

การพัฒนาระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศด้วยเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง

Development of IoT-Based Air Quality Monitoring System

จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล¹, ภูมิรินทร์ ทวิชศรี² และ สุภารัตน์ บุตรไชย^{3*}

Jakrapan Nataphunkul¹, Phummarin Thavitchasri² and Suparat Bootchai^{3*}

^{1,3}สาขาวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

^{1,3}Department of Mechatronics Engineering, Faculty of Technical Education, Rajamangala University of Technology Thanyaburi, Thailand

²สาขาเทคโนโลยีไฟฟ้าอุตสาหกรรม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏวไลยอลงกรณ์ ในพระบรมราชูปถัมภ์

²Industrial Electrical Technology, Industrial Technology Faculty, Valaya Alongkorn Rajabhat University under the Royal Patronage, Thailand

*Corresponding Author E-mail: suparat_b@rmutt.ac.th

Received: 6/09/25, Revised: 6/10/25, Accepted: 09/10/25

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพัฒนาระบบตรวจวัดมลพิษทางอากาศด้วยเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT) ที่สามารถใช้งานได้ทั้งภายในและภายนอกอาคาร ระบบประกอบด้วยการตรวจวัดแบบเรียลไทม์ พร้อมหน่วยควบคุมความเร็วลมที่ปรับตามสภาพจริง เพื่อลดความคลาดเคลื่อนในการวัดของเซ็นเซอร์ โดยมีระบบจัดการพลังงานทำหน้าที่กักเก็บพลังงานแบบอัตโนมัติสำหรับใช้งานภายนอกอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ถูกส่งผ่าน Wi-Fi โดยใช้โปรโตคอล MQTT ไปยังแพลตฟอร์มคลาวด์ เพื่อจัดเก็บและแสดงผล ระบบยังประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม Long Short-Term Memory (LSTM) สำหรับพยากรณ์ระดับมลพิษในแบบอนุกรมเวลา พร้อมใช้การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) เพื่อลดจำนวนมิติและเพิ่มความแม่นยำของผลการทดสอบพบว่าเมื่อใช้ PCA 6 องค์ประกอบ (EVR $\approx$ 0.96) แบบจำลองให้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ที่ 5.27% บนชุดทดสอบ ระบบรองรับการเข้าถึงข้อมูลย้อนหลัง และการวิเคราะห์แนวโน้ม และการแจ้งเตือนล่วงหน้า พร้อมรองรับการใช้งานด้านสภาพอากาศภายในห้องและระบบควบคุมอากาศในห้องปฏิบัติการโดยอัตโนมัติ

คำสำคัญ: คุณภาพอากาศ ควบคุมความเร็วลม อินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง

Abstract

This paper presents an Internet of Things (IoT)-based air-quality monitoring system for indoor and outdoor environments. To minimize sensor bias, the system combines real-time sensing with a dynamic air-speed control unit that adjusts fan speed according to the measured wind speed. Continuous outdoor operation is supported by an independent battery-management system (BMS). Sensor data are transmitted over Wi-Fi using the MQTT protocol to a cloud platform for storage and visualization. The system uses an LSTM neural network

to forecast pollutant concentrations as time series, and Principal Component Analysis (PCA) is applied for dimensionality reduction. Using six principal components (cumulative explained variance $\approx$ 0.96), the model achieved a MAPE of 5.27% on the held-out test set. The system supports historical data access, trend analysis, and predictive alerts, and is applicable to indoor air monitoring and automated laboratory air-control systems.

Keywords: Air quality, Wind-speed control, Internet of Things

1. บทนำ

ประเทศไทยกำลังเผชิญกับความแปรปรวนของสภาพอากาศ ทั้งจากอุณหภูมิที่เปลี่ยนแปลงฉับพลัน ปริมาณฝุ่นละอองที่เกินมาตรฐานได้ส่งผลกระทบต่อการใช้ชีวิตประจำวัน เครื่องตรวจวัดคุณภาพอากาศต้นทุนต่ำได้รับความนิยมอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะในพื้นที่เสี่ยงภายในอาคารหรือสถานที่ปิด ซึ่งอาจมีมลพิษสะสมจากกิจกรรมต่าง ๆ เช่น การเชื่อมโลหะ และการใช้สารเคมีในห้องปฏิบัติการ โดยมีการนำเซ็นเซอร์ต้นทุนต่ำมาใช้ในการวัดคุณภาพอากาศ พร้อมเสนอแนวทางการเลือกใช้เทคโนโลยีให้สอดคล้องกับบริบทของผู้พัฒนา [1] และเริ่มมีการพัฒนาแอปพลิเคชันรายงานคุณภาพอากาศผ่านสมาร์ตโฟน [2] และมีการพยากรณ์คุณภาพอากาศด้วยโครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) [3] การประเมินความแม่นยำของเซ็นเซอร์ PM_{2.5} ราคาประหยัด พบว่ายังสามารถใช้งานได้ แม้จะมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย [4] สำหรับประเทศไทย ได้พัฒนาอุปกรณ์ตรวจวัดฝุ่นและศึกษาผลกระทบของคุณภาพอากาศต่อสุขภาพโดยตรง [5-6] และมีการพัฒนาแพลตฟอร์มที่มีความแม่นยำสูงด้วยการเชื่อมต่อคลาวด์และเทคนิคเรียนรู้ของเครื่อง [7-8] พร้อมทั้งได้นำโมเดล LSTM ร่วมกับ Transformer และ PSO มาเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์มลพิษรายชั่วโมงอย่างแม่นยำ [9-10] ในงานวิจัยเหล่านี้ชี้ให้เห็นถึงแนวโน้มที่

สำคัญของการผสานเทคโนโลยี IoT กับการประมวลผลอัจฉริยะเพื่อพัฒนาเครื่องมือตรวจวัดและพยากรณ์มลพิษอย่างมีประสิทธิภาพ

แม้งานวิจัยก่อนหน้านี้จะยืนยันศักยภาพของเซ็นเซอร์ราคาประหยัดและโมเดล LSTM แล้ว แต่ยังขาดการประเมินในสภาพแวดล้อมปิดที่มีการควบคุมการไหลเวียนของอากาศแบบไดนามิก และเทียบกับสถานีภายนอกในพื้นที่จริง งานวิจัยนี้จึงนำเสนอกรณีศึกษามลพิษภายในห้องปฏิบัติการ วิศวกรรมเมคาทรอนิกส์ขนาด 35 ตารางเมตร ลึก 1.75 เมตร ซึ่งเป็นห้องกึ่งใต้ดินที่มีกิจกรรมเชื่อมโลหะ คัดวัสดุใช้น้ำมัน สารหล่อลื่น และการบัดกรี อันเป็นแหล่งกำเนิดมลพิษภายในพื้นที่ปิด ในการพัฒนาระบบตรวจวัด ติดตาม และพยากรณ์ค่ามลพิษทั้งภายในและภายนอกอาคาร โดยออกแบบให้สามารถทำงานร่วมกันได้ในระบบเดียวจำนวนสองหน่วย เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบข้อมูลในสภาพแวดล้อมจริง ระบบดังกล่าวใช้เทคโนโลยีเซ็นเซอร์ร่วมกับไมโครคอนโทรลเลอร์ เชื่อมต่อผ่านระบบอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT) เพื่อประมวลผลและสื่อสารข้อมูลแบบเรียลไทม์พร้อมออกแบบกลไกควบคุมความเร็วลมเพื่อลดอิทธิพลของการไหลของอากาศต่อการตรวจวัด และควบคุมการทำงานของพัดลมระบายอากาศอัตโนมัติเมื่อค่ามลพิษเกินมาตรฐาน ข้อมูลที่ตรวจวัดได้ถูกจัดเก็บแสดงผลผ่านส่วนติดต่อผู้ใช้ และนำไปใช้ในการวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบระหว่างค่ามลพิษภายในและภายนอกอาคาร

ในกระบวนการวิจัยได้นำเสนอถึงการออกแบบระบบ วิธีการทดลอง อภิปรายผลการทดลอง และการเปรียบเทียบอัลกอริทึมที่ใช้ในการพยากรณ์ โดยมุ่งเน้นการประเมินความแม่นยำของแบบจำลองจากข้อมูลจริงที่เกิดจากการวัด โดยใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (Mean Absolute Percentage Error: MAPE) เป็นเกณฑ์วัดประสิทธิภาพของระบบจากข้อมูลในพื้นที่กรณีศึกษา นอกจากนี้ ระบบยังประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short-Term Memory (LSTM) สำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกและพยากรณ์ค่ามลพิษล่วงหน้าในระดับรายชั่วโมง ซึ่ง LSTM เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการข้อมูลจำนวนมากและประมวลผลความสัมพันธ์ตามลำดับเวลาได้อย่างดี [11] อีกทั้งยังมีคุณสมบัติเด่นในการแยกคุณลักษณะของข้อมูล (Feature Extraction) ได้ด้วยตนเอง [12] ส่งผลให้ระบบสามารถพยากรณ์ค่ามลพิษได้อย่างแม่นยำและสนับสนุนการวางแผนปรับปรุงคุณภาพอากาศภายในห้องปฏิบัติการได้อย่างมีประสิทธิภาพ

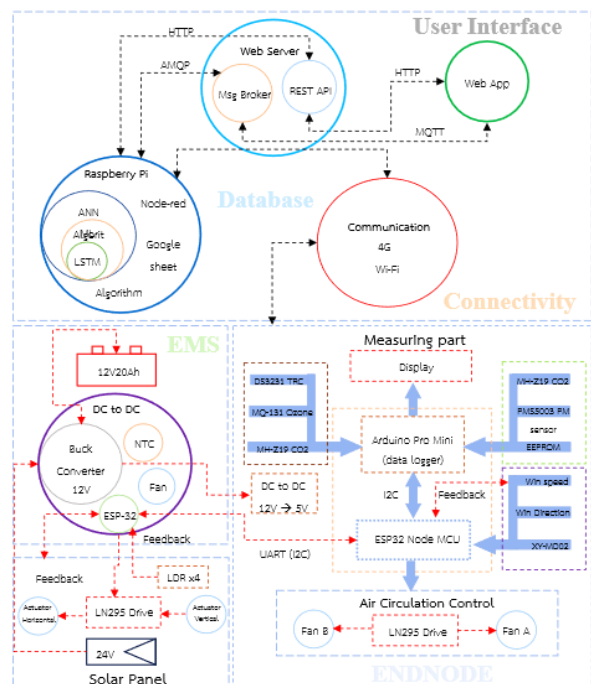
2. หลักการออกแบบและระเบียบวิธีวิจัย

2.1 โครงสร้างและการออกแบบระบบ

ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศในงานวิจัยนี้ประกอบด้วยสถานีตรวจวัด 2 จุด คือ สถานีภายในอาคาร (Indoor Station) และสถานีภายนอกอาคาร (Outdoor Station) โดยใช้เซ็นเซอร์รวม 9 รุ่น สามารถวัดค่าได้ 13 ตัวแปร แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่ กลุ่มเซ็นเซอร์ฝุ่น

ละออง (PMS5003) กลุ่มเซ็นเซอร์ก๊าซมลพิษ (MH-Z19, MQ-131, DGS2-970-500, MP503) และกลุ่มเซ็นเซอร์อุณหภูมิความชื้นสัมพัทธ์ (BME280 วัดความกดอากาศ) โดยเฉพาะสถานีภายนอกมีเซ็นเซอร์ AS10228 สำหรับวัดความเร็วลมและ AS80228 สำหรับวัดทิศทางลมเพิ่มเติม เซ็นเซอร์ทั้งหมดเชื่อมต่อกับไมโครคอนโทรลเลอร์ที่หน่วยปลายทาง (ENDNODE) ผ่านโปรโตคอล UART, I2C และ ADC โดยมีโมดูล Real-Time Clock (RTC) ทำหน้าที่ประทับเวลาให้กับข้อมูลทุก 1 นาที ก่อนส่งข้อมูลผ่าน Wi-Fi และโปรโตคอล MQTT ไปยังแพลตฟอร์มคลาวด์เพื่อการจัดเก็บ แสดงผล และวิเคราะห์ข้อมูลต่อไป

ระบบมีกลไกควบคุมแบบป้อนกลับ (Feedback Control) เพื่อปรับอัตราการไหลของอากาศผ่านเซ็นเซอร์ให้เหมาะสมกับสภาวะจริง โดยสถานีภายนอกใช้ข้อมูลความเร็วลมจากเซ็นเซอร์ AS10228 ปรับความเร็วรอบพัดลมดูดอากาศให้สอดคล้องกับความเร็วลมจริงแบบไดนามิก เพื่อลดอคติ (Bias) จากการเปลี่ยนแปลงของกระแสลม ขณะที่สถานีภายในตั้งค่าจุดควบคุม (Setpoint) ให้อัตราการไหลผ่านเซ็นเซอร์คงที่ไม่น้อยกว่า 2 m/s โดยอาศัยระบบควบคุมดันบวกที่มีอยู่เดิมในห้องปฏิบัติการ เมื่อระดับมลพิษเกินเกณฑ์มาตรฐานที่กำหนด ระบบจะสั่งงานไดรเวอร์มอเตอร์ให้เปิดพัดลมระบายอากาศหรือปรับระบบควบคุมดันบวกโดยอัตโนมัติ นอกจากนี้ ระบบยังมีชุดจัดการพลังงาน (Energy Management System: EMS) ที่ประกอบด้วยแผงโซลาร์เซลล์ แบตเตอรี่ 12V/20Ah และวงจรควบคุมการชาร์จ เพื่อรองรับการทำงานของสถานีภายนอกอย่างต่อเนื่องโดยไม่ต้องพึ่งพาแหล่งจ่ายไฟจากสายไฟฟ้า สาขาศึกษาของระบบแสดงดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 การออกแบบสถาปัตยกรรมระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศ

สถาปัตยกรรมระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศจะประกอบด้วย 4 ชั้นหลัก คือ (1) Sensor Layer - ใช้เซ็นเซอร์สำหรับวัดฝุ่นละออง ก๊าซมลพิษ และสภาพอากาศ (2) Edge Computing Layer - ประมวลผลด้วย ESP32 Node MCU และ Arduino Pro Mini พร้อมระบบควบคุมพัดลมระบายอากาศแบบไดนามิก (3) Communication Layer - ส่งข้อมูลผ่าน MQTT (Wi-Fi/4G) และ AMQP (HTTP) ไปยังคลาวด์ (4) Application Layer - ใช้ Raspberry Pi สำหรับพยากรณ์ด้วย LSTM และแสดงผลผ่าน Web App โดยสถานีภายนอกใช้พลังงานจากแผงโซลาร์เซลล์ร่วมกับแบตเตอรี่ 12V/20Ah สำหรับการทำงานอย่างต่อเนื่อง

2.2 ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศ

ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศในงานวิจัยนี้ใช้เซ็นเซอร์ที่ได้รับการรับรองมาตรฐานทั้งหมดสามารถวัดค่าได้ 13 ตัวแปร แบ่งออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่ กลุ่มเซ็นเซอร์ฝุ่นละออง กลุ่มเซ็นเซอร์ก๊าซมลพิษ และกลุ่มเซ็นเซอร์อุณหภูมิตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 รายละเอียดเซ็นเซอร์ในระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศ

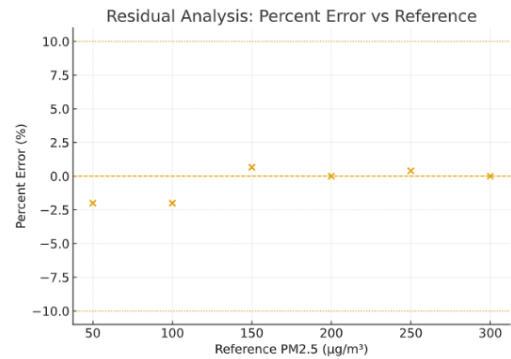
คุณลักษณะข้อมูล	พารามิเตอร์	รุ่น
1. สถานี	Indoor, Outdoor (Unit)	IDA
2. - 4. ฝุ่นละออง	PM _{2.5} /PM ₁₀ /PM _{1.0} (ug/m ³)	PMS5003
5. คาร์บอนไดออกไซด์	CO ₂ (ppm)	MH-Z19
6. โอโซน (Ozone)	O ₃ (ppb)	MQ-131
7. ไนโตรเจนไดออกไซด์	NO ₂ (ppb)	DGS2-970-500
8. สารประกอบอินทรีย์ระเหยง่าย	VOC (ppm)	MP503
9. ความเร็วลม	Wind speed (m/s) **outdoor	AS10228
10. ทิศทางลม	Wind direction (°) **outdoor	AS80228
11. อุณหภูมิ	Temperature (°C)	XY-MD02
12. ความชื้นสัมพัทธ์	Relative humidity (%RH)	
13. ความกดอากาศ	Pressure (hPa)	Bme280

2.2.1 เซ็นเซอร์ฝุ่นละออง

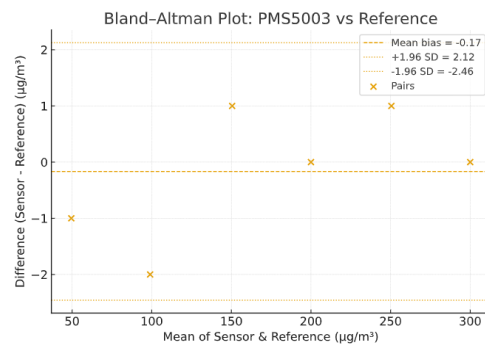
การวัดฝุ่นละอองใช้เซ็นเซอร์ที่ได้รับการรับรองมาตรฐานคือ เซ็นเซอร์ PMS5003 ซึ่งทำงานตามหลักการ laser light scattering สามารถตรวจจับอนุภาคฝุ่นขนาด 0.3-10 µm ด้วยเวลาตอบสนอง 1-3 วินาที โดยมีความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ย $\pm 2\%$ [13] ค่าแรงดันและกระแสที่จ่ายให้เซ็นเซอร์ ที่ 5V ± 0.1 V, 100mA (Max) ความสามารถในการตรวจจับอนุภาคของฝุ่นละอองขนาดเล็กในระดับ PM_{1.0} PM_{2.5} และ PM₁₀ มีอุปกรณ์เชื่อมต่อภายนอกแบบ TTL logic รองรับสัญญาณ 5V สามารถติดต่อผ่านพอร์ตสื่อสารอนุกรม (UART)

ความแม่นยำของเซ็นเซอร์ถูกประเมินโดยเปรียบเทียบกับเครื่องมืออ้างอิงมาตรฐานภายใต้สภาวะควบคุม โดยใช้วิธี Residual Analysis และ Bland-Altman Plot (รูปที่ 2) ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนอยู่ในช่วง $\pm 2\%$ ในช่วงการวัด 50-300 µg/m³ และ Bland-

Altman Plot แสดง mean bias = -0.17 µg/m³ โดย 95% limits of agreement อยู่ที่ ± 2.3 µg/m³ (n=6) ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ยอมรับได้ตาม specification ของผู้ผลิต ผลการประเมินนี้ยืนยันว่าเซ็นเซอร์มีความแม่นยำเพียงพอสำหรับการตรวจวัดคุณภาพอากาศในงานวิจัยนี้



(ก) Residual Analysis



(ข) Bland-Altman Plot

รูปที่ 2 การทดสอบค่าความแม่นยำของเซ็นเซอร์

2.2.2 เซ็นเซอร์ก๊าซมลพิษ

ระบบตรวจวัดก๊าซมลพิษประกอบด้วยเซ็นเซอร์ 4 ชนิด เพื่อครอบคลุมก๊าซมลพิษหลักที่เกิดจากกิจกรรมในห้องปฏิบัติการ เซ็นเซอร์ MH-Z19 สำหรับวัดคาร์บอนไดออกไซด์ (CO₂) ทำงานตามหลักการ NDIR (Non-Dispersive Infrared) โดยใช้แสงอินฟราเรดส่องผ่านตัวอย่างอากาศ โมเลกุล CO₂ จะดูดกลืนแสงที่ความยาวคลื่นจำเพาะ 4.26 µm เซ็นเซอร์วัดความเข้มแสงที่ลดลงเพื่อคำนวณความเข้มข้นของ CO₂ มีช่วงการวัด 0-5,000 ppm และความแม่นยำ ± 50 ppm บวกกับ 5% ของค่าที่วัดได้ เซ็นเซอร์ MQ-131 สำหรับวัดก๊าซโอโซน (O₃) ทำงานตามหลักการเคมีคอนดักเตอร์ ใช้วัสดุ SnO₂ เคลือบบนแผ่นเซรามิก เมื่อสัมผัสกับก๊าซโอโซนความต้านทานไฟฟ้าจะเปลี่ยนแปลง มีช่วงการวัด 10-2,000 ppb และเวลาตอบสนองน้อยกว่า 15 วินาที และเซ็นเซอร์ DGS2-970-500 สำหรับวัดไนโตรเจนไดออกไซด์ (NO₂) ทำงานตามหลักการเซลล์เคมีไฟฟ้า ประกอบด้วยขั้วไฟฟ้า 3 ขั้ว เมื่อก๊าซ NO₂ ทำปฏิกิริยาจะเกิดกระแสไฟฟ้าที่แปรผันตรงกับความเข้มข้น มีช่วงการวัด 0-500 ppb ความแม่นยำ $\pm 15\%$ และเวลาตอบสนองน้อยกว่า 30 วินาที และเซ็นเซอร์ MP503 สำหรับวัดสารประกอบอินทรีย์ระเหยง่าย (VOC) ทำงานตาม

หลักการ Metal Oxide Semiconductor สามารถตรวจจับ VOCs หลายชนิด มีช่วงการวัดประมาณ 1-500 ppm

2.2.3 เซ็นเซอร์อุณหภูมิตัวนิยาม

เซ็นเซอร์กลุ่มอุณหภูมิตัวนิยามประกอบด้วย 5 ตัวแปร ใช้สำหรับสถานีภายนอกอาคารเท่านั้น เซ็นเซอร์ AS10228 สำหรับวัดความเร็วลม มีหน่วยเป็น m/s ทำงานตามหลักการ anemometer มีช่วงการวัด 0-30 m/s และความแม่นยำ ± 0.3 m/s หรือ $\pm 3\%$ เซ็นเซอร์ AS80228 สำหรับวัดทิศทางลม มีหน่วยเป็นองศา (0-360°) ทำงานตามหลักการ wind vane มีความแม่นยำ $\pm 3-5^\circ$ เซ็นเซอร์ XY-MD02 สำหรับวัดทั้งอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์พร้อมกัน โดยการวัดอุณหภูมิใช้หลักการ thermistor มีช่วงการวัด -40 ถึง $+80^\circ\text{C}$ และความแม่นยำ $\pm 0.3^\circ\text{C}$ ส่วนการวัดความชื้นใช้หลักการ capacitive humidity sensor มีช่วงการวัด 0-100% RH และความแม่นยำ $\pm 2\%$ RH เซ็นเซอร์ BME280 สำหรับวัดความกดอากาศ มีหน่วยเป็น hPa ทำงานตามหลักการ piezoresistive pressure sensor มีช่วงการวัด 300-1,100 hPa และความแม่นยำ ± 1 hPa

ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศแบ่งออกเป็น 2 สถานี โดยมีการจัดสรรเซ็นเซอร์ที่แตกต่างกันตามวัตถุประสงค์การใช้งาน สถานีภายในอาคารใช้เซ็นเซอร์ 7 รุ่น ประกอบด้วย PMS5003 สำหรับวัดฝุ่นละอองและเซ็นเซอร์ก๊าซมลพิษครบทั้ง 4 ชนิด รวมถึง DS2321 RTC สำหรับบันทึกประวัติเวลา โดยไม่ติดตั้งเซ็นเซอร์อุณหภูมิตัวนิยาม เนื่องจากสถานีภายในตั้งอยู่ในห้องปฏิบัติการเมคาทรอนิกส์ที่มีลักษณะเป็นชั้นกึ่งใต้ดิน มีขนาดพื้นที่ 35 ตารางเมตร และมีความลึกจากระดับพื้นดิน 1.75 เมตร ซึ่งเป็นพื้นที่ปิดที่มีกิจกรรมการเชื่อมโยง การตัดวัสดุ การใช้น้ำมันและสารหล่อลื่น รวมถึงงานเชื่อมบัดกรี จึงมุ่งเน้นการตรวจวัดมลพิษที่เกิดจากกิจกรรมภายในห้อง โดยเฉพาะก๊าซมลพิษต่าง ๆ ที่สะสมในพื้นที่ปิด สถานีภายในใช้ระบบควบคุมแบบปิดที่มีอยู่เดิมในการควบคุมอัตราการไหลของอากาศผ่านเซ็นเซอร์ให้คงที่ ที่ความเร็วไม่น้อยกว่า 2 m/s

2.3 หลักการทำงานของระบบตรวจวัด

หลักการทำงานของระบบควบคุมการไหลเวียนของอากาศผ่านเซ็นเซอร์ จะใช้การควบคุมแบบป้อนกลับ (close loop) โดยนำค่าไหลเวียนอากาศที่วัดได้จริงจากเซ็นเซอร์ตรวจวัดความเร็วลมจริงมาเป็นจุดกำหนดอัตราเร็วของพัดลมดูดอากาศ ให้ไหลเวียนภายในกล่องควบคุมให้สัมพันธ์กับค่าจริงแบบเรียลไทม์ ดังแสดงในรูปที่ 3, 4 และ 5 โดยสถานีภายนอกอาคารใช้เซ็นเซอร์ประกอบด้วย PMS5003 สำหรับวัดฝุ่นละออง MH-Z19 สำหรับวัด CO_2 และเซ็นเซอร์อุณหภูมิตัวนิยามครบทั้ง 5 ชนิด โดยไม่ติดตั้งเซ็นเซอร์ O_3 , NO_2 และ VOC เนื่องจากสถานีภายนอกตั้งอยู่บนดาดฟ้าอาคารซึ่งเป็นพื้นที่เปิด มีกระแสลมธรรมชาติและมีการเจือจางของมลพิษอย่างต่อเนื่อง จึงมุ่งเน้นการตรวจวัดมลพิษจากภายนอกอาคารและสภาพอากาศที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา โดยเฉพาะความเร็วลมและทิศทางลมที่มีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการควบคุมอัตรา

การไหลของอากาศผ่านเซ็นเซอร์แบบไดนามิก ระบบใช้ข้อมูลความเร็วลมที่วัดได้จริงจากเซ็นเซอร์ AS10228 เพื่อปรับความเร็วพัดลมภายในชุดเซ็นเซอร์ เพื่อให้การวัดมีความแม่นยำและสม่ำเสมอแม้ในสภาวะลมที่แปรปรวน

เซ็นเซอร์ทั้งหมดเชื่อมต่อกับไมโครคอนโทรลเลอร์ที่หน่วยปลายทางผ่านโปรโตคอลการสื่อสารที่เหมาะสม ได้แก่ UART สำหรับ PMS5003 และ MH-Z19, I²C สำหรับ RTC และ BME280, และ ADC สำหรับเซ็นเซอร์ก๊าซแบบอนาล็อก โดยมีโมดูล DS2321 RTC ทำหน้าที่ประทับเวลาให้กับข้อมูลทุก 1 นาที จากนั้นไมโครคอนโทรลเลอร์จะคำนวณค่าเฉลี่ยของข้อมูล แสดงผลผ่านหน้าจอ LCD และส่งข้อมูลผ่าน Wi-Fi โดยใช้โปรโตคอล MQTT ไปยังแพลตฟอร์มคลาวด์ ข้อมูลจะถูกเชื่อมโยงผ่าน REST-API ไปยัง Node-RED เพื่อประมวลผลและจัดการ data flow จากนั้นบันทึกลงฐานข้อมูลสำหรับการพยากรณ์ค่ามลพิษด้วย Raspberry Pi และแสดงผลผ่าน Grafana เพื่อการเข้าถึงข้อมูลโดยทั่วไป

การออกแบบการกระจายเซ็นเซอร์แบบนี้มีเหตุผลทางวิชาการที่ชัดเจน คือ การวัดเฉพาะพารามิเตอร์ที่เกี่ยวข้องและจำเป็นต่อการบริหารของแต่ละสถานี ซึ่งช่วยลดต้นทุนการติดตั้งและบำรุงรักษา ลดการใช้พลังงาน และเพิ่มประสิทธิภาพของระบบโดยรวม ข้อมูลจากทั้งสองสถานีสามารถนำมาเปรียบเทียบเพื่อระบุแหล่งกำเนิดของมลพิษว่ามาจากภายในหรือภายนอกอาคาร ตัวอย่างเช่น หากค่า $\text{PM}_{2.5}$ ภายในสูงกว่าภายนอกอย่างมีนัยสำคัญ แสดงว่ามีแหล่งกำเนิดมลพิษภายในห้องปฏิบัติการ เช่น จากการเชื่อมหรือการตัดวัสดุ ซึ่งต้องเปิดระบบระบายอากาศทันที ในทางตรงกันข้าม หากค่า $\text{PM}_{2.5}$ ภายนอกสูงกว่าภายใน แสดงว่ามลพิษมาจากภายนอก ซึ่งต้องปิดช่องระบายอากาศและเปิดเครื่องกรองอากาศแทน ข้อมูลความเข้มข้นของ VOC จากสถานีภายในสามารถใช้ตรวจวัดการใช้สารเคมี เช่น ทินเนอร์หรือสารหล่อลื่น ซึ่งอาจไม่ก่อให้เกิดฝุ่น แต่เป็นอันตรายต่อสุขภาพ ข้อมูลจากทั้งสองสถานีจึงเสริมกันและให้ภาพรวมที่สมบูรณ์ของคุณภาพอากาศทั้งภายในและภายนอกอาคาร ซึ่งเป็นพื้นฐานสำคัญต่อการพยากรณ์ค่ามลพิษด้วยโครงข่ายประสาทเทียม LSTM และการควบคุมระบบระบายอากาศอัตโนมัติในขั้นตอนถัดไป



รูปที่ 3 การออกแบบระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัด



รูปที่ 4 การติดตั้งโครงสร้างระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัดภายใน



รูปที่ 5 การติดตั้งโครงสร้างระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัดภายนอก

2.4 ระบบบันทึกผลและแสดงผล

สถานีภายนอกอาคารชุดประมวลผลหลัก ESP32 จะรับค่าข้อมูล มาประมวลผลส่งการสัญญาณ PWM ให้กับ L298n ขับเคลื่อนชุดพัดลม ดูดอากาศให้ไหลเวียนตามค่าความเร็วลมที่แท้จริงและเชื่อมต่อกับ สัญญาณ Wi-Fi เพื่อรวบรวมผลการวัดค่าระบบควบคุมความเร็วลมที่ ไหลผ่านระบบเซ็นเซอร์ให้แปรผันตามค่าความเร็วลมที่ตรวจวัดได้จริง เพื่อประมวลข้อมูลเชื่อมโยงไปยังระบบจัดเก็บข้อมูล (Google Sheet) และส่งข้อมูลไปยังคลาวด์ผ่าน MQTT และประมวลผลไปยังระบบ แสดงผลแบบเรียลไทม์ (Node-Red Dashboard) เพื่อการเก็บข้อมูลแบบ อนุกรมเวลา (Time series database) ตัวอุปกรณ์สามารถวัดค่าและส่งค่า ข้อมูลในทุก ๆ 30 วินาที หรือจนกว่าจะมีค่าการเปลี่ยนแปลงแบบ เรียลไทม์ดังแสดงในรูปที่ 7

Wind Speed (V)	wind_speed(m/s)	wind_direction(Direction)
0	0	ทิศตะวันตกเฉียงเหนือเฉียงตะวันตก (WNW) - West-northwest
0	0	ทิศตะวันตกเฉียงเหนือเฉียงตะวันตก (WNW) - West-northwest
0	0	ทิศตะวันตกเฉียงเหนือเฉียงตะวันตก (WNW) - West-northwest
0	0	ทิศตะวันตกเฉียงใต้เฉียงใต้ (WSW) - West-southwest
0	0	ทิศตะวันตกเฉียงใต้เฉียงใต้ (WSW) - West-southwest
0	0	ทิศทางไม่รู้จัก (Unknown)
0	0	ทิศทางไม่รู้จัก (Unknown)
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0.02	0.14	ทิศตะวันออก (E) - East
0.05	0.41	ทิศตะวันออก (E) - East

รูปที่ 6 ระบบบันทึกผล (data base)



รูปที่ 7 ระบบแสดงผลแบบเรียลไทม์

2.5 หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis: PCA) เป็นวิธีการลดมิติของข้อมูลนำเข้าโดยไม่ทำให้ข้อมูลเกิดการสูญหาย โดยนัยสำคัญของข้อมูลประโยชน์ในทางสถิติใช้ในการหาขอบเขต ปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการจัดการนำเข้าข้อมูล PCA ใช้ลดขนาดข้อมูลก่อน การพยากรณ์ด้วยวิธีทางสถิติและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก ซึ่งสามารถ คำนวณได้จากสมการที่ 1

$$T = XP \quad (1)$$

T คือ เมตริกซ์ $m \times k$ เรียกว่า Score Matrix

X คือ เมตริกซ์ $m \times k$ ของข้อมูลดั้งเดิม

P คือ การทรานฟอร์มเมตริกซ์ $n \times k$ เรียกว่า Loading Matrix โดยที่ m คือ ขนาดมิติข้อมูลดั้งเดิม

n คือ จำนวนของแถวในแต่ละ Space

k คือ การลดขนาดมิติของ Principle Component ใน Space

2.6 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (LSTM)

LSTM ถูกพัฒนาจาก RNN ให้มีประสิทธิภาพและเสถียรภาพที่มากขึ้น ใช้หลักการเก็บสถานะของโหนดต่าง ๆ ไว้เพื่อให้ทราบถึงที่มาของข้อมูลเดิม LSTM ฟังก์ชันคอยควบคุมขาเข้าของข้อมูลซึ่งประกอบไปด้วย Forget gate layer ทำหน้าที่คัดกรองขาเข้าข้อมูลใน cell state ประสานข้อมูลในโหนดนั้น ๆ กับโหนดก่อนหน้าด้วย sigmoid function ผลลัพธ์ที่ได้จาก Forget gate จะมีค่าระหว่าง 0 และ 1 ดังสมการที่ 2 Input gate layer ทำหน้าที่รับขาเข้าใหม่บันทึกข้อมูลโหนดแบ่งการทำงานเป็นสองส่วน update cell state รับข้อมูลขาเข้าแล้ว sigmoid function ควบคุมการ update cell state และส่วนที่สองทำหน้าที่สร้าง candidate values

(C_t) ใน state ดังสมการที่ 3 และ 4 Output gate layer ทำหน้าที่ส่งออกข้อมูลโดย sigmoid function ควบคุม cell state ที่จะถูกส่งค่าเข้า tanh function ผ่านค่าข้อมูลขาออกคำนวณค่า output ดังสมการที่ (5)

$$f_t = \sigma(W_f \bullet [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2)$$

$$i_t = \sigma(W_i \bullet [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$C_t = \tanh(W_c \bullet [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (4)$$

$$O_t = \sigma(W_o \bullet [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

f_t คือ Forget gate i_t คือ Input gate

o_t คือ Output gate σ คือ Sigmoid function

$\tanh$ คือ tanh function

h_{t-1} คือ ค่าข้อมูลขาออกของ cell state ก่อนหน้า

x_t คือ ค่าข้อมูลขาเข้าใน cell state ณ เวลา t

C_t คือ ค่า candidate cell state ก่อนหน้า ณ เวลา t

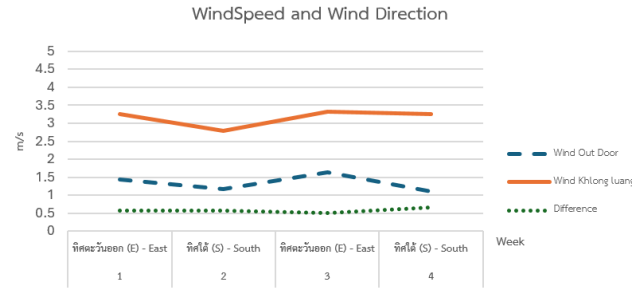
b_f, b_c, b_f, b_o คือ ค่า bias

W_f, W_i, W_c, W_o คือ ค่าน้ำหนักเมตริกซ์

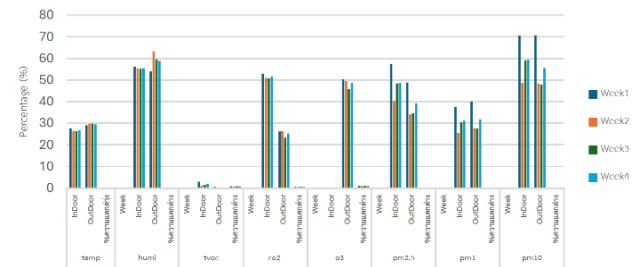
3. อภิปรายค้นหาความสัมพันธ์ของข้อมูล

ผลจากการทดลองระบบตรวจวัดค่าสภาพอากาศและคุณภาพอากาศ แสดงให้เห็นว่าค่าที่วัดได้ภายใน ห้องปฏิบัติการวิศวกรรม เมคคาทรอนิกส์กับภายนอกอาคาร มีผลไปในทิศทางแตกต่างกัน โดยพบว่าค่าอุณหภูมิภายในห้องปฏิบัติการต่ำกว่าภายนอกอาคาร ขณะที่ค่าความชื้นภายในห้องปฏิบัติการมีค่าใกล้เคียงเมื่อเทียบกับภายนอกอาคาร เนื่องจากห้องปฏิบัติการเป็นพื้นที่ปิด มีการใช้งานเครื่องปรับอากาศ และมีนักศึกษาเข้ามาใช้งานอย่างต่อเนื่อง ค่าฝุ่นละออง $PM_{1.0}$ $PM_{2.5}$ PM_{10} ค่า CO_2 และค่า TVOC มีแนวโน้มเพิ่มสูงขึ้นในวันอังคาร วันพุธ และวันพฤหัสบดี ในช่วงเวลา 9.00-12.00 โมง และช่วงเวลา 14.00 -17.00 น. ของทุกวัน ซึ่งเป็นช่วงเวลาที่นักศึกษาเข้ามาใช้งานเครื่องมือ และมีการใช้น้ำมันหล่อลื่น เช่น เครื่องตัดโลหะ เครื่องเจาะโลหะ เครื่องเชื่อมโลหะ และการบัดกรีภายในห้องปฏิบัติการ ทั้งนี้ เมื่อพิจารณาในรายสัปดาห์จะเห็นว่าช่วงวันหยุด เสาร์ และอาทิตย์ ค่าปริมาณสภาพอากาศและคุณภาพอากาศภายในห้องปฏิบัติการมีค่าลดลง

ผลจากการทดลองระบบควบคุมความเร็วที่ไหลผ่านตามความเร็วลมจริง แสดงให้เห็นว่าค่าความเร็วลมที่วัดได้ภายนอกอาคารและค่าความเร็วลมจริง มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งมีผลต่อเซ็นเซอร์ในการใช้วัดค่าฝุ่นละออง $PM_{1.0}$ $PM_{2.5}$ PM_{10} ค่าคาร์บอนไดออกไซด์ (CO_2) ค่าโอโซน (Ozone) ค่า TVOC ค่าอุณหภูมิ และความชื้น อัตราการไหลของอากาศที่เหมาะสมช่วยเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพของการวัดค่า โดยช่วยลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากการกระจายตัวของฝุ่นละออง และสารประกอบอินทรีย์ระเหย รวมถึงลดการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ



รูปที่ 8 ข้อมูลควบคุมความเร็วและทิศทางลมที่ไหลผ่านเซ็นเซอร์



รูปที่ 9 ข้อมูลระบบตรวจวัดภายในห้องปฏิบัติการกับภายนอกอาคาร

4. ผลการทดลองระบบพยากรณ์

การลดจำนวนข้อมูลขาเข้าพิจารณาตามหลักการของ PCA เพื่อป้อนข้อมูลให้กับระบบพยากรณ์ด้วยวิธีทางสถิติและการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึกในการพยากรณ์ให้ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R^2 อยู่ในช่วง 0.6 ถึง 1.0 ผลการวิเคราะห์ด้วย PCA พบว่าสามารถลดจำนวน Component ลง 6 ค่าคิดเป็น 35% ของข้อมูลทั้งหมดดังรูปที่ 3, 4 รวมถึงผลของ Explained Variance Ratio ที่ 0.96 ดังแสดงในรูปที่ 10, 11, 12 โดยที่ให้การพยากรณ์ที่มีค่าความผิดพลาดเมื่อเทียบกับกรณีที่ไม่ใช่ PCA ต่ำกว่า 5% ซึ่งเป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ การทดสอบระบบพยากรณ์แบบต่าง ๆ คำนวณค่า MAPE ตามสมการที่ (6) กับระบบพยากรณ์ที่นำมาวิเคราะห์เปรียบเทียบผลการทดลองดังในตารางที่ 2 แสดงผลค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ของแบบจำลองพยากรณ์ 3 ชนิด โดยเปรียบเทียบกรณีไม่ใช่ PCA (Non-PCA) กับ กรณีใช้ PCA

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{|P'_i - P_i|}{P_i} \right] \% \quad (6)$$

ตารางที่ 2 ระบบพยากรณ์ที่นำมาวิเคราะห์เปรียบเทียบผลการทดลอง

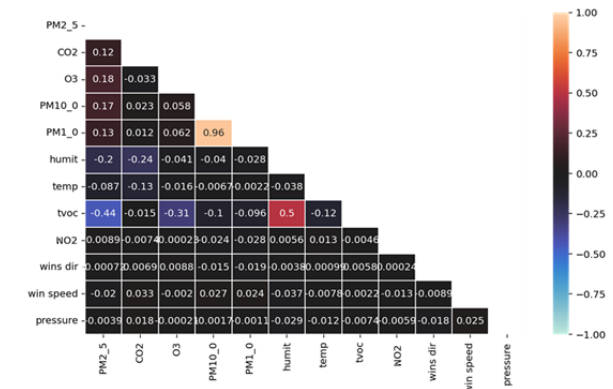
ระบบพยากรณ์	MAPE (%)	
	Non-PCA	PCA
Multiple Linear Regression Model	11.11	8.93
Polynomial Regression Model	10.23	7.38
Long Short-Term Memory Model	10.16	5.27

แบบจำลอง LSTM จะใช้การ tuning parameter โดยอาศัย grid search เพื่อที่จะกำหนด epochs และ batch size ใน hidden layer neuron ผลจากการทดลอง ให้ค่า epochs = 120 รอบ และ hidden layer neuron = 250 และค่า batch size (n) = 15 ให้ค่า optimizer เป็น RMSprop โดย

ข้อมูลคุณภาพอากาศถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ training set 70%, validation set ที่ 10% และ test set 20% ที่ 2880 dataset/day ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ได้สามารถพยากรณ์ค่าความหนาแน่นฝุ่นละออง PM_{2.5} ในอีก 24 ชั่วโมงข้างหน้าได้ ดังแสดงในรูปที่ 10 เป็น Heatmap แสดงค่าการตรวจวัดค่ามลพิษทางอากาศแบบตารางสี่ โดยแต่ละเซลล์แสดงค่าความเข้มข้นของพารามิเตอร์ ซึ่งสามารถแสดงค่าเมทริกซ์ความสัมพันธ์ (Correlation Matrix) ระหว่าง Principal Components (PC1–PC12) หลังจาก PCA ซึ่ง สัมประสิทธิ์การตัดสินใจพบว่า PC1–PC6 มีค่า R² สูงสุด สะท้อนว่าครอบคลุมข้อมูลสำคัญเกือบทั้งหมดที่ประมาณ 96% ของความแปรปรวน จากรูปที่ 11 และ 12 พบว่า PC1 ถูกกำหนดโดยตัวแปร PM_{2.5}, PM₁₀ และ CO₂ เป็นหลัก ส่วน PC2-PC3 สัมพันธ์กับความชื้นและความเร็วลม ขณะที่ PC4-PC6 แทนตัวแปรอุณหภูมิความกดอากาศ และก๊าซมลพิษรอง ส่วน PC7-PC12 อธิบายความแปรปรวน เพียง 4% จึงถูกตัดออก โดยที่ Eigenvectors แกนทิศทางของ PC สัมพันธ์กับข้อมูลดิบสะท้อนว่า ตัวแปร PM และ CO₂ เป็นตัวแปรหลักที่กำหนดทิศทาง PC1 และ PM_{2.5}, CO₂ ความชื้น ความเร็วลม มีผลต่อทั้ง PC1- PC6 การใช้ PCA ร่วมกับ LSTM ช่วยลดมิติข้อมูลเหลือ 6 องค์ประกอบโดยยังคงความแม่นยำในการพยากรณ์

5. สรุปผลการทดลอง

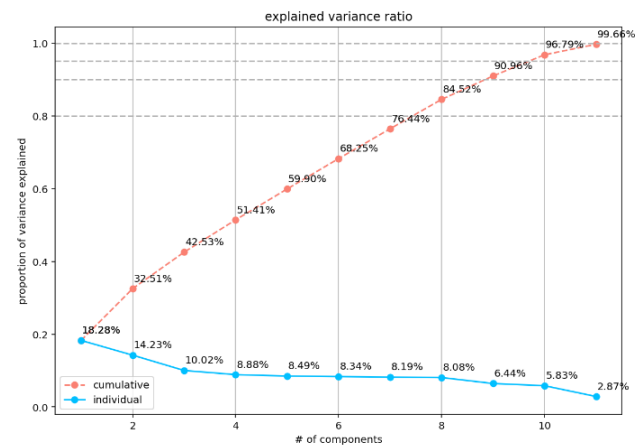
การพยากรณ์ค่ามลพิษภายในห้องปฏิบัติการ โดยกำหนดค่าเฉลี่ยค่ามลพิษฝุ่นแบบเฉลี่ยรายชั่วโมงเปรียบเทียบกับผลที่ได้จากสถานีวัดคุณภาพอากาศทั้ง 2 สถานีพบว่าการลดมิติด้วย PCA ช่วยทุกโมเดลพบว่า PCA ทำหน้าที่คัดเลือกร่องประกอบหลักที่อธิบายความแปรปรวนสูงสุดที่ 96% และตัด Noise ทำให้โมเดลเรียนรู้เฉพาะสัญญาณสำคัญลด Overfitting และเพิ่มความแม่นยำ แม้ในกรณี Non-PCA LSTM มีค่า MAPE ใกล้เคียง Polynomial Regression แต่เมื่อใช้ PCA ความแม่นยำของ LSTM ดีขึ้นมากที่สุด ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.82 ผลการพยากรณ์อนุกรมเวลาของค่ามลพิษฝุ่นพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ลดจาก 10.16% เหลือ 5.27% ผลการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดเข้าใกล้ 5% เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้การผสมผสาน PCA กับ LSTM จึงตอบโจทย์ทั้งความแม่นยำและประสิทธิภาพการประมวลผลตามเป้าหมายของระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศที่พัฒนาขึ้น และงานวิจัยนี้ ได้พัฒนาอุปกรณ์วัดคุณภาพอากาศที่สามารถวัดค่าก๊าซและค่าฝุ่นละอองต่าง ๆ ได้อย่างถูกต้อง โมดูลวัดคุณภาพอากาศจะแสดงผลข้อมูลผ่านหน้าจอแสดงผลของตัวอุปกรณ์และส่งข้อมูลที่วัดได้ขึ้นระบบคลาวด์เพื่อจัดเก็บข้อมูลและประมวลผลแบบเวลาจริง ข้อมูลจะถูกดึงมาแสดงผลแบบกราฟฟิคบนคลาวด์แบบเวลาจริงตามที่ออกแบบไว้



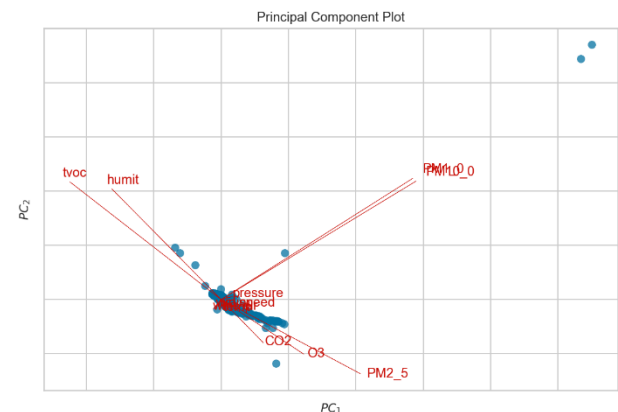
รูปที่ 10 Heatmap ข้อมูลระบบวัดค่ามลพิษทางอากาศ

Variable	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12
PM2.5	0.37470	-0.28970	0.04120	-0.28220	0.07480	0.04320	-0.01840	-0.01510	-0.42370	0.62960	-0.33050	-0.03300
CO2	0.11310	-0.16820	0.67290	-0.03870	-0.19860	0.06590	-0.07830	0.55460	0.32430	0.19830	0.11300	-0.03100
O3	0.22230	-0.21330	0.33090	-0.36130	-0.13400	-0.17780	0.14900	0.62930	0.14390	-0.21750	0.10300	-0.03500
PM10_0	0.52550	0.46330	0.07000	-0.04980	0.02290	0.01170	0.02690	0.02300	-0.38500	-0.01710	-0.01750	-0.70830
PM1_0	0.51680	0.47430	0.00000	-0.04530	0.01620	0.01180	0.05280	0.03950	-0.36500	0.02370	0.02370	-0.70430
humid	-0.29430	0.43210	-0.18740	-0.32670	-0.21220	-0.02500	-0.05600	-0.06100	-0.05100	0.51780	0.50750	0.05570
temp	-0.00520	-0.03950	-0.53800	0.58640	-0.27280	-0.00400	-0.06000	0.08300	0.14470	0.12330	-0.09260	-0.03800
tvoc	-0.04130	-0.40600	-0.22230	0.04700	-0.00590	0.00000	0.00000	0.14470	0.13300	-0.72900	0.00000	0.00000
NO2	0.00990	-0.02510	0.13790	0.29730	0.55960	0.09160	0.37060	0.65580	-0.01710	0.05150	0.00460	0.00050
wins dir	-0.02070	-0.03650	-0.08480	-0.09190	-0.23620	0.81600	0.50100	-0.13000	0.02230	0.00000	0.00000	0.00000
win speed	-0.01420	-0.02460	-0.00170	-0.20100	-0.51770	0.50500	0.60510	0.25960	-0.04490	0.00230	0.01010	-0.00220
pressure	0.02930	0.01120	0.18820	0.42280	0.25190	-0.23400	0.44340	-0.67330	-0.10990	0.08300	0.03300	-0.02600

รูปที่ 11 ค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ R² (Correlation Matrix)



รูปที่ 12 Scree plot Explained Variance Ratio (CP=6)



รูปที่ 13 Bi-Plot Eigenvectors Vector

เอกสารอ้างอิง

- [1] L. Morawska, P. K. Thai, X. Liu, A. Asumadu-Sakyi, and G. Ayoko, "Applications of low-cost sensing technologies for air quality monitoring and exposure assessment: How far have they gone?," **Environ. Int.**, vol. 116, pp. 286–299, 2018.
- [2] P. Acosta-Vargas, R. Zalakeviciute, S. Luján-Mora, and W. Hernández, "Accessibility evaluation of mobile applications for monitoring air quality," in **Proc. Inf. Technol. Syst. (ICITS)**, A. Rocha, C. Ferrás, and M. Paredes, Eds., Cham: Springer, 2019, **Adv. Intell. Syst. Comput.**, vol. 918, pp. 638–648, doi: 10.1007/978-3-030-11890-7_61.
- [3] K. V. Sharma and P. Jain, "Deep learning approach for prediction of air quality index in Delhi," **Air Qual. Atmos. Health**, vol. 13, no. 10, pp. 1237–1247, 2020, doi: 10.1007/s11869-020-00872-8.
- [4] J. Jo, B. Jo, J. Kim, S. Kim, and W. Han, "Development of an IoT-based indoor air quality monitoring platform," **J. Sens.**, 2020, Art. no. 8749764, doi: 10.1155/2020/8749764.
- [5] P. Chirdsiri et al., "The study of indoor air quality effect on the sick building syndrome of photocopier operators," **Princess Naradhiwas Univ. J.**, vol. 9, no. 3, pp. 106–120, 2017.
- [6] M. Eriyadi, D. Notosudjono, H. Setiana, and M. A. A. A. Yakin, "Low-cost mobile air quality monitoring based on internet of things for factory area," **Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.**, vol. 32, no. 1, pp. 545–554, Oct. 2023, doi: 10.11591/ijeecs.v32.i1.pp545-554.
- [7] N. Zimmerman et al., "A machine learning calibration model using random forests for low-cost air quality sensors," **ACS Sens.**, vol. 3, no. 12, pp. 2277–2286, Dec. 2018, doi: 10.1021/acssensors.8b00781.
- [8] L. Zhang, J. Li, X. Wang, and Y. Zhao, "A distributed air quality monitoring system using wireless sensor networks and machine learning," **IEEE Sens. J.**, vol. 22, no. 9, pp. 8921–8930, May 2022, doi: 10.1109/JSEN.2022.3165432.
- [9] H. Yan, H. Zhang, and Y. Liu, "PM_{2.5} prediction based on attention mechanism and bidirectional LSTM," **Atmos. Pollut. Res.**, vol. 14, no. 3, p. 101733, 2023, doi: 10.1016/j.apr.2023.101733.
- [10] T. Ma et al., "DeepAir: Deep learning for air quality prediction with real-time data," in **Proc. 27th ACM SIGSPATIAL Int. Conf. Adv. Geogr. Inf. Syst.**, 2019, pp. 369–372, doi: 10.1145/3356995.3364478.
- [11] X. Li et al., "Long short-term memory neural network for air pollutant concentration predictions: Method development and evaluation," **Environ. Pollut.**, vol. 231, pp. 997–1004, 2017, doi: 10.1016/j.envpol.2017.08.082.
- [12] Y. Tsai, Y. Zeng, and Y. Chang, "Air pollution forecasting using RNN with LSTM," in **Proc. IEEE 16th Int. Conf. Dependable, Autonomic and Secure Comput. (DASC)**, Aug. 2018, pp. 864–869, doi:10.1109/DASC/PiCom/DataCom/CyberSciTec.2018.00145.
- [13] Shenzhen Plantower Co., Ltd., **PMS5003 Series Data Manual**, ver. 2.3, written by Zhou Yong; verified by Zheng Haoxin, Jun. 1, 2016.