

การพัฒนาระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศด้วยเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง

Development of IoT-Based Air Quality Monitoring System

จักรพันธ์ นันทพันธุ์กุล¹ ภูมิรินทร์ ทวีศรี² และ สุภารัตน์ บุตรไชย^{3*}

^{1,3}สาขาวิชาวิศวกรรมเมคาทรอนิกส์ คณะครุศาสตร์อุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลธัญบุรี

อำเภอธัญบุรี จังหวัดปทุมธานี jakrapan_n@rmutt.ac.th, suparat_b@rmutt.ac.th*

²สาขาเทคโนโลยีไฟฟ้าอุตสาหกรรม คณะเทคโนโลยีอุตสาหกรรม มหาวิทยาลัยราชภัฏวไลยอลงกรณ์ ในพระบรมราชูปถัมภ์

อำเภอคลองหลวง จังหวัดปทุมธานี E-mail: thphummarin@vru.ac.th

บทคัดย่อ

บทความนี้นำเสนอการพัฒนาระบบตรวจวัดมลพิษทางอากาศด้วยเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT) ที่สามารถใช้งานได้ทั้งภายในและภายนอกอาคาร ระบบประกอบด้วยการตรวจวัดแบบเรียลไทม์ พร้อมหน่วยควบคุมความเร็วลมที่ปรับตามสภาพจริง เพื่อลดความคลาดเคลื่อนของเซ็นเซอร์ โดยมีระบบจัดการพลังงานทำหน้าที่กักเก็บพลังงานแบบอัตโนมัติสำหรับใช้งานภายนอกอย่างต่อเนื่อง ข้อมูลจากเซ็นเซอร์ถูกส่งผ่าน Wi-Fi โดยใช้โปรโตคอล MQTT ไปยังแพลตฟอร์มคลาวด์ เพื่อจัดเก็บและแสดงผล ระบบยังประยุกต์ใช้โครงข่ายประสาทเทียม LSTM สำหรับพยากรณ์ค่าฝุ่น PM2.5 แบบอนุกรมเวลา พร้อมใช้ PCA เพื่อลดมิติข้อมูลและเพิ่มความแม่นยำ โดยได้ค่า MAPE เท่ากับ 5.27% ระบบรองรับการเข้าถึงข้อมูลย้อนหลัง การวิเคราะห์แนวโน้ม และการแจ้งเตือนล่วงหน้า พร้อมรองรับการใช้งานด้านสภาพอากาศภายในห้องและระบบควบคุมอากาศในห้องปฏิบัติการแบบอัตโนมัติ

คำสำคัญ: คุณภาพอากาศ ควบคุมความเร็วลม อินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง

Abstract

The creation of an Internet of Things-based air pollution monitoring system for indoor and outdoor settings is presented in this paper. In order to minimize sensor deviation, the system incorporates real-time sensing with a dynamic airspeed control unit that modifies fan speed in response to actual wind flow. Continuous outdoor operation is guaranteed by an independent BMS power storage module. Microcontrollers are used to gather environmental data, which is then transmitted via Wi-Fi and stored on a cloud platform via the MQTT protocol. Additionally, the system uses Long Short-Term Memory (LSTM) neural networks to forecast PM2.5 concentrations over time. Principal Component Analysis (PCA) is used for dimensionality reduction in order to improve accuracy. A Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 5.27% was attained by the model. The system

provides trend analysis, forecast alarms, and access to historical data for the system supports historical data access, trend analysis, and predictive alerts for proactive air quality management, and it can be extended to meteorological and automated laboratory applications.

Keywords: Air pollution, Wind Speed Control, Internet of Things

1. บทนำ

ประเทศไทยกำลังเผชิญกับความแปรปรวนของสภาพอากาศ ทั้งจากอุณหภูมิที่เปลี่ยนแปลงฉับพลัน ปริมาณฝุ่นละอองที่เกินมาตรฐาน ได้ส่งผลกระทบต่อการดำเนินชีวิตประจำวัน และสุขภาพในระยะยาว และในช่วงทศวรรษที่ผ่านมา การตรวจวัดคุณภาพอากาศด้วยเทคโนโลยีต้นทุนต่ำได้รับความนิยมอย่างกว้างขวาง โดยเฉพาะในพื้นที่เสี่ยงภายในอาคารหรือสถานที่ปิด ซึ่งอาจมีมลพิษสะสมจากกิจกรรมต่าง ๆ เช่น การเชื่อมโลหะ หรือการใช้สารเคมีในห้องปฏิบัติการ ในปี 2018 Morawska และคณะ [1] ได้นำเซ็นเซอร์ต้นทุนต่ำมาประยุกต์ใช้ในการวัดคุณภาพอากาศ พร้อมเสนอแนวทางการเลือกใช้เทคโนโลยีให้สอดคล้องกับบริบทของผู้พัฒนา ขณะที่ Patricia และคณะ [2] พัฒนาแอปพลิเคชันรายงานคุณภาพอากาศผ่านสมาร์ตโฟนจากแหล่งข้อมูลหลากหลาย ด้านการพยากรณ์คุณภาพอากาศ Mohit และคณะ [3] ใช้โครงข่าย LSTM ทำนายค่าดัชนีอากาศล่วงหน้าอย่างแม่นยำ ส่วน Jiayu และคณะ [4] ประเมินความแม่นยำของเซ็นเซอร์ PM2.5 ราคาประหยัด พบว่ายังสามารถใช้งานจริงได้ แม้จะมีความคลาดเคลื่อนเล็กน้อย สำหรับประเทศไทย Chirdsiri และคณะ และ Orawan และคณะ [5] ได้พัฒนาอุปกรณ์ตรวจวัดฝุ่นและศึกษาผลกระทบของคุณภาพอากาศต่อสุขภาพโดยตรง และล่าสุด Hayward และคณะ [7] และ Johnson & Woodward [8] ได้พัฒนาแพลตฟอร์มที่มีความแม่นยำสูงด้วยการเชื่อมต่อคลาวด์และเทคนิคเรียนรู้ของเครื่อง พร้อมทั้ง Liu และคณะ [9] และ Zhao และคณะ [10] ได้นำโมเดล LSTM ร่วมกับ Transformer และ PSO มาเพิ่มประสิทธิภาพในการพยากรณ์มลพิษรายชั่วโมงอย่างแม่นยำ ในงานวิจัยเหล่านี้ชี้ให้เห็นถึงแนวโน้มที่สำคัญของการผสมผสานเทคโนโลยี IoT กับการประมวลผลอัจฉริยะเพื่อพัฒนาเครื่องมือตรวจวัดและพยากรณ์มลพิษอย่างมีประสิทธิภาพ

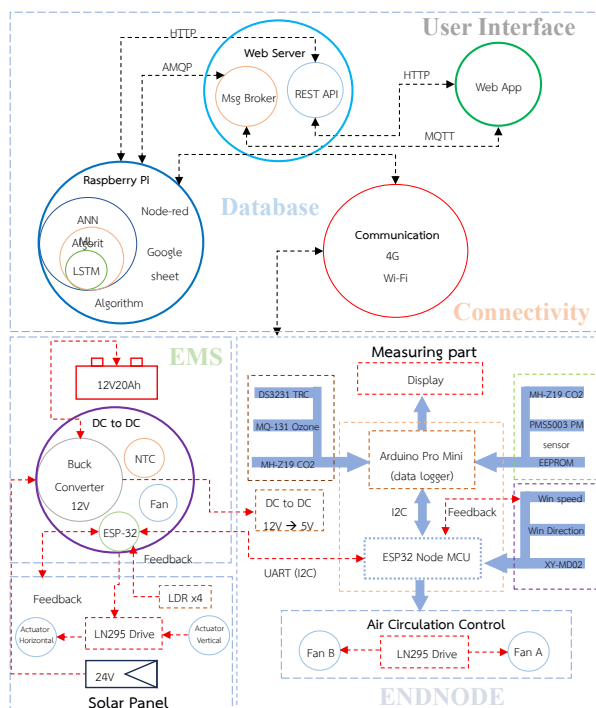
*ผู้ประพันธ์บรรณกิจ

ในบทความนี้จึงได้นำเสนอปัญหาและผลที่เกิดขึ้นจากการปฏิบัติงานภายในห้องปฏิบัติการโครงการวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์ที่มีลักษณะเป็นชั้นกึ่งอัตโนมัติ ที่มีกิจกรรม การเชื่อมโลหะ ตัดวัสดุ มีการใช้น้ำมัน สารหล่อลื่น รวมถึงงานเชื่อมบัดกรีภายในห้อง ซึ่งเป็นพื้นที่ปิด ก่อให้เกิดมลพิษภายในห้อง ดังนั้นการพัฒนาเครื่องมือที่สามารถตรวจวัด ติดตาม และประเมินได้อย่างแม่นยำ ทั้งภายในและภายนอกอาคาร เพื่อศึกษานำข้อมูลมาวิเคราะห์เปรียบเทียบค่ามลพิษในสภาพแวดล้อมจริง ใช้ข้อมูลมาวางแผนการทำงานห้องปฏิบัติการได้ ปรับปรุงคุณภาพอากาศโดยระบบควบคุมแบบอัตโนมัติ และนำข้อมูลมาพยากรณ์ค่ามลพิษและแจ้งเตือนในระหว่างการใช้งานห้องปฏิบัติการได้ คาดหวังว่าจะช่วยให้ผู้ปฏิบัติงานในห้อง สามารถเข้าถึงข้อมูลที่ตรวจวัดได้จริง เพื่อนำไปใช้กำหนดกิจกรรม และปรับลดแหล่งกำเนิดของมลพิษภายในห้องปฏิบัติการได้ ระบบที่พัฒนาขึ้นได้นำเทคโนโลยีด้านเซนเซอร์ กับไมโครคอนโทรลเลอร์มาประมวลผล และเชื่อมต่อข้อมูลผ่านระบบอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง มีการพัฒนาระบบควบคุมความเร็วลมในส่วนการวัดค่ามลพิษ เพื่อลดอิทธิพลของการไหลของอากาศต่อเซนเซอร์ ให้สอดคล้องกับค่าความเร็วลมที่ตรวจวัดได้จริง ปรับใช้ควบคุมพัดลมระบายอากาศ เมื่อพบค่ามลพิษทั้งจากข้างในและนอกอาคารเกินกว่าค่ามาตรฐาน ออกแบบให้สามารถเก็บรวบรวมข้อมูลสำคัญ และแสดงผลผ่านส่วนแสดงผลที่ผู้ใช้สามารถเข้าถึงและใช้งานได้อย่างสะดวก นอกจากนี้ยังได้นำเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก (Deep Learning Algorithm) เนื่องจากข้อมูลค่ามลพิษมีลักษณะเป็นลำดับเวลา จึงเหมาะสำหรับการใช้โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Long Short Term Memory (LSTM) ซึ่งสามารถจัดการกับข้อมูลที่มีความสัมพันธ์ตามลำดับเวลาได้ดี LSTM เป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิภาพ สามารถทำงานได้ดีกับข้อมูลจำนวนมากมีการประมวลผลข้อมูลที่รวดเร็ว [11] และเทคนิคนี้ยังมีความสมบัติเด่น คือ สามารถทำการแยกคุณลักษณะของข้อมูล (Feature Extraction) ได้ด้วยตัวเอง [12] จึงเหมาะสมสำหรับการนำไปใช้ในแบบจำลองที่เป็นอนุกรมเวลา (Time Series Forecasting) เพื่อพยากรณ์มลพิษล่วงหน้า แบบรายชั่วโมง เปรียบเทียบผลการพยากรณ์กับค่าที่วัดได้ การออกแบบและพัฒนาระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศภายในและภายนอกอาคารรวม 2 หน่วย 1 ระบบ โดยได้กล่าวถึงวิธีการทดลอง อภิปรายผลการทดลองและการเปรียบเทียบอัลกอริทึมที่ใช้ในการพยากรณ์ มุ่งเน้นเรื่องความแม่นยำในการพยากรณ์จากข้อมูลจริงที่เกิดจากการวัด ใช้ค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ (MAPE) ในการประเมินความแม่นยำของระบบจากข้อมูลจริงในพื้นที่ศึกษา

2. หลักการและทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 โครงสร้างและการออกแบบระบบ

ข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์จะอยู่ในรูปของสัญญาณไฟฟ้าโดยอุปกรณ์ตรวจวัดและประมวลผลจะทำการนำจัดการเก็บข้อมูลเพื่อนำข้อมูลจากการตรวจวัดมาประมวลผล เพื่อใช้ประกอบการตัดสินใจ [4] ผ่านแพลตฟอร์มคลาวด์ ระบบประกอบด้วยอุปกรณ์เซ็นเซอร์ดังรูปที่ 1

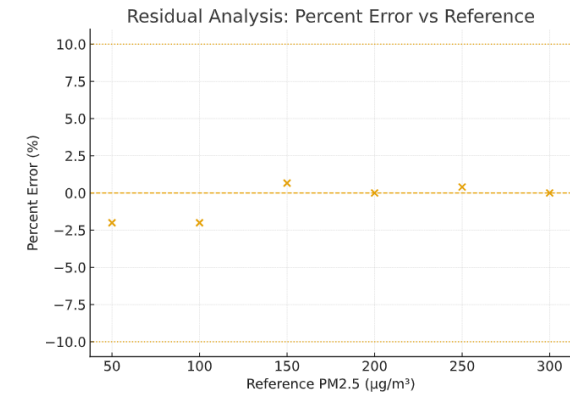


รูปที่ 1 การออกแบบโครงสร้างระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัด

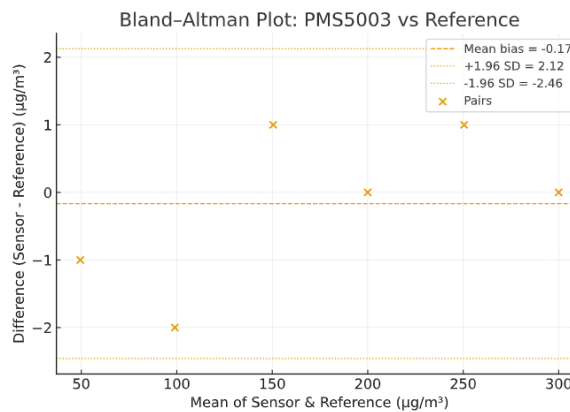
2.2 ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศ

ระบบตรวจวัดคุณภาพอากาศด้วยเซ็นเซอร์ราคาประหยัดโดยก่อนนำเซ็นเซอร์มาใช้งานได้ทำการสอบเทียบกับเครื่องมาตรฐานอ้างอิงผลการทดสอบผู้ผลิตกำหนด โดยใช้หลักการทำงานของเลเซอร์ทางแสงจะตรวจจับอนุภาคแขวนลอยผ่านอนุภาคของฝุ่นละออง การกระเจิงทางแสงเมื่อเกิดการกระทบกับฝุ่นที่มีพลาสมขนาดเล็กดูดเอาอากาศเข้ามาในอุปกรณ์เซ็นเซอร์มีความละเอียดสูงตอบสนองต่อฝุ่นขนาด 0.3-10 ไมโครเมตรที่มีความเร็วสูง 1-3 วินาที พบว่าค่าความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยอยู่ในช่วง $\pm 2\%$ ซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้สำหรับการใช้งานเชิงวิจัยรูปที่ 2 การสอบเทียบจะใช้เซ็นเซอร์ตัวมาตรฐานทำการวัดค่าฝุ่น และนำค่าที่ได้จากตัวมาตรฐานมาเปรียบเทียบกับตัวที่ต้องการสอบเทียบ แรงดันและกระแสที่จ่ายให้เซ็นเซอร์เพื่อทำการสอบเทียบ $5V \pm 0.1V$, $100mA$ (Max) ความสามารถในการตรวจจับอนุภาคของฝุ่นละอองขนาดเล็กในระดับ PM1 PM2.5 และ PM10 มีอุปกรณ์เชื่อมต่อภายนอกแบบ TTL logic รองรับสัญญาณ 5V สามารถติดต่อผ่านพอร์มสื่อสารอนุกรม (UART)

ทำการติดตั้งเซ็นเซอร์ทั้งหมดเพื่อประมวลค่าพารามิเตอร์ดังตารางที่ 1 จากการตรวจวัดค่าจริงโดยกำหนดให้มีการควบคุมความเร็วของอากาศที่ไหลผ่านที่ระดับต่ำสุดที่ระดับ 2 เมตรต่อวินาที ผ่านชุดเซ็นเซอร์วัดมลพิษทางอากาศที่พัฒนาขึ้นส่งข้อมูลผ่านชุดไมโครคอนโทรลเลอร์เป็นค่าเฉลี่ยทุกๆ 1 นาทีแสดงผลหน้าจอ (LCD) เชื่อมโยงกับฐานข้อมูลคลาวด์ การบันทึกเวลามีการกำหนดฐานเวลาจาก RCT และเชื่อมโยงข้อมูลผ่าน REST-API ไปยัง NODE-RED บันทึกค่าลงฐานข้อมูลเพื่อการพยากรณ์ค่ามลพิษผ่าน Raspberry Pi และแสดงผลผ่าน Grafana เพื่อการเข้าถึงข้อมูลโดยทั่วไปดังแสดงในรูปที่ 1



(ก) Residual Analysis



(ข) Bland-Altman Plot

รูปที่ 2 การทดสอบค่าความแม่นยำของเซ็นเซอร์

ตารางที่ 1 องค์ประกอบของชุดเซ็นเซอร์อุปกรณ์ตรวจวัด

คุณลักษณะข้อมูล	ตัวแปร	หน่วย
สถานที่	Indoor, Outdoor	Unit
ฝุ่นละออง	PM _{2.5} , PM ₁₀ , PM _{1.0}	µg/m ³
คาร์บอนไดออกไซด์	CO ₂	ppm
ก๊าซโอโซน (Ozone)	O ₃	ppb
ไนโตรเจนไดออกไซด์	NO ₂	ppb
ก๊าซ (VOC)	VOC	ppm
ความเร็วลม	Wind speed	m/s
ทิศทางลม	Wind direction	degrees
อุณหภูมิ	Temperature	°C
ความชื้นสัมพัทธ์	Relative humidity	%RH
ความกดอากาศ	Pressure	mmHg

2.3 หลักการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA)

การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis : PCA) เป็นวิธีการลดมิติของข้อมูลนำเข้าโดยไม่ทำให้ข้อมูลเกิดการสูญหาย โดยนัยสำคัญของข้อมูลประโยชน์ในทางสถิติใช้ในการหาขอบเขตปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการจัดการนำเข้าข้อมูล PCA ใช้ลดขนาดข้อมูลก่อนการพยากรณ์ด้วยวิธีทางสถิติที่และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงลึก ซึ่งสามารถคำนวณได้จากสมการที่ 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

2.4 โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (LSTM)

โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (LSTM) ถูกพัฒนาจาก RNN ให้มีประสิทธิภาพและเสถียรภาพที่มากขึ้น ใช้หลักการเก็บสถานะของโหนดต่างๆไว้เพื่อให้ทราบถึงที่มาของข้อมูลเดิม LSTM ฟังก์ชันคอยควบคุมขาเข้าของข้อมูลซึ่งประกอบไปด้วย Forget gate layer ทำหน้าที่คัดกรองขาเข้าข้อมูลใน cell state ประสานข้อมูลในโหนดนั้นๆกับโหนดก่อนหน้าด้วย 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_i) 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

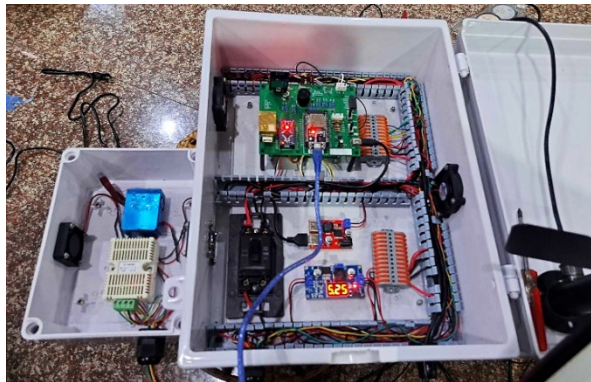
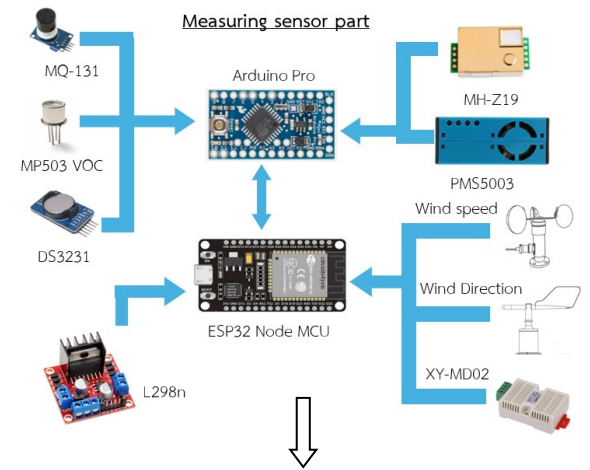
C_t คือ ค่า candidate cell state ก่อนหน้า ณ เวลา t

b_i, b_c, b_f, b_o คือ ค่า bias

W_f, W_i, W_c, W_o คือ ค่าน้ำหนักเมตริกซ์

2.5 ระบบควบคุมการไหลเวียนอากาศ

หลักการทำงานของระบบควบคุมการไหลเวียนของอากาศผ่านเซ็นเซอร์ จะใช้การควบคุมแบบป้อนกลับ (close loop) โดยนำค่าไหลเวียนอากาศที่วัดได้จริงจาก เซ็นเซอร์ตรวจจับความเร็วลมจริงมาเป็นจุดกำหนดอัตราเร็วของพัดลมดูดอากาศให้ไหลเวียนภายในกล่องควบคุมให้สัมพันธ์กับค่าจริงแบบเรียลไทม์ดังแสดงในรูปที่ 3



รูปที่ 3 การออกแบบระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัด



รูปที่ 4 การติดตั้งโครงสร้างระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัดภายใน

การทำงานของไมโครคอนโทรลเลอร์ (Arduino Pro Mini) เป็นตัวควบคุมการทำงานของอุปกรณ์ตรวจวัดค่าคุณภาพอากาศประกอบไปด้วย เซนเซอร์ TVOC (MP503), CO₂ (MH-Z19), PM (PMS5003), Ozone (MQ-131) และ TRC (DS3231) เพื่อเก็บค่าข้อมูลบันทึกผลแบบอัตโนมัติ ทุก 30 วินาที หรือจนกว่าจะมีค่าการเปลี่ยนแปลง โดยส่งข้อมูลการวัดค่า ผ่านการสื่อสารด้วย I2C ไปยังบอร์ดประมวลผลหลัก (ESP32 Node MCU) เชื่อมต่อกับสัญญาณ Wi-Fi เพื่อรวบรวมผลการวัดค่าสภาพอากาศ

และคุณภาพอากาศประกอบไปด้วยเซนเซอร์ Temperature and Humidity (XY-MD02), Wind speed, Wind Direction และ Motor Drive Module (L298n) ซึ่งการส่งข้อมูลการวัดค่าของเซนเซอร์ Temperature and Humidity (XY-MD02) และ Wind Direction ผ่านการสื่อสาร Modbus protocol (RS-485)



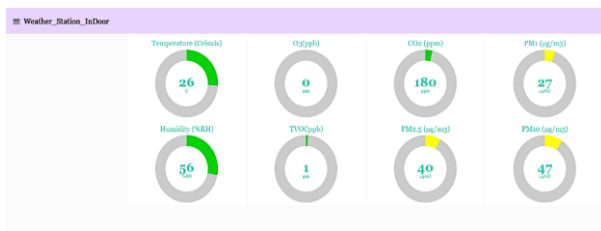
รูปที่ 5 การติดตั้งโครงสร้างระบบควบคุมอุปกรณ์ตรวจวัดภายนอก

2.6 ระบบบันทึกผลและแสดงผล

บอร์ดประมวลผลหลัก (ESP32 Node MCU) จะรับค่าข้อมูลมาประมวลผลส่งสัญญาณ PWM ให้กับ Motor Drive Module (L298n) ขับเคลื่อนชุดพัดลมดูดอากาศให้ไหลเวียนตามค่าความเร็วลมที่แท้จริงและเชื่อมต่อกับสัญญาณ Wi-Fi เพื่อรวบรวมผลการวัดค่าระบบควบคุมความเร็วลมที่ไหลผ่านระบบเซนเซอร์ให้แปรผันตามค่าความเร็วลมที่ตรวจวัดได้จริง เพื่อประมวลผลเชื่อมโยงไปยังระบบจัดเก็บข้อมูล (Google Sheet) และส่งข้อมูลไปยังคลาวด์ (Cloud) ผ่าน MQTT Protocol และประมวลผลไปยังระบบแสดงผลแบบเรียลไทม์ (Node-Red Dashboard) เพื่อการเก็บข้อมูลแบบอนุกรมเวลา (Time series database) ตัวอุปกรณ์สามารถวัดค่าและส่งค่าข้อมูลในทุก ๆ 30 วินาที หรือจนกว่าจะมีค่าการเปลี่ยนแปลงแบบเรียลไทม์ดังแสดงในรูป 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
0.02	0.16	ทิศตะวันออก (E) - East
0.01	0.05	ทิศตะวันออกเฉียงใต้เฉียงตะวันออก (ESE) - East-southeast
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0	0	ทิศตะวันออกเฉียงเหนือเฉียงเหนือ (ENE) - East-northeast
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East
0	0	ทิศตะวันออก (E) - East

รูปที่ 6 ระบบบันทึกผล (data base)



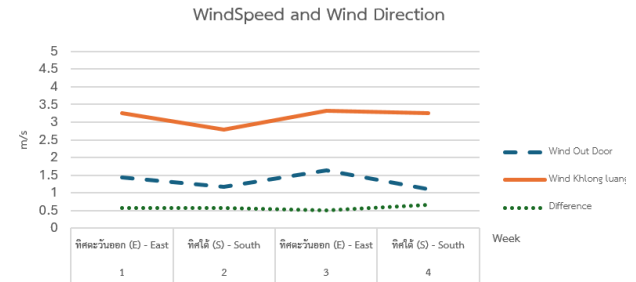
รูปที่ 7 ระบบแสดงผลแบบเรียลไทม์ (Node-Red Dashboard)

3. อภิปรายค้นหาความสัมพันธ์ของข้อมูล

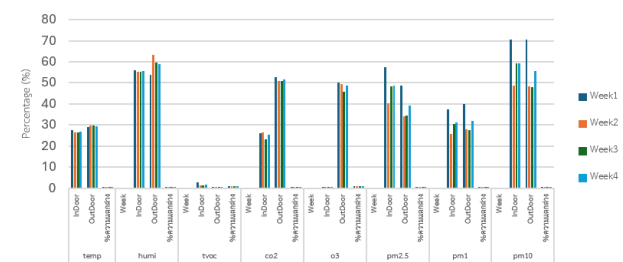
ผลจากการทดลองระบบตรวจวัดค่าสภาพอากาศและคุณภาพอากาศ แสดงให้เห็นว่าค่าที่วัดได้ภายในห้องปฏิบัติการวิศวกรรมเมคคาทรอนิกส์กับภายนอกอาคาร มีผลไปในทิศทางแตกต่างกัน โดยพบว่าค่าอุณหภูมิภายในห้องปฏิบัติการต่ำกว่าภายนอกอาคาร ขณะที่ค่าความชื้นภายในห้องปฏิบัติการมีค่าใกล้เคียงเมื่อเทียบกับภายนอกอาคาร เนื่องจากห้องปฏิบัติการเป็นพื้นที่ปิด มีการใช้งานเครื่องปรับอากาศ และมีนักศึกษาเข้ามาใช้งานอย่างต่อเนื่อง ค่าฝุ่นละออง PM2.5 PM1.0 PM10 ค่าคาร์บอนไดออกไซด์ (CO2) และค่าสารประกอบอินทรีย์ระเหย (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 เมื่อพิจารณาในรายสัปดาห์จะเห็นได้ว่าช่วงวันหยุดเสาร์ และอาทิตย์ ค่าปริมาณสภาพอากาศและคุณภาพอากาศภายในห้องปฏิบัติการมีค่าลดลง

ผลจากการทดลองระบบควบคุมความเร็วที่ไหลผ่านตามความเร็วลมจริง แสดงให้เห็นว่าค่าความเร็วลมที่วัดได้ภายนอกอาคารและค่าความเร็ว

ลมจริง มีแนวโน้มไปในทิศทางเดียวกัน ซึ่งมีผลต่อเซนเซอร์ในการใช้วัดค่าฝุ่นละออง PM2.5 PM1.0 PM10 ค่าคาร์บอนไดออกไซด์ (CO2) ค่าโอโซน (Ozone) ค่าสารประกอบอินทรีย์ระเหย (TVOC) ค่าอุณหภูมิ และความชื้น อัตราการไหลของอากาศที่เหมาะสมช่วยเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพของการวัดค่า โดยช่วยลดข้อผิดพลาดที่เกิดจากการกระจายตัวของฝุ่นละอองและสารประกอบอินทรีย์ระเหย รวมถึงลดการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิ



รูปที่ 8 ข้อมูลควบคุมความเร็วและทิศทางลมที่ไหลผ่านเซนเซอร์



รูปที่ 9 ข้อมูลระบบตรวจวัดภายในห้องปฏิบัติการกับภายนอกอาคาร

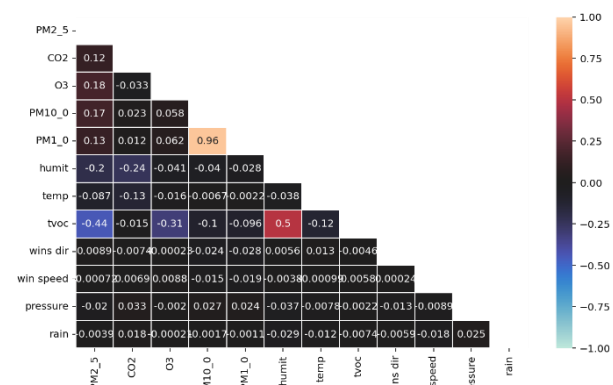
4. ผลการทดลองระบบพยากรณ์

การลดจำนวนข้อมูลนำเข้าพิจารณาตามหลักการของ 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 5-7 โดยที่ให้ผลการพยากรณ์ที่มีค่าความผิดพลาดเมื่อเทียบกับกรณีที่ไม่ใช้ PCA ต่ำกว่า 5% ซึ่งเป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ทดสอบระบบพยากรณ์แบบต่างๆ คำนวณค่าความผิดพลาดเฉลี่ยสัมบูรณ์ MAPE ตามสมการที่ 6 กับระบบพยากรณ์ที่นำมาวิเคราะห์เปรียบเทียบผลการทดลองดังในตารางที่ 2

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

แบบจำลอง Long Short-Term Memory (LSTM) จะใช้การ tuning parameter โดยอาศัย grid search เพื่อที่จะกำหนด epochs และ batch size ใน hidden layer neuron ผลจากการทดลองให้ค่า epochs = 120 รอบ และ hidden layer neuron = 250 และค่า batch size (n) = 15

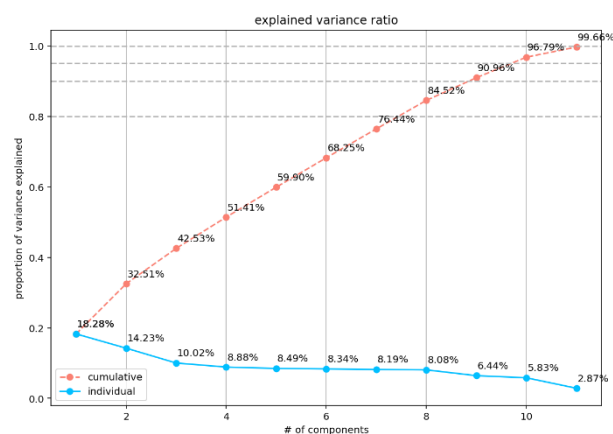
ให้ค่า optimizer เป็น RMSprop โดยข้อมูลคุณภาพอากาศถูกแบ่งออกเป็น 3 ชุด ได้แก่ training set 70%, validation set ที่ 10% และ test set 20% ที่ 2880 dataset/day ประสิทธิภาพในการพยากรณ์ของแบบจำลองที่ได้สามารถพยากรณ์ค่าความหนาแน่นฝุ่นละออง PM2.5 ในอีก 24 ชั่วโมงข้างหน้าได้ดังแสดงในรูปที่ 10



รูปที่ 10 Heatmap ข้อมูลระบบวัดมลพิษทางอากาศ

	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8	PC9	PC10	PC11	PC12
PM2_5	0.374700	-0.289700	0.041200	-0.282200	0.074800	0.043200	-0.018400	-0.015100	-0.423700	0.629600	-0.330500	-0.033000
CO2	0.113100	-0.168200	0.672900	0.038700	-0.198600	0.065900	-0.078300	0.024900	0.556400	0.324300	0.198300	-0.001200
O3	0.222300	-0.213300	-0.330900	-0.380500	0.361300	-0.130400	0.177800	-0.134100	0.629300	-0.101800	-0.217500	0.003500
PM10.0	0.525500	0.463300	0.017000	0.033500	-0.049800	0.022900	0.011700	0.028900	0.020300	-0.038500	-0.017100	0.700300
PM1.0	0.516800	0.474300	0.005000	0.040000	-0.045300	0.018200	0.009100	0.028600	0.039500	-0.065000	0.022700	-0.704800
humit	-0.294300	0.432100	-0.187400	-0.326700	0.212200	-0.020500	0.085600	-0.061000	0.050200	0.517800	0.507500	0.011000
temp	0.005200	-0.039500	-0.538000	0.586400	-0.272800	-0.004100	-0.061800	0.088000	0.277200	0.433600	-0.119400	-0.001500
tvoc	-0.407400	0.460000	0.222300	-0.069700	-0.005900	0.016000	0.016700	0.001300	0.144700	0.122300	-0.729000	-0.017100
wins dir	-0.020700	-0.036500	-0.084800	-0.061900	-0.238200	0.810600	0.500100	-0.132000	0.022300	-0.041300	0.000000	-0.003300
win speed	-0.014200	-0.024600	-0.001700	-0.201000	-0.517700	-0.505000	0.605100	0.259800	-0.044900	0.002300	0.010100	-0.002200
pressure	0.029300	0.011200	0.188200	0.422800	0.251900	-0.234000	0.443400	-0.673300	-0.099100	0.083000	0.003700	-0.002600

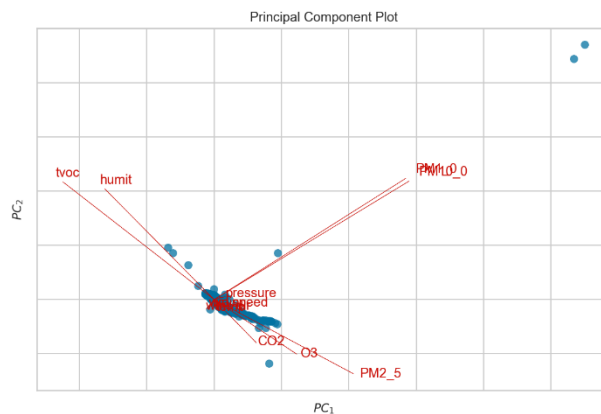
รูปที่ 11 ค่าสัมประสิทธิ์การถดถอย R^2 (Correlation Matrix)



รูปที่ 12 Scree plot Explained Variance Ratio (CP=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 (LSTM) Model	10.16	5.27



รูปที่ 13 Bi-Plot Eigenvectors Vector

5. สรุปผลการทดลอง

การพยากรณ์ค่ามลพิษฝุ่นละอองขนาดเล็ก (PM) และกำหนดค่าเฉลี่ยค่ามลพิษฝุ่นแบบเฉลี่ยรายชั่วโมงเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จากสถานีวัดคุณภาพอากาศมาตรฐาน พบว่าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ 0.82 ผลการพยากรณ์อนุกรมเวลาของมลพิษฝุ่นพบว่าค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยสมบูรณ์ (MAPE) ที่ 5.27% ผลการพยากรณ์ที่มีความผิดพลาดเข้าใกล้ 5% เป็นเกณฑ์ที่ยอมรับได้ และงานวิจัยนี้ได้พัฒนาอุปกรณ์วัดคุณภาพอากาศที่สามารถวัดค่าก๊าซและค่าฝุ่นละอองต่างๆ ได้อย่างแม่นยำ โมดูลวัดคุณภาพอากาศจะแสดงผลข้อมูลผ่านหน้าจอแสดงผลของตัวอุปกรณ์และส่งข้อมูลที่วัดได้ขึ้นระบบคลาวด์เพื่อจัดเก็บข้อมูลและประมวลผลแบบเวลาจริง ข้อมูลจะถูกดึงมาแสดงผลแบบกราฟฟิคบนคลาวด์แบบเวลาจริงตามที่ต้องการ

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?," Environment International, vol. 116, pp. 286–299, 2018.
- [2] A. Patricia and J. Hernandez, "Air quality forecasting with mobile-based applications and Accessibility Scanner," in Proc. 2019 IEEE Int. Conf. Smart Computing, 2019, pp. 45–52.
- [3] A. Mohit and M. Singh, "Air quality prediction using LSTM RNN in Delhi," Int. J. Computer Applications, vol. 177, pp. 25–29, 2019.
- [4] Y. Jiayu and L. Zhang, "Evaluation of low-cost PM2.5 sensors for air quality monitoring," Atmospheric Environment, vol. 230, p. 117504, 2020.
- [5] K. Chirdsiri, P. Saowapa, and T. Somjai, "Indoor air quality and health risk in photocopy workers," J. Health Res., vol. 31, no. 5, pp. 415–423, 2017.



- [6] O. Wattanachot and T. Panichayapichet, "Dust@SDU: A mobile-based air quality monitoring system in Thailand," Proc. Int. Conf. Environment and Pollution, 2017.
- [7] S. Hayward, R. B. Miller, and M. L. Chu, "Improving calibration of low-cost air sensors using statistical learning," Sensors and Actuators B: Chemical, vol. 373, 2024.
- [8] M. Johnson and J. Woodward, "Enviro-IoT: Real-time air pollution monitoring using distributed sensor networks," IEEE Sensors Journal, vol. 25, no. 3, pp. 1567–1575, 2025.
- [9] Y. Liu, K. Zhang, and H. Mei, "PM2.5 forecasting with hybrid Transformer-LSTM models using PSO optimization," Environmental Modelling & Software, vol. 160, 2025.
- [10] Y. Zhao, J. Fang, and X. Chen, "Dual-DNet: A dual deep learning network for accurate and real-time air pollution prediction," Environmental Research Letters, vol. 20, no. 2, 2025.
- [11] Li, X., Peng, L., Yao, X., Cui, S., Hu, Y., You, C., & Chi, T. (2017). Long short-term memory neural network for air pollutant concentration predictions: Method development and evaluation. Environmental Pollution, 231, 997-1004.
- [12] Tsai, Y., Zeng, Y., & Chang, Y. (2018, 12-15 Aug. 2018). Air Pollution Forecasting Using RNN with LSTM. Paper presented at the 2018 IEEE 16th Intl Conf on Dependable, Autonomic and Secure Computing, 16th Intl Conf on Pervasive Intelligence and Computing, 4th Intl Conf on Big Data Intelligence and Computing and Cyber