



ระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยี
แมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟริงส์

Indoor Microclimate Prediction System using Machine Learning and
Internet of Things

กษิติศ บุญชัย

Kasidit Boonchai

ปนัชช เอี่ยมน้ำ

Panachat Aiamnam

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Bachelor of Science Program
in Information Technology and Digital Innovation
Walailak University



ระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยี
แมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟริงส์

Indoor Microclimate Prediction System using Machine Learning and
Internet of Things

กษิดิศ บุญชัย

Kasidit Boonchai

ปณัชช เอี่ยมน้ำ

Panachat Aiamnam

โครงการนี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา
วิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์

A Project Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for the Degree of Bachelor of Science Program
in Information Technology and Digital Innovation
Walailak University

หัวข้อโครงการ	ระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยี แมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์
ผู้เขียน	กษิดิศ บุญชัย ปณัชช เอี่ยมน้ำ
สาขา	เทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
ปีการศึกษา	2566

บทคัดย่อ

ผู้คนส่วนใหญ่จะใช้เวลาร้อยละ 90% อาศัยอยู่ภายในอาคารซึ่งสภาวะสบายภายในอาคารเป็นปัจจัยสำคัญที่จะกำหนดคุณภาพชีวิตของผู้อาศัย อย่างไรก็ตามสภาวะสบายอาจจะมีองค์ประกอบทางกายภาพที่แตกต่างกันและต้องอาศัยเครื่องมือทางวิศวกรรมในการวิเคราะห์และประเมินสภาวะสบายดังกล่าว โครงการนี้จึงนำเสนอการวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของค่าดัชนีความร้อนในแต่ละพื้นที่ภายในอาคารที่ส่งผลต่อสภาวะสบายของผู้อาศัยโดยอาศัยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ซึ่งแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงจะประกอบด้วยอัลกอริทึม K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine และ Artificial Neural Networks โดยแบบจำลองจะเรียนรู้จากข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในอาคารร่วมกับปัจจัยด้านสถาปัตยกรรมอาคารต่าง ๆ จากการทดลองพบว่า K-Nearest Neighbors มีความแม่นยำในการทำนายค่าดัชนีความร้อนในพื้นที่ย่อยอยู่ที่ 97% และมีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยอยู่ที่ 0.45 องศาเซลเซียสซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ดีเยี่ยม ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าแบบจำลองที่พัฒนาขึ้นมีความเหมาะสมต่อการนำไปประยุกต์ใช้กับระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารเพื่อสนับสนุนการตัดสินใจให้ผู้อยู่อาศัยเลือกอาศัยอยู่ในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคลได้

คำเฉพาะ: สถาปัตยกรรมอาคาร ดัชนีความร้อน การวิเคราะห์การถดถอย ปัญญาประดิษฐ์ การประมวลผลแบบกลุ่มเมฆ คุณภาพอากาศภายในอาคาร

Project Title Indoor Microclimate Prediction System using Machine Learning and Internet of Things

Author Kasidit Boonchai
Panachat Aiamnam

Major Program Information Technology and Digital Innovation

Academic Year 2024

Abstract

Indoor thermal comfort is a crucial factor to improve personal well-being and people spend more than 90% of their time in indoor environments. However, it may have various parameters to be analyzed and evaluated that is time consuming and labor intensive. This project addresses the concern with a methodology for spatial heat index prediction using Machine Learning and Internet of Things technology. The Machine Learning algorithms are employed to develop models including K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine, and Artificial Neural Networks. The results indicate that the K-Nearest Neighbor-based model achieves spatial heat index prediction accuracy approximately 97% with a small error around 0.45 degree Celsius. This suggests that our proposed model is suitable for a automation system based on real-time indoor microclimate prediction to help the occupants be better living.

Keywords: Architectural, Heat Index, Regression Analysis, Artificial Intelligence, Cloud Computing, Indoor Air Quality (IAQ)

กิตติกรรมประกาศ

โครงการเรื่องระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์สำเร็จลุล่วงด้วยดี ผู้วิจัยขอขอบคุณการช่วยเหลือและสนับสนุนจาก ผศ.กาญจนา หฤหรรษพงศ์ อาจารย์ที่ปรึกษา และ ผศ.ดร.บุคอรื ซาเหาะ อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ที่ได้ให้คำปรึกษา แนะนำ ปรับปรุง แก้ไขข้อบกพร่องต่าง ๆ ในการทำวิจัยตั้งแต่ต้นจนเสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณทุกท่านที่ให้ความช่วยเหลือการจัดเตรียมและติดตั้งอุปกรณ์ภายในห้องทดลองจนสำเร็จลุล่วงไปด้วยดี

ความสำเร็จในการทำงานวิจัยฉบับนี้ผู้วิจัยขอน้อมระลึกถึงพระคุณอันสูงสุดของบิดา มารดา ผู้เป็นแรงบันดาลใจให้การอบรมสั่งสอน ปลุกฝังความใฝ่รู้ในการศึกษา ส่งเสริมสนับสนุนและได้รับกำลังใจที่ดีจากครอบครัว ตลอดจนเพื่อนร่วมสาขาเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัลด้วยดีตลอดมา และขอระลึกถึงครูบาอาจารย์ทุกท่านที่ประสิทธิ์ประสาทวิชาความรู้ให้แก่ผู้ศึกษาตั้งแต่อดีตถึงปัจจุบัน

ท้ายที่สุดคุณประโยชน์ใดที่ได้จากงานวิจัยฉบับนี้ ผู้ศึกษาขอมอบแด่ผู้มีพระคุณทุกท่านและขอขอบพระคุณ ผู้ที่เป็นเจ้าของแนวคิดและทฤษฎีต่าง ๆ ของงานวิจัย วารสาร และบทความ ที่ผู้วิจัยนำมาอ้างอิงในการทำวิจัยฉบับนี้ หากมีข้อผิดพลาดประการใดก็ขออภัยไว้ ณ โอกาสนี้

กษิดิศ บุญชัย
ปณชัช เอี่ยมน้ำ

สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อ.....	(1)
Abstract.....	(2)
กิตติกรรมประกาศ.....	(3)
สารบัญ.....	(4)
สารบัญตาราง.....	(6)
สารบัญภาพ	(7)
 บทที่ 1	1
1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา.....	1
1.2 วัตถุประสงค์.....	3
1.3 ขอบเขตของงาน	3
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ	4
1.5 ผลที่จะได้เมื่อเสร็จสิ้นโครงการ.....	4
1.6 แผนการดำเนินการ	4
1.7 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา	7
 บทที่ 2	8
2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง.....	8
2.2 เทคโนโลยีที่ใช้	13
2.3 งานวิจัยหรือระบบที่ใกล้เคียง	19
 บทที่ 3	25
3.1 สถาปัตยกรรมของระบบ.....	25
3.2 การออกแบบชุดเซนเซอร์และการนำเข้าข้อมูล.....	26
3.3 การเตรียมข้อมูล.....	29
3.4 การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่.....	36

สารบัญ (ต่อ)

บทที่ 4	42
4.1 การกำหนดค่า Hyperparameter สำหรับแบบจำลอง.....	42
4.2 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง	44
บทที่ 5	54
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน	54
5.2 ปัญหาในการดำเนินการ	54
5.3 ข้อเสนอแนะ.....	55
บรรณานุกรม.....	56
ภาคผนวก.....	58
ภาคผนวก ก รายละเอียดเพิ่มเติมเกี่ยวกับเทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์.....	59
ภาคผนวก ข การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน	64
ภาคผนวก ค.....	67
ประวัติผู้จัดทำ	71

สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1.1 แผนการดำเนินการ.....	5
ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัย.....	23
ตารางที่ 3.1 ช่วงข้อมูลที่รวบรวมจากเซนเซอร์.....	30
ตารางที่ 3.2 ช่วงข้อมูลที่รวบรวมจากการจดบันทึก.....	30
ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างรายการข้อมูล.....	34
ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างรายการข้อมูล Heat Index.....	36
ตารางที่ 3.5 บริบทของคุณลักษณะที่เกี่ยวข้อง.....	37
ตารางที่ 3.6 ตารางแสดง Hyperparameter ของแบบจำลอง.....	39
ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการกำหนดค่า Hyperparameter	42
ตารางที่ 4.2 ตารางการออกแบบแผนการทดลองและเงื่อนไขการเก็บข้อมูล.....	45
ตารางที่ 4.3 การกำหนด Hyperparameter ของจุดอ้างอิงที่ 9.....	52
ตารางที่ ก.1 ตารางแสดงคุณลักษณะของ NodeMCU ESP32	60
ตารางที่ ก.2 ตารางแสดงคุณลักษณะของ DHT22 AM2302	62
ตารางที่ ก.3 ตารางแสดงคุณลักษณะของ Hot Wire Anemometer GM8903.....	63

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 2.1 ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย.....	9
ภาพที่ 3.1 การวิเคราะห์ระเบียบวิธีการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้สำหรับระบบ	25
ภาพที่ 3.2 พิมพ์เขียวสำหรับเชื่อมโยงแผนผังวงจรไฟฟ้าของชุดเซนเซอร์สำหรับการเก็บข้อมูล.....	27
ภาพที่ 3.3 แผนผังห้องทดลอง	28
ภาพที่ 3.4 พิมพ์เขียวสำหรับเชื่อมโยงแผนผังวงจรไฟฟ้าของชุดเซนเซอร์สำหรับต้นแบบผลิตภัณฑ์	29
ภาพที่ 3.5 คำสั่งเทียมลำดับขั้นตอนการทำงานของซอฟต์แวร์ใน NodesMCU	32
ภาพที่ 3.6 คำสั่งเทียมลำดับขั้นตอนการแปลงค่า Heat Index	35
ภาพที่ 3.7 ขั้นตอนการเรียนรู้และการประเมินของแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง	38
ภาพที่ 3.8 ตัวอย่างผลการทำนาย	40
ภาพที่ 4.1 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ (R^2) โดยเฉลี่ยในภาพรวมของแบบจำลอง	48
ภาพที่ 4.2 ประสิทธิภาพการทำนายของทั้ง 3 อัลกอริทึม.....	50
ภาพที่ 4.3 ประสิทธิภาพของอัลกอริทึม K-NN เมื่อประยุกต์ใช้กับจุดอ้างอิงที่ 9.....	53
ภาพที่ ก.1 หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก	61
ภาพที่ ก.2 เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น	62
ภาพที่ ก.3 เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน.....	63
ภาพที่ ข.1 กรอบการทำงาน MVC ในเว็บแอปพลิเคชันของระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ ภายในอาคาร	65
ภาพที่ ข.2 การแสดงผลหน้าเว็บแอปพลิเคชัน.....	66
ภาพที่ ค.1 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Mobile.....	68
ภาพที่ ค.2 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Tablet.....	69
ภาพที่ ค.3 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Desktop PC	70

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความสำคัญและที่มาของปัญหา

สภาวะสบายเป็นสถานะของความสมดุลระหว่างอุณหภูมิและความชื้นที่ทำให้ผู้คนรู้สึกสบายและพึงพอใจในการใช้ชีวิต สภาวะสบายจะแปรเปลี่ยนไปตามปัจจัยทางกายภาพต่าง ๆ เช่น ลักษณะภูมิประเทศ สภาพอากาศ ลักษณะอาคารที่อยู่อาศัย และความชื้นที่มีต่อสภาพอากาศ โดยสภาวะสบายนั้นเป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่อคุณภาพชีวิตและการทำงานของผู้คน อย่างไรก็ตามแต่ละบุคคลจะมีลักษณะความพึงพอใจต่อสภาวะสบายที่แตกต่างกัน แต่ในทางกลับกันสภาพแวดล้อมส่วนใหญ่ เช่น ห้องสำนักงาน ห้องเรียน หรือห้องผู้ป่วยในโรงพยาบาล จะอาศัยเครื่องปรับอากาศบนสมมติฐานสภาวะสบายแบบอุดมคติที่พื้นที่ของห้องดังกล่าวจะมีสภาวะสบายที่เท่ากัน อย่างไรก็ตามในความเป็นจริงห้องแต่ละห้องอาจจะมีองค์ประกอบทางกายภาพที่แตกต่างกัน เช่น จำนวนหน้าต่าง ลักษณะกระจก ฉนวนกันความร้อน (ผ้าฉนวน) และทิศทางของอาคารในการรับแสงแดดในแต่ละช่วงเวลา ทำให้ภายในห้องอุณหภูมิไม่คงที่ เช่น พื้นที่ริมหน้าต่างที่รับแสงแดดจะมีความร้อนสูงและพื้นที่ที่ปะทะกับความเร็วลมจากเครื่องปรับอากาศโดยตรงจะมีความเย็นมากกว่าพื้นที่อื่น ๆ

จากการศึกษาวิจัยในปัจจุบันพบว่าหากบุคคลอยู่ในตำแหน่งที่อุณหภูมิไม่สอดคล้องกับสภาวะสบายของตนเองนั้น จะทำให้ประสิทธิภาพการทำงานหรือคุณภาพชีวิตของบุคคลนั้นแย่ลง และอาจทำให้เกิดอาการเจ็บป่วยตามมา หรืออาจจะทำให้ผลผลิตจากการทำงานลดลงได้ เช่น ผู้ที่ป่วยเป็นโรคภูมิแพ้ทางอากาศ หากนั่งทำงานในพื้นที่ที่อุณหภูมิต่ำและโดนความเร็วลมจากเครื่องปรับอากาศปะทะโดยตรงเป็นเวลานาน ๆ ซึ่งเป็นปัจจัยกระตุ้นให้เกิดอาการแพ้ และทำให้ผู้ที่ป่วยเป็นโรคภูมิแพ้เกิดอาการจาม คัดจมูก และน้ำมูกไหลได้ เพราะเหตุนี้การจัดสรรพื้นที่ที่มีอุณหภูมิที่เหมาะสมกับแต่ละบุคคลจึงเป็นตัวแปรสำคัญในการเพิ่มคุณภาพชีวิต เพิ่มประสิทธิภาพและประสิทธิผลในการทำงานของตนเอง ดังนั้นหากสามารถระบุภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายในแต่ละส่วนของห้องสำนักงานได้ จะนำไปสู่การจัดสรรพื้นที่ให้เหมาะสมกับผู้อาศัยแต่ละบุคคลได้เหมาะสมมากยิ่งขึ้น

อินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ (Internet of Things: IoT) เป็นเทคโนโลยีที่มีความเป็นไปได้ในการแก้ปัญหา ดังกล่าวในข้างต้น โดย IoT จะเป็นเครื่องมือสำหรับเก็บรวบรวมข้อมูลจากสภาพแวดล้อมภายนอกจาก ช่วงเวลาความเป็นจริง จากนั้นจะนำสัญญาณที่รวบรวมได้มาแปลงเป็นข้อมูลที่คอมพิวเตอร์สามารถนำไป ประมวลผลได้ ผสมกับแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง (Machine Learning Model: ML) โดย ML ความสามารถเลียนแบบชุดความคิดและเรียนรู้สิ่งต่าง ๆ ได้ด้วยตนเองอย่างชาญฉลาด โดยอ้างอิงจาก ชุดข้อมูลที่รวบรวมมาจาก IoT เพื่อที่จะประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายใน ห้องสำนักงาน ดังนั้น IoT และ ML จึงเหมาะสมในการนำมาแก้ไขปัญหาดังกล่าวในข้างต้น ด้วยเหตุนี้ เทคโนโลยีดังกล่าวจึงได้รับความสนใจจากงานวิจัยต่าง ๆ ในขอบเขตการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ ส่งผลต่อสภาวะสบาย

Gong และคณะ (Gong et al., 2022) ได้นำเสนอวิธีการตรวจสอบผลกระทบจากปัจจัยเชิงพื้นที่ เพื่อประเมินสภาวะสบายส่วนบุคคลภายในอาคาร โดยวิธีการนี้จะอาศัยแบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) ซึ่งผลลัพธ์จากการเรียนรู้ของแบบจำลองโดยใช้ปัจจัยส่วนบุคคล ด้านสิ่งแวดล้อม และ ค่าสัมประสิทธิ์ความไว (Sensitivity Coefficient) จากงานวิจัยดังกล่าวสรุปได้ว่าปัจจัยเชิงพื้นที่ เช่น หน้าต่างและสภาพแวดล้อมโดยรอบมีความสำคัญในการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลอง นอกจากนี้ Liu และคณะ (Liu et al., 2021) ได้เสนอวิธีการใหม่ในการพัฒนาแบบจำลองสภาวะสบาย โดยใช้ปัจจัยอุณหภูมิ และความชื้นสัมพัทธ์ทั้งภายในและภายนอกอาคารสำหรับประเมินความพึงพอใจต่อ สภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยแต่ละบุคคลโดยใช้อัลกอริทึม Support Vector Machine, Random Forest, K-Nearest Neighbor และ Decision Tree ในการเปรียบเทียบและพัฒนาแบบจำลองพบว่าผู้อยู่อาศัยมี พฤติกรรมการปรับตัวต่อสภาวะสบายที่แตกต่างกัน โดยพฤติกรรมการปรับตัวที่พบได้บ่อยที่สุดจะเป็นการ นำเสื้อโค้ทมาสวมในสภาพแวดล้อมที่หนาวเย็นและการเช็ดเหงื่อในสภาพแวดล้อมที่ร้อน โดยผลการ พัฒนาแบบจำลองสภาวะสบายพบว่าการใช้ Random Forest เป็นวิธีที่เหมาะสมที่สุดในงานวิจัยนี้

ถึงแม้ว่างานวิจัยดังกล่าวได้ให้ความสำคัญกับภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย แต่ยังคงขาด การศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่ เช่น การกำหนดอุณหภูมิ 25 °C แต่จะพบว่าช่วงเวลาที่ แตกต่างกันทำให้แต่ละพื้นที่มีอุณหภูมิที่ต่างกัน การกำหนดระดับความเร็วลมจากเครื่องปรับอากาศที่ แตกต่างกัน หรือการเปิดปิดผ้าม่านหรือฉนวนกันความร้อนเพื่อสกัดการถ่ายโอนความร้อนจากสิ่งแวดล้อม ภายนอกเข้าสู่ภายใน ส่งผลให้แต่ละพื้นที่ภายในห้องมีอุณหภูมิที่ต่างกัน

ดังนั้นโครงการนี้จึงเสนอแนวคิดการออกแบบและพัฒนาระบบเพื่อติดตามและประเมินภูมิอากาศ เชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร โดยใช้เทคโนโลยี IoT ร่วมกับ ML ที่สามารถติดตามและ ประเมินการเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร เพื่อให้ผู้อยู่อาศัยใช้

ในการตัดสินใจสำหรับเลือกอาศัยอยู่ในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคลและนำไปสู่การเพิ่มคุณภาพชีวิตและประสิทธิภาพในการทำงานของผู้อยู่อาศัยภายในห้องสำนักงานนั้นดีขึ้น

1.2 วัตถุประสงค์

1. เพื่อสร้างเครื่องมือในการติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร
2. เพื่อสร้างแบบจำลองที่สามารถประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย
3. เพื่อพิสูจน์แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงในการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายในอาคาร

1.3 ขอบเขตของงาน

1.3.1 ขอบเขตด้านฟังก์ชันงาน

- 1) สร้างอุปกรณ์ที่สามารถติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร
- 2) เก็บข้อมูลในห้องสำนักงานที่มีขนาด $8 \times 6 \times 2.5$ ลูกบาศก์เมตร
- 3) ออกแบบการทดลองและสร้างแบบจำลองเพื่อใช้ในการประเมินความภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย
- 4) ทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองที่ได้

1.3.2 ขอบเขตด้านการทดลอง

- 1) จำนวนเครื่องปรับอากาศภายในห้อง 4 ตัว ซึ่งแต่ละตัวมีขนาด 13,000 18,100 18,100 และ 24,200 BTU ตามลำดับโดยควบคุมอุณหภูมิคงที่ที่ 25°C
- 2) จำนวนหน้าต่างพร้อมผ้าม่านภายในห้องทดลองจำนวน 8 บาน
- 3) จำนวนเซนเซอร์สำหรับเก็บข้อมูลภายในห้องทดลองจำนวน 9 ตัว และภายนอกอาคารจำนวน 4 ตัว
- 4) จำนวนอุปกรณ์สำหรับเก็บข้อมูลความเร็วลมของเครื่องปรับอากาศภายในห้องทดลอง 4 ตัว
- 5) เก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคารตลอด 24 ชั่วโมง

- 6) เก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในห้องทดลองขณะที่ไม่มีผู้คนอาศัยอยู่และขณะที่มีผู้คนอาศัยอยู่ไม่เกิน 10 คน
- 7) เก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในห้องทดลองขณะที่ปิดฝ้าม่านและขณะที่เปิดฝ้าม่าน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ได้อุปกรณ์ในการติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร โดยสามารถประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่สอดคล้องกับสภาพแวดล้อมจริงในอาคาร
2. ได้แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงที่สามารถประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย เช่น อุณหภูมิและความชื้นทั้งภายในและภายนอกอาคาร
3. ได้ข้อพิสูจน์ของแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงที่สามารถใช้ในการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลายในอาคาร

1.5 ผลที่จะได้เมื่อเสร็จสิ้นโครงการ

เมื่อเสร็จสิ้นโครงการจะได้รับอุปกรณ์ที่พัฒนาร่วมกับเทคโนโลยี IoT และ ML ที่สามารถติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคารที่สามารถนำไปปรับใช้และประกอบการตัดสินใจสำหรับให้ผู้อยู่อาศัยเลือกอาศัยอยู่ในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคล เพื่อที่จะนำไปสู่การเพิ่มคุณภาพชีวิตและประสิทธิภาพในการทำงานของผู้อยู่อาศัยภายในห้องสำนักงานให้ดีขึ้น

1.6 แผนการดำเนินการ

ในการพัฒนาโครงการใช้ระยะเวลาในการดำเนินการ 10 เดือน ตั้งแต่เดือนมิถุนายน พ.ศ. 2566 ถึงเดือนมีนาคม พ.ศ. 2567 โดยมีรูปแบบและแผนการดำเนินการดังตารางที่ 1.1

1.7 เครื่องมือที่ใช้ในการพัฒนา

1. ฮาร์ดแวร์

- ก. เครื่องคอมพิวเตอร์พกพาส่วนบุคคล จำนวน 2 เครื่องโดยมีคุณลักษณะดังนี้
 - 1) Notebook CPU I5-8300H
 - 2) RAM 16 GB
 - 3) Storage SSD 250 GB
- ข. Board ESP32 NodeMCU บอร์ดใช้สำหรับการประมวลผลสัญญาณและสั่งการทำงานตามชุดคำสั่งที่เขียนโปรแกรมไว้
- ค. DHT22 เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น ที่สามารถวัดค่าอุณหภูมิและความชื้นได้ในตัวเดียวกัน ซึ่งมีความแม่นยำสูงและสามารถแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบที่คอมพิวเตอร์สามารถนำข้อมูลไปประมวลผลได้
- ง. เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน รุ่น GM8903 เป็นเครื่องมือวัดความเร็วลมที่สามารถเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์เพื่อถ่ายโอนข้อมูลที่ทำกรวัดได้

2. ซอฟต์แวร์

- ก. Microsoft Windows 11 ใช้เป็นระบบปฏิบัติการคอมพิวเตอร์
- ข. Visual Studio Code Version 1.79.2 เป็น Text Editor สำหรับใช้ในการเขียนโค้ดคำสั่งลงใน NodeMCU
- ค. PyCharm เป็น IDE สำหรับใช้ในการเขียนภาษา Python เพื่อป้อนคำสั่งให้ ML ได้เรียนรู้
- ง. Python เป็นตัวดำเนินการในการประมวลผลคำสั่งแบบมีปฏิสัมพันธ์เพื่อให้คอมพิวเตอร์เข้าใจและแปลความไวยากรณ์ของภาษา Python ได้
- จ. MicroPython เป็นตัวดำเนินการในการประมวลผลคำสั่งแบบมีปฏิสัมพันธ์เพื่อให้ Microcontroller เข้าใจและแปลความไวยากรณ์ของภาษา Python ได้
- ฉ. Google Cloud Platform เป็นบริการ Cloud Computing ที่เลือกใช้ Firebase ในส่วนของ Realtime Database สำหรับจัดเก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมที่วัดมาจากเซนเซอร์ และใช้ควบคู่กับ Cloud Run สำหรับประมวลผลประมวลผลสคริปต์แบบจำลอง ML
- ช. Scikit-Learn เป็นไลบรารีโอเพนซอร์สที่รวบรวมแพ็คเกจสำหรับการพัฒนาแบบจำลอง ML

บทที่ 2

การทบทวนวรรณกรรม

ในบทนี้จะกล่าวถึงการนำเสนอผลการศึกษาค้นคว้าทฤษฎี เทคโนโลยีและงานวิจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้องกับการพัฒนาโครงการนี้ เพื่อใช้เป็นแนวทางในการดำเนินการโครงการ โดยมีรายละเอียด ดังนี้

2.1 ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

ทฤษฎีและหลักการสำคัญที่จะนำไปสู่การพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร ต้องพิจารณา 3 ประเด็นที่สำคัญ คือ 1) ภูมิอากาศเชิงพื้นที่ในอาคาร 2) ปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย 3) ระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

2.1.1 ภูมิอากาศเชิงพื้นที่ (Microclimate)

ภูมิอากาศเชิงพื้นที่ คือ หย่อมของอากาศเฉพาะพื้นที่ภายในบริเวณใดบริเวณหนึ่งที่อาจครอบคลุมได้ตั้งแต่บริเวณไม่กี่ตารางเมตรไปจนถึงหลายตารางเมตร ซึ่งบริเวณภายในอาคารอาจมีภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่แตกต่างกัน โดยอาจได้รับอิทธิพลจากปัจจัยในด้านต่าง ๆ ได้แก่ ปัจจัยด้านบริเวณที่ตั้งของอาคาร เช่น การกักเก็บความร้อนที่เกิดขึ้นในบริเวณเมือง บริเวณเนินเขาที่สามารถถ่ายเทความร้อนได้ดี และมุมของอาคารที่ได้รับอิทธิพลจากแสงแดด (Du et al., 2016)

สำหรับในโครงการนี้ได้นิยามคำว่า ภูมิอากาศเชิงพื้นที่ คือ หย่อมของอากาศที่เฉพาะเจาะจงในบริเวณใดบริเวณหนึ่งหรือเฉพาะจุดย่อย ๆ ที่อยู่ภายในห้อง ๆ หนึ่ง ซึ่งจะส่งผลให้อุณหภูมิในแต่ละพื้นที่ภายในห้องแตกต่างกัน โดยอาจได้รับอิทธิพลจากปัจจัยในด้านต่าง ๆ เช่น ปัจจัยเชิงโครงสร้างสถาปัตยกรรม ปัจจัยด้านสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร

เนื่องจากการศึกษางานวิจัยในปัจจุบันพบว่าผู้คนส่วนใหญ่ใช้เวลามากกว่า 90% ภายในอาคารในการทำกิจกรรมต่าง ๆ เช่น การทำงาน การเรียนรู้ หรือการพักผ่อน เมื่อพิจารณาถึงภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในห้องพบว่า การออกแบบโครงสร้างของอาคารมีผลกระทบทำให้อุณหภูมิแต่ละพื้นที่ภายในห้องไม่เท่ากัน (Gong et al., 2022) ซึ่งอุณหภูมิเป็นหนึ่งในปัจจัยสำคัญที่ทำให้เกิดสภาวะสบาย และแต่ละบุคคลอาจมีสภาวะสบายที่แตกต่างกัน ดังนั้นหากบุคคลอาศัยอยู่ใน

พื้นที่ที่ไม่สอดคล้องกับสภาวะสบายของตนเองจะส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานและคุณภาพชีวิตของบุคคลนั้นโดยตรง

2.1.2 สภาวะสบาย (Thermal Comfort)

สภาวะสบาย คือ สัดส่วนของอุณหภูมิและปริมาณความชื้นในอากาศที่เหมาะสมทำให้ผู้คนรู้สึกสบาย ซึ่งสามารถบ่งชี้ถึงความเป็นอยู่ที่ดีของผู้คนได้ โดยทั่วไปแล้วสภาวะสบายที่มนุษย์รับรู้จะสามารถวิเคราะห์ได้จากสองปัจจัยหลัก คือ อุณหภูมิ และปริมาณความชื้นสัมพัทธ์ในอากาศ ผ่านภาพดัชนีความร้อน (Heat Index Chart) โดยดัชนีความร้อนดังกล่าวจะแทนที่ความรู้สึกจริงที่มนุษย์สามารถรับรู้ถึงระดับอุณหภูมิได้ เช่น ค่าอุณหภูมิจริงในบรรยากาศเท่ากับ 27 องศาเซลเซียส และความชื้นสัมพัทธ์ในบรรยากาศเท่ากับ 90 จะสามารถกำหนดความรู้สึกจริงที่ผิวหนังของมนุษย์รู้สึกได้เท่ากับ 31 องศาเซลเซียส โดยรายละเอียดของความสัมพันธ์ดัชนีความร้อนจะแสดงดังภาพที่

2.1

Relative Humidity %	Air temperature °C										
	21	24	27	29	32	35	38	41	43	46	49
0	18	21	23	26	28	31	33	35	37	39	42
10	18	21	24	27	29	32	35	38	41	44	47
20	19	22	25	28	31	34	37	41	44	49	54
30	19	23	26	29	32	36	40	45	51	57	64
40	20	23	26	30	34	38	43	51	58	66	
50	21	24	27	31	36	42	49	57	66		
60	21	24	28	32	38	46	56	65			
70	21	25	29	34	41	51	62				
80	22	26	30	36	45	58					
90	22	26	31	39	50						
100	22	27	33	42							

	Serious risk to health - heatstroke imminent
	Prolonged exposure and activity could lead to heatstroke
	Prolonged exposure and activity may lead to fatigue

ภาพที่ 2.1 ความสัมพันธ์ระหว่างอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย
ที่มา: (Xiong & Yao, 2021)

2.1.3 ปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย (Thermal Comfort Impact Factors)

การที่ผู้อยู่อาศัยภายในอาคารรู้สึกหนาวเย็นหรือร้อนเกินไปจะส่งผลกระทบต่อความสามารถในการตัดสินใจในการปฏิบัติงานและสุขภาพร่างกายที่แย่ลงได้ เช่น การที่ผู้อยู่อาศัยได้รับความร้อนที่มากเกินไปอาจทำให้เกิดความเสี่ยงในการเป็นโรคลมแดด หมดสติ หรือหากอุณหภูมิร่างกายลดลงต่ำจะมีความเสี่ยงทำให้ผู้อยู่อาศัยมีอาการปวดหัว ระบายคอ เหนื่อยล้า ระบายเคืองตา และไม่มีสมาธิ โดยปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาวะสบายมี 2 ด้าน ดังนี้

1) ด้านสิ่งแวดล้อม (Environmental Factors)

ก. ความชื้นสัมพัทธ์ (Relative Humidity)

ความชื้นสัมพัทธ์ คืออัตราส่วนของปริมาณไอน้ำที่มีอยู่ในอากาศ ความชื้นสัมพัทธ์จะส่งผลกระทบต่อภาระของเหงื่อออกจากร่างกาย หากในอากาศมีปริมาณความชื้นสูงจะทำให้ร่างกายมีความรู้สึกร้อนมากกว่าอุณหภูมิที่เป็นอยู่จริงเนื่องจากความร้อนในร่างกายไม่สามารถระบายออกมาได้ และหากในอากาศมีปริมาณความชื้นต่ำจะทำให้ร่างกายมีความรู้สึกหนาวมากกว่าอุณหภูมิที่เป็นอยู่จริงเนื่องจากร่างกายสามารถระบายความร้อนได้เร็วจนเกินไป

ข. อุณหภูมิ (Air Temperature)

อุณหภูมิ คือดัชนีที่สามารถบ่งชี้ถึงความร้อนหรือความเย็นของอากาศในสภาพแวดล้อมต่าง ๆ ได้ ซึ่งอุณหภูมิจะส่งผลกระทบต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารโดยตรง เนื่องจากการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิในสภาพแวดล้อมเป็นสาเหตุที่ทำให้อุณหภูมิในร่างกายของผู้อยู่อาศัยเปลี่ยนแปลงไปตามสภาพแวดล้อมดังกล่าว โดยจะเห็นผลได้ชัดเจนในกรณีที่สภาพแวดล้อมมีอุณหภูมิที่สูงขึ้นมากกว่าปกติซึ่งจะส่งผลให้ร่างกายของผู้อยู่อาศัยมีความร้อนสูงตามไปด้วย เป็นผลให้ผู้อยู่อาศัยหายใจถี่มากขึ้นเพื่อระบายความร้อนในร่างกาย

ค. รังสีความร้อน (Radiant Temperature)

รังสีความร้อนเป็นการแผ่รังสีออกมาจากวัตถุต่าง ๆ ในสิ่งแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร เช่น หลอดไฟ ตู้เย็น เครื่องเป่าผม หรือดวงอาทิตย์ที่แผ่รังสีความร้อนจากภายนอกอาคารเข้ามาสู่ภายในอาคาร ส่งผลให้ความร้อนโดยรอบของวัตถุที่แผ่รังสีความร้อนไปยังสิ่งแวดล้อมในบริเวณใดบริเวณหนึ่ง ซึ่งสามารถนิยามได้ว่าเป็น ภูมิอากาศเชิงพื้นที่

ง. ความเร็วลม (Air Velocity)

ความเร็วลม คือ ความเร็วในการเคลื่อนย้ายมวลของอากาศไปในทิศทางใดทิศทางหนึ่ง เป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อการถ่ายเทความร้อนภายในอาคารและยังมีส่วนช่วยให้เร่งกระบวนการระบายความร้อนในร่างกายของผู้อาศัย เช่น ถ้าภายในอาคารมีความเร็วลมเพิ่มมากขึ้นจะทำให้ร่างกายสามารถระบายความร้อนผ่านการระเหยของเหงื่อได้ดีขึ้น

2) ด้านบุคคล (Personal Factors)

ก. การสวมเสื้อผ้า (Clothing Insulation)

การสวมเสื้อผ้าที่มากหรือน้อยขึ้นเกินไปก็เป็นอีกหนึ่งปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาวะสบายของแต่ละบุคคลโดยตรง โดยคำนวณความร้อนของเสื้อผ้าจะมีหน่วยวัดเป็น Clo ที่สามารถนำมาคำนวณเพื่อหาความเหมาะสมในการสวมเสื้อผ้าในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกันได้ เช่น ถ้าค่า Clo เทียบเท่ากับ 0 จะถือว่าไม่ได้สวมเสื้อผ้าซึ่งจะส่งผลให้ร่างกายสามารถระบายความร้อนได้รวดเร็ว และถ้าค่า Clo เท่ากับ 1 จะเทียบเท่ากับการสวมเสื้อผ้าที่พอดีตัวในห้องที่มีอุณหภูมิ 21 องศาเซลเซียส มีความชื้นน้อยกว่า 50% และมีความเร็วลมที่ 0.1 เมตรต่อวินาที ซึ่งจะทำให้ผู้อยู่อาศัยเกิดสภาวะสบาย ทั้งนี้อาจจะขึ้นอยู่กับสภาวะสบายของแต่ละบุคคลด้วย

ข. การเผาผลาญความร้อน (Metabolic Heat)

การเผาผลาญความร้อน คือ ความร้อนที่เกิดขึ้นจากการเคลื่อนไหวของร่างกาย ซึ่งหากมีการเคลื่อนไหวร่างกายที่มากขึ้น ก็จะทำให้ร่างกายมีอุณหภูมิเพิ่มสูงขึ้น ผสมกับพฤติกรรมการสวมใส่เสื้อผ้าที่อาจจะทำให้เกิดความร้อนสะสมภายในเสื้อผ้า ทั้งนี้ความร้อนที่เกิดขึ้นอาจแปรผันไปตามกิจกรรมต่าง ๆ ของแต่ละบุคคล เช่น การเดิน วิ่ง หรือการทำความสะอาดบ้าน ดังนั้นการเผาผลาญจึงเป็นปัจจัยทางอ้อมที่อาจส่งผลกระทบต่อภาระการวิเคราะห์และประเมินสภาวะสบายในเชิงพื้นที่ที่เหมาะสมกับผู้อาศัย

จากการศึกษาปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาวะสบายที่กล่าวมาข้างต้น ทั้งปัจจัยด้านสิ่งแวดล้อม และปัจจัยด้านบุคคลที่มีการแสดงออกมาในรูปแบบที่แตกต่างกัน ซึ่งมีส่วนทำให้ภูมิอากาศเชิงพื้นที่ในอาคารและสภาวะสบายของแต่ละบุคคลแตกต่างกัน (Basic Factors for Thermal Comfort - SAMS, n.d.)

2.1.4 ระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับการอยู่อาศัยหรือการทำกิจกรรมต่าง ๆ ภายในอาคารได้อย่างมีประสิทธิภาพ ด้วยเหตุนี้โครงงานนี้จึงมีการนำเทคโนโลยี IoT มาใช้สำหรับการเก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร และเทคโนโลยี ML สำหรับใช้สำหรับการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่

องค์ประกอบหลักของการออกแบบระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารโดยพื้นฐานแล้วจะประกอบไปด้วย 1) การออกแบบและตั้งค่าชุดเซนเซอร์ (Data Sensing and Sensor Design) 2) การแปลงข้อมูลเชิงโครงสร้าง (Structural Transformation) 3) การสกัดคุณลักษณะสำคัญจากข้อมูล (Feature Extraction) และ 4) การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ (Microclimate Prediction) โดยในแต่ละองค์ประกอบจะมีรายละเอียดดังนี้ (Gong et al., 2022)

1) การอ่านข้อมูลจากเซนเซอร์ (Data Sensing)

เนื่องจากการติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคารจำเป็นต้องใช้เซนเซอร์และเครื่องมือในการรวบรวมข้อมูลการเปลี่ยนแปลงของสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคารตามเวลาจริง โดยตัวเซนเซอร์จะทำหน้าที่เสมือนระบบประสาทเชิงการรับรู้ทางสภาพแวดล้อม เช่น อุณหภูมิ ความชื้น และความเร็วลมภายในอาคาร

2) การแปลงข้อมูลเชิงโครงสร้าง (Structural Transformation)

ข้อมูลที่รวบรวมมาจากตัวเซนเซอร์จะอยู่ในรูปแบบของคลื่นที่เป็นสัญญาณแอนะล็อกซึ่งคอมพิวเตอร์ไม่สามารถเข้าใจและนำไปประมวลผลได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องใช้ขั้นตอนวิธีการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบเชิงตัวเลขเพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลข้อมูลได้

3) การสกัดคุณลักษณะสำคัญจากข้อมูล (Feature Extraction)

หลังจากแปลงข้อมูลที่ได้มาให้อยู่ในรูปแบบเชิงตัวเลขที่คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจและประมวลผลข้อมูลได้แล้ว แต่อย่างไรก็ตามคอมพิวเตอร์ยังไม่สามารถรับรู้ถึงบริบทของข้อมูลได้ ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลงข้อมูลที่ได้มาโดยกำกับบริบทให้กับข้อมูลเหล่านี้ เนื่องจากข้อมูลที่ได้รับมาจากเซนเซอร์ประเภทต่าง ๆ จะมีบริบทที่แตกต่างกัน เช่น ข้อมูลที่มีค่า 40 ในบริบทของอุณหภูมิซึ่งใช้หน่วยเป็นฟาเรนไฮต์จะหมายถึงอุณหภูมิที่ต่ำมาก แต่ในหน่วยขององศาเซลเซียสจะหมายถึงอุณหภูมิค่อนข้างสูง ซึ่งจะนำข้อมูลที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะเหล่านี้ไปทำการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ต่อไป

4) การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ (Microclimate Prediction)

การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่เป็นการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของข้อมูลที่ได้จากการสกัดคุณลักษณะสำคัญแล้ว เพื่อนำข้อมูลมาสร้างแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงสำหรับประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร เช่น ค่าอุณหภูมิที่กำหนดในห้อง หนึ่งที่ 25 องศาเซลเซียส แต่กลับมีค่าเป็น 22 องศาเซลเซียสเนื่องจากพื้นที่ดังกล่าวมีอัตราความเร็วของลมที่สูงกว่าพื้นที่ปกติ ซึ่งอาจจะส่งผลให้สภาพแวดล้อมนั้นเกิดสภาวะไม่สบายหรือหนาวจนเกินไป โดยระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารสามารถแนะนำพื้นที่ที่มีอุณหภูมิที่เหมาะสมแก่ผู้อยู่อาศัยได้

2.2 เทคโนโลยีที่ใช้

เทคโนโลยีสำคัญที่จะนำไปสู่การออกแบบและพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร แบ่งออกเป็น 2 ด้านหลัก ๆ คือ 1) ด้านฮาร์ดแวร์ ซึ่งจะประกอบไปด้วยเซนเซอร์ต่าง ๆ ที่ทำหน้าที่เก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในห้อง 2) ด้านซอฟต์แวร์เพื่อใช้ในการประมวลผลข้อมูลจากเซนเซอร์ ดังกล่าว ซึ่งประกอบไปด้วยภาษาไพธอนสำหรับเขียนชุดคำสั่งและอัลกอริทึมเพื่อใช้ในการสร้างแบบจำลองเพื่อประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร

2.2.1 เทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์ (Hardware Technology)

เทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์ คือ จุดเริ่มต้นที่จะนำไปสู่การพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยจะกล่าวถึงใน 3 ประเด็นสำคัญ คือ 1) หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก (Node Micro-Controller Unit: NodeMCU) 2) เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น (High Accuracy Digital Temperature and Humidity Sensor) 3) เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน (Hot Wire Anemometer GM8903)

1) หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก

หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก (NodeMCU) เป็นเทคโนโลยีขนาดเล็กที่ถูกพัฒนาขึ้นมาสำหรับใช้งานร่วมกับเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ โดยคุณสมบัติของ NodeMCU จะประกอบไปด้วยโมดูลที่รองรับการเชื่อมต่อ Wi-Fi และ Bluetooth ภายในตัว โดยคุณสมบัติที่โดดเด่นของ NodeMCU คือ การใช้พลังงานในการประมวลผลที่ต่ำแต่สามารถประมวลผลได้รวดเร็วและเหมาะสมต่อการนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนา

ระบบแบบเรียลไทม์ โดยเฉพาะอย่างยิ่ง NodeMCU ชนิด ESP32 ที่ถูกออกแบบมาให้สามารถประมวลผลข้อมูลที่ซับซ้อนจากเซนเซอร์ต่าง ๆ ได้เป็นอย่างดี

2) เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น

เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้นในโครงการนี้จะเลือกใช้เซนเซอร์ DHT22 ที่สามารถวัดค่าอุณหภูมิและความชื้นได้ในตัวเดียวกัน ซึ่งมีความแม่นยำสูง นอกจากนี้เซนเซอร์ DHT22 ยังมีความสามารถในการแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบดิจิทัลที่คอมพิวเตอร์สามารถนำข้อมูลไปประมวลผลต่อได้

3) เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน

การวัดความเร็วลมของโครงการนี้จะเลือกใช้เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน รุ่น GM8903 ซึ่งเป็นเครื่องมือที่ได้รับความนิยมรุ่นหนึ่ง มีคุณสมบัติที่รองรับการใช้งานที่หลากหลาย เช่น สามารถวัดความเร็วลมได้ตั้งแต่ช่วง 0.0 m/s ถึง 30 m/s โดยสามารถบันทึกข้อมูลได้สูงสุด 350 รายการ ซึ่งสามารถเชื่อมต่อกับคอมพิวเตอร์เพื่อถ่ายโอนข้อมูลได้ และมีหน้าจอแสดงผลขนาดใหญ่ ใช้งานง่าย พกพาสะดวก เหมาะสำหรับการใช้งานในการตรวจวัดสภาพแวดล้อม

2.2.2 เทคโนโลยีด้านซอฟต์แวร์ (Software Technology)

ในการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร จำเป็นต้องอาศัยความรู้ทางด้านซอฟต์แวร์ในการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลที่เกี่ยวข้อง ซึ่งในกระบวนการทำงานของโครงการนี้จะเริ่มจากการเก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมจากเซนเซอร์ต่าง ๆ ที่นำไปติดตั้งควบคู่กับ NodeMCU ซึ่งจะทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูลสภาพแวดล้อมผ่านซอฟต์แวร์ที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ภาษาไมโครไพธอน (MicroPython) หลังจากนั้น NodeMCU จะส่งข้อมูลไปประมวลผลบนคลาวด์ (Cloud Computing) โดยโครงการนี้ได้เลือกใช้ ไฟร์เบส (Firebase) ในส่วนของ Realtime Database ผ่านไลบรารีของ Python เพื่อเก็บข้อมูล นำไปเข้ากระบวนการประมวลผลผ่านแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงที่พัฒนาขึ้นโดยใช้ภาษาไพธอน (Python Language) ซึ่งเป็นภาษาที่ได้รับการยอมรับในการนำมาใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลโดยใช้ไลบรารีของ Python คือ Scikit-Learn สำหรับใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง ML และหลังจากนั้นจะนำแบบจำลอง ML ไปประมวลผลผ่านคลาวด์ประเภท Cloud Run ที่รองรับการประมวลผลสคริปต์ผ่านภาษาไพธอน โดยผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลจะนำไปสู่การติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคารดังที่กล่าวมาในวัตถุประสงค์

1) ภาษาไพธอน

ภาษา Python เป็นหนึ่งในภาษาเชิงโครงสร้างที่มีความยืดหยุ่นและไม่ซับซ้อนต่อการทำความเข้าใจ โดยตัวภาษา Python สามารถรองรับการเขียนโปรแกรมที่อยู่ในรูปแบบเชิงวัตถุ (Object-Oriented Programming) ได้ ภาษา Python ได้รับความนิยมอย่างกว้างขวางในการพัฒนาโปรแกรมสำหรับงานต่าง ๆ เนื่องจากเป็นภาษาที่มีไวยากรณ์ที่เรียบง่าย กระชับ และมีความใกล้เคียงกับภาษามนุษย์ ทำให้ง่ายต่อการทดสอบและบำรุงรักษาชุดคำสั่งต่าง ๆ

ภาษา Python มีไลบรารีสำหรับรองรับการทำงานที่มีความหลากหลาย เพื่อเปิดโอกาสให้ผู้พัฒนาสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการแก้ไขปัญหาต่าง ๆ ได้ เช่น ไลบรารีที่รองรับการพัฒนาแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงในรูปแบบต่าง ๆ และ Cloud Computing ซึ่งมีบทบาทสำคัญในการพัฒนาเทคโนโลยีด้านปัญญาประดิษฐ์ โดยจะนำไปสู่การสร้างระบบที่มีความอัจฉริยะและเป็นเครื่องมือที่ช่วยสนับสนุนการตัดสินใจของมนุษย์

ในการพัฒนาโครงการนี้ได้พิจารณาเลือกใช้ภาษา Python เพื่อนำความรู้ด้านไวยากรณ์และคำสั่งเบื้องต้นไปพัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับใช้งานกับ NodeMCU โดยใช้ MicroPython สำหรับพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

2) ไมโครไพธอน

MicroPython เป็นภาษา Python ที่ปรับแต่งให้สามารถทำงานบนบอร์ด NodeMCU หรือไมโครคอนโทรลเลอร์ชนิดอื่น ๆ ที่มีทรัพยากรสำหรับใช้ในการประมวลผลข้อมูลน้อย ซึ่งการใช้ภาษา MicroPython จะทำให้ซอฟต์แวร์ง่ายต่อการพัฒนาและปรับปรุง นอกจากนี้ยังมีความสามารถในการประมวลผลสูง

MicroPython มีไลบรารีที่รองรับการทำงานบนไมโครคอนโทรลเลอร์ที่หลากหลาย เช่น ไลบรารีสำหรับวัดค่าอุณหภูมิและความชื้นด้วยเซนเซอร์ DHT22 การเชื่อมต่อ Wi-Fi การเชื่อมต่อ Bluetooth และการทำงานกับหน่วยความจำแฟลช และการสื่อสารแบบสองทางผ่านสาย Serial

การพัฒนาโครงการนี้ได้พิจารณาเลือกใช้ NodeMCU ในการประมวลผลและเก็บรวบรวมข้อมูลที่ส่งมาจากเซนเซอร์ต่าง ๆ โดยในการพัฒนาซอฟต์แวร์ใช้ภาษา MicroPython และจากนั้นจะส่งข้อมูลขึ้นไปเก็บบน Cloud Computing

3) Google Cloud Platform (GCP)

GCP เป็นแพลตฟอร์มที่รวบรวมเครื่องมือต่าง ๆ สำหรับการจัดการในส่วนของผู้ให้บริการ (Server Side) ที่ใช้ในการพัฒนาเว็บและโมบายแอปพลิเคชันได้อย่างรวดเร็วและ

มีความเสถียรสูง โดยโครงการนี้ได้เลือกใช้ Firebase ในส่วนของ Realtime Database สำหรับการจัดเก็บข้อมูลสภาพแวดล้อมที่วัดมาจากเซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น และใช้งานควบคู่กับ Cloud Run ที่รองรับสคริปต์ภาษาไพธอนสำหรับการประมวลผลเพื่อวิเคราะห์ข้อมูลสภาพแวดล้อมผ่านเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงสำหรับประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่มีผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร

4) แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง (Machine Learning Model: ML)

แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง เป็นกระบวนการที่เครื่องเรียนรู้ (Learning Process) และการอนุมาน (Inference) โดยอาศัยการเรียนรู้จากประสบการณ์หรือเรียนรู้จากชุดข้อมูล (Data Training) โดยมีจุดมุ่งหมายให้เครื่องได้เรียนรู้จากชุดข้อมูลและผลเฉลย (Labels) ที่ผู้พัฒนากำหนดให้เพื่อแก้ไขปัญหาในงานใดงานหนึ่ง โดยแบบจำลองที่ได้มาจากการเรียนรู้ของเครื่องสามารถที่จะพัฒนาการเรียนรู้ได้ดียิ่งขึ้นจากการเรียนรู้ผ่านการค้นพบรูปแบบหรือแบบแผนซ้ำ ๆ เดิม ๆ (Iterative Process)

การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร จะมีความเกี่ยวข้องกับสภาพแวดล้อมที่มีความหลากหลายทั้งภูมิอากาศและการเปลี่ยนแปลงของสภาพอากาศ อุณหภูมิ ความชื้น และความเร็วลม ทั้งภายในและภายนอกอาคาร ดังนั้นการประยุกต์ใช้เทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงจึงเป็นขั้นตอนวิธีที่เหมาะสมเพื่อจดจำรูปแบบของสภาพแวดล้อมที่มีความคล้ายคลึงหรือแตกต่างกัน โดยที่ตัวเครื่องสามารถเรียนรู้จากการวิเคราะห์เหตุการณ์ที่ทำหน้าที่เสมือนประสบการณ์จริงหรือการเรียนรู้แบบมีผู้สอน (Supervised Learning) จากสภาพแวดล้อมนั้น ๆ โดยการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอนแบ่งออกเป็น 3 กลุ่ม ดังนี้

ก. กลุ่ม Geometry

เป็นการวิเคราะห์คุณลักษณะของสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร เพื่อหาความแตกต่างของแต่ละคลาส โดยเครื่องจะเลือกจับกลุ่มกับคลาสที่อยู่ใกล้ที่สุด ยกตัวอย่างอัลกอริทึม เช่น

1) Artificial Neural Network (ANN)

Artificial Neural Network (ANN) เป็นเทคนิคที่มีรูปแบบการประมวลผลที่คล้ายคลึงกับการทำงานของสมองและระบบประสาทของมนุษย์ ซึ่งประกอบด้วยโหนด (Node) หลายชั้น โดยในแต่ละชั้นประกอบไปด้วย Input Layer, Hidden Layers และ Output Layer ซึ่ง Hidden Layers

อาจจะมีมากกว่า 1 ชั้นขึ้นไป โดยในโหนดแต่ละชั้นจะเชื่อมต่อและส่งข้อมูลถึงกันผ่านผลรวมของน้ำหนัก (Weight) และค่าตั้งต้น (Bias) เพื่อใช้ในการแยกแยะคุณลักษณะของข้อมูล ซึ่ง ANN จะใช้ข้อมูลจากชุดข้อมูลสำหรับการปรับปรุง Weight และ Bias ในแต่ละชั้น เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประเมิน

2) K-Nearest Neighbors (K-NN)

K-Nearest Neighbors (K-NN) เป็นเทคนิคสำหรับการจำแนกประเภทข้อมูลที่มีลักษณะการจัดกลุ่มของข้อมูลให้อยู่ในกลุ่มเดียวกับข้อมูลที่มีความใกล้เคียง โดยค่า k จะเป็นค่าที่กำหนดจำนวนชุดข้อมูลใกล้เคียงที่ต้องการใช้ในการจำแนกประเภทข้อมูล

3) Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) เป็นเทคนิคการจำแนกประเภทข้อมูลที่ใช้พื้นฐานจากทฤษฎีการเรียนรู้จากสถิติ ซึ่งหลักการของ SVM คือการหาเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูลที่เหมาะสมที่สุด โดยทำการหาสมการเพื่อสร้างเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูล การสร้างเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูลใน SVM จะใช้ Support Vectors เป็นตัวช่วยในการหาเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูล Support Vectors คือข้อมูลที่อยู่ข้างบนหรือล่างของ Margin และอยู่ใกล้กับเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูล ซึ่งเส้นแบ่งแยกประเภทข้อมูลจะสร้างจาก Support Vectors เหล่านี้

ข) กลุ่ม Probability

เป็นการวิเคราะห์คุณลักษณะของสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคารผ่านการหาความน่าจะเป็นของแต่ละคลาส ซึ่งจะมีการคำนวณโดยใช้การแจกแจงความน่าจะเป็นแบบมีเงื่อนไข $P(Y | X)$ โดยเครื่องจะแบ่งประเภทให้กับคลาสที่มีความน่าจะเป็นมากที่สุด ตัวอย่างอัลกอริทึม เช่น

1) Naive Bayes (NB)

Naïve Bayes เป็นเทคนิคที่ใช้ในการจำแนกประเภทหรือคาดการณ์ผลลัพธ์ โดยทั่วไป NB จะถูกนำมาใช้ในงานที่เกี่ยวข้องกับการจำแนกประเภทข้อมูล โดยใช้หลักทฤษฎีของ Bayes ในการประเมินความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ โดยจะมีการนับจำนวนครั้งของเหตุการณ์ ต่าง ๆ โดยเริ่มต้นต้องมีการ

ข้อมูลและแยกข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบคลาสต่าง ๆ ตามประเภทที่ต้องการ จากนั้นจึงนำข้อมูลไปใช้ในการประเมินความน่าจะเป็นของผลลัพธ์ ซึ่งคุณสมบัติต่าง ๆ (Feature) จะเป็นอิสระต่อกันและส่งผลกระทบต่อความน่าจะเป็นของรูปแบบคลาสต่าง ๆ ร่วมกัน

ค) กลุ่ม Logical Expression

เป็นการวิเคราะห์คุณลักษณะของสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคาร ผ่านการใช้กฎเชิงตรรกะ (If Part Expression) ซึ่งจะมีการใช้ฟังก์ชันค่าเงื่อนไข เพื่อให้เครื่องสามารถแบ่งประเภทของคลาสผ่านตรรกะที่แตกต่างกันได้ ตัวอย่าง เช่น

1) Decision Tree (DT)

Decision Tree เป็นเทคนิคที่ใช้ในงานที่ต้องการจำแนกประเภทหรือหาการถดถอยของข้อมูล (Regression) โดย DT จะมีการแบ่งโครงสร้างออกเป็นลำดับชั้นคล้ายคลึงกับโครงสร้างของต้นไม้ ซึ่งจะเริ่มต้นการทำงานที่ราก (Root Node) และจะมีการแตกกิ่ง (Branches) เพื่อเชื่อมต่อไปยังโหนดลูก (Internal Node) และ Leaf Node โดยผลลัพธ์ของการประมวลผลจะอยู่ที่ Leaf Node ซึ่งเป็นลำดับขั้นสุดท้าย

2) Random Forest (RF)

Random Forest เป็นเทคนิคการเรียนรู้แบบ Ensemble ที่เกิดจากการรวบรวม DT หลาย ๆ โครงสร้าง เพื่อแก้ปัญหาค่าความเอนเอียง (Bias) และผลลัพธ์มีความแม่นยำที่มากเกินไป (Overfitting) ทำให้ RF มีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทหรือวิเคราะห์การถดถอยของข้อมูลได้ดีขึ้น โดย RF จะสร้างแบบจำลองด้วยการสุ่มชุดข้อมูล (Bootstrap) และคุณสมบัติต่าง ๆ (Feature) ของข้อมูลเพื่อสร้าง DT หลาย ๆ ชุด จากนั้นจะรวมผลลัพธ์จากการประมวลผลของ DT ทั้งหมดเข้าด้วยกันเพื่อให้ได้ผลลัพธ์การจำแนกที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าการใช้ DT เพียงโครงสร้างเดียวในการประมวลผลข้อมูล

ในการพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารจะทดลองใช้อัลกอริทึมในทุก ๆ กลุ่มดังที่ได้ระบุไปข้างต้น เพื่อพิจารณาว่าผลลัพธ์ที่ได้หลังจากการ

ประมวลผลชุดข้อมูลสภาพแวดล้อมที่มีความหลากหลายนั้นว่าจะมีความเหมาะสมกับอัลกอริทึมที่จัดอยู่ในกลุ่มใด

5) Scikit-Learn

Scikit-Learn เป็นไลบรารีโอเพนซอร์สที่รวบรวมแพ็คเกจสำหรับการพัฒนาแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงโดยนักพัฒนาสามารถใช้งานได้เต็มรูปแบบผ่านชุดคำสั่งภาษา Python โดยอาศัยการเขียนโปรแกรมเชิงวัตถุ (Object-Oriented Programming) Scikit-Learn เป็นไลบรารีโอเพนซอร์สที่พัฒนาเต็มรูปแบบเพื่อรองรับการพัฒนาแมชชีนเลิร์นนิงโดยมีจุดเด่นคือสามารถนำไปใช้ในการแบ่งประเภทข้อมูล (Data Classification) การแบ่งกลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis) และการวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) ได้

Scikit-Learn ออกแบบมาให้สามารถใช้งานร่วมกับไลบรารีระเบียบวิธีเชิงตัวเลข (Numerical Method: NumPy) ไลบรารีชุดข้อมูลหลายมิติ (Python Data Analysis Library: pandas) และไลบรารีระเบียบวิธีการคำนวณเชิงวิทยาศาสตร์ (Scientific Computing Tools for Python: SciPy) ของ Python โดยนักวิเคราะห์ข้อมูลจะอาศัย Scikit-Learn เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ข้อมูล เนื่องจากมีการใช้งานที่ไม่ซับซ้อนแต่มีประสิทธิภาพในการทำงานสูง สามารถเข้าถึงได้และง่ายต่อการเรียนรู้

ในการจัดทำโครงการนี้ได้มีการประยุกต์ใช้แมชชีนเลิร์นนิงผ่าน Scikit-Learn เพื่อเป็นเทคโนโลยีในการกำหนดชุดคำสั่งให้แมชชีนเลิร์นนิงเพื่อใช้ในการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร โดยผลลัพธ์ที่ได้จาก Scikit-Learn คือ แบบจำลองที่สามารถนำไปสู่การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารได้อย่างถูกต้องและแม่นยำยิ่งขึ้น

2.3 งานวิจัยหรือระบบที่ใกล้เคียง

ในปัจจุบันปัญหาด้านสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารเป็นหัวข้อวิจัยที่ได้รับความสนใจเป็นอย่างมาก เนื่องจากหากผู้อยู่อาศัยอยู่ในตำแหน่งที่อุณหภูมิไม่สอดคล้องกับสภาวะสบายของตนเองนั้นจะทำให้ประสิทธิภาพการทำงานหรือคุณภาพชีวิตของผู้ผู้อยู่อาศัยนั้นลดลง และส่งผลทำให้เกิดอาการเจ็บป่วยตามมา หรืออาจจะทำให้ผลผลิตจากการทำงานลดลง เทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและ IoT สามารถใช้ในการติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่แบบเรียลไทม์ได้ เพื่อประกอบการตัดสินใจสำหรับให้ผู้อยู่อาศัยเลือกอาศัยอยู่ในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคล ซึ่งจะนำไปสู่การเพิ่มคุณภาพชีวิตและ

ประสิทธิภาพในการทำงานของผู้อยู่อาศัยภายในห้องสำนักงานให้ดีขึ้น จากการศึกษางานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงการ สามารถสรุปได้ ดังนี้

2.3.1 Investigating Spatial Impact on Indoor Personal Thermal Comfort

การประเมินผลกระทบเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายส่วนบุคคลภายในอาคารได้รับความสนใจจากงานวิจัยในปัจจุบันอย่างกว้างขวาง โดย Gong และคณะ (Gong et al., 2022) พบว่าแบบจำลอง Predicted Mean Vote (PMV) ที่เป็นวิธีการที่ได้รับความนิยมในหลายงานวิจัยที่ผ่านมาแต่อย่างไรก็ตามวิธีการดังกล่าวยังคงมีปัญหาในเรื่องของข้อจำกัดในการประมวลผลปัจจัยที่มีความหลากหลายและซับซ้อน ทำให้ PMV ไม่สามารถใช้สำรวจสภาวะสบายส่วนบุคคลได้ และในหลาย ๆ งานวิจัยจะมุ่งเน้นไปที่การเก็บข้อมูลเชิงสรีระของผู้เข้าร่วมการทดลอง โดยไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยเชิงพื้นที่ที่อาจจะมีผลกระทบต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัย ดังนั้นพวกเขาจึงได้นำเสนอวิธีการสำรวจผลกระทบจากปัจจัยเชิงพื้นที่เพื่อประเมินสภาวะสบายส่วนบุคคลภายในอาคาร โดยในงานวิจัยนี้จะใช้แบบจำลอง Artificial Neural Network (ANN) โดยใช้ปัจจัยส่วนบุคคล สิ่งแวดล้อม และค่าสัมประสิทธิ์ความไว (Sensitivity Coefficient) ซึ่งผลลัพธ์จากการเรียนรู้ของแบบจำลองสรุปได้ว่าปัจจัยเชิงโครงสร้างของอาคาร เช่น หน้าต่างและสภาพแวดล้อมโดยรอบมีความสำคัญในการปรับปรุงความแม่นยำของแบบจำลอง

2.3.2 Thermal Preference Prediction Based on Occupants' Adaptive Behavior in Indoor Environments- A Study of an Air-Conditioned Multi-Occupancy Office in China

งานวิจัยนี้เป็นการศึกษาพฤติกรรมการปรับตัวต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในห้องสำนักงานเป็นส่วนสำคัญในการจัดการความเหมาะสมของอาคารโดย Liu และคณะ (Liu et al., 2021) พบว่างานวิจัยในปัจจุบันยังขาดการประเมินสภาวะสบายที่แบ่งตามลักษณะทางกายภาพของแต่ละบุคคล พวกเขาจึงได้นำเสนอวิธีการใหม่ในการพัฒนาแบบจำลองสภาวะสบายโดยใช้ปัจจัยอุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ทั้งภายในและภายนอกอาคารสำหรับประเมินความพึงพอใจต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยแต่ละบุคคล โดยใช้อัลกอริทึม Support Vector Machine, Random Forest, K-Nearest Neighbor และ Decision Tree ในการเปรียบเทียบและพัฒนาแบบจำลอง ผลของงานวิจัยพบว่าผู้อยู่อาศัยแต่ละคนมีพฤติกรรมการปรับตัวต่อสภาวะสบายที่แตกต่างกันไปตามพื้นที่ภายในห้องที่ผู้อยู่อาศัยแต่ละคนอาศัยอยู่ โดยพฤติกรรมการปรับตัวที่พบได้บ่อยที่สุดจะเป็นการนำเสื้อโค้ทมาสวมในพื้นที่ของห้องที่มีสภาพแวดล้อมที่หนาวเย็นและการเช็ดเหงื่อในพื้นที่ของห้องที่มีสภาพแวดล้อมที่ร้อน ซึ่งในการพัฒนาแบบจำลองสภาวะสบายพบว่าการใช้ Random Forest เป็น

วิธีที่เหมาะสมที่สุดในการวิจัยนี้ โดยสื่อได้ว่าภูมิอากาศเชิงพื้นที่ส่งผลต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารโดยตรง

2.3.3 Effects of the Indoor Environment on EEG and Thermal Comfort Assessment in Males

งานวิจัยนี้เป็นการประเมินสภาวะสบายโดยการใช้คลื่นไฟฟ้าสมองร่วมกับการจำลองสภาพแวดล้อมในแต่ละพื้นที่ภายในห้องซึ่งถือเป็นปัจจัยที่สำคัญที่ต้องนำมาวิเคราะห์ โดย Pan และคณะ (Pan et al., 2023) พบว่าการตรวจสอบผลกระทบของสภาวะสบายที่เจาะจงเป็นรายบุคคลเป็นเรื่องที่ซับซ้อนและต้องการเทคโนโลยีที่เหมาะสมสำหรับการประเมินสภาวะสบาย พวกเขาจึงได้นำเสนอวิธีการโดยการจำลองสภาพแวดล้อมในแต่ละพื้นที่ภายในห้องที่มีสภาวะสบายแตกต่างกันออกไปและใช้คลื่นไฟฟ้าในสมอง (Electroencephalogram: EEG) สำหรับใช้ในการพัฒนาแบบจำลอง Logistic Regression เพื่อแยกแยะสภาวะสบายจากปัจจัยทางสภาพแวดล้อมในแต่ละพื้นที่ ซึ่งผลลัพธ์จากแบบจำลองนี้สามารถแยกแยะสภาวะสบายในแต่ละพื้นที่โดยใช้ EEG ได้แม่นยำอยู่ที่ 88.6%

2.3.4 An IoT-Based Deep Learning Approach to Analyze Indoor Thermal Comfort of Disabled People

งานวิจัยนี้เกี่ยวข้องกับการประเมินสภาวะสบายภายในพื้นที่อาคารของผู้พิการที่มีความอ่อนไหวต่อสภาวะสบาย ซึ่งจะมีความแตกต่างจากบุคคลทั่วไป และยังเป็นงานวิจัยด้านที่ยังไม่ค่อยได้รับความสนใจจากนักวิจัยในปัจจุบัน โดย Brik และคณะ (Brik et al., 2021) พบว่าสภาพแวดล้อมภายในอาคารมีผลกระทบต่อสภาวะสบายของผู้พิการซึ่งมีความอ่อนไหวต่อสภาวะสบายแตกต่างจากบุคคลทั่วไป เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าวพวกเขาจึงได้ใช้เทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ (Internet of Things: IoT) ในการรวบรวมข้อมูลอุณหภูมิ ความชื้นและความเร็วลมในแต่ละพื้นที่ภายในอาคารสำหรับการพัฒนาแบบจำลองใหม่ โดยใช้ Deep Neural Network ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้จากแบบจำลองสำหรับการประเมินสภาวะสบายของผู้พิการที่อาศัยอยู่ภายในอาคารมีความแม่นยำอยู่ที่ 97%

2.3.5 Providing Convenient Indoor Thermal Comfort in Real-Time Based on Energy-Efficiency IoT Network

การประเมินสภาพแวดล้อมทั้งภายในและภายนอกอาคารที่ส่งผลกระทบต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารเป็นสิ่งสำคัญที่ส่งผลต่อคุณภาพชีวิตและประสิทธิภาพการทำงาน โดย Brik และคณะ (Brik et al., 2022) พบว่ามีผู้คนส่วนใหญ่เสียชีวิตจากสภาพอากาศที่หนาวหรือร้อนจนเกินไปซึ่งไม่เหมาะสมกับสภาวะสบายของตนเองที่อาศัยอยู่ภายในอาคาร อย่างไรก็ตามงานวิจัยที่ผ่านมายังไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยของสภาพแวดล้อมภายนอกอาคารที่ส่งผลกระทบต่อสภาพแวดล้อมในแต่ละพื้นที่ภายในอาคารและส่งผลต่อสภาวะสบายของผู้ที่อาศัยอยู่ พวกเขาจึงได้เสนอวิธีการที่ใช้ IoT ในการรวบรวมข้อมูลสภาพแวดล้อมภายในอาคารและภายนอกอาคาร และสร้างแบบจำลองโดยใช้ Genetic Algorithm และ Random Forest ในการประเมินและแนะนำข้อมูลของสภาพแวดล้อมให้เหมาะสมต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคาร ซึ่งผลลัพธ์จากแบบจำลองที่ใช้ Genetic Algorithm และ Random Forest สำหรับการประเมินสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารมีความแม่นยำอยู่ที่ 85% และ 96% ตามลำดับ

จากงานวิจัยข้างต้นสามารถสรุปการเปรียบเทียบในประเด็นของปัญหา วิธีการ จุดเด่น และข้อจำกัดของงานวิจัยที่ใกล้เคียงดังกล่าว ดังตารางที่ 2.1

ตารางที่ 2.1 ตารางเปรียบเทียบงานวิจัยที่ใกล้เคียง

เรื่อง	ปัญหา	เทคนิค/วิธีการ	จุดเด่น	ข้อจำกัด
Investigating Spatial Impact on Indoor Personal Thermal Comfort (Gong et al., 2022)	ขาดการคำนึงถึงผลกระทบของเชิงพื้นที่ภายในอาคาร ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัย	การใช้แบบจำลอง ANN ในการประเมินผลกระทบแบบเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่ส่งผลต่อสภาวะสบาย	แบบจำลองมีความแม่นยำที่ 80.97% ซึ่งดีกว่าวิธีการเดิมมากถึง 14.12%	ข้อมูลมีขนาดเล็กและขาดความหลากหลายทางด้านสภาพแวดล้อม ที่ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่
Thermal preference prediction based on occupants' adaptive behavior in indoor environments- A study of an air-conditioned multi-occupancy office in China (Liu et al., 2021)	งานวิจัยในปัจจุบันยังขาดการประเมินสภาวะสบายที่แบ่งตามลักษณะทางกายภาพของแต่ละบุคคล	เปรียบเทียบและพัฒนาแบบจำลองใหม่โดยใช้ SVM, RF, K-NN และ DT โดยใช้ปัจจัยด้านอุณหภูมิ และความชื้นสัมพัทธ์ทั้งภายในและภายนอกอาคารเพื่อประเมินสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยแต่ละบุคคล	จากการเปรียบเทียบแบบจำลองทั้งหมดที่ใช้ในการทดลอง ได้ข้อสรุปว่าแบบจำลอง Random Forest มีความแม่นยำ 85% ซึ่งเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด	ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่
Effects of the indoor environment on EEG and thermal comfort assessment in males (Pan et al., 2023)	การตรวจสอบผลกระทบของสภาวะสบายที่เจาะจงเป็นรายบุคคลเป็นเรื่องที่ซับซ้อนและต้องการเทคโนโลยีที่เหมาะสม เพื่อแก้ไขปัญหาดังกล่าว	นำเสนอวิธีการโดยใช้คลื่น EEG สำหรับใช้พัฒนาแบบจำลอง logistic regression เพื่อแยกแยะสภาวะสบาย	แบบจำลองสามารถแยกแยะสภาวะสบายได้แม่นยำที่ 88.6%	ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่
An IoT-based deep learning approach to analyse indoor thermal comfort of disabled people (Brik et al., 2021)	สภาพแวดล้อมภายในอาคารมีผลกระทบต่อสภาวะสบายของผู้พิการ ซึ่งมีความอ่อนไหวต่อสภาวะสบายแตกต่างจากบุคคลทั่วไป	รวบรวมข้อมูลด้วย IoT และประเมินความแตกต่างของสภาวะสบายของผู้พิการด้วยแบบจำลอง Deep Neural Network	แบบจำลองมีความแม่นยำในการประเมินสภาวะสบายที่ 98%	ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่
Providing Convenient Indoor Thermal Comfort in Real-Time Based on Energy-Efficiency IoT Network (Brik et al., 2022)	ผู้คนส่วนใหญ่เสียชีวิตจากสภาพอากาศที่หนาวหรือร้อนจนเกินไปซึ่งไม่เหมาะสมกับสภาวะสบายของตนเองที่อาศัยอยู่ภายในอาคาร	รวบรวมข้อมูลโดยใช้ IoT และใช้ Random Forest และ Genetic Algorithm ในการประเมินและแนะนำข้อมูลของสภาพแวดล้อมให้เหมาะสมต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคาร	แบบจำลอง Random Forest มีความแม่นยำที่ 96% และ Genetic Algorithm ที่ 85%	ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของสิ่งแวดล้อมที่ส่งผลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่

จากงานวิจัยในตารางที่ 2.1 ที่เกี่ยวข้องกับการประเมินสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคาร พบว่างานวิจัยดังที่กล่าวมาข้างต้นได้เน้นให้ความสำคัญกับสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัยภายในอาคารในระดับรายบุคคล โดยใช้แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงในการประเมินสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัย แต่อย่างไรก็ตามงานดังกล่าวยังไม่ได้คำนึงถึงปัจจัยเชิงโครงสร้างสถาปัตยกรรมที่มีอิทธิพลต่อภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลกับสภาวะสบายภายในอาคาร โดยเฉพาะระดับความเร็วของพัดลม การใช้เครื่องปรับอากาศ สถานะการเปิดหรือปิดของหน้าต่าง ผ้าม่าน จำนวนของประตูและหน้าต่าง และจำนวนผู้อาศัยที่มีปริมาณที่แตกต่างกัน จากข้อจำกัดดังกล่าว โครงการนี้จึงเสนอวิธีการสำหรับประเมินและติดตามภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายของผู้อยู่อาศัย โดยผลลัพธ์ที่ได้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในระบบสารสนเทศด้านการให้คำแนะนำเพื่อระบุพื้นที่ที่อาจจะทำให้ผู้อยู่อาศัยเกิดสภาวะสบายได้

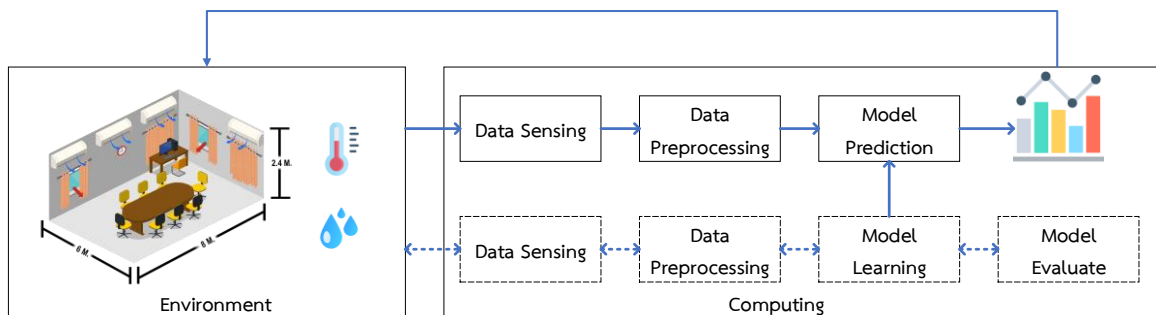
บทที่ 3

การวิเคราะห์แนวทางการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้

ในบทนี้จะนำเสนอการวิเคราะห์แนวทางการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้ของระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ ซึ่งจะประกอบไปด้วย 1) ระเบียบวิธีการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้ (Methodology for Model Learning) 2) การออกแบบชุดเซนเซอร์และการนำเข้าข้อมูล (Sensor Design and Data Sensing) 3) การเตรียมข้อมูล (Data Preparation) 4) การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ (Microclimate Prediction) เพื่อให้กระบวนการพัฒนาระบบเป็นไปตามลำดับขั้นตอน และมีแบบแผน โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.1 ระเบียบวิธีการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้ (Methodology for Model Learning)

ระเบียบวิธีการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้จะมีองค์ประกอบที่สำคัญ 2 ส่วน คือ ส่วนสภาพแวดล้อม (Environment) และส่วนการประมวลผลของระบบ (Computing) โดยองค์ประกอบที่สำคัญต่อการพัฒนาระบบจะนำเสนอ ดังภาพที่ 3.1



ภาพที่ 3.1 การวิเคราะห์ระเบียบวิธีการพัฒนาตัวแบบการเรียนรู้สำหรับระบบ

จากภาพที่ 3.1 การประมวลผลสามารถแบ่งได้เป็น 2 ส่วน คือ กระบวนการด้านการทดลองเพื่อพัฒนาแบบจำลอง (เส้นประ) ที่ประกอบไปด้วย 1) การนำเข้าข้อมูล 2) การเตรียมข้อมูล 3) การพัฒนาแบบจำลองและ 4) การประเมินประสิทธิภาพการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

โดยกระบวนการนี้เป็นการทดลองแบบวนซ้ำในแต่ละขั้นตอน ซึ่งหากแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ไม่ดีเท่าที่ควรหรือประสิทธิภาพในการประเมินอยู่ในเกณฑ์ที่ไม่สามารถยอมรับได้ เช่น น้อยกว่า 80% กระบวนการจะย้อนกลับเพื่อไปแก้ไขในขั้นตอนต่าง ๆ ที่ยังไม่สามารถประมวลผลได้เต็มประสิทธิภาพ เช่น การย้อนกลับไปปรับปรุงกระบวนการเตรียมข้อมูล

กระบวนการด้านการใช้งานจริงของระบบ (เส้นทึบ) ซึ่งสอดคล้องกับขั้นตอนการพัฒนาแบบจำลอง โดยกระบวนการนี้มีเป้าหมายเพื่อนำแบบจำลองที่ผ่านการเรียนรู้และมีประสิทธิภาพอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ไปใช้งานจริงในการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

ขั้นตอนและลำดับการทำงานตามสถาปัตยกรรมในข้างต้นจึงมีความสำคัญในการพัฒนาระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร เพราะจะส่งผลทำให้การพัฒนาระบบสามารถประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่มีความหลากหลายและสอดคล้องกับสภาพแวดล้อมจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.2 การออกแบบชุดเซนเซอร์และการนำเข้าสู่ข้อมูล (Sensor Design and Data Sensing)

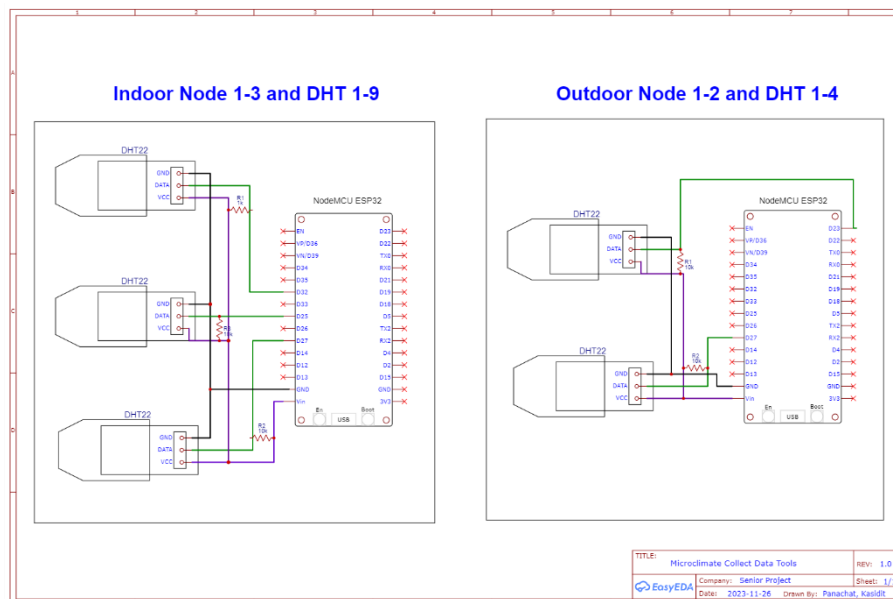
ในขั้นตอนนี้จะมุ่งเน้นไปที่การออกแบบและตั้งค่าชุดเซนเซอร์สำหรับระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร ซึ่งเป็นส่วนแรกที่สำคัญในกระบวนการนำเข้าสู่ข้อมูล โดยจะมีขั้นตอนและวิธีการดังนี้

3.2.1 การออกแบบและตั้งค่าชุดเซนเซอร์ (Sensor Design and Configuration)

ในขั้นตอนการออกแบบและตั้งค่าชุดเซนเซอร์จะออกแบบและเชื่อมโยงระหว่างชุดเซนเซอร์เข้ากับหน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก (NodeMCU) โดยจะแบ่งการออกแบบชุดเซนเซอร์ออกเป็นสองแบบ ได้แก่ 1) การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับการทดลอง และ 2) การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับตัวต้นแบบของผลิตภัณฑ์ โดยมีรายละเอียดดังนี้

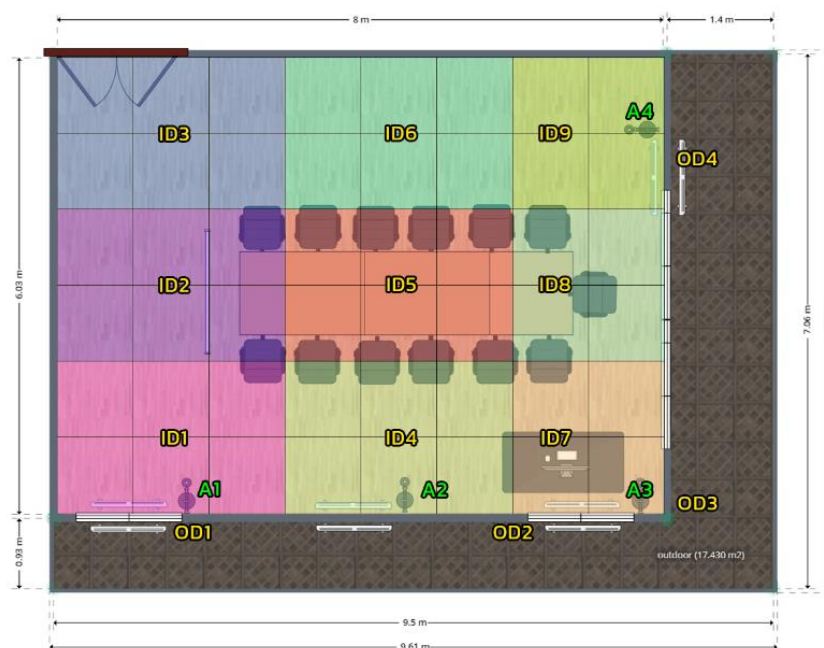
1) การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับการทดลอง

การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับการเก็บข้อมูลระหว่างการทดลองจำเป็นต้องอาศัยพิมพ์เขียวสำหรับนำไปพัฒนาตัวต้นแบบ โดยพิมพ์เขียวจะมีรายละเอียดการออกแบบชุดเซนเซอร์ร่วมกับ NodeMCU โดยมีการกำหนดแผนผังวงจรไฟฟ้าเพื่อเชื่อมโยงองค์ประกอบดังกล่าว โดยรายละเอียดพิมพ์เขียวสำหรับใช้ในโครงงานนี้จะแสดงดังในภาพที่ 3.2



ภาพที่ 3.2 พิมพ์เขียวสำหรับเชื่อมโยงแผนผังวงจรไฟฟ้าของชุดเซนเซอร์สำหรับการเก็บข้อมูล

จากภาพที่ 3.2 แสดงถึงหลักการออกแบบแผงวงจรเพื่อใช้งาน NodeMCU ร่วมกับเซนเซอร์อุณหภูมิและความชื้นรุ่น DHT22 ซึ่งโครงงานนี้ได้ออกแบบและแบ่งรูปแบบของแผงวงจรออกเป็น 2 ส่วนย่อย โดยจำแนกตามพื้นที่ที่ติดตั้ง คือ รูปแบบสำหรับติดตั้งภายในห้องทดลอง (Indoor Node: ID) จำนวน 3 ชุด โดยในแต่ละชุดจะประกอบไปด้วย NodeMCU จำนวน 1 ตัว ซึ่งจะทำหน้าที่ควบคุมเซนเซอร์รุ่น DHT22 จำนวน 3 ตัว และรูปแบบสำหรับติดตั้งภายนอกอาคาร (Outdoor Node: OD) จำนวน 2 ชุด โดยในแต่ละชุดจะประกอบไปด้วย NodeMCU จำนวน 1 ตัว ซึ่งจะทำหน้าที่ควบคุมเซนเซอร์รุ่น DHT22 จำนวน 2 ตัว โดยแผนผังห้องทดลองสำหรับการติดตั้งชุดเซนเซอร์ต่าง ๆ จะแสดงดังภาพที่ 3.3

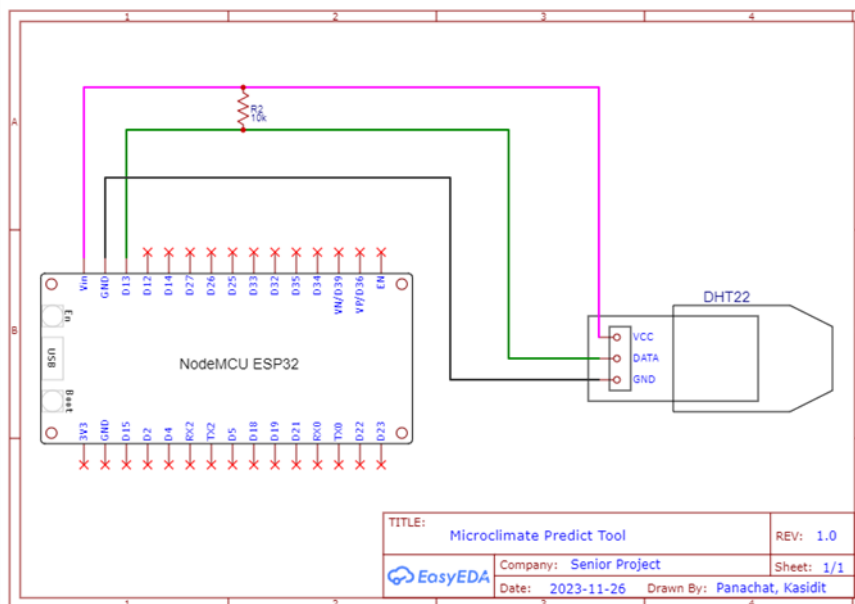


ภาพที่ 3.3 แผนผังห้องทดลองขนาด 13 ที่นั่งและการกำหนดตำแหน่งสำหรับติดตั้งชุดเซนเซอร์ทั้งภายในและภายนอกห้อง

จากภาพที่ 3.3 แสดงถึงแผนผังห้องทดลองขนาด 13 ที่นั่งและการกำหนดตำแหน่งสำหรับติดตั้งชุดเซนเซอร์สำหรับทดลองทั้งภายในและภายนอกห้อง ร่วมกับตำแหน่งที่ติดตั้งเครื่องวัดความเร็วลม โดยในภาพจะประกอบไปด้วยเซนเซอร์สองกลุ่มหลัก คือ กลุ่มเซนเซอร์อุณหภูมิและความชื้น ซึ่งแบ่งพื้นที่การติดตั้งออกเป็น 2 พื้นที่ คือ พื้นที่ภายในห้องทดลอง (ID) จำนวน 9 จุด และพื้นที่ภายนอกห้องทดลอง (OD) จำนวน 4 จุด ร่วมกับเครื่องวัดความเร็วลม (Anemometer: A) จำนวน 4 จุด ที่ติดตั้งโดยอ้างอิงจากตำแหน่งของเครื่องปรับอากาศภายในห้องทดลอง

2) การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับตัวต้นแบบของผลิตภัณฑ์

การออกแบบชุดเซนเซอร์สำหรับการพัฒนาผลิตภัณฑ์จะมีความแตกต่างจากพิมพ์เขียวสำหรับห้องทดลอง โดยจะลดปริมาณเซนเซอร์รุ่น DHT22 เพื่อลดต้นทุนของการผลิต เป็นการออกแบบที่อ้างอิงตามรูปแบบสถาปัตยกรรมของระบบ โดยจะมีรายละเอียดดังภาพที่ 3.4



ภาพที่ 3.4 พิมพ์เขียวสำหรับเชื่อมโยงแผนผังวงจรไฟฟ้าของชุดเซนเซอร์สำหรับ
ต้นแบบผลิตภัณฑ์

จากภาพที่ 3.4 แสดงถึงหลักการออกแบบพิมพ์เขียวแผงวงจรระหว่าง NodeMCU และเซนเซอร์รุ่น DHT22 โดยอ้างอิงตามรูปแบบสถาปัตยกรรมซึ่งจะทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูลหรือสัญญาณจากเซนเซอร์เพื่อติดตามสภาพแวดล้อมและส่งไปให้แบบจำลองประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่บน Cloud Computing เพื่อนำไปวิเคราะห์ต่อไป

3.2.2 การนำเข้าข้อมูล (Data Sensing)

การนำเข้าข้อมูลเป็นขั้นตอนที่มีการปฏิสัมพันธ์ระหว่างสิ่งแวดล้อมและระบบการประมวลผล โดยในขั้นตอนนี้จะใช้เซนเซอร์รุ่น DHT22 ซึ่งทำหน้าที่เสมือนระบบประสาทการรับรู้ค่าอุณหภูมิและความชื้น โดยทั้ง 2 ค่านี้จะได้รับผ่านค่าความต้านทาน ค่าความจุของประจุหรือค่าความต่างศักย์ทางไฟฟ้าที่เป็นสัญญาณแอนะล็อก ดังนั้นจึงจำเป็นต้องแปลงข้อมูลให้อยู่ในรูปแบบของสัญญาณดิจิทัล เพื่อให้คอมพิวเตอร์สามารถประมวลผลข้อมูลได้

3.3 การเตรียมข้อมูล (Data Preparation)

การเตรียมข้อมูล เป็นอีกหนึ่งขั้นตอนที่สำคัญอย่างมากเนื่องจากข้อมูลที่ได้รับจากเซนเซอร์จะมีรูปแบบเป็นคลื่นสัญญาณแอนะล็อก ซึ่งคอมพิวเตอร์ไม่สามารถนำข้อมูลเหล่านั้นมาประมวลผลได้ ดังนั้น

จึงจำเป็นต้องแปลงข้อมูลให้อยู่ในเชิงตัวเลขที่คอมพิวเตอร์สามารถเข้าใจและนำไปประมวลผลได้ โดยโครงการนี้ได้แปลงสัญญาณแอนะล็อกให้เป็นข้อมูลเชิงตัวเลขในรูปแบบทศนิยมที่มีหน่วยเป็น องศาเซลเซียส เนื่องจากหน่วยดังกล่าวเป็นหน่วยสากลที่มีการใช้งานอย่างกว้างขวาง ซึ่งประกอบด้วย 2 กระบวนการ ดังต่อไปนี้ 1) การกำหนดช่วงของข้อมูลที่จัดเก็บ 2) การแปลงและการจัดเก็บข้อมูล ซึ่งมีรายละเอียดดังต่อไปนี้

3.3.1 การกำหนดช่วงข้อมูลที่จัดเก็บ

การกำหนดช่วงข้อมูลจะประกอบด้วยปัจจัยที่ส่งผลต่อสภาพแวดล้อมภายในอาคาร (Factor) ช่วงของข้อมูล (Range) แหล่งที่มาของข้อมูล (Source) และค่าความผิดพลาด (Error Rate) โดยจะแสดงดังตารางที่ 3.1 และ 3.2

ตารางที่ 3.1 ช่วงข้อมูลที่รวบรวมจากเซนเซอร์

Factor	Range	Source	Data Error
อุณหภูมิ	0-50 °C	DHT22 AM2302	±0.2 °C
ความชื้น	0-100 % RH	DHT22 AM2302	±1.0 % RH
ความเร็วลม	0.0-30.0 m/s	GM8903	±3 % ±0.1 m/s

ตารางที่ 3.2 ช่วงข้อมูลที่รวบรวมจากการจดบันทึก

Factor	State
จำนวนผู้คนภายในห้อง (คน)	[0, 1, 3, ..., 10]
สถานะผ้าม่าน	[0 = ปิด, 1 = เปิด]
สถานะหน้าต่าง	[0 = ปิด, 1 = เปิด]
สถานะประตู	[0 = ปิด, 1 = เปิด]
สถานะเครื่องปรับอากาศ	[0 = ปิด, 1 = เปิด]
สภาพอากาศ	[1 = ท้องฟ้าแจ่มใส, 2 = มีเมฆบางส่วน, 3 = เมฆเป็นส่วนมาก, 4 = มีเมฆมาก, 5 = ฝนตกเล็กน้อย, 6 = ฝนปานกลาง, 7 = ฝนตกหนัก, 8 = ฝนฟ้าคะนอง, 9 = อากาศหนาวจัด, 10 = อากาศหนาว, 11 = อากาศเย็น, 12 = อากาศร้อนจัด]

3.3.2 การแปลงและการจัดเก็บข้อมูล

ข้อมูลจากเซนเซอร์จะมีการกำหนดการอ่านค่าความเร็วลม อุณหภูมิ และความชื้น ด้วยความถี่ทุก ๆ 1 วินาทีโดยอ้างอิงหน่วยวัดในขั้นตอนที่ 3.3.1 (Range และ State) จากนั้นส่งข้อมูลไปจัดเก็บบน Cloud Computing โดยมีการกำหนดความถี่ในการจัดส่งทุก ๆ 5 นาที (ค่าเฉลี่ยจาก 300 วินาทีที่มีการบันทึก) โดยใช้คำสั่งเทียมเรียงลำดับขั้นตอนการทำงาน ซึ่งประกอบด้วย การทำดัชนีเวลา การเก็บข้อมูล การหาค่าเฉลี่ยของข้อมูล และการส่งข้อมูลขึ้นไปจัดเก็บบน Cloud Computing โดยลำดับขั้นตอนการทำงานของซอฟต์แวร์ใน NodeMCU เพื่อควบคุมการทำงานตามเงื่อนไขในข้างต้นดังภาพที่ 3.5 ซึ่งแสดงถึงการทำงานของซอฟต์แวร์ใน NodeMCU จะแบ่งออกเป็น 2 ฟังก์ชันหลัก โดยฟังก์ชันแรกจะเริ่มต้นจากบรรทัดที่ 1 ถึง 10 เป็นฟังก์ชันสำหรับเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตผ่าน Wi-Fi จากนั้นกำหนด เวลาและวันที่ ณ ปัจจุบันให้กับ NodeMCU โดยบรรทัดที่ 9 เป็นการอ้างอิงค่าเวลาจากเครื่องแม่ข่ายให้ตรงตามเวลาท้องถิ่น ในส่วนของฟังก์ชันที่สองจะเริ่มต้นตั้งแต่บรรทัดที่ 12 ถึง 25 เป็นการอ่านค่าอุณหภูมิและความชื้นจากนั้นบันทึกข้อมูลทุก ๆ 5 นาที (ค่าเฉลี่ย) ในรูปแบบของ JSON โดยกระบวนการทำงานหลักจะเริ่มต้นตั้งแต่บรรทัดที่ 26 ถึง 33 ซึ่งมีรูปแบบการทำงานเป็นเงื่อนไขแบบวนซ้ำถ้าหาก NodeMCU มีพลังงานไฟฟ้าในการประมวลผลและสถานะการเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ตเป็นจริงแล้วจะส่งข้อมูลเพื่อจัดเก็บบน Cloud จนกว่าเงื่อนไขใดเงื่อนไขหนึ่งจะเป็นเท็จ

Input: [WIFlssid, WIFlpsw, temp, humid]

Output: [timestamp, mean_temp, mean_humid]

Variable: WIFlssid คือ ชื่อเครือข่าย Wi-Fi

WIFlpsw คือ รหัสของ Wi-Fi

temp คือ Array เก็บค่าอุณหภูมิทุก ๆ วินาที

humid คือ Array เก็บค่าความชื้นทุก ๆ วินาที

mean_temp คือ ค่าอุณหภูมิเฉลี่ย 5 นาที

mean_humid คือ ค่าความชื้นเฉลี่ย 5 นาที

```

1. FUNCTION connect(WIFlssid, WIFlpsw)
2.     Connect to Network using WIFlssid, WIFlpsw as arguments
3.     IF (network is not connected) THEN
4.         SET Network status to Active
5.         Connect to Network using WIFlssid, WIFlpsw as arguments
6.         WHILE network is not connected THEN
7.             pass
8.         END WHILE
9.         SET Real Time Clock to Network Time Protocol with UTC + 7
10.    ENDIF
11.FUNCTION dht_measure()
12.    SET temp to empty array
13.    SET humid to empty array
14.    WHILE True THEN
15.        GET year, month, day, hour, minute, second from Real Time Clock
16.        GET temperature and humidity value from DHT
17.        IF (minute % 5 = 0) THEN
18.            SET mean_temp to mean value in temp array
19.            SET mean_humid to mean value in humid array
20.            RETURN mean_temp and mean_humid as JSON
21.        ELSE THEN
22.            APPEND temperature from dht to temp array
23.            APPEND humidity from dht to humid array
24.        ENDIF
25.    END WHILE
26.SET WIFlssid, WIFlpsw
27. WHILE True THEN
28.     IF (network is connected) THEN
29.         Call dht_measure() and publish the returned value to cloud computing
30.     ELSE THEN
31.         Call connect() and pass WIFlssid, WIFlpsw as arguments
32.     ENDIF
33. END WHILE

```

ภาพที่ 3.5 คำสั่งเชื่อมลำดับขั้นตอนการทำงานของซอฟต์แวร์ใน NodesMCU

ลำดับถัดไปจะเป็นยกตัวอย่างรายการข้อมูลที่จัดเก็บภายในห้องทดลองซึ่งประกอบด้วย เวลาและวันที่ที่บันทึก (Timestamp) อุณหภูมิ (Grid(n)_Temp) ความชื้น (Grid(n)_Humid) จำนวนผู้คน (People) สถานะผ้าม่าน (Curtain_State) สถานะหน้าต่าง (Window_State) สถานะประตู (Door_State) สถานะเครื่องปรับอากาศ (AC_State) และความเร็วลม (P(n)_AirVelocity) นอกจากนี้ยังบันทึกข้อมูลสภาพแวดล้อมภายนอกอาคารซึ่งประกอบด้วย อุณหภูมิ (Out(n)_Temp) ความชื้น (Out(n)_Humid) และสภาพอากาศ (Weather) โดย ตัวอย่างข้อมูลดังกล่าวจะแสดงดังตารางที่ 3.3

ตารางที่ 3.3 ตัวอย่างรายการข้อมูล

Timestamp	Grid1_Temp	Grid1_Humid	...	Grid9_Temp	Grid9_Humid	Out1_Temp	Out1_Humid	...	Out4_Temp	Out4_Humid
10/27/2023 8:00	26.62	67.07	...	26.6	66.68	27.54	82.54	...	26.40	82
10/27/2023 8:05	26.81	68.49	...	26.85	68.48	27.89	83.60	...	26.34	82.85
...
10/28/2023 07:50	24.4	57.84	...	25.21	56.15	26.56	93.03	...	25.63	89.22
10/28/2023 07:55	24.4	57.5	...	25.23	55.71	26.34	93.36	...	25.74	89.26

ตารางที่ 3.3 (ต่อ)

P1_AirVelocity_Mean	...	P4_AirVelocity_Mean	People	Curtain_State	Window_State	Door_State	AC_State	Weather
0.42	...	0.55	0	0	0	0	1	1
4.35	...	3.41	0	0	0	0	1	1
3.01	...	2.47	0	0	0	0	1	5
2.58	...	2.29	0	0	0	0	1	5
2.64	...	2.45	0	0	0	0	1	1

3.3.3 การคำนวณค่าดัชนีความร้อน (Heat Index)

เนื่องจากการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ที่ส่งผลต่อสภาวะสบายภายในอาคาร ซึ่งการใช้ค่าอุณหภูมิและความชื้นเพียงอย่างเดียวไม่สามารถบ่งบอกถึงอุณหภูมิที่มนุษย์สามารถรู้สึก ณ ขณะนั้นได้ จึงจำเป็นต้องแปลงค่าอุณหภูมิและความชื้นให้เป็นค่าดัชนีความร้อน (Heat Index) ก่อนที่จะเข้าสู่กระบวนการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โครงการนี้จึงได้นำค่าอุณหภูมิและความชื้นทั้งภายในห้องทดลองและภายนอกอาคารมาคำนวณหาค่าดัชนีความร้อนในแต่ละพื้นที่ โดยใช้โปรแกรมประยุกต์ (Library) มาตรฐานที่เกี่ยวข้องกับการศึกษาด้านกระบวนการเปลี่ยนแปลงของสภาพอากาศ คือ Metpy (Meteorology for python) ซึ่งเป็นไลบรารีที่รวบรวมเครื่องมือสำหรับอ่าน สร้างกราฟ และคำนวณข้อมูลที่เกี่ยวข้องกับสภาพอากาศ โดยมีฟังก์ชันสำหรับคำนวณค่า Heat Index ลำดับขั้นตอนการทำงานของซอฟต์แวร์โดยใช้คำสั่งเทียมแสดงดังภาพที่ 3.6

Input: [temp, rel_humid]

Output: temperature_in_celsius

Variable: temp คือ ค่าอุณหภูมิ

temp คือ ค่าอุณหภูมิหน่วยองศาเซลเซียส

rel_humid คือ ค่าความชื้นหน่วยเป็นเปอร์เซ็นต์

heat คือ ค่าดัชนีความร้อน

temperature_in_celsius คือ ค่าดัชนีความร้อนหน่วยองศาเซลเซียส

1. SET temp to Degree Celsius
 2. SET rel_humid to scale from 0 to 1
 3. SET heat to calculate the heat index using rel_temp and rel_humid
 4. SET temperature_in_celsius to convert the heat index to degrees Celsius
-

ภาพที่ 3.6 คำสั่งเทียมลำดับขั้นตอนการแปลงค่า Heat Index

จากภาพที่ 3.6 แสดงถึงลำดับขั้นตอนในการนำค่าอุณหภูมิและความชื้นมาแปลงเป็นค่า Heat Index โดยบรรทัดที่ 1 ถึง 2 เป็นการแปลงค่าอุณหภูมิให้อยู่ในหน่วยองศาเซลเซียสและ

แปลงค่าความชื้นให้อยู่ในรูปแบบทศนิยมสองตำแหน่งให้มีค่าอยู่ในช่วง 0 ถึง 1 จากนั้นบรรทัดที่ 4 ถึง 5 จะเป็นการนำค่าอุณหภูมิและความชื้นมาคำนวณค่า Heat Index ให้อยู่ในหน่วยของ องศาเซลเซียสเพื่อแสดงถึงอุณหภูมิที่มนุษย์รู้สึก ณ ขณะนั้น โดยการประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ จะอาศัยค่าดัชนีดังกล่าวเพื่อแทนที่การรับรู้ของมนุษย์ในแต่ละบริเวณภายในห้องทดลองจะแสดง ดังตารางที่ 3.4

ตารางที่ 3.4 ตัวอย่างรายการข้อมูล Heat Index

Grid1_HeatIndex	...	Grid9_HeatIndex	Out1_HeatIndex	...	Out4_HeatIndex
28.04	...	28.01	29.97	...	28.58
28.40	...	28.45	29.88	...	28.51
...
24.41	...	25.24	28.13	...	27.12
24.38	...	25.27	28.15	...	27.42

ตารางที่ 3.4 แสดง Heat Index ของภูมิอากาศเชิงพื้นที่จำนวน 9 จุด ซึ่งจะอ้างอิงตาม ตำแหน่งที่ติดตั้งชุดเซนเซอร์ในห้องขนาด $8 \times 6 \times 2.5$ ลูกบาศก์เมตร โดยในแต่ละจุดอาจจะมี ค่าที่แตกต่างกันออกไปตามปัจจัยที่มีผลกระทบต่อการถ่ายเทพลังงานความร้อน ค่า Heat Index ซึ่งจะส่งผลกระทบต่อผู้อยู่อาศัยแตกต่างกัน แต่อย่างไรก็ตามการติดตั้งชุดเซนเซอร์ให้ครอบคลุม นั้นต้องอาศัยทรัพยากรทั้งการติดตั้ง การบำรุงรักษา และการเก็บข้อมูลที่จะเกิดขึ้น ซึ่งยากต่อ การนำไปประยุกต์ใช้งานจริง โครงการนี้จึงนำเสนอวิธีการแก้ปัญหาดังกล่าว โดยการลดจำนวน เซนเซอร์ให้เหลือเพียงตัวเดียวสำหรับใช้เป็นจุดอ้างอิงและใช้แบบจำลองสำหรับทำนาย Heat Index ในบริเวณอื่น ๆ

3.4 การประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ (Microclimate Prediction)

ในการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่โดยอาศัยจุดอ้างอิง (จุดใดจุดหนึ่ง) เพื่อทำนายจุดอื่นๆ ที่เหลืออีก จำนวน 8 จุดนั้น ประเด็นที่สำคัญและถือเป็นความท้าทาย คือ การเลือกจุดอ้างอิงที่ดีที่สุดที่สามารถนำไป ทำนายจุดอื่น ๆ ได้อย่างแม่นยำ เนื่องจากการทำนายดังกล่าวมีความซับซ้อนเชิงสถาปัตยกรรมของอาคาร หรือห้องนั้น ๆ แบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงในกลุ่ม Geometry เป็นเทคโนโลยีที่พัฒนาขึ้นมาเพื่อแก้ปัญหา ที่มีความซับซ้อนและมีรูปแบบที่ไม่แน่นอนซึ่งได้นำมาปรับใช้ในโครงการนี้ ทั้งนี้แบบจำลอง แมชชีนเลิร์นนิงจะเรียนรู้โดยใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์ในจุดอ้างอิงร่วมกับคุณลักษณะเชิงสถาปัตยกรรมของ

อาคารและปัจจัยที่เกี่ยวข้องซึ่งประกอบด้วย 6 คุณลักษณะโดยจะแสดงตัวอย่างคุณลักษณะดังกล่าวในตารางที่ 3.7

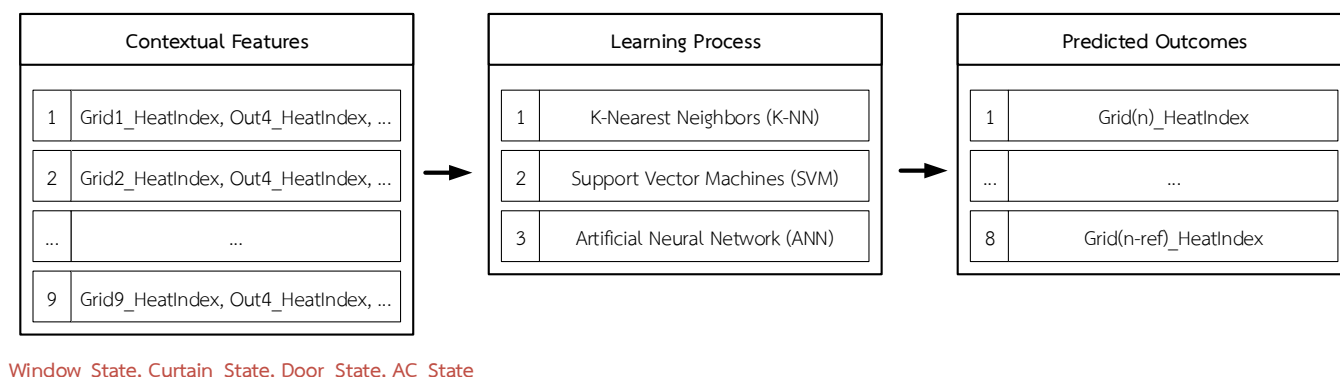
ตารางที่ 3.5 บริบทของคุณลักษณะที่เกี่ยวข้อง

บริบท	คุณลักษณะ	หน่วยวัด	คำอธิบาย
จุดอ้างอิง	Grid(Ref)_HeatIndex	[0.00-100.00]	ดัชนีความร้อนภายในห้องทดลอง
ความร้อนภายนอก	Out4_HeatIndex	[0.00-100.00]	ดัชนีความร้อนภายนอกอาคาร
สถาปัตยกรรมของอาคาร	Window_State	[0, 1]	สถานะหน้าต่าง
	Curtain_State	[0, 1]	สถานะผ้าม่าน
	Door_State	[0, 1]	สถานะประตู
	AC_State	[0, 1]	สถานะของเครื่องปรับอากาศ
จุดที่แบบจำลองทำนาย	Grid(n-Ref)_HeatIndex	[0.00-100.00]	ดัชนีความร้อนภายในห้องทดลองจุดอื่น ๆ ยกเว้นจุดอ้างอิง

ตารางที่ 3.5 แสดงถึง Grid(n-Ref)_HeatIndex ซึ่งเป็นจุดที่แบบจำลองต้องทำนายโดยจะอาศัยคุณลักษณะจาก 3 บริบทหลักคือ จุดอ้างอิง ความร้อนภายนอก และสถาปัตยกรรมของอาคาร ซึ่งคุณลักษณะเหล่านี้เป็นคุณลักษณะพื้นฐานที่สามารถกำหนดเป็นข้อมูลตั้งต้นหรือรวบรวมข้อมูลจากสถานีอากาศในพื้นที่นั้น ๆ ได้ โดยรวบรวมข้อมูลผ่านส่วนต่อประสานโปรแกรมประยุกต์ (Application Program Interface: API) เช่น บริการข้อมูลอุตุนิยมวิทยาของกรมอุตุนิยมวิทยา

แต่อย่างไรก็ตามในโครงงานนี้ข้อมูลความเร็วลมนั้นจะไม่ถูกนำมาใช้ในกระบวนการสร้างแบบจำลองเนื่องจากค่าอุณหภูมิและความชื้นนั้นสามารถใช้เป็นตัวแทนสำหรับบ่งบอกถึงการกระจายตัวของความเร็วลมได้ ดังนั้นการวัดค่าอุณหภูมิและความชื้นจึงเพียงพอต่อการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่

ขั้นตอนการเรียนรู้ของแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงจะอาศัยคุณลักษณะในข้างต้นผ่าน 3 ขั้นตอนหลัก ได้แก่ 1) คุณลักษณะของแต่ละบริบท (Contextual Features) 2) กระบวนการเรียนรู้ (Learning Process) 3) ผลการทำนายของแต่ละจุด (Predicted Outcomes) โดยจะแสดงดังภาพที่ 3.7



ภาพที่ 3.7 ขั้นตอนการเรียนรู้และการประเมินของแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง

จากภาพที่ 3.7 แสดงถึงขั้นตอนการเรียนรู้และการประเมินของแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิง จะมีกระบวนการ 3 ขั้นตอน โดยมีรายละเอียดดังนี้

3.4.1 คุณลักษณะของแต่ละบริบท

เป็นเซตของเวกเตอร์ 1 มิติ ขนาด 6 หน่วยย่อยที่เป็นตัวแทนของคุณลักษณะของแต่ละบริบท โดยแต่ละหน่วยจะแทนที่ด้วยค่าตัวเลขแบบต่อเนื่อง (Grid(Ref)_HeatIndex, Out4_HeatIndex) และข้อมูลแบบทวิภาค (Window_State, Curtain_State, Door_State, AC_State) ที่ได้จากการเก็บข้อมูลการทดลอง

3.4.2 กระบวนการเรียนรู้

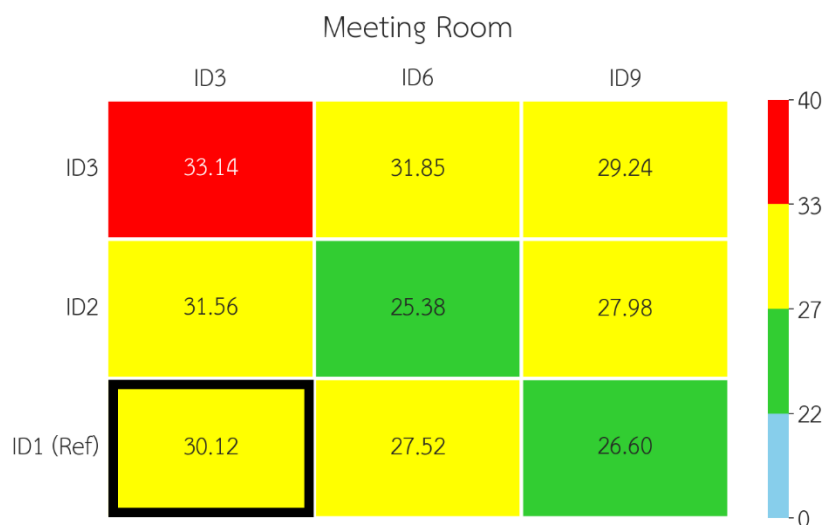
กระบวนการเรียนรู้มีเป้าหมายเพื่อทำนายจุดต่าง ๆ (8 จุด) โดยใช้คุณลักษณะที่เกี่ยวข้องในหัวข้อข้างต้นโดยอาศัยแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงซึ่งกระบวนการเรียนรู้จะจดจำรูปแบบของแต่ละจุดที่มีความสัมพันธ์กับคุณลักษณะต่าง ๆ ตามบริบทที่เกี่ยวข้อง (รวมถึงจุดอ้างอิง) โดยการเรียนรู้จะใช้อัลกอริทึมพื้นฐานในกลุ่มของ Geometry ดังนี้ 1) K-Nearest Neighbors 2) Support Vector Machine (SVM) 3) Artificial Neural Network (ANN) ซึ่งอัลกอริทึมทั้ง 3 ตัวนี้จะใช้รูปแบบการเรียนรู้แบบถดถอย (Regression) เนื่องจากผลลัพธ์การทำนายจะเป็นค่าตัวเลขแบบต่อเนื่อง โดยแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงจะเรียนรู้ผ่าน Hyperparameter ดังตารางที่ 3.6

ตารางที่ 3.6 ตารางแสดง Hyperparameter ของแบบจำลอง

Model	Hyperparameter	Description
K-NN	n_neighbors	เป็นการกำหนดจำนวนกลุ่มคุณลักษณะที่ใกล้เคียงเพื่อให้แบบจำลองจดจำจุดที่ต้องการทำนายในอนาคตได้
	weights	เป็นฟังก์ชันสำหรับคำนวณค่าน้ำหนักเพื่อดูความสำคัญในแต่ละจุดที่ต้องการทำนาย โดยค่าน้ำหนักที่สมเหตุสมผลจะช่วยให้แบบจำลองมีความแม่นยำมากขึ้น
	nearest calculation function	เป็นฟังก์ชันในการกำหนดวิธีการคำนวณจุดที่ต้องการทำนายที่อยู่ใกล้กับกลุ่มคุณลักษณะที่ใกล้เคียงมากที่สุดเพื่อให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายที่ดียิ่งขึ้น
SVM	optimization function	เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์แบบ non-linear ที่แปลงข้อมูลให้เป็นรูปแบบ 3 มิติ เพื่อให้สามารถแก้ปัญหาเกี่ยวกับข้อมูลที่ซับซ้อนและไม่สามารถแบ่งกลุ่มได้ด้วยเส้นตรง
	gamma	เป็นฟังก์ชันเพื่อช่วยให้ Kernel สามารถแบ่งความแตกต่างของจุดที่ต้องการทำนายได้ยืดหยุ่นมากยิ่งขึ้น
	C	เป็นเทคนิค Regularization เพื่อลดการเกิด Overfitting โดยทำให้แบบจำลองมีความยืดหยุ่นในการเรียนรู้จุดที่ต้องการทำนายโดยที่ไม่ได้เจาะจงชุดเรียนรู้ชุดใดชุดหนึ่ง
ANN	activation	เป็นฟังก์ชันการกำหนดรายละเอียดของคุณลักษณะในแต่ละ Layer ที่อ้างอิงจากการเรียนรู้ของแบบจำลอง
	optimization function	เป็นฟังก์ชันทางคณิตศาสตร์ที่ใช้ในการกำหนดอัตราการปรับค่า Weight และ Bias ในระหว่างการเรียนรู้ เพื่อให้แบบจำลองมีประสิทธิภาพในการทำนายที่ดียิ่งขึ้น
	hidden_layer_sizes	เป็นการกำหนดจำนวนชั้น (Layer) และกำหนดจำนวนนิวรอน (Neuron) ที่ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะที่ซับซ้อนและปัจจัยต่าง ๆ ที่เกี่ยวข้อง เพื่อใช้ในการทำนาย
	learning rate	เป็นเทคนิคการทำ Regularization ให้ Activation Function ของแบบจำลองสามารถจดจำรูปแบบที่หลากหลายโดยไม่ได้เจาะจงเฉพาะชุดเรียนรู้ชุดใดชุดหนึ่งเพื่อแก้ปัญหา Overfitting

3.4.3 ผลการทำนายของแต่ละจุด

กระบวนการเรียนรู้จะจัดจํารูปแบบค่าดัชนีความร้อน (Heat Index) ของแต่ละจุด (Grid(n-Ref)_HeatIndex) เพื่อนําผลการทำนายไปแสดงผลให้กับผู้อยู่อาศัยเพื่อประกอบการตัดสินใจในการเลือกอยู่อาศัยในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคล ซึ่งสามารถแสดงเป็นกราฟที่เป็นสัญลักษณ์พื้นฐานที่ผู้คนทั่วไปสามารถเข้าใจความหมายได้ดังภาพที่ 3.8



ภาพที่ 3.8 ตัวอย่างผลการทำนายที่อ้างอิงตำแหน่งตามแผนผังห้องทดลอง

จากภาพที่ 3.8 ตัวอย่างผลการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่จำนวน 9 จุด ที่อ้างอิงตำแหน่งตามแผนผังห้องทดลอง ซึ่งสอดคล้องกับรูปภาพที่ 3.3 โดยในตัวอย่างผลการทำนายจะใช้ข้อมูล Heat Index (Grid1_HeatIndex) หรือ ID1 เพื่อเป็นจุดอ้างอิงสำหรับทำนายข้อมูลดัชนีความร้อนของจุดอื่น ๆ (ID(n-Ref)) โดยข้อมูลในแต่ละจุดจะถูกแทนที่ด้วยสีต่าง ๆ เพื่อแสดงเป็นสัญลักษณ์ในการสื่อสารที่มนุษย์สามารถรับรู้ถึงดัชนีความร้อนในช่วงต่าง ๆ ณ ขณะนั้นได้ โดยอ้างอิงจากตารางดัชนีความร้อน ซึ่งแต่ละสีจะแทนที่ระดับผลกระทบที่แตกต่างกัน โดยจุดที่แทนที่ด้วยสีฟ้า หมายถึง ระดับที่อาจก่อให้เกิดโรคทางเดินหายใจและไม่เอื้ออำนวยต่อการทำกิจกรรมต่าง ๆ ในบริเวณดังกล่าวเป็นเวลานาน สีเหลืองและสีแดง หมายถึง ระดับที่อาจทำให้เกิดอาการอึดอัด เหนื่อยล้า โดยระดับความรุนแรงจะเพิ่มขึ้นตามลำดับ ซึ่งทำให้เกิดสภาวะไม่สบายส่งผลให้ประสิทธิภาพในการทำกิจกรรมต่าง ๆ ของผู้อยู่อาศัยลดลง หากอาศัยอยู่ในบริเวณดังกล่าวเป็นเวลานาน และสีเขียว หมายถึง ช่วงอุณหภูมิที่ทำให้เกิดสภาวะสบายและเหมาะสมต่อการทำกิจกรรมในพื้นที่ดังกล่าว ดังนั้นผลการทำนายในแต่ละ

จุดจะสามารถแจ้งเตือนให้ผู้อยู่อาศัยหลีกเลี่ยงพื้นที่ที่ไม่เหมาะสมที่อาจจะส่งผลกระทบต่อสุขภาพหรือ
ลดประสิทธิภาพในการทำกิจกรรมต่าง ๆ ภายในอาคารได้

บทที่ 4

การพัฒนาและการทดสอบระบบ

บทนี้นำเสนอการพัฒนาและการทดสอบแบบจำลองสำหรับระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ ซึ่งขั้นตอนการพัฒนาและทดสอบแบบจำลอง ประกอบด้วย 1) การกำหนดค่า Hyperparameter สำหรับแบบจำลอง 2) การประเมินประสิทธิภาพการทำนายของแบบจำลองเพื่อพัฒนาและปรับปรุงให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้จากชุดข้อมูลและทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลายได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งขั้นตอนการพัฒนาและทดสอบแบบจำลองจะมีรายละเอียดดังนี้

4.1 การกำหนดค่า Hyperparameter สำหรับแบบจำลอง

การกำหนดค่า Hyperparameter เป็นกระบวนการเลือกค่าคงที่ที่เป็นคุณสมบัติเฉพาะของอัลกอริทึมซึ่งใช้สำหรับพัฒนาแบบจำลอง ค่าคงที่ดังกล่าวเป็นการกำหนดเงื่อนไขสำหรับการเรียนรู้ของแบบจำลองให้เหมาะสมกับรูปแบบของชุดข้อมูลซึ่งอาจมีความซับซ้อนและมีการเปลี่ยนแปลงไปตามปัจจัยต่าง ๆ ตลอดเวลา เช่น ค่าดัชนีความร้อนภายในอาคาร ดังนั้นการกำหนดค่า Hyperparameter ให้เหมาะสมกับชุดข้อมูลจึงเป็นขั้นตอนสำคัญสำหรับสร้างแบบจำลอง โดยอัลกอริทึมและค่าคงที่ที่เป็นไปได้สำหรับ Hyperparameter ของแต่ละอัลกอริทึม จะแสดงดังตารางที่ 4.1

ตารางที่ 4.1 รายละเอียดการกำหนดค่า Hyperparameter

Model	Hyperparameter	Search Space
K-NN	n_neighbors	[1, 2, 3,, 50]
	weights	['uniform', 'distance']
	nearest calculation function	['ball_tree', 'kd_tree', 'brute']
SVM	optimization function	[linear, rbf, poly, sigmoid]
	gamma	[0.5,1.0,3.0,7.0,10.0]
	c	[0.2, 0.8, 1.0, 10.0]

ตารางที่ 4.1 (ต่อ)

Model	Hyperparameter	Search Space
ANN	activation	['identity', 'logistic', 'tanh', 'relu']
	optimization function	['lbfgs', 'sgd', 'adam']
	hidden_layer_sizes	[(30,30), (50,50), (70,70), (90,90), ..., (320,320), (350,350), (420,420)]
	learning rate	[0.0001, 0.001, 0.01]

จากตารางที่ 4.1 แสดงขอบเขตความเป็นไปได้ (Search Space) สำหรับ Hyperparameter ต่าง ๆ ของอัลกอริทึม K-NN, SVM และ ANN ตามลำดับ ซึ่งประสิทธิภาพการเรียนรู้ของแบบจำลองจะขึ้นอยู่กับกำหนัด Hyperparameter ให้เหมาะสมต่อปัญหานั้น ๆ ซึ่งในการกำหนดค่าที่เหมาะสมไม่มีหลักการเลือกแบบสำเร็จจำเป็นต้องทดลองเพื่อเลือกค่าที่เหมาะสมกับแต่ละปัญหา การทดลองและเลือกค่าที่เหมาะสมต้องอาศัยการทดลองทุก ๆ ความเป็นได้ เช่น หากต้องการกำหนด Hyperparameter ของ ANN ซึ่งจะประกอบด้วย 4 ปัจจัย และแต่ละปัจจัยมีความเป็นไปได้ 3 กรณี ในแต่ละ Hyperparameter จะมีค่าคงที่ที่เป็นไปได้ 3^4 ค่า หมายความว่า จะมีการทดลองจำนวน 81 ความเป็นไปได้เพื่อเลือก Hyperparameter ที่เหมาะสม ด้วยเหตุนี้ผู้จัดทำจึงเสนอระเบียบวิธีการทำ Hyperparameter Tuning เพื่อหา Hyperparameter ที่เหมาะสมแบบอัตโนมัติเพื่อแก้ปัญหาข้อจำกัดดังกล่าว

ระเบียบวิธีสำหรับทำ Hyperparameter Tuning ได้รับความสนใจในหลาย ๆ งานวิจัย ซึ่งระเบียบวิธีที่เป็นที่นิยม ได้แก่ Grid Search และ Random Search โดยระเบียบวิธี Grid Search จะเป็นการประมวลผลแบบวนซ้ำทุกกรณีความเป็นไปได้แบบอัตโนมัติเพื่อสร้างและทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลอง จากนั้นจะนำผลลัพธ์การทดสอบประสิทธิภาพที่ได้ในแต่ละรอบของการวนซ้ำไปเปรียบเทียบกันเพื่อหารูปแบบที่เหมาะสม เช่น มีค่า loss ที่น้อยที่สุดสำหรับอัลกอริทึมนั้น ๆ อย่างไรก็ตามการวนซ้ำทุกความเป็นไปได้แม้จะประมวลผลแบบอัตโนมัติแต่ต้องใช้ระยะเวลาในการประมวลผลที่นาน (Liashchynskyi & Liashchynskyi, 2019) ในทางกลับกันระเบียบวิธี Random Search จะเป็นการประมวลผลแบบวนซ้ำเพื่อเปรียบเทียบกันในการหารูปแบบที่เหมาะสมโดยใช้วิธีการสุ่มค่าความเป็นไปได้เพื่อเป็นตัวแทนของจำนวนความเป็นไปได้ทั้งหมด เนื่องจาก Random Search จะสุ่มรูปแบบของค่าคงที่ มาปรับใช้ในขั้นตอนการสร้างแบบจำลองเพียงบางส่วน ทำให้การทำ Hyperparameter Tuning ด้วยระเบียบวิธีนี้จะใช้เวลาน้อยกว่า Grid Search ดังนั้นทางผู้จัดทำได้เลือกใช้วิธีการทำ Hyperparameter Tuning แบบ Random Search โดยค่า Hyperparameter ที่ได้จากการเลือกจะถูก

นำไปใช้ในการฝึกฝนแบบจำลอง (Model Learning) ให้เกิดการเรียนรู้เพื่อแก้ปัญหาด้านภูมิอากาศเชิงพื้นที่ต่อไป

4.2 การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Evaluation)

แบบจำลองในการทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่จากสภาพแวดล้อมจำเป็นต้องประเมินความแม่นยำและความถูกต้องก่อนจะนำไปใช้งานจริง รวมถึงทำการปรับปรุงประสิทธิภาพหากแบบจำลองไม่สามารถทำนายได้ถูกต้องหรือผลเป็นที่ยอมรับได้ โดยในขั้นตอนการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองนี้ประกอบด้วย 4 หัวข้อ คือ 1) วัตถุประสงค์การทดลอง 2) รายละเอียดการเก็บข้อมูล 3) เครื่องมือสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง และ 4) การอภิปรายผล โดยมีรายละเอียดดังนี้

4.2.1 วัตถุประสงค์การทดลอง (Experimental Objective)

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพิสูจน์แบบจำลองสำหรับทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารผ่านจุดอ้างอิงเพียงจุดเดียวที่สามารถทำนายจุดอื่น ๆ ได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ เหมือนกับการติดตั้งเซนเซอร์จริง เนื่องจากประสิทธิภาพของแบบจำลองจะแปรผันไปตามอัลกอริทึมและค่าคงที่ของ Hyperparameter ที่ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง ดังนั้นถ้าหากพิสูจน์ได้ว่าแบบจำลองสามารถเรียนรู้และทำนายภูมิอากาศเชิงพื้นที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพแล้วจะสามารถทดแทนการติดตั้งเซนเซอร์ในจุดต่าง ๆ ได้

4.2.2 รายละเอียดการเก็บข้อมูล (Data Collection Details)

ผู้จัดทำได้ออกแบบแผนการทดลองเพื่อนำข้อมูลไปใช้ในการทดสอบโดยมีเงื่อนไขการเก็บข้อมูลภายในห้องทดลองที่มีเครื่องปรับอากาศติดตั้งอยู่ ซึ่งจะเก็บข้อมูลในสถานการณ์ที่มีการใช้งานห้องจริงและสถานการณ์จำลอง ซึ่งผู้จัดทำจะจำลองสถานการณ์การใช้งานห้องที่ผิดปกติ โดยรายละเอียดของแผนการทดลองจะแสดงดังตารางที่ 4.2

ตารางที่ 4.2 ตารางการออกแบบแผนการทดลองและเงื่อนไขการเก็บข้อมูล

สถานการณ์	เงื่อนไขการเก็บข้อมูล	จำนวนข้อมูล (แถว)	รวม (แถว)
สถานการณ์ปกติ (Normal Case)	เปิดฝ้าม่าน	12,249	26,582
	ปิดฝ้าม่าน	14,333	
สถานการณ์ผิดปกติ (Intervention Case)	เปิดประตูและเปิดฝ้าม่าน	643	6,882
	เปิดประตูและปิดฝ้าม่าน	146	
	เปิดหน้าต่างและเปิดฝ้าม่าน	5,093	
	เปิดประตู หน้าต่าง และ ฝ้าม่าน	1,000	
รวม			33,464

จากตารางที่ 4.2 แสดงถึงเงื่อนไขการเก็บข้อมูลรูปแบบต่าง ๆ ภายในห้องทดลองที่มีเครื่องปรับอากาศติดตั้งอยู่ ซึ่งประกอบไปด้วยการเก็บข้อมูลในสถานการณ์ปกติและผิดปกติ โดยการเก็บข้อมูลในสถานการณ์ที่ผิดปกติผู้จัดทำได้จำลองสถานการณ์หรือพฤติกรรมการใช้งานห้องในรูปแบบต่าง ๆ ของผู้อยู่อาศัยที่ผิดปกติ เช่น กรณีการลืมปิดประตูหรือหน้าต่างขณะที่กำลังเปิดใช้งานเครื่องปรับอากาศภายในห้อง โดยผู้จัดทำได้นำสถานการณ์เหล่านี้ซึ่งใกล้เคียงกับความเป็นจริงมาเป็นปัจจัยหลักในการเก็บข้อมูลด้วย เพื่อให้แบบจำลองสามารถเรียนรู้และวิเคราะห์ความหลากหลายของสภาพแวดล้อมในสถานการณ์ต่าง ๆ ได้

จากข้อมูลในตารางที่ 4.2 ผู้จัดทำได้ใช้เวลาในการเก็บข้อมูลทั้งหมด 125 วัน โดยข้อมูลที่ได้จากการรวบรวมจะประกอบด้วยข้อมูลสถานการณ์ปกติและสถานการณ์ผิดปกติ ซึ่งชุดข้อมูลดังกล่าวจะแบ่งเป็นชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน (Training Set) จำนวน 70% และชุดข้อมูลสำหรับทดสอบ (Validate Set) 30% เพื่อใช้ในการประเมินประสิทธิภาพในการเรียนรู้และทำนายของแบบจำลองต่อไป

4.2.3 เครื่องมือสำหรับการประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง (Model Evaluation Metrics)

เนื่องจากแบบจำลองถูกสร้างขึ้นโดยอาศัยการเรียนรู้แบบถดถอย (Regression) ดังนั้นผู้จัดทำจึงใช้วิธีการคำนวณโดยใช้สมการ R-Squared (R^2) และสมการ Root Mean Square Error (RMSE) สำหรับประเมินประสิทธิภาพการเรียนรู้และการทำนายของแบบจำลอง โดยภายในสมการ R^2 จะประกอบไปด้วย Residual Sum of Squares (RSS) และ Total Sum of Squares (TSS) ซึ่งเป็นนิพจน์สำคัญสำหรับการคำนวณสมการ R^2 โดยมีวิธีการคำนวณดังสมการต่อไปนี้

$$RSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

$$TSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{RSS}{TSS} \quad (3)$$

สมการที่ 1 คือ RSS ซึ่งเป็นผลรวมของค่าความเบี่ยงเบนระหว่างค่าผลลัพธ์การทำนายของแบบจำลอง (Predicted) กับค่าที่เป็นอยู่จริง (Actual) โดย y_i จะแทนค่าด้วย Actual และ \hat{y}_i จะแทนค่าด้วย Predicted ซึ่งตัวแปรดังกล่าวจะแทนค่าโดยเรียงตามลำดับข้อมูลในชุดข้อมูล

สมการที่ 2 คือ TSS เป็นผลรวมของค่าความเบี่ยงเบนของจำนวนข้อมูลทั้งหมดโดยเฉลี่ย โดย y จะแทนค่าด้วย Actual และ \bar{y} จะแทนค่าด้วยค่าเฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมดและนำไปเปรียบเทียบกับค่า Actual

สมการที่ 3 คือ R^2 จะแสดงค่าความน่าจะเป็นที่อยู่ในช่วงระหว่าง 0 ถึง 1 ซึ่งหากค่าผลลัพธ์เข้าใกล้ 1 จะแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการเรียนรู้สูง ในทางกลับกัน หากค่าผลลัพธ์เข้าใกล้ 0 นั้นหมายความว่าแบบจำลองมีประสิทธิภาพในการเรียนรู้ต่ำ

Root Mean Square Error (RMSE) จะใช้สำหรับวัดค่าความผิดพลาดของแบบจำลองประเภท Regression โดยเป็นการนำค่า Mean Squared Error (MSE) มาถอด square root เพื่อให้ได้ค่าความเบี่ยงเบน (loss) ที่มีหน่วยเดียวกับค่าที่เป็นอยู่จริงทำให้สามารถตีความได้ง่าย โดยมีวิธีการคำนวณดังนี้

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

โดยสมการของ RMSE จะมีการแทนค่าต่าง ๆ ดังนี้ n จะแทนค่าด้วยจำนวนข้อมูลทั้งหมดสำหรับทดสอบแบบจำลอง y_i จะแทนผลเฉลยจริงจากข้อมูลทดสอบ และ \hat{y}_i จะแทนผลทำนายจากแบบจำลอง

หากผลลัพธ์ที่ได้จากการคำนวณ RMSE มีค่าเข้าใกล้ 0 จะบ่งชี้ถึงประสิทธิภาพในการทำนายของแบบจำลองไม่มีความคลาดเคลื่อนในการทำนาย ยกตัวอย่างเช่น หากค่า RMSE มีค่า

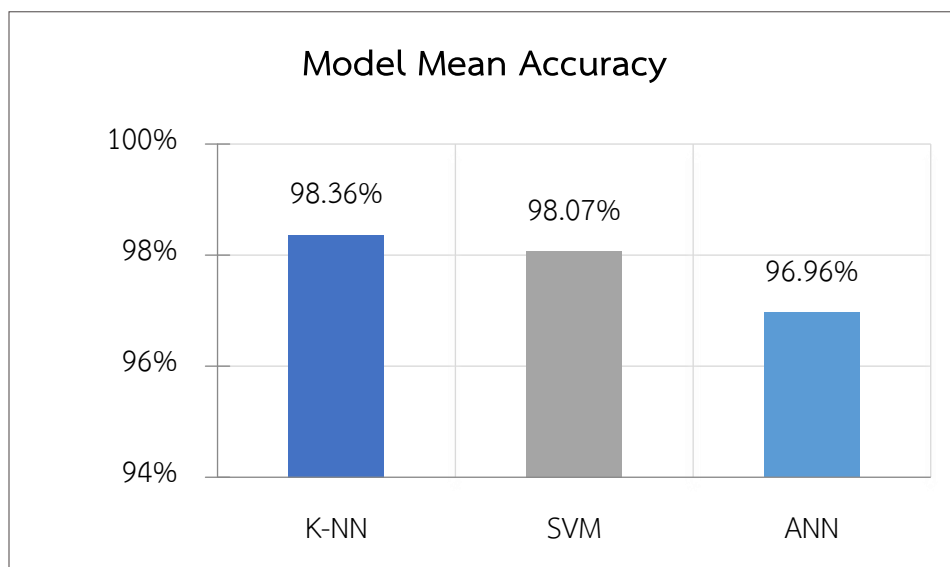
เท่ากับ 0.55 ซึ่งสามารถตีความได้ว่าค่าดัชนีความร้อนที่เป็นผลลัพธ์จากการทำนายจะคลาดเคลื่อนจากความเป็นจริงประมาณ 0.55 องศาเซลเซียส

4.2.4. การอภิปรายผล (Result and Discussion)

ผู้จัดทำได้แบ่งการทดสอบออกเป็น 3 กรณี คือ 1) การทดสอบเพื่อค้นหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสร้างแบบจำลอง 2) การทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาจุดอ้างอิงที่ดีที่สุด 3) การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองก่อนนำไปใช้งานจริง

1) การทดสอบเพื่อค้นหาอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับสร้างแบบจำลอง

อัลกอริทึมที่จะนำมาทดสอบจะประกอบด้วย K-NN, SVM และ ANN โดยในกระบวนการทดสอบเพื่อกำหนดค่า Hyperparameter ของอัลกอริทึมต่าง ๆ โดยใช้เทคนิค Hyperparameter Tuning แบบอัตโนมัติด้วยระเบียบวิธี Random Search ซึ่งผู้จัดทำได้ทดลองสร้างแบบจำลองโดยนำจุดต่าง ๆ ทั้ง 9 จุดมาใช้เป็นจุดอ้างอิง (อ้างอิงตามรูปที่ 3.3) เพื่อนำมาเปรียบเทียบการเปลี่ยนแปลงร่วมของทุก ๆ จุดอ้างอิงกับจุดต่าง ๆ ที่ต้องการทำนาย โดยจะมีความเป็นไปได้เท่ากับ 8 กรณี โดยจะนำผลลัพธ์ซึ่งเป็นค่า R^2 โดยเฉลี่ยของแบบจำลองในทุก ๆ กรณีเป็นตัวชี้วัด พบว่าแต่ละอัลกอริทึมจะมีความสามารถในการบ่งชี้การเปลี่ยนแปลงของจุดที่ต้องการทำนายดังภาพที่ 4.1



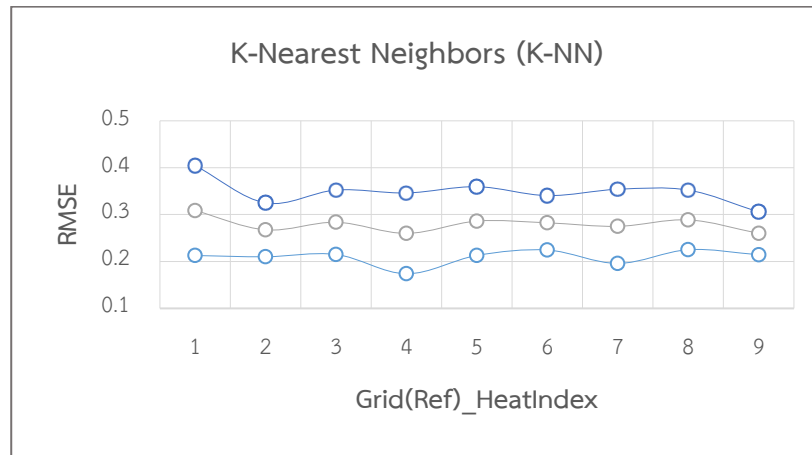
ภาพที่ 4.1 ประสิทธิภาพการเรียนรู้ (R^2) โดยเฉลี่ยในภาพรวมของแบบจำลอง

จากภาพที่ 4.1 จะแสดงถึงประสิทธิภาพการเรียนรู้โดยเฉลี่ยของทั้ง 3 อัลกอริทึมซึ่งแสดงให้เห็นว่าแบบจำลองที่ใช้อัลกอริทึม ANN มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้โดยเฉลี่ยซึ่งมีค่า R^2 น้อยที่สุดอยู่ที่ 96.96% รองลงมาเป็น SVM อยู่ที่ 98.07% และอัลกอริทึมที่มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้โดยเฉลี่ยที่ดีที่สุดคือ K-NN อยู่ที่ 98.36% หรือสามารถกล่าวได้ว่า K-NN สามารถบ่งชี้การเปลี่ยนแปลงของจุดที่ทำนายได้มากถึง 98.36% ถ้าหากทราบจุดอ้างอิงจุดใดจุดหนึ่งที่เหมาะสม ดังนั้นจึงสรุปได้ว่า K-NN มีความเป็นไปได้สูงสุดที่จะนำมาประยุกต์ใช้กับระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารเนื่องจากกระบวนการเรียนรู้ของอัลกอริทึม K-NN จะใช้การวัดระยะห่างระหว่าง

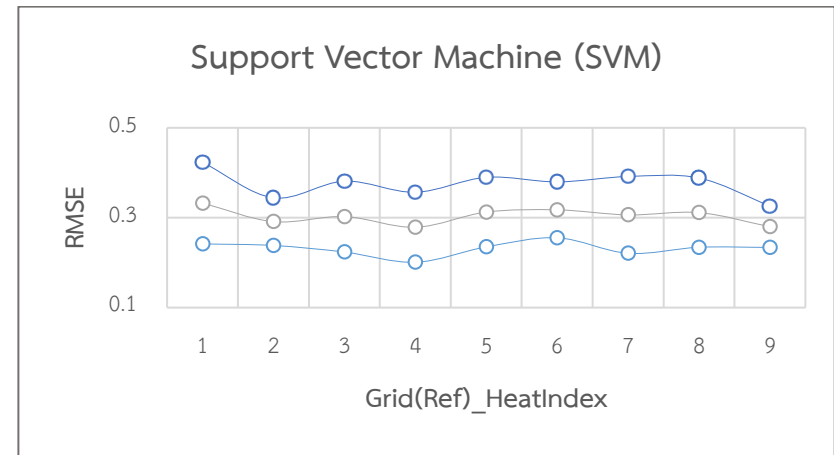
ชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองเป็นหลักจึงสามารถปรับปรุงค่าความผิดพลาด R^2 ได้อย่างแม่นยำ

2) การทดสอบประสิทธิภาพในการค้นหาจุดอ้างอิงที่ดีที่สุด

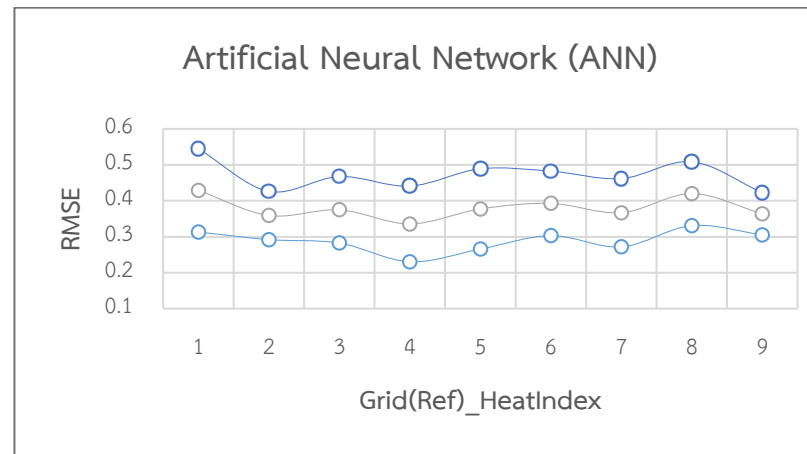
โดยกระบวนการถัดไปจะเข้าสู่การทดสอบ เพื่อค้นหาจุดอ้างอิงที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนำไปประยุกต์ใช้งานกับระบบ ซึ่งจะพิจารณาจากค่า RMSE ของอัลกอริทึม K-NN SVM และ ANN โดยค่า RMSE โดยเฉลี่ยของแต่ละแบบจำลองที่ได้จากอัลกอริทึมดังกล่าวจะนำเสนอด้วยภาพที่ 4.2



(1)



(2)



(3)

—○— Maximum —○— Mean —○— Minimum

ภาพที่ 4.2 ประสิทธิภาพการทำนายของทั้ง 3 อัลกอริทึม

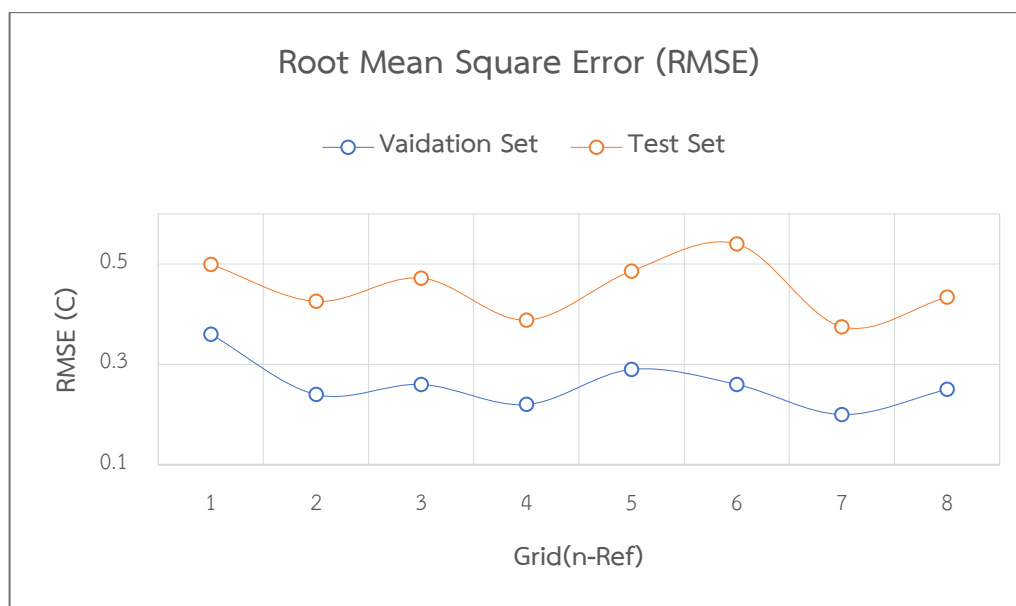
จากภาพที่ 4.2 จะแสดงถึงแนวโน้มของค่า RMSE ตามแนวแกน Y โดยเฉลี่ยจากผลลัพธ์การทำนายของจุดอ้างอิงในแต่ละจุดทั้งหมด 9 จุดตามแนวแกน X เพื่อทำนาย 8 จุดที่เหลืออาศัยสมการ RMSE สำหรับคำนวณความผิดพลาดในแต่ละจุดอ้างอิง โดยเส้นสีน้ำเงินจะแสดงถึงค่าความผิดพลาดที่สูงที่สุดที่เป็นไปได้ (Maximum) เกิดจากการนำค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ย (Mean) มาบวกด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard Deviation: SD) เส้นสีเทาจะแสดงถึงค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยและเส้นสีฟ้าจะแสดงถึงค่าความผิดพลาดที่ต่ำที่สุดที่เป็นไปได้ (Minimum) เกิดจากการนำค่าความผิดพลาดโดยเฉลี่ยมาลบด้วยค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน ส่วนช่องว่าง (Gap) ระหว่างเส้นทั้ง 3 เส้นนี้จะแสดงถึงความแปรปรวนของการทำนายในแต่ละจุดอ้างอิง ซึ่งหากช่องว่างดังกล่าวยังมีขอบเขตที่กว้างจะแสดงถึงความแปรปรวนของการทำนายในจุดนั้น ๆ โดยผลลัพธ์จากการทดสอบพบว่าจุดอ้างอิงที่ 2 และ 9 ของแต่ละอัลกอริทึมจะมีความแปรปรวนต่ำที่สุด และเมื่อนำจุดอ้างอิงที่ 2 และ 9 มาเปรียบเทียบกับกันจะพบว่าจุดอ้างอิงที่ 9 จะมีช่วงระยะห่างระหว่างเส้นทั้ง 3 เส้นน้อยที่สุดหรือสรุปได้ว่าเมื่อนำจุดอ้างอิงที่ 9 ไปทำนายจุดอื่น ๆ นั้นจะเกิดความผิดพลาด (Loss) จากค่าที่เป็นจริงน้อยที่สุด เนื่องจากจุดที่ 9 อยู่ในตำแหน่งที่ความร้อนเข้าถึงได้ช้าและอยู่ไกลจากจุดที่ 1 3 และ 7 ซึ่งจะเป็นจุดแรกที่ความร้อนไหลเข้ามาภายในห้องมากกว่าจุดอื่น ๆ อีกทั้งยังได้รับอิทธิพลจากความเร็วลมของเครื่องปรับอากาศที่ติดตั้งอยู่ในบริเวณจุดที่ 1 4 และ 7 (อ้างอิงจากภาพที่ 3.3) ที่จะช่วยระบายความร้อนเป็นผลให้จุดที่ 9 จะมีการเปลี่ยนแปลงของค่าดัชนีความร้อนช้าที่สุดในกรณีที่ห้องมีอากาศร้อนและเปลี่ยนแปลงรวดเร็วที่สุดในกรณีที่ห้องมีอากาศเย็น โดยการหาค่าคงที่ของ Hyperparameter ที่เหมาะสมที่สุดสำหรับอัลกอริทึม K-NN เพื่อนำไปประยุกต์ใช้กับจุดอ้างอิงที่ 9 จะใช้ระเบียบวิธี Random Search และขอบเขตความเป็นไปได้จากตารางที่ 4.1 สำหรับนำมาสร้างแบบจำลองทั้งหมด 8 ตัว ซึ่งผลลัพธ์ที่ได้นั้นจะแสดงดังตารางที่ 4.3

ตารางที่ 4.3 การกำหนด Hyperparameter ของจุดอ้างอิงที่ 9

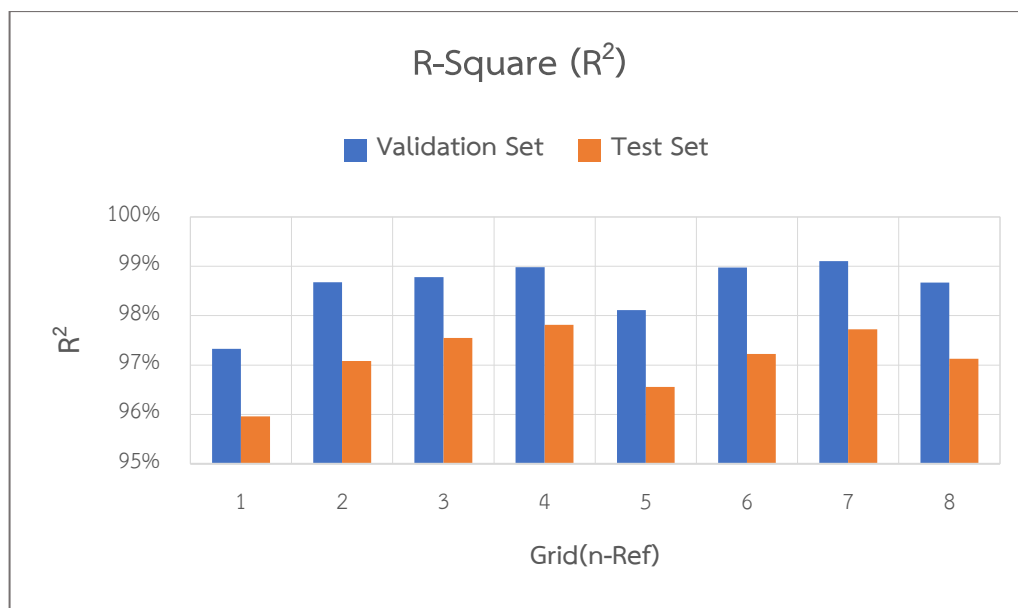
P(Y X)	Used Hyperparameter		
	n_neighbors	weights	nearest calculation function
P(Grid 1 Grid 9)	36	distance	ball_tree
P(Grid 2 Grid 9)	13	distance	kd_tree
P(Grid 3 Grid 9)	9	distance	ball_tree
P(Grid 4 Grid 9)	13	distance	brute
P(Grid 5 Grid 9)	23	distance	brute
P(Grid 6 Grid 9)	9	distance	ball_tree
P(Grid 7 Grid 9)	12	distance	ball_tree
P(Grid 8 Grid 9)	13	distance	brute

3) การทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองก่อนนำไปใช้งานจริง

หลังจากที่ได้อัลกอริทึมของจุดอ้างอิงที่เหมาะสมแล้วก็จะเข้าสู่การทดสอบในกรณีที่ 3 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของแบบจำลองด้วยชุดข้อมูลใหม่ก่อนจะนำไปประยุกต์ใช้งานจริงกับระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยค่า RMSE และค่า R^2 ของอัลกอริทึม K-NN ของจุดอ้างอิงที่ 9 จะแสดงดังภาพที่ 4.3



1) ค่า RMSE ในการทำนายจุดต่าง ๆ



2) ค่า R^2 ในการทำนายจุดต่าง ๆ

ภาพที่ 4.3 ประสิทธิภาพของอัลกอริทึม K-NN เมื่อประยุกต์ใช้กับจุดอ้างอิงที่ 9

จากภาพที่ 4.3 จะแสดงถึงประสิทธิภาพในการทำนายจุดต่าง ๆ โดยใช้ข้อมูลสภาพแวดล้อมจากจุดอ้างอิงที่ 9 เป็นข้อมูลนำเข้า เมื่อนำผลลัพธ์การทดสอบระหว่างชุดข้อมูลทดสอบ (Validation Set) กับชุดข้อมูลใหม่ (Test set) จะเห็นได้ว่าค่า RMSE ได้บ่งชี้ว่าความคลาดเคลื่อนในการทำนายค่าดัชนีความร้อนโดยเฉลี่ยจะเพิ่มขึ้นจาก 0.26 เป็น 0.45 องศาเซลเซียส และค่า R^2 ได้บ่งชี้ว่าความแม่นยำในการทำนายโดยเฉลี่ยจะลดลงจาก 99% เป็น 97% ทั้งนี้ความคลาดเคลื่อนเกิดขึ้นจากชุดข้อมูลทดสอบที่รวบรวมในฤดูกาลที่แตกต่างกัน (ข้อมูลฝึกฝนส่วนใหญ่จะเป็นข้อมูลที่รวบรวมในช่วงฤดูฝนส่วนชุดข้อมูลทดสอบจะเป็นข้อมูลในช่วงฤดูร้อน) ทำให้แบบจำลองมีความสับสนเกิดขึ้นเล็กน้อยส่งผลให้ความแม่นยำในการทำนายลดลงประมาณ 2% แต่อย่างไรก็ตามผลลัพธ์ที่ได้จากการทำนายชุดข้อมูลทดสอบยังอยู่ในเกณฑ์ที่ดีเยี่ยม ดังนั้นอัลกอริทึม K-NN ซึ่งใช้ข้อมูลจากจุดอ้างอิงที่ 9 เป็นข้อมูลนำเข้ามีความเหมาะสมต่อการนำไปประยุกต์ใช้งานจริงในระบบ

บทที่ 5

สรุปผลการดำเนินงาน

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

โครงการฉบับนี้ได้นำเสนอแนวคิดและการออกแบบระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร โดยอาศัยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงและอินเทอร์เน็ตออฟธิงส์ เพื่อติดตามและประเมินการเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลายโดยใช้ข้อมูลจากจุดอ้างอิงเพียงจุดเดียว เพื่อให้ผู้อยู่อาศัยใช้ในการตัดสินใจสำหรับเลือกอาศัยอยู่ในพื้นที่ที่เหมาะสมกับสภาวะสบายส่วนบุคคล โดยเทคโนโลยีแมชชีนเลิร์นนิงจะอาศัยการเรียนรู้แบบถดถอย (Regression Analysis) ประกอบด้วย ANN, SVM และ K-NN ซึ่งจากการประเมินผลลัพธ์ของแบบจำลองโดยอาศัยสมการ R^2 ของ ANN, SVM และ K-NN มีความแม่นยำอยู่ที่ 96.96% 98.07% และ 98.36% ตามลำดับ ซึ่ง K-NN เป็นอัลกอริทึมที่เหมาะสมที่สุดสำหรับนำมาประยุกต์ใช้งานในระบบ โดยเมื่อทดสอบแบบจำลองจะพิจารณาจากค่า RMSE ของค่าดัชนีความร้อนจากแบบจำลอง K-NN พบว่ามีค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยที่ 0.45 องศาเซลเซียสซึ่งอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ ดังนั้นจึงสรุปได้ว่าระบบสามารถวิเคราะห์การเปลี่ยนแปลงของภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารที่มีสภาพแวดล้อมที่หลากหลายด้วยแบบจำลองแมชชีนเลิร์นนิงได้จริง ซึ่งในอนาคตสามารถนำระบบไปใช้งานร่วมกับเว็บแอปพลิเคชันเพื่อแสดงผลเป็นคอมพิวเตอร์กราฟิกให้ง่ายต่อการตีความสำหรับผู้ใช้งานทั่วไป

5.2 ปัญหาในการดำเนินการ

5.2.1 ห้องที่ใช้สำหรับการทดลองเป็นห้องที่มีขนาดค่อนข้างใหญ่ทำให้การติดตั้งเซนเซอร์ให้ครอบคลุมทุก ๆ พื้นที่ภายในห้องทดลองนั้น จำเป็นต้องใช้สายไฟที่มีความยาวสัมพันธ์กับขนาดของห้อง ซึ่งการใช้สายไฟที่ยาวขึ้นจะยิ่งส่งผลให้ประสิทธิภาพในการจ่ายกระแสพลังงานไฟฟ้าหรือการรับส่งข้อมูลผ่านสายไฟนั้นต่ำ โดยผลกระทบที่ตามมาจะทำให้เกิดข้อผิดพลาดในกระบวนการเก็บข้อมูล

5.2.2 ห้องที่ใช้สำหรับการทดลองมีรูปแบบในการติดตั้งเครื่องปรับอากาศไม่สัมพันธ์กับขนาดของห้องทั้งในแง่ของค่าประสิทธิภาพในการทำความเย็น (British Thermal Unit: BTU) และในแง่ของจำนวนเครื่องปรับอากาศ โดยปัญหาดังกล่าวส่งผลให้เครื่องปรับอากาศทำความเย็นได้รวดเร็วจนเกินไป ในขณะที่ห้องส่วนใหญ่จะไม่ติดตั้งเครื่องปรับอากาศในรูปแบบนี้เพื่อประหยัดต้นทุนและทรัพยากรอื่น ๆ

5.2.3 ห้องที่ใช้สำหรับการทดลองมีรูปแบบในการติดตั้งเครื่องปรับอากาศไม่สัมพันธ์กับขนาดของห้องทั้งในแง่ของค่าประสิทธิภาพในการทำความเย็น (British Thermal Unit: BTU) และในแง่ของจำนวนเครื่องปรับอากาศ โดยปัญหาดังกล่าวส่งผลให้เครื่องปรับอากาศทำความเย็นได้รวดเร็วจนเกินไป ในขณะที่ห้องส่วนใหญ่จะไม่ติดตั้งเครื่องปรับอากาศในรูปแบบนี้เพื่อประหยัดต้นทุนและทรัพยากรอื่น ๆ

5.2.4 ห้องที่ใช้สำหรับการทดลองนั้นเป็นหนึ่งในห้องประชุมของสำนักวิชาสารสนเทศศาสตร์ มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์ ดังนั้นจะมีบุคลากรของมหาวิทยาลัยเข้ามาใช้งานห้องประชุมจริง ทำให้ในบางกรณีผู้จัดทำไม่สามารถควบคุมแผนการทดลองตามที่กำหนดเอาไว้ได้ เช่น ผู้ที่เข้ามาใช้ห้องประชุมมีการตั้งค่าอุณหภูมิ ความเร็วลม หรือการตั้งค่าอื่น ๆ ที่ส่งผลต่อรูปแบบการทำงานของเครื่องปรับอากาศ ซึ่งไม่ตรงตามขอบเขตที่ผู้จัดทำกำหนดไว้

5.3 ข้อเสนอแนะ

5.3.1 การพัฒนาต่อในอนาคตควรมีการเพิ่มเงื่อนไขและขอบเขตในการเก็บข้อมูลให้ครอบคลุมตามพฤติกรรมการใช้งานเครื่องปรับอากาศของคนส่วนใหญ่ เช่น การเก็บข้อมูลในขณะที่ตั้งค่าอุณหภูมิของเครื่องปรับอากาศในช่วง 25 – 28 องศาเซลเซียส เป็นต้น

5.3.2 ตัวแบบจากอัลกอริทึม K-NN จะมีประสิทธิภาพในการทำนายสูงที่สุดเมื่อนำไปประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมที่ใกล้เคียงกัน ดังนั้นถ้าหากนำแบบจำลองไปประยุกต์ใช้ในสภาพแวดล้อมอื่น ๆ ที่มีสถาปัตยกรรมแตกต่างจากเดิมแล้ว แบบจำลองอาจมีประสิทธิภาพในการทำนายที่ต่ำกว่าเมื่อเปรียบเทียบกับแบบจำลองที่สร้างจากอัลกอริทึม SVM และ ANN

5.3.3 กระบวนการเลือก Hyperparameter ของอัลกอริทึม SVM และ ANN จำเป็นต้องใช้เวลาในการประมวลผลนานและต้องการทรัพยากรในการประมวลผลที่สูง ซึ่งทำให้ต้นทุนของเครื่องคอมพิวเตอร์สูงขึ้นตามทรัพยากรที่ถูกเรียกใช้งานเป็นเวลานาน จึงควรเปิดใช้งานเครื่องปรับอากาศเพื่อควบคุมอุณหภูมิไม่ให้เครื่องคอมพิวเตอร์ร้อนเกินไปเพื่อลดความเสียหายที่อาจเกิดขึ้นกับเครื่องคอมพิวเตอร์ระหว่างการประมวลผล

บรรณานุกรม

- Basic factors for thermal comfort - SAMS*. (n.d.). Retrieved December 17, 2023, from <https://www.samsltd.co.uk/basic-factors-for-thermal-comfort/>
- Brik, B., Esseghir, M., Merghem-Boulahia, L., & Hentati, A. (2022). Providing Convenient Indoor Thermal Comfort in Real-Time Based on Energy-Efficiency IoT Network†. *Energies*, 15(3). <https://doi.org/10.3390/en15030808>
- Brik, B., Esseghir, M., Merghem-Boulahia, L., & Snoussi, H. (2021). An IoT-based deep learning approach to analyse indoor thermal comfort of disabled people. *Building and Environment*, 203, 108056. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108056>
- Du, X., Bokel, R., & van den Dobbelsteen, A. (2016). Architectural spatial design strategies for summer microclimate control in buildings: A comparative case study of Chinese vernacular and modern houses. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 15(2). <https://doi.org/10.3130/jaabe.15.327>
- Gong, P., Cai, Y., Zhou, Z., Zhang, C., Chen, B., & Sharples, S. (2022). Investigating spatial impact on indoor personal thermal comfort. *Journal of Building Engineering*, 45, 103536. <https://doi.org/10.1016/J.JOBE.2021.103536>
- Liashchynskiy, P., & Liashchynskiy, P. (2019). *Grid Search, Random Search, Genetic Algorithm: A Big Comparison for NAS*. <http://arxiv.org/abs/1912.06059>
- Liu, Y., Xu, H., Zheng, P., Lin, B., Wu, H., Huang, Y., & Li, Z. (2021). Thermal preference prediction based on occupants' adaptive behavior in indoor environments- A study of an air-conditioned multi-occupancy office in China. *Building and Environment*, 206, 108355. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108355>

บรรณานุกรม (ต่อ)

- Pan, L., Zheng, H., & Li, T. (2023). Effects of the indoor environment on EEG and thermal comfort assessment in males. *Building and Environment*, 228, 109761. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2022.109761>
- Xiong, L., & Yao, Y. (2021). Study on an adaptive thermal comfort model with K-nearest-neighbors (KNN) algorithm. *Building and Environment*, 202, 108026. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2021.108026>

ภาคผนวก

ภาคผนวก ก

รายละเอียดเพิ่มเติมเกี่ยวกับเทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์

รายละเอียดเพิ่มเติมเกี่ยวกับเทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์

ภาคผนวก ก จะอธิบายคุณลักษณะและรายละเอียดของเทคโนโลยีด้านฮาร์ดแวร์ที่จำเป็นต่อการพัฒนาระบบต้นแบบดังอธิบายไว้ในบทที่ 2 โดยจะนำเสนอรายละเอียดและภาพประกอบของเซนเซอร์ต่าง ๆ ดังนี้

1) หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก (Node Micro-Controller Unit: NodeMCU)

ตารางที่ ก.1 ตารางแสดงคุณลักษณะของ NodeMCU ESP32

ลำดับ	คุณสมบัติ	รายละเอียด
1	หน่วยประมวลผลกลาง (Processors)	<ul style="list-style-type: none"> ● Xtensa dual-core 32-bit LX6 ● operating at 240 MHz ● performing at up to 600 DMIPS
2	หน่วยความจำ (Memory)	<ul style="list-style-type: none"> ● 320 KiB RAM ● 448 KiB ROM
3	ระบบเครือข่ายไร้สาย (Wireless connectivity)	<ul style="list-style-type: none"> ● Wi-Fi: 802.11 b/g/n ● Bluetooth: v4.2 BR/EDR and BLE
4	การสื่อสาร (Peripheral interfaces)	<ul style="list-style-type: none"> ● 34 × programmable GPIOs ● 12-bit SAR ADC up to 18 channels ● 2 × 8-bit DACs ● 10 × touch sensors ● 4 × SPI ● 2 × I²S interfaces ● 2 × I²C interfaces ● 3 × UART ● SD/SDIO/CE-ATA/MMC/eMMC ● SDIO/SPI slave controller ● Ethernet MAC ● CAN bus 2.0 ● Infrared remote controller ● Motor PWM ● LED PWM ● Hall effect sensor ● Ultra low power analog pre-amplifier

ตารางที่ ก.1 (ต่อ)

ลำดับ	คุณสมบัติ	รายละเอียด
5	ขนาด และน้ำหนัก (Single package size and weight)	<ul style="list-style-type: none"> • 4.9X2.6X1.27 cm • 0.010 kg
6	ความปลอดภัย (Security)	<ul style="list-style-type: none"> • IEEE 802.11 • Secure boot • Flash encryption • 1024-bit OTP, up to 768-bit for customers • Cryptographic hardware acceleration
7	การจัดการพลังงาน (Power management)	<ul style="list-style-type: none"> • Power Used 3.3 Volt (DC) • Internal low-dropout regulator • Individual power domain for RTC • 5 μA deep sleep current • Wake up from GPIO interrupt, timer, ADC measurements, capacitive touch sensor interrupt

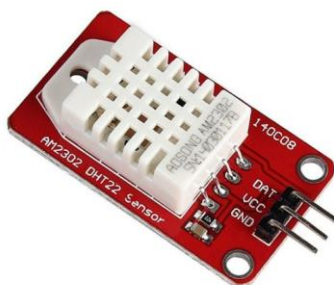


ภาพที่ ก.1 หน่วยควบคุมการประมวลผลขนาดเล็ก (NodeMCU)
(ที่มา <https://th.cytron.io/> สืบค้นวันที่ 13 กุมภาพันธ์ 2567)

2) เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น (DHT22 AM2302)

ตารางที่ ก.2 ตารางแสดงคุณลักษณะของ DHT22 AM2302

ลำดับ	คุณสมบัติ	รายละเอียด
1.	แหล่งพลังงาน (Power supply)	<ul style="list-style-type: none"> 3.3-6V DC
4.	ช่วงการวัด (Operating range)	<ul style="list-style-type: none"> ความชื้น 0-100%RH; อุณหภูมิ -40 ~ 80°C
5.	ความแม่นยำในการวัด (Accuracy)	<ul style="list-style-type: none"> ความชื้น $\pm 2\%RH$ (สูงสุด $\pm 5\%RH$); อุณหภูมิ $< \pm 0.5^{\circ}C$
6.	ความละเอียด (Resolution or sensitivity)	<ul style="list-style-type: none"> 0.1% Relative Humidity 0.1 Celsius
7.	ความสามารถในการทวนซ้ำ (Repeatability)	<ul style="list-style-type: none"> $\pm 1\%$ Relative Humidity ± 0.2 Celsius
8.	ระยะเวลาการตรวจจับ (Sensing period)	<ul style="list-style-type: none"> เฉลี่ย 2 วินาที



ภาพที่ ก.2 เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น (DHT22 AM2302)

(ที่มา <https://sg.cytron.io/> สืบค้นวันที่ 13 กุมภาพันธ์ 2567)

3) เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน (Hot Wire Anemometer GM8903)

ตารางที่ ก.3 ตารางแสดงคุณลักษณะของ Hot Wire Anemometer GM8903

ลำดับ	คุณสมบัติ	รายละเอียด
1	แหล่งพลังงาน (Power supply)	<ul style="list-style-type: none"> • แบตเตอรี่ AAA แบบอัลคาไลน์ 4 ก้อน (1.5V)
2	ช่วงการวัดความเร็วลม (Wind Velocity Range)	<ul style="list-style-type: none"> • m/s 0.0-30.0, • Ft/min 0.0-5860, • Knots 0.0-55.0, • Km/h 0.0-90.0, • Mph 0.0-65
3	ความแม่นยำในการวัด (Accuracy)	<ul style="list-style-type: none"> • m/s $\pm 3\% \pm 0.1$, • Ft/min $\pm 3\% \pm 20$, • Knots $\pm 3\% \pm 0.2$, • Km/h $\pm 3\% \pm 0.4$, • Mph $\pm 3\% \pm 0.2$



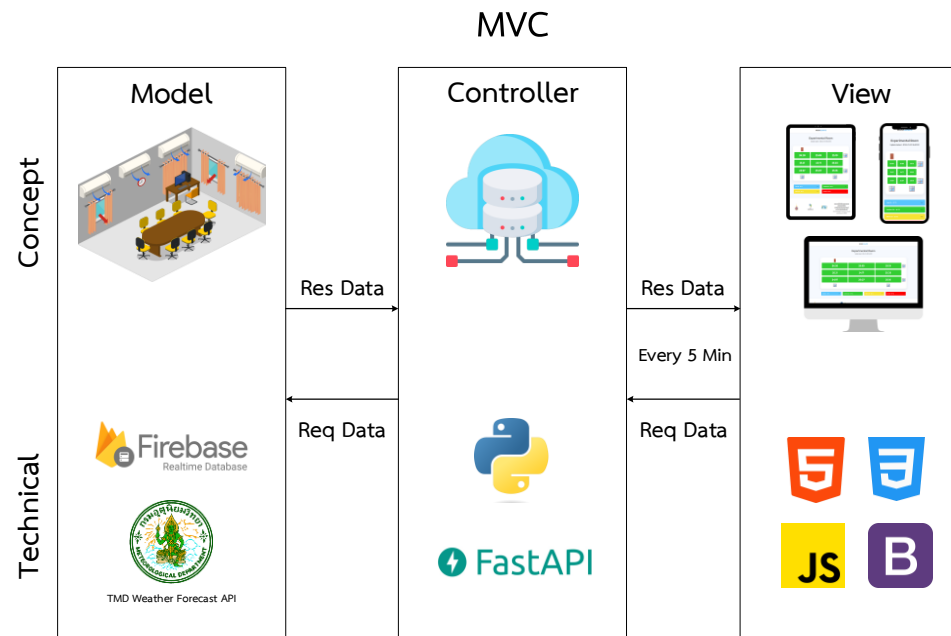
ภาพที่ ก.3 เครื่องวัดความเร็วลมแบบลวดร้อน (Hot Wire Anemometer GM8903)

(ที่มา <http://www.benetechno.net/> สืบค้นวันที่ 13 กุมภาพันธ์ 2567)

ภาคผนวก ข
การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน

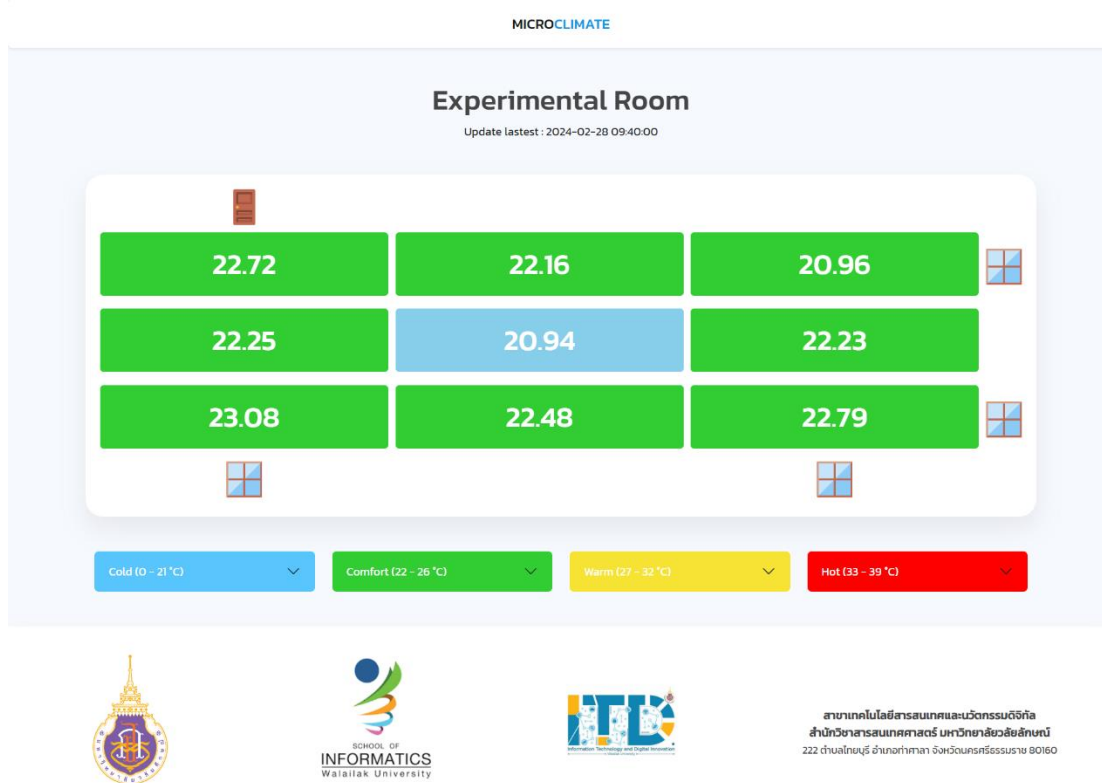
การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชัน

การพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันในระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร เป็นทางเลือกในการแสดงผลการทำงานของภูมิอากาศเชิงพื้นที่ของแบบจำลองเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการสื่อสารและแสดงผลข้อมูลให้ผู้ใช้งานเข้าใจได้ง่ายยิ่งขึ้นผ่านคอมพิวเตอร์กราฟิก ซึ่งแบ่งออกเป็น 3 องค์ประกอบตามกรอบการทำงานแบบ Model View Controller (MVC) โดยที่ 1) การจัดเก็บข้อมูลแบบ Real-time Database โดยอาศัย Firebase และรับบริการข้อมูลผ่านส่วนต่อประสานโปรแกรมประยุกต์ (API) ของกรมอุตุนิยมวิทยา (Model) 2) การประมวลผลและวิเคราะห์ข้อมูลด้วยภาษา Python (Controller) ผ่านไลบรารี FastAPI ซึ่งประมวลผลบนสภาพแวดล้อมเสมือนของ Python และ 3) Web Application (View) ซึ่งสามารถแสดงเป็นแผนภาพความสัมพันธ์ดังภาพที่ ข.1



ภาพที่ ข.1 กรอบการทำงาน MVC ในเว็บแอปพลิเคชันของระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคาร

จากภาพที่ ข.1 .แสดงกรอบการทำงานของระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารและเว็บแอปพลิเคชันในการแสดงผลข้อมูล โดยอาศัยหลักการออกแบบ MVC โดยเมื่อเริ่มต้นกระบวนการทำงานผู้ใช้งานจะมีการปฏิสัมพันธ์กับระบบ โดยการเรียกใช้งานเว็บแอปพลิเคชันซึ่งจะมีกระบวนการส่งคำขอในการแสดงผลไปยัง FastAPI (Controller) ซึ่งจะส่งคำขอข้อมูลไปยังฐานข้อมูล (Model) ในส่วนของ Firebase ที่เก็บรวบรวมข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นภายในอาคาร และ ส่งคำขอข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นภายนอกอาคารจาก TMD Weather Forecast API ของกรมอุตุนิยมวิทยา ในความถี่ทุก ๆ 5 นาทีผ่านไลบรารี FastAPI จากนั้นจะเข้าสู่กระบวนการประมวลผลค่า Heat Index เพื่อให้แบบจำลองทำนายผลแล้วส่งข้อมูลผลลัพธ์การทำนายไปแสดงผลในส่วนของ Frontend (View) โดยใช้ภาษา HTML, CSS, JavaScript และ Bootstrap 5 ซึ่งการแสดงผลจะปรับเปลี่ยนสารสนเทศให้เป็นปัจจุบันแบบอัตโนมัติในความถี่ทุก ๆ 5 นาที โดยเว็บแอปพลิเคชันจะมีการติดตั้งระบบการประมวลผล และการแสดงผลข้อมูลในสภาพแวดล้อมการประมวลผลของ Docker Container และจะถูกเรียกใช้งานผ่าน Google Cloud Run ซึ่งเป็นการนำเว็บแอปพลิเคชันของระบบไปใช้งานจริงโดยการแสดงผลข้อมูลบนเว็บแอปพลิเคชันจะนำเสนอภาพที่ ข.2



ภาพที่ ข.2 การแสดงผลหน้าเว็บแอปพลิเคชัน

ภาคผนวก ค

รูปแบบการแสดงผลเว็บแอปพลิเคชัน

การแสดงผลเว็บแอปพลิเคชัน

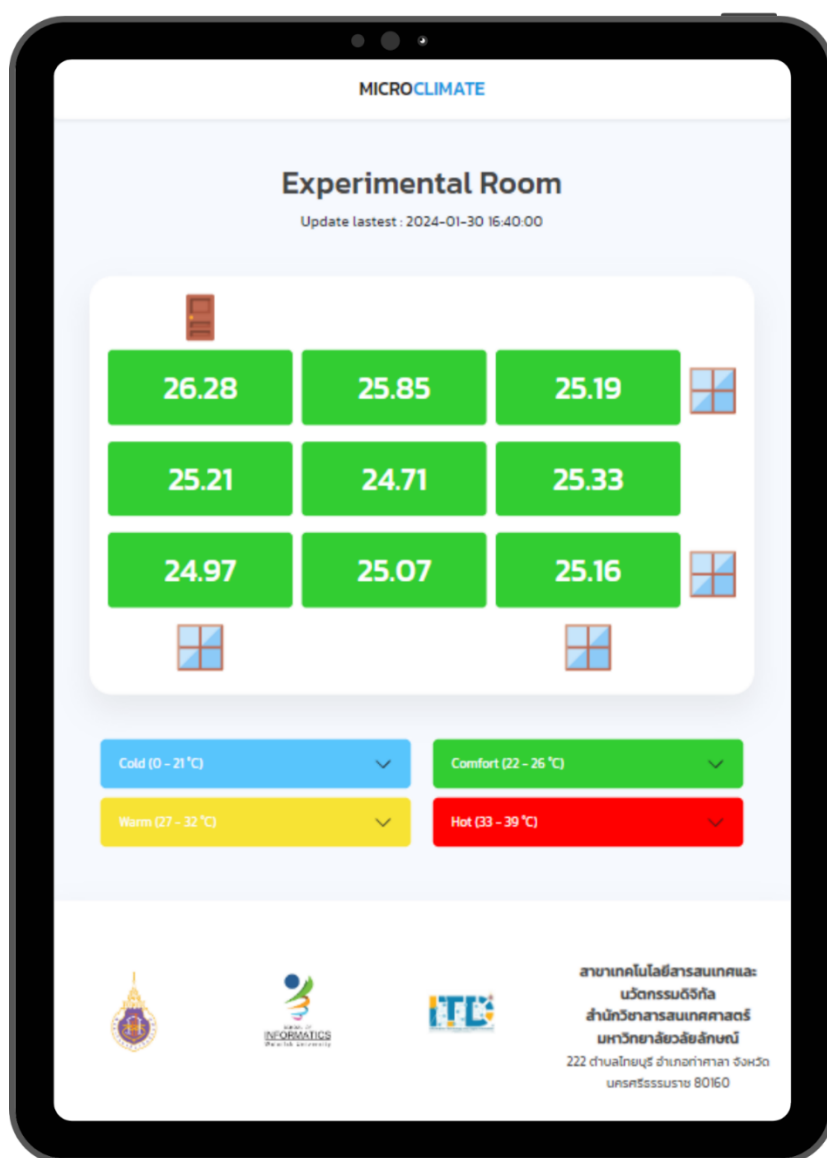
เว็บแอปพลิเคชันของระบบติดตามและประเมินภูมิอากาศเชิงพื้นที่ภายในอาคารเป็นเว็บแอปพลิเคชันที่ถูกออกแบบมาให้สามารถปรับเปลี่ยนรูปแบบการแสดงผลให้เหมาะสมต่อขนาดของหน้าจอในอุปกรณ์ต่าง ๆ ได้แบบอัตโนมัติ (Responsive) ซึ่งจะแสดงรูปภาพดังต่อไปนี้

1) การแสดงผลในรูปแบบ Mobile



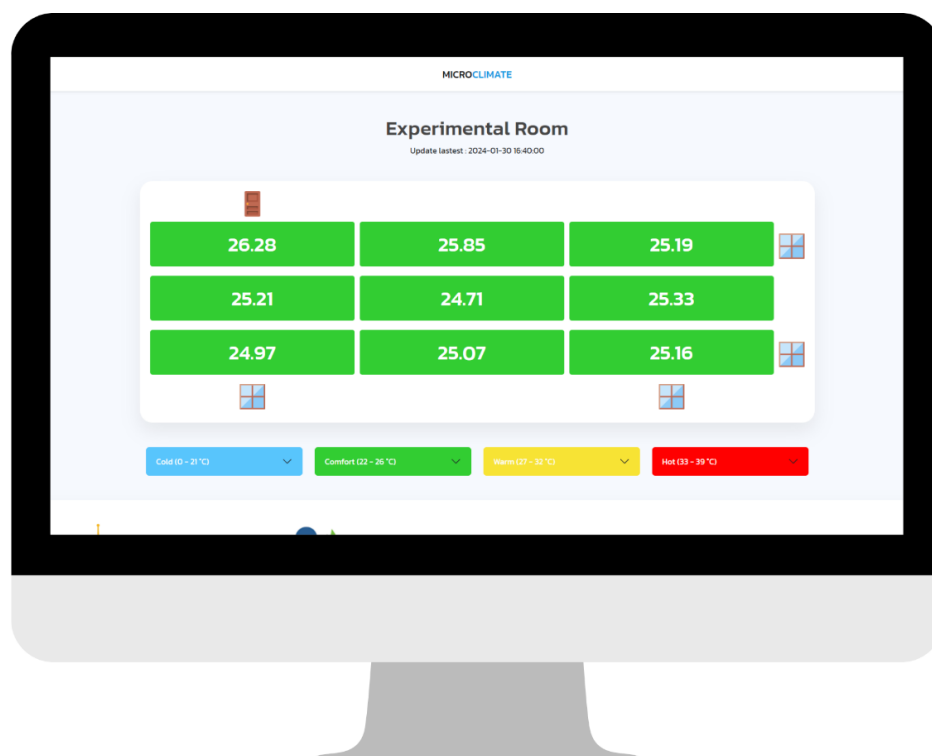
ภาพที่ ค.1 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Mobile

2) การแสดงผลในรูปแบบ Tablet



ภาพที่ ค.2 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Tablet

3) การแสดงผลในรูปแบบ Desktop



ภาพที่ ค.3 รูปแบบการแสดงผลในอุปกรณ์ Desktop PC

ประวัติผู้จัดทำ

ชื่อผู้จัดทำ กษิดิศ บุญชัย
 รหัสประจำตัว 64100738
 สำนักวิชา สารสนเทศศาสตร์
 หลักสูตรเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
 วันเดือนปีเกิด 30 ตุลาคม 2545
 ที่อยู่ 222 หมู่ 10 ตำบล ไทยบุรี อำเภอ ท่าศาลา
 จังหวัดนครศรีธรรมราช 80160



ชื่อผู้จัดทำ ปณัชช เอี่ยมน้ำ
 รหัสประจำตัว 64107899
 สำนักวิชา สารสนเทศศาสตร์
 หลักสูตรเทคโนโลยีสารสนเทศและนวัตกรรมดิจิทัล
 วันเดือนปีเกิด 29 พฤศจิกายน 2545
 ที่อยู่ 222 หมู่ 10 ตำบล ไทยบุรี อำเภอ ท่าศาลา
 จังหวัดนครศรีธรรมราช 80160

