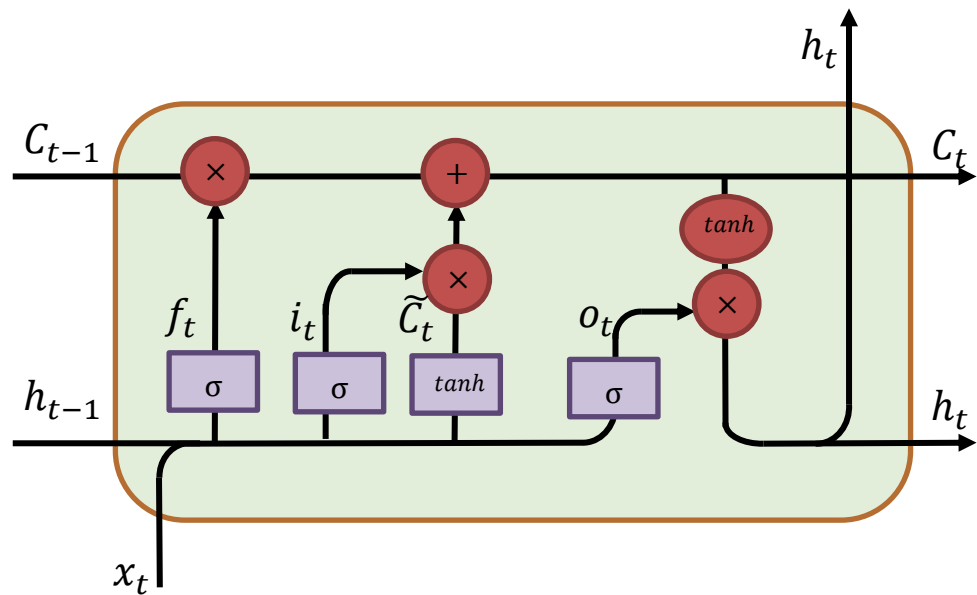
ภาพที่ 2.5: ภาพแสดงการคลายชั้นของหน่วยในโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำตามช่วงเวลา

#### 2.1.2.4.1 หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (Long-Short Term Memory)

เป็นหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิดหนึ่งทีประกอบด้วยารรับค่าสถานะ ( $C_{t-1}$ ) และข้อมูลส่งออกในช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) ร่วมกับข้อมูลนำเข้า แล้วทำการคำนวณภายใน จากนั้นจึงส่งค่าสถานะ ( $C_t$ ) และส่งข้อมูลออกเพื่อเป็นข้อมูลขาออกในช่วงเวลานั้น ( $h_t$ ) เพื่อส่งค่าสถานะและผลลัพธ์ไปยังหน่วยเดิมที่ช่วงเวลาถัดไป โดยที่การคำนวณค่าสถานะและผลลัพธ์ภายในนั้นประกอบด้วย เกทการลืมค่า (Forget Gate) เกทข้อมูลนำเข้า (Input Gate) การปรับข้อมูลนำเข้า (Input Modulation) เกทข้อมูลออก (Output Gate) และค่าสถานะประจำหน่วย ( $C_t$ )

โดยมีการทำงานดังภาพที่ 2.6 และสมการ (4), (5), (6), (7), (8) และ (9)





ภาพที่ 2.6: หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (4)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (5)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (6)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (7)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (8)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (9)$$

โดยที่  $f_t$  เป็นค่าที่คำนวณได้จากเกตการลืมค่า ณ เวลา  $t$

$i_t$  เป็นค่าที่คำนวณได้จากเกตข้อมูลนำเข้า ณ เวลา  $t$

$\tilde{C}_t$  เป็นค่าที่ได้จากการปรับข้อมูลนำเข้า ณ เวลา  $t$

$C_t$  เป็นค่าสถานะประจำหน่วย ณ เวลา  $t$

$o_t$  เป็นค่าที่คำนวณได้จากเกตข้อมูลส่งออก ณ เวลา  $t$

$h_t$  เป็นข้อมูลส่งออก ณ เวลา  $t$

$W$  เป็นค่าน้ำหนักประจำหน่วยของเกตในการคำนวณของเซลล์

$x_t$  เป็นข้อมูลเข้า ณ เวลา  $t$

$b$  เป็นค่าความเอนเอียงประจำการคำนวณของเกตการลืมค่า เกตข้อมูลนำเข้า, การปรับข้อมูลนำเข้า และเกตข้อมูลส่งออก

$\sigma$  เป็นฟังก์ชันกระตุ้นประเภทซิกมอยด์

$\tanh$  เป็นฟังก์ชันกระตุ้นประเภทไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์

การใช้สมการ (4) ของเกตการลืมค่า ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และ ข้อมูลส่งออกของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) คำนวณเป็นค่า  $f_t$  ซึ่งเป็น อัตราส่วนในการใช้ข้อมูลส่งออกก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) เพื่อกำหนดอัตราส่วน ของค่าสถานะในเวลาก่อนหน้า ( $C_{t-1}$ ) ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ด้วย ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ ในสมการ (7) สำหรับการหาค่าสถานะประจำ หน่วย ( $C_t$ )

สมการ (5) ใช้ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) มาคำนวณเป็นค่า  $i_t$  ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ด้วย ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ เพื่อกำหนดอัตราส่วนระหว่างค่าปรับแต่ง สถานะปัจจุบัน ( $\tilde{C}_t$ ) ในสมการ (7) สำหรับการหาค่าสถานะประจำหน่วย ( $C_t$ )

สมการ (6) ใช้ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) มาคำนวณเป็นค่า  $\tilde{C}_t$  ซึ่งมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 ด้วย ฟังก์ชันกระตุ้นไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ จะได้ค่าปรับแต่งสถานะปัจจุบัน ( $\tilde{C}_t$ )

สมการ (7) ใช้ค่าปรับแต่งสถานะปัจจุบัน ( $\tilde{C}_t$ ) เป็นค่าที่ คำนวณได้จากเกตข้อมูลนำเข้า ( $i_t$ ) ค่าสถานะในเวลาก่อนหน้า ( $C_{t-1}$ ) และค่าที่คำนวณได้จากเกตการลืมค่า ( $f_t$ ) มาคำนวณตามสมการทำให้ได้ ค่าสถานะประจำหน่วย  $C_t$

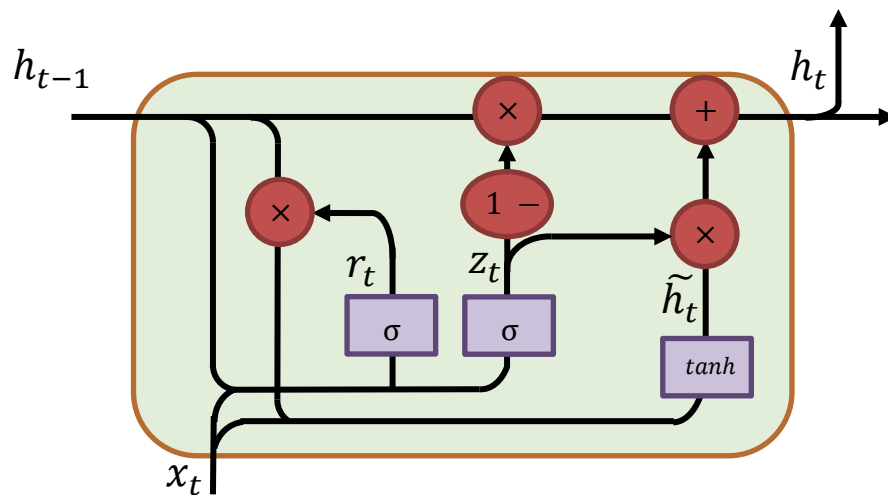
สมการ (8) ใช้ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) มาคำนวณเป็นค่า ( $o_t$ ) ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 ด้วย ฟังก์ชันกระตุ้นซิกมอยด์ เพื่อกำหนดอัตราส่วนระหว่างค่าสถานะปัจจุบันที่ ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ ( $\tanh(C_t)$ ) ในสมการ (9) สำหรับการหาข้อมูลส่งออกประจำหน่วย ( $h_t$ )

สมการ (9) ใช้ค่าสถานะปัจจุบัน ( $C_t$ ) ที่ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ อัตราการหาผลลัพธ์สถานะปัจจุบัน ( $o_t$ ) มาคำนวณ ทำให้ได้ข้อมูลส่งออกประจำหน่วย ( $h_t$ )

จากการสังเกตดังกล่าวจะเห็นว่า การใช้โครงสร้างเกตและเก็บ ค่าสถานะของหน่วยช่วยให้หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด LSTM สามารถแก้ไขปัญหาเมื่อหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำจะต้องทำงาน กับข้อมูลประเภทลำดับที่มีความยาวของข้อมูลมากขึ้น

### 2.1.2.4.2 หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU (Gated Recurrent Unit)

เป็นหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมที่ถูกสร้างขึ้นเพื่อแก้ปัญหาในลักษณะเดียวกับหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด LSTM แต่จะมีข้อมูลส่งออกและค่าสถานะเป็นค่าเดียวกัน โดยพิจารณาการปรับค่าสถานะใหม่จากค่าสถานะเก่าและข้อมูล โดยมีเกทการปรับค่าสถานะ (Update Gate) เกทการล้างค่าสถานะ (Reset Gate) การปรับค่าข้อมูลนำเข้า (Input Modulation) ดังภาพที่ 2.7 และสมการ (10), (11), (12) และ (13)



ภาพที่ 2.7: หน่วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (10)$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (11)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t] + b) \quad (12)$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t \quad (13)$$

โดยที่  $z_t$  เป็นค่าเอาต์พุตจากเกทการปรับค่าสถานะ ณ เวลา  $t$

$r_t$  เป็นค่าเอาต์พุตจากเกทการล้างค่าสถานะ ณ เวลา  $t$

$\tilde{h}_t$  เป็นค่าที่ได้จากการปรับค่าข้อมูลนำเข้า ณ เวลา  $t$

$h_t$  เป็นค่าสถานะและข้อมูลส่งออกประจำหน่วย ณ เวลา  $t$

$W$  เป็นค่าน้ำหนักประจำหน่วยของเกทในการคำนวณของเซลล์

$x_t$  เป็นข้อมูลเข้า ณ เวลา  $t$

$b$  เป็นค่าความเอนเอียงประจำการคำนวณของเกทการลืมนำเข้า, การปรับค่าปรับข้อมูลนำเข้า และเกทข้อมูลส่งออก

$\sigma$  เป็นฟังก์ชันกระตุ้นประเภทซิกมอยด์  
 $\tanh$  เป็นฟังก์ชันกระตุ้นประเภทไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์

สมการ (10) ใช้ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) มาคำนวณเป็นค่า  $z_t$  ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อกำหนดอัตราส่วนระหว่างค่าปรับแต่งสถานะปัจจุบัน ( $\tilde{h}_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) ในสมการ (13) สำหรับหาค่าสถานะในปัจจุบัน  $h_t$

สมการ (11) ใช้ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) มาคำนวณเป็นค่า  $r_t$  ซึ่งมีค่าระหว่าง 0 ถึง 1 เพื่อกำหนดอัตราส่วนในการนำค่าสถานะก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) สำหรับคำนวณหาค่าปรับแต่งสถานะที่คำนวณได้ปัจจุบัน ( $\tilde{h}_t$ )

สมการ (12) หาค่าที่ได้จากการปรับค่าข้อมูลนำเข้า ( $\tilde{h}_t$ ) ซึ่งได้จากเอาที่พุดจากเกตการล้างค่าสถานะ ( $r_t$ ) ข้อมูลนำเข้า ( $x_t$ ) และค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) ผ่านฟังก์ชันกระตุ้นไฮเพอร์โบลิกแทนเจนต์ จึงได้ค่าการปรับแต่งสถานะ ( $\tilde{h}_t$ ) ซึ่งมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1

สมการ (13) หาค่าสถานะที่คำนวณได้ปัจจุบัน ( $h_t$ ) ได้จากค่าสถานะของช่วงเวลาก่อนหน้า ( $h_{t-1}$ ) ค่าปรับแต่งสถานะที่คำนวณได้ในปัจจุบัน ( $\tilde{h}_t$ ) และอัตราส่วนการปรับแต่งค่า ( $z_t$ ) มาคำนวณตามสมการทำให้ได้ค่าสถานะใหม่ ( $h_t$ )

จากโครงสร้างดังกล่าวจะพบว่าหน่วยโครงข่ายประสาทเทียมชนิด GRU มีการรวมเกตการลืมและเกตข้อมูลนำเข้าให้เป็นการปรับค่าของค่าสถานะและใช้ค่าสถานะเป็นข้อมูลส่งออกที่เวลานั้นๆ ซึ่งจะมีความซับซ้อนน้อยกว่า LSTM. และมีความนิยมในการใช้งานมากกว่าในปัจจุบัน

#### 2.1.2.5 การปรับแต่งค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้หลายงาน

ค่าสูญเสียในการทำนายของการเรียนรู้หลายงานมักจะเกิดจากฟังก์ชันค่าสูญเสียของแต่ละงานซึ่งมีจุดประสงค์ในการทำนายที่ไม่เหมือนกัน ดังนั้นการใช้ผลรวมถ่วงน้ำหนักเพื่อทำการคำนวณค่าสูญเสียเพื่อทำการปรับปรุงพารามิเตอร์ในตัวแบบพยากรณ์ซึ่งช่วยลดปัญหาเกี่ยวกับเกรเดียนต์ซึ่งมาจากค่าสูญเสียของงานหลายประเภทที่มีน้ำหนักเท่ากันได้ ดังสมการที่ (14)

$$L = \sum_{n=1}^N \beta_n L_n \quad (14)$$

โดยที่  $L$  เป็นค่าสูญเสียทั้งหมดของตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมหลายงาน

$N$  เป็นจำนวนงานแยกของตัวแบบ

$\beta_n$  เป็นค่าน้ำหนักประจำงานที่  $n$  ของตัวแบบ

$L_n$  เป็นค่าสูญเสียของงานที่  $n$  ของตัวแบบ

### 2.1.3 การแบ่งข้อมูลเพื่อสร้างและประเมินตัวแบบ

จากขอบเขตการวิจัย สามารถแบ่งข้อมูลออกเป็นสามชุดดังภาพที่ 2.8

#### 2.1.3.1 ชุดข้อมูลสอนตัวแบบพยากรณ์ (Training Dataset)

คือชุดข้อมูลที่ใช้ในการสอนหรือสร้างตัวแบบ

#### 2.1.3.2 ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบตัวแบบพยากรณ์ (Validation Dataset)

คือชุดข้อมูลที่ใช้ในการประเมินตัวแบบที่ได้จากการสอนตัวแบบด้วยข้อมูลชุดสอนและปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้มีประสิทธิภาพสูงสุดบนชุดข้อมูลตรวจสอบโดยจัดว่าเป็นชุดที่ตัวแบบไม่เคยได้พบมาก่อน (unseen set) ซึ่งใช้ในการวัดผลตัวแบบพยากรณ์

#### 2.1.3.3 ชุดข้อมูลสอนตัวแบบพยากรณ์ (Training Dataset)

คือชุดข้อมูลที่ใช้ในการประเมินตัวแบบที่ได้จากการสอนตัวแบบด้วยข้อมูลชุดสอนเพื่อทำการปรับไฮเปอร์พารามิเตอร์ให้ตัวแบบมีประสิทธิภาพสูงสุด

มีนาคม พ.ศ. 2562

กุมภาพันธ์ พ.ศ. 2563 มีนาคม พ.ศ. 2563 เมษายน พ.ศ. 2563



ภาพที่ 2.8: การแบ่งข้อมูลตามช่วงเวลาเป็นชุดข้อมูลสามชุด

## 2.2 ทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

งานวิจัยของ Widya Septiawan และ Sukmawati Endah [3] ซึ่งค้นคว้าเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกที่เกี่ยวข้องกับการทำนายข้อมูลประเภทอนุกรมเวลาเกี่ยวกับความเข้มข้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Elman และ Jordan บนการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศรายวัน จากข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในอดีต พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสามารถใช้ในการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศทั้ง 5 ชนิด ได้แก่  $\text{NO}_2$ ,  $\text{O}_3$ ,  $\text{PM}_{10}$ ,  $\text{PM}_{2.5}$  และ  $\text{SO}_2$  ในระดับค่าเฉลี่ยรายวัน ซึ่งสามารถทำนายดัชนีคุณภาพอากาศในระดับรายวันได้

งานวิจัยของของ Vikram Reddy และคณะ [4] เกี่ยวกับการทำนายความเข้มข้นอนุภาคฝุ่นละอองขนาดเล็ก  $\text{PM}_{2.5}$  ซึ่งเป็นพารามิเตอร์หนึ่งของสิ่งปนเปื้อนที่ใช้ในการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศในเมืองปักกิ่ง ประเทศจีน มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Long Short-Term Memory (LSTM) ประกอบกับข้อมูลนำเข้าที่เป็นลำดับของช่วงเวลาที่มีข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาพร้อมอยู่ด้วย ในการทำนายค่าความเข้มข้นของ  $\text{PM}_{2.5}$  จากข้อมูล  $\text{PM}_{2.5}$  และข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาในอดีต พบว่า LSTM มีความเสถียรของการทำนายค่าภายในกรอบเวลาสั้น ๆ โดยสามารถเก็บรายละเอียดของการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนรายชั่วโมงของวันก่อนหน้าได้อย่างมีนัยสำคัญ

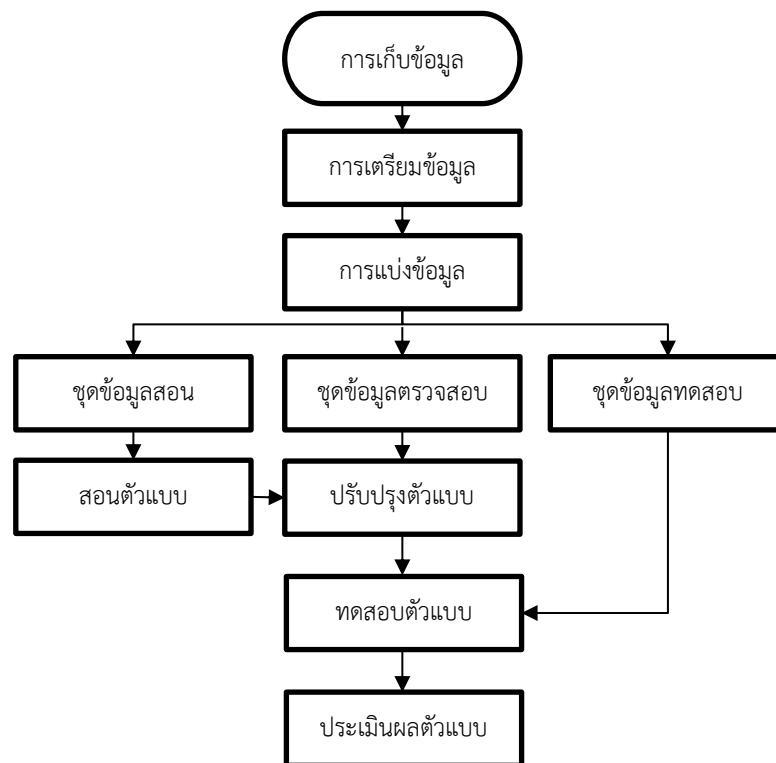
งานวิจัยของ Quiang Zhang และคณะ [5] ได้ศึกษาเกี่ยวกับตัวแบบทำนาย  $\text{PM}_{2.5}$  บนการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานของเครื่องสำหรับสถานีตรวจวัดอย่างเข้มหลากหลายสถานีบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่วัดได้จากสถานีขนาดเล็กและมีจำนวนมากในเมือง Lanzhou ประเทศจีน ซึ่งใช้ชั้นร่วม (Shared Layer) ที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เพื่อหาคุณสมบัติร่วมระหว่างความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในแต่ละสถานี ต่อด้วยชั้นที่ทำงานเฉพาะ (Task-specific Layer) ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Gated Recurrent Unit (GRU) ประกอบกับชั้นโครงข่ายประสาทเทียมเชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) ซึ่งมีโครงสร้างเป็นการเชื่อมถึงกันหมดกับชั้นสุดท้ายของ GRU ซึ่งจะมีลักษณะคล้ายเพอร์เซปตรอนหลายชั้น เพื่อใช้ในการทำนายค่าความเข้มข้นของ  $\text{PM}_{2.5}$  ของแต่ละสถานี พบว่าการใช้ชั้นร่วมที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันให้ผลการทำนายที่ดีขึ้น เพราะสามารถสกัดคุณลักษณะเชิงพื้นที่ระหว่างสถานีได้ และการออกแบบโดยรวมที่เป็นการเรียนรู้หลายงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำให้ผลที่น่าพอใจ

นอกจากนี้ยังมีงานวิจัยของ Kaiming He และคณะ [6] เกี่ยวกับชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือสำหรับการทำนายภาพ พบว่าการนำชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ (Residual Passing blocks) มาใช้ระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน มีผลช่วยให้สามารถเพิ่มจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันได้ ทั้งนี้ยังให้ผลที่ดีขึ้น

## บทที่ 3

### วิธีการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงขั้นตอนวิธีการวิจัยการเสนอแนวทางปรับปรุงและประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และขั้นตอนการผ่านค่าส่วนเหลือระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันเพื่อเป็นตัวแทนพยากรณ์ค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1: ขั้นตอนวิธีในการประยุกต์ใช้ตัวแบบพยากรณ์ค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

### 3.1 การเก็บข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ใช้

#### 3.1.1 ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

การเก็บข้อมูลมาจากชุดข้อมูลเปิดของการวัดคุณภาพอากาศรายชั่วโมงในลักษณะของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนรายวันขององค์การบริหารการป้องกันดูแลสิ่งแวดล้อมประเทศไต้หวัน (Environmental Protection Administration Executive Yuan, R.O.C (Taiwan)) ซึ่งใช้ข้อมูลตั้งแต่เดือนมีนาคม พ.ศ.2562 ถึงเมษายน พ.ศ.2563 ใน 10 สถานีวัดความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ได้แก่ สถานี Shilin, Wanhua, Zhongshan, Guting, Songshan, Xindian, Tucheng, Banquiao, Yonghe และ Cailiao

และมีค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศทั้ง 6 ชนิด ได้แก่  $O_3$ ,  $PM_{2.5}$ ,  $PM_{10}$ ,  $CO$ ,  $NO_2$  และ  $SO_2$

### 3.1.2 ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร

การเก็บข้อมูลมาจากกรมควบคุมมลพิษเลือกใช้สถานีที่มีค่าสิ่งปนเปื้อนสูญหายไม่มากนัก และสามารถถูกแทนที่ได้ สถานีที่มีการเลือกวัดสิ่งปนเปื้อนเพียงบางชนิด ไม่สามารถนำมาใช้ได้ ทั้งนี้สถานีที่เลือกทั้งหมด 3 สถานี ได้แก่ สถานีโรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์, การเคหะดินแดง และ กรมประชาสัมพันธ์ ซึ่งมีความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ 4 ชนิด ได้แก่  $PM_{2.5}$ ,  $PM_{10}$ ,  $CO$  และ  $NO_2$

## 3.2 การเตรียมข้อมูลนำเข้า

เนื่องจากข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ได้นั้นเกิดจากการวัดโดยเครื่องมือวัด ซึ่งเครื่องมืออาจเกิดการชำรุดหรือมีข้อบกพร่องบางช่วง ดังนั้นจึงอาจเกิดความผิดพลาดในการเก็บข้อมูล โดยที่จะใช้ค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งปีในการแทนค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนที่สูญหาย หลังจากนั้นจึงทำการแบ่งข้อมูลเป็นข้อมูลชุดสอน ตรวจสอบ และชุดทดสอบ และปรับค่าข้อมูลให้อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังสมการ (15) ที่ทำการปรับค่าข้อมูลสำหรับข้อมูลหนึ่งจุดจากในชุดข้อมูล โดยใช้ค่าสูงสุดและค่าต่ำสุดเป็นตัวช่วยในการปรับข้อมูล

$$x_{scaled} = \left( \frac{x - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \right) \quad (15)$$

โดยที่  $X$  เป็นชุดข้อมูลนำเข้าทั้งหมด

$\min(X)$  เป็นข้อมูลจุดที่มีค่าน้อยที่สุดในชุดข้อมูล

$\max(X)$  เป็นข้อมูลจุดที่มีค่ามากที่สุดในชุดข้อมูล

$x$  เป็นข้อมูลจุดหนึ่งในชุดข้อมูล

$x_{scaled}$  เป็นข้อมูลจุดหนึ่งในชุดข้อมูลที่ได้รับการปรับค่าแล้ว

โดยใช้ตัวปรับค่าข้อมูลทั้งหมดสองตัว ได้แก่ ตัวปรับค่าข้อมูลสำหรับข้อมูลนำเข้า และตัวปรับค่าข้อมูลสำหรับข้อมูลส่งออก โดยสร้างตัวปรับข้อมูลในการปรับค่าข้อมูลจากข้อมูลชุดสอน และใช้การปรับค่าผกผัน สำหรับค่าความเข้มข้นที่ได้จากการทำนายเพื่อให้ได้ค่าจริง



### 3.3 ตัวแบบพยากรณ์ค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ

#### 3.3.1 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้คอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส

สำหรับการใช้ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยใช้คอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส(SVR)จะใช้ตัวแบบ 2 ตัวต่อข้อมูล 1 สถานี ซึ่งตัวแบบทั้งสองตัวจะมีหน้าที่ในการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต ใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นลำดับของค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในรอบเวลาก่อนหน้า โดยแผ่รอบเวลาก่อนหน้ารายชั่วโมงให้ต่อกันในรูปของคอลัมน์ที่เพิ่มขึ้นเพื่อเป็นคุณลักษณะเกี่ยวกับเวลาในอดีต ดังภาพที่ 3.2: ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการปรับค่าข้อมูลและทำการแผ่รอบเวลาก่อนหน้าโดยมีข้อมูลเป้าหมายเป็นความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต

CO (t-23)	NO <sub>2</sub> (t-23)	PM <sub>10</sub> (t-23)	PM <sub>2.5</sub> (t-23)	.....	CO (t)	NO <sub>2</sub> (t)	PM <sub>10</sub> (t)	PM <sub>2.5</sub> (t)	PM <sub>2.5</sub> (t+1)
0.289340	0.406632	0.102564	0.2250	.....	0.142132	0.106457	0.035897	0.0250	0.0375
0.335025	0.458988	0.133333	0.2250	.....	0.131980	0.099476	0.020513	0.0375	0.0125
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
0.223350	0.476440	0.041026	0.0500	.....	0.238579	0.511344	0.107692	0.1250	0.1000
0.223350	0.389180	0.056410	0.0375	.....	0.304569	0.581152	0.102564	0.1000	0.1250

ภาพที่ 3.2: ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการปรับค่าข้อมูลและทำการแผ่รอบเวลาก่อนหน้าโดยมีข้อมูลเป้าหมายเป็นความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต

#### 3.3.2 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

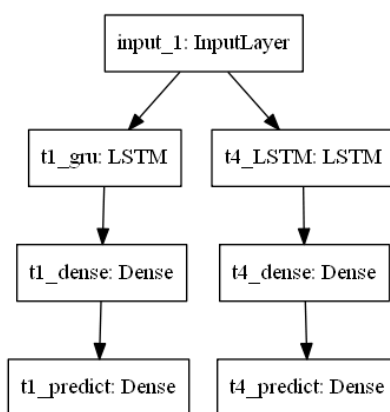
สำหรับการใช้ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ (MT-DEEPAIR) นั้นจะใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบต่อข้อมูล 1 สถานี โดยที่สามารถทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต ใช้ข้อมูลนำเข้าเป็นลำดับของค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในรอบเวลาก่อนหน้าโดยอยู่ในรูปแบบของคอลัมน์ที่เพิ่มขึ้นของขึ้นคุณลักษณะเกี่ยวกับเวลาในอดีต ดังภาพที่ 3.3 และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต ซึ่งมีการฝึกฝนโดยใช้การหยุดก่อนถึงจำนวนรอบสูงสุดหากค่าสูญเสียเป็นไปตามเงื่อนไขที่ตั้งไว้ โดยใช้ตัวแบบจากโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำซึ่งปรับแต่งตัวแบบได้ 3 ชนิดดังนี้

CO (t-23)	NO <sub>2</sub> (t-23)	PM <sub>10</sub> (t-23)	PM <sub>2.5</sub> (t-23)	.....	CO (t)	NO <sub>2</sub> (t)	PM <sub>10</sub> (t)	PM <sub>2.5</sub> (t)	PM <sub>2.5</sub> (t+1)	PM <sub>2.5</sub> (t+4)
0.289340	0.406632	0.102564	0.2250	.....	0.142132	0.106457	0.035897	0.0250	0.0375	0.0125
0.335025	0.458988	0.133333	0.2250	.....	0.131980	0.099476	0.020513	0.0375	0.0125	0.0250
.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....	.....
0.223350	0.476440	0.041026	0.0500	.....	0.238579	0.511344	0.107692	0.1250	0.1000	0.1625
0.223350	0.389180	0.056410	0.0375	.....	0.304569	0.581152	0.102564	0.1000	0.1250	0.1625

ภาพที่ 3.3: ตัวอย่างข้อมูลที่ผ่านการปรับค่าข้อมูลและทำการแผ่กรอบเวลาก่อนหน้าโดยมีข้อมูลเป้าหมายเป็นความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่เวลาที่ชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต

### 3.3.2.1 ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว

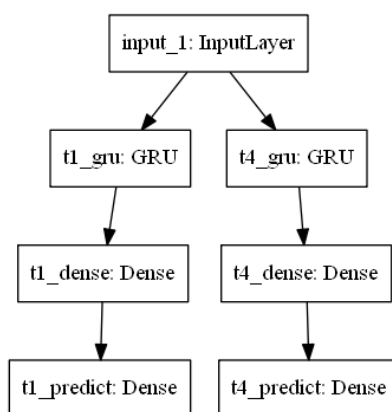
ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) เป็นโครงสร้างที่ใช้ชั้นของข้อมูลนำเข้าต่อมายังชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM แยกเป็นสองส่วนดังภาพที่ 3.4 เพื่อใช้เก็บลักษณะทางลำดับที่แยกจากกันเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต และต่อด้วยชั้นที่เชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) ของแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM เพื่อคำนวณค่าทำนายของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่ชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต



ภาพที่ 3.4: โครงสร้างของตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (MT-DEEPAIR-LSTM)

### 3.3.2.2 ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง

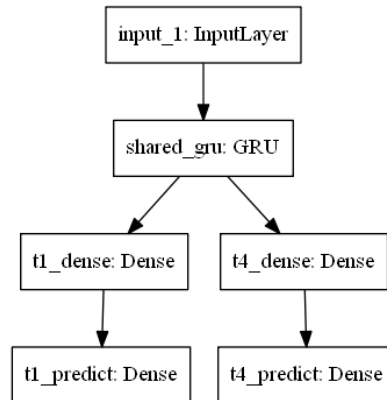
ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) เป็นโครงสร้างที่ใช้ชั้นของข้อมูลเข้าต่อมายังชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU แยกเป็นสองส่วนดังภาพที่ 3.5 เพื่อใช้เก็บลักษณะทางลำดับที่แยกจากกันเพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคต และต่อด้วยชั้นที่เชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) ของแต่ละชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU เพื่อคำนวณค่าทำนายของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคต



ภาพที่ 3.5: โครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU)

### 3.3.2.3 ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) เป็นโครงสร้างที่ใช้ชั้นของข้อมูลนำเข้าต่อมายังชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU โดยเหลือเพียงแค่ชั้นเดียวร่วมกันเพื่อใช้เก็บลักษณะทางลำดับที่มีร่วมกันดังภาพที่ 3.6 ซึ่งช่วยลดความซับซ้อนเชิงโครงสร้างของตัวแบบ เพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ ในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคต และต่อด้วยชั้นที่เชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) ของชั้นของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด GRU ที่ใช้ร่วมกันเพื่อคำนวณค่าทำนายของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคต



ภาพที่ 3.6: โครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU)

### 3.3.3 ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันและชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันและชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการใช้ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันและโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำจะใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบสำหรับทุกสถานี โดยมีโครงสร้างเป็นชั้นโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันเพื่อหาลักษณะร่วมกันระหว่างสถานี เป็นชั้นร่วม (Shared Layer) ซึ่งเป็น โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน ซึ่งประกอบไปด้วยชั้นคอนโวลูชัน (Convolution Layer) ชั้นฟังก์ชันกระตุ้นเส้นตรงที่ถูกปรับแก้ (Rectified Linear Unit) และชั้นการปรับค่าปกติของชุดการทำงาน (Batch Normalization) นำมาต่อกันหลายโครงข่าย และมีชั้นที่ทำงานเฉพาะ (Task Specific Layer) ซึ่งเป็นการใช้ชั้นคอนโวลูชันเพื่อลดจำนวนคุณลักษณะที่ซ้อนกันให้เหลือเพียงแผ่นเดียว และต่อด้วยการลดมิติจากข้อมูลสามมิติที่มีชั้นเดียวลงมาเป็นข้อมูลสองมิติ (Squeeze) แล้วต่อไปยังโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ GRU 1 ชั้น ที่ต่อกับชั้นการเชื่อมกันถึงทั้งหมด (Fully Connected) เพื่อทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในชั่วโมงที่ 1 และ 4 ของอนาคต ดังภาพที่ 3.7 ซึ่งประกอบด้วยชั้นร่วมที่มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันทั้งหมด 2 ชั้น เพื่อหา ลักษณะร่วมระหว่างสถานี และชั้นทำงานเฉพาะของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร ที่มี 6 งาน จาก 3 สถานี และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต โดยมีข้อมูลนำเข้าเป็นสามมิติ โดยมีแถวเป็นจำนวนเวลาก่อนหน้าที่เป็นข้อมูลเข้า มีคอลัมน์เป็นค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนต่างๆ และมีจำนวนข้อมูลตารางซ้อนกันตามจำนวนของสถานี

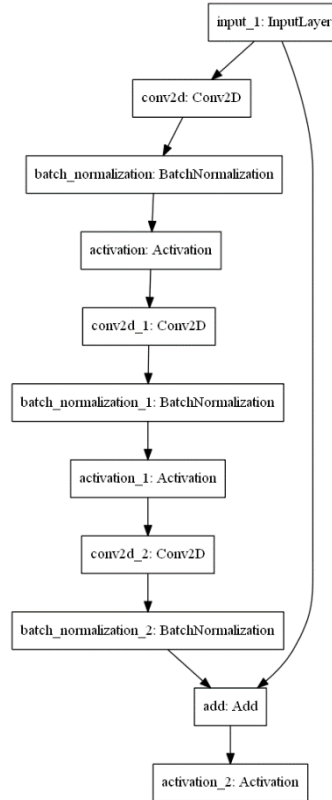


ภาพที่ 3.7: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) บนชุดข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

### 3.3.4 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมด้วยชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมด้วยชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ จะใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบสำหรับทุกสถานี โดยปรับปรุงโครงสร้างของตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ (MTD-CNN-GRU) โดยมีข้อมูลนำเข้าไปในลักษณะเดิม แล้วเพิ่มชั้นของการผ่านค่าส่วนเหลือ (Identity Residual Passing blocks) ซึ่งประกอบด้วยการทำคอนโวลูชันเพื่อปรับขนาดของจำนวนชั้น การทำคอนโวลูชันเพื่อหาคุณลักษณะเพิ่มเติม และการปรับขนาดของจำนวนให้มีความถี่เท่าข้อมูลนำเข้า และการรวมข้อมูลเก่ากลับไปเพื่อลดข้อผิดพลาด ดังภาพที่ 3.8 ซึ่งเป็นส่วนต่อมาจากการหาคุณลักษณะร่วมจากชั้นคอนโวลูชันแรกเพื่อทำการเสริมค่าส่วนเหลือเดิมที่ชั้นคอนโวลูชันไม่สามารถนำมาประมาณได้ ด้วยการ

ประมาณส่วนเหลือโดยใช้ข้อมูลนำเข้านำมารวมกับข้อมูลที่มีการปรับขนาดให้มีค่าเท่าข้อมูลนำเข้า และมีการฝึกสอนโดยใช้การหยุดก่อนถึงจำนวนรอบสูงสุดหากค่าสูญเสียเป็นไปตามเงื่อนไขที่ตั้งไว้ โดยมีการปรับแต่งตัวแบบเป็น 2 ชนิดดังนี้

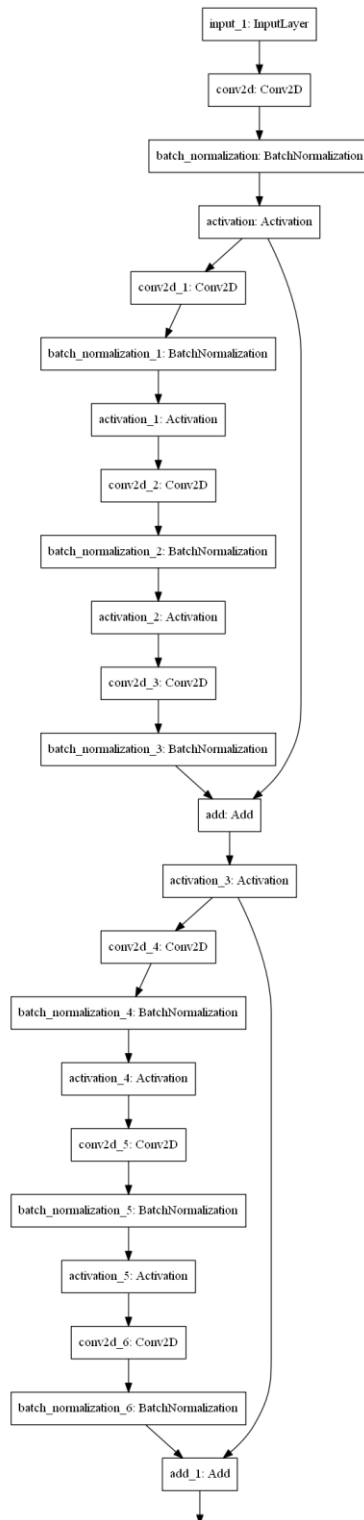


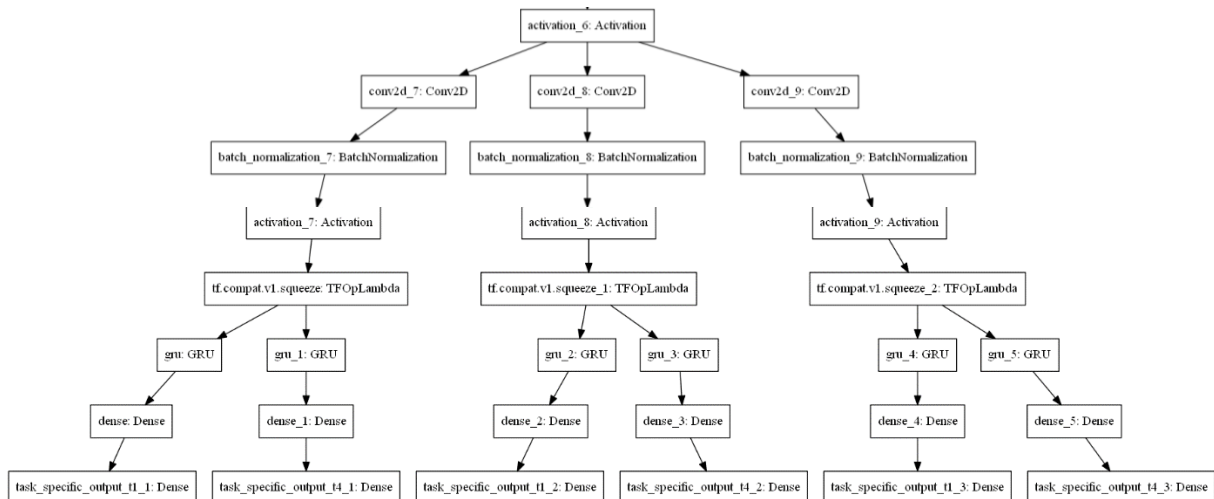
ภาพที่ 3.8: โครงสร้างของชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ

3.3.4.1 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ โดยแยกโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่า

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) เป็นโครงสร้างที่มีโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ GRU 2 ชั้นแยกจากกัน โดยแต่ละชั้นจะต่อกันด้วยโครงข่ายแบบเชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) เพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต ดังภาพที่ 3.9 ซึ่งประกอบด้วยชั้นร่วมที่มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันทั้งหมด 1 ชั้น เพื่อหาลักษณะร่วมระหว่างสถานี และต่อกันด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่ผ่านการเสริมค่าส่วนเหลืออีก 2 ชั้น และชั้นทำงานเฉพาะของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศใน

กรุงเทพมหานคร ที่มี 6 งาน จาก 3 สถานี และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายใน ชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต



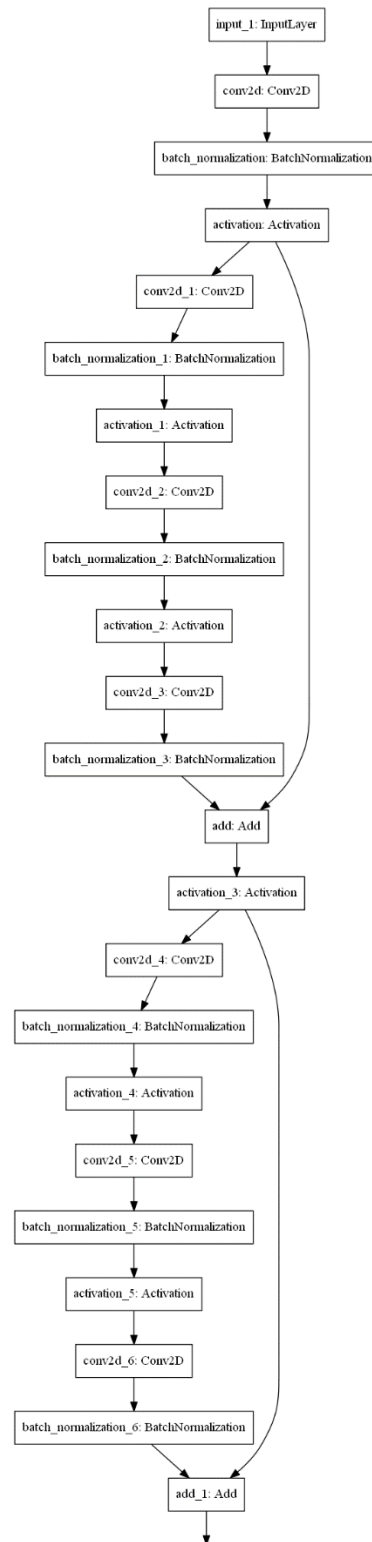


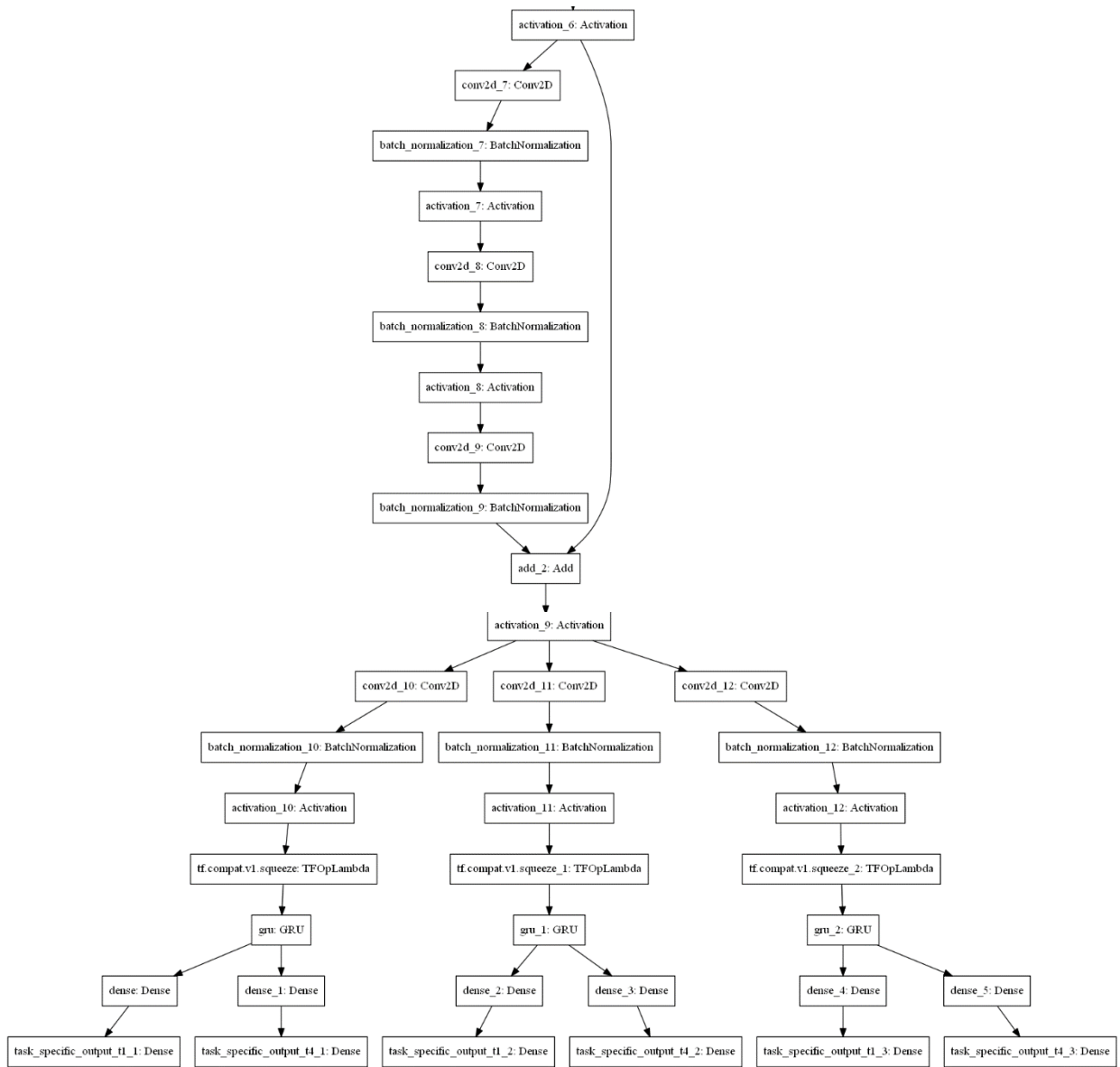
ภาพที่ 3.9: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) บนชุดข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

### 3.3.4.2 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำร่วมกันสำหรับการทำนายค่า

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) เป็นโครงสร้างที่มีโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ GRU 1 ชั้นร่วมกัน และต่อด้วยโครงข่ายแบบเชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) 2 ชั้นแยกจากกัน เพื่อทำนายค่าความเข้มข้นของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ ในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต ดังภาพที่ 3.10 ซึ่งประกอบด้วยชั้นร่วมที่มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันทั้งหมด 1 ชั้น เพื่อหาลักษณะร่วมระหว่างสถานี และต่อด้วยโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่ผ่านการเสริมค่าส่วนเหลืออีก 3 ชั้น และชั้นทำงานเฉพาะของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร ที่มี 6 งาน จาก 3 สถานี และแบ่งค่าสูญเสียสำหรับการทำนายในชั่วโมง ที่ 1 และ 4 ของอนาคต







ภาพที่ 3.10: ตัวอย่างโครงสร้างของตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่าย

ประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วย

การเรียนรู้หลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) บนชุดข้อมูลความ

เข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

## บทที่ 4

### ผลการวิจัย

ในบทนี้จะกล่าวถึงกระบวนการทดลอง และผลการดำเนินงานวิจัยของตัวทำนายค่าแบบต่างๆ โดยเปรียบเทียบค่าผิดพลาดในระดับการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ PM10 และ PM2.5 การเปรียบเทียบค่าผิดพลาดในระดับค่าดัชนีคุณภาพอากาศจากการคำนวณค่าความเข้มข้นของ PM10 และ PM2.5 และการเปรียบเทียบการจำแนกระดับคุณภาพอากาศในรูปแบบช่วงของค่าคุณภาพอากาศ

#### 4.1 การตั้งค่าการทดลอง

##### 4.1.1 การตั้งค่าการแบ่งข้อมูลนำเข้าสำหรับการสอนและทดสอบตัวแบบ

ข้อมูลที่รับเข้ามาจะเป็นข้อมูลของการวัดคุณภาพอากาศรายวัน ซึ่งผ่านการเปลี่ยนรูปแบบเป็นตารางของความเข้มข้นของแต่ละสถานีในช่วงเวลานั้นๆ ดังภาพที่ 4.1 ซึ่งแต่ละสถานีมีข้อมูลคุณภาพอากาศ 10248 ชั่วโมง ซึ่งเป็นจำนวนชั่วโมงในเวลา 427 วัน ประกอบไปด้วยข้อมูลเป็นเวลา 1 ปี ซึ่งมี 366 วัน และอีกสองเดือน ซึ่งประกอบไปด้วย 31 และ 30 วัน

	SO2	CO	O3	PM10	NO2	PM2.5
0	0.185185	0.125000	0.358342	0.104072	0.146341	0.194805
1	0.118519	0.116935	0.378085	0.108597	0.088076	0.181818
2	0.096296	0.120968	0.348470	0.117647	0.098916	0.168831
3	0.074074	0.129032	0.338598	0.099548	0.107046	0.155844
4	0.074074	0.133065	0.328727	0.095023	0.107046	0.181818
...	...	...	...	...	...	...
10243	0.214815	0.358871	0.111550	0.235294	0.701897	0.350649
10244	0.148148	0.270161	0.210267	0.217195	0.403794	0.337662
10245	0.125926	0.181452	0.210267	0.176471	0.281843	0.285714
10246	0.118519	0.169355	0.200395	0.171946	0.268293	0.259740
10247	0.125926	0.165323	0.170780	0.171946	0.281843	0.272727

10248 rows × 6 columns

ภาพที่ 4.1: ตัวอย่างข้อมูลจากสถานี cailiao ประเทศไต้หวัน ซึ่งผ่านการปรับค่าข้อมูลแล้ว

จากนั้นนำข้อมูลมาแบ่งเป็นชุดข้อมูลสอน, ตรวจสอบ และทดสอบ โดยแบ่งในสัดส่วน 366 วัน, 31 วัน และ 30 วัน โดยประกอบไปด้วยข้อมูลดังนี้

1. ชุดข้อมูลสำหรับการสอนตัวแบบ (training set) 8784 ชั่วโมง

2. ชุดข้อมูลสำหรับตรวจสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ (validation set) 744 ชั่วโมง
3. ชุดข้อมูลสำหรับทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ (test set) 720 ชั่วโมง

สำหรับการตั้งค่าข้อมูลนำเข้าของทุกตัวแบบ จะอยู่ในรูปแบบของกรอบเวลาโดยทำการแบ่งกรอบเวลาก่อนหน้ารายชั่วโมงให้ต่อกันในรูปแบบของคอลัมน์ที่เพิ่มขึ้นเพื่อเป็นคุณลักษณะเกี่ยวกับเวลาในอดีต ซึ่งมีกรอบเวลาทั้งหมด 28 ชั่วโมง โดยนับ 24 ชั่วโมงเป็นข้อมูลนำเข้า และอีก 2 ข้อมูล จากอีก 4 ชั่วโมงที่เหลือ ได้แก่ ชั่วโมงที่ 1 และ 4 ของอนาคต เป็นข้อมูลส่งออก ทำให้ได้จำนวนข้อมูลนำเข้าลดลงจากชุดข้อมูลเดิม 27 ชั่วโมงสำหรับทุกชุดข้อมูล

#### 4.1.2 การตั้งค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบในการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

##### 4.1.2.1 ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน มีการกำหนดค่าดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2: การกำหนดค่าตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

ตัวแปร	การกำหนดค่า
พารามิเตอร์การทำให้สม่ำเสมอ (C)	0.01
ช่วงที่ไม่คิดค่าผิดพลาด (Epsilon)	0.04
เคอร์เนล (kernel)	rbf
ค่าสัมประสิทธิ์ของเคอร์เนล (gamma)	0.5
ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยินยอม (tol)	0.001
ตัวแปรขั้นตอนวิธีแบบหดตัว (shrinking)	True
จำนวนรอบการเรียนรู้ที่สูงที่สุด (max_iter)	10000

#### 4.1.2.2 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ ประกอบไปด้วย ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทย ประเทศไต้หวัน มีการกำหนดค่าตัวร่วมกันดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทย ประเทศไต้หวัน

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นหน่วยประสาทเทียมเวียนซ้ำ	1
จำนวนนิรอนประจำชั้นหน่วยประสาทเทียมเวียนซ้ำ	72
จำนวนชั้น Fully Connected	1
จำนวนนิรอนประจำชั้น Fully Connected	18
จำนวนรอบการเรียนรู้ที่สูงที่สุดเมื่อครบทุกชุดข้อมูลย่อย (max_epoch)	100
ขนาดของข้อมูลย่อย (batch_size)	64
วิธีเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer)	adam
ค่าสูญเสีย (loss)	mae
ค่าตรวจวัดสำหรับการหยุดฝึกสอนตัวแบบ (monitor)	val_loss
การเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัดต่ำสุดที่นับว่ามีการเปลี่ยนแปลง (min_delta)	0.001
การเลือกใช้น้ำหนักที่มีค่าดีที่สุด (restore_best_weights)	True

จำนวนการเรียนรู้หลังจากไม่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัด (patience)	10
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต	1
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต	1

#### 4.1.2.3 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำประกอบไปด้วย ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน มีการกำหนดค่าร่วมกันดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

ตัวแปร	การกำหนดค่า
ขนาดฟิลเตอร์ของคอนโวลูชัน	(1,1)
จำนวนชั้น GRU	1
จำนวนนิรอนประจำชั้น GRU	72
จำนวนชั้น Fully Connected	1
จำนวนนิรอนประจำชั้น Fully Connected	18
จำนวนรอบการเรียนรู้ที่สูงที่สุดเมื่อครบทุกชุดข้อมูลย่อย (max_epoch)	100
ขนาดของข้อมูลย่อย (batch_size)	64
วิธีเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer)	adam
ค่าสูญเสีย (loss)	mae
ค่าตรวจวัดสำหรับการหยุดฝึกสอนตัวแบบ (monitor)	val_loss
การเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัดต่ำสุดที่นับว่ามีการเปลี่ยนแปลง (min_delta)	0.00001
การเลือกใช้ค่าน้ำหนักที่มีค่าดีที่สุด (restore_best_weights)	True
จำนวนการเรียนรู้หลังจากไม่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัด (patience)	15
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนายแต่ละสถานี	1
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต ต่อ 1 สถานี	0.35
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต ต่อ 1 สถานี	0.65

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทยเปประเทศไต้หวัน มีการกำหนดค่าเพิ่มเติมดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทยเปประเทศไต้หวัน

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นคอนโวลูชัน	2
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน	36

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทยเปประเทศไต้หวัน มีการกำหนดค่าเพิ่มเติมดังตารางที่ 6



ตารางที่ 6: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นคอนโวลูชัน	1
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน	48
จำนวนชั้นคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ	2
ขนาดฟิลเตอร์ของคอนโวลูชันภายในของชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ	(6,1)
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้นแรก	48
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้นที่สอง	24

4.1.3 ตัวแบบการตั้งค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบในการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

4.1.3.1 ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าดังตารางที่ 7

ตารางที่ 7: การกำหนดค่าตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องแบบซัพพอร์ตเวกเตอร์ สำหรับการถดถอยโดยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส (SVR) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
พารามิเตอร์การทำให้สม่ำเสมอ (C)	0.01
ช่วงที่ไม่คิดค่าผิดพลาด (Epsilon)	0.08
เคอร์เนล (kernel)	rbf
ค่าสัมประสิทธิ์ของเคอร์เนล (gamma)	0.5
ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยอมรับ (tol)	0.001
ตัวแปรขั้นตอนวิธีแบบหดตัว (shrinking)	True
จำนวนครั้งของการวนซ้ำที่สูงที่สุด (max_iter)	10000

#### 4.1.3.2 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ ประกอบไปด้วยตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าร่วมกันดัง ตารางที่ 8

ตารางที่ 8: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นหน่วยประสาทเทียมเวียนซ้ำ	1
จำนวนนิรอนประจำชั้นหน่วยประสาทเทียมเวียนซ้ำ	72
จำนวนชั้น Fully Connected	1

ตารางที่ 8 (ต่อ) : การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนนิรอนประจำชั้น Fully Connected	18
จำนวนรอบการเรียนรู้ที่สูงที่สุดเมื่อครบทุกชุดข้อมูลย่อย (max_epoch)	100
ขนาดของข้อมูลย่อย (batch_size)	64
วิธีเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer)	adam
ค่าสูญเสีย (loss)	mae
ค่าตรวจวัดสำหรับการหยุดฝึกสอนตัวแบบ (monitor)	val_loss
การเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัดต่ำสุดที่นับว่ามีการเปลี่ยนแปลง (min_delta)	0.001
การเลือกใช้น้ำหนักที่มีค่าดีที่สุด (restore_best_weights)	True
จำนวนการเรียนรู้หลังจากไม่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัด (patience)	10
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต	1
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต	1

#### 4.1.3.3 ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ ประกอบไปด้วยตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-

SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศใน กรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าร่วมกันดังตารางที่ 9

ตารางที่ 9: การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
ขนาดฟิลเตอร์ของคอนโวลูชัน	(1,1)
จำนวนชั้น GRU	1
จำนวนนิรอนประจำชั้น GRU	72
จำนวนชั้น Fully Connected	1
จำนวนนิรอนประจำชั้น Fully Connected	18
จำนวนรอบการเรียนรู้ที่สูงที่สุดเมื่อครบทุกชุดข้อมูลย่อย (max_epoch)	100
ขนาดของข้อมูลย่อย (batch_size)	64
วิธีเพิ่มประสิทธิภาพ (optimizer)	adam
ค่าสูญเสีย (loss)	mae
ค่าตรวจวัดสำหรับการหยุดฝึกสอนตัวแบบ (monitor)	val_loss
การเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัดต่ำสุดที่นับว่ามีการเปลี่ยนแปลง (min_delta)	0.00001
การเลือกใช้น้ำหนักที่มีค่าดีที่สุด (restore_best_weights)	True

ตารางที่ 9 (ต่อ) : การกำหนดค่าร่วมกันสำหรับตัวแบบการทำนายโดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงาน โดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำสำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนการเรียนรู้หลังจากไม่มีการเปลี่ยนแปลงของค่าตรวจวัด (patience)	15
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนายแต่ละสถานี	1
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต ต่อ 1 สถานี	0.35
น้ำหนักของค่าสูญเสียสำหรับการเรียนรู้ของการทำนาย ชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต ต่อ 1 สถานี	0.65

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าเพิ่มเติมดังตารางที่ 10

ตารางที่ 10: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นคอนโวลูชัน	2
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน	9

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลาย

ช่องทาง (MTD-RES-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าเพิ่มเติมดังตารางที่ 11

ตารางที่ 11: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นคอนโวลูชัน	1
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชัน	16
จำนวนชั้นคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ	2
ขนาดฟิลเตอร์ของคอนโวลูชันภายในของชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ	(6,1)
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้นแรก	16
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำคอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้นที่สอง	16

ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร มีการกำหนดค่าเพิ่มเติมดังตารางที่

ตารางที่ 12: การกำหนดตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม  
คอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเรียนรู้ซ้ำ  
หลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) สำหรับการทำนายค่าความ  
เข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเขตกรุงเทพมหานคร

ตัวแปร	การกำหนดค่า
จำนวนชั้นคอนโวลูชัน	1
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำ คอนโวลูชัน	16
จำนวนชั้นคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วน เหลือ	3
ขนาดฟิลเตอร์ของคอนโวลูชันภายในของชั้น การผ่านค่าส่วนเหลือ	(6,1)
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำ คอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้น แรก	16
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำ คอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้น ที่สอง	16
จำนวนแผ่นของคุณลักษณะที่ได้จากการทำ คอนโวลูชันภายในชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือชั้น ที่สาม	8

#### 4.1.4 การตั้งค่าตัววัดประสิทธิภาพของตัวแบบ

ในการวัดประสิทธิภาพของตัวแบบ ผู้วิจัยได้เสนอวิธีการวัดประสิทธิภาพทั้งเชิงการทำนายความเข้มข้น และทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ที่เป็นข้อมูลประเภทตัวเลข ซึ่งจัดอยู่ในงานประเภทการถดถอย และการวัดประสิทธิภาพในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ ซึ่งจัดอยู่ในงานประเภทการจำแนกประเภท โดยใช้ตัววัดประสิทธิภาพดังนี้

##### 4.1.4.1 การวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

ในการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศเลือกใช้รากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE) และค่าเฉลี่ยร้อยละของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE)

ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) จะสามารถอธิบายถึงความเสถียรของการทำนายค่าว่าแม่นยำเท่าใด จากสมการ (16) โดยที่หากค่าต่ำจะหมายความว่าค่าทำนายมีความใกล้เคียงค่าจริงมาก โดยที่ค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) จะมีความอ่อนไหวต่อการทำนายที่เป็นค่าผิดปกติ

$$RMSE = \sqrt{\left(\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}\right)} \quad (16)$$

โดยที่  $RMSE$  เป็นค่ารากที่สองของค่าเฉลี่ยผิดพลาดกำลังสอง

$n$  เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด

$y_i$  เป็นค่าจริงที่  $i$

$\hat{y}_i$  เป็นค่าทำนายที่  $i$

ค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) จะสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างค่าจริงและค่าทำนายว่ามีความสัมพันธ์เท่าใด จากสมการ (17) หากค่าสัมประสิทธิ์การกำหนดมีค่า ( $R^2$ ) ใกล้เคียง 1 จะสรุปได้ว่าค่าจริงและค่าทำนายว่ามีความสัมพันธ์กันสูงมาก ส่งผลต่อความแม่นยำในการทำนาย และหากมีค่า 0 นั้นหมายความว่าค่าทำนายมีประสิทธิภาพเท่าเส้นเฉลี่ยของค่าจริง กรณีที่มีค่าต่ำกว่า 0 จะหมายถึงค่าทำนายมีความสัมพันธ์ในการทำนายต่ำกว่าเส้นเฉลี่ยของค่าจริง



$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right) \quad (17)$$

โดยที่  $R^2$  เป็นค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด

$n$  เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด

$y_i$  เป็นค่าจริงที่  $i$

$\hat{y}_i$  เป็นค่าทำนายที่  $i$

$\bar{y}$  เป็นค่าเฉลี่ยของค่าจริง

ค่าเฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE) จะสามารถอธิบายถึงความแม่นยำของการทำนายค่าว่าผิดพลาดไปเท่าใด จากสมการ (18) โดยที่หากค่าต่ำจะหมายความว่าค่าทำนายมีความใกล้เคียงค่าจริง

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n} \quad (18)$$

โดยที่  $MAE$  เป็นค่าเฉลี่ยผิดพลาดสัมบูรณ์

$n$  เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด

$y_i$  เป็นค่าจริงที่  $i$

$\hat{y}_i$  เป็นค่าทำนายที่  $i$

ค่าเฉลี่ยร้อยละผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) จะสามารถอธิบายถึงความแม่นยำของการทำนายค่าว่าผิดพลาดไปเท่าใดซึ่งมีการปรับค่าให้อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 จากสมการ (19) โดยที่หากค่าต่ำจะหมายความว่าค่าทำนายมีความใกล้เคียงค่าจริง

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|}{n} \quad (19)$$

โดยที่  $MAPE$  เป็นค่าเฉลี่ยร้อยละผิดพลาดสัมบูรณ์

$n$  เป็นจำนวนข้อมูลทั้งหมด

$y_i$  เป็นข้อมูลจริงที่  $i$

$\hat{y}_i$  เป็นค่าทำนายที่  $i$

#### 4.1.4.2 การวัดผลในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ

ในการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ เลือกใช้ ค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความเที่ยง (Precision) ค่าเรียกคืน (Recall) และคะแนน F1 (F1-score)

ค่าความแม่นยำ (Accuracy) จะสามารถอธิบายถึงความถูกต้องในการทำนายค่าในภาพรวม ดังสมการ (20) แต่อาจไม่สามารถอธิบายถึงความสามารถในการจำแนกกลุ่มเมื่อพบกับข้อมูลที่มีจำนวนกลุ่มไม่เท่ากัน (Class Imbalance)

$$Accuracy = \frac{True Prediction}{Actual data} \quad (20)$$

โดยที่ *Accuracy* เป็นค่าความแม่นยำ

*True Prediction* เป็นจำนวนข้อมูลที่ตัวแบบพยากรณ์ถูกของทุกหมวดหมู่

*Actual data* เป็นจำนวนข้อมูลจริงทั้งหมด

ค่าความเที่ยง (Precision) จะสามารถอธิบายความถูกต้องในการทำนายตัวแบบจากการทำนายทั้งหมด ดังสมการ (21)

$$Precision_i = \frac{True Prediction_i}{Predicted Data_i} \quad (21)$$

โดยที่ *Precision<sub>i</sub>* เป็นค่าความเที่ยงของหมวดหมู่ที่ *i*

*True Prediction<sub>i</sub>* เป็นจำนวนข้อมูลที่ตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลหมวดหมู่ที่ *i*

ถูกต้อง

*Predicted Data<sub>i</sub>* เป็นจำนวนข้อมูลทำนายทั้งหมดหมวดหมู่ที่ *i*

ค่าเรียกคืน (Recall) จะสามารถอธิบายถึงความสามารถในการกู้ข้อมูลจริงหมวดหมู่เดิม ดังสมการ (22)

$$Recall_i = \frac{True Prediction_i}{Actual data_i} \quad (22)$$

โดยที่ *Recall<sub>i</sub>* เป็นค่าเรียกคืนของหมวดหมู่ที่ *i*

*True Prediction<sub>i</sub>* เป็นจำนวนข้อมูลที่ตัวแบบพยากรณ์ข้อมูลหมวดหมู่ที่ *i*

ถูกต้อง

*Actual data<sub>i</sub>* เป็นจำนวนข้อมูลจริงทั้งหมดหมวดหมู่ที่ *i*

คะแนน F1 (F1-score) เป็นค่าเฉลี่ยฮาร์โมนิระหว่างค่าความเที่ยง (Precision) และเรียกคืน (Recall) ซึ่งสามารถเป็นตัวแทนของทั้งสองค่าดังกล่าวในการอธิบายประสิทธิภาพทั้ง ความถูกต้องในการทำนายตัวแบบจากการทำนายทั้งหมด และความสามารถในการกู้ข้อมูลจริงหมวดหมู่เดิม ดังสมการ (23)

$$F1 - Score_i = \frac{2 \times Precision_i \times Recall_i}{Precision_i + Recall_i} \quad (23)$$

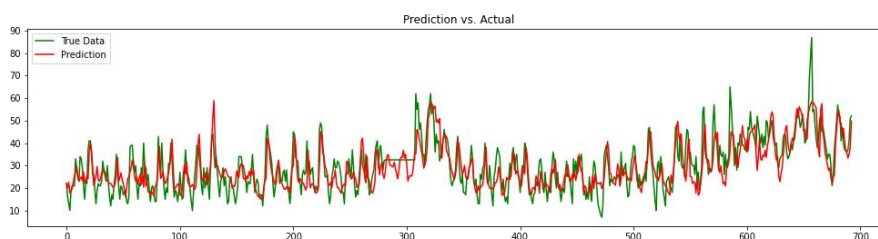
โดยที่  $F1 - Score_i$  เป็นคะแนน F1 ของหมวดหมู่ที่  $i$

$Precision_i$  เป็นค่าความเที่ยงหมวดหมู่ที่  $i$

$Recall_i$  เป็นค่าเรียกคืนจริงทั้งหมดหมวดหมู่ที่  $i$

## 4.2 ผลการทดลอง

เมื่อนำข้อมูลรับเข้า โดยมีรายละเอียดตามการตั้งค่าการทดลองและทำการฝึกฝนตัวแบบด้วยข้อมูลชุดสอน และปรับปรุงตัวแบบด้วยข้อมูลชุดตรวจสอบแล้ว โดยมีรายละเอียดตามการตั้งค่าดังกล่าวทำให้ตัวแบบสามารถทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ แล้วนำไปคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ และระดับคุณภาพอากาศแล้วเทียบกับข้อมูลจริงโดยเปรียบเทียบจากตัววัดประสิทธิภาพข้างต้น โดยมีการแสดงผลตัวอย่างค่าจริงและค่าทำนายดังภาพที่ 4.2

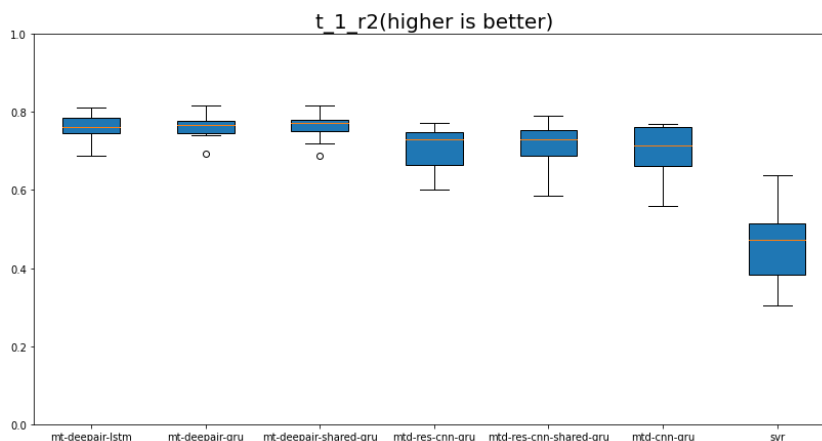


ภาพที่ 4.2: ตัวอย่างกราฟเปรียบเทียบความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ระหว่างค่าจริงและค่าทำนาย

### 4.2.1 การวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

การทดลองบนการทำนายของตัวแบบทุกชนิดบนชุดข้อมูลทดสอบ บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O<sub>3</sub> และ SO<sub>2</sub> และข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร ให้ผลลัพธ์ของการทำนายทั้งหมด 3 รูปแบบ ได้แก่ การทดลองที่ใช้การวัดผลในการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ได้แก่ การทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>2.5</sub> การทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>10</sub> และการนำค่าทำนาย PM<sub>2.5</sub> และ PM<sub>10</sub> ไปคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ซึ่งสอดคล้องไปในทางเดียวกัน ดังนี้

การทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  และค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ที่ 1 ชั่วโมงของอนาคต มีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) สอดคล้องไปในทางเดียวกับแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบตัวอย่างดังภาพที่ 4.3 ซึ่งแสดงในภาคผนวก ข2



ภาพที่ 4.3: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนด ( $R^2$ ) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  1 ชั่วโมงในอนาคต ในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน บนตัวแบบทุกชนิด

พบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) ให้ผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพที่สุด โดยมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) สูงที่สุด แต่ใช้ตัวแบบพยากรณ์จำนวนเท่ากับจำนวนสถานีทำนาย

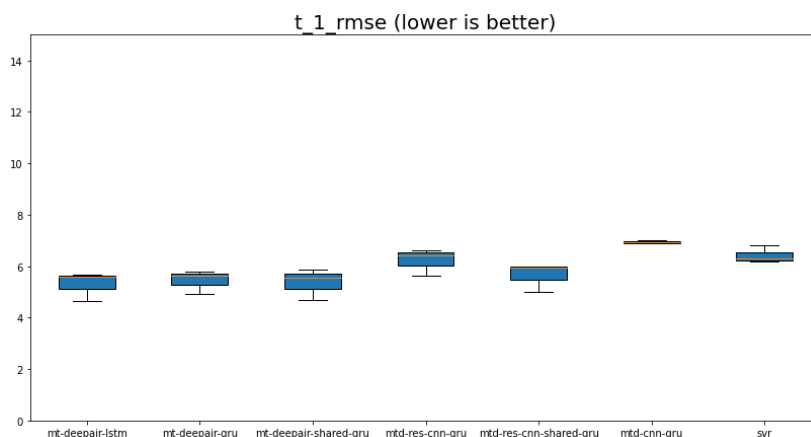
พบว่าตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำโดยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำร่วมกันสำหรับการทำนายค่า (MTD-RES-SHARED-GRU) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) มีค่า

สัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) ใกล้เคียงกัน โดยใช้ตัวแบบพยากรณ์จำนวน 1 ตัว เพื่อเรียนรู้การทำงานในสถานีโดยรอบ

พบว่าตัวแบบที่มีการเสริมค่าส่วนเหลือทั้ง 2 ตัวแบบ ได้แก่ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) ให้ผลที่ดีกว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) ที่ไม่ได้เสริมค่าส่วนเหลือ เนื่องจากมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) ที่สูงกว่า และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำร่วมกันสำหรับการทำนายค่า (MTD-RES-SHARED-GRU) มีความซับซ้อนเชิงโครงสร้างน้อยกว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU)

และพบว่าค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ของตัวแบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมดมีค่าต่ำกว่าตัวแบบที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

การทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  และค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ที่ 1 ชั่วโมงของอนาคต ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE) และค่าเฉลี่ยร้อยละของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) สอดคล้องไปในทางเดียวกับแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบตัวอย่าง ดังภาพที่ 4.4 ซึ่งแสดงในภาคผนวก ข2



ภาพที่ 4.4: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  1 ชั่วโมงในอนาคต ในกรุงเทพมหานคร บนตัวแบบทุกชนิด

พบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) ให้ผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพที่สุด ค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ต่ำที่สุด แต่ใช้ตัวแบบพยากรณ์จำนวนเท่ากับจำนวนสถานีทำนาย

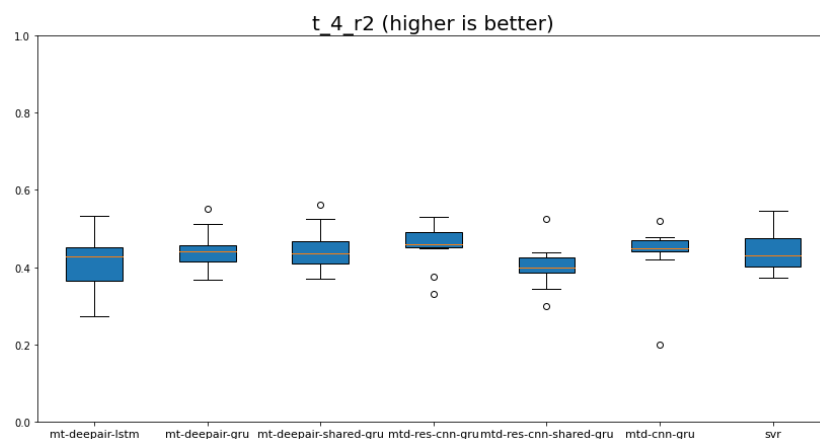
พบว่าตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำโดยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำร่วมกันสำหรับการทำนายค่า (MTD-RES-SHARED-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) มีค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) สูงกว่าเพียงเล็กน้อย โดยใช้ตัวแบบพยากรณ์จำนวน 1 ตัว เพื่อเรียนรู้การทำนายในสถานีโดยรอบ

พบว่าตัวแบบที่มีการเสริมค่าส่วนเหลือทั้ง 2 ตัวแบบ ได้แก่ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ โดยตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ

ร่วมกันสำหรับการทำนายค่า (MTD-RES-SHARED-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) ให้ผลที่ดีกว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) ที่ไม่ได้เสริมค่าส่วนเหลือ เนื่องจากมีค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ต่ำกว่า และตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำร่วมกันสำหรับการทำนายค่า (MTD-RES-SHARED-GRU) มีความซับซ้อนเชิงโครงสร้างน้อยกว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU)

และพบว่าค่าผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ของตัวแบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมทั้งหมดมีแนวโน้มที่ให้ค่าต่ำกว่าตัวแบบที่ใช้การเรียนรู้ของเครื่อง

การทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  และค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ที่ 4 ชั่วโมงของอนาคต มีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดกำลังสอง (RMSE) ค่าเฉลี่ยความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAE) และค่าเฉลี่ยร้อยละของความผิดพลาดสัมบูรณ์ (MAPE) สอดคล้องไปในทางเดียวกับแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบตัวอย่าง ดังภาพที่ 4.5 ซึ่งแสดงในภาคผนวก ข2



ภาพที่ 4.5: ตัวอย่างแผนภูมิกล่องเปรียบเทียบค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนด ( $R^2$ ) ของการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  4 ชั่วโมงในอนาคต ในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน บนตัวแบบทุกชนิด

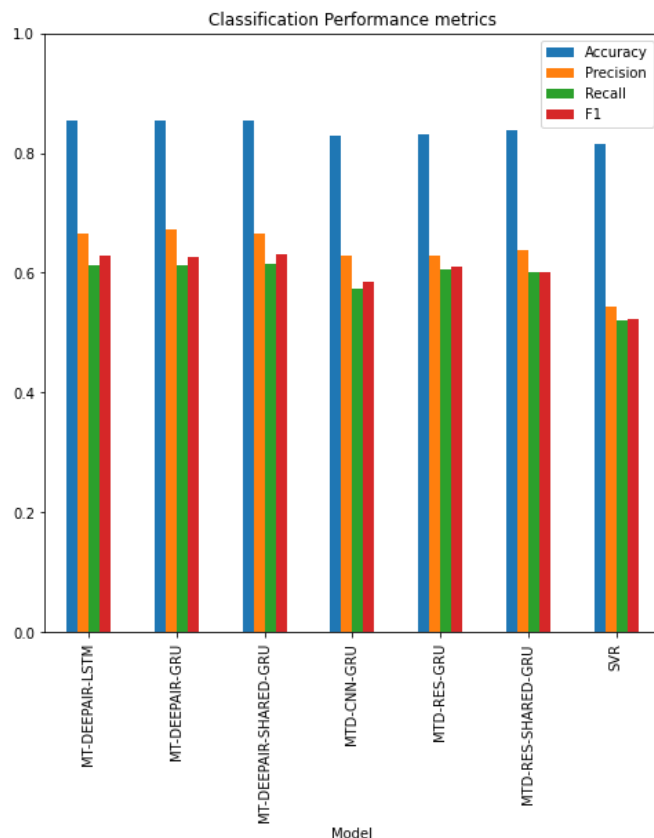
พบว่าตัวแบบทุกชนิดให้ประสิทธิภาพที่ไม่ต่างกันมาก เนื่องจากค่าสัมประสิทธิ์ของการกำหนด ( $R^2$ ) อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกัน โดยที่ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมการผ่านค่าส่วนเหลือ และโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ โดยตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) อาจมีค่าสัมประสิทธิ์การกำหนด ( $R^2$ ) ต่ำกว่าเพียงเล็กน้อย หรือสูงกว่าเพียงเล็กน้อย แต่ตัวแบบข้างต้นใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบในการเรียนรู้และทำนายข้อมูลจากทุกสถานี

#### 4.2.2 การวัดผลในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ

การทดลองบนการทำนายของตัวแบบทุกชนิดบนชุดข้อมูลทดสอบ บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$  และข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร ให้ผลลัพธ์การทำนายในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ซึ่งสอดคล้องไปในทางเดียวกัน ดังนี้

ในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในช่วงเวลาที่ 1 ของอนาคต สอดคล้องไปในทางเดียวกับแผนภูมิแท่งตัวอย่าง ดังภาพที่ 4.6 ซึ่งแสดงในภาคผนวก ค ซึ่งพิจารณาโดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)





ภาพที่ 4.6: ตัวอย่างแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

พบว่าตัวแบบทุกชนิดสามารถให้ค่าความแม่นยำในระดับที่ค่อนข้างสูงใกล้เคียงกัน โดยตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง ชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำชนิด LSTM (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) ให้ผลการทำนายที่มีประสิทธิภาพที่สุด ค่าความแม่นยำ (Accuracy) สูงที่สุด แต่ใช้ตัวแบบพยากรณ์จำนวนเท่ากับจำนวนสถานีทำนาย

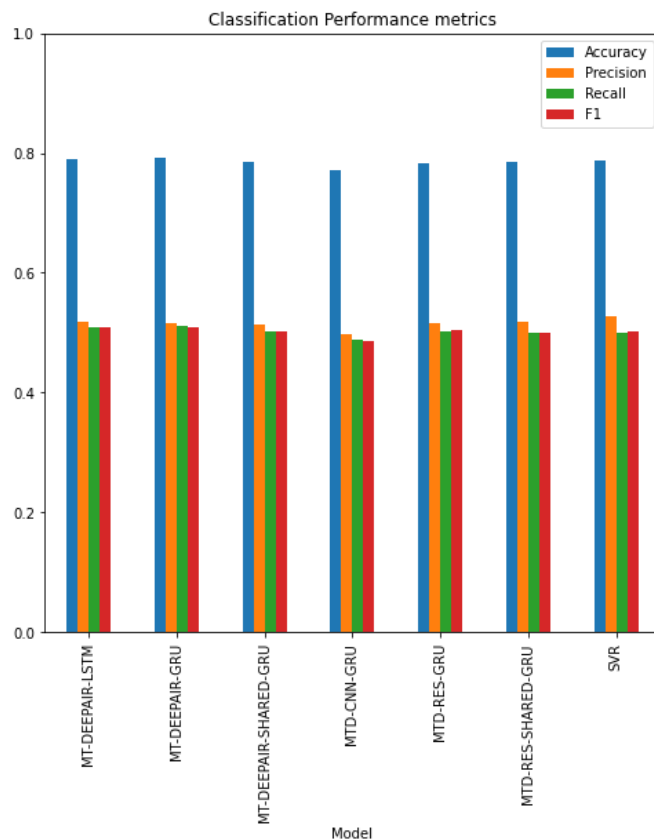
พบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) ให้ค่าความเที่ยง (Precision) และค่าเรียกคืน (Recall) สมดุลที่สุด ทำให้มีคะแนน F1 สูงสุด

พบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) มีค่าที่ใกล้เคียงกัน และน้อยกว่าค่าสูงสุดเล็กน้อยโดยมีจำนวนตัวแบบ 1 ตัวแบบ ในการเรียนรู้และทำนายในทุกสถานี

พบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) มีคะแนน F1 ที่น้อยกว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางชนิดหน่วยความจำระยะสั้นและยาว (MT-DEEPAIR-LSTM) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MT-DEEPAIR-SHARED-GRU) ในระดับหนึ่ง แต่สามารถลดจำนวนตัวแบบให้เหลือตัวแบบเดียวในการทำงานได้

และพบว่าตัวแบบที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมทุกชนิด มีค่าความแม่นยำ (Accuracy) ค่าความเที่ยง (Precision) และค่าเรียกคืน (Recall) สูงกว่าตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส(SVR)

ในการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต สอดคล้องไปในทางเดียวกับแผนภูมิแท่งตัวอย่าง ดังภาพที่ 4.7 ซึ่งแสดงในภาคผนวก ค ซึ่งพิจารณาโดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)



ภาพที่ 4.7: ตัวอย่างแผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทยประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

พบว่าตัวแบบทุกชนิดให้ประสิทธิภาพของทุกค่าไม่ต่างกันมาก เนื่องจากค่าตัววัดผลทุกค่า อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกัน โดยที่ตัวแบบทุกชนิดอาจมีค่าตัววัดผลทุกค่าต่ำกว่าเพียงเล็กน้อย หรือสูงกว่าเพียงเล็กน้อย ซึ่งตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-CNN-GRU) ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MTD-RES-GRU) และตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) ใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบในการเรียนรู้และทำนายข้อมูลจากทุกสถานี

## บทที่ 5

### ข้อสรุปและข้อเสนอแนะ

ในบทนี้จะกล่าวถึง สรุปการวิจัยตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา และข้อเสนอแนะ โดยมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

#### 5.1 ข้อสรุป

ในงานวิจัยเล่มนี้มีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาระบบพยากรณ์คุณภาพอากาศด้วยการคำนวณค่าพยากรณ์ของความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศหลายสถานีโดยอ้างอิงจากข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้เวลาในรอบ 1 ปี ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน

สำหรับการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน และมีตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกในการทำนายหลายงาน ซึ่งประกอบด้วยโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ และ ตัวแบบพยากรณ์โดยใช้การเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชัน อาจมีการปรับแต่งค่าส่วนเหลือและโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำทั้งหมด 6 ตัวแบบเพื่อเปรียบเทียบกับตัวแบบพยากรณ์โดยการเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส

จากผลการทดลองพบว่าตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) ให้ประสิทธิภาพโดยรวมในการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ และการทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศจากค่าทำนายของความเข้มข้น ในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคตดีที่สุดเนื่องจากมีแนวโน้มการกระจายของค่าสูญเสียต่ำที่สุด และให้ประสิทธิภาพโดยรวมในการทำนายคุณภาพอากาศจากค่าทำนายของความเข้มข้น ของสิ่งปนเปื้อนในอากาศในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ของอนาคตดีที่สุดเนื่องจากมีแนวโน้มคะแนน F1 สูงที่สุด ให้แนวโน้มค่าผิดพลาดต่ำที่สุด และมีแนวโน้มค่าสัมประสิทธิ์การกำหนดสูงสุด แต่มีความจำเป็นที่ต้องฝึกฝนตัวแบบ 1 ตัวแบบต่อ 1 สถานี ซึ่งไม่เหมาะสมกับการใช้งานหากมีจำนวนสถานีตรวจวัดมากขึ้นในอนาคต

จากผลการทดลองยังพบว่า ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลาย

ช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) เป็นตัวแบบที่สามารถใช้ตัวแบบ 1 ตัวแบบฝึกฝนสำหรับทุกสถานีในเขตใกล้เคียงกัน และให้ให้ประสิทธิภาพโดยรวมในการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในอากาศ และการทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ใกล้เคียงกับตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และสูงกว่าตัวแบบพยากรณ์โดยการเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส(SVR) และให้ประสิทธิภาพโดยรวมในการทำนายคุณภาพอากาศจากค่าทำนายของความเข้มข้น ของสิ่งปนเปื้อนในช่วงเวลาที่ 1 และ 4 ดีที่สุดเนื่องจากมีคะแนน F1 และตัววัดประสิทธิภาพอื่นๆ ใกล้เคียงกับตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) และสูงกว่าตัวแบบพยากรณ์โดยการเรียนรู้ของเครื่องชนิดซัพพอร์ตเวกเตอร์สำหรับการถดถอยใช้เคอร์เนลฟังก์ชันแบบเรเดียลเบสิส(SVR)

จากผลการทดลองพบว่า ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานโดยใช้ชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทาง (MT-DEEPAIR-GRU) เหมาะสมกับการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในอากาศ เพื่อคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ในกรณีที่ยังมีสถานีตรวจวัดไม่มาก และ ตัวแบบการเรียนรู้เชิงลึกชนิดหลายงานโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันที่เสริมบล็อกการผ่านค่าส่วนเหลือ และชั้นบริบทของหน่วยการเวียนซ้ำหลายช่องทางแบบร่วม (MTD-RES-SHARED-GRU) เหมาะสมกับการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในอากาศ เพื่อคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศ ในกรณีที่มีสถานีตรวจวัดจำนวนมาก และอยู่บริเวณใกล้กัน

## 5.2 ข้อเสนอแนะ

จากการทดลองการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในอากาศ และการทำนายค่าดัชนีคุณภาพอากาศจากค่าทำนายของความเข้มข้น และการทำนายคุณภาพอากาศจากค่าทำนายของความเข้มข้น ผู้วิจัยเห็นว่าควรมีการเพิ่มข้อเสนอดังต่อไปนี้

1. การปรับค่าพารามิเตอร์สำหรับตัวแบบทุกชนิดอาจสามารถปรับค่าเพื่อให้ได้ความถูกต้องที่ดีขึ้น
2. การเปลี่ยนเป้าหมายการทำนายเป็นทำนายลำดับของค่าความเข้มข้นของสิ่งเจือปนทางอากาศที่เกิดขึ้นเป็นลำดับติดกันโดยใช้ตัวแบบที่เป็นลำดับสู่ลำดับอาจส่งผลให้ตัวแบบทำงานได้ดีขึ้น
3. การพัฒนาการเรียนรู้ของตัวแบบเป็นแบบต่อเนื่องหลังจากมีข้อมูลอนุกรมชุดใหม่เข้ามา

## รายการอ้างอิง

[1] Arthit Phosri, Kayo Ueda, Vera Phung, Benjawan Tawatsupa, Akiko Honda and Hirohisa Takano. “Effects of ambient air pollution on daily hospital admissions for respiratory and cardiovascular diseases in Bangkok, Thailand”, *Science of The Total Environment*, Vol. 651, pp. 1144-1153, 2018.

[2] Ki-Hyun Kim, Ehsanul Kabir and Shamin Kabir. “A review on the human health impact of airborne particulate matter”, *Environment International*, Vol. 74, pp. 136-143, 2015.

[3] Widya Septiawan and Sukmawati Endah. “Suitable Recurrent Neural Network for Air Quality Prediction With Backpropagation Through Time”, *The 2nd International Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS 2018)*, Semarang, Indonesia, pp. 1-6, 2018.

[4] Vikram Reddy, Pavan Yedavalli, Shrestha Mohanty and Udit Nakhat. “Deep Air: Forecasting Air Pollution in Beijing, China”, 2017.  
<https://www.ischool.berkeley.edu/projects/2017/deep-air>

[5] Qiang Zhang, Shun Wu, Xiangwen Wang, Binzhen Sun and Haimeng Liu. “A PM2.5 concentration prediction model based on multi-task deep learning for intensive air quality monitoring stations”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 275, pp. 122722-122735, 2020.

[6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren and Jian Sun. “Deep Residual Learning for Image Recognition”, *The 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp.770-778, 2016.

- [7] Masashi Sugiyama. “Introduction to statistical machine learning”, Morgan Kaufmann, (2016) pp.311-312, 2016.
- [8] Saul Dobilas. “Support Vector Regression (SVR) — One of the Most Flexible Yet Robust Prediction Algorithms”, สืบค้นจาก <https://towardsdatascience.com/support-vector-regression-svr-one-of-the-most-flexible-yet-robust-prediction-algorithms-4d25fbdaca60> [เมื่อวันที่ 24 มีนาคม พ.ศ.2564]
- [9] Christopher Olah. 2015. “Understanding LSTM Networks”, สืบค้นจาก <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> [เมื่อวันที่ 25 มีนาคม พ.ศ.2564]
- [10] Kasidis Satangmongkol. “รีวิวเทคนิค Normalization และ Standardization”, สืบค้นจาก <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> [เมื่อวันที่ 27 มีนาคม พ.ศ.2564]
- [11] KASIDIS SATANGMONGKOL. “Convolutional Neural Network (CNN) คืออะไร”, สืบค้นจาก <https://medium.com/@natthawatphongchit/%E0%B8%A1%E0%B8%B2%E0%B8%A5%E0%B8%AD%E0%B8%87%E0%B8%94%E0%B8%B9%E0%B8%A7%E0%B8%B4%E0%B8%98%E0%B8%B5%E0%B8%81%E0%B8%B2%E0%B8%A3%E0%B8%84%E0%B8%B4%E0%B8%94%E0%B8%82%E0%B8%AD%E0%B8%87-cnn-%E0%B8%81%E0%B8%B1%E0%B8%99-e3f5d73eebaa> [เมื่อวันที่ 27 มีนาคม พ.ศ.2564]
- [12] “scikit-learn Machine Learning in Python”, สืบค้นจาก <https://scikit-learn.org/stable/> [เมื่อวันที่ 29 มีนาคม พ.ศ.2564]
- [13] “TensorFlow Core v2.4.1”, สืบค้นจาก [https://www.tensorflow.org/api\\_docs/python/tf](https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf) [เมื่อวันที่ 29 มีนาคม พ.ศ.2564]

ภาคผนวก



ภาคผนวก ก  
แบบเสนอหัวข้อโครงการ รายวิชา 2301399 Project Proposal  
ปีการศึกษา 2563

ชื่อโครงการ (ภาษาไทย)	ตัวแบบพยากรณ์คุณภาพอากาศโดยใช้ข้อมูลอนุกรมเวลา
ชื่อโครงการ (ภาษาอังกฤษ)	Air Quality Forecasting Model Using Time-series Data
อาจารย์ที่ปรึกษา	1. รองศาสตราจารย์ ดร.ศุภกานต์ พิมลธเรศ 2. ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ศศิภา พันธุ์ดีธร
ผู้ดำเนินการ	นาย ดำรงค์ ตงศิริ เลขประจำตัวนิสิต 6033623123 สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ ภาควิชาคณิตศาสตร์และวิทยาการ คอมพิวเตอร์ คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

### หลักการและเหตุผล

ปัญหาด้านมลพิษทางอากาศเป็นปัญหาที่พบได้ทั่วไปในกลุ่มประเทศที่กำลังพัฒนาหรือแม้แต่ประเทศที่พัฒนาแล้ว ซึ่งรวมถึงประเทศไทย โดยเฉพาะในจังหวัดกรุงเทพมหานคร จากการศึกษาของ Arthit Phosri และคณะ [1] เรื่อง ผลกระทบของสภาพที่มีการปนเปื้อนทางอากาศโดยรอบต่อการเข้ารับรักษาที่โรงพยาบาลของอาการและโรคที่เกี่ยวข้องกับระบบทางเดินหายใจในกรุงเทพมหานคร พบว่า ระดับความเข้มข้นของของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ  $SO_2$  และ  $PM_{10}$  ที่สูงขึ้นในเขตพื้นที่กรุงเทพมหานคร ส่งผลต่อความเจ็บป่วยเกี่ยวกับระบบทางเดินหายใจ กล่าวคือสภาพที่มีการปนเปื้อนทางอากาศโดยรอบส่งผลกระทบระยะสั้นต่อการเข้ารับรักษาที่โรงพยาบาล นอกจากนี้ยังส่งผลชัดเจนต่อผู้ที่มีอายุมากกว่า 65 ปี และจากการทบทวนวรรณกรรมของ Ki-Hyun Kim และคณะ [2] เกี่ยวกับผลกระทบของฝุ่นละอองอนุภาคขนาดเล็กในอากาศต่อมนุษย์ พบว่าเกิดผลกระทบในทำนองเดียวกันกับการศึกษาของ Arthit Phosri และคณะ [1] และผลกระทบนี้เกิดขึ้นที่เมืองหลวงของประเทศอื่น ๆ เช่นกัน นอกจากนี้ยังพบว่าขนาดของอนุภาคที่เล็กลงมีความสัมพันธ์กับผลกระทบที่เป็นอันตรายต่อสุขภาพ โดยเฉพาะอนุภาคฝุ่นละอองขนาดเล็ก  $PM_{10}$  และ  $PM_{2.5}$  ปัจจุบันในประเทศไทยมีสถานีตรวจวัดสิ่งปนเปื้อนในอากาศ และมีการทำข้อมูลสรุปเป็นรายเดือน รายวัน และรายชั่วโมง เพื่อแจ้งให้ภาครัฐและภาคประชาชนทราบถึงสถานะการปนเปื้อนทางอากาศ

จากการศึกษาค้นคว้าเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกที่เกี่ยวข้องกับการทำนายข้อมูลประเภทอนุกรมเวลา Widya Septiawan และ Sukmawati Endah [3] ซึ่งค้นคว้าเกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกที่เกี่ยวข้องกับการทำนายข้อมูลประเภทอนุกรมเวลาเกี่ยวกับความเข้ากันได้ของโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Elman และ Jordan บนการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศรายวันจากข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในอดีต พบว่าโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Elman และ Jordan สามารถใช้ร่วมกันในการทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศทั้ง 5 ชนิด ได้แก่ NO<sub>2</sub>, O<sub>3</sub>, PM<sub>10</sub>, PM<sub>2.5</sub> และ SO<sub>2</sub> ในระดับค่าเฉลี่ยรายวัน ซึ่งสามารถทำนายดัชนีคุณภาพอากาศในระดับรายวันได้ Vikram Reddy และคณะ [4] เกี่ยวกับการทำนายความเข้มข้นอนุภาคฝุ่นละอองขนาดเล็ก PM<sub>2.5</sub> ซึ่งเป็นพารามิเตอร์หนึ่งของสิ่งปนเปื้อนที่ใช้ในการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศในเมืองปักกิ่ง ประเทศจีน มีการใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Long Short-Term Memory (LSTM) ประกอบกับข้อมูลนำเข้าที่เป็นลำดับของช่วงเวลาที่มีข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาร่วมอยู่ด้วย ในการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> จากข้อมูล PM<sub>2.5</sub> และข้อมูลทางอุตุนิยมวิทยาในอดีต พบว่า LSTM มีความเสถียรของการทำนายค่าภายในกรอบเวลาสั้น ๆ โดยสามารถเก็บรายละเอียดของการเปลี่ยนแปลงค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนรายชั่วโมงของวันก่อนหน้าได้อย่างมีนัยสำคัญ ต่อมา Quiang Zhang และคณะ [5] ได้ศึกษาเกี่ยวกับตัวแบบทำนาย PM<sub>2.5</sub> บนการเรียนรู้เชิงลึกหลายงานของเครื่องสำหรับสถานีตรวจวัดอย่างเข้มหลากหลายสถานีบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศที่วัดได้จากสถานีขนาดเล็กและมีจำนวนมากในเมือง Lanzhou ประเทศจีน ซึ่งใช้ชั้นร่วม (Shared Layer) ที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมชนิดคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network) เพื่อหาคุณสมบัติร่วมระหว่างความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในแต่ละสถานี ต่อด้วยชั้นที่ทำงานเฉพาะ (Task-specific Layer) ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำ Gated Recurrent Unit (GRU) ประกอบกับชั้นโครงข่ายประสาทเทียมเชื่อมถึงกันทั้งหมด (Fully Connected) ซึ่งมีโครงสร้างเป็นการเชื่อมถึงกันหมดกับชั้นสุดท้ายของ GRU ซึ่งจะมีลักษณะคล้ายเพอร์เซปตรอนหลายชั้น เพื่อใช้ในการทำนายค่าความเข้มข้นของ PM<sub>2.5</sub> ของแต่ละสถานี พบว่าการใช้ชั้นร่วมที่เป็นโครงข่ายประสาทเทียมคอนโวลูชันให้ผลการทำนายที่ดีขึ้น เพราะสามารถสกัดคุณลักษณะเชิงพื้นที่ระหว่างสถานีได้ และการออกแบบโดยรวมที่เป็นการเรียนรู้หลายงานร่วมกับโครงข่ายประสาทเทียมเวียนซ้ำให้ผลที่น่าพอใจ นอกจากนี้ยังมีการค้นคว้าของ Kaiming He และคณะ [6] เกี่ยวกับ ชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือ (Residual Passing Blocks) ระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน พบว่ามีผลช่วยให้สามารถเพิ่มจำนวนชั้นของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันได้

จากการศึกษาข้างต้นผู้วิจัยมีความสนใจในการปรับแต่งตัวแบบโครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำและโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชันด้วยการเพิ่มโครงสร้างของชั้นการผ่านค่าส่วนเหลือระหว่างชั้นของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน โดยรับชุดข้อมูลสอนที่ครบรอบช่วงปีระหว่างสถานีทั้งหมด และทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศของ 1 และ 4 ชั่วโมงถัดไป แล้วคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ (AQI) ในอนาคต โดยทำการทดลองกับข้อมูลตอนบนของประเทศได้ทุกวัน อย่างไรก็ตาม

เนื่องจากค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในอากาศภายในกรุงเทพมหานคร และปริมณฑลที่ได้มาไม่สมบูรณ์นัก ทำให้ต้องละทิ้งค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนบางชนิด เช่น  $O_3$  และ  $SO_2$  มีข้อมูลจำนวนมากที่สูญหายไป ดังนั้นผู้วิจัยจึงทำการทดลองด้วยข้อมูลตอนบนของประเทศได้หวั่นอีกครั้งโดยละทิ้งค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนบางชนิด แล้วจึงนำตัวแบบที่ได้มาปรับใช้กับข้อมูลภายในกรุงเทพมหานครต่อไป

### วัตถุประสงค์

เพื่อพัฒนาระบบพยากรณ์คุณภาพอากาศหลายสถานีโดยอ้างอิงจากข้อมูลอนุกรมเวลาโดยใช้เวลาในรอบ 1 ปี ซึ่งใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบเวียนซ้ำกับโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน

### ขอบเขตของโครงการ

1. ระบบจะทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศต่าง ๆ แล้วนำมาคำนวณเป็นค่าดัชนีคุณภาพอากาศ (AQI) ในอนาคต
2. ระบบจะคำนวณค่าดัชนีคุณภาพอากาศ (AQI) ตามมาตรฐานของประเทศสหรัฐอเมริกาเท่านั้น
3. ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศตามสถานีต่าง ๆ ประกอบด้วยข้อมูลสองชุด คือ ข้อมูลตอนบนของประเทศได้หวั่น และข้อมูลภายในกรุงเทพมหานคร และปริมณฑล ซึ่งมีชนิดของค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศน้อยกว่า
  - 3.1 ชุดข้อมูลสอน คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมง เป็นระยะเวลา 1 ปี ในช่วงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2562 – มีนาคม พ.ศ. 2563
  - 3.2 ชุดข้อมูลตรวจสอบ คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมงในเดือนเมษายน พ.ศ. 2563
  - 3.3 ชุดข้อมูลทดสอบ คือ ข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศย้อนหลังรายชั่วโมงในเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2563
4. ข้อมูลนำเข้าเพื่อพยากรณ์คุณภาพอากาศคือข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ 24 ชั่วโมงก่อนหน้า
5. ระบบสามารถทำนายค่าความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ เพื่อทำนายดัชนีคุณภาพอากาศใน 1 ชั่วโมงถัดไป และ 4 ชั่วโมงถัดไป

## วิธีการดำเนินงาน

### แผนการดำเนินงาน

1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง
3. เตรียมชุดข้อมูลคุณภาพอากาศและความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ค่าคุณภาพอากาศ
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล
7. จัดทำเอกสาร

### ตารางเวลาการดำเนินงาน

ขั้นตอนการดำเนินงาน	ปี 2563					ปี 2564			
	ส.ค.	ก.ย.	ต.ค.	พ.ย.	ธ.ค.	ม.ค.	ก.พ.	มี.ค.	เม.ย.
1. ศึกษาค้นคว้าทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง									
2. ศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้อง									
3. เตรียมชุดข้อมูลคุณภาพอากาศและความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ									
4. วิเคราะห์ ออกแบบ และสร้างตัวแบบในการพยากรณ์ค่าคุณภาพอากาศ									
5. ทดสอบประสิทธิภาพของตัวแบบ									
6. วิเคราะห์และอภิปรายผล									
7. จัดทำเอกสาร									

### ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

#### ประโยชน์ต่อผู้พัฒนา

1. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการวางแผนและการทำงานเป็นขั้นตอน
2. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการจัดการข้อมูลขนาดใหญ่ก่อนนำไปประมวลผล
3. ฝึกฝนและพัฒนาทักษะในการสร้างระบบที่เกี่ยวกับการเรียนรู้เชิงลึกของเครื่อง
4. พัฒนาศักยภาพในการเรียนรู้ด้วยตนเอง

### ประโยชน์ต่อผู้ใช้ระบบ

1. ผู้ใช้ได้ข้อมูลใหม่เกี่ยวกับความเป็นไปได้ของค่าดัชนีคุณภาพอากาศในอนาคต
2. ผู้ใช้สามารถนำข้อมูลความเป็นไปได้เพื่อพิจารณาการวางแผนการรับมือกับปัญหามลภาวะในอนาคต

### อุปกรณ์และเครื่องมือที่ใช้

1. ฮาร์ดแวร์
  - คอมพิวเตอร์ที่มีรุ่นของหน่วยประมวลผลกลางไม่ต่ำกว่า Intel Core i3-9100F @3.60 GHz
  - GPU GeForce RTX2070Super จำนวน 1 ตัว และความจุของหน่วยความจำไม่ต่ำกว่า 8 GB
2. ซอฟต์แวร์
  - 2.1 Visual Studio Code เวอร์ชัน 1.50
  - 2.2 Jupyter Lab เวอร์ชัน 2.2.5
  - 2.3 Jupyter Notebook เวอร์ชัน 6.1.1
  - 2.4 Google Colab python notebook
  - 2.5 ชุดคำสั่งในภาษา Python สำหรับการทำงานและประมวลผลข้อมูล เช่น numpy, pandas, scipy, matplotlib, seaborn, tensorflow, tensorflow-gpu
  - 2.6 Tableau เวอร์ชัน 2020.3

### งบประมาณ

1. อุปกรณ์จ่ายไฟ POWER SUPPLY ขนาด 750 WATT	1 ชิ้น	<u>4,990</u>
บาท		
	<b>รวม</b>	<b><u>4,990</u> บาท</b>

### เอกสารอ้างอิง

[1] Arthit Phosri, Kayo Ueda, Vera Phung, Benjawan Tawatsupa, Akiko Honda and Hirohisa Takano. “Effects of ambient air pollution on daily hospital admissions for respiratory and cardiovascular diseases in Bangkok, Thailand”, Science of The Total Environment, Vol. 651, pp. 1144-1153, 2018.

[2] Ki-Hyun Kim, Ehsanul Kabir and Shamin Kabir. “A review on the human health impact of airborne particulate matter”, Environment International, Vol. 74, pp. 136-143, 2015.

[3] Widya Septiawan and Sukmawati Endah. “Suitable Recurrent Neural Network for Air Quality Prediction With Backpropagation Through Time”, The 2nd International

Conference on Informatics and Computational Sciences (ICICoS 2018), Semarang, Indonesia, pp. 1-6, 2018.

[4] Vikram Reddy, Pavan Yedavalli, Shrestha Mohanty and Udit Nakhat. “Deep Air: Forecasting Air Pollution in Beijing, China”, 2017.

<https://www.ischool.berkeley.edu/projects/2017/deep-air> [Available on 25 October 2020]

[5] Qiang Zhang, Shun Wu, Xiangwen Wang, Binzhen Sun and Haimeng Liu. “A PM2.5 concentration prediction model based on multi-task deep learning for intensive air quality monitoring stations”, *Journal of Cleaner Production*, Vol. 275, pp. 122722-122735, 2020.

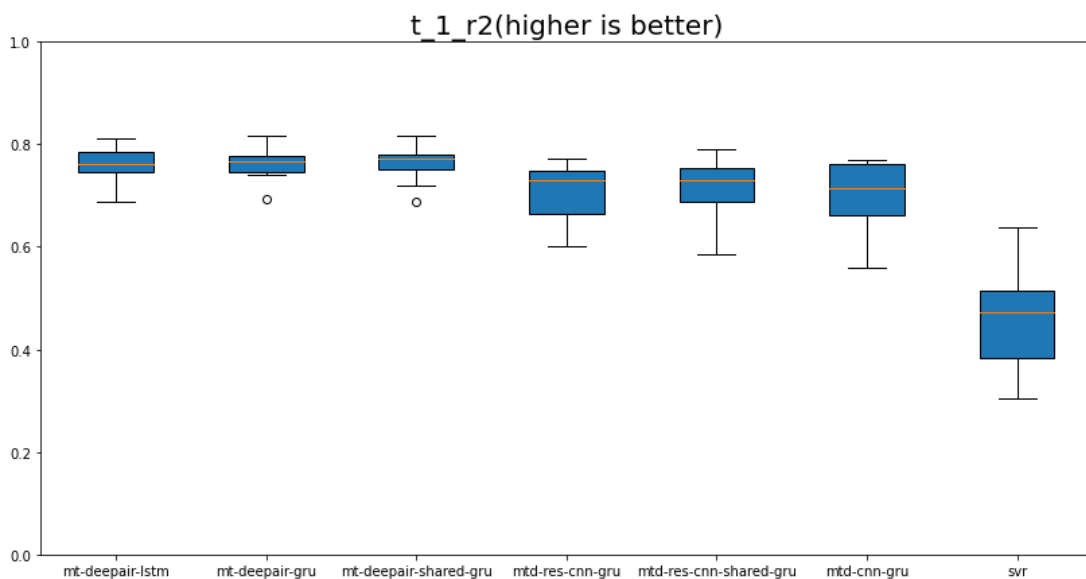
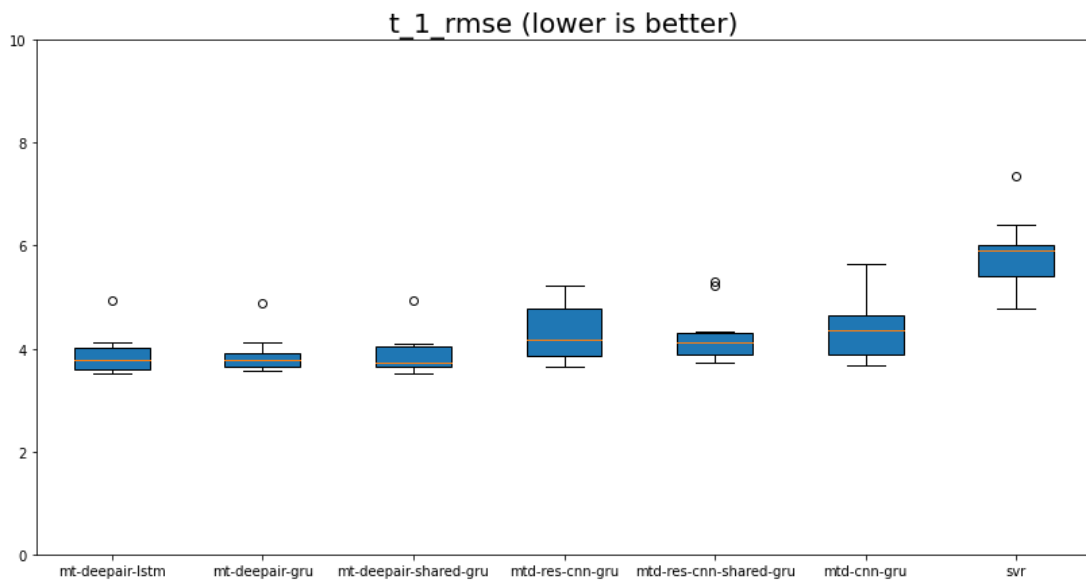
[6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren and Jian Sun. “Deep Residual Learning for Image Recognition”, *The 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, pp.770-778, 2016.

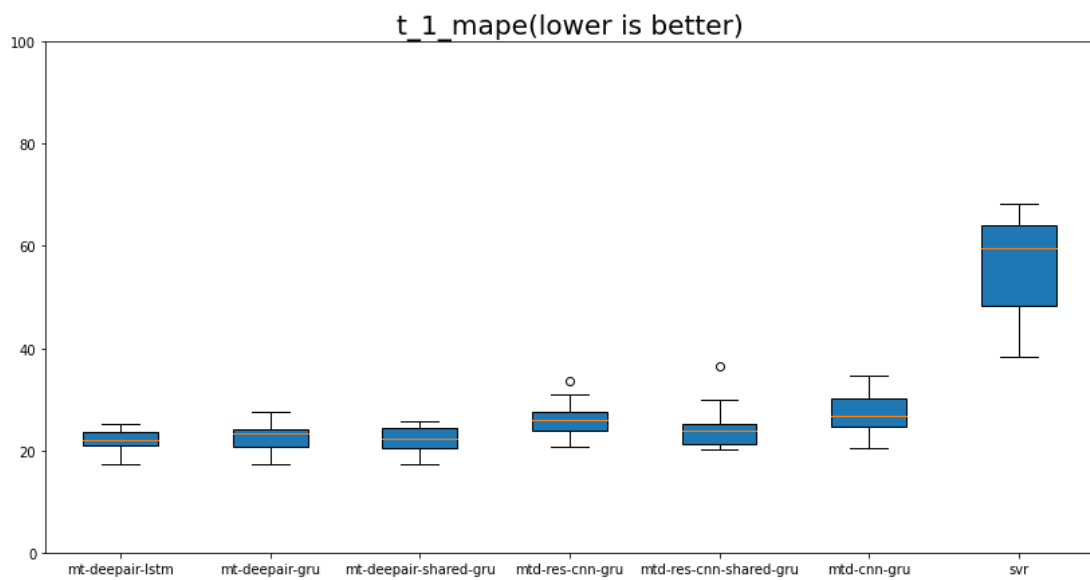
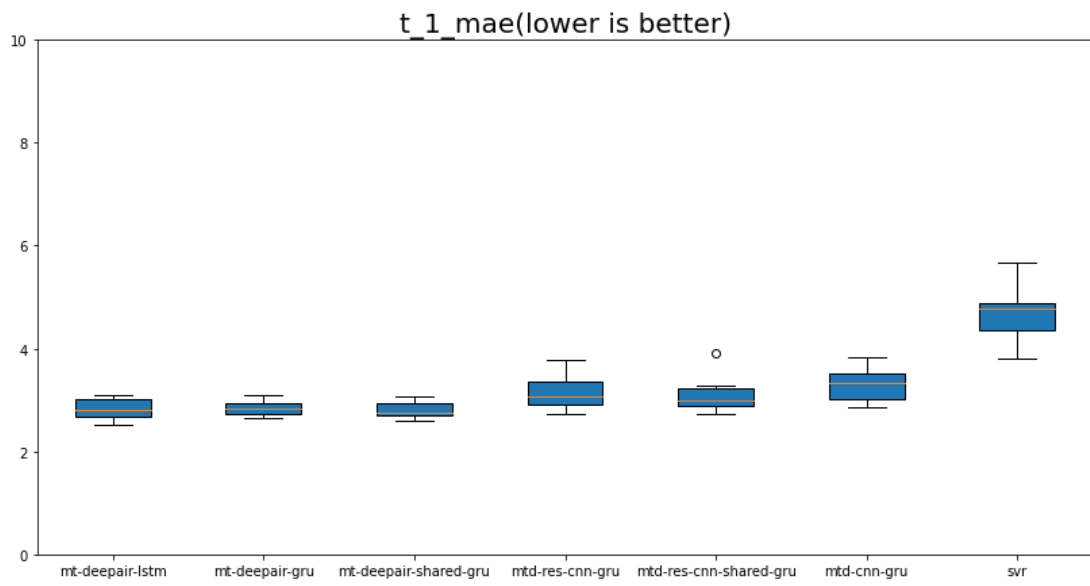
## ภาคผนวก ข

### แผนภูมิกำลังเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศ

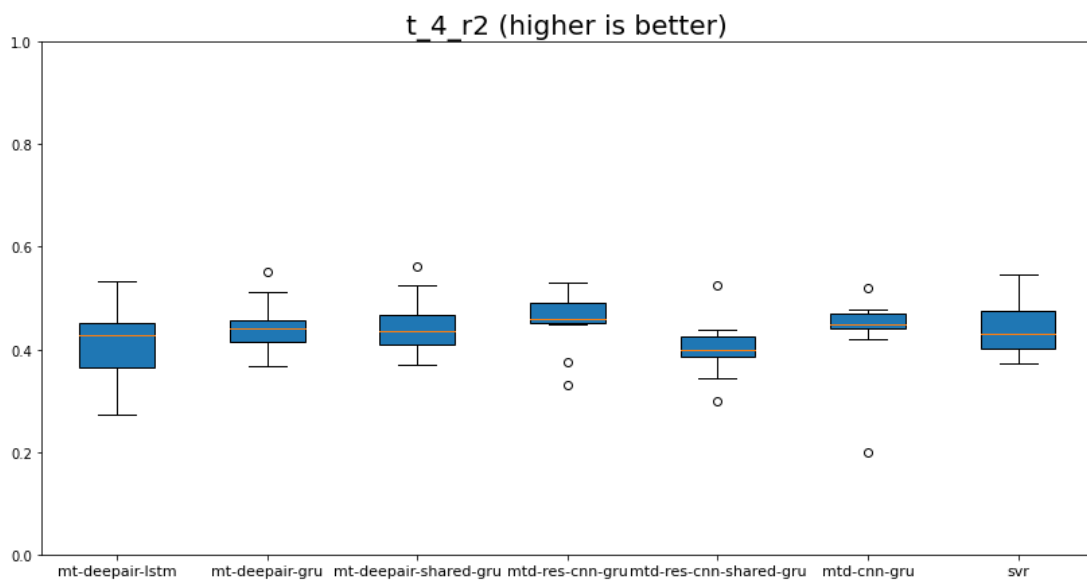
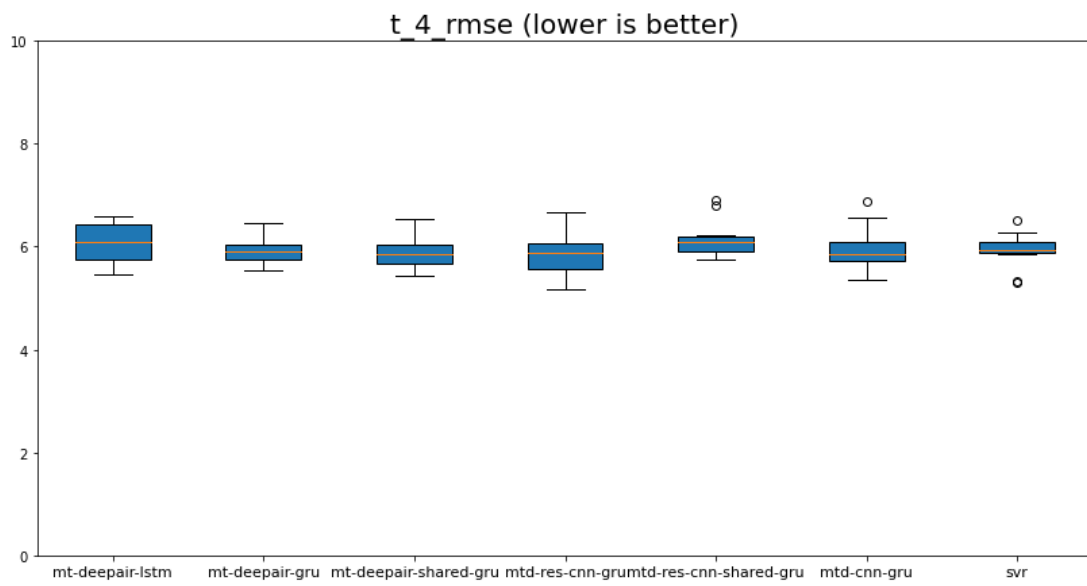
ข.1 แผนภูมิกำลังเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

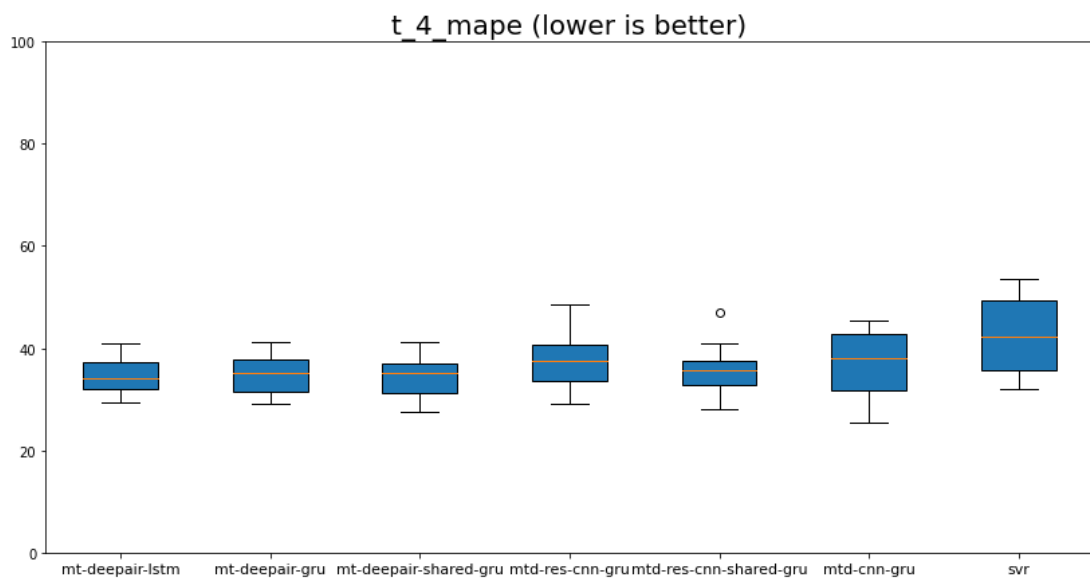
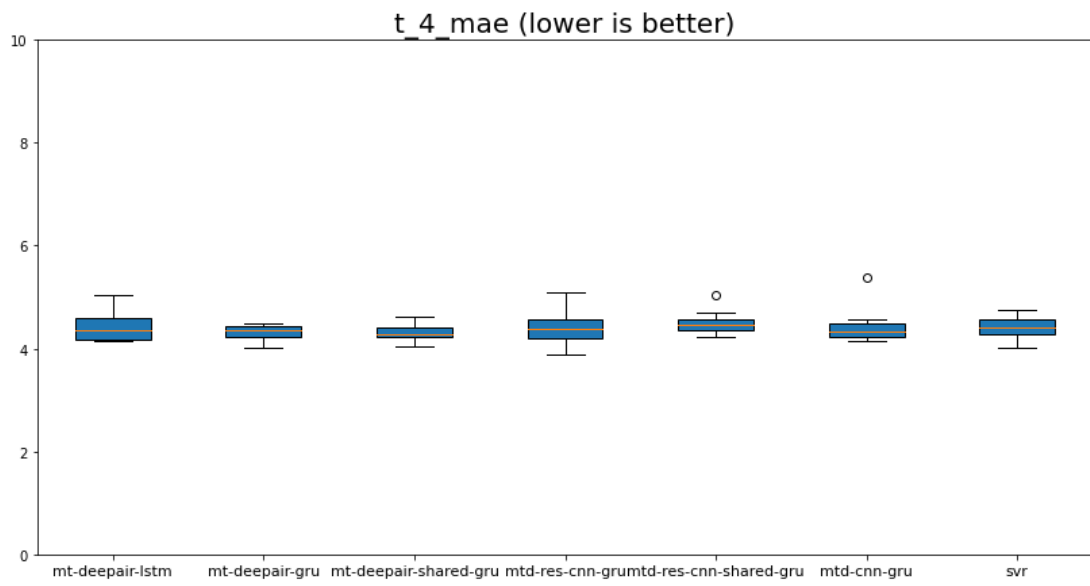
ข.1.1 แผนภูมิกำลังเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ PM<sub>2.5</sub> ในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน



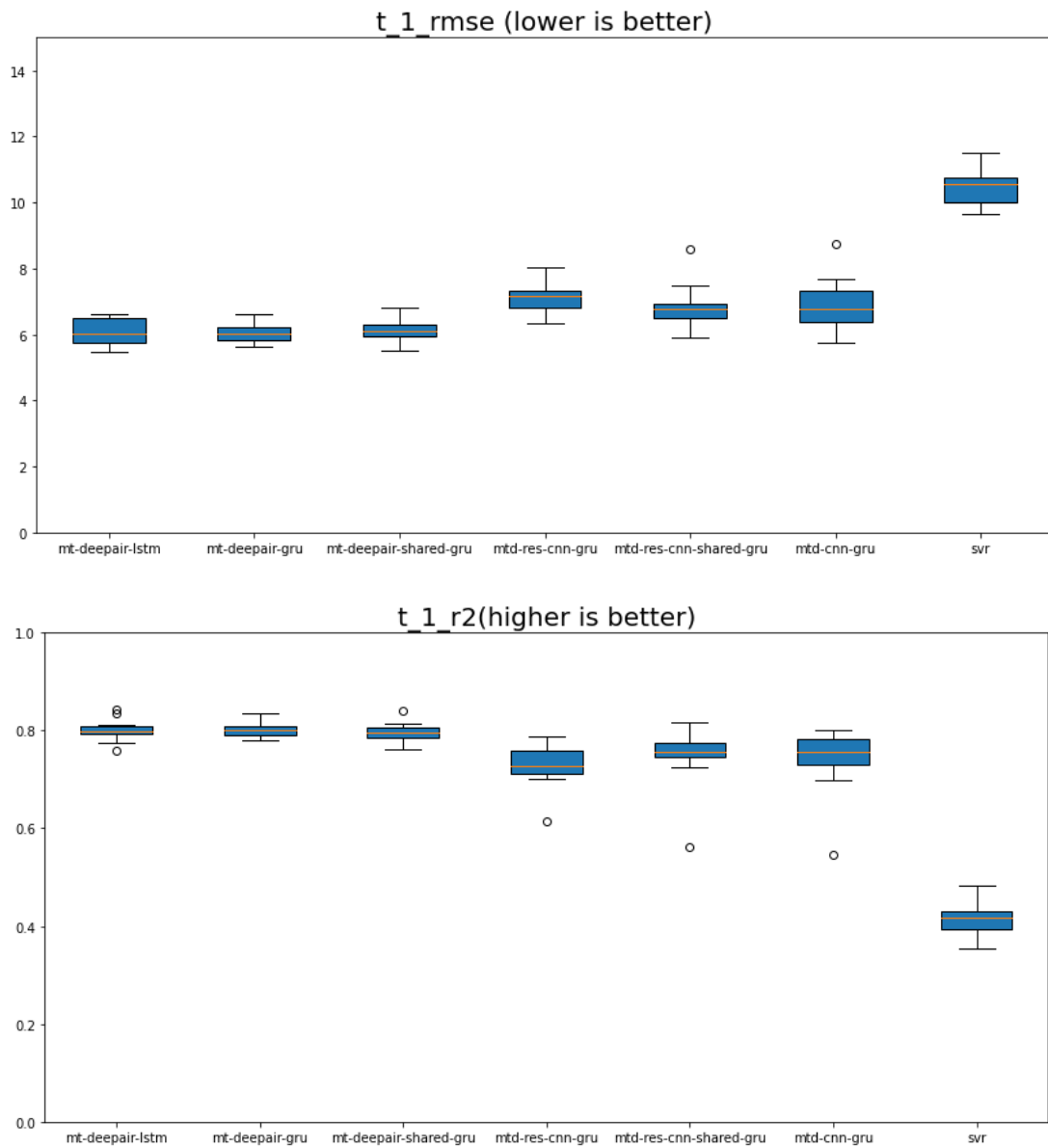


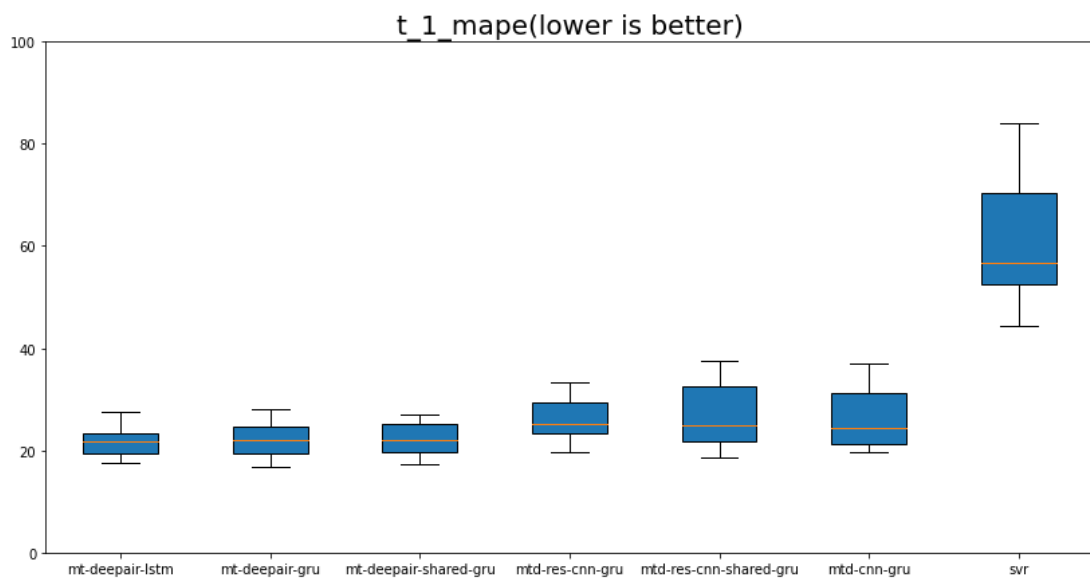


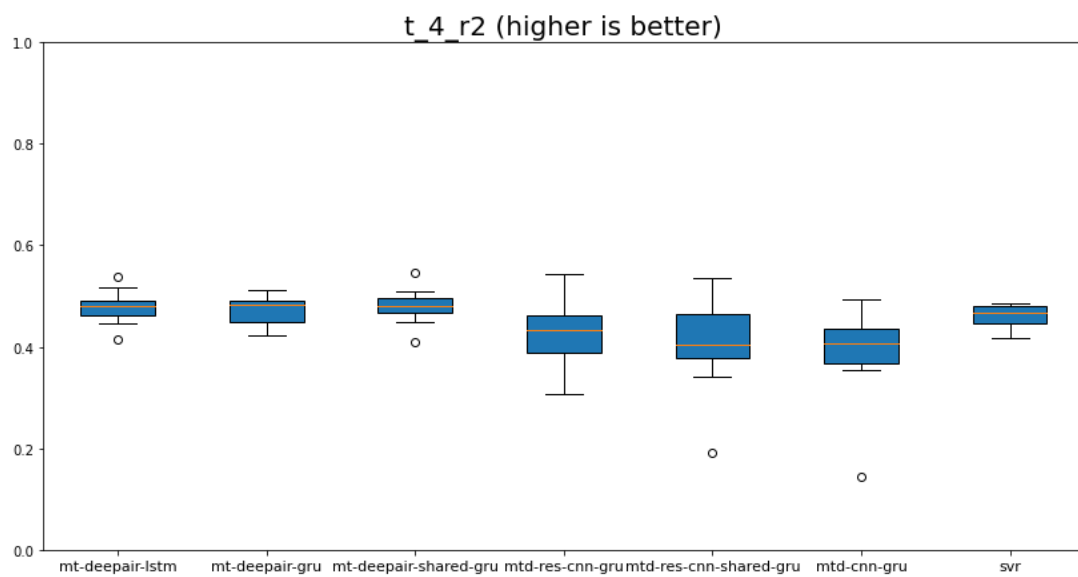
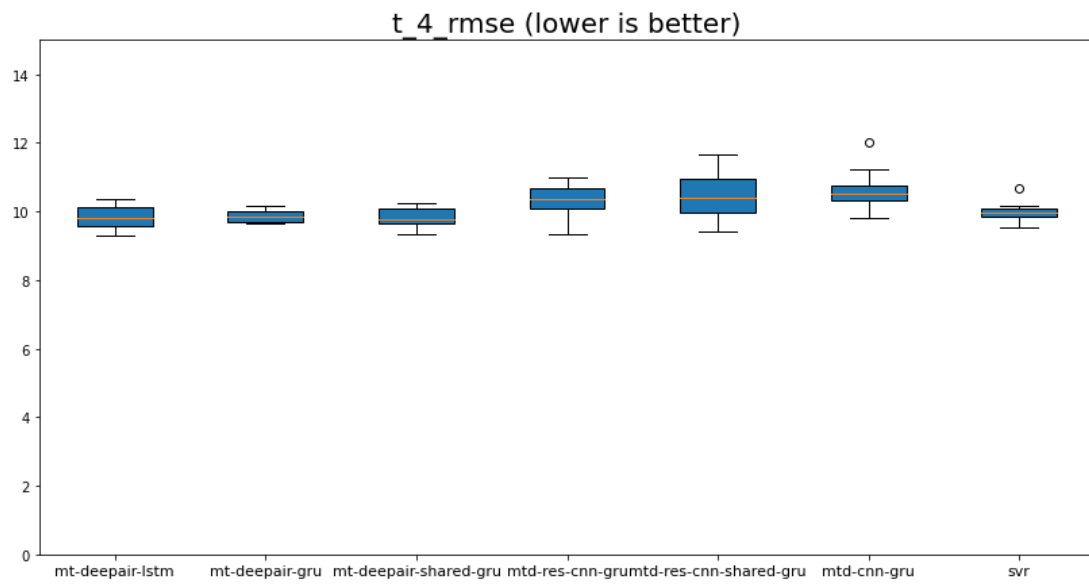


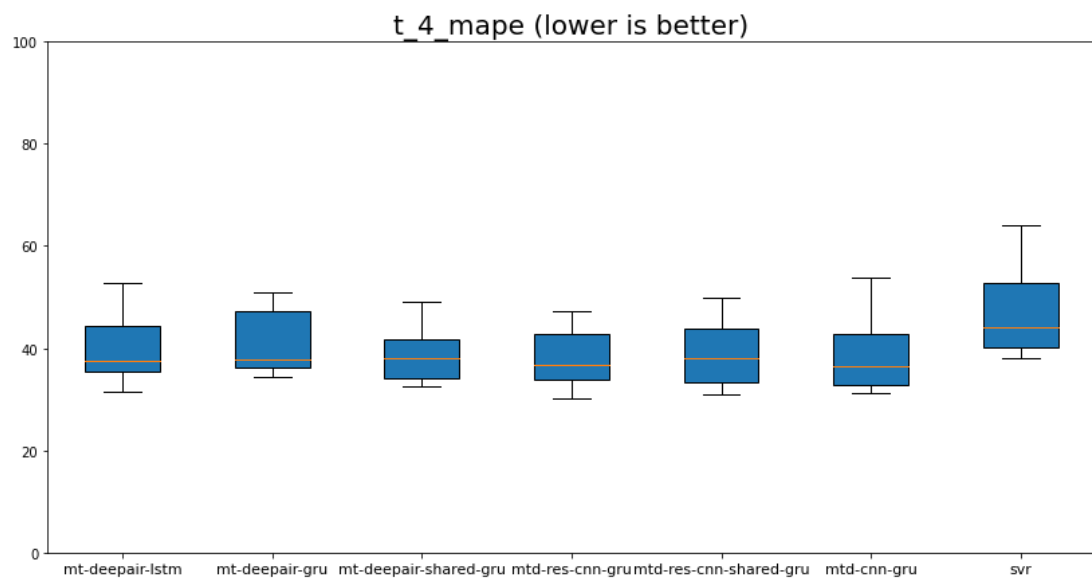
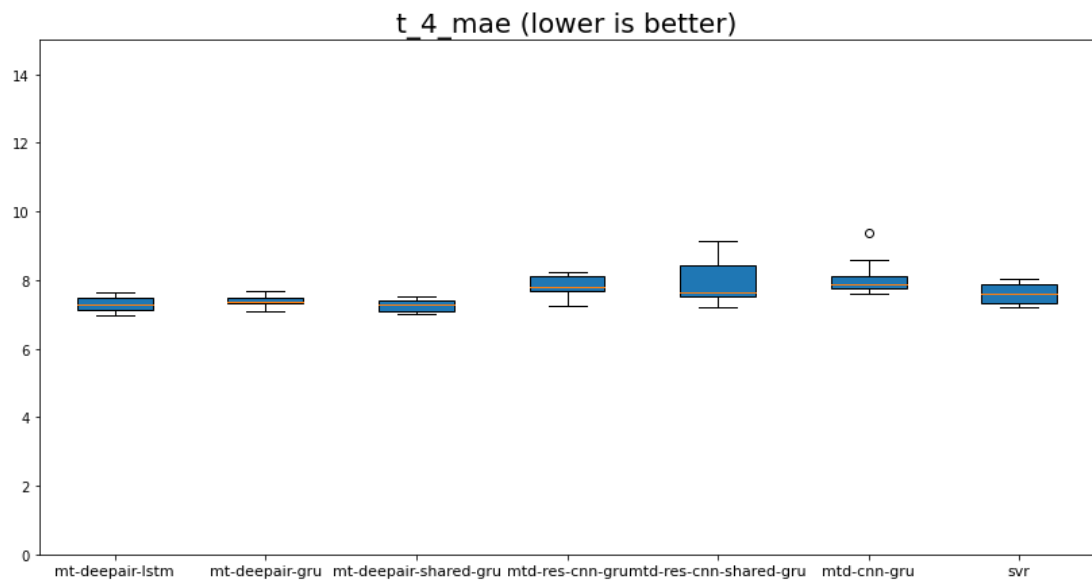


ข.1.2 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ PM<sub>10</sub> ในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน

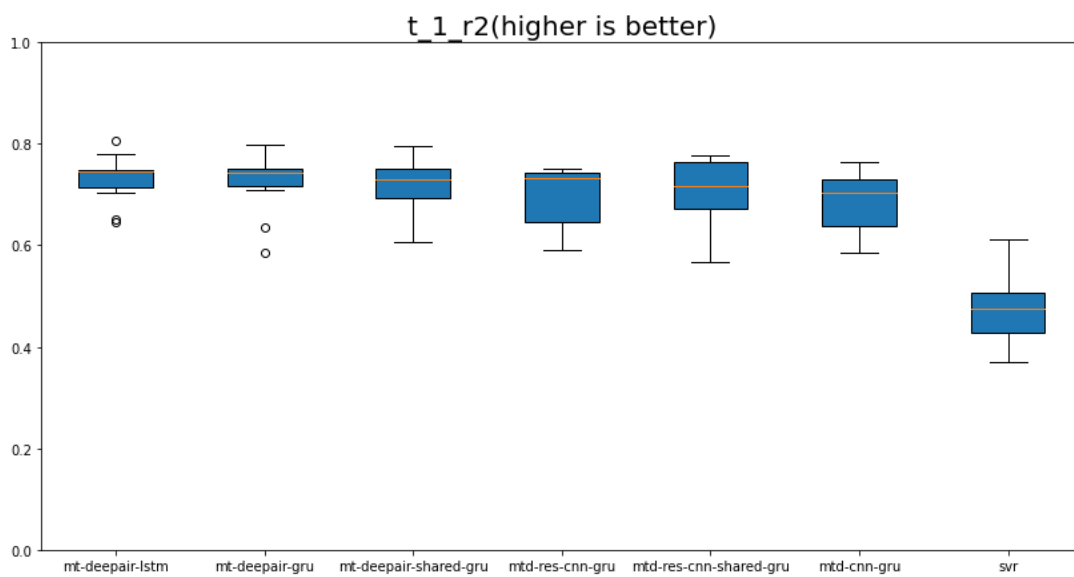
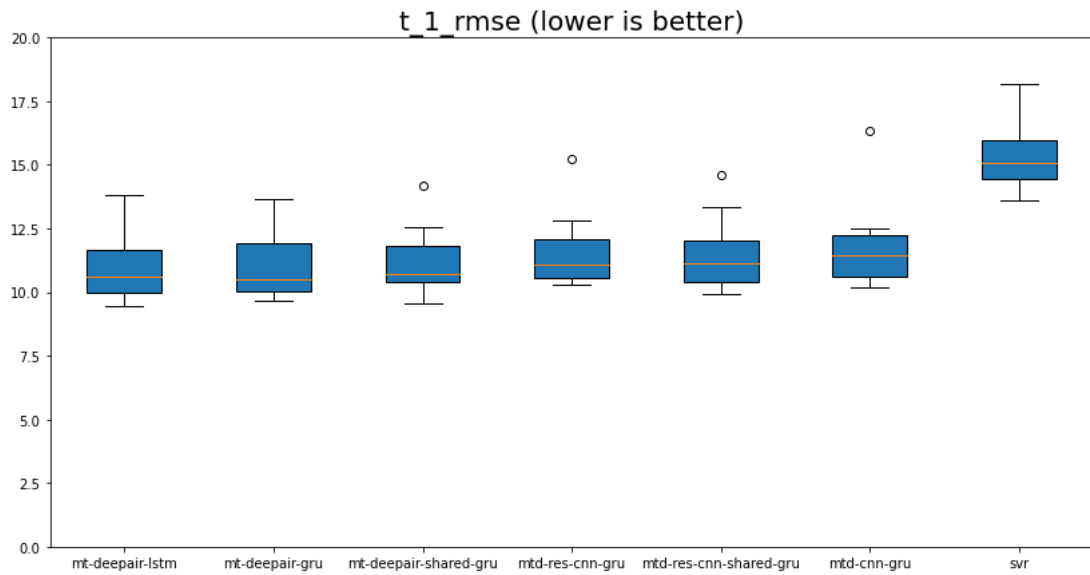


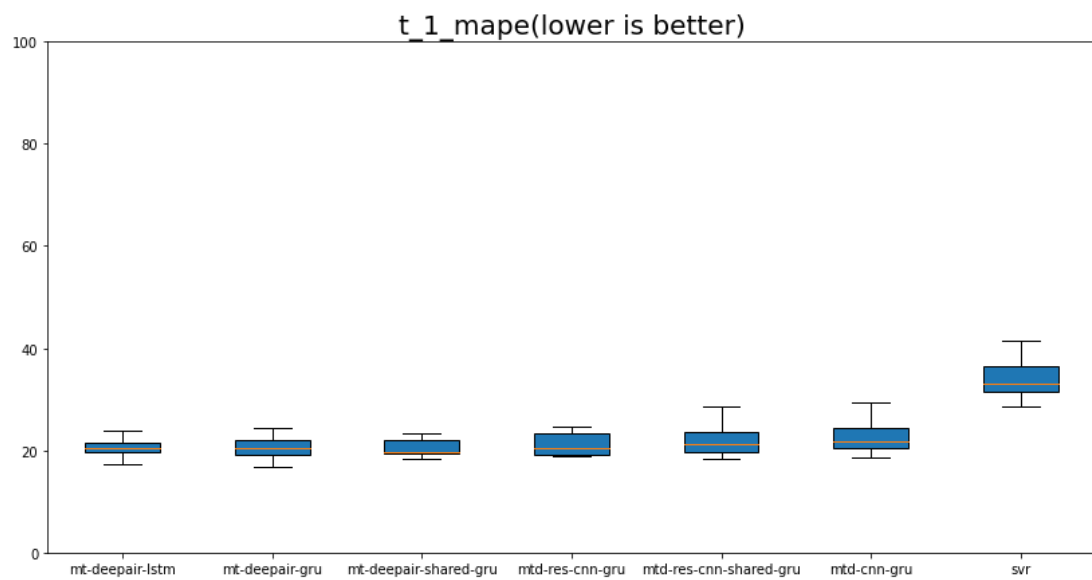
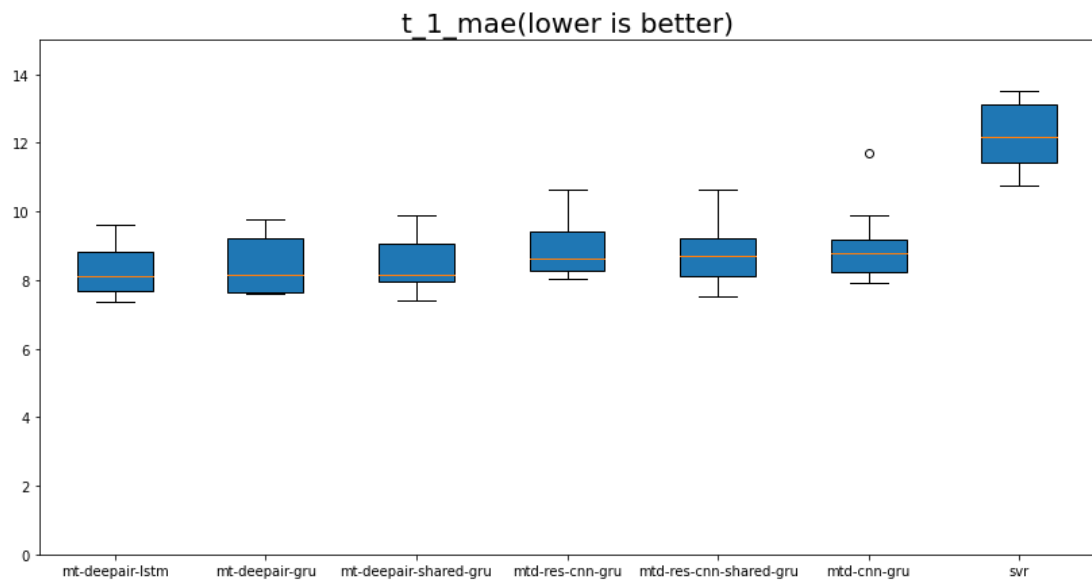




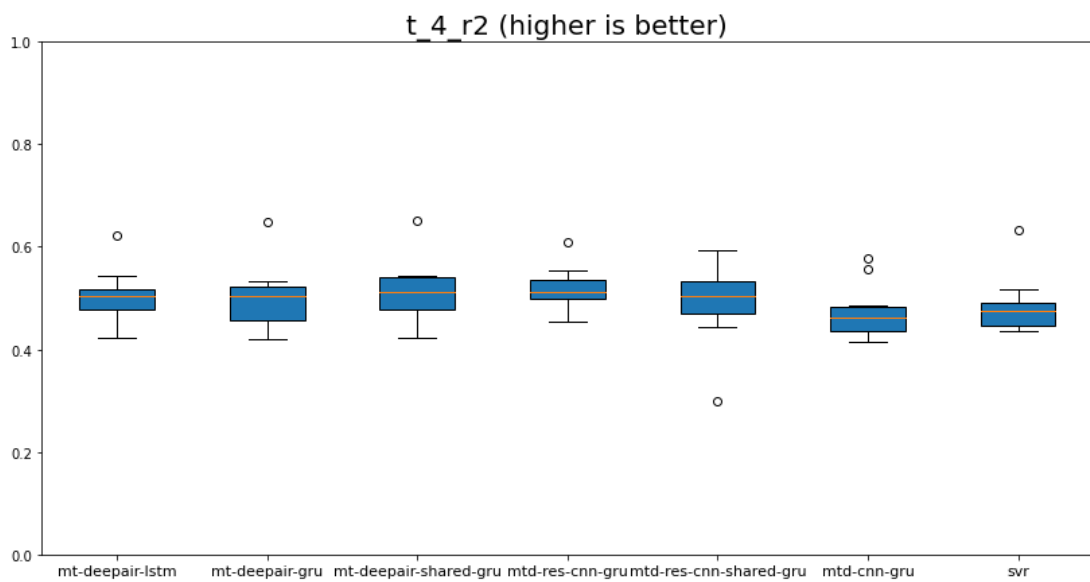
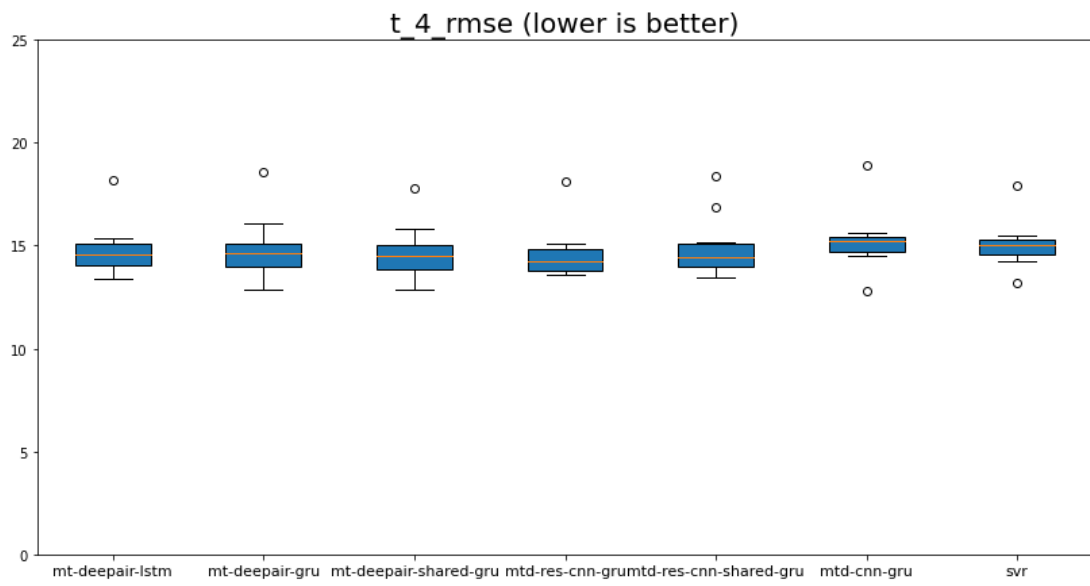


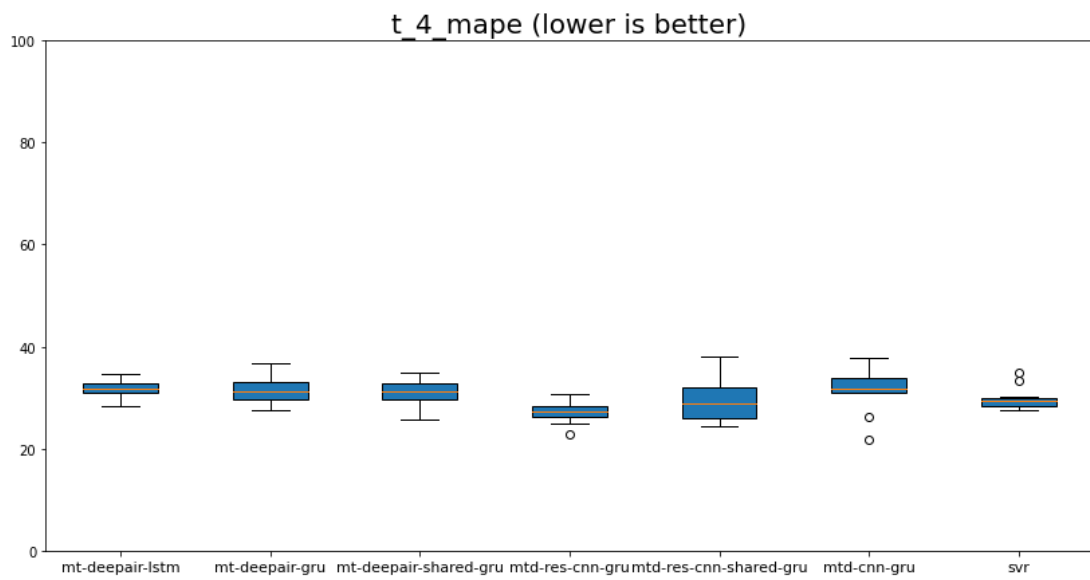
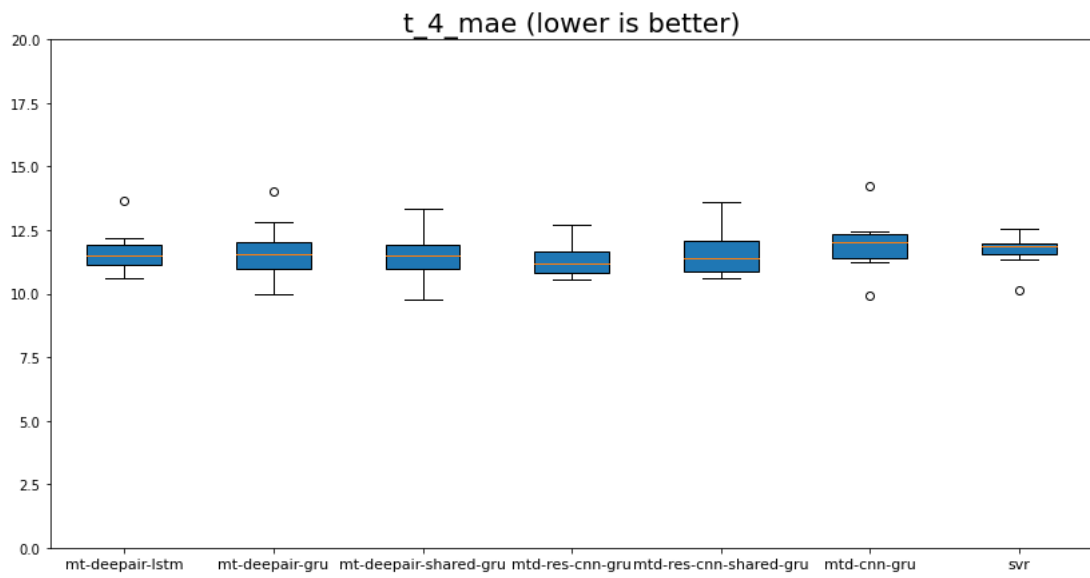
ข.1.3 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศ ในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน





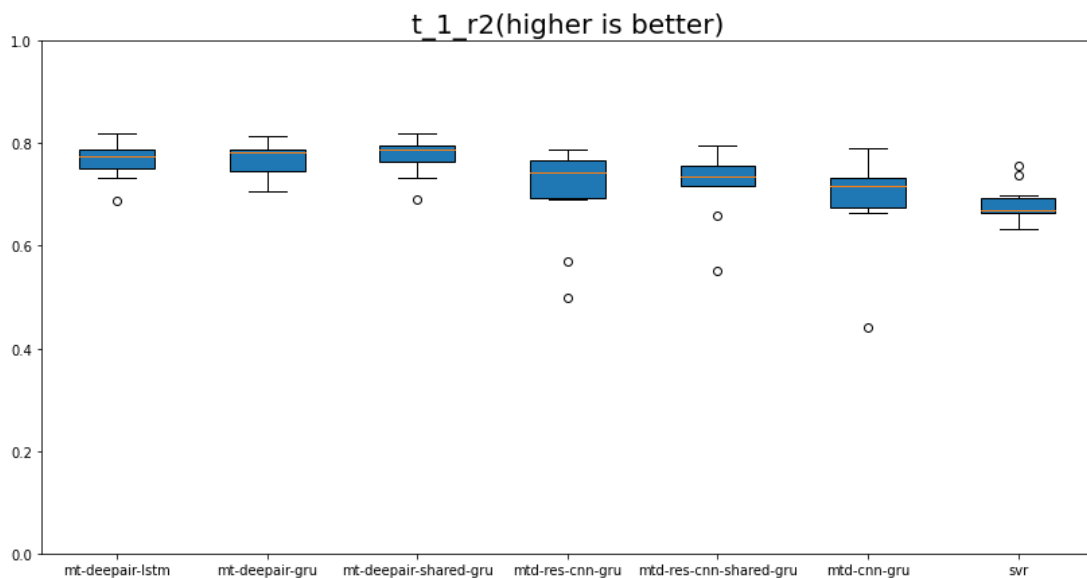
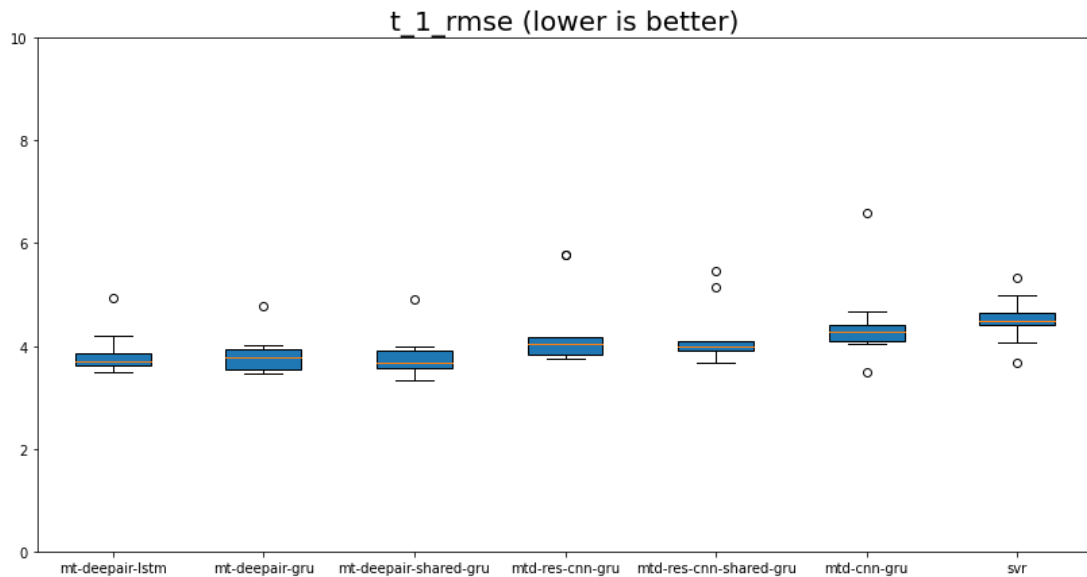


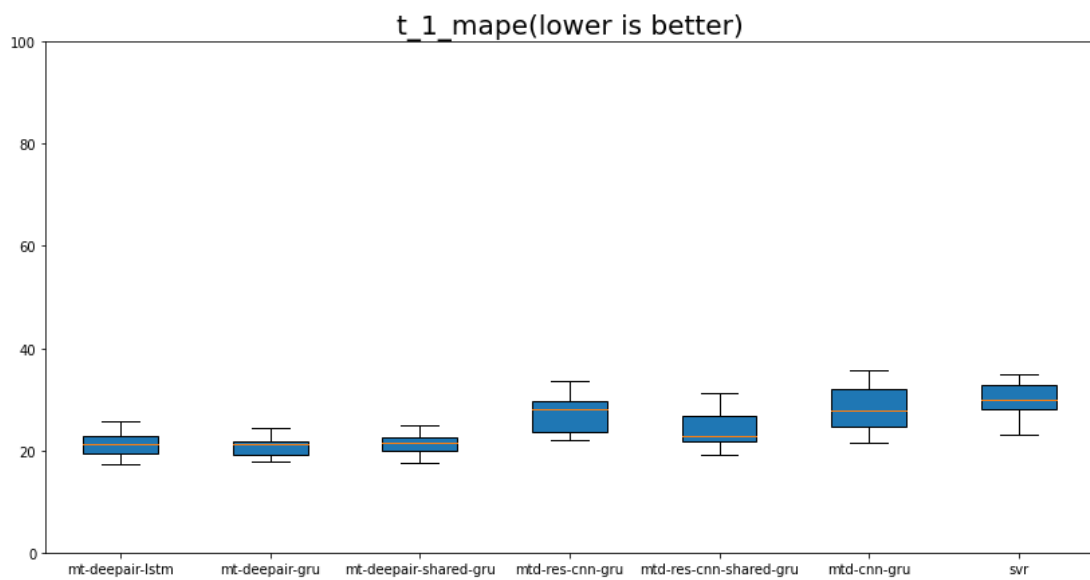
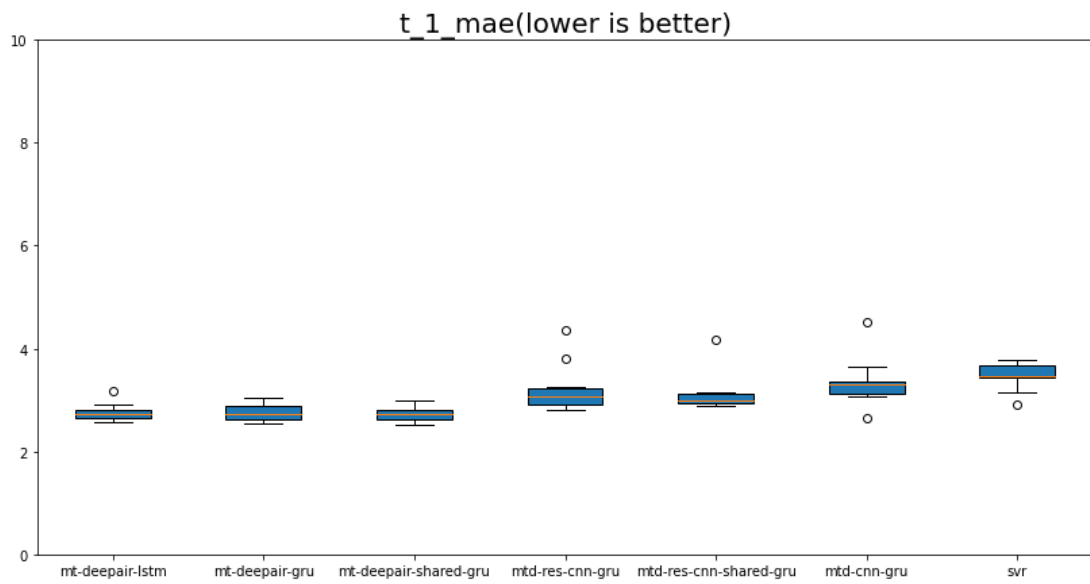


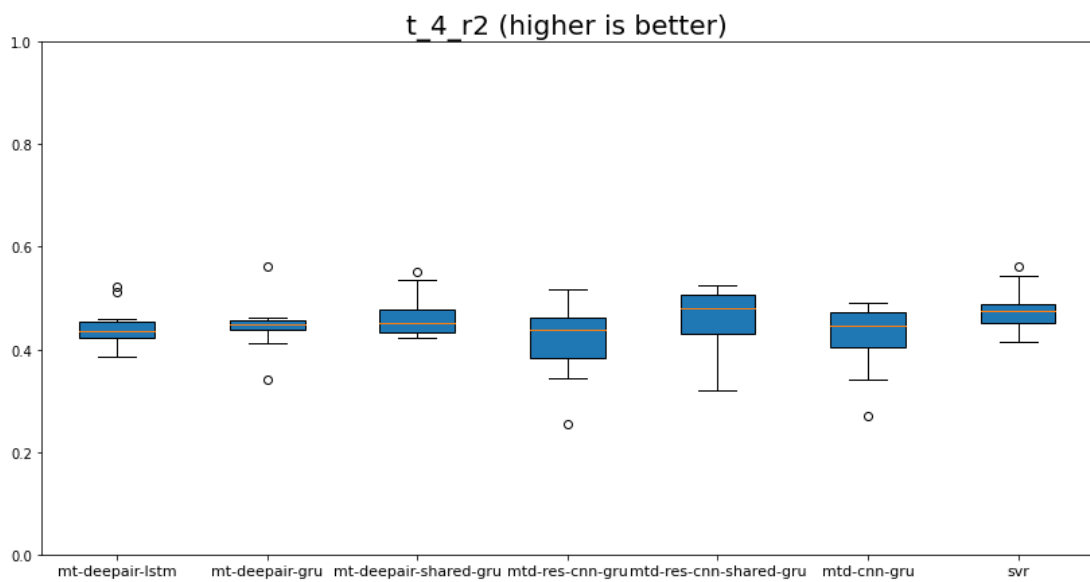
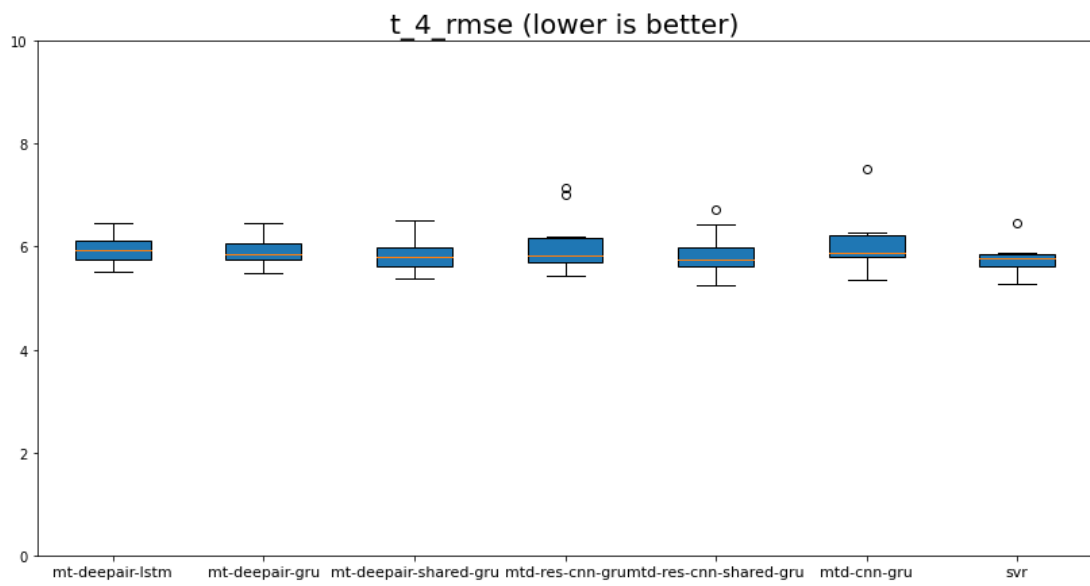


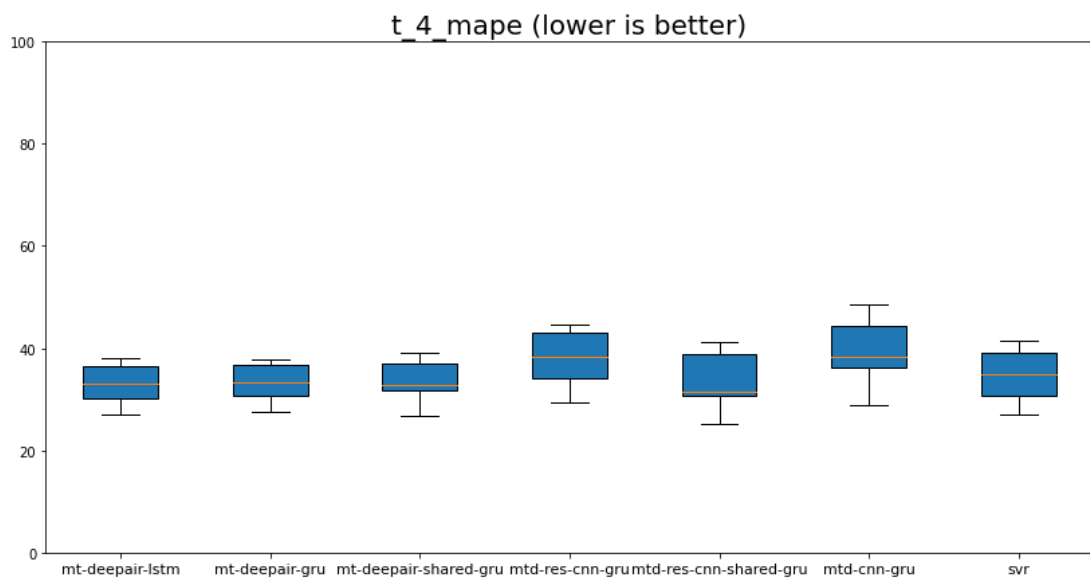
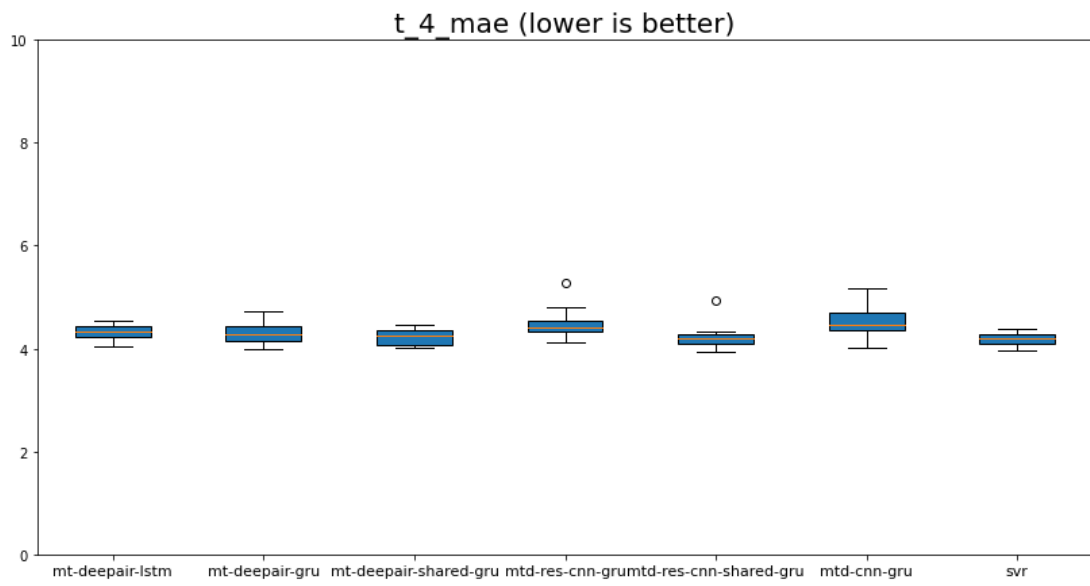
ข.2 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทยเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$

ข.2.1 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ  $PM_{2.5}$  ในเมืองไทยเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$

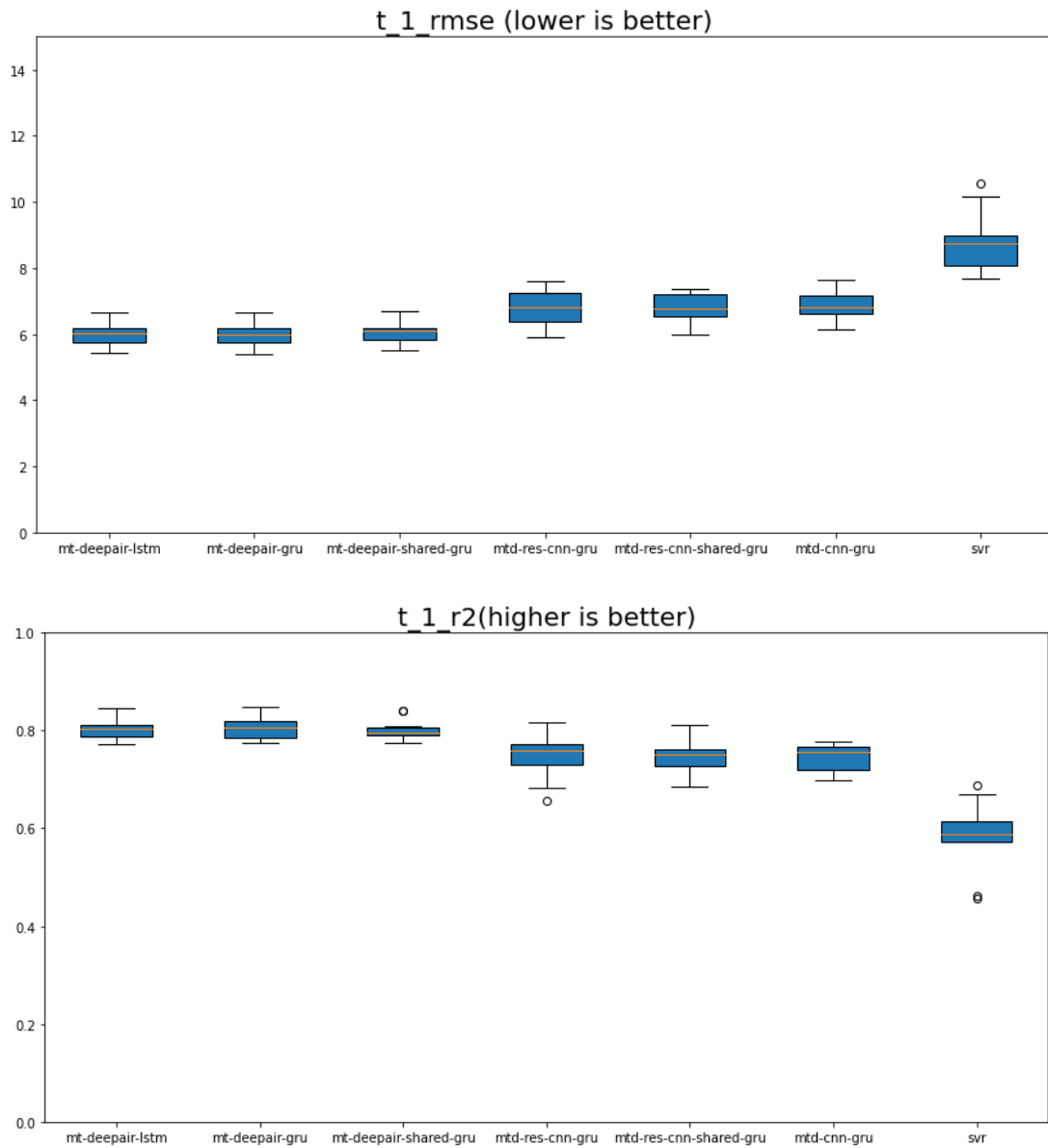


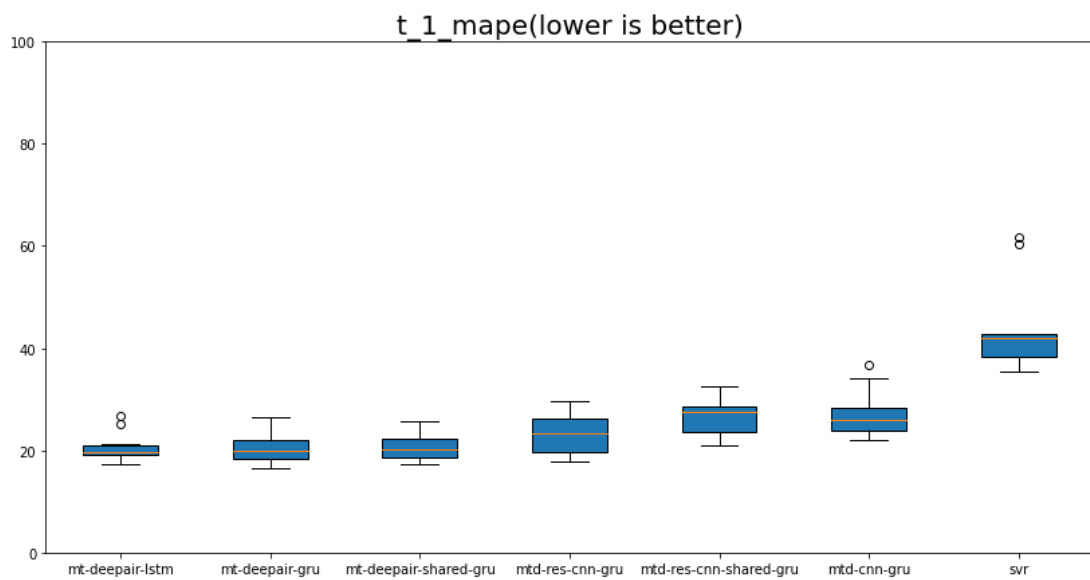
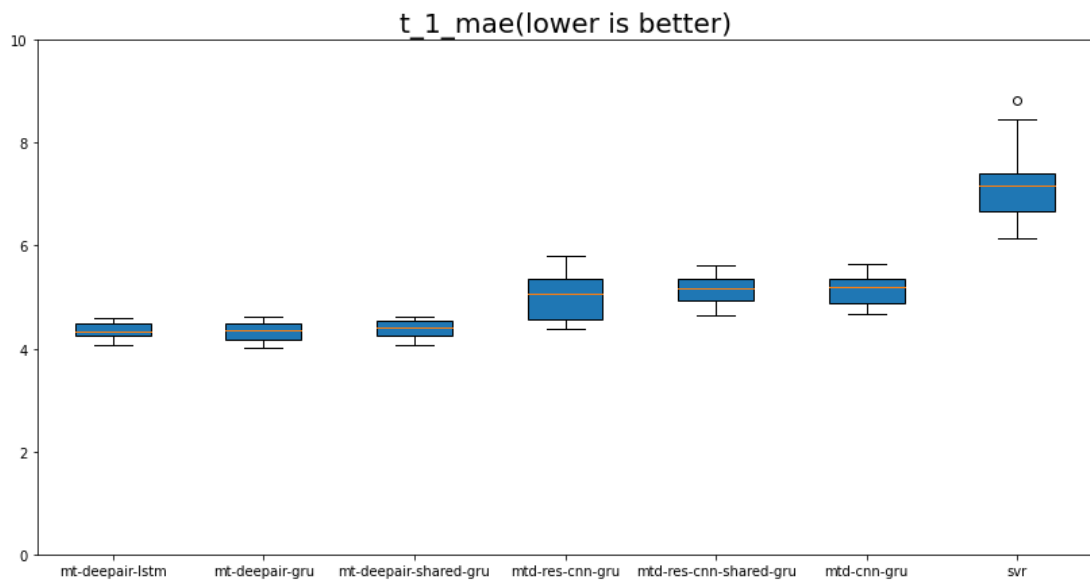




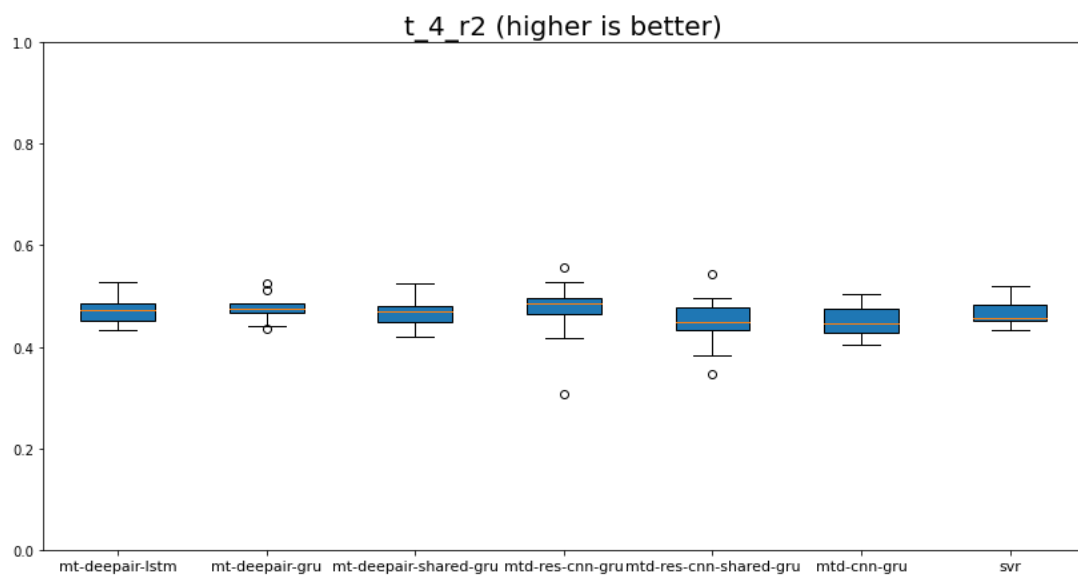
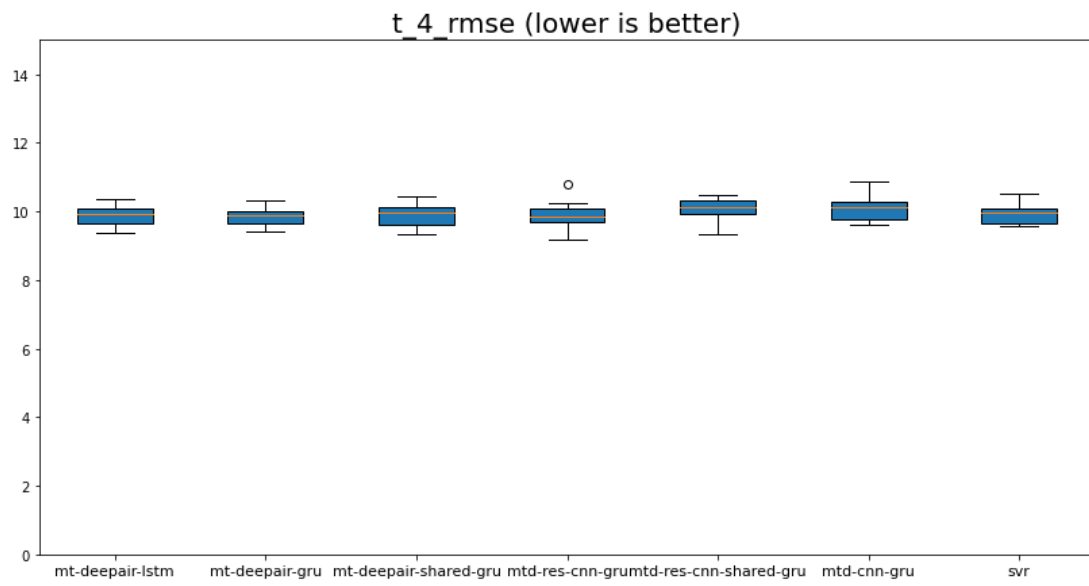


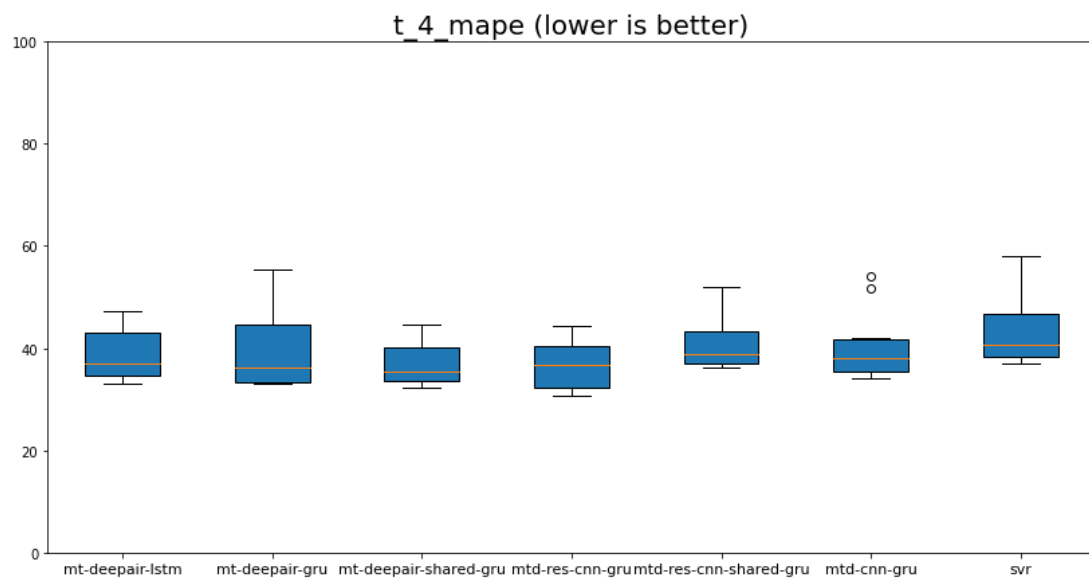
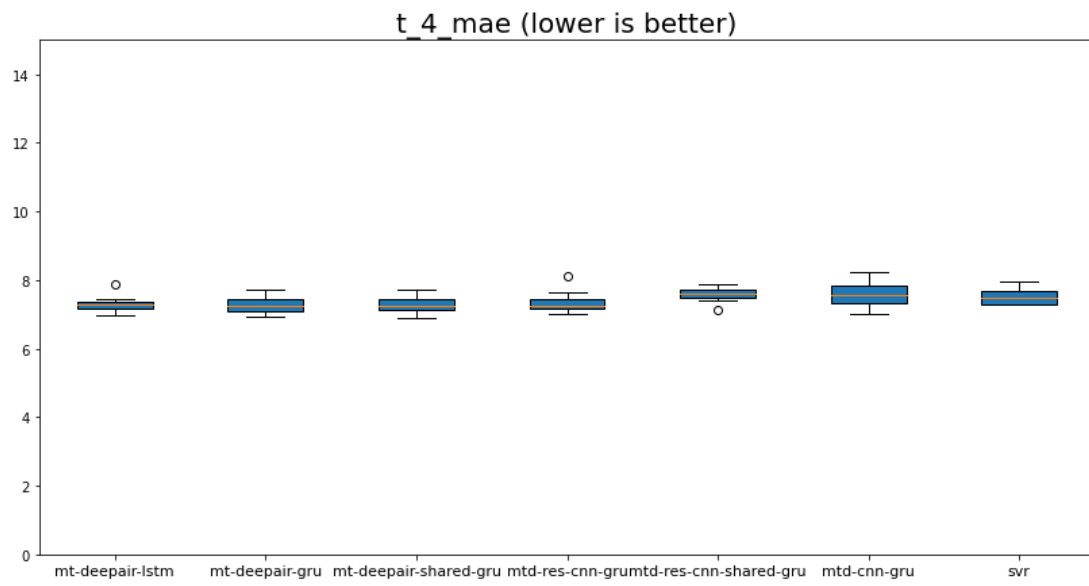
ข.2.2 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศ PM<sub>10</sub> ในเมืองไทยเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ O<sub>3</sub> และ SO<sub>2</sub>



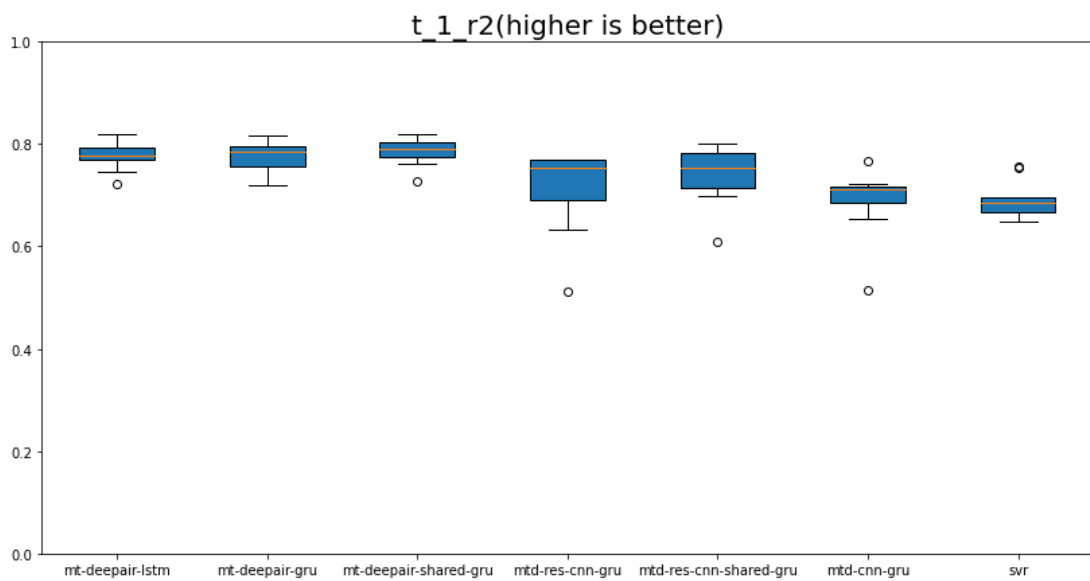
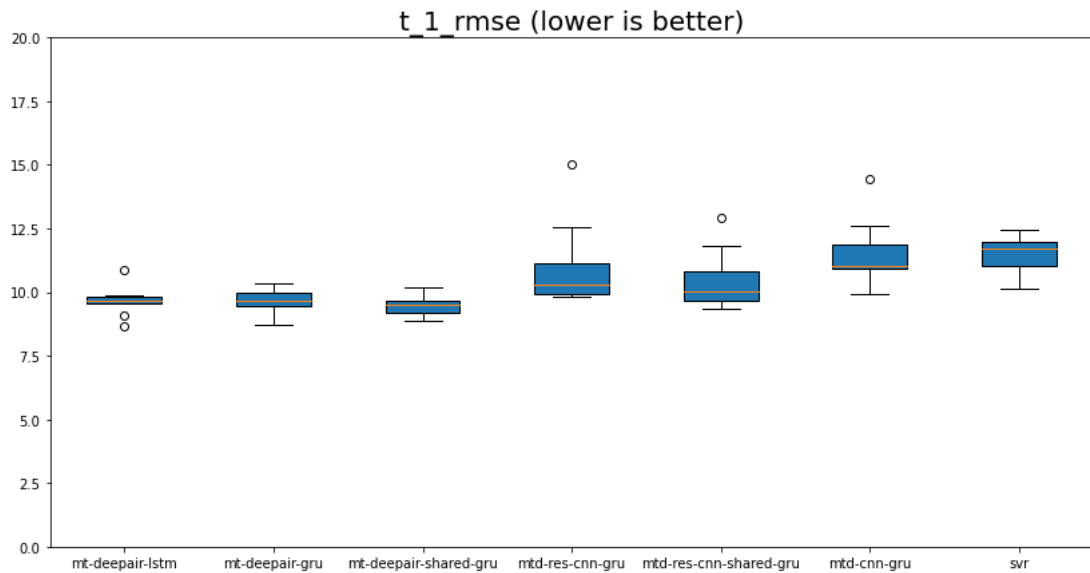


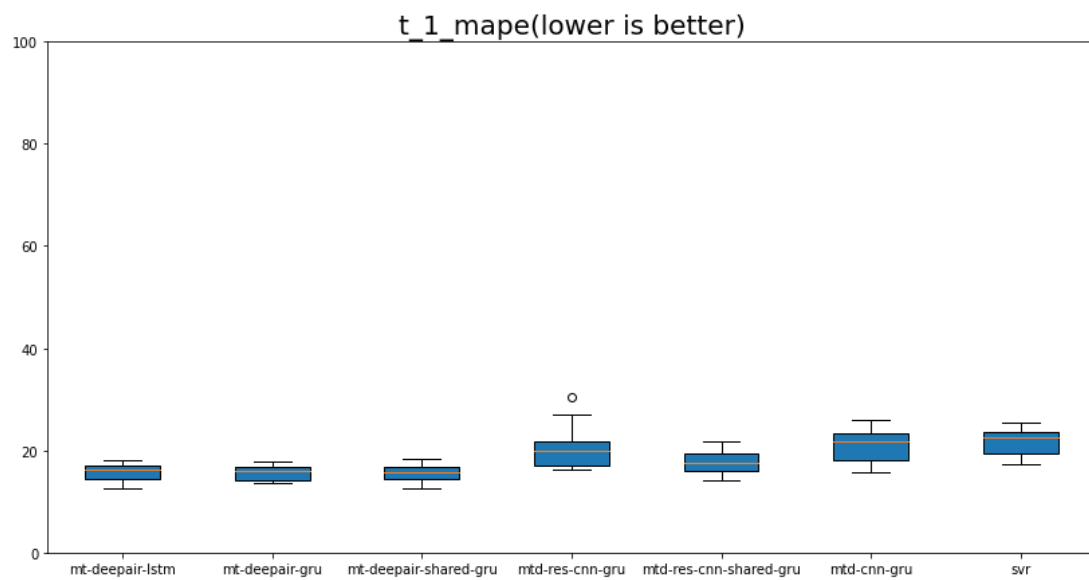
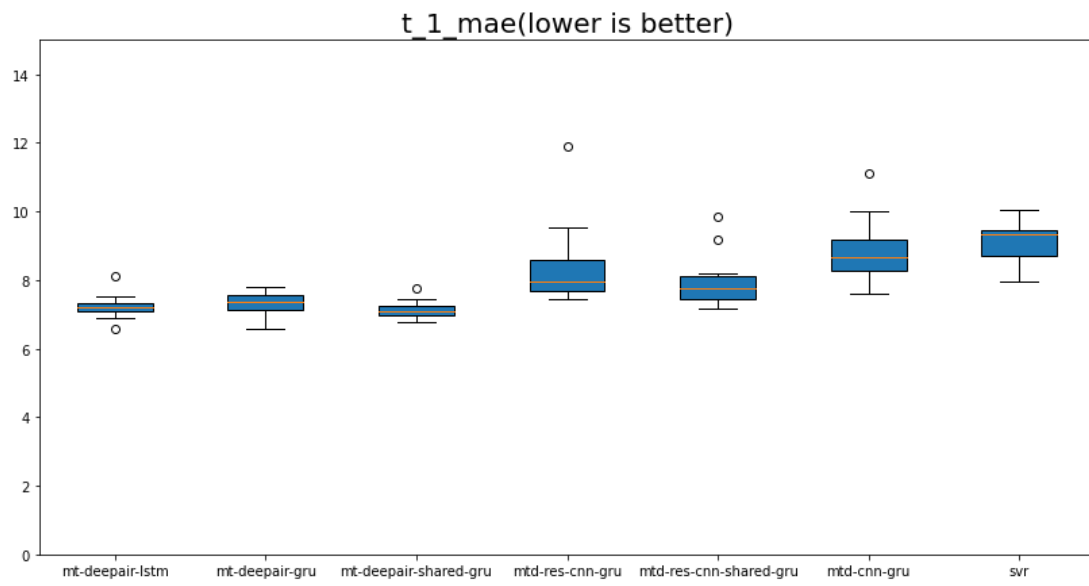


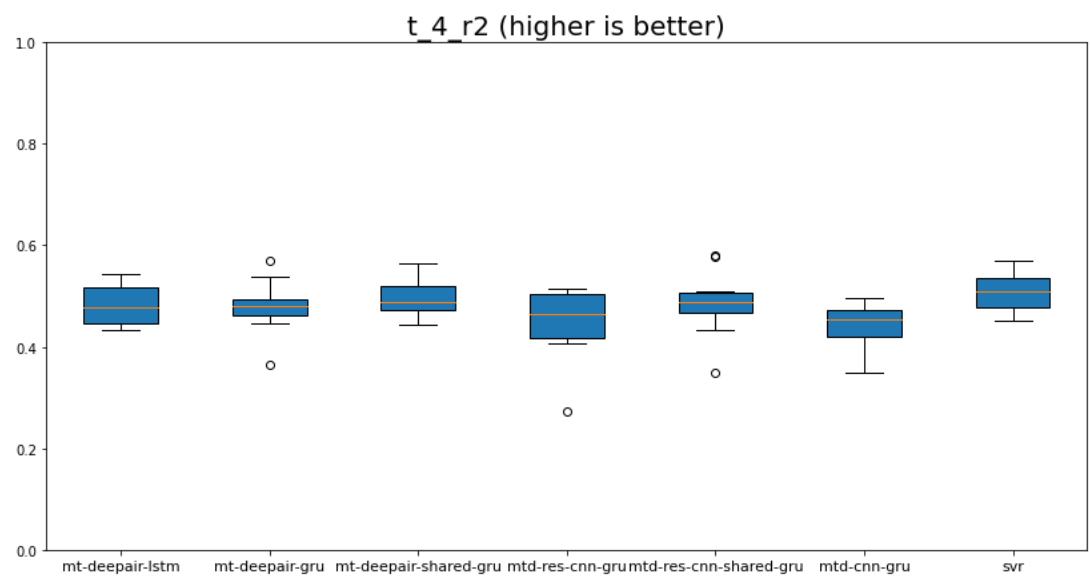
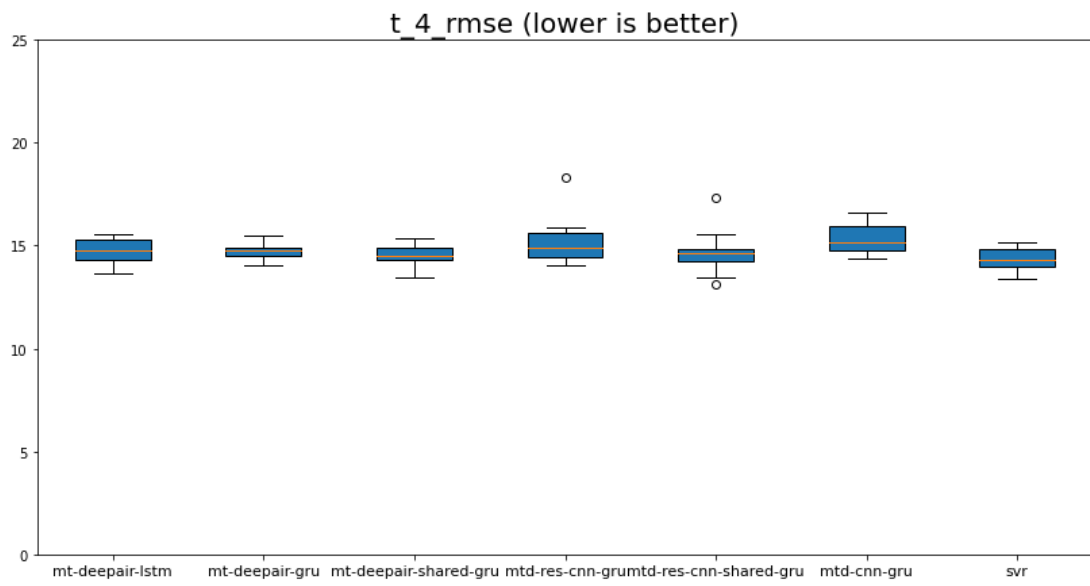


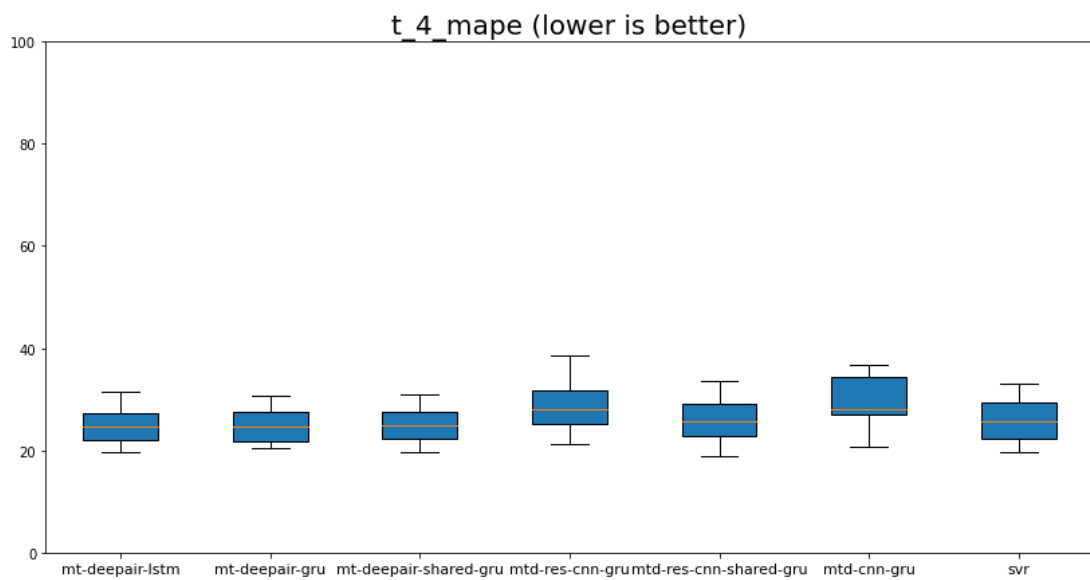


ข.2.3 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศ ในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$



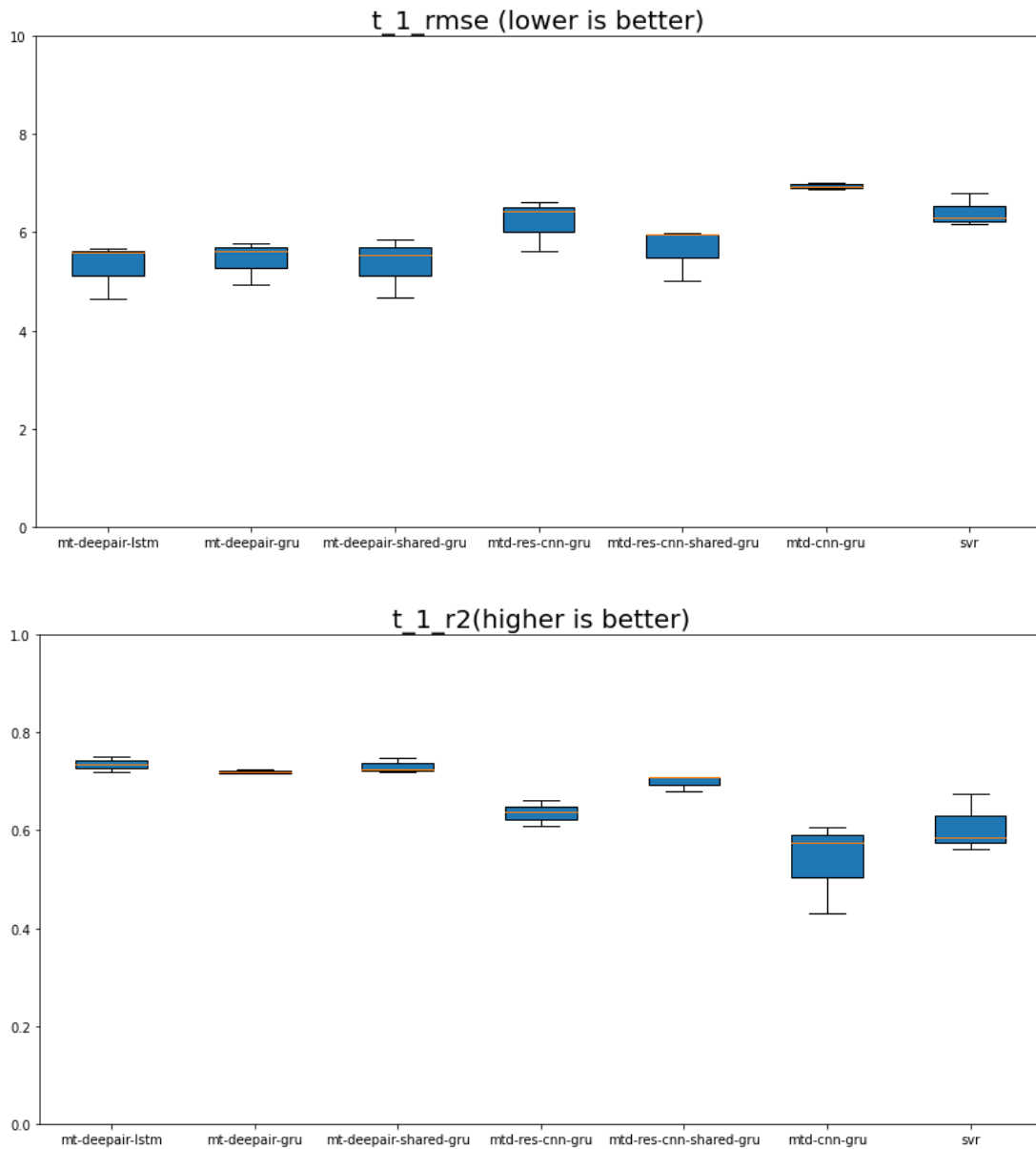


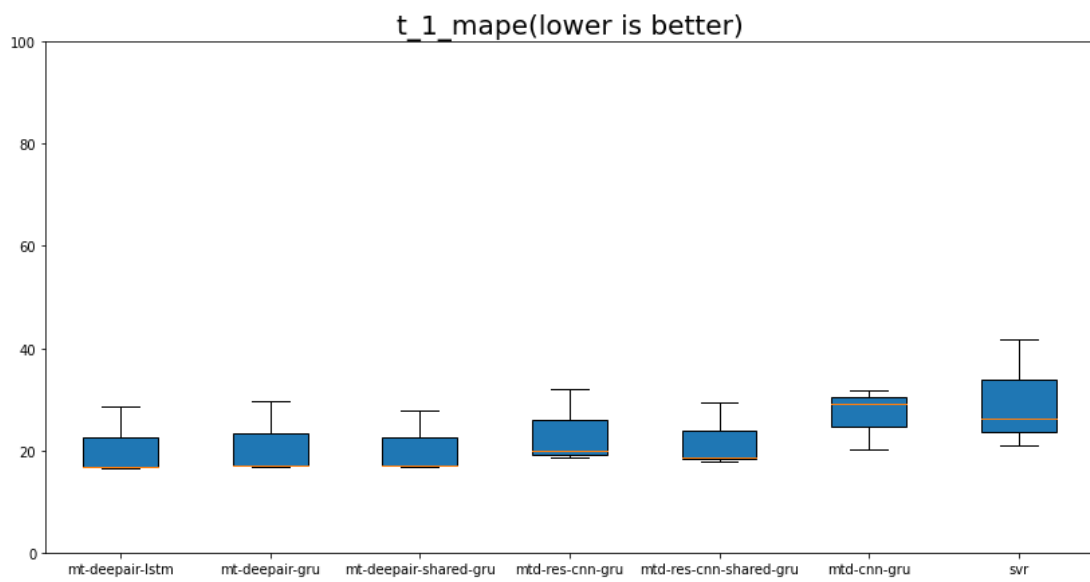
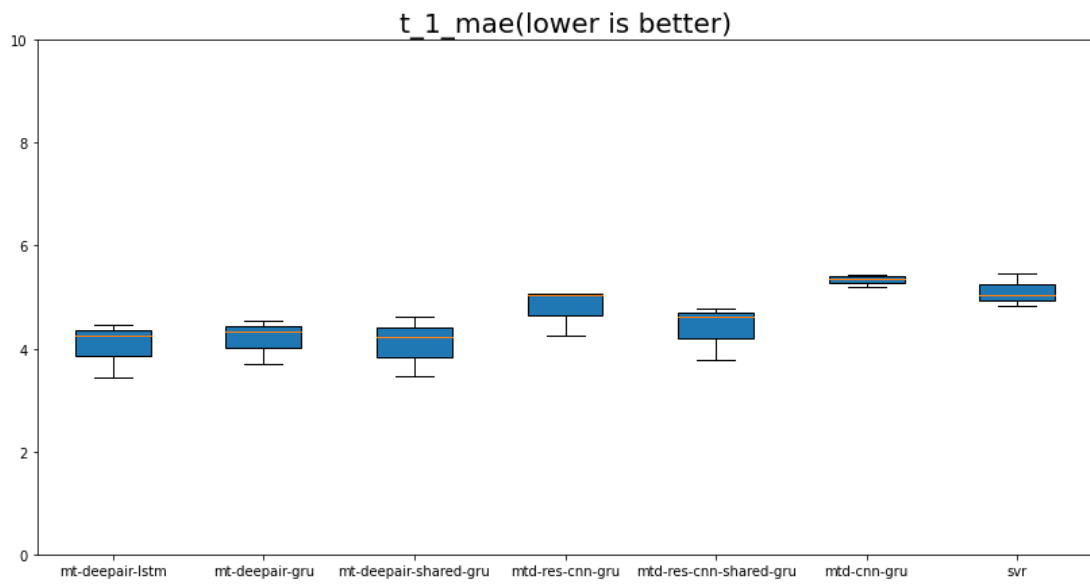




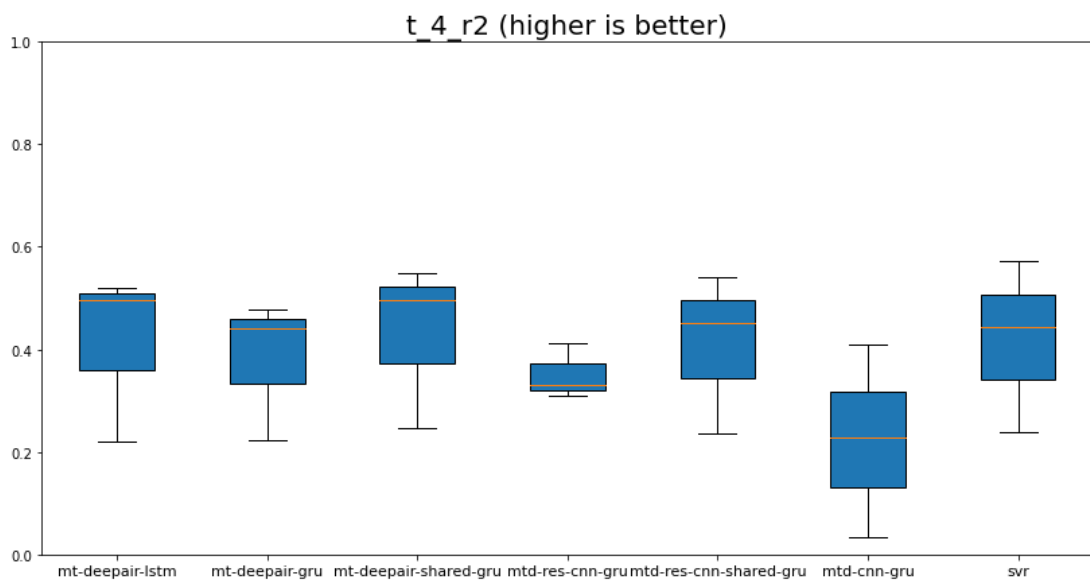
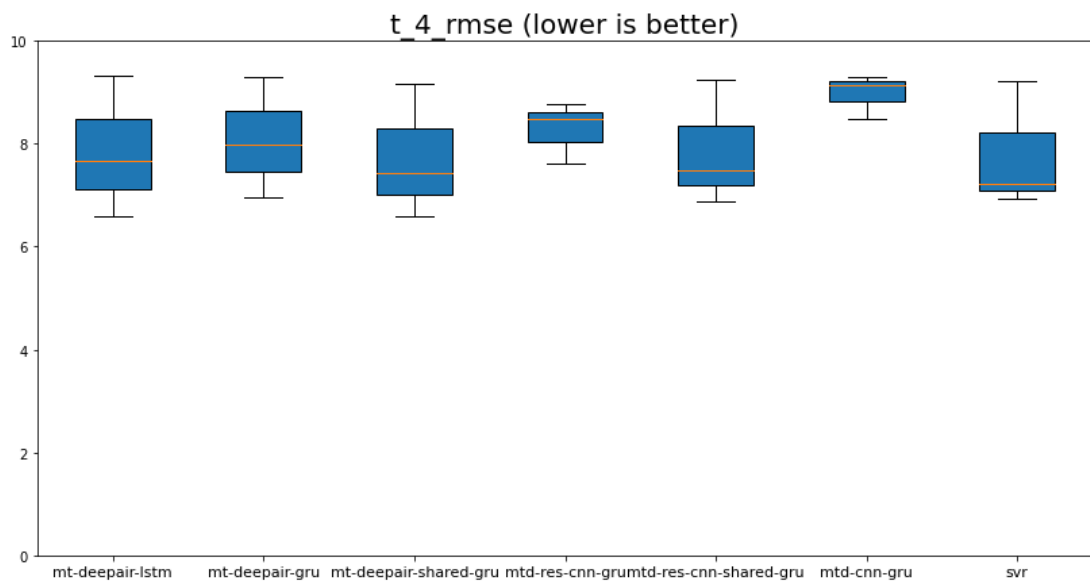
ข.3 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้น และค่าดัชนีคุณภาพอากาศบนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนในกรุงเทพมหานคร

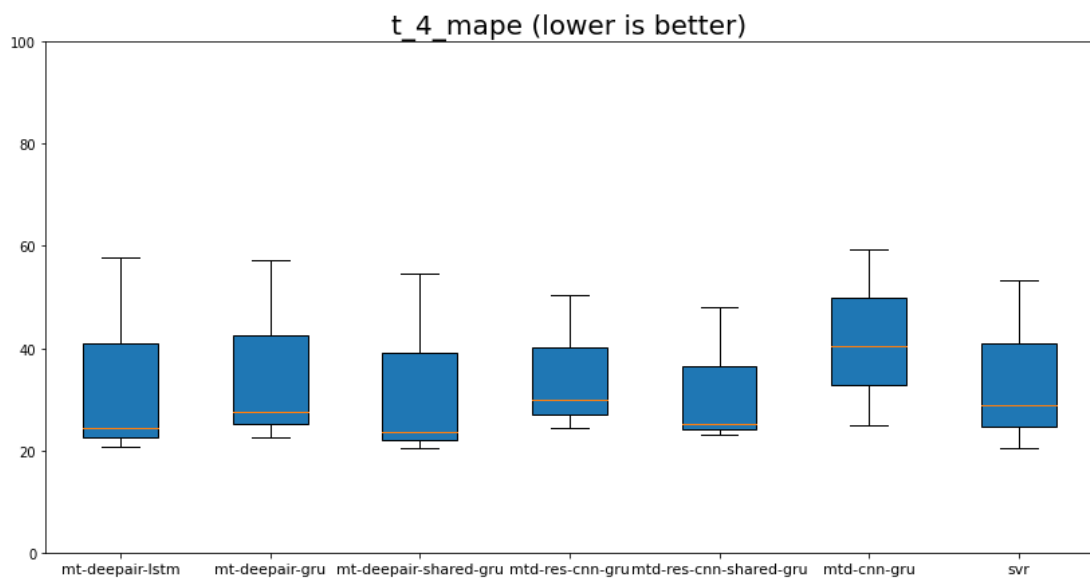
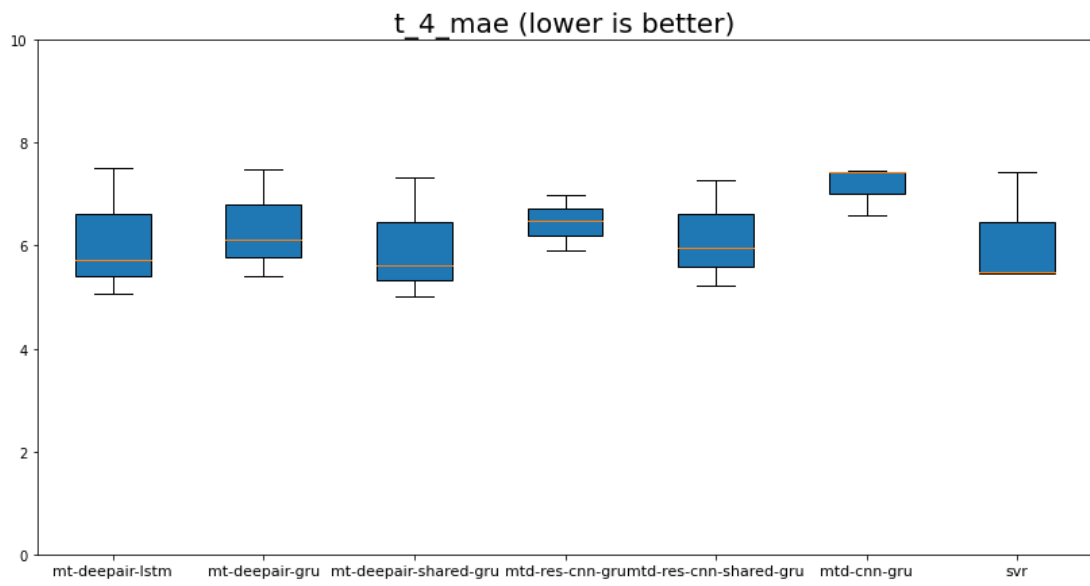
ข.3.1 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน  $PM_{2.5}$  ในกรุงเทพมหานคร



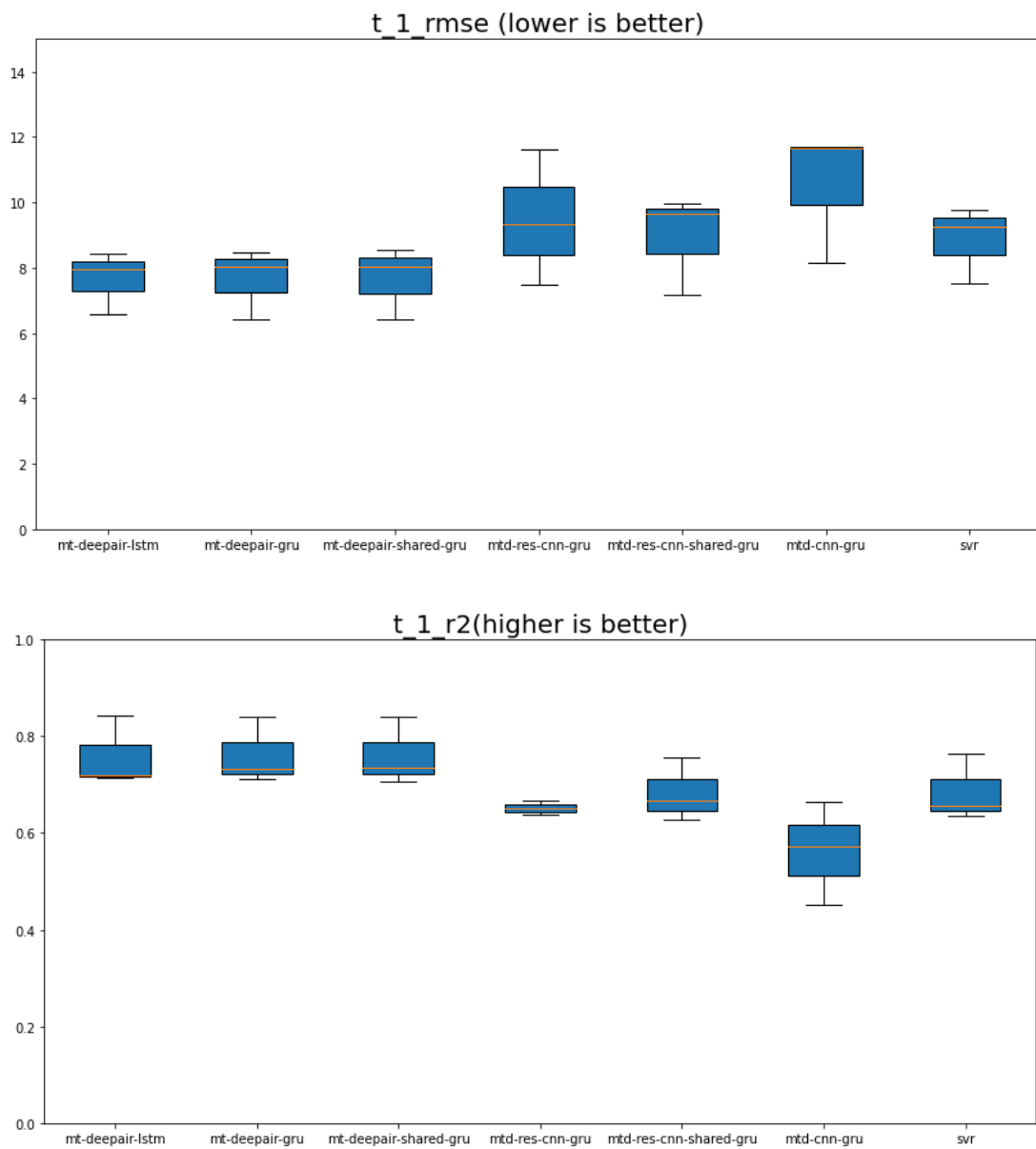


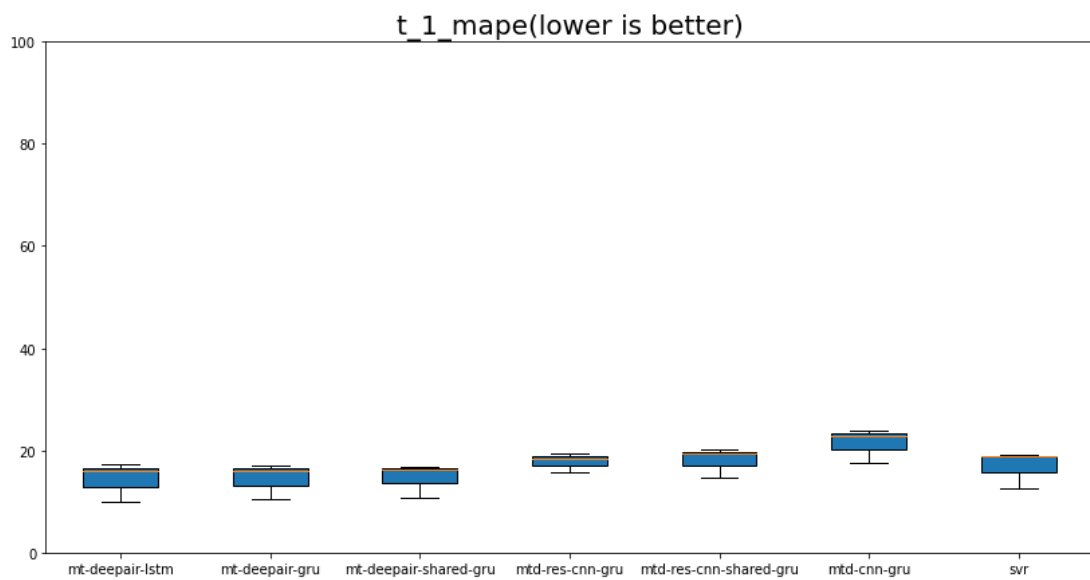
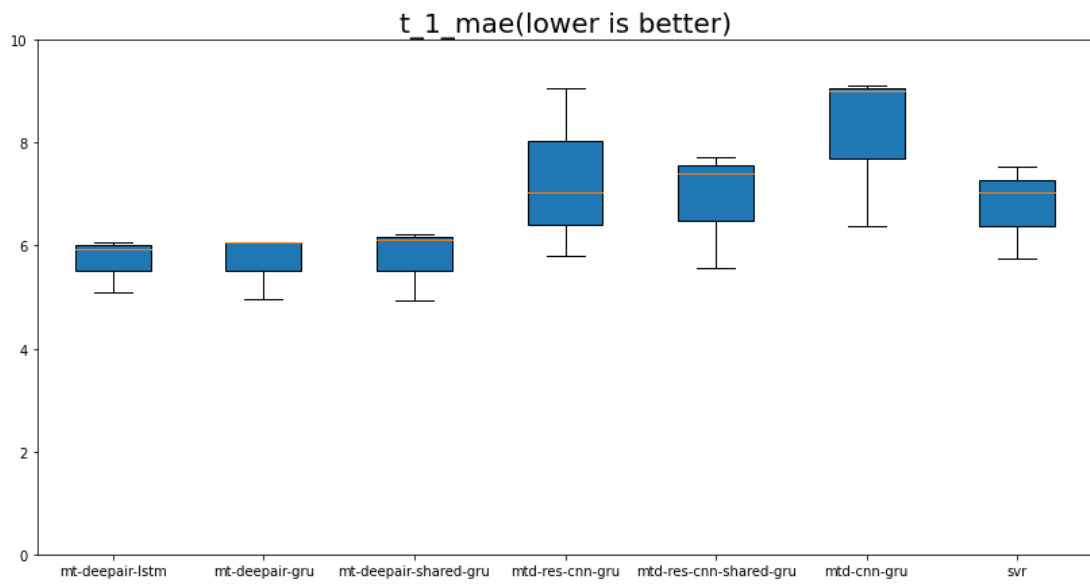


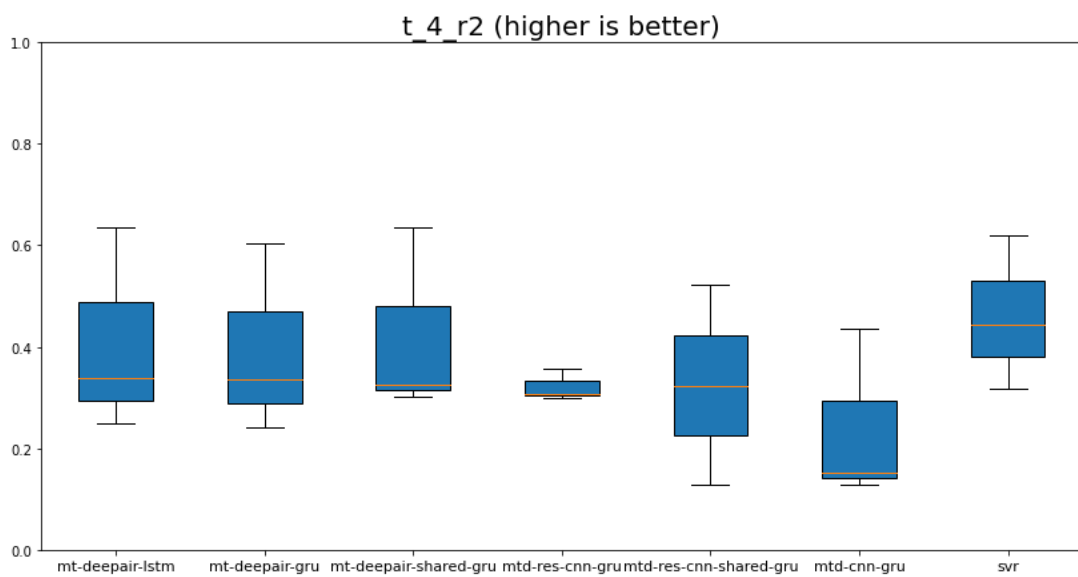
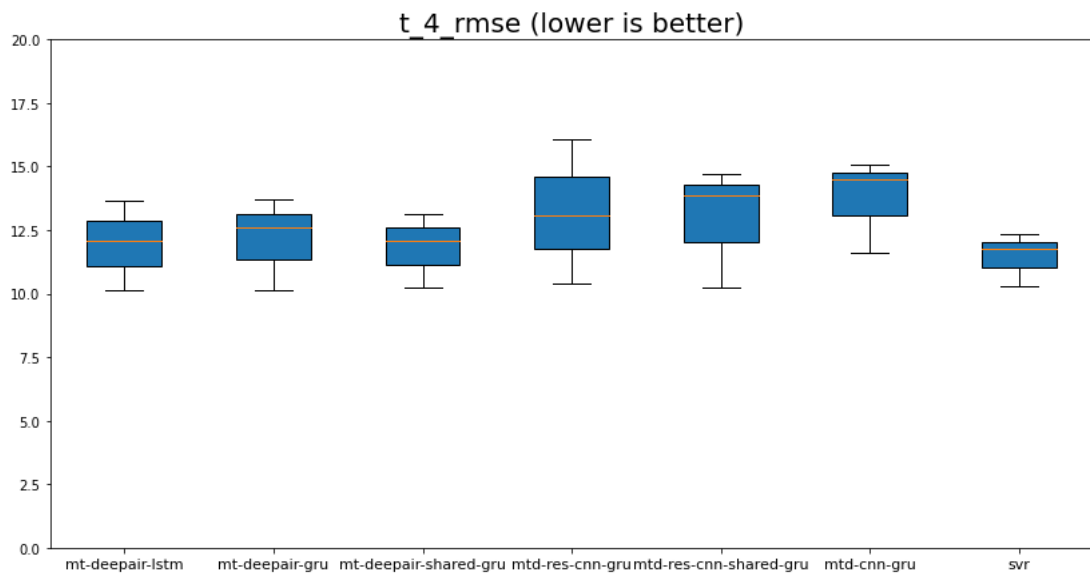


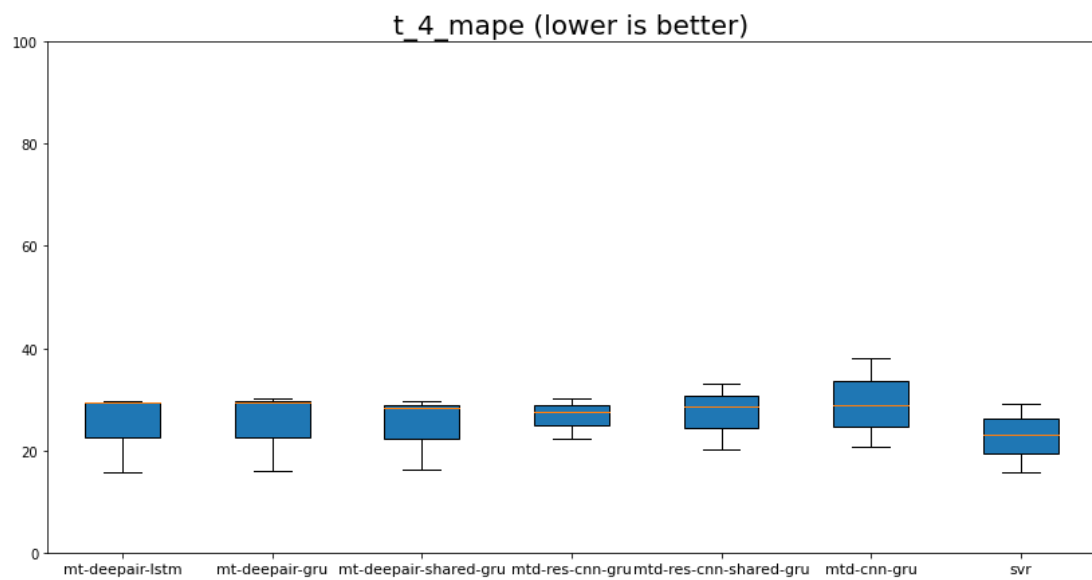
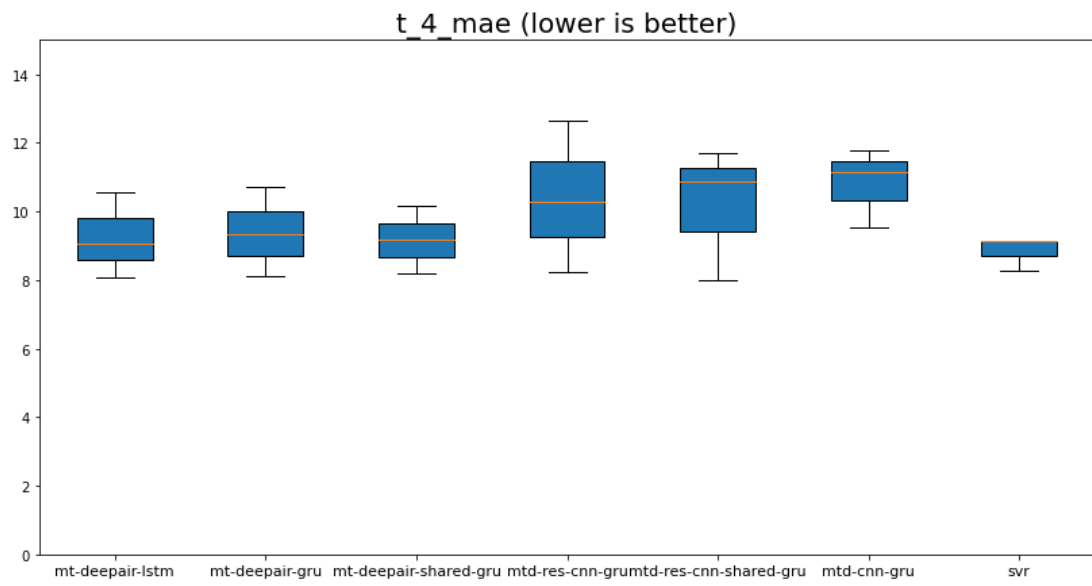


ข.3.2 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อน PM<sub>10</sub> ในกรุงเทพมหานคร

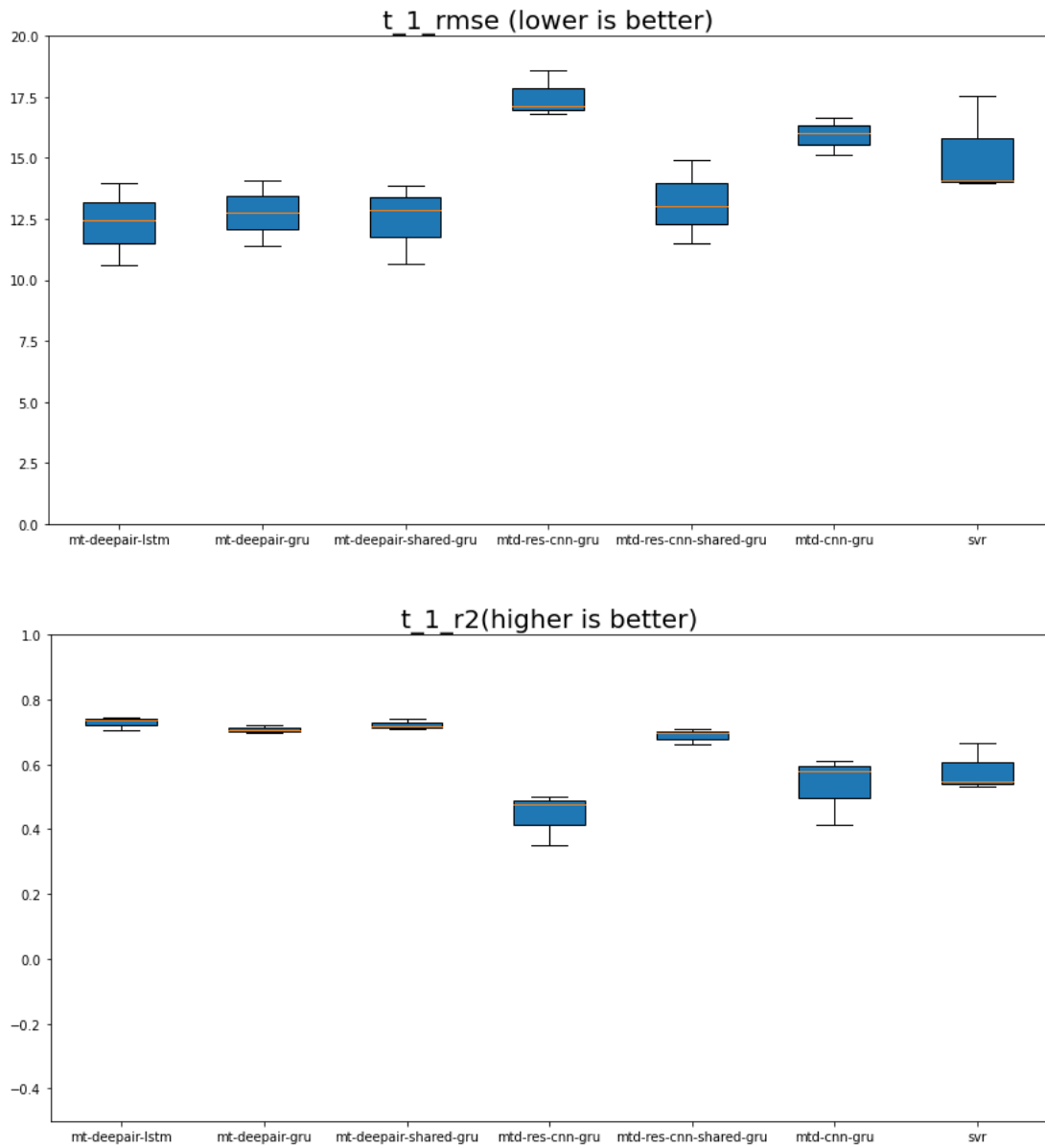


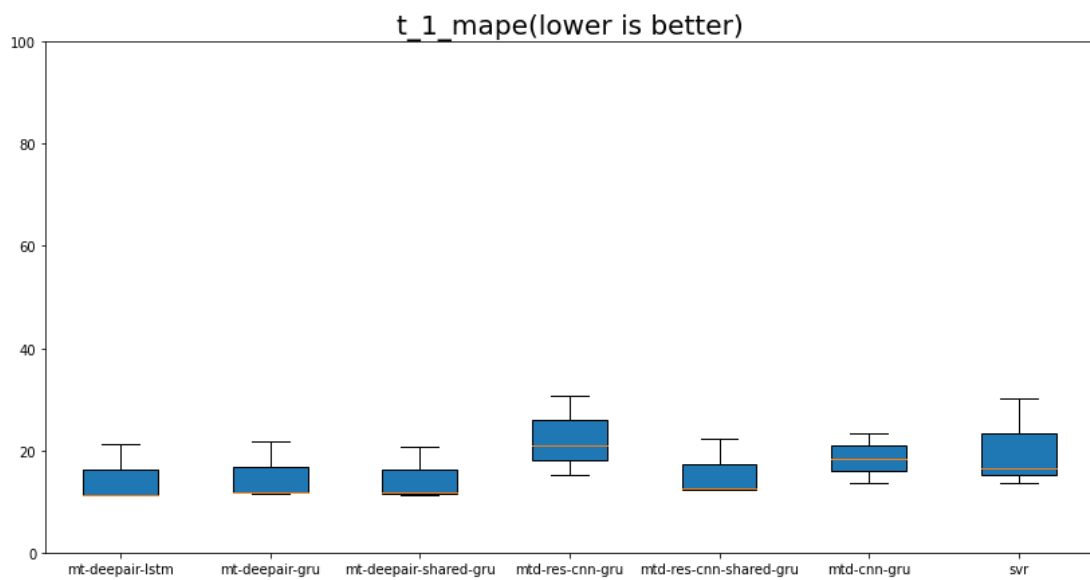
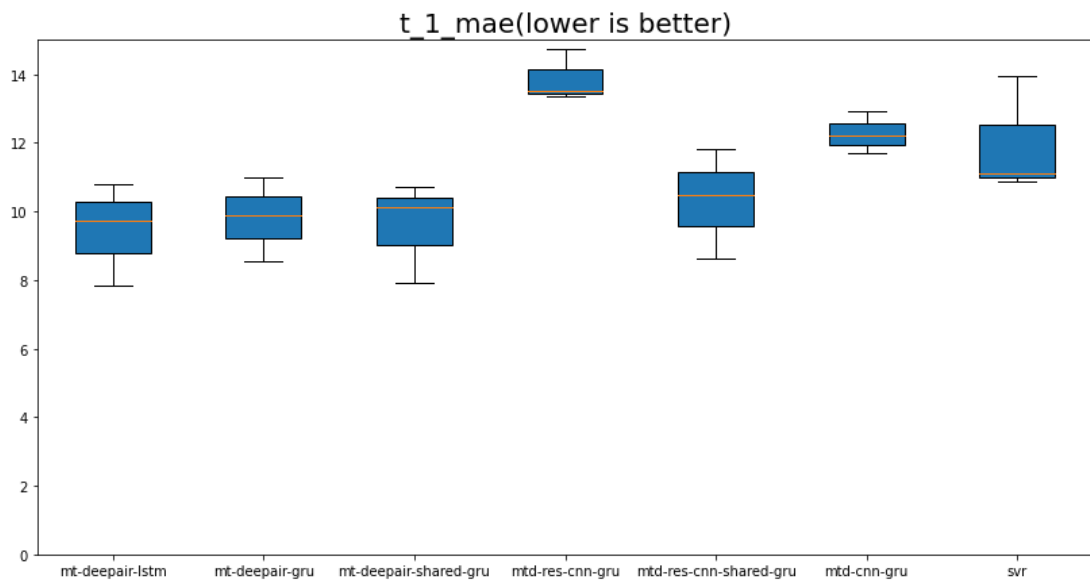




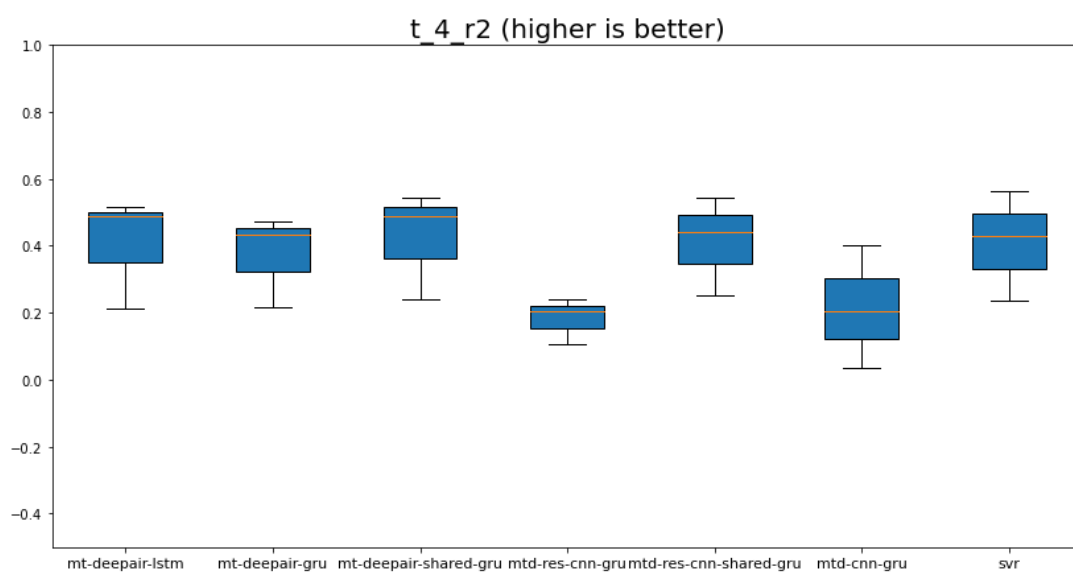
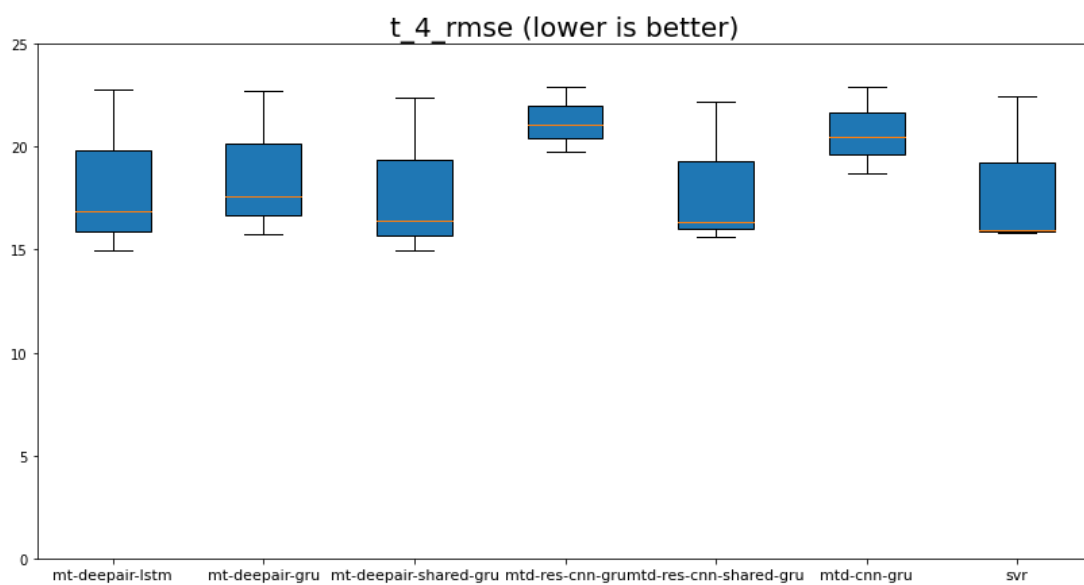


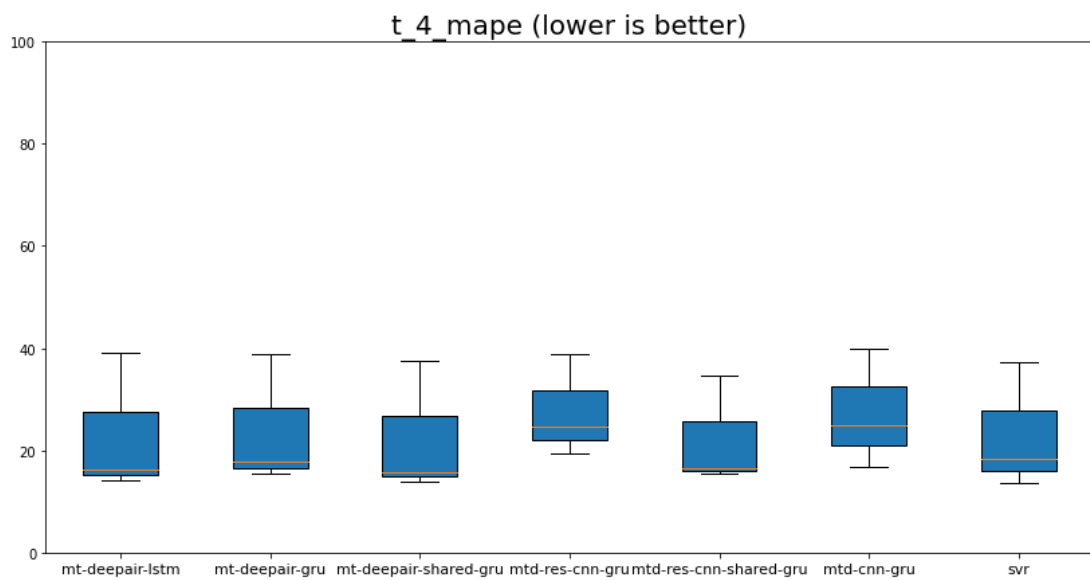
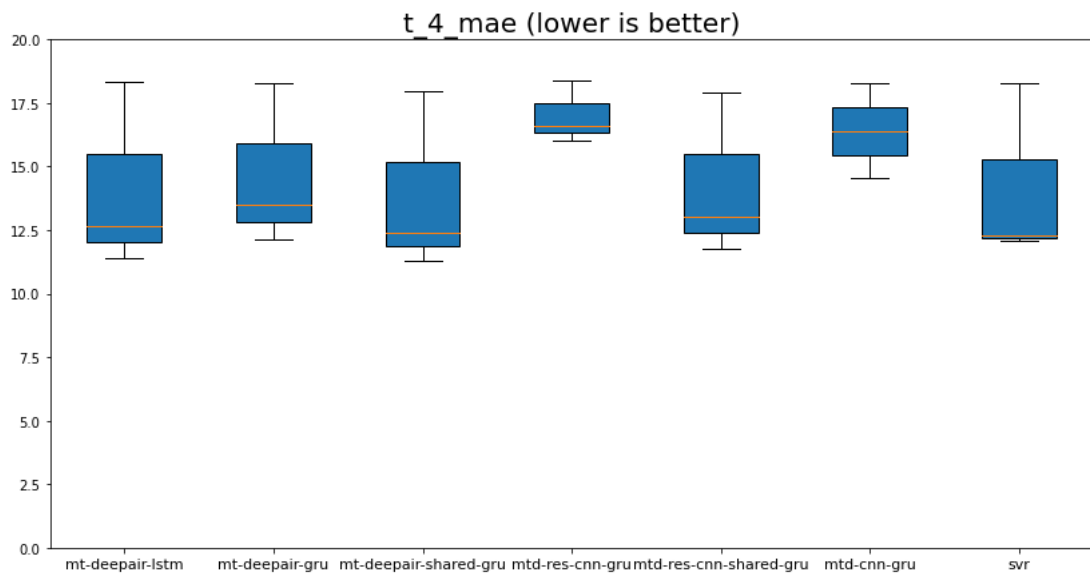
ข.3.3 แผนภูมิกล่องเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายดัชนีคุณภาพอากาศ ใน กรุงเทพมหานคร









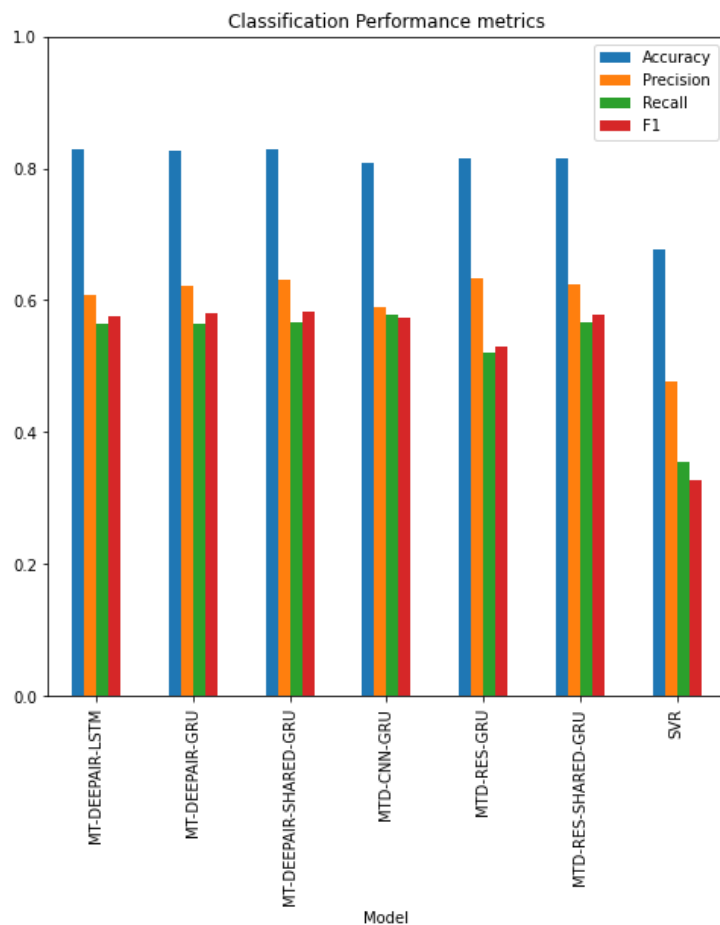


## ภาคผนวก ค

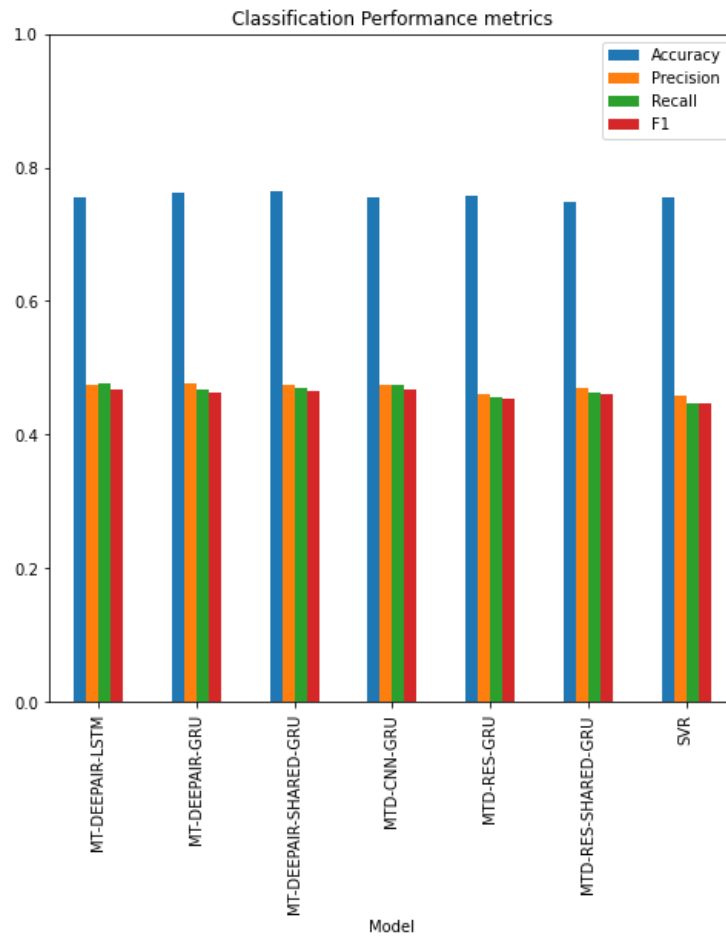
### ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย $PM_{2.5}$ และ $PM_{10}$

ค.1 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน

ค.1.1 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

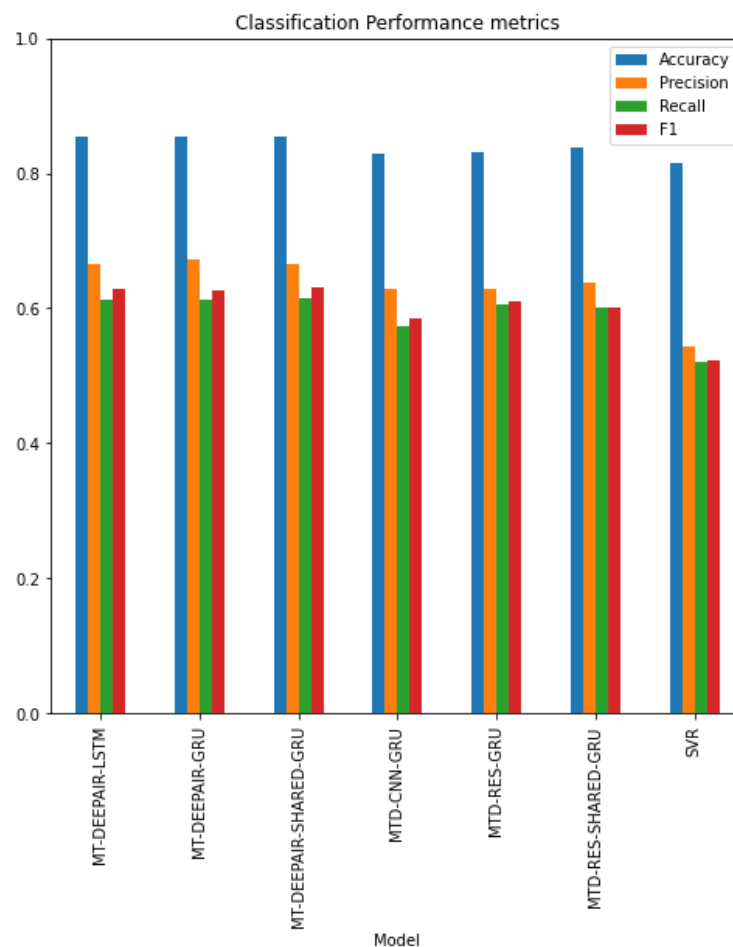


ค.1.2 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

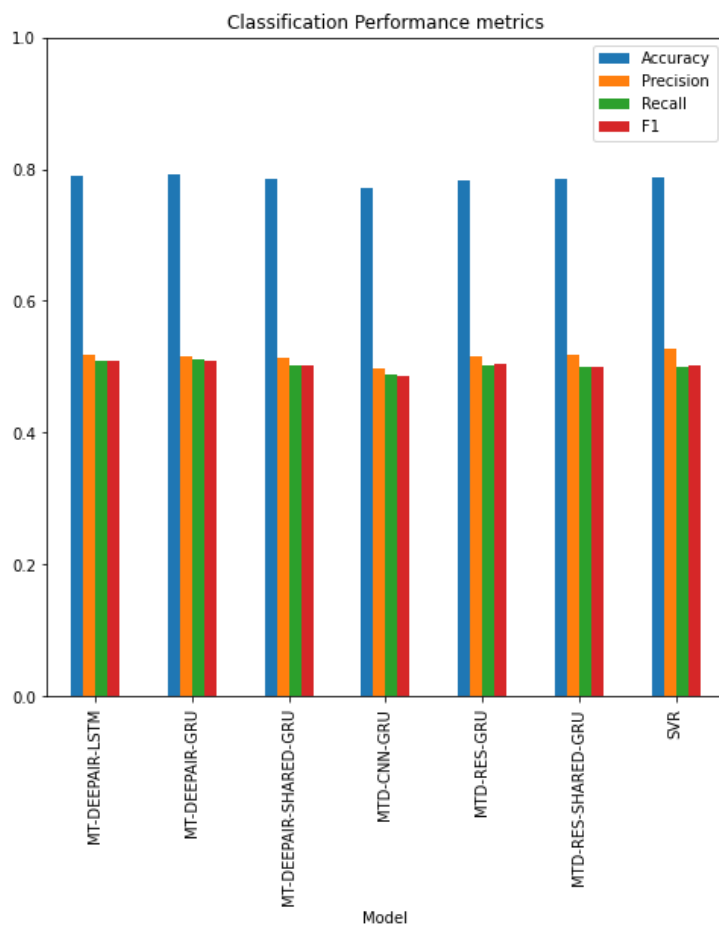


ค.2 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$

ค.2.1 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 1 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทเป ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

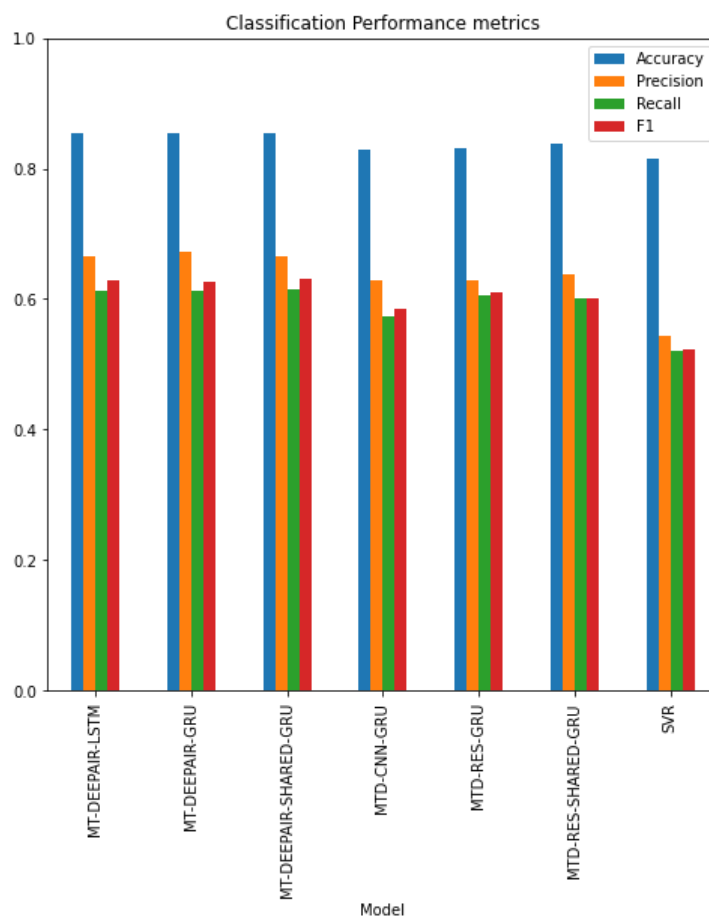


ค.2.2 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในเมืองไทย ประเทศไต้หวัน ซึ่งละทิ้งความเข้มข้นของ  $O_3$  และ  $SO_2$  โดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)

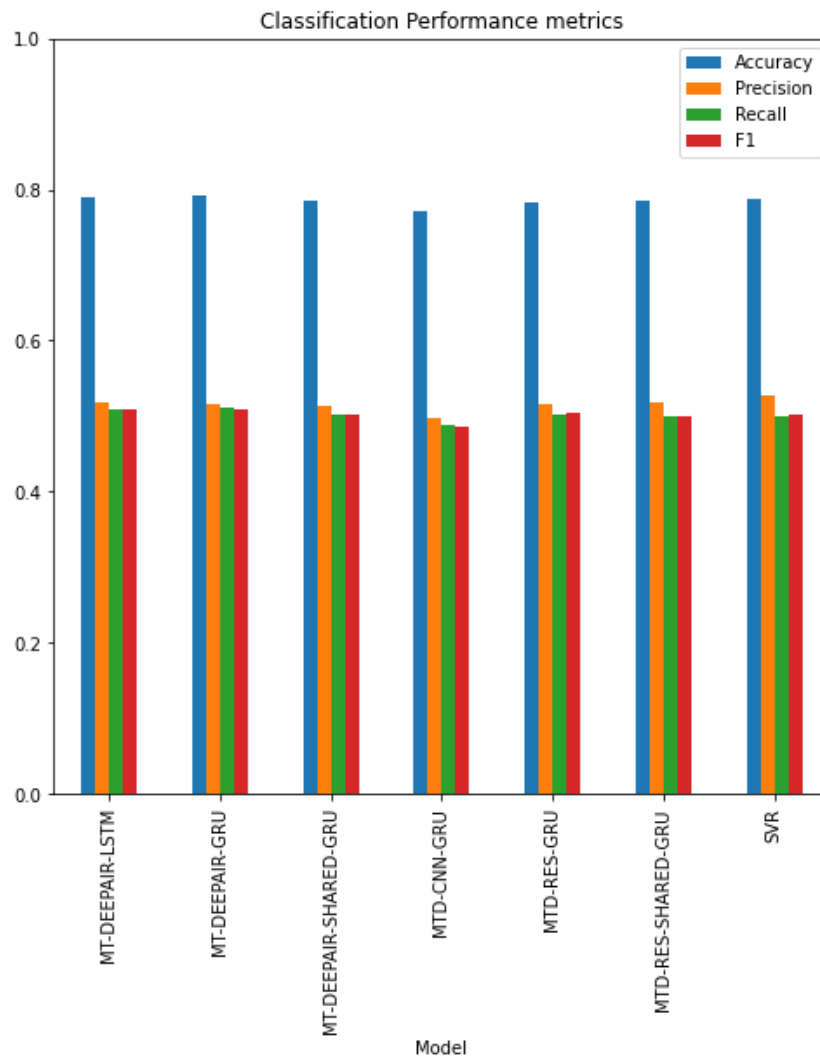


ค.3 ตารางเปรียบเทียบการวัดผลการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานคร

ค.3.1 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในช่วงเวลาที่ 1 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศในกรุงเทพมหานครโดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)



ค.3.2 แผนภูมิแท่งเปรียบเทียบการวัดผลบนการทำนายระดับคุณภาพอากาศ จากค่าดัชนีคุณภาพอากาศที่ได้จากการคำนวณของค่าทำนาย  $PM_{2.5}$  และ  $PM_{10}$  ในชั่วโมงที่ 4 ของอนาคต บนข้อมูลความเข้มข้นของสิ่งปนเปื้อนทางอากาศอากาศในกรุงเทพมหานครโดยใช้ค่าเฉลี่ยมหภาค (Macro Average)





## ประวัติผู้เขียน



นาย ดำรงค์ ตงศิริ

รหัสนิสิต 6033623123

วันเดือนปีเกิด 22 กรกฎาคม 2541

ภูมิลำเนา จังหวัดสกลนคร

กำลังศึกษาในสาขาวิทยาการคอมพิวเตอร์

คณะวิทยาศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย