การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัย ด้วย Computer Vision และ Machine Learning

Design of an Air Conditioning Operational Control System based on Occupancy Density Analysis using Computer Vision and Machine Learning

ภัทรพล ชาสังข์

Pattarapon Chasung

วิทยานิพนธ์นี้สำหรับการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอคมพิวเตอร์

มหาวิทยาลัยนครพนม

A Thesis Sumitted in Fulfillment of the Requirement for the Degree of

Bachelor of Engineering in Computor Engineering

Nakhon Phanom University

2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยนครพนม

การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยด้วย Computer Vision และ Machine Learning

Design of an Air Conditioning Operational Control System based on Occupancy Density Analysis using Computer Vision and Machine Learning

ภัทรพล ชาสังข์

Pattarapon Chasung

วิทยานิพนธ์นี้สำหรับการศึกษาตามหลักสูตรปริญญา

วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมอคมพิวเตอร์

มหาวิทยาลัยนครพนม

A Thesis Sumitted in Fulfillment of the Requirement for the Degree of

Bachelor of Engineering in Computor Engineering

Nakhon Phanom University

2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยนครพนม

ชื่อวิทยานิพนธ์ การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยด้วย Computer Vision และ Machine Learning

ผู้เขียน นาย ภัทรพล ชาสังข์

สาขาวิชา วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.คมกฤษณ์ ชูเรือง)

คณะกรรมการ

..... ประธานกรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตรจารย์ ดร.พัฒนพงษ์ วันจันทึก)

..... กรรมการ

(รองศาสตราจารย์ ดร.สุทธิภัทร ศรีสุข)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ชาญวิช สุวรรณพงศ์)

..... กรรมการ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.ทรงฤทธิ์ กิติศรีวรพันธุ์)

..... กรรมการ

(ดร.อภิวัตร บุญกอง)

คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนครพนม อนุมัติให้นับวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ สำหรับการศึกษา ตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาตรบัณฑิต สาขาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.บัณฑิต บุญขาว)

คณบดีวิศวกรรมศาสตร์

ขอรับรองว่า โครงการนี้มาจากการศึกษาของนักศึกษาเอง และได้แสดงความขอบคุณบุคคลที่มีส่วนช่วยเหลือแล้ว

.....ลงชื่อ

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.คมกฤษณ์ ชูเรือง)

อาจารย์ที่ปรึกษาโครงงาน

.....ลงชื่อ

(นาย ภัทรพล ชาสังข์)

นักศึกษา

ข้าพเจ้ารับรองว่า โครงการนี้ไม่เคยเป็นส่วนหนึ่งในการอนุมัติปริญญาในระดับใดมาก่อน และได้ถูกใช้ในการยื่นขออนุมัติปริญญาในขณะนี้

.....ลงชื่อ

(นาย ภัทรพล ชาสังข์)

นักศึกษา

ชื่อเรื่อง	การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยด้วย Computer Vision และ Machine Learning
ผู้วิจัย	ภัทรพล ชาสังข์
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรบัณฑิต
ปีการศึกษา	2568
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. คมกฤษณ์ ชูเรือง

โครงงานนี้เน้นที่ การออกแบบ และพัฒนาระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศอัตโนมัติ โดยใช้การวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยเป็นปัจจัยหลักในการสั่งการ ด้วยการบูรณาการเทคโนโลยีวิชันคอมพิวเตอร์ Computer Vision และการเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning ระบบที่ถูกออกแบบขึ้นนี้สามารถประมวลผลข้อมูลภาพผ่านอัลกอริทึม YOLO เพื่อระบุจำนวนบุคคลในพื้นที่แบบเรียลไทม์ โครงสร้างหลักของระบบประกอบด้วยโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ทำหน้าที่ตีความข้อมูลความหนาแน่นเพื่อกำหนดสภาวะการทำงานของเครื่องปรับอากาศ ผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่า ระบบที่ออกแบบขึ้น สามารถประสานการทำงานของเครื่องปรับอากาศให้สอดคล้องกับจำนวนผู้ใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งเป็นโครงสร้างพื้นฐานที่สำคัญในการจัดการสภาวะแวดล้อมภายในอาคารให้เป็นไปอย่างอัตโนมัติ

Title	Design of an Air Conditioning Operational Control System based on Occupancy Density Analysis using Computer Vision and Machine Learning
Author	Pattarapon Chasung
Degree	Bachelor of Engineering
Academic Year	2568
Thesis Advisor	Assistant Professor Dr. Komkrit Chooruang

This project focuses on the design and development of an automated air conditioning control system that utilizes occupancy density analysis as a primary input. By integrating Computer Vision and Machine Learning technologies, the system is designed to process real-time visual data through the YOLO algorithm to accurately determine the number of occupants in a given space. The core architecture involves a machine learning model that interprets this density data to regulate the operational states of the air conditioning unit. The experimental results indicate that the designed system effectively synchronizes cooling output with actual occupancy, providing a robust framework for autonomous indoor environmental management.

กิตติกรรมประกาศ

โครงการนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความอนุเคราะห์จาก ผศ.ดร. คมกฤษณ์ ชูเรือง อาจารย์ที่ปรึกษาที่ให้คำปรึกษา คำแนะนำในการทำโครงการ ตลอดจนสนับสนุนข้อมูลทางวิชาการและข้อมูล สำหรับทำโครงการ

ขอกราบขอบพระคุณคณะกรรมการสอบโครงการที่ได้ให้คำแนะนำและข้อเสนอแนะสำหรับการปรับปรุงโครงการ

ภัทรพล ชาสังข์

สารบัญ

เนื้อหา หน้า

กิตติกรรมประกาศ ..... ค
สารบัญ ..... ง
สารบัญรูปภาพ ..... ฉ
สารบัญตาราง ..... ซ
บทที่ 1 1
1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา 1
1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน 1
1.3 ขอบเขตของโครงงาน 2
1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 2
บทที่ 2 3
2.1 ระบบสมองกลฝังตัว 4
2.2 เทคโนโลยีการสื่อสารด้วยอินฟราเรด 17
2.3 การสื่อสารข้อมูลและเครือข่ายคอมพิวเตอร์ 19
2.4 การประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ 21
2.5 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ 22
2.6 เครื่องมือและซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ 41
2.7 การประเมินประสิทธิภาพของระบบ 44
2.8 วิจัยที่เกี่ยวข้อง 47
บทที่ 3 51
3.1 เครื่องมือและสภาพแวดล้อมที่ใช้ในการพัฒนา 51
3.2 การออกแบบระบบ 53
3.3 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ 62
3.4 แผนการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพระบบ 73
3.5 สรุปท้ายบท 75

บทที่ 4 76
4.1 ผลการการทำงานของระบบ 76
4.2 ผลการพัฒนาระบบและแบบจำลอง 76
4.3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพตามเกณฑ์ 83
บทที่ 5 93
5.1 สรุปผลการดำเนินงาน 93
5.2 อภิปรายผล 93
5.3 ปัญหาและข้อจำกัดของระบบ 94
5.4 ข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อยอด 94
ภาคผนวก 96
ประวัติผู้เขียน 100

สารบัญรูปภาพ

รูปภาพ หน้า

รูปภาพที่ 1 RASPBERRY PI 5 5
รูปภาพที่ 2 ส่วนประกอบสำคัญ RASPBERRY PI 5 5
รูปภาพที่ 3 พอร์ต GPIO RASPBERRY PI 5 7
รูปภาพที่ 4 UNIVERSAL IR REMOTE CONTROLLER 9
รูปภาพที่ 5 HTS2 CABLE 12
รูปภาพที่ 6 DUAL LENS PTZ IP CAMERA 14
รูปภาพที่ 7 การ RESIZE รูปภาพ 22
รูปภาพที่ 8 CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK 23
รูปภาพที่ 9 ตัวกรอง 24
รูปภาพที่ 10 การ STRIDE 24
รูปภาพที่ 11 การ PADDING 25
รูปภาพที่ 12 POOLING LAYER 25
รูปภาพที่ 13 FLATTENING 26
รูปภาพที่ 14 FULLY-CONNECTED LAYER 27
รูปภาพที่ 15 YOLOV11 ARCHITECTURE 28
รูปภาพที่ 16 PRE-DEFINED ANCHOR BOXES กับ ANCHOR-FREE 30
รูปภาพที่ 17 การจำแนก RANDOM FOREST 37
รูปภาพที่ 18 การจำแนก EXTREME GRADIENT BOOSTING 38
รูปภาพที่ 19 การจำแนก LIGHT GRADIENT BOOSTING 39
รูปภาพที่ 20 การทำงาน CATEGORICAL BOOSTING 39
รูปภาพที่ 21 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์ 53
รูปภาพที่ 22 แผนภาพแสดงสถาปัตยกรรมโดยรวมของระบบ 54
รูปภาพที่ 23 แผนภาพแสดงการไหลของข้อมูลและการควบคุม 55
รูปภาพที่ 24 แผนผังการทำงานส่วนเริ่มต้นระบบและการทำงานเบื้องหลัง 56
รูปภาพที่ 25 แผนผังการทำงานส่วนประมวลผลภาพและวิเคราะห์ข้อมูล 57
รูปภาพที่ 26 แผนผังการทำงานส่วนตัดสินใจ สั่งการ และแสดงผล 59
รูปภาพที่ 27 หน้าต่างของ STREAMLIT 60
รูปภาพที่ 28 หน้าต่างของ STREAMLIT ส่วนควบคุมการทำงาน 62
รูปภาพที่ 29 การใช้ YOLO กับ รูปที่ได้จากกล้อง 64
รูปภาพที่ 30 ชุดข้อมูลสังเคราะห์ 67

รูปภาพที่ 31 การใช้ OPTUNASEARCHCV ช่วยค้นหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ 69
รูปภาพที่ 32 ไฟล์ JOBLIB 69
รูปภาพที่ 33 ไฟล์ประเมินผล METADATA เป็นไฟล์รูปแบบ JSON 70
รูปภาพที่ 34 ไฟล์ IRCODE REMOTE 71
รูปภาพที่ 35 หน้าจอเว็บแอปพลิเคชันขณะแสดงผลสตรีมมิงวิดีโอ 77
รูปภาพที่ 36 หน้าจอเว็บแอปพลิเคชันขณะแสดงสถานะระบบ 77
รูปภาพที่ 37 ส่วนแผงควบคุมและสถานะการเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์ 78
รูปภาพที่ 38 รายการไฟล์ชุดคำสั่งอินฟราเรดของระบบ 79
รูปภาพที่ 39 ข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นจากเซนเซอร์ HTS2 79
รูปภาพที่ 40 การกระจายตัวของปริมาณข้อมูลในแต่ละคลาสเป้าหมาย 80
รูปภาพที่ 41 รายการแฟ้มข้อมูลแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์และออบเจกต์แปลงข้อมูล 83
รูปภาพที่ 42 ภาพแสดงเวลาตอนกำลังนับเวลา 83
รูปภาพที่ 43 ภาพแสดงเวลาตอนที่จับเวลาเสร็จพร้อมขึ้นสถานะ 84
รูปภาพที่ 44 FPS ที่สามารถทำงานได้ 87
รูปภาพที่ 45 อัตราการบริโภคทรัพยากร CPU 87
รูปภาพที่ 46 การใช้งานหน่วยความจำ 88
รูปภาพที่ 47 อุณหภูมิการทำงานของระบบตอนที่ไม่ได้ใช้งานระบบ 88
รูปภาพที่ 48 อุณหภูมิการทำงานของระบบตอนที่เริ่มต้นระบบ 88
รูปภาพที่ 49 ประสิทธิภาพในสภาวะที่มองเห็นชัดเจน 89
รูปภาพที่ 50 ข้อจำกัดด้านการบดบังกันของวัตถุก่อนบดบัง 90
รูปภาพที่ 51 ข้อจำกัดด้านการบดบังกันของวัตถุหลังบดบัง 90
รูปภาพที่ 52 ข้อจำกัดด้านมุมอับสายตาและท่านั่ง 91
รูปภาพที่ 53 SOURCE CODE ใน GITHUB 99

สารบัญตาราง

ตาราง หน้า

ตารางที่ 1 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง RANDOM FOREST 81
ตารางที่ 2 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง XGBOOSTING..... 81
ตารางที่ 3 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง LIGHTGBM 82
ตารางที่ 4 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง CATBOOST 82
ตารางที่ 5 ระยะเวลาเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์กล้องกับระบบ STREAMLIT..... 84
ตารางที่ 6 ความหน่วงในการสั่งการ UNIVERSAL IR REMOTE..... 85
ตารางที่ 7 ประสิทธิภาพความแม่นยำของแต่ละอัลกอริทึม..... 91
ตารางที่ 8 ระยะเวลาที่ใช้ทำนายผลของแต่ละอัลกอริทึม 92

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ที่มาและความสำคัญของปัญหา

ในยุคปัจจุบันที่ความต้องการใช้พลังงานพุ่งสูงขึ้นอย่างต่อเนื่อง ภาคอาคารถือเป็นหนึ่งในภาคส่วนที่มีการใช้พลังงานมหาศาล โดยเฉพาะ "เครื่องปรับอากาศ" ซึ่งเป็นอุปกรณ์ไฟฟ้าที่ใช้พลังงานมากที่สุด การเพิ่มประสิทธิภาพในการใช้พลังงานของเครื่องปรับอากาศจึงเป็นสิ่งจำเป็นอย่างยิ่งต่อการลดต้นทุนและบรรเทาผลกระทบต่อสิ่งแวดล้อม อย่างไรก็ตาม ในอาคารทั่วไป ระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศมักยังคงเป็นแบบดั้งเดิมที่ใช้การตั้งค่าอุณหภูมิคงที่ หรืออาศัยการตั้งเวลาเปิด-ปิด ซึ่งเป็นข้อจำกัดที่ทำให้ระบบไม่สามารถปรับตัวให้สอดคล้องกับสถานะการครอบครองพื้นที่จริงได้ ข้อจำกัดนี้นำมาซึ่งการใช้พลังงานอย่างสิ้นเปลือง เช่น การเปิดเครื่องปรับอากาศทิ้งไว้ในห้องที่ไม่มีคนอยู่ หรือการทำความเย็นที่มากเกินความจำเป็นเมื่อมีจำนวนคนในห้องน้อย

จากปัญหาความสูญเสียดังกล่าว จึงเป็นที่มาของแนวคิดในการพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศที่สามารถปรับการทำงานได้โดยอัตโนมัติ ให้สอดคล้องกับข้อมูลการมีอยู่ และระดับกิจกรรมของบุคคลในพื้นที่แบบเรียลไทม์ ซึ่งจะช่วยให้การบริหารจัดการพลังงานเป็นไปอย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

ด้วยเหตุนี้ โครงงานนี้จึงมุ่งเน้นที่การออกแบบและพัฒนาระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศอัตโนมัติ โดยใช้การวิเคราะห์ "ความหนาแน่นของผู้พักอาศัย" เป็นปัจจัยหลักในการสั่งการ ผ่านการบูรณาการเทคโนโลยีวิชันคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เข้าด้วยกัน ระบบที่ออกแบบขึ้นจะประมวลผลข้อมูลภาพผ่านอัลกอริทึม YOLO (You Only Look Once) เพื่อตรวจจับและระบุจำนวนบุคคลในพื้นที่แบบเรียลไทม์ โดยมีโครงสร้างหลักคือโมเดลการเรียนรู้ของเครื่องที่ทำหน้าที่ตีความข้อมูลความหนาแน่น เพื่อนำไปกำหนดสภาวะการทำงานของเครื่องปรับอากาศให้เหมาะสมโดยอัตโนมัติ

1.2 วัตถุประสงค์ของโครงงาน

1. เพื่อพัฒนาและบูรณาการระบบรับส่งข้อมูลวิดีโอจากกล้องวงจรปิดเข้าสู่เว็บแอปพลิเคชันสำหรับการประมวลผลด้วยเทคโนโลยีวิชันคอมพิวเตอร์แบบเรียลไทม์ไ
2. เพื่อพัฒนาระบบตรวจวัดสภาพแวดล้อมตรวจจับและเก็บข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ทั้งพื้นที่ภายในสำหรับใช้เป็นตัวแปรสำคัญในการประมวลผล
3. เพื่อพัฒนาและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง การเรียนรู้ของเครื่องประเภทการจำแนกข้อมูล โดยเปรียบเทียบอัลกอริทึม ได้แก่ Random Forest, LightGBM, CatBoost และ XGBoost เพื่อค้นหาโมเดลที่มีประสิทธิภาพสูงสุดในการระบุโหมดการทำงานของเครื่องปรับอากาศที่เหมาะสมที่สุด
4. เพื่อพัฒนาระบบสั่งการเครื่องปรับอากาศอัตโนมัติจากแบบจำลอง AI ให้เป็นคำสั่งส่งผ่านสัญญาณอินฟราเรด (IR) ไปยังเครื่องปรับอากาศ โดยทำงานผสานกับเซิร์ฟเวอร์กลางได้อย่างราบรื่น

5. เพื่อสร้าง Web Server สำหรับแสดงผลการทำงานของระบบแบบเรียลไทม์ รวมถึงภาพสตรีมมิงที่มีการแสดงกรอบตรวจจับ (Bounding Box) จำนวนผู้ใช้งาน สถานะของเซนเซอร์ และสถานะการทำงานของเครื่องปรับอากาศ

1.3 ขอบเขตของโครงงาน

1. แบบจำลอง Classification มุ่งเน้นการจำแนกโหมดอุณหภูมิ ถูกจำกัดโครงสร้างตัวแปรนำเข้า ไว้ตายตัวจำนวน 4 ตัวแปรเท่านั้น ได้แก่ ดัชนีการใช้งานพื้นที่ OCI, อัตราการเปลี่ยนแปลง (Delta OCI), อุณหภูมิภายในห้อง และความชื้นสัมพัทธ์
2. สามารถสตรีมภาพวิดีโอความละเอียด 640x720 พิกเซล จากกล้อง FNKvision DAX23 เท่านั้น
3. จำกัดการใช้กล้อง IP Camera แบบเลนส์คู่รองรับการส่งสตรีมมิงผ่านโปรโตคอล RTSP พอร์ต 554
4. ระบบนี้สามารถควบคุมได้เฉพาะเครื่องปรับอากาศแบบดั้งเดิมที่รับการสั่งการผ่าน รีโมทอินฟราเรดเท่านั้น
5. พัฒนาขึ้นบนเฟรมเวิร์ก Streamlit สำหรับการทำงานแบบ Web Application บนระบบเครือข่ายท้องถิ่นเท่านั้น ไม่ได้ถูกพัฒนาในรูปแบบ Mobile Application
6. อุปกรณ์ทุกชิ้นจำเป็นต้องเชื่อมต่ออยู่ในเครือข่ายวงแลนเดียวกัน

1.4 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1. ช่วยลดการทำงานของแอร์โดยไม่จำเป็น และปรับอุณหภูมิให้เหมาะสมกับจำนวนคน
2. เกิดทักษะและความเข้าใจในการเชื่อมต่อระบบย่อยที่ประกอบด้วยฮาร์ดแวร์หลากหลายชนิด เช่น กล้อง IP Camera, Raspberry Pi, และอุปกรณ์ควบคุมสัญญาณ IR
3. ได้รับประสบการณ์เชิงปฏิบัติในการประยุกต์ใช้แบบจำลอง Object Detection และ Machine Learning มาประยุกต์ใช้ในการแก้ปัญหาและยกระดับประสิทธิภาพการจัดการอาคารได้จริง
4. ได้เว็บแอปพลิเคชัน ที่ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการแสดงผลภาพสตรีมมิง สถานะเซนเซอร์ และสถานะการทำงานของ AI แบบเรียลไทม์ ทำให้ผู้ดูแลอาคารสามารถตรวจสอบและบริหารจัดการพื้นที่ได้อย่างสะดวกและมีประสิทธิภาพ

บทที่ 2

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

บทที่ 2 นี้มีวัตถุประสงค์เพื่อนำเสนอแนวคิด ทฤษฎี และงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับโครงการพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะด้วยปัญญาประดิษฐ์และการตรวจจับสถานะการครอบครองพื้นที่ เพื่อให้ผู้อ่านมีความเข้าใจในพื้นฐานความรู้ที่สำคัญ เทคโนโลยีที่นำมาประยุกต์ใช้ และทบทวนสถานะปัจจุบันของงานวิจัยในสาขาที่เกี่ยวข้อง

โครงสร้างเนื้อหาในบทนี้จึงได้รับการจัดระเบียบและนำเสนอตามกรอบแนวคิดดังที่ปรากฏในแผนภาพบล็อก ซึ่งประกอบด้วยองค์ประกอบหลักจำนวน 7 ส่วนที่ทำงานบูรณาการร่วมกันอย่างเป็นระบบ โดยสามารถแบ่งการบรรยายออกเป็นมิติต่างๆ ดังนี้

ในส่วนของโครงสร้างพื้นฐานทางฮาร์ดแวร์และระบบเครือข่าย เนื้อหาเริ่มต้นด้วยการศึกษาทฤษฎีและสถาปัตยกรรมของ ระบบสมองกลฝังตัว ซึ่งทำหน้าที่เป็นหน่วยประมวลผลศูนย์กลางในการควบคุมการทำงานของระบบทั้งหมด ควบคู่ไปกับการทบทวน เทคโนโลยีการสื่อสารด้วยอินฟราเรด ที่อธิบายถึงหลักการส่งผ่านข้อมูลไร้สาย เพื่อใช้เป็นตัวกลางหลักในการสั่งการและควบคุมสถานะการทำงานของเครื่องปรับอากาศ นอกจากนี้ เพื่อให้การเชื่อมต่อระหว่างเซ็นเซอร์ กล้อง และอุปกรณ์ปลายทางต่างๆ เป็นไปอย่างสมบูรณ์ จึงได้นำเสนอทฤษฎีด้านการสื่อสารข้อมูลและเครือข่ายคอมพิวเตอร์ ซึ่งครอบคลุมถึงรูปแบบการรับส่งข้อมูล โปรโตคอล และสถาปัตยกรรมการเชื่อมต่อเครือข่าย ที่ช่วยให้อุปกรณ์ทั้งหมดสามารถแลกเปลี่ยนข้อมูลกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ในส่วนของการวิเคราะห์และประมวลผลข้อมูลอัจฉริยะ งานวิจัยได้รวบรวมองค์ความรู้ด้านการ ประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ ซึ่งอธิบายถึงทฤษฎีทางคณิตศาสตร์และกระบวนการเบื้องต้นในการจัดการข้อมูลภาพนิ่งและภาพเคลื่อนไหว เพื่อสกัดคุณลักษณะที่สำคัญจากข้อมูลภาพที่ได้จากกล้อง โดยองค์ความรู้ดังกล่าวถือเป็นรากฐานสำคัญที่นำไปสู่การบูรณาการร่วมกับ เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งเป็นหัวใจหลักของงานวิจัยชิ้นนี้ โดยเนื้อหาในส่วนนี้จะครอบคลุมตั้งแต่อัลกอริทึมด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ที่ใช้ในการตรวจจับ ระบุตำแหน่ง และติดตามความเคลื่อนไหวของบุคคลภายในพื้นที่ ไปจนถึงหลักการของการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่นำมาประยุกต์ใช้ในการวิเคราะห์ข้อมูลตัวแปรสภาวะแวดล้อม เพื่อทำนายระดับความสบาย (Comfort Level) และทำการตัดสินใจปรับลดหรือเพิ่มอุณหภูมิอย่างเหมาะสมโดยอัตโนมัติ

ท้ายที่สุด เพื่อให้การดำเนินการวิจัยสามารถนำไปสู่การปฏิบัติจริงและสามารถตรวจสอบได้อย่างเป็นรูปธรรม เนื้อหาในบทนี้ยังได้รวบรวมรายละเอียดของ เครื่องมือและซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ ซึ่งชี้แจงถึงภาษาโปรแกรม ไลบรารี และเฟรมเวิร์กต่างๆ ที่เป็นกลไกสำคัญในการสร้างและบูรณาการซอฟต์แวร์ ตลอดจนระเบียบวิธีด้าน การประเมินประสิทธิภาพของระบบ ที่ได้กำหนดมาตรวัดและวิธีการทดสอบไว้อย่างชัดเจน เพื่อใช้เป็นเกณฑ์ในการประเมินความถูกต้อง ความน่าเชื่อถือของระบบโดยรวม ทั้งในด้านความแม่นยำของการจำแนกและ

เสถียรภาพในการสั่งงาน ซึ่งองค์ความรู้ทั้งหมดนี้จะถูกร้อยเรียงเพื่อใช้เป็นกรอบแนวคิดหลักในการออกแบบและพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะในขั้นตอนต่อไป

2.1 ระบบสมองกลฝังตัว

ระบบสมองกลฝังตัว (Embedded System) คือ ระบบประมวลผลทางคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กที่ได้รับการออกแบบและพัฒนาขึ้นมาอย่างเจาะจง เพื่อปฏิบัติภารกิจหรือควบคุมการทำงานเฉพาะด้าน สถาปัตยกรรมของระบบนี้ขับเคลื่อนด้วยชิปประมวลผลประเภทไมโครโพรเซสเซอร์ (Microprocessor) หรือไมโครคอนโทรลเลอร์ (Microcontroller) ซึ่งทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการประมวลผลข้อมูลและสั่งการ ระบบดังกล่าวมีความแตกต่างจากระบบคอมพิวเตอร์อเนกประสงค์ (General-Purpose Computer) อย่างชัดเจน ตรงที่ระบบสมองกลฝังตัวจะถูกออกแบบมาเพื่อทำงานตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ล่วงหน้าผ่านซอฟต์แวร์หรือเฟิร์มแวร์เฉพาะกิจ เพื่อเพิ่มขีดความสามารถและความเป็นอัจฉริยะให้กับอุปกรณ์เป้าหมายนั้นๆ

ที่มาของคำว่า "ระบบฝังตัว" เกิดจากลักษณะทางกายภาพที่ระบบประมวลผลเหล่านี้ถูกบูรณาการและฝังตัวรวมเป็นส่วนประกอบหนึ่งของอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์อิเล็กทรอนิกส์หรือเครื่องจักรกลต่างๆ ที่ไม่ใช่เครื่องคอมพิวเตอร์ส่วนบุคคลโดยตรง ในปัจจุบัน ด้วยความก้าวหน้าทางเทคโนโลยีฮาร์ดแวร์และซอฟต์แวร์ ระบบสมองกลฝังตัวได้รับการพัฒนาขีดความสามารถให้สูงขึ้นอย่างก้าวกระโดด มีการผสานการทำงานร่วมกับระบบปฏิบัติการ (Operating System) ที่หลากหลายเพื่อให้เหมาะสมกับข้อจำกัดด้านทรัพยากรของฮาร์ดแวร์แต่ละประเภท

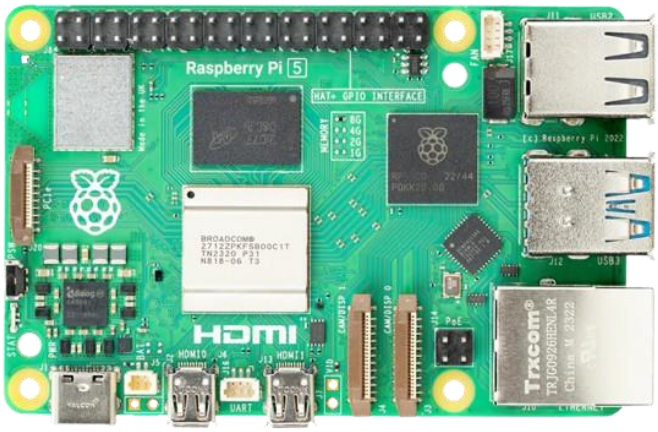
เทคโนโลยีสมองกลฝังตัวได้เข้ามามีบทบาทสำคัญและเป็นรากฐานของนวัตกรรมในหลากหลายอุตสาหกรรม โดยถูกนำไปประยุกต์ใช้อย่างแพร่หลายครอบคลุมตั้งแต่อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์พื้นฐาน เครื่องใช้ไฟฟ้าในบ้านและสำนักงาน ยานพาหนะ อุปกรณ์ทางการแพทย์ เทคโนโลยีด้านการสื่อสารและเครือข่าย (Network Technology) ไปจนถึงเครื่องกลและของเล่นต่างๆ ทั้งนี้ ศักยภาพการทำงานของระบบสมองกลฝังตัวในปัจจุบันครอบคลุมระดับความซับซ้อนที่หลากหลาย ตั้งแต่การควบคุมลอจิกพื้นฐาน

2.1.1 Raspberry pi 5

Raspberry Pi เป็นเครื่องคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว (Single-Board Computer: SBC) ที่ได้รับการคิดค้นและพัฒนาขึ้น Raspberry Pi Foundation แห่งสหราชอาณาจักร โดยมีวัตถุประสงค์เริ่มแรกเพื่อส่งเสริมและสนับสนุนการจัดการเรียนการสอนด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ขั้นพื้นฐานในสถาบันการศึกษา อย่างไรก็ตาม ด้วยข้อได้เปรียบทางด้านกายภาพที่มีขนาดกะทัดรัด ต้นทุนในการจัดหาที่ย่อมเยา ประกอบกับขีดความสามารถในการประมวลผลและการเชื่อมต่อที่ยืดหยุ่น ส่งผลให้เทคโนโลยีดังกล่าวได้รับการยอมรับและถูกนำไปใช้งานอย่างแพร่หลายในวงกว้าง

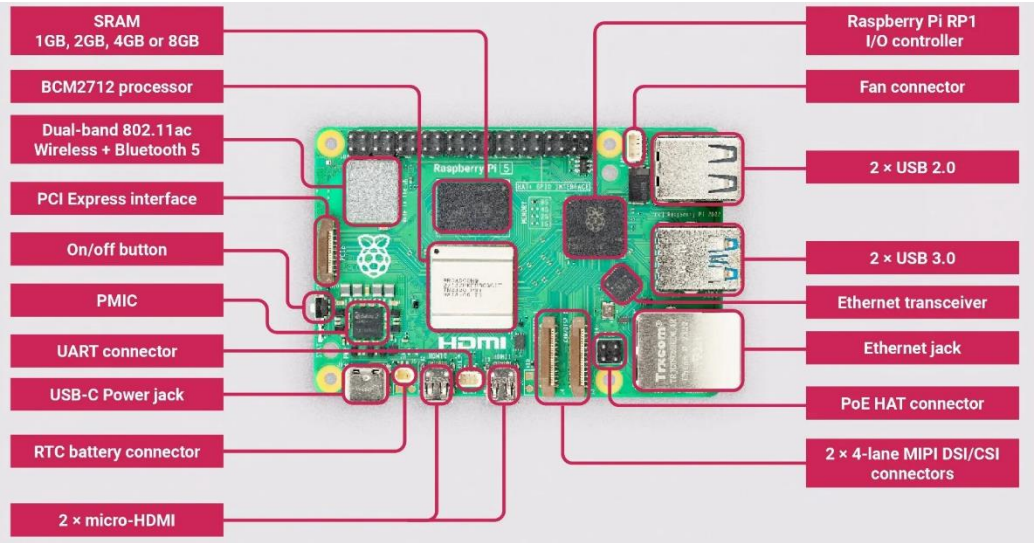
ในปัจจุบัน ราสเบอร์รีพายได้กลายเป็นอุปกรณ์มาตรฐานที่สำคัญ ทั้งในกลุ่มนักวิจัย นักพัฒนา และภาคอุตสาหกรรม โดยมักถูกนำมาประยุกต์ใช้เป็นแกนหลักในการพัฒนาระบบต้นแบบ (Prototyping) และการสร้างระบบสมองกลฝังตัว (Embedded Systems) รวมไปถึงระบบอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (Internet of

Things: IoT) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในรุ่น Raspberry Pi 5 ซึ่งเป็นสถาปัตยกรรมรุ่นใหม่ล่าสุด ที่ได้รับการยกระดับประสิทธิภาพของหน่วยประมวลผลกลาง (CPU) และความเร็วในการรับส่งข้อมูลให้สูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ ส่งผลให้อุปกรณ์รุ่นนี้สามารถรองรับการประมวลผลงานที่ซับซ้อน เช่น การประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) และการรันแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์แบบฝังตัว (Edge AI) ได้อย่างมีประสิทธิภาพและตอบสนองได้ในเวลาจริง (Real-time)



รูปภาพที่ 1 Raspberry Pi 5

1) ส่วนประกอบสำคัญ



รูปภาพที่ 2 ส่วนประกอบสำคัญ Raspberry Pi 5

1.1) สถาปัตยกรรมหน่วยประมวลผล (Processor Architecture)

หัวใจหลักของ Raspberry Pi 5 คือชิปประมวลผล (System on Chip: SoC) รุ่น Broadcom BCM2712 ซึ่งถูกผลิตด้วยเทคโนโลยีสถาปัตยกรรมขนาด 16 นาโนเมตร ภายในประกอบด้วยหน่วยประมวลผลกลางแบบ 4 แกน (Quad-core) สถาปัตยกรรม ARM Cortex-A76 แบบ 64-bit ที่ความเร็วสัญญาณนาฬิกา (Clock Speed) สูงสุด 2.4 GHz สถาปัตยกรรมนี้มาพร้อมกับหน่วยความจำแคช (Cache Memory) ระดับ L2 ขนาด 512KB ต่อแกน และแคชระดับ L3 ขนาด 2MB ที่ใช้งานร่วมกัน

1.2) หน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU and Multimedia)

ระบบประมวลผลกราฟิกใช้สถาปัตยกรรม VideoCore VII ทำงานที่ความเร็ว 800 MHz ซึ่งรองรับมาตรฐานกราฟิกสมัยใหม่ ได้แก่ OpenGL ES 3.1 และ Vulkan 1.2 รองรับการแสดงผลความละเอียด 4K ที่ 60 เฟรมต่อวินาที (4K60p) ได้พร้อมกันถึง 2 หน้าจอผ่านพอร์ต micro-HDMI นอกจากนี้ยังมีตัวถอดรหัสวิดีโอ (Hardware Video Decoder) แบบ HEVC (H.265) ระดับ 4K60p ในตัว ช่วยลดภาระการทำงานของซีพียูหลักเมื่อต้องประมวลผลสื่อมัลติมีเดียความละเอียดสูง

1.3) หน่วยความจำหลัก (Random Access Memory: RAM)

ระบบใช้หน่วยความจำเข้าถึงโดยสุ่ม (RAM) เทคโนโลยี LPDDR4X-4267 SDRAM ซึ่งมีแบนด์วิดท์และความเร็วในการส่งถ่ายข้อมูลที่สูงกว่ารุ่นก่อนหน้าอย่างมาก (มีความจุให้เลือกทั้ง 4GB และ 8GB) การใช้หน่วยความจำแบบ LPDDR4X นอกจากจะให้ประสิทธิภาพสูงแล้ว ยังมีคุณสมบัติในการจัดการพลังงานที่ดี ช่วยลดการใช้พลังงานโดยรวมของบอร์ด

1.4) ชิปควบคุมอินพุตและเอาต์พุต (RP1 I/O Controller)

จุดเปลี่ยนทางสถาปัตยกรรมที่สำคัญที่สุดของ Raspberry Pi 5 คือการแยกส่วนควบคุมการรับส่งข้อมูลอุปกรณ์รอบข้าง (Peripheral) ออกมาเป็นชิปซิลิคอนเฉพาะทางที่มีชื่อว่า RP1 ทำหน้าที่เสมือนชิปเซ็ตสะพานใต้ (Southbridge) ในคอมพิวเตอร์ทั่วไป โดยเชื่อมต่อกับ SoC BCM2712 หลักผ่านเลน PCI Express 2.0 จำนวน 4 เลน (PCIe 2.0 x4) การแยกส่วนนี้ช่วยขจัดปัญหาคอขวดของแบนด์วิดท์ ทำให้การถ่ายโอนข้อมูลผ่านพอร์ต USB, การเชื่อมต่อเครือข่าย, และพอร์ตกล้อง/หน้าจอมีความเสถียรและรวดเร็วสูงสุดพร้อมๆ กัน

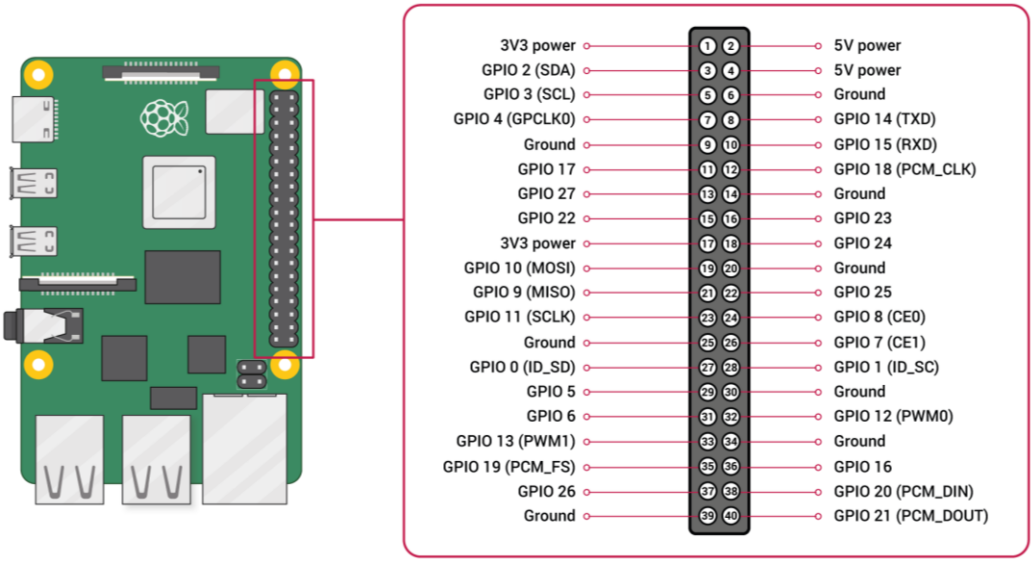
1.5) พอร์ตเชื่อมต่อและการขยายระบบ (Interfaces and Expandability)

1.5.1) อินเทอร์เฟซ PCIe 2.0 x1 เป็นช่องเชื่อมต่อบัสความเร็วสูงผ่านสายแพ (FPC) สำหรับใช้เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ที่ต้องการแบนด์วิดท์สูง เช่น ฮาร์ดดิสก์แบบ NVMe SSD

1.5.2) พอร์ต MIPI เป็นช่องรับส่งสัญญาณความเร็วสูงจำนวน 2 พอร์ต (แบบ 4-lane) ที่ผู้ใช้สามารถเลือกตั้งค่าให้เป็นช่องต่อโมดูลกล้อง (CSI) หรือช่องต่อหน้าจอแสดงผล (DSI) ก็ได้

1.5.3) พอร์ต USB เป็นช่องสำหรับเชื่อมต่ออุปกรณ์ต่อพ่วงทั่วไป มีทั้งหมด 4 พอร์ต ประกอบด้วย USB 3.0 จำนวน 2 พอร์ต (ความเร็ว 5 Gbps) และ USB 2.0 จำนวน 2 พอร์ต

1.5.4) พอร์ต GPIO (General-Purpose Input/Output) เป็นแผงพินเชื่อมต่ออเนกประสงค์ ขนาด 40 พิน สำหรับใช้เชื่อมต่อ สื่อสาร และควบคุมวงจรอิเล็กทรอนิกส์หรือเซ็นเซอร์ภายนอก (รองรับโปรโตคอลมาตรฐาน เช่น I2C, SPI และ UART) โดยจากโครงสร้าง 40 พิน สามารถจำแนกหน้าที่การทำงานของพินแต่ละกลุ่มเพื่อใช้เชื่อมต่ออุปกรณ์ได้ดังนี้



รูปภาพที่ 3 พอร์ต GPIO Raspberry Pi 5

(1) ขาจ่ายพลังงาน (Power Pins) ทำหน้าที่เป็นแหล่งจ่ายแรงดันไฟฟ้ากระแสตรง เพื่อหล่อเลี้ยงวงจรของอุปกรณ์หรือโมดูลต่อพ่วง ประกอบด้วยขาจ่ายแรงดันไฟฟ้าระดับ 5 โวลต์ ตำแหน่งขา 2 และ 4 และระดับ 3.3 โวลต์ ตำแหน่งขา 1 และ 17

(2) ขากราวด์ (Ground Pins) ทำหน้าที่เป็นจุดเชื่อมต่อสายดินหรือจุดอ้างอิงทางไฟฟ้า (Reference Potential) เพื่อให้กระแสไฟฟ้าภายในระบบไหลได้ครบวงจร ได้แก่ ตำแหน่งขา 6, 9, 14, 20, 25, 30, 34 และ 39

(3) ขาสื่อสารโปรโตคอล I2C (Inter-Integrated Circuit) ทำหน้าที่สื่อสารข้อมูลแบบอนุกรมผ่านสายสัญญาณคู่ ประกอบด้วยขาส่งข้อมูล SDA ขา 3 และขาสัญญาณนาฬิกา SCL ขา 5 ซึ่งเป็นมาตรฐานการเชื่อมต่อที่ออกแบบมาสำหรับการแลกเปลี่ยนข้อมูลกับเซ็นเซอร์ต่างๆ

(4) ขาสื่อสารโปรโตคอล UART (Universal Asynchronous Receiver-Transmitter) รองรับการรับส่งข้อมูลแบบอนุกรมชนิดไม่ประสานเวลา (Asynchronous) ประกอบด้วยขาส่งข้อมูล Transmit Data หรือ TXD ขา 8 และขารับข้อมูล Receive Data หรือ RXD ขา 10

(5) ขาสื่อสารโปรโตคอล SPI (Serial Peripheral Interface) ออกแบบมาสำหรับการเชื่อมต่อและสื่อสารข้อมูลความเร็วสูงแบบประสานเวลา (Synchronous) ระหว่างระบบสมองกลฝังตัวกับอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ภายนอก ตำแหน่งขา 19, 21, 23, 24 และ 26

(6) ขาสัญญาณดิจิทัลอเนกประสงค์ (Standard GPIO Pins) ขาเชื่อมต่อส่วนที่เหลือทั้งหมดสามารถถูกควบคุมและโปรแกรมผ่านซอฟต์แวร์ได้อย่างอิสระ เพื่อกำหนดสภาวะให้เป็นขารับสัญญาณ (Input) สำหรับตรวจจับสถานะอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ภายนอกหรือกำหนดให้เป็นขาส่งสัญญาณ (Output) สำหรับสั่งการทำงานของอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ภายนอก

1.6) ระบบจัดการพลังงานและนาฬิกาฐานเวลาจริง (Power Management and RTC)

Raspberry Pi 5 ใช้ชิปจัดการพลังงาน (PMIC) รุ่น Dialog DA9091 รูปภาพที่ 4 Raspberry Pi 5 คือ PMIC เพื่อจ่ายไฟให้มีความเสถียร ระบบต้องการกำลังไฟฟ้าเข้าที่ 5V/5A (25W) ผ่านพอร์ต USB-C เพื่อให้สามารถจ่ายกระแสไฟไปยังพอร์ต USB สำหรับอุปกรณ์ต่อพ่วงได้อย่างเต็มประสิทธิภาพ (1.6A) นอกจากนี้ยังมีการเพิ่มวงจร นาฬิกาฐานเวลาจริง (Real-Time Clock: RTC) พร้อมจุดเชื่อมต่อแบตเตอรี่สำรอง และมีการติดตั้งปุ่มเปิด-ปิดเครื่อง (Power Button) บนบอร์ดเป็นครั้งแรก ซึ่งช่วยเพิ่มความสะดวกในการจัดการวงจรพลังงาน

1.7) การจัดการความร้อน (Thermal Control Mechanisms)

เนื่องจากซีพียู BCM2712 มีประสิทธิภาพสูง จึงก่อให้เกิดความร้อนสะสมมากกว่ารุ่นก่อนหน้า ระบบจึงมีการออกแบบกลไกป้องกันอุณหภูมิเกิน (Thermal Throttling) โดยหากอุณหภูมิของชิปสูงถึง 80°C ระบบจะเริ่มลดความเร็วสัญญาณนาฬิกาลง และหากสูงถึง 85°C จะลดประสิทธิภาพลงระดับสูงสุดเพื่อป้องกันความเสียหายทางกายภาพ ด้วยเหตุนี้ ตัวบอร์ดจึงออกแบบจุดยึดและจุดเชื่อมต่อพัดลมแบบ 4 พิน (รองรับการควบคุมความเร็วรอบแบบ PWM) เพื่อรองรับการติดตั้งชุดระบายความร้อนแบบทำงานเชิงรุก (Active Cooler) ไว้บนตัวบอร์ดโดยตรง

2) ระบบปฏิบัติการและซอฟต์แวร์

Raspberry Pi 5 ส่วนใหญ่ทำงานบนระบบปฏิบัติการที่พัฒนามาจากพื้นฐานของ Linux โดยมีระบบปฏิบัติการหลักอย่างเป็นทางการคือ Raspberry Pi OS ซึ่งถูกปรับแต่งมาให้ทำงานดึงประสิทธิภาพของฮาร์ดแวร์ออกมาได้ดีที่สุด นอกจากนี้ยังมีความยืดหยุ่นในการรองรับระบบปฏิบัติการอื่นๆ เช่น Ubuntu Server สำหรับงานด้านไอโอทีและเซิร์ฟเวอร์ สภาพแวดล้อมซอฟต์แวร์เหล่านี้รองรับภาษาโปรแกรมระดับสูง

2.1.2 Universal IR remote controller (BroadLink RM4 mini)

BroadLink RM4 mini เป็นอุปกรณ์ประเภทตัวควบคุมรีโมทอินฟราเรดครอบจักรวาล (Universal IR Remote Controller) หรือที่ในทางวิศวกรรมเรียกว่า "IR Blaster" หรือ "IoT IR Gateway" อุปกรณ์ชนิดนี้ทำหน้าที่เป็นสะพานเชื่อม (Bridge) ระหว่างเทคโนโลยีเครื่องใช้ไฟฟ้าแบบดั้งเดิมที่ควบคุมด้วยคลื่นรังสีอินฟราเรด (Infrared: IR) เข้ากับโครงข่ายอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (Internet of Things: IoT) ผ่านระบบเครือข่ายไร้สาย (Wi-Fi) ทำให้อุปกรณ์แบบดั้งเดิมสามารถถูกผนวกรวมเข้ากับระบบบ้านอัจฉริยะ (Smart Home) และรองรับการควบคุมระยะไกลผ่านโปรโตคอลอินเทอร์เน็ต (IP) ได้

รูปภาพที่ 4 Universal ir remote controller

1) สถาปัตยกรรมฮาร์ดแวร์และส่วนประกอบ (Hardware Architecture)

โครงสร้างสถาปัตยกรรมฮาร์ดแวร์และส่วนประกอบภายในของอุปกรณ์ BroadLink RM4 mini ได้รับการออกแบบมาเพื่อรองรับการทำงานเป็นตัวกลางในการสื่อสารและควบคุมอุปกรณ์ไร้สายอย่างมีประสิทธิภาพ โดยประกอบด้วยวงจรอิเล็กทรอนิกส์และชิ้นส่วนสำคัญหลายประการที่ทำงานบูรณาการร่วมกันดังนี้

ส่วนประกอบหลักที่เปรียบเสมือนศูนย์กลางการทำงานของระบบคือ หน่วยประมวลผลไมโครคอนโทรลเลอร์ (Microcontroller Unit: MCU) ซึ่งรับหน้าที่หลักในการประมวลผลชุดคำสั่ง บริหารจัดการสถานะการเชื่อมต่อเครือข่าย ตลอดจนควบคุมจังหวะเวลา (Timing) อย่างแม่นยำในการสร้างและจำลองสัญญาณอินฟราเรด หน่วยประมวลผลดังกล่าวจะทำงานควบคู่กับ โมดูลเครือข่ายไร้สาย (Wi-Fi Module) ที่ออกแบบมาให้รองรับมาตรฐานการสื่อสาร IEEE 802.11 b/g/n บนคลื่นความถี่ 2.4 GHz โดยทำหน้าที่เป็นช่องทางหลักในการแลกเปลี่ยนข้อมูลแพ็กเก็ต (Packet) ผ่านโปรโตคอลการสื่อสารแบบ TCP และ UDP ระหว่างตัวอุปกรณ์กับอุปกรณ์จัดเส้นทาง (Router) ภายในพื้นที่ หรือเครื่องแม่ข่ายบนระบบคลาวด์ (Cloud Server)

ในด้านการจัดการสัญญาณแสงอินฟราเรด อุปกรณ์ได้รับการติดตั้ง ตัวส่งสัญญาณอินฟราเรด (IR Emitter/Transmitter) ซึ่งประกอบด้วยหลอดไดโอดเปล่งแสง (LED) อินฟราเรดจำนวนหลายดวงที่จัดเรียงตัวเชิง

พื้นที่ในลักษณะรัศมีวงกลม การออกแบบทางวิศวกรรมรูปแบบนี้ช่วยให้คลื่นสัญญาณสามารถกระจายตัวออกไปได้ครอบคลุมรอบทิศทาง 360 องศา (IR Blasting) โดยมีระยะหวังผลของการส่งสัญญาณสูงสุดที่ระดับ 8 ถึง 10 เมตร ภายใต้สภาพแวดล้อมแบบพื้นที่โล่งที่ปราศจากวัตถุทึบแสงกีดขวาง นอกจากกลไกการส่งสัญญาณแล้ว ยังมีการติดตั้ง ตัวรับสัญญาณอินฟราเรด (IR Receiver) ซึ่งทำหน้าที่เป็นเซ็นเซอร์สำหรับดักจับและอ่านค่ารูปแบบคลื่นสัญญาณแสงอินฟราเรดจากรีโมทคอนโทรลต้นฉบับ เพื่อนำข้อมูลความถี่และรูปแบบสัญญาณดังกล่าวไปประมวลผลและจัดเก็บเข้าสู่ระบบในโหมดการเรียนรู้ (Learning Mode)

ท้ายที่สุด สถาปัตยกรรมของอุปกรณ์ยังได้รับการออกแบบให้มีความยืดหยุ่นในการขยายขีดความสามารถผ่านพอร์ตเชื่อมต่อเซ็นเซอร์ภายนอก (External Sensor Support) ในรูปแบบอินเทอร์เฟซ Micro-USB ซึ่งเปิดโอกาสให้ระบบสามารถเชื่อมต่อกับสายเคเบิลเซ็นเซอร์รุ่น HTS2 (Humidity and Temperature Sensor) เพื่อตรวจวัดและเก็บข้อมูลสภาวะแวดล้อมเพิ่มเติม ได้แก่ อุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ในอากาศ ข้อมูลเซ็นเซอร์เหล่านี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการนำไปใช้เป็นตัวแปร (Parameters) สำหรับการสร้างเงื่อนไขในระบบควบคุมอัตโนมัติที่ซับซ้อนต่อไป

2) ทฤษฎีการสื่อสารและคลื่นพาห์ (Communication Theory & Carrier Wave)

การสื่อสารของ RM4 mini อาศัยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในย่านรังสีอินฟราเรด ความยาวคลื่นประมาณ 940 นาโนเมตร โดยทั่วไปรีโมทคอนโทรลของเครื่องใช้ไฟฟ้าจะใช้เทคนิคการมอดูเลตสัญญาณ (Modulation) เพื่อป้องกันการรบกวนจากแสงสว่างในธรรมชาติ RM4 mini ได้รับการออกแบบมาให้รองรับการสร้างและถอดรหัสคลื่นพาห์ (Carrier Frequency) มาตรฐานที่ความถี่ 38 kHz และรองรับความถี่ย่านอื่นๆ ตามมาตรฐานอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งเป็นความถี่ที่เครื่องปรับอากาศ โทรทัศน์ และเครื่องเสียงส่วนใหญ่ใช้งาน

3) กระบวนการเรียนรู้และถอดรหัสสัญญาณ (IR Learning and Decoding)

กระบวนการเรียนรู้และถอดรหัสสัญญาณ เป็นกลไกสำคัญที่ทำหน้าที่คัดลอกและทำสำเนา (Cloning) รูปแบบคลื่นสัญญาณจากรีโมทคอนโทรลต้นฉบับ เพื่อให้อุปกรณ์สามารถจดจำและเลียนแบบการสั่งงานได้อย่างสมบูรณ์ หลักการทำงานเริ่มต้นเมื่ออุปกรณ์เข้าสู่สภาวะการเรียนรู้ (Learning Mode) โดยตัวรับสัญญาณอินฟราเรด (IR Receiver) จะเปิดการทำงานเพื่อเตรียมรับและดักจับคลื่นอินฟราเรดที่ถูกส่งมาจากรีโมทคอนโทรลเป้าหมาย

เมื่อได้รับสัญญาณ วงจรอิเล็กทรอนิกส์ภายในจะเข้าสู่กระบวนการดีมอดูเลต (Demodulation) เพื่อสกัดและคัดแยกคลื่นพาห์ (Carrier Wave) ซึ่งโดยทั่วไปมีความถี่ที่ 38 kHz ออกจากสัญญาณหลัก กระบวนการนี้จะทำให้ระบบได้มาซึ่งข้อมูลทางดิจิทัลระดับล่างในรูปแบบเลขฐานสอง (Raw Binary Data) ที่แสดงถึงคาบเวลาและจังหวะของการเปิด-ปิดพัลส์สัญญาณ (Mark and Space) จากนั้น ข้อมูลดิบดังกล่าวจะถูกนำไปผ่านกระบวนการถอดรหัส (Decoding) และทำการเข้ารหัสโครงสร้างข้อมูลใหม่ (Re-encoding) ให้อยู่ใน

รูปแบบระบบตัวเลขฐานสิบหก (Hexadecimal) หรือรูปแบบโครงสร้างข้อมูลเฉพาะ (Proprietary Format) ของทาง BroadLink

ท้ายที่สุด ชุดข้อมูลรหัสสัญญาณอินฟราเรดที่ผ่านการจัดการและเข้ารหัสเสร็จสมบูรณ์ จะถูกนำไปจัดเก็บลงในหน่วยความจำภายในของตัวอุปกรณ์ หรือถูกส่งผ่านเครือข่ายเพื่อไปจัดเก็บไว้ในฐานข้อมูลบนระบบคลาวด์ (Cloud Database) อย่างเป็นระบบ เพื่อใช้เป็นฐานข้อมูลอ้างอิงสำหรับการเรียกใช้งานและจำลองสัญญาณคำสั่งเพื่อควบคุมเครื่องใช้ไฟฟ้าเป้าหมายในอนาคตต่อไป

4) กระบวนการจำลองและส่งสัญญาณ (IR Blasting and Transmission)

กระบวนการจำลองและส่งสัญญาณอินฟราเรด ถือเป็นขั้นตอนปฏิบัติการหลัก (Active Operation) ของอุปกรณ์ ซึ่งมีกลไกทางวิศวกรรมที่ทำงานในทิศทางย้อนกลับ (Reverse Process) จากกระบวนการเรียนรู้สัญญาณ โดยมีลำดับขั้นตอนการประมวลผลดังต่อไปนี้

การทำงานเริ่มต้นขึ้นเมื่ออุปกรณ์ได้รับการร้องขอหรือคำสั่งควบคุมจากผู้ใช้งานหรือระบบควบคุมอัตโนมัติ เช่น สคริปต์จากระบบสมองกลฝังตัว ผ่านโครงข่ายการสื่อสารไร้สาย Wi-Fi โดยคำสั่งดังกล่าวจะถูกส่งมาในรูปแบบของเพย์โหลด (Payload) ระดับแอปพลิเคชัน (Application Layer) ทันทีที่อุปกรณ์รับแพ็กเก็ตข้อมูลดังกล่าว หน่วยประมวลผลไมโครคอนโทรลเลอร์ (MCU) จะทำการตีความและสืบค้นข้อมูลชุดคำสั่งอินฟราเรด (IR Code) ที่สอดคล้องกับคำสั่งนั้น ซึ่งถูกจัดเก็บไว้ในหน่วยความจำหรือฐานข้อมูล

เมื่อได้ชุดข้อมูลคำสั่งมาแล้ว ข้อมูลดิจิทัลดังกล่าวจะถูกนำไปผ่านกระบวนการมอดูเลต (Modulation) เพื่อผสมสัญญาณข้อมูลเข้ากับคลื่นพาห์ (Carrier Wave) ที่ความถี่มาตรฐาน 38 kHz อีกครั้ง เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการส่งผ่านตัวกลาง ในขั้นตอนสุดท้าย สัญญาณไฟฟ้าที่ผ่านการมอดูเลตจะถูกส่งไปยังชุดหลอดไดโอดเปล่งแสงอินฟราเรด (IR LED) เพื่อทำหน้าที่แปลงรูปพลังงานทางไฟฟ้าให้กลายเป็นพลังงานแสง (Optical Signal) และกระจายคลื่นสัญญาณออกสู่อากาศแวดล้อม (IR Blasting) เมื่อเซ็นเซอร์รับภาพของเครื่องใช้ไฟฟ้าเป้าหมายดักจับและสามารถถอดรหัสสัญญาณแสงที่ตรงกับรูปแบบของตนได้ เครื่องใช้ไฟฟ้านั้นจะตอบสนองและปฏิบัติงานตามคำสั่งที่ได้รับอย่างสมบูรณ์

5) สถาปัตยกรรมเครือข่ายและการควบคุม (Network Control Architecture)

สถาปัตยกรรมเครือข่ายและการควบคุมของอุปกรณ์ BroadLink RM4 mini ได้รับการออกแบบมาให้รองรับรูปแบบการสื่อสารและสั่งการที่ยืดหยุ่น โดยสามารถจำแนกสถาปัตยกรรมการควบคุมออกเป็น 2 รูปแบบหลัก เพื่อตอบสนองต่อลักษณะการใช้งานและข้อกำหนดทางวิศวกรรมที่แตกต่างกัน ดังนี้

5.1) การควบคุมผ่านระบบคลาวด์ (Cloud-based Control)

ในสถาปัตยกรรมรูปแบบนี้ อุปกรณ์จะรักษาสถานะการเชื่อมต่อกับเครื่องแม่ข่ายคลาวด์ของผู้ผลิต (BroadLink Cloud Server) อยู่ตลอดเวลาผ่านเครือข่ายอินเทอร์เน็ต โครงสร้างนี้เปิดโอกาสให้ผู้ใช้งาน

สามารถส่งคำสั่งควบคุมระยะไกล (Remote Control) จากอุปกรณ์สมาร์ตโฟนผ่านโครงข่ายโทรคมนาคม เช่น 4G หรือ 5G จากภายนอกอาคารไปยังระบบคลาวด์ จากนั้นระบบคลาวด์จะทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการส่งผ่าน (Route) คำสั่งดังกล่าวกลับมายังอุปกรณ์ RM4 mini ที่เชื่อมต่ออยู่กับเครือข่ายอินเทอร์เน็ตภายในพื้นที่เป้าหมาย เพื่อดำเนินการสร้างสัญญาณและควบคุมเครื่องใช้ไฟฟ้าต่อไป

5.2) การควบคุมผ่านเครือข่ายท้องถิ่น (Local Area Network Control: LAN)

สถาปัตยกรรมรูปแบบนี้มุ่งเน้นการรับส่งข้อมูลและคำสั่งควบคุมโดยตรงระหว่างอุปกรณ์สั่งการ เช่น คอมพิวเตอร์ หรือระบบสมองกลฝังตัว และตัวอุปกรณ์ RM4 mini ภายในเครือข่ายวงแลนเดียวกัน (Local Area Network) โดยอาศัยโปรโตคอลการสื่อสารแบบ UDP (User Datagram Protocol) ซึ่งมีจุดเด่นที่สำคัญคือ ระบบสามารถทำงานได้โดยอิสระและไม่ต้องพึ่งพาการเชื่อมต่อกับเครือข่ายอินเทอร์เน็ตภายนอก (Offline Capability) คุณสมบัติดังกล่าวมีความสำคัญอย่างยิ่งต่องานวิศวกรรมและการพัฒนาระบบอัตโนมัติ เนื่องจากเปิดโอกาสให้นักพัฒนาสามารถเขียนชุดคำสั่ง (Scripts) หรือโปรแกรมควบคุมอุปกรณ์ได้ด้วยตนเอง (Custom Integration) ส่งผลให้ระบบมีอัตราการตอบสนองที่รวดเร็วและมีความหน่วงต่ำ (Low Latency) รวมถึงช่วยยกระดับความมั่นคงปลอดภัยและความเป็นส่วนตัวของข้อมูล (Data Privacy) ภายในระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

2.1.3 Temperature and Humidity Sensor Accessory (HTS2 Cable)

อุปกรณ์สายเคเบิลรุ่น HTS2 (Humidity and Temperature Sensor) เป็นโมดูลเซ็นเซอร์ทางสภาพแวดล้อมที่ได้รับการออกแบบมาให้ทำงานบูรณาการร่วมกับอุปกรณ์ควบคุมรังสีอินฟราเรดอัจฉริยะ (เช่น BroadLink RM4 mini และ RM4 Pro) โดยนวัตกรรมของการออกแบบอุปกรณ์ชิ้นนี้ คือการผสานรวมเอาวงจรเซ็นเซอร์ตรวจวัดทางฟิสิกส์เข้ากับสายส่งกำลังไฟฟ้า (Power Cable) ทำให้สามารถทำหน้าที่ได้สองประการพร้อมกัน (Dual-functionality) ได้แก่ การเป็นแหล่งจ่ายพลังงานไฟฟ้าให้กับอุปกรณ์หลัก และการเป็นตัวตรวจวัดสภาพแวดล้อมแบบเวลาจริง (Real-time Environmental Monitoring)

รูปภาพที่ 5 HTS2 Cable

1) สถาปัตยกรรมฮาร์ดแวร์และลักษณะทางกายภาพ

โครงสร้างทางกายภาพของ HTS2 ถูกออกแบบมาในลักษณะของสายเคเบิลเชื่อมต่อมาตรฐาน USB Type-A ไปยัง Micro-USB แต่มีการติดตั้งกระเปาะวงจรอิเล็กทรอนิกส์ (Sensor Pod) ขนาดเล็กแทรกอยู่บริเวณกึ่งกลางหรือใกล้กับฝั่งขั้วต่อ Micro-USB ภายในกระเปาะนี้บรรจุแผงวงจรพิมพ์ (PCB) ขนาดย่อส่วนที่ประกอบด้วยชิปเซ็นเซอร์แบบรวม (Integrated Sensor Chip) สำหรับวัดอุณหภูมิและความชื้น พร้อมทั้งวงจรกรองกระแสไฟฟ้า (Power Filtering) เพื่อป้องกันสัญญาณรบกวน (Noise) จากการจ่ายไฟไม่ให้ส่งผลกระทบต่อความแม่นยำในการอ่านค่าของเซ็นเซอร์

2) ทฤษฎีการตรวจวัดอุณหภูมิและความชื้น

กลไกการทำงานภายในชิปเซ็นเซอร์อาศัยหลักการเปลี่ยนแปลงทางฟิสิกส์และวัสดุศาสตร์เพื่อแปลงค่าสภาพแวดล้อมให้เป็นสัญญาณทางไฟฟ้า ดังนี้

2.1) การตรวจวัดความชื้น (Humidity Sensing) อาศัยกลไกของ เซ็นเซอร์ความชื้นแบบเก็บประจุ (Capacitive Humidity Sensor) ภายในประกอบด้วยแผ่นอิเล็กโทรดสองแผ่นที่คั่นด้วยวัสดุไดอิเล็กตริก (Dielectric Material) ประเภทโพลิเมอร์ที่ไวต่อความชื้น เมื่อปริมาณไอน้ำในอากาศเปลี่ยนแปลง โพลิเมอร์จะดูดซับหรือคายความชื้น ส่งผลให้ค่าความนำไฟฟ้าและค่าความจุไฟฟ้า (Capacitance) ของตัวเก็บประจุเปลี่ยนแปลงไปตามสัดส่วนของความชื้นสัมพัทธ์ (Relative Humidity: RH)

2.2) การตรวจวัดอุณหภูมิ (Temperature Sensing) นิยมใช้เทคโนโลยี เซ็นเซอร์อุณหภูมิแบบแบนด์แกป (Band-gap Temperature Sensor) หรือ เทอร์มิสเตอร์ (Thermistor) ซึ่งอาศัยคุณสมบัติของสารกึ่งตัวนำ (Semiconductor) ที่มีค่าความต้านทานทางไฟฟ้าเปลี่ยนแปลงไปตามอุณหภูมิของสภาพแวดล้อมอย่างเป็นเชิงเส้นหรือกึ่งเชิงเส้น ทำให้สามารถคำนวณย้อนกลับเป็นค่าอุณหภูมิในหน่วยองศาเซลเซียส (°C) ได้อย่างแม่นยำ

3) การประมวลผลสัญญาณและการสื่อสารข้อมูล

เนื่องจากค่าที่ได้จากการเปลี่ยนแปลงทางฟิสิกส์ (ค่าความจุไฟฟ้าและค่าความต้านทาน) เป็นสัญญาณแอนะล็อก (Analog Signal) ภายในกระเปาะเซ็นเซอร์จึงต้องมี วงจรแปลงสัญญาณแอนะล็อกเป็นดิจิทัล (Analog-to-Digital Converter: ADC) เพื่อแปลงค่าดังกล่าวให้เป็นข้อมูลดิจิทัล (Digital Data) สำหรับการสื่อสารข้อมูลกับอุปกรณ์ RM4 mini นั้น HTS2 จะใช้พินข้อมูลมาตรฐานของพอร์ต USB (พิน D+ และ D-) ในการส่งผ่านข้อมูลแบบอนุกรม (Serial Communication) โดยอาจอาศัยโปรโตคอลการสื่อสารระดับฮาร์ดแวร์ เช่น I2C (Inter-Integrated Circuit) หรือ 1-Wire protocol เพื่อส่งแพ็กเก็ตข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นที่อัปเดตอย่างต่อเนื่องไปยังไมโครคอนโทรลเลอร์ (MCU) ของ RM4 mini เพื่อทำการประมวลผลขั้นต่อไป

2.1.4 Dual Lens PTZ IP Camera (กล้อง FNKvision DAX23 Yoosee)

กล้องวงจรปิดไอพีแบบเลนส์คู่ (Dual Lens IP Camera) เป็นนวัตกรรมระบบกล้องโทรทัศน์วงจรปิด (CCTV) สมัยใหม่ที่บูรณาการสถาปัตยกรรมชุดเลนส์รับภาพ 2 ชุดเข้าไว้ในอุปกรณ์เดียว โดยผสานการทำงานระหว่างเลนส์มุมกว้างแบบยึดติดตายตัว (Fixed Lens) และเลนส์ที่สามารถควบคุมทิศทางได้ (PTZ Lens) อุปกรณ์ชนิดนี้ทำงานบนโครงข่ายอินเทอร์เน็ตโปรโตคอล (Internet Protocol: IP) ทำให้สามารถส่งผ่านข้อมูลภาพวิดีโอและรับคำสั่งควบคุมผ่านเครือข่ายคอมพิวเตอร์ได้อย่างสมบูรณ์

รูปภาพที่ 6 Dual Lens PTZ IP Camera

1) สถาปัตยกรรมระบบเลนส์คู่และการรับภาพ (Dual-Lens Architecture and Imaging)

สถาปัตยกรรมทางทัศนศาสตร์ (Optical Architecture) ของกล้องวงจรปิดประเภทนี้ ได้รับการออกแบบเชิงวิศวกรรมเพื่อแก้ไขข้อจำกัดและลดทอนปัญหาพื้นที่จุดบอด (Blind Spots) ที่มักพบในระบบกล้องโทรทัศน์วงจรปิดแบบดั้งเดิม โดยโครงสร้างดังกล่าวอาศัยการทำงานร่วมกันของชุดเลนส์รับภาพ 2 ลักษณะ ได้แก่

ชุดเลนส์มุมกว้างแบบยึดติดตายตัว (Fixed Wide-angle Lens) ซึ่งตามมาตรฐานการออกแบบมักถูกติดตั้งไว้บริเวณส่วนบนของตัวอุปกรณ์ ทำหน้าที่ในการบันทึกและรวบรวมข้อมูลภาพมุมกว้างในลักษณะพานอรามา (Panoramic View) เพื่อรองรับการเฝ้าระวังและติดตามบริบทของพื้นที่ในภาพรวม (Global Monitoring) อย่างต่อเนื่องโดยปราศจากการปรับเปลี่ยนมุมมอง

ในขณะเดียวกัน บริเวณส่วนล่างของอุปกรณ์จะได้รับการติดตั้งชุดเลนส์แบบปรับทิศทางและระยะโฟกัสได้ (PTZ Lens) ซึ่งวางตัวอยู่บนฐานขับเคลื่อนด้วยกลไกมอเตอร์ (Motorized Base) ทำหน้าที่ในการรับและบันทึกภาพที่ต้องการรายละเอียดเฉพาะเจาะจง (Detail Monitoring) โดยชุดเลนส์นี้สนับสนุนการเคลื่อนที่เชิงมุมเพื่อติดตามวัตถุเป้าหมาย (Object Tracking) ตลอดจนการขยายภาพ (Zoom) เพื่อวิเคราะห์รายละเอียดเชิงลึก

การบูรณาการสถาปัตยกรรมการรับภาพของชุดเลนส์ทั้งสองเข้าด้วยกัน (Dual-sensor Dual-view) ส่งผลให้ระบบฮาร์ดแวร์มีศักยภาพในการประมวลผลและส่งผ่านกระแสข้อมูลภาพวิดีโอ (Video Streams) ออกมาได้ 2 ช่องทางแบบคู่ขนานและสอดคล้องกันตามเวลาจริง (Real-time) คุณสมบัติทางวิศวกรรมนี้มีความสำคัญอย่างยิ่ง เนื่องจากเอื้อให้ผู้ใช้งานหรือแบบจำลองการประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ (Computer Vision Models) สามารถวิเคราะห์บริบทของพื้นที่จากมุมมองภาพรวม ควบคู่ไปกับการตรวจสอบรายละเอียดเชิงลึกของวัตถุเป้าหมายได้พร้อมกันในห้วงเวลาเดียวกัน

2) กลไกการควบคุมทิศทางและการซูม (Pan-Tilt-Zoom Mechanism)

ระบบ PTZ เป็นระบบกลไกทางกลศาสตร์ไฟฟ้า (Electromechanical System) ที่ประกอบด้วยมอเตอร์ขับเคลื่อนขนาดจิ๋ว (Micro Stepping Motors) ที่ให้ความแม่นยำสูงในการกำหนดตำแหน่ง โดยแบ่งการทำงานออกเป็น 3 แกนหลัก

2.1) การแพน (Pan) กลไกการหมุนในแนวระนาบ (แกน X) ขนานกับพื้นโลก โดยทั่วไปรองรับการหมุนรอบทิศทางตั้งแต่ 0 ถึง 355 องศา

2.2) การทิลต์ (Tilt) กลไกการก้มและเงยในแนวดิ่ง (แกน Y) โดยทั่วไปรองรับการปรับมุมตั้งแต่ 0 ถึง 90 องศา

2.3) การซูม (Zoom) มีทั้งรูปแบบการซูมด้วยเลนส์ (Optical Zoom) ที่ใช้การเคลื่อนที่ของชิ้นเลนส์เพื่อปรับระยะโฟกัสโดยไม่สูญเสียความละเอียด และการซูมด้วยซอฟต์แวร์ (Digital Zoom) ที่ใช้อัลกอริทึมขยายพิกเซลภาพ

3) เซ็นเซอร์รับภาพและการเข้ารหัสสัญญาณวิดีโอ (Image Sensor and Video Encoding)

ฮาร์ดแวร์รับแสงภายในกล้องใช้เทคโนโลยี CMOS (Complementary Metal-Oxide-Semiconductor) ซึ่งทำหน้าที่แปลงอนุภาคโฟตอน (Photons) ของแสงให้เป็นสัญญาณไฟฟ้าและแปลงเป็นข้อมูลดิจิทัล (Digital Signal) จากนั้น ข้อมูลภาพดิบ (Raw Data) จะถูกส่งไปยังหน่วยประมวลผลสัญญาณภาพ (Image Signal Processor: ISP)

เนื่องจากข้อมูลวิดีโอแบบเลนส์คู่มีขนาดใหญ่มาก กล้องจึงต้องใช้เทคโนโลยีการเข้ารหัสวิดีโอ (Video Codec) ประสิทธิภาพสูง เช่น H.264 หรือ H.265 (HEVC) เพื่อบีบอัดข้อมูล (Compression) ลดอัตรา

การส่งข้อมูล (Bitrate) ลงโดยยังคงรักษาคุณภาพความคมชัดไว้ ทำให้สามารถสตรีมมิ่งผ่านเครือข่าย Wi-Fi ที่มีแบนด์วิดท์จำกัดได้อย่างราบรื่น

4) ระบบวิสัยทัศน์กลางคืนและตัวกรองแสง (Night Vision and IR-Cut Filter)

เพื่อให้สามารถทำงานได้ในสภาวะแสงน้อย (Low-light conditions) กล้องได้รับการติดตั้งสถาปัตยกรรม ICR (IR-Cut Filter Removable) ซึ่งเป็นฟิลเตอร์กรองแสงที่ทำงานด้วยกลไกแม่เหล็กไฟฟ้า

4.1) เวลากลางวัน กลไกจะเลื่อนแผ่นกรองรังสีอินฟราเรด (IR-Cut Filter) มาบังเซ็นเซอร์ เพื่อป้องกันรังสีอินฟราเรดจากแสงอาทิตย์ไม่ให้สีของภาพผิดเพี้ยน

4.2) เวลากลางคืน เซ็นเซอร์วัดแสง (Photoresistor) จะสั่งให้กลไกนำแผ่นกรองออก พร้อมกับเปิดการทำงานของหลอด LED อินฟราเรด (Active IR Illumination) หรือหลอดไฟแสงขาว (White LED) เพื่อให้เซ็นเซอร์ CMOS สามารถรับภาพในความมืดมิดได้อย่างชัดเจน (ในรูปแบบภาพขาวดำ หรือภาพสีแบบ Full-color Night Vision)

2.1.5 การประมวลผลแบบมัลติเธรด (Multi-threading) และกลไกการล็อกเธรด (Thread Lock)

ในการพัฒนาแอปพลิเคชันที่ต้องมีการประมวลผลข้อมูลแบบเรียลไทม์ควบคู่ไปกับการแสดงผลส่วนต่อประสานกับผู้ใช้ User Interface การจัดการทรัพยากรระบบให้ทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพถือเป็นสิ่งสำคัญ โครงการนี้จึงได้นำทฤษฎีการทำงานแบบขนาน Concurrency มาประยุกต์ใช้เพื่อเพิ่มเสถียรภาพของระบบ ดังนี้

1) การประมวลผลแบบมัลติเธรด (Multi-threading)

การประมวลผลแบบมัลติเธรด เป็นเทคนิคการเขียนโปรแกรมที่อนุญาตให้ระบบปฏิบัติการสามารถแบ่งกระบวนการทำงานของโปรแกรมหนึ่งๆ ออกเป็นหลายสายการทำงานย่อย เพื่อให้สามารถประมวลผลงานหลายงานไปพร้อมกันได้ โดยแต่ละเธรดจะทำงานอย่างอิสระจากกัน แต่ยังสามารถใช้ทรัพยากรหน่วยความจำของโปรแกรมหลักร่วมกันได้

การทำงาน โดยปกติแอปพลิเคชันจะประมวลผลแบบเธรดเดียว Single thread ทำงานเรียงตามลำดับคำสั่งจากบนลงล่าง หากระบบมีกระบวนการที่ต้องใช้เวลาทำงานนานหรือต้องทำซ้ำอย่างต่อเนื่อง เช่น การดึงสตรีมภาพวิดีโอจากกล้องผ่านโปรโตคอลเครือข่าย เธรดหลัก จะถูกระงับการทำงานส่วนอื่นจนกว่ากระบวนการนั้นจะเสร็จสิ้น ส่งผลให้เกิดอาการโปรแกรมไม่ตอบสนองหรือหน้าจอผู้ใช้ค้าง การทำงานแบบมัลติเธรดจะเข้ามาแก้ปัญหานี้โดยการแยกงานที่ต้องดึงข้อมูลอย่างต่อเนื่องไปทำงานใน "เธรดเบื้องหลัง Background Thread" ทำให้เธรดหลักมีอิสระและสามารถรับหน้าที่ในการอัปเดตหน้าจอแสดงผล หรือรับคำสั่งควบคุมจากผู้ใช้ต่อไปได้อย่างราบรื่นและตอบสนองได้ในเวลาจริง

2) กลไกการล็อกเธรด (Thread Lock)

เมื่อโปรแกรมมีการทำงานแบบมัลติเธรด ปัญหาที่ตามมาคือ "ภาวะแข่งขัน" (Race Condition) ซึ่งจะเกิดขึ้นเมื่อมีเธรดตั้งแต่สองเธรดขึ้นไปพยายามเข้าถึง อ่าน หรือแก้ไขชุดข้อมูลในพื้นที่หน่วยความจำเดียวกันพร้อมๆ กัน ทำให้ข้อมูลเกิดความเสียหาย กลไกการล็อกเธรด จึงเป็นเครื่องมือควบคุมการเข้าถึง ที่ถูกนำมาใช้เพื่อป้องกันปัญหานี้

การทำงาน กลไกการล็อกทำงานเสมือนการให้สิทธิ์การเข้าถึงข้อมูลแบบผูกขาด เมื่อเธรดเบื้องหลังดึงภาพเฟรมใหม่มาได้และต้องการบันทึกลงในตัวแปร เธรดนั้นจะต้องทำการขอสิทธิ์ "ล็อก Acquire Lock" พื้นที่ข้อมูลตัวแปรนั้นก่อน ในจังหวะนี้ หากเธรดหลักต้องการเข้ามาอ่านข้อมูลภาพเดียวกันเพื่อนำไปแสดงผล เธรดหลักจะต้องถูกสั่งให้หยุดรอการเข้าถึงชั่วคราว จนกว่าเธรดเบื้องหลังจะเขียนข้อมูลเสร็จสมบูรณ์และทำการ "ปลดล็อก Release Lock" กลไกนี้ช่วยรับประกันว่าเธรดใดๆ จะได้อ่านเฉพาะข้อมูลเฟรมภาพที่สมบูรณ์แล้วเท่านั้น ทำให้ป้องกันปัญหาภาพแสดงผลฉีกขาด หรือระบบขัดข้องจากการแย่งชิงทรัพยากรได้อย่างมีประสิทธิภาพ

2.2 เทคโนโลยีการสื่อสารด้วยอินฟราเรด

2.2.1 เทคโนโลยีการสื่อสารด้วยอินฟราเรด (Infrared Communication Technology)

การสื่อสารด้วยอินฟราเรด (Infrared Communication) เป็นเทคโนโลยีการส่งข้อมูลแบบไร้สาย ที่ใช้คลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าในย่านความยาวคลื่นอินฟราเรด ประมาณ 700 nm - 1 mm เนื่องจากแสงอินฟราเรดไม่สามารถมองเห็นได้ด้วยตามนุษย์และไม่สามารถทะลุผ่านกำแพงได้ง่าย จึงเหมาะสำหรับการควบคุมอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ภายในห้องแบบจุดต่อจุด โดยปราศจากสัญญาณรบกวนข้ามห้อง

องค์ประกอบและหลักการทำงานทางทฤษฎีของระบบสื่อสาร IR

1) การมอดูเลตความถี่พาหะ (Carrier Frequency Modulation) เพื่อแยกแยะสัญญาณควบคุมออกจากสัญญาณรบกวนอินฟราเรดในสิ่งแวดล้อม เช่น จากดวงอาทิตย์ หรือ หลอดไฟไส้ สัญญาณข้อมูลดิจิทัลจะไม่ถูกส่งในรูปแบบตรง แต่จะถูกมอดูเลตด้วย ความถี่พาหะ ที่กำหนดไว้ล่วงหน้า ความถี่พาหะที่ได้รับความนิยมสูงสุดคือ 38 kHz เนื่องมาจากความพร้อมของฮาร์ดแวร์และความสามารถในการกรองสัญญาณรบกวนได้ดี กลไกการมอดูเลตนี้เรียกว่า Amplitude Shift Keying หรือ On-Off Keying โดยที่

1.1) สถานะลอจิก '1' (หรือสถานะส่ง) จะแทนด้วยการส่งพัลส์ของแสงอินฟราเรดที่เปิด-ปิดด้วยความถี่ 38 kHz

1.2) สถานะลอจิก '0' (หรือสถานะหยุด) จะแทนด้วยการไม่มีแสงอินฟราเรดถูกส่งออกมา

2) การเข้ารหัสโปรโตคอล (Protocol Encoding) หลังจากมอดูเลตด้วยความถี่พาหะแล้ว ลำดับของบิตข้อมูลจะถูกจัดเรียงในรูปแบบโครงสร้างโปรโตคอลเฉพาะ ซึ่งโดยทั่วไปจะประกอบด้วย

2.1) ส่วนนำ (Lead Code) พัลส์เริ่มต้นที่บอกให้ตัวรับทราบว่ากำลังจะมีสัญญาณข้อมูลตามมา

2.2) ที่อยู่ (Address) รหัสที่ระบุตราของอุปกรณ์หรือประเภทของอุปกรณ์ เพื่อป้องกันไม่ให้รีโมทหนึ่งไปควบคุมอีกรีโมทหนึ่ง

2.3) คำสั่ง (Command) รหัสที่ระบุการกระทำเฉพาะ เช่น เปิดเครื่อง หรือเพิ่มอุณหภูมิ

2.4) บิตสต็อป (Stop Bit) หรือการส่งซ้ำ (Repeat Code) บิตสิ้นสุดของเฟรมข้อมูล หรือรหัสสำหรับการกดปุ่มค้าง

3) องค์ประกอบทางฮาร์ดแวร์

3.1) ตัวส่งสัญญาณ (Transmitter) โดยทั่วไปคือ ไดโอดเปล่งแสงอินฟราเรด (IR LED) ซึ่งจะเปล่งแสงอินฟราเรดออกเมื่อมีกระแสไฟฟ้าไหลผ่าน การมอดูเลตความถี่พาหะจะถูกควบคุมโดยไมโครคอนโทรลเลอร์ที่ส่งสัญญาณไฟฟ้าแบบพัลส์ไปขับ IR LED

3.2) ตัวรับสัญญาณ (Receiver) โดยทั่วไปใช้อุปกรณ์ชนิด โฟโตไดโอด ร่วมกับวงจรรวมเฉพาะทาง (เช่น IC เบอร์ TSOP382xx) ตัวรับนี้ไม่เพียงแต่รับแสงอินฟราเรดเท่านั้น แต่ยังมีหน้าที่ ดีมอดูเลต สัญญาณเข้ามาด้วย โดยมันจะตอบสนองต่อแสงอินฟราเรดที่ถูกมอดูเลตที่ความถี่ 38 kHz เท่านั้น และจะกรองแสงอินฟราเรดความถี่อื่นๆ ออกทั้งหมด ผลลัพธ์ที่ได้คือสัญญาณดิจิทัลฐานเดียว ที่พร้อมสำหรับการถอดรหัสโดยไมโครคอนโทรลเลอร์ขั้นต่อไป

2.2.2 หลักการทำงานของอุปกรณ์ควบคุมอินฟราเรดครอบจักรวาล

ระบบควบคุมอินฟราเรดอัจฉริยะ (Universal Infrared Control Systems) ทำหน้าที่เป็นอินเทอร์เฟซระหว่างระบบอัตโนมัติดิจิทัล เช่น เซิร์ฟเวอร์, สมาร์ทโฟน กับเครื่องใช้ไฟฟ้าแบบดั้งเดิมที่ควบคุมด้วย IR ระบบนี้ทำงานบนหลักการของการบันทึกและเล่นซ้ำสัญญาณ

1) กระบวนการเรียนรู้สัญญาณ (Signal Acquisition and Learning Process)

กระบวนการนี้มีเป้าหมายเพื่อแปลงสัญญาณแอนะล็อกจากรีโมทควบคุมเดิมให้เป็นรูปแบบดิจิทัลที่สามารถจัดเก็บและประมวลผลได้

1.1) การรับสัญญาณ เมื่อผู้ใช้กดปุ่มบนรีโมทควบคุมเดิม ตัวส่งสัญญาณ IR ของรีโมทจะส่งลำดับของพัลส์แสง IR ที่ถูกมอดูเลตแล้วออกมา อุปกรณ์ควบคุมอัจฉริยะซึ่งอยู่ในโหมดเรียนรู้ จะใช้ตัวรับสัญญาณ IR (IR Receiver Module) มาตรวจจับและ demodulate สัญญาณนี้ให้กลายเป็นรูปแบบคลื่นดิจิทัล

1.2) การวัดเวลา ไมโครคอนโทรลเลอร์ภายในอุปกรณ์ควบคุมอัจฉริยะจะทำการวัดความยาวช่วงเวลา ของพัลส์ "ON" (ช่วงที่มีการส่งแสง) และพัลส์ "OFF" (ช่วงที่หยุดส่ง) ของสัญญาณฐานที่ได้ ข้อมูลระยะเวลาพัลส์เหล่านี้เป็นกุญแจสำคัญในการสร้างสัญญาณขึ้นใหม่ได้อย่างถูกต้อง

1.3) การจัดเก็บข้อมูล (Data Storage) ลำดับของระยะเวลาพัลส์ หรือรูปแบบที่ประมวลผลแล้ว เช่น รหัสเฮกซาเดซิมัล จะถูกบันทึกลงในหน่วยความจำไม่ลบเลือน ขของอุปกรณ์ควบคุมอัจฉริยะ และจับคู่กับชื่อคำสั่งที่ผู้ใช้กำหนด เช่น "AC_On_25C"

2) กระบวนการส่งสัญญาณควบคุม (Signal Regeneration and Transmission Process)

เมื่อระบบอัตโนมัติตัดสินใจส่งคำสั่ง เช่น จากการทำงานของโมเดล Machine Learning กระบวนการต่อไปนี้จะเกิดขึ้น

2.1) การเรียกข้อมูลคำสั่ง ระบบควบคุมกลางจะส่งคำสั่งดิจิทัลผ่านเครือข่าย ไปยังอุปกรณ์ควบคุมอัจฉริยะ อุปกรณ์ดังกล่าวจะทำการค้นหารหัสหรือลำดับพัลส์ที่สอดคล้องกับคำสั่งจากฐานข้อมูลในหน่วยความจำ

2.2) การสร้างสัญญาณ ไมโครคอนโทรลเลอร์จะใช้ข้อมูลลำดับพัลส์ที่บันทึกไว้ เพื่อสร้างสัญญาณไฟฟ้าแบบดิจิทัลที่มีรูปแบบการเปิด-ปิดที่ตรงกันทุกประการกับสัญญาณเดิม

2.3) การขับตัวส่งสัญญาณ สัญญาณดิจิทัลนี้จะถูกส่งไปยังวงจรขับ ซึ่งมักเป็นทรานซิสเตอร์ เพื่อจ่ายกระแสไฟฟ้าขนาดสูงพอให้กับ ตัวส่งสัญญาณ IR (IR Emitter หรือ IR LED) การที่ไมโครคอนโทรลเลอร์สามารถสร้างความถี่พาหะ เช่น 38 kHz ได้อย่างแม่นยำ ทำให้ IR LED เปล่งแสงอินฟราเรดที่ถูกมอดูเลตแล้วออกมา โดยมีรูปแบบการเข้ารหัสที่เหมือนกับรีโมทควบคุมเดิมทุกประการ

2.4) การส่งคำสั่ง สัญญาณแสง IR นี้จะถูกส่งไปยังตัวรับสัญญาณของเครื่องปรับอากาศ ทำให้เครื่องปรับอากาศตอบสนองต่อคำสั่งดังกล่าวเสมือนหนึ่งถูกควบคุมจากรีโมทคอนโทรลโดยตรง

2.3 การสื่อสารข้อมูลและเครือข่ายคอมพิวเตอร์

2.3.1 โปรโตคอลการสื่อสารในระบบ IoT

การสื่อสารระหว่างอุปกรณ์ต่างๆ ในระบบ IoT มีความสำคัญอย่างยิ่งในการแลกเปลี่ยนข้อมูลและคำสั่งควบคุม โปรโตคอลแต่ละชนิดมีสถาปัตยกรรมและวัตถุประสงค์การใช้งานที่แตกต่างกันไป เพื่อให้เหมาะสมกับลักษณะงานที่มีความหลากหลาย

1) RTSP (Real-Time Streaming Protocol)

RTSP เป็นโปรโตคอลระดับชั้นแอปพลิเคชัน (Application Layer) ที่ถูกออกแบบมาเพื่อ "ควบคุม" การส่งผ่านกระแสข้อมูลสื่อประสม (Multimedia Streaming) เช่น วิดีโอและเสียง ผ่านเครือข่าย IP โดยทำหน้าที่เสมือน "รีโมตคอนโทรล" ระหว่างเครื่องผู้รับและเครื่องให้บริการสตรีมมิง (เช่น กล้อง IP Camera) โปรโตคอลนี้

ไม่ได้ทำหน้าที่ขนส่งข้อมูลสื่อโดยตรง แต่จะทำงานร่วมกับโปรโตคอล RTP/RTCP เพื่อแยกช่องทางการควบคุมออกจากช่องทางการส่งข้อมูล แนวทางนี้ช่วยให้การจัดการกระแสข้อมูลมีความยืดหยุ่น (เช่น การสั่งเล่น, หยุดชั่วคราว หรือบันทึกภาพ) และสามารถปรับตัวให้เข้ากับสภาวะเครือข่ายที่มีความหน่วงแปรผันได้เป็นอย่างดี ซึ่งในระบบนี้ RTSP ถูกใช้เป็นช่องทางหลักในการดึงภาพสด (Live Feed) จากกล้องเลนส์คู่มายังระบบประมวลผล

2) โปรโตคอลมาตรฐานเครือข่ายวิดีโอแบบเปิด (ONVIF - Open Network Video Interface Forum)

เป็นมาตรฐานโปรโตคอลสากลที่พัฒนาขึ้นเพื่อให้อุปกรณ์ระบบรักษาความปลอดภัยและกล้องวงจรปิด IP Camera จากหลากหลายผู้ผลิต สามารถสื่อสารและทำงานร่วมกันได้ (Interoperability) มาตรฐานนี้ครอบคลุมตั้งแต่การค้นหาอุปกรณ์ในเครือข่าย การตั้งค่าเครือข่าย การดึงกระแสข้อมูลภาพ ทำงานร่วมกับ RTSP ตลอดจนการส่งคำสั่งควบคุมกลไกการหมุนและซูม (PTZ Control) ของกล้อง

3) การสื่อสารผ่านซ็อกเก็ตและโปรโตคอลทีซีพี (TCP Socket Communication)

TCP (Transmission Control Protocol) เป็นโปรโตคอลระดับชั้นขนส่ง (Transport Layer) ในชุดโปรโตคอลอินเทอร์เน็ต ที่ให้บริการส่งข้อมูลแบบเชื่อถือได้ (Reliable), มีการจัดลำดับ (Ordered), ตรวจสอบความซ้ำซ้อน และรองรับการสื่อสารแบบสองทิศทางเต็มรูปแบบ (Full-duplex) ระหว่างจุดปลายทาง (Endpoints) ของไคลเอนต์และเซิร์ฟเวอร์ โดยระบบจะสื่อสารผ่าน TCP Socket ซึ่งเป็นอินเทอร์เฟซระดับระบบปฏิบัติการ (OS-level Interface) ที่อนุญาตให้โปรแกรมประยุกต์สามารถเปิดช่องทางการเชื่อมต่อแบบ TCP เพื่ออ่านหรือเขียนข้อมูลผ่าน "บัฟเฟอร์ (Buffer)" ของเคอร์เนลได้อย่างเป็นระเบียบและปราศจากการสูญหายของชุดข้อมูล

4) โปรโตคอลยูดีพีสำหรับการควบคุมเครือข่ายท้องถิ่น (User Datagram Protocol: UDP)

UDP เป็นโปรโตคอลระดับชั้นขนส่งอีกรูปแบบหนึ่งที่แตกต่างจาก TCP โดยมุ่งเน้นความรวดเร็วในการส่งข้อมูลแบบไม่จำเป็นต้องสร้างการเชื่อมต่อล่วงหน้า (Connectionless) และไม่มีการตรวจสอบการสูญหายของแพ็กเก็ต แม้จะมีความน่าเชื่อถือน้อยกว่า TCP แต่มีจุดเด่นคือ "ความหน่วงต่ำ (Low Latency)" ในสถาปัตยกรรมของอุปกรณ์ BroadLink RM4 mini โปรโตคอล UDP ถูกนำมาประยุกต์ใช้สำหรับการรับส่งคำสั่งควบคุมโดยตรงภายในเครือข่ายวงแลนเดียวกัน (Local Area Network Control) ซึ่งเปิดโอกาสให้สคริปต์บนระบบสมองกลฝังตัวสามารถสั่งการยิงสัญญาณอินฟราเรดได้ทันทีโดยไม่ต้องพึ่งพาการส่งข้อมูลผ่านระบบคลาวด์ภายนอก

2.3.2 เทคนิคการสแกนพอร์ตเครือข่ายเพื่อค้นหาอุปกรณ์อัตโนมัติ (Network Port Scanning Technique)

การสแกนพอร์ตเครือข่าย เป็นเทคนิคทางวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ที่ประยุกต์ใช้ชุดโปรโตคอล TCP/IP และกลไก Socket ในการตรวจสอบสถานะการเปิดรับการเชื่อมต่อของบริการ (Services) บนอุปกรณ์ต่างๆ ภายในระบบเครือข่ายท้องถิ่น

สำหรับกล้องวงจรปิดประเภท IP Camera มาตรฐานสากลในการส่งผ่านข้อมูลวิดีโอแบบสตรีมมิงคือ โปรโตคอล RTSP ซึ่งตามข้อกำหนดมาตรฐาน (Standard Specification) โปรโตคอลนี้จะเปิดรับการเชื่อมต่อและรอรับฟังคำสั่ง (Listen) อยู่ที่ พอร์ตหมายเลข 554 ด้วยเหตุนี้ ระบบอัตโนมัติจึงสามารถใช้ประโยชน์จากข้อกำหนดดังกล่าวในการค้นหาและระบุตัวตนของอุปกรณ์กล้องในเครือข่ายได้ โดยหากระบบส่งคำร้องขอเชื่อมต่อผ่าน TCP Socket ไปยังพอร์ต 554 ของหมายเลขไอพีใดๆ ภายในวงแลน และได้รับการตอบรับการเชื่อมต่อ (Connection Accepted) ระบบย่อมสามารถสันนิษฐานได้ในเบื้องต้นว่าอุปกรณ์ปลายทางนั้นคือกล้อง IP Camera ที่กำลังเปิดให้บริการสตรีมมิงอยู่ ทำให้ระบบสามารถนำหมายเลขไอพีนั้นไปเชื่อมต่อเพื่อดึงภาพวิดีโอมาวิเคราะห์ต่อไปได้โดยอัตโนมัติ

2.4 การประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์

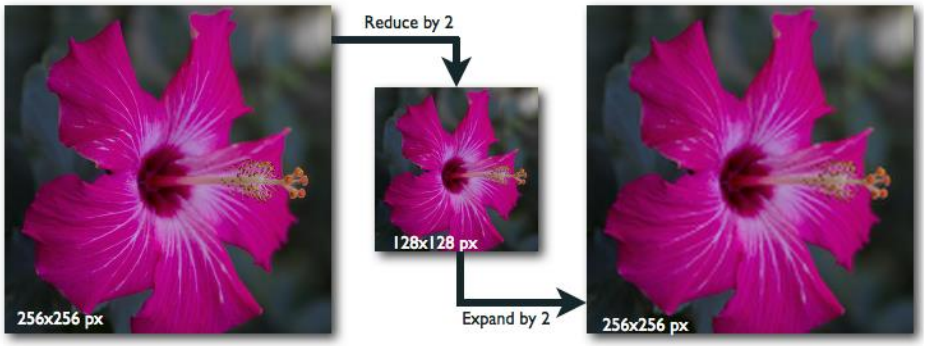
การประมวลผลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ในเชิงขั้นตอนวิธี (Algorithmic Approach) คือกระบวนการรับข้อมูลโครงสร้างของภาพดิจิทัลในรูปแบบเมทริกซ์ของจุดภาพ (Pixel Matrix) เข้ามาจัดการ ปรับปรุง และสกัดข้อมูลเชิงปริมาณ (Quantitative Data) ออกมาโดยอาศัยทฤษฎีทางคณิตศาสตร์ สัญญาณดิจิทัล และเรขาคณิตวิเคราะห์

2.4.1 หลักการประมวลผลภาพแบบดิจิทัล (Digital Image Processing)

หมายถึงกระบวนการจัดการ ปรับปรุง และแปลงภาพดิจิทัลด้วยวิธีการเชิงคณิตศาสตร์/คอมพิวเตอร์ เพื่อให้ภาพเหมาะสมต่อการวิเคราะห์ขั้นสูงหรือการแสดงผล

1) การแปลงและปรับขนาดเมทริกซ์ภาพ (Image Resizing and Interpolation)

เฟรมภาพวิดีโอที่รับเข้ามาจากกล้องเครือข่ายมักมีความละเอียดสูงระดับโครงสร้าง 1920 x 1080 พิกเซล ระบบจึงต้องผ่านกระบวนการปรับลดขนาดความกว้างและความสูง (Downsampling) ให้เหลือ 640 x 720 พิกเซล กระบวนการนี้อาศัยเทคนิค การประมาณค่าในช่วงแบบเชิงเส้น (Linear Interpolation) ซึ่งเป็นการคำนวณหาค่าความเข้มสีของจุดภาพใหม่ โดยอ้างอิงจากระยะห่างและค่าสีของจุดภาพข้างเคียง เพื่อรักษาสัดส่วนโครงสร้างของวัตถุเดิมไว้ในขณะที่ลดปริมาณข้อมูลลง



รูปภาพที่ 7 การ resize รูปภาพ

2) การเข้ารหัสและบีบอัดภาพ (Image Encoding and Compression)

การเข้ารหัสและบีบอัดภาพ เป็นกระบวนการทางคณิตศาสตร์และวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่ใช้ในการลดปริมาณข้อมูลของภาพดิจิทัล (Image Array หรือ Raw Data) เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดเก็บและการส่งผ่านข้อมูลทางเครือข่าย โดยมีทฤษฎีและหลักการทำงานที่สำคัญ ดังนี้

2.1) มาตรฐานการเข้ารหัส JPEG (Joint Photographic Experts Group) เป็นสถาปัตยกรรมการเข้ารหัสภาพมาตรฐานสากลที่อาศัยอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์ในการแปลงข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Domain) ให้เป็นข้อมูลเชิงความถี่ (Frequency Domain) เช่น การใช้สมการแปลงโคไซน์แบบไม่ต่อเนื่อง (Discrete Cosine Transform: DCT) เพื่อจัดกลุ่มและแยกแยะความถี่ของค่าสีในแต่ละบล็อกพิกเซล

2.2) ทฤษฎีการบีบอัดแบบสูญเสียข้อมูลบางส่วน (Lossy Compression) อัลกอริทึมของ JPEG ทำงานบนรากฐานของการบีบอัดแบบ Lossy Compression ซึ่งอาศัยข้อจำกัดของระบบการมองเห็นของมนุษย์ (Human Visual System) กระบวนการนี้จะทำการตัดทอนรายละเอียดของภาพในย่านความถี่สูง (High-frequency details) หรือความแตกต่างของเฉดสีที่สายตามนุษย์แยกแยะได้ยากออกไปอย่างถาวร

2.3) อัตราส่วนระหว่างคุณภาพและขนาดข้อมูล (Quality vs. Size Trade-off) ผลลัพธ์จากการลดทอนข้อมูลเชิงความถี่ ทำให้ขนาดของแพ็กเก็ตข้อมูล (File Size) ลดลงอย่างมหาศาล ส่งผลให้การใช้แบนด์วิดท์ (Bandwidth) ในการส่งข้อมูลทางเครือข่ายลดลงตามไปด้วย ทฤษฎีนี้เปิดโอกาสให้สามารถปรับตั้งค่าระดับการบีบอัด (Compression Level) เพื่อรักษาสมดุลระหว่างคุณภาพความคมชัดที่ยอมรับได้ กับอัตราความเร็วในการส่งผ่านข้อมูลเพื่อให้สามารถสตรีมหรือแสดงผลภาพได้อย่างต่อเนื่อง

2.5 เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์

2.5.1 ปัญญาประดิษฐ์ด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์

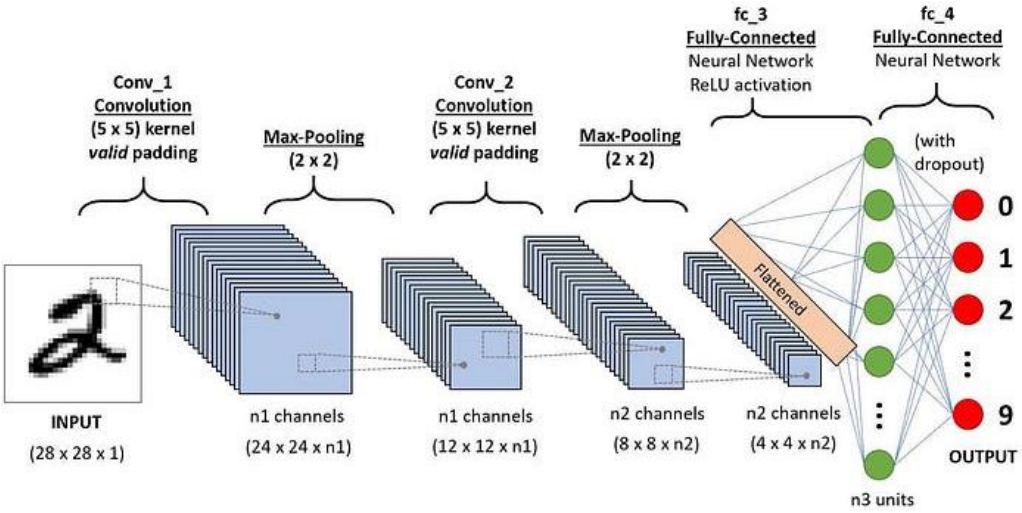
ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) เป็นแขนงหนึ่งของวิทยาการคอมพิวเตอร์ที่มุ่งเน้นการพัฒนาระบบซอฟต์แวร์และเครื่องจักรให้มีขีดความสามารถทางสติปัญญาเทียบเคียงมนุษย์ ครอบคลุมถึงกระบวนการรับรู้สภาพแวดล้อม การให้เหตุผล และการแก้ปัญหาเชิงซ้อน กลไกขับเคลื่อนที่สำคัญของ

ปัญญาประดิษฐ์ในยุคปัจจุบันคือ การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งเป็นการใช้อัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์และสถิติเพื่อให้ระบบสามารถเรียนรู้และสกัดรูปแบบความสัมพันธ์ (Pattern Recognition) จากชุดข้อมูลขนาดใหญ่ได้ด้วยตนเอง แทนที่จะอาศัยการเขียนโปรแกรมด้วยกฎเกณฑ์แบบตายตัว (Rule-based Programming)

เมื่อนำวิทยาการด้านปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้ของเครื่องมาประยุกต์ใช้กับข้อมูลเชิงพื้นที่ จึงก่อให้เกิดศาสตร์เฉพาะทางที่เรียกว่า ปัญญาประดิษฐ์ด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (AI in Computer Vision) ศาสตร์แขนงนี้มุ่งเน้นการสร้างขีดความสามารถให้ระบบคอมพิวเตอร์สามารถ "มองเห็นและทำความเข้าใจ" (Visual Perception and Understanding) ข้อมูลทัศนภาพ ไม่ว่าจะเป็นภาพนิ่งหรือกระแสข้อมูลวิดีโอดิจิทัล โดยอัลกอริทึมปัญญาประดิษฐ์จะทำหน้าที่แปลงข้อมูลระดับจุดภาพ (Pixel-level Data) ที่ไม่มีความหมาย ให้กลายเป็นข้อมูลเชิงความหมาย (Semantic Information) ทำให้เครื่องจักรสามารถแยกแยะ จำแนกประเภท ตรวจจับตำแหน่ง และติดตามความเคลื่อนไหวของวัตถุภายในภาพได้อย่างแม่นยำ ซึ่งเปรียบเสมือนการจำลองกระบวนการทำงานของระบบประสาทการมองเห็นของมนุษย์นั่นเอง

1) การเรียนรู้เชิงลึกเพื่อการตรวจจับวัตถุ (Deep Learning for Object Detection)

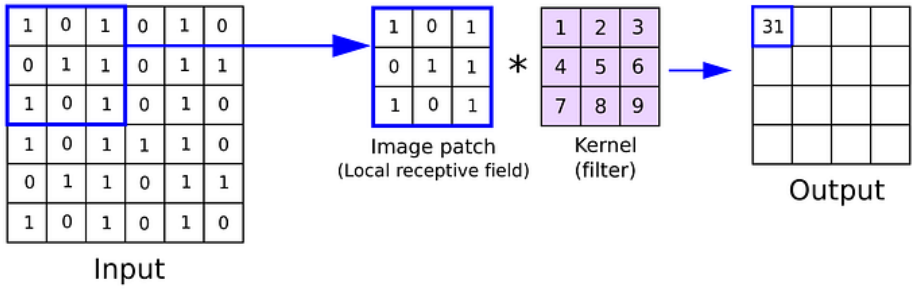
1.1) โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (Convolutional Neural Network หรือ CNN) โครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ เป็นสถาปัตยกรรมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ขั้นสูง ที่มีประสิทธิภาพในการเรียนรู้และสกัดรูปแบบ (Patterns) จากชุดข้อมูลทัศนภาพ (Visual Data) เพื่อประยุกต์ใช้ในงานวิจักษ์และจำแนกวัตถุ (Object Recognition and Classification) โดยตรง กระบวนการทำงานแบบต้นน้ำถึงปลายน้ำ (End-to-end Process) ของสถาปัตยกรรมนี้ อาศัยกระบวนการทางคณิตศาสตร์วิศวกรรมที่สลับซับซ้อน ซึ่งสามารถจำแนกออกเป็นขั้นตอนหลักได้ดังนี้



รูปภาพที่ 8 Convolutional Neural Network

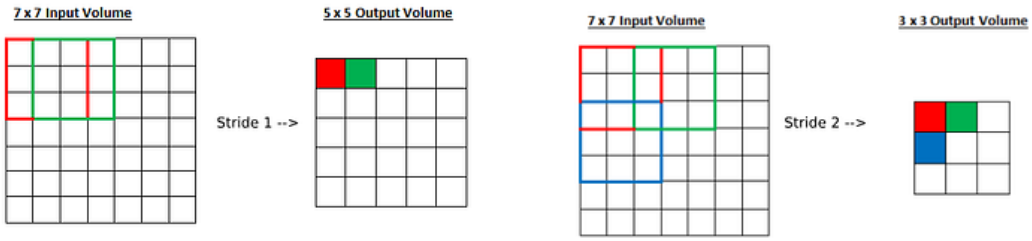
1.1.1) การสกัดคุณลักษณะผ่านชั้นสังวัตนาการ (Convolutional Layer) ชั้นสังวัตนาการถือเป็นองค์ประกอบแรกสุดของโครงข่าย ทำหน้าที่สกัดคุณลักษณะ (Feature Extraction) จากข้อมูลภาพนำเข้า โดยอาศัยการดำเนินการทางคณิตศาสตร์ของพารามิเตอร์ 3 ส่วนหลัก ได้แก่

(1) เคอร์เนลหรือตัวกรอง (Kernel / Filter) ทำหน้าที่เป็นตัวตรวจจับคุณลักษณะ (Feature Detectors) โดยจะเลื่อนทับไปบนเมทริกซ์ของภาพนำเข้าเพื่อทำการคูณและรวมผลลัพธ์ (Convolution Operation)



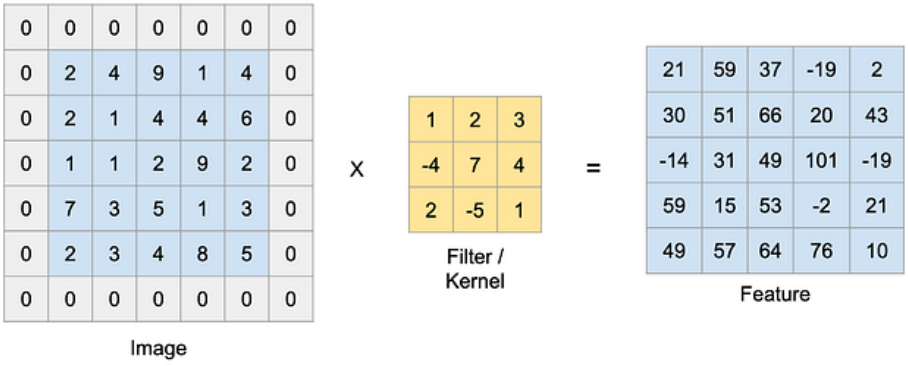
รูปภาพที่ 9 ตัวกรอง

(2) ระยะก้าว (Stride) เป็นพารามิเตอร์ที่ควบคุมขนาดการเลื่อน (Movement) ของตัวกรองไปบนระนาบภาพ หากกำหนดค่าระยะก้าวเป็น 1 ตัวกรองจะเลื่อนไปทีละ 1 พิกเซล แต่หากกำหนดเป็น 2 จะข้ามการประมวลผลไป 2 พิกเซล



รูปภาพที่ 10 การ Stride

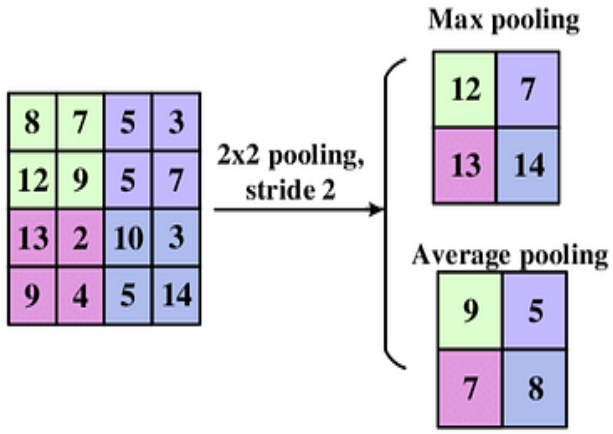
(3) การเติมขอบ (Padding) เป็นเทคนิคการเพิ่มจำนวนพิกเซลรอบนอกสุดของเมทริกซ์ภาพ (เช่น การเติมค่าศูนย์ หรือ Zero-padding) เพื่อรักษามิติข้อมูลดั้งเดิมของภาพเอาไว้ ทำให้โครงข่ายสามารถสกัดคุณลักษณะระดับต่ำ (Low-level Features) บริเวณขอบภาพได้อย่างครบถ้วน และป้องกันการสูญหายของข้อมูลจากการทำสังวัตนาการ



รูปภาพที่ 11 การ Padding

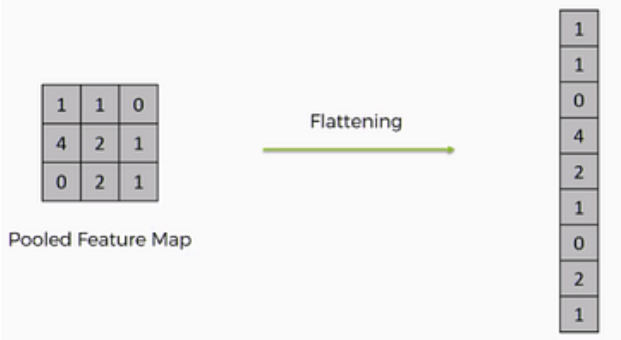
1.1.2) การแปลงข้อมูลด้วยฟังก์ชันกระตุ้น (Activation Function) ภายหลังจากการทำคอนโวลูชัน ผลลัพธ์เชิงเส้นจะถูกส่งผ่านฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้น (Non-linear Activation Function) เพื่อพิจารณาว่านิวรอนแต่ละตัวควรถูก "กระตุ้น (Activated)" หรือไม่ ฟังก์ชันที่ได้รับการยอมรับและใช้งานอย่างแพร่หลายในชั้นนี้คือ ReLU (Rectified Linear Unit) ซึ่งมีสมการทางคณิตศาสตร์คือ $f(x) = \max(0, x)$ ข้อได้เปรียบที่สำคัญของ ReLU คือการป้องกันไม่ให้นิวรอนถูกกระตุ้นพร้อมกันทั้งหมด (Sparsity) ส่งผลให้สามารถลดภาระความซับซ้อนในการคำนวณของระบบได้อย่างมีนัยสำคัญ

1.1.3) ชั้นพูลลิ่ง (Pooling Layer) วัตถุประสงค์หลักของชั้นนี้คือการลดทอนมิติและขนาดของแผนที่คุณลักษณะ (Feature Map) เพื่อลดปริมาณพารามิเตอร์และภาระการประมวลผลทางคอมพิวเตอร์ (Computational Costs) นอกจากนี้ กระบวนการพูลลิ่งยังช่วยสรุปนัยสำคัญ (Generalization) ของคุณลักษณะ ทำให้โมเดลมีความทนทานต่อการเลื่อนตำแหน่งและสามารถรับรู้คุณลักษณะของวัตถุได้โดยไม่ยึดติดกับตำแหน่งที่แน่นอนในระนาบภาพ (Translational Invariance) เทคนิคที่นิยมใช้งานในทางปฏิบัติ ได้แก่ การดึงค่าสูงสุด (Max Pooling) และการหาค่าเฉลี่ย (Average Pooling)



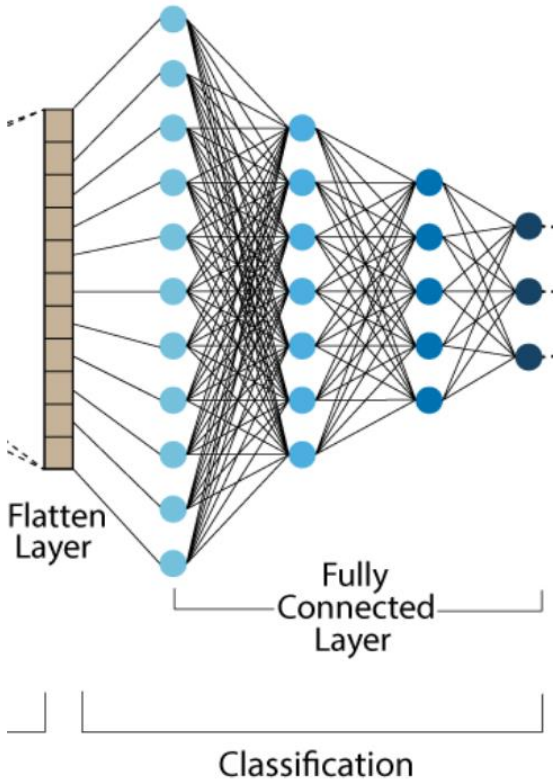
รูปภาพที่ 12 Pooling Layer

1.1.4) การแผ่ข้อมูล (Flattening) เนื่องจากผลลัพธ์ที่ได้รับจากชั้นพูลลิ่งยังคงรักษารูปแบบโครงสร้างอาร์เรย์หลายมิติ (Multi-dimensional Arrays) ระบบจึงต้องดำเนินการแผ่ข้อมูล (Flattening) เพื่อแปลงโครงสร้างเมทริกซ์เหล่านั้นให้เรียงต่อกันเป็นเวกเตอร์เชิงเส้นแบบ 1 มิติ (Single 1D Vector) ซึ่งเป็นรูปแบบโครงสร้างข้อมูลที่เหมาะสมสำหรับการส่งเข้าสู่ชั้นโครงข่ายประสาทเทียมแบบเชื่อมต่อสมบูรณ์ในขั้นตอนต่อไป



รูปภาพที่ 13 Flattening

1.1.5) การประมวลผลและการจำแนกผ่านชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์ (Fully-Connected Layer: FC Layer) ชั้นเชื่อมต่อสมบูรณ์ (FC Layer) เป็นโครงสร้างส่วนท้ายของสถาปัตยกรรม CNN โดยทำหน้าที่ประมวลผลขั้นสูงเพื่อการตัดสินใจ ภายในประกอบด้วยค่าน้ำหนัก (Weights), ค่าอคติ (Biases) และนิวรอน (Neurons) ที่เชื่อมต่อถึงกันอย่างสมบูรณ์กับนิวรอนในชั้นก่อนหน้า (Dense Connection) เพื่อรวบรวมและวิเคราะห์ความสัมพันธ์ของคุณลักษณะทั้งหมด นำไปสู่การจำแนกประเภท (Classification)



รูปภาพที่ 14 Fully-Connected Layer

2) YOLO (You Only Look Once) คือสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมสำหรับการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) ที่พลิกโฉมวิทยาการคอมพิวเตอร์วิทัศน์ด้วยแนวคิดการประมวลผลภาพแบบขั้นตอนเดียว (Single-Stage Detector) ซึ่งแตกต่างจากสถาปัตยกรรมยุคก่อนหน้า (เช่น R-CNN) ที่ทำงานแบบสองขั้นตอน (Two-Stage Detector) ที่ต้องสร้างขอบเขตพื้นที่ที่น่าสนใจ (Region Proposals) ก่อนแล้วจึงนำไปจำแนกประเภท ข้อได้เปรียบของ YOLO คือการรวมกระบวนการหาตำแหน่งและจำแนกประเภทเข้าไว้ในการทำงานของโครงข่ายเพียงรอบเดียว (Single Forward Pass) ทำให้มีความโดดเด่นอย่างยิ่งด้านความเร็วในการประมวลผลแบบเวลาจริง (Real-time Processing) โดยยังคงรักษาค่าความแม่นยำเฉลี่ย (Mean Average Precision: mAP) ไว้ในระดับสูง

2.1) โครงสร้างหลักของสถาปัตยกรรม YOLOv11

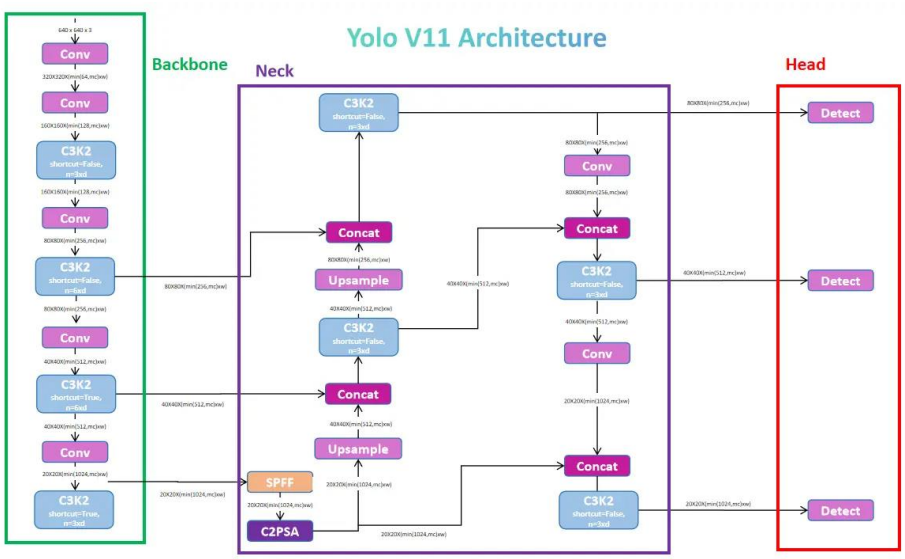
สถาปัตยกรรมของ YOLOv11 ถูกออกแบบให้ทำงานผสานกันอย่างเป็นระบบ โดยสามารถแบ่งโครงสร้างหลักออกเป็น 3 ส่วน (Modules) ดังนี้

2.1.1) ส่วนสกัดคุณลักษณะ (Backbone) ทำหน้าที่เป็นโครงสร้างหลักในการสกัดคุณลักษณะเชิงพื้นที่ (Spatial Features) จากภาพนำเข้า ในสถาปัตยกรรม YOLOv11 ได้รับการพัฒนาต่อยอดจากรุ่นก่อนหน้า โดยปรับปรุงโมดูลคอขวด (Bottleneck) เป็นสถาปัตยกรรม C3k2 (Cross Stage Partial Bottleneck with 3 Convolutions) ควบคู่กับการใช้กลไกการให้ความสนใจเชิงพื้นที่ C2PSA (Cross Stage

Partial with Spatial Attention) การออกแบบนี้ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพการไหลของข้อมูล (Information Flow) และช่วยให้โครงข่ายสามารถมุ่งความสนใจไปที่จุดเด่นของวัตถุได้ดียิ่งขึ้น ลดการสูญเสียรายละเอียดของภาพ

2.1.2) ส่วนเชื่อมต่อและผสานข้อมูล (Neck) อาศัยสถาปัตยกรรมแบบ PANet (Path Aggregation Network) ร่วมกับ FPN (Feature Pyramid Network) ทำหน้าที่ผสานคุณลักษณะที่สกัดได้จาก Backbone ในระดับความละเอียดต่างๆ ทั้งแบบจากบนลงล่าง (Top-down) และจากล่างขึ้นบน (Bottom-up) เพื่อให้โครงข่ายมีขีดความสามารถในการตรวจจับวัตถุที่มีความแปรผันของขนาด (Multi-scale Object Detection) ได้อย่างแม่นยำ ทั้งวัตถุขนาดเล็กและขนาดใหญ่ในเฟรมเดียวกัน

2.1.3) ส่วนทำนายผลแบบแยกส่วน (Decoupled Head) เป็นจุดเด่นสำคัญของโครงสร้างส่วนปลาย โดยมีการแยกชั้นการคำนวณออกเป็น 2 เส้นทางอย่างชัดเจน ได้แก่ เส้นทางการจำแนกประเภท (Classification Branch) เพื่อระบุคลาสของวัตถุ และ เส้นทางการระบุตำแหน่ง (Regression/Localization Branch) เพื่อวาดกรอบล้อมรอบ การแยกส่วนการทำงานนี้ช่วยแก้ปัญหาความขัดแย้งในการปรับค่าน้ำหนัก (Misalignment Problem) ระหว่างสองงานที่ต่างกัน ทำให้ความแม่นยำรวมของระบบสูงขึ้น



รูปภาพที่ 15 Yolov11 Architecture

2.2) หลักการทำงานของ YOLO

ในทุกสถาปัตยกรรมของโมเดลตระกูล YOLO รุ่นใหม่ จะประกอบด้วยหน่วยประมวลผลพื้นฐานที่เรียกว่าบล็อก CBS ซึ่งเป็นแกนหลักในการดึงข้อมูลเชิงพื้นที่จากภาพ โดยบล็อกนี้ประกอบด้วยเลเยอร์ทางคณิตศาสตร์ 3 ชั้นที่ทำงานประสานกันอย่างเป็นระบบ ได้แก่

2.2.1) คอนโวลูชัน (Convolution: Conv2D) ทำหน้าที่ใช้เมทริกซ์ตัวกรอง (Filter/Kernel) เลื่อนไปบนระนาบภาพเพื่อสกัดลักษณะเฉพาะเชิงพื้นที่ (Spatial Features) โดยมีพารามิเตอร์ควบคุมที่สำคัญ ได้แก่ ขนาดตัวกรอง (Kernel Size) ระยะก้าว (Stride) และการเติมขอบ (Padding) ซึ่งพารามิเตอร์เหล่านี้จะเป็นตัวกำหนดทั้งคุณภาพของแผนที่คุณลักษณะ (Feature Map) และปริมาณภาระการคำนวณ

2.2.2) Batch Normalization (BN) เป็นเทคนิคทางสถิติที่ทำหน้าที่ปรับค่าการกระจายตัวของข้อมูลขาออก (Activation) ในแต่ละรอบการฝึกสอนโมเดล ให้มีค่าเฉลี่ย (Mean) เป็นศูนย์และมีความแปรปรวน (Variance) เป็นหนึ่ง กระบวนการนี้ช่วยลดปัญหาการเลื่อนของความแปรปรวนร่วมภายใน (Internal Covariate Shift) ส่งผลให้โครงข่ายสามารถใช้ค่าอัตราการเรียนรู้ (Learning Rate) ที่สูงขึ้นได้ และเร่งกระบวนการลู่เข้าของความชัน (Gradient Convergence) ให้เร็วและเสถียรยิ่งขึ้น

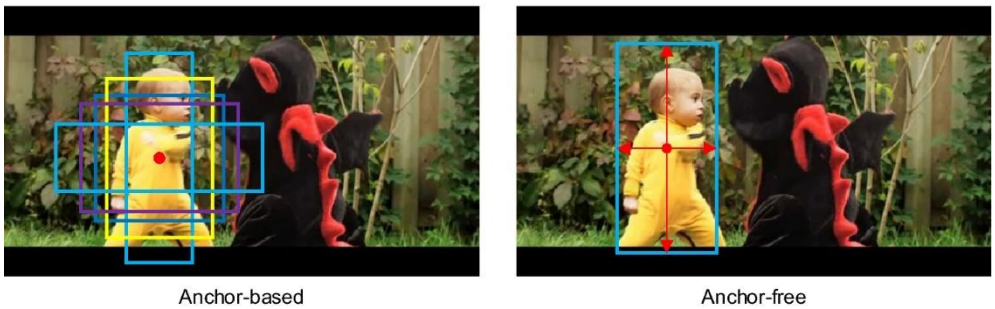
2.2.3) ฟังก์ชันกระตุ้น SiLU (Sigmoid-weighted Linear Unit) สถาปัตยกรรมรุ่นใหม่ได้ละทิ้งฟังก์ชัน ReLU แบบดั้งเดิมและเปลี่ยนมาใช้ SiLU ซึ่งเป็นฟังก์ชันกระตุ้นแบบไม่เป็นเชิงเส้นและมีความเรียบเนียน (Smooth Non-monotonic Function) โดยสามารถเขียนในรูปสมการทางคณิตศาสตร์ได้ว่า

$$SiLU(x) = x \cdot \sigma(x) = \frac{x}{1 + e^{-x}}$$

คุณสมบัติความเรียบเนียนของ SiLU ช่วยให้การไหลของความชัน (Gradient Flow) ในช่วงการทำ Backpropagation มีประสิทธิภาพสูงขึ้น ทำให้โมเดลสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนในระดับลึกได้ดีกว่าเดิม

2.3) การตรวจจับแบบไร้จุดอ้างอิง (Anchor-free Detection) YOLOv11 ทำงานบนสถาปัตยกรรมการตรวจจับแบบ ไร้กรอบอ้างอิง (Anchor-free) ซึ่งถือเป็นการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญจากโมเดลยุคแรก (ดังที่แสดงในภาพกริดตารางด้านซ้ายสุด) โมเดลยุคก่อนจำเป็นต้องพึ่งพากรอบอ้างอิงที่มีการกำหนดสัดส่วนล่วงหน้า (Pre-defined Anchor Boxes) ซึ่งเป็นภาระในการคำนวณและปรับแต่งพารามิเตอร์

ในทางกลับกัน สถาปัตยกรรม Anchor-free ของ YOLOv11 จะใช้วิธีทำนายหาพิกัด "จุดศูนย์กลางของวัตถุ (Center Point)" โดยตรง จากนั้นจึงคำนวณค่าระยะกระจัด (Offsets) จากจุดศูนย์กลางกระจายออกไปยังขอบเขตทั้งสี่ด้านของวัตถุ บน, ล่าง, ซ้าย, ขวา วิธีการนี้ไม่เพียงแต่ช่วยลดความซับซ้อนและต้นทุนในการคำนวณทางคอมพิวเตอร์ แต่ยังเพิ่มความยืดหยุ่น ให้โมเดลสามารถตรวจจับวัตถุที่มีรูปทรง สัดส่วน และขนาดที่แปรผันไปจากมาตรฐานได้อย่างแม่นยำมากยิ่งขึ้น



รูปภาพที่ 16 Pre-defined Anchor Boxes กับ Anchor-free

2.4) กระบวนการคัดกรองผลลัพธ์ เนื่องจากการตรวจจับวัตถุหนึ่งชิ้น โมเดลอาจสร้างกรอบล้อมรอบที่ทับซ้อนกันขึ้นมาหลายกรอบ ระบบจึงต้องใช้อัลกอริทึม NMS (Non-Maximum Suppression) เพื่อคัดกรองผลลัพธ์ อัลกอริทึมจะประเมินผ่านค่า สัดส่วนพื้นที่ทับซ้อน (Intersection over Union: IoU) ตามสมการ

$$\boldsymbol{IoU} = \frac{\boldsymbol{Area\ of\ Overlap}}{\boldsymbol{Area\ of\ Union}}$$

ระบบจะเลือกเฉพาะกรอบที่มีคะแนนความเชื่อมั่น (Confidence Score) สูงที่สุดเป็นตัวตั้ง และทำการลบกรอบอื่นๆ ที่มีค่า IoU ทับซ้อนกับกรอบหลักเกินกว่าเกณฑ์ที่กำหนดทิ้งไป เพื่อให้ได้ผลลัพธ์กรอบที่แม่นยำเพียงกรอบเดียวต่อวัตถุหนึ่งชิ้น

3) การติดตามวัตถุพหุคูณ Multi-Object Tracking (MOT)

การติดตามวัตถุพหุคูณ (MOT) คือเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์ขั้นสูงที่เข้ามาเติมเต็มข้อจำกัดของการตรวจจับวัตถุ Object Detection โดยสถาปัตยกรรมอย่าง YOLO นั้นทำหน้าที่เพียงการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Analysis) เพื่อระบุขอบเขตและคลาสของวัตถุในแต่ละเฟรมภาพที่ตัดขาดจากกัน (Frame-by-frame) โดยปราศจากความรับรู้ด้านเวลา (Temporal Awareness) ทำให้ระบบไม่สามารถทราบได้ว่าวัตถุที่ปรากฏในเฟรมปัจจุบันเป็นวัตถุชิ้นเดียวกับในเฟรมอดีตหรือไม่

เทคโนโลยี MOT จึงเข้ามาทำหน้าที่แก้ปัญหาความต่อเนื่องทางเวลา โดยการกำหนดรหัสประจำตัวและประเมินวิถีการเคลื่อนที่ของวัตถุแต่ละเป้าหมายอย่างต่อเนื่องตลอดกระแสข้อมูลวิดีโอ ทำให้ระบบสามารถแยกแยะปัจเจกบุคคล และรักษาสถานะของวัตถุไว้ได้แม้วัตถุนั้นจะเกิดการเคลื่อนที่สลับซับซ้อน

3.1) หลักการทำงานและทฤษฎีเบื้องหลังการติดตามวัตถุ

สถาปัตยกรรมการติดตามวัตถุพหุคูณอาศัยการทำงานร่วมกันของอัลกอริทึมทางคณิตศาสตร์หลายส่วนประกอบเข้าด้วยกันแบบสายพานการผลิต (Pipeline) โดยสามารถสรุปกลไกและทฤษฎีการทำงานได้ 3 ขั้นตอนหลัก ดังนี้

3.1.1) การตรวจจับลักษณะเชิงพื้นที่

ในทุกๆ ห้วงเวลา t โครงข่ายประสาทเทียมปัญญาประดิษฐ์ เช่น YOLO จะทำหน้าที่สแกนภาพและสกัดพิกัดกรอบล้อมรอบ Bounding Boxes ของบุคคลทั้งหมดที่ปรากฏขึ้นในภาพ ณ ขณะนั้น ส่งออกเป็นเซตของข้อมูลการตรวจจับ เพื่อเตรียมนำไปประมวลผลต่อ

3.1.2) การประมาณค่าและคาดการณ์สถานะการเคลื่อนที่

ระบบติดตามวัตถุอาศัยแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ในการคาดการณ์ตำแหน่งล่วงหน้า โดยอัลกอริทึมที่ถือเป็นมาตรฐานและได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางคือ ตัวกรองคาลมาน (Kalman Filter) ซึ่งเป็นอัลกอริทึมประมาณค่าสถานะเชิงเส้น (Linear State Estimation)

ตัวกรองคาลมานจะเก็บข้อมูลสถานะทางจลนศาสตร์ ของวัตถุแต่ละชิ้นจากเฟรมในอดีต เช่น ตำแหน่งพิกัดศูนย์กลาง (x, y) และความเร็ว (v_x, v_y) มาสร้างแบบจำลองการเคลื่อนที่เพื่อทำนายล่วงหน้าว่าในเฟรมปัจจุบัน t บุคคลเหล่านั้นน่าจะมีทิศทางและตำแหน่งขยับไปอยู่ที่พิกัดใด กระบวนการนี้ช่วยลดความผันผวนของสัญญาณรบกวน และช่วยให้ระบบสามารถเดาทางวัตถุได้แม้จะถูกบดบังชั่วคราว

3.1.3) การเชื่อมโยงข้อมูลและการจับคู่

ขั้นตอนที่ซับซ้อนที่สุดคือการนำ "กรอบบุคคลที่เพิ่งตรวจจับได้ใหม่จาก YOLO" มาจับคู่กับ "ตำแหน่งที่ตัวกรองคาลมานคาดการณ์ไว้" ระบบจะสร้าง เมทริกซ์ต้นทุน (Cost Matrix) ขึ้นมาประเมินความสอดคล้อง โดยอาจใช้เกณฑ์ สัดส่วนพื้นที่ทับซ้อน (Intersection over Union: IoU) หรือ ระยะทางยูคลิด (Euclidean Distance) ระหว่างจุดกึ่งกลางของกรอบเป็นต้นทุนในการคำนวณ

เมื่อระบบคำนวณเมทริกซ์ต้นทุนเสร็จสิ้น จะเข้าสู่กระบวนการหาผลเฉลยการจับคู่ที่เหมาะสมที่สุด โดยอาศัย อัลกอริทึมฮังกาเรียน (Hungarian Algorithm) ซึ่งทำหน้าที่จับคู่ข้อมูลแบบหนึ่งต่อหนึ่ง โดยมีเงื่อนไขการจัดการสถานะรหัสประจำตัว ดังนี้

(1) กรณีจับคู่สำเร็จ ระบบจะพิจารณาว่าเป็นบุคคลเดียวกัน โดยจะคงรหัสประจำตัว (ID) เดิมเอาไว้ และนำพิกัดใหม่ไปอัปเดตสถานะความเร็วและตำแหน่งในตัวกรองคาลมาน

(2) กรณีพบบุคคลใหม่ หากมีกรอบวัตถุที่เพิ่งตรวจจับได้ แต่ไม่สามารถจับคู่กับข้อมูลในอดีตได้ ระบบจะสันนิษฐานว่าเป็นบุคคลที่เพิ่งเดินเข้ามาในกล้อง และทำการสร้างรหัสประจำตัวใหม่ (New ID)

(3) กรณีวัตถุสูญหาย หากตำแหน่งที่ตัวกรองคาลมานคาดการณ์ไว้ ไม่มีกรอบใดในเฟรมปัจจุบันมาจับคู่ด้วย (อาจเกิดจากการเดินออกนอกมุมกล้อง หรือถูกสิ่งกีดขวางบัง) ระบบจะรักษาสถานะ ID นั้นไว้ชั่วคราวตามกรอบเวลาที่กำหนด (Time Buffer) หากปรากฏตัวขึ้นมาใหม่ทันเวลา ระบบจะคืนค่า ID เดิมให้ แต่หากเกินกรอบเวลา ระบบจะลบ ID นั้นออกจากหน่วยความจำอย่างถาวร

2.5.2 การวิเคราะห์บริบทการใช้งานพื้นที่ (Occupancy Context Index: OCI)

1) แนวคิดพื้นฐาน OCI

OCI (Occupancy Context Index) เป็นดัชนีวัดระดับการใช้งานพื้นที่แบบต่อเนื่อง (continuous index) ที่พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ข้อจำกัดของระบบตรวจจับผู้ใช้งานแบบดั้งเดิม ซึ่งมักให้ข้อมูลแบบไบนารี (มี/ไม่มีคน) หรือจำนวนคนชั่วคราวเท่านั้น โดย OCI รวมทั้งสามมิติของการใช้งานพื้นที่ ได้แก่

1.1) จำนวนผู้ใช้งาน N(t)

1.2) กิจกรรม/การเคลื่อนไหว A(t)

1.3) ความต่อเนื่องของการอยู่ในพื้นที่ P(t)

2) Occupancy State Vector

OCI นิยามจากเวกเตอร์สถานะผู้ใช้งาน ดังนี้

$$\boldsymbol{OCI(t) = [N(t), A(t), P(t)]}$$

2.1) $\boldsymbol{N(t)}$ **= จำนวนผู้ใช้งานโดยประมาณ**

2.2) $\boldsymbol{A(t)}$ **= ปัจจัยกิจกรรมสะท้อนระดับการเคลื่อนไหว**

2.3) $\boldsymbol{P(t)}$ **= ปัจจัยความต่อเนื่องสะท้อนระยะเวลาการอยู่ในพื้นที่**

โดยทุกตัวแปรจะ Normalized 0–1

3) วิธีคำนวณองค์ประกอบแต่ละตัว

3.1) จำนวนผู้ใช้งาน $\boldsymbol{N(t)}$

ข้อมูลจำนวนคนจากระบบตรวจจับวัตถุมักมีความผันผวนจากสัญญาณรบกวน (Noise) หรือการที่บุคคลถูกบดบังชั่วคราว จึงต้องมีการกรองสัญญาณเพื่อให้ได้ค่าที่เสถียร โดยมีขั้นตอนดังนี้

3.1.1) Exponential Weighted Moving Average เพื่อปรับสัญญาณให้มีความต่อเนื่อง ลดการแกว่งของข้อมูล

3.1.2) สมการในการคำนวณ

$$N(t)_{\text{norm}} = \min\left(\frac{((a \cdot P_{raw}(t)) \cdot ((1-a) \cdot N(t-1))}{N_{max}}, 1.0\right)$$

(1) t และ $t-1$ = คือตัวแทนของเวลาใน "เฟรมภาพ" โดย t คือเฟรมภาพปัจจุบัน และ t-1 คือเฟรมภาพก่อนหน้า (อดีต)

(2) $P_{raw}(t)$ = จำนวนคนที่ตรวจพบจาก YOLO

(3) a = ค่าสัมประสิทธิ์ความเรียบ หรือ น้ำหนักความสำคัญ

(4) $N(t-1)$ = ค่าจำนวนคนเฉลี่ยจากอดีตคือผลลัพธ์ EMA ที่คำนวณสะสมไว้จากเฟรมก่อนหน้า

(5) α = ค่าสัมประสิทธิ์ความเรียบ

(6) $N_{\max}$ = ขีดความสามารถในการรองรับจำนวนคนสูงสุดของพื้นที่

(7) $\min\ (\ldots, 1.0)$ = ฟังก์ชันจำกัดเพดาน เอาไว้ป้องกันในกรณีที่มีคนเข้ามาในห้องเกิน 40 คน

(8) $N_{norm}(t)$ = ผลลัพธ์สัดส่วนจำนวนผู้ใช้งานมีค่าอยู่ระหว่าง 0.0 ถึง 1.0

3.2) ปัจจัยกิจกรรม $A(t)$

ระดับกิจกรรมและการเคลื่อนไหวของผู้พักอาศัยภายในห้อง เป็นปัจจัยสำคัญที่ส่งผลต่ออัตราการแผ่ความร้อนซึ่งกระทบต่อการเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิและความต้องการความเย็นของระบบปรับอากาศโดยตรง ระบบจึงทำการประเมินระดับกิจกรรมดังกล่าวโดยวัดจากการเปลี่ยนแปลงตำแหน่งของกรอบตรวจจับบุคคล ในแต่ละช่วงเวลา ผ่านการคำนวณหา ค่าเฉลี่ยของระยะกระจัด ของบุคคลทั้งหมดในภาพ ค่าที่ได้จะถูกนำมาใช้เป็นดัชนีชี้วัดภาพรวมของการเคลื่อนไหว เพื่อให้ระบบสามารถปรับการทำงานและชดเชยความเย็นได้อย่างแม่นยำ

3.2.1) สมการการคำนวณ

$$\bar{d}(t) = \frac{1}{P_{raw}(t)} \sum_{i=1}^{P_{raw}(t)} \sqrt{(cx_i(t) - px_i(t))^2 + (cy_i(t) - py_i(t))^2}$$

$$A_raw(t) = min(\frac{\bar{d}(t)}{A_{max}}, 1.0)$$

$$A_{norm}(t) = \left(a \cdot A_{raw}(t)\right) + ((1-a) \cdot A_{norm}(t-1))$$

(1) $P_{raw}(t)$ = จำนวนคนดิบๆ (Raw Person Count) ที่โมเดล YOLO ตรวจพบได้ในเฟรมภาพปัจจุบัน ณ เวลา t

(2) i = ตัวแทนของบุคคลแต่ละคน

(3) $cx_i(t) - px_i(t)$ = พิกัดแกน X และแกน Y ของจุดกึ่งกลางของกรอบสี่เหลี่ยม ของบุคคลคนที่ i ในเฟรมภาพปัจจุบัน

(4) $cy_i(t) - py_i(t)$ = พิกัดแกน X และแกน Y ของจุดกึ่งกลางกรอบสี่เหลี่ยมของบุคคลคนที่ i คนเดียวกัน ในเฟรมภาพก่อนหน้า

(5) $\bar{d}(t)$ = ระยะห่างยูคลิเดียนเฉลี่ย คือผลลัพธ์ของกลุ่มนี้ ได้มาจากการเอาระยะกระจัดพิกเซลที่ทุกคนขยับเฟรมปัจจุบันเทียบเฟรมก่อนหน้า มารวมกัน แล้วหารด้วยจำนวนคนทั้งหมดในห้อง

(6) $A_{\max}$ = เพดานการเคลื่อนที่สูงสุด เป็นค่าคงที่ที่คุณตั้งไว้ ความหมายคือ ถ้าระยะเฉลี่ยการขยับตัวของคนในห้องเกิน 50 พิกเซล ระบบจะถือว่ามีการทำ "กิจกรรมหนักสุดๆ" แล้ว

(7) $A_raw(t)$ = ค่ากิจกรรมดิบที่แปลงเป็นสัดส่วนแล้ว มีค่าอยู่ระหว่าง 0.0 ถึง 1.0 ได้จากการเอา $\bar{d}(t)$ ไปหารด้วย $A_{\max}$ แล้วใช้ฟังก์ชัน min(..., 1.0) เพื่อไม่ให้ค่าทะลุ 1.0 ในกรณีที่คนวิ่งหรือขยับตัวเร็วมากๆ

(8) a = ค่าสัมประสิทธิ์ความเรียบของกิจกรรม

(9) $A_{norm}(t-1)$ = ค่าปัจจัยกิจกรรมที่ผ่านการทำ EMA มาแล้ว จากเฟรมก่อนหน้า

(10) $A_{norm}(t)$ = ค่าปัจจัยกิจกรรมสุทธิ คือผลลัพธ์สุดท้ายของสมการนี้ที่จะถูกส่งไปรวมในสมการ OCI หลัก

3.3) ปัจจัยความต่อเนื่อง $P(t)$

เพื่อป้องกันปัญหาการตรวจจับพลาด ในกรณีที่มีคนนั่งนิ่งเป็นเวลานาน ระบบจึงใช้แนวคิดความคงอยู่ โดยการคำนวณแบบสะสม เพื่อรักษาค่าสถานะ "การมีอยู่" ของคนในห้อง

3.3.1) สมการการคำนวณ

$$P(t) = \big(\beta \cdot P(t-1)\big) + \big((1-\beta)\cdot I(t)\big)$$

$$P_{norm}(t) = \min(P(t), 1.0)$$

(1) t และ $t-1$ = คือเวลาในเฟรมภาพปัจจุบันและเฟรมภาพก่อนหน้า

(2) $I(t)$ = ตัวบ่งชี้สถานะมีค่าเป็น 1 เมื่อพบคน และ 0 เมื่อไม่พบ

(3) β = ค่าสัมประสิทธิ์การคงอยู่ ซึ่งทำหน้าที่ควบคุมความเร็วในการลดลงของค่า $P(t)$ เมื่อตรวจไม่พบคน

(4) $P(t-1)$ = สถานะการคงอยู่จากอดีต คือค่าความต่อเนื่องที่คำนวณสะสมไว้จากเฟรมก่อนหน้า

(5) $P(t)$ = สถานะการคงอยู่ ณ ปัจจุบัน คือผลลัพธ์ที่ผสมผสานระหว่างอดีตกับปัจจุบันแล้ว

(6) $\min(P(t), 1.0)$ = ฟังก์ชันจำกัดเพดาน มีไว้เพื่อการันตีว่าค่าความต่อเนื่องจะไม่มีทางทะลุ 100%

(7) $P_{norm}(t)$ = ค่าความต่อเนื่องสุทธิเป็นผลลัพธ์สุดท้ายที่มีค่าตั้งแต่ 0.0 ถึง 1.0

4. สูตรคำนวณดัชนี OCI

$$\boldsymbol{OCI(t) = \omega_N \cdot N(t) + \omega_A \cdot A(t) + \omega_P \cdot P(t)}$$

4.1) $\omega_N + \omega_A + \omega_P = 1$, $\omega_N = 0.5$, $\omega_A = 0.3$, $\omega_P = 0.2$

4.2) ทั้งสามองค์ N(t) , A(t) , P(t) ประกอบถูก Normalize ให้อยู่ในช่วง [0, 1] ก่อนการคำนวณ

4.3) ค่าน้ำหนัก $\boldsymbol{\omega_N, \omega_A, \omega_P}$ กำหนดความสำคัญสัมพัทธ์ของแต่ละองค์ประกอบ

2.5.3 การเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning)

แบบจำลองการจำแนกประเภท Classification เป็นเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่องแบบมีผู้สอน Supervised Learning ที่มีเป้าหมายเพื่อทำนายผลลัพธ์ที่อยู่ในรูปแบบของกลุ่มหรือหมวดหมู่ที่แยกจากกันอย่างชัดเจน Discrete Classes ในบริบทของโครงการนี้คือ "ระดับโหมดอุณหภูมิเครื่องปรับอากาศที่เหมาะสมที่สุด" โครงการนี้ได้นำแบบจำลองการจำแนกประเภทประสิทธิภาพสูงมาประยุกต์ใช้ ดังนี้

1) แบบจำลอง Random Forest (Random Forest Classifier)

เป็นอัลกอริทึมประเภท การเรียนรู้แบบกลุ่ม (Ensemble Learning) ที่ทำงานโดยการสร้าง ต้นไม้ตัดสินใจ (Decision Tree) จำนวนมากในระหว่างขั้นตอนการฝึกสอน และนำผลลัพธ์ของทุกต้นมาประกอบกันเพื่อหาคำตอบสุดท้าย สำหรับงานจำแนกประเภท คำตอบสุดท้ายจะได้มาจากการโหวตเลือกกลุ่มที่ได้รับเสียงข้างมากจากต้นไม้ตัดสินใจทั้งหมด

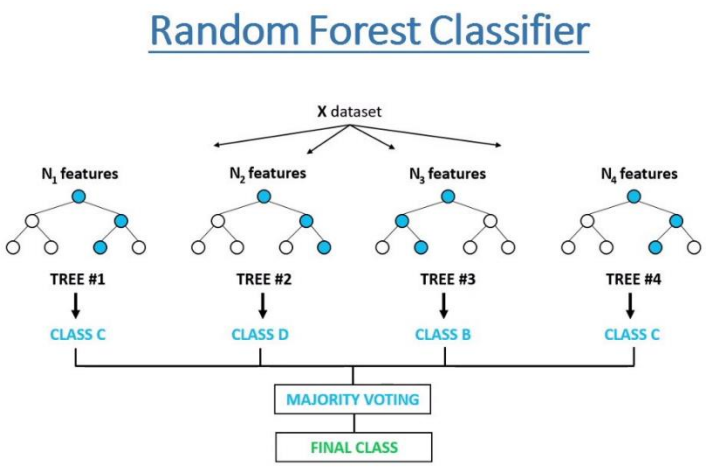
1.1) กลไกการทำงาน

1.1.1) Bagging (Bootstrap Aggregating) ในขั้นตอนการฝึกสอน อัลกอริทึมจะสร้าง ต้นไม้ตัดสินใจ จำนวนมาก เช่น 100 ต้น โดยแต่ละต้นจะถูกฝึกสอนด้วยชุดข้อมูลที่ได้จากการสุ่มตัวอย่างข้อมูลฝึกสอนเดิมแบบใส่คืน Bootstrap Sample ซึ่งทำให้แต่ละต้นไม้เห็นข้อมูลที่แตกต่างกันเล็กน้อย ช่วยลดปัญหาการเรียนรู้จำเจ Overfitting

1.1.2) Feature Randomness ในแต่ละโหนดของต้นไม้ จะมีการสุ่มเลือกคุณลักษณะ เพียงบางส่วนมาใช้ในการพิจารณาหาเงื่อนไขที่ดีที่สุดในการแบ่งข้อมูล

1.2) การจำแนก

สำหรับงานจำแนกประเภท (Classification) ผลลัพธ์สุดท้ายของ Random Forest ไม่ได้มาจากการหาค่าเฉลี่ยแต่ได้มาจากการรวบรวมผลการจำแนกของต้นไม้ตัดสินใจทุกต้นแล้วใช้หลักการโหวตเสียงข้างมาก โดยคลาสหรือหมวดหมู่ใดที่ต้นไม้ส่วนใหญ่จำแนกตรงกันมากที่สุดจะถูกเลือกให้เป็นผลลัพธ์สุดท้ายที่แบบจำลองจำแนกออกมา



รูปภาพที่ 17 การจำแนก Random Forest

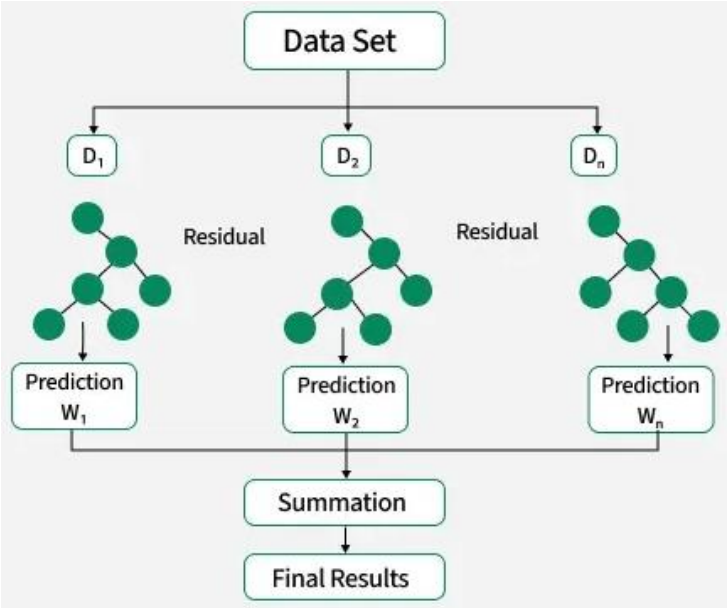
2) แบบจำลอง XGBoost (Extreme Gradient Boosting)

XGBoost เป็นอัลกอริทึมการเรียนรู้แบบกลุ่ม (Ensemble Learning) ที่พัฒนาต่อยอดมาจากโครงสร้าง Gradient Boosting Decision Tree โดยมีจุดเด่นด้านความเร็วในการประมวลผลและประสิทธิภาพที่สูงมาก สำหรับงานจำแนกประเภท (Classification) XGBoost จะทำงานโดยการสร้างต้นไม้ตัดสินใจ ขึ้นมาตามลำดับอย่างต่อเนื่อง โดยต้นไม้ต้นใหม่จะถูกสร้างขึ้นมาเพื่อพยายามเรียนรู้และแก้ไขข้อผิดพลาด ที่เกิดจากต้นไม้ต้นก่อนหน้า

2.1) กลไกการทำงานที่สำคัญ

2.1.1) การใช้ค่าอนุพันธ์อันดับสอง (Second-order Gradient) แตกต่างจาก Gradient Boosting ทั่วไป XGBoost ใช้ข้อมูลความชันทั้งอันดับหนึ่งและอันดับสอง ในการหาค่าต่ำสุดของฟังก์ชันสูญเสีย ทำให้การเรียนรู้แม่นยำและลู่เข้าหาคำตอบได้เร็วกว่า

2.1.2) การป้องกันการเรียนรู้จำเจ มีการเพิ่มพจน์ควบคุม L1 (Lasso) และ L2 (Ridge) เข้าไปในสมการฟังก์ชันเป้าหมาย เพื่อควบคุมความซับซ้อนของต้นไม้และป้องกันปัญหาการเรียนรู้จำเจ Overfitting อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปภาพที่ 18 การจำแนก Extreme Gradient Boosting

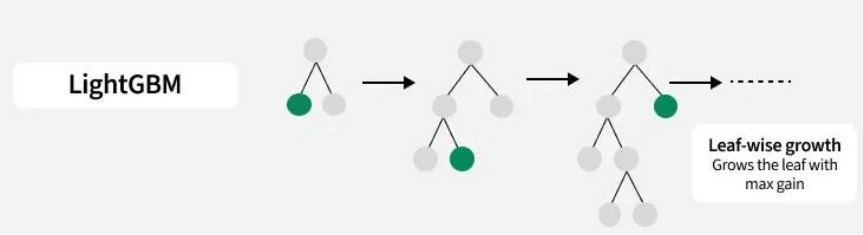
3) แบบจำลอง LightGBM (Light Gradient Boosting Machine)

LightGBM เป็นเฟรมเวิร์กการเรียนรู้ของเครื่องแบบ Gradient Boosting ที่พัฒนาโดย Microsoft ซึ่งถูกออกแบบมาให้มีประสิทธิภาพสูง รวดเร็ว และประหยัดหน่วยความจำ โดยเฉพาะเมื่อต้องทำงานกับชุดข้อมูลขนาดใหญ่

3.1) กลไกการทำงานที่สำคัญ

3.1.1) การเติบโตของต้นไม้แบบเน้นใบ (Leaf-wise Tree Growth) ในขณะที่อัลกอริทึมต้นไม้ส่วนใหญ่ จะแตกกิ่งแบบรักษาสมดุลระดับชั้น (Level-wise) แต่ LightGBM จะเลือกแตกกิ่งเฉพาะที่โหนดใบ (Leaf) ที่ช่วยลดค่าความคลาดเคลื่อน ได้มากที่สุด วิธีนี้ช่วยให้โมเดลมีความแม่นยำสูงขึ้น แต่อาจต้องควบคุมความลึกสูงสุดเพื่อป้องกัน Overfitting

3.1.2) เทคนิค GOSS (Gradient-based One-Side Sampling) เป็นกระบวนการสุ่มตัวอย่างข้อมูลที่มีประสิทธิภาพ โดยโมเดลจะเก็บข้อมูลที่มีค่าความชัน สูงไว้ทั้งหมด เนื่องจากเป็นข้อมูลที่โมเดลยังสับสน และสุ่มลดจำนวนข้อมูลที่มีค่าความชันต่ำออกบางส่วน ทำให้สามารถคำนวณ Information Gain ได้แม่นยำโดยใช้เวลาลดลงอย่างมาก



รูปภาพที่ 19 การจำแนก Light Gradient Boosting

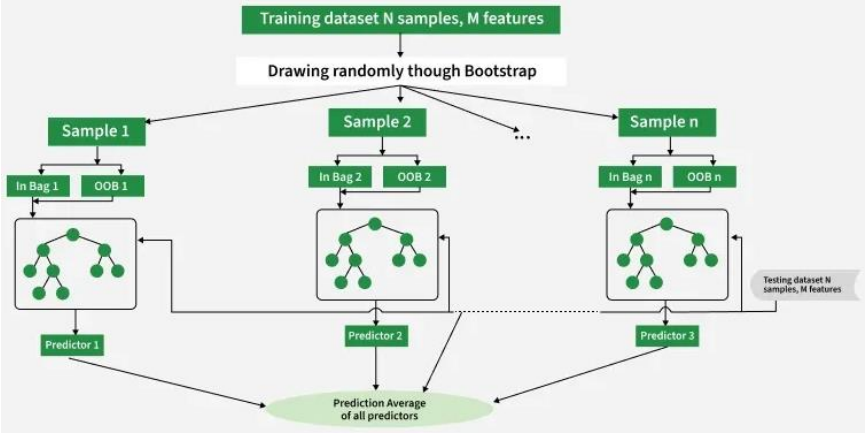
4) แบบจำลอง CatBoost (Categorical Boosting)

CatBoost เป็นอัลกอริทึมตระกูล Gradient Boosting ที่พัฒนาโดยบริษัท Yandex ซึ่งมีจุดเด่นอย่างมากในการจัดการกับข้อมูลที่มีลักษณะเป็นหมวดหมู่ (Categorical Features) โดยไม่ต้องพึ่งพากระบวนการแปลงข้อมูลที่ซับซ้อน เช่น One-Hot Encoding แบบโมเดลอื่นๆ

4.1) กลไกการทำงานที่สำคัญ

4.1.1) โครงสร้างต้นไม้แบบสมมาตร (Oblivious Trees) CatBoost ใช้สถาปัตยกรรมต้นไม้ตัดสินใจที่ใช้เงื่อนไขการแบ่ง เดียวกันในทุกๆ โหนดที่อยู่ในระดับความลึก เดียวกัน ทำให้ได้โครงสร้างต้นไม้ที่มีความสมมาตรอย่างสมบูรณ์ โครงสร้างนี้ช่วยลดปัญหา Overfitting และทำให้ความเร็วในการทำนายผล รวดเร็วมาก

4.1.2) เทคนิค Ordered Boosting เป็นกลไกที่คิดค้นมาเพื่อแก้ปัญหาอคติจากการทำนายและการรั่วไหลของข้อมูลเป้าหมาย โดยการคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนของข้อมูลตัวอย่าง จะอ้างอิงจากโมเดลย่อยที่ฝึกสอนด้วยข้อมูลในลำดับก่อนหน้าเท่านั้น ไม่นำข้อมูลในอนาคตมารวมคำนวณด้วย



รูปภาพที่ 20 การทำงาน Categorical Boosting

2.5.4 ทฤษฎีข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data)

ข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data) คือข้อมูลที่ถูกสร้างขึ้นผ่านกระบวนการจำลองทางคณิตศาสตร์ สถิติ หรืออัลกอริทึมทางคอมพิวเตอร์ แทนที่จะได้มาจากการตรวจวัดหรือการรวบรวมจากเหตุการณ์ในโลกแห่งความเป็นจริง ในยุคปัจจุบันที่การฝึกสอนแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์และการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ต้องการข้อมูลคุณภาพสูงในปริมาณมหาศาล ทฤษฎีข้อมูลสังเคราะห์จึงก้าวเข้ามามีบทบาทสำคัญในการอุดช่องโหว่และข้อจำกัดของการเก็บข้อมูลจริง

1) ความสำคัญและข้อได้เปรียบของการใช้ข้อมูลสังเคราะห์

การนำข้อมูลสังเคราะห์มาใช้ในงานวิศวกรรมข้อมูล และการฝึกสอนแบบจำลอง มีข้อได้เปรียบทางทฤษฎีที่สำคัญ 4 ประการ ได้แก่

1.1) การข้ามข้อจำกัดด้านเวลาและปริมาณข้อมูล ปรากฏการณ์ทางกายภาพบางอย่าง เช่น การเปลี่ยนแปลงของอุณหภูมิห้องตามฤดูกาล เป็นกระบวนการที่ใช้เวลานาน การสร้างข้อมูลสังเคราะห์ช่วยให้นักวิจัยสามารถสร้างชุดข้อมูลขนาดใหญ่ (เช่น หลักแสนหรือหลักล้านชุด) ที่ครอบคลุมทุกสภาวะอากาศได้ภายในเวลาอันรวดเร็ว

1.2) การครอบคลุมสภาวะสุดวิสัย ข้อมูลที่เก็บจากโลกจริงมักจะมีการกระจายตัวแบบปกติ (Normal Distribution) และกระจุกตัวอยู่ในสภาวะทั่วไป ทำให้แบบจำลองขาดการเรียนรู้ใน "สภาวะสุดโต่ง" การสร้างข้อมูลสังเคราะห์ทำให้นักวิจัยสามารถบังคับสร้างเงื่อนไขวิกฤต เช่น ห้องที่มีความชื้นสัมพัทธ์สูงจัดและมีคนหนาแน่น เพื่อให้แบบจำลองมีความทนทาน และพร้อมรับมือกับทุกสถานการณ์

1.3) การแก้ปัญหาความไม่สมดุลของคลาส ข้อมูลจริงมักพบปัญหาความไม่สมดุล เช่น ห้องมักจะอยู่ในโหมดการทำงานปกติมากกว่าโหมดฉุกเฉิน ซึ่งจะทำให้แบบจำลองเกิดความลำเอียง ข้อมูลสังเคราะห์อนุญาตให้นักพัฒนาควบคุมสัดส่วนปริมาณข้อมูลในแต่ละคลาสเป้าหมายให้มีความสมดุลและยุติธรรมได้อย่างอิสระ

1.4) ความเป็นส่วนตัวและข้อจำกัดทางกฎหมาย การจำลองตัวเลขทางสถิติเพื่อแทนพฤติกรรมหรือจำนวนคน ช่วยหลีกเลี่ยงการละเมิดสิทธิส่วนบุคคล ตามกฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล เช่น PDPA เพราะข้อมูลที่สร้างขึ้นไม่สามารถถูกสืบย้อนกลับไปหาตัวตนของบุคคลจริงได้

2) เทคนิคการจำลองแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation)

กระบวนการจำลองแบบมอนติคาร์โล เป็นเทคนิคเชิงคำนวณที่ได้รับการยอมรับอย่างกว้างขวางในการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ ที่สามารถรักษารูปแบบความสัมพันธ์เชิงตัวแปรได้อย่างมีประสิทธิภาพ เทคนิคดังกล่าวมีรากฐานมาจากทฤษฎีความน่าจะเป็น โดยอาศัยกระบวนการสุ่มตัวอย่างซ้ำ เพื่อจำลองพฤติกรรมและผลลัพธ์ของระบบที่มีความซับซ้อนและมีความไม่แน่นอนสูง หลักการทำงานเริ่มต้นจากการกำหนดขอบเขต และรูปแบบการกระจายตัวทางสถิติ ของกลุ่มตัวแปรต้นอิสระ เช่น อุณหภูมิ ความชื้นสัมพัทธ์ และจำนวนผู้ใช้งาน

จากนั้นระบบประมวลผลจะดำเนินการสุ่มค่าพารามิเตอร์เหล่านี้ขึ้นมาประกอบเข้าด้วยกัน เพื่อสร้างสถานการณ์จำลองจำนวนมหาศาลที่ครอบคลุมทุกสภาวะความเป็นไปได้

สำหรับการประยุกต์ใช้ในโครงงาน เมื่อระบบดำเนินการสุ่มชุดตัวแปรต้นอย่างอิสระเสร็จสิ้น ข้อมูลเชิงปริมาณเหล่านั้นจะถูกนำไปประมวลผลผ่านสมการทางคณิตศาสตร์และเงื่อนไขทางตรรกะที่กำหนดไว้ อาทิ สมการคำนวณดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ หรือ OCI เพื่อวิเคราะห์หาผลลัพธ์ปลายทางและดำเนินการประทับป้ายกำกับข้อมูล (Data Labeling) โดยอัตโนมัติ กระบวนการทางวิศวกรรมข้อมูลนี้ ทำให้ได้มาซึ่งชุดข้อมูลสังเคราะห์ที่มีความถูกต้องและเป็นเหตุเป็นผลทางตรรกะ ปราศจากอคติจากการเก็บข้อมูล ซึ่งมีความสมบูรณ์พร้อมสำหรับการนำไปป้อน เพื่อใช้เป็นชุดข้อมูลฝึกสอนให้อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Algorithms) สามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์และตัดสินใจได้อย่างแม่นยำในขั้นตอนต่อไป

2.6 เครื่องมือและซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

ในการพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะด้วยเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์และปัญญาประดิษฐ์ คณะผู้จัดทำได้เลือกใช้ภาษาโปรแกรม เครื่องมือพัฒนา และไลบรารีทางสถิติและวิศวกรรมซอฟต์แวร์ที่เหมาะสมกับสถาปัตยกรรมของระบบ ดังต่อไปนี้

2.6.1 ภาษาไพธอน (Python Programming Language)

ไพธอนเป็นภาษาโปรแกรมระดับสูง (High-level Programming Language) ที่มีลักษณะเด่นในด้านไวยากรณ์ (Syntax) ที่อ่านง่าย ชัดเจน และมีการประมวลผลคำสั่งแบบล่าม ไพธอนได้รับความนิยมสูงสุดในแวดวงปัญญาประดิษฐ์ วิทยาการข้อมูลและระบบอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT) เนื่องจากมีไลบรารีและกรอบการทำงานแบบโอเพนซอร์สที่แข็งแกร่ง รองรับกระบวนการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมและการจัดการอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ได้อย่างสมบูรณ์ โครงงานนี้จึงเลือกไพธอนเป็นภาษาหลักในการพัฒนาตรรกะทั้งหมดของระบบ

2.6.2 เครื่องมือพัฒนาโปรแกรมและจัดการสภาพแวดล้อม

1) สภาพแวดล้อมเสมือนและระบบจัดการแพ็กเกจ (Anaconda Distribution) แอนาคอนดา (Anaconda) คือชุดเครื่องมือแจกจ่ายซอฟต์แวร์สำหรับภาษา Python และ R ที่ออกแบบมาเพื่องานคำนวณเชิงวิทยาศาสตร์โดยเฉพาะจุดเด่นสำคัญของ Anaconda คือความสามารถในการสร้างและบริหารจัดการ "สภาพแวดล้อมเสมือน (Virtual Environment)" เพื่อแยกการติดตั้งไลบรารีของแต่ละโครงการออกจากกัน ป้องกันปัญหาความขัดแย้งของเวอร์ชันไลบรารี อีกทั้งยังมีระบบแพ็กเกจแมเนเจอร์ conda ที่ช่วยให้การติดตั้งไลบรารีที่ซับซ้อนสามารถทำได้อย่างสะดวกรวดเร็ว

2) โปรแกรมแก้ไขรหัสคำสั่ง (Visual Studio Code: VS Code) วิชวลสตูดิโอโค้ด (VS Code) เป็นโปรแกรมแก้ไขซอร์สโค้ด แบบโอเพนซอร์สที่พัฒนาโดยบริษัทไมโครซอฟต์ มีจุดเด่นด้านความเบาบางและประสิทธิภาพสูง รองรับการทำงานร่วมกับภาษาไพธอนผ่านส่วนขยาย (Extensions) ที่มีระบบช่วยเติมคำสั่ง

อัจฉริยะ (IntelliSense), เครื่องมือดีบัก (Debugger) และการทำงานร่วมกับระบบควบคุมเวอร์ชัน (Git Integration) ซึ่งช่วยยกระดับประสิทธิภาพและความแม่นยำในกระบวนการเขียนโปรแกรม

2.6.3 เฟรมเวิร์กส่วนติดต่อผู้ใช้งาน

Streamlit คือเฟรมเวิร์กแบบโอเพนซอร์สบนภาษา Python ที่ออกแบบมาเพื่อเร่งกระบวนการพัฒนาเว็บแอปพลิเคชันสำหรับงานด้านวิทยาศาสตร์ข้อมูล การวิเคราะห์เชิงสำรวจ และปัญญาประดิษฐ์ โดยยึดปรัชญา "แปลงสคริปต์ข้อมูลให้เป็นเว็บแอปที่ใช้งานและแบ่งปันได้อย่างรวดเร็ว" ผู้พัฒนาสามารถสร้างส่วนติดต่อผู้ใช้ (UI) และตรรกะฝั่งเซิร์ฟเวอร์ด้วยโค้ด Python เพียงไฟล์เดียว โดยมีหลักการทำงานที่สำคัญคือ

1) หลักการทำงานและสถาปัตยกรรม

1.1) Script-as-App โค้ด Python ที่เขียนลำดับจากบนลงล่างจะถูกตีความเป็นทั้ง "ตรรกะการคำนวณ" และ "คำสั่งวางส่วนประกอบ UI

1.2) Rerun-on-Interaction เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม/ปรับวิดเจ็ต Streamlit จะ “รันสคริปต์ใหม่ทั้งไฟล์” เพื่อสะท้อนสถานะล่าสุดของอินเทอร์เฟซ—แนวคิดนี้ช่วยให้โค้ดคงความเรียบง่าย

1.3) การแคชอย่างมีระบบ เพื่อรักษาความไวในการตอบสนอง Streamlit มีกลไกแคชสำหรับงานหนัก เช่น โหลดข้อมูล/เทรนโมเดล โดยจะข้ามขั้นตอนที่ผลลัพธ์ไม่เปลี่ยน

2.6.4 ไลบรารีด้านคอมพิวเตอร์วิทัศน์และการเรียนรู้เชิงลึก

1) Open Source Computer Vision Library (OpenCV / cv2) เป็นไลบรารีมาตรฐานสากลสำหรับการประมวลผลภาพดิจิทัลและคอมพิวเตอร์วิทัศน์ ในระบบนี้ถูกใช้งานเพื่อเชื่อมต่อและดึงข้อมูลกระแสวิดีโอจากกล้องวงจรปิด การปรับขนาดเมทริกซ์ภาพ การวาดกรอบล้อมรอบวัตถุ (Bounding Boxes) และการเข้ารหัสภาพเพื่อส่งขึ้นแสดงผล

2) Ultralytics (YOLO) และ PyTorch (torch) Ultralytics เป็นผู้พัฒนาสถาปัตยกรรม YOLO สำหรับงานตรวจจับวัตถุ ในระบบนี้ไลบรารีถูกเรียกใช้เพื่อโหลดแบบจำลอง เช่น ไฟล์ .pt หรือ .onnx และทำงานร่วมกับโมดูลการติดตามวัตถุพหุคูณ (MOT) โดยมีไลบรารี PyTorch ทำหน้าที่เป็นเอนจินหลักในการประมวลผลคณิตศาสตร์โครงข่ายประสาทเทียมระดับล่าง ซึ่งรองรับการเร่งความเร็วฮาร์ดแวร์ผ่านหน่วยประมวลผลกราฟิก

2.6.5 ไลบรารีด้านการเรียนรู้ของเครื่องและการวิเคราะห์ข้อมูล

ในการพัฒนาและประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ โครงงานนี้ได้เลือกใช้ไลบรารีทางสถิติและคณิตศาสตร์ขั้นสูง ดังนี้

1) Scikit-learn (sklearn) ไลบรารีมาตรฐานสำหรับการเรียนรู้ของเครื่อง ถูกประยุกต์ใช้ในการแบ่งชุดข้อมูล Train-test Split การทำมาตรฐานข้อมูล StandardScaler การประเมินผลผ่าน Cross-validation และ

การคำนวณมาตรวัดประสิทธิภาพ Accuracy, Precision, Recall, F1-Score ตลอดจนการสร้างแบบจำลองป่าสุ่ม Random Forest Classifier

2) สถาปัตยกรรมการเรียนรู้แบบยกระดับความชันขั้นสูง (Advanced Gradient Boosting Frameworks) เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการทำนาย โครงงานได้นำไลบรารีในกลุ่ม Gradient Boosting เข้ามาทดสอบ ได้แก่ XGBoost โดดเด่นด้านความเร็วจาก Parallel Processing, LightGBM โดดเด่นด้านการแตกกิ่งแบบ Leaf-wise และ CatBoost โดดเด่นในการจัดการตัวแปรกลุ่มและลด Overfitting

3) การจัดการโครงสร้างข้อมูลและการคำนวณ (Pandas และ NumPy) Pandas ใช้สำหรับนำเข้าจัดการชุดข้อมูลจากไฟล์ CSV และวิเคราะห์การกระจายตัวของคลาส ในขณะที่ NumPy ประยุกต์ใช้ในการจัดการอาร์เรย์ การดำเนินการทางคณิตศาสตร์ระดับต่ำ และการหาระยะกระจัดเชิงเส้น (Euclidean Distance) ในกระบวนการติดตามวัตถุ

4) การสร้างภาพนิทัศน์ข้อมูล (Matplotlib และ Seaborn) ใช้สำหรับแปลงข้อมูลผลลัพธ์ให้อยู่ในรูปแบบกราฟิก โดย Matplotlib ถูกใช้สร้างกราฟแท่งเปรียบเทียบประสิทธิภาพแบบจำลอง และ Seaborn ใช้สร้างแผนภาพความร้อนเพื่อแสดงเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix)

2.6.6 เฟรมเวิร์กสำหรับการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์อัตโนมัติ (Automated Hyperparameter Optimization)

1) Optuna เฟรมเวิร์กซอฟต์แวร์สำหรับการหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดแบบอัตโนมัติ อาศัยหลักการปรับให้เหมาะสมแบบเบย์ (Bayesian Optimization) ผ่านอัลกอริทึม Tree-structured Parzen Estimator (TPE) ซึ่งระบบจะเรียนรู้ประวัติผลลัพธ์ในรอบก่อนหน้า เพื่อสุ่มค่าพารามิเตอร์ชุดถัดไปในทิศทางที่คาดว่าจะให้ผลลัพธ์ดีที่สุด ช่วยให้ค้นหาโครงสร้างโมเดลที่ดีที่สุดได้ภายใต้ทรัพยากรที่จำกัด

2.6.7 ไลบรารีสำหรับการจัดเก็บสถานะแบบจำลอง (Model Serialization Library)

1) Joblib เป็นไลบรารีที่ออกแบบมาเพื่อการจัดการการคำนวณแบบท่อสาย (Pipelining) และมีประสิทธิภาพสูงในการจัดเก็บข้อมูลอาร์เรย์ขนาดใหญ่ โครงงานนี้ใช้ Joblib ทำกระบวนการแปลงสถานะ (Serialization) เพื่อจัดเก็บโครงสร้างและค่าน้ำหนักของแบบจำลองที่ผ่านการฝึกสอนแล้ว ให้อยู่ในรูปแบบไฟล์ .joblib ทำให้สามารถนำไปใช้งานจริง ได้ทันที

2.6.8 ไลบรารีด้านอินเทอร์เน็ตของสรรพสิ่ง (IoT & Hardware Libraries)

1) Broadlink Python Library (broadlink) เป็นไลบรารีพัฒนาขึ้นเพื่อสื่อสารและควบคุมอุปกรณ์สมาร์ตโฮมตระกูล Broadlink โครงงานนี้ใช้โมดูลดังกล่าวในการค้นหาอุปกรณ์ในเครือข่ายท้องถิ่น ตรวจสอบสิทธิ์การเข้าถึง (Authentication) อ่านข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์จากเซ็นเซอร์ และสั่งงานให้ Broadlink RM4

mini ส่งสัญญาณรังสีอินฟราเรด (IR Hex Code) ไปยังเครื่องปรับอากาศตามตรรกะการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์

2.7 การประเมินประสิทธิภาพของระบบ

การประเมินประสิทธิภาพของระบบเป็นกระบวนการเชิงปริมาณที่จำเป็นต่อการตรวจสอบและรับรองคุณภาพการทำงานของระบบที่พัฒนาขึ้น โดยจะทำการวัดผลในหลายมิติเพื่อประเมินความสามารถขององค์ประกอบย่อยแต่ละส่วน ไปจนถึงการทำงานร่วมกันของระบบโดยรวม

2.7.1 ตัวชี้วัดประสิทธิภาพสำหรับแบบจำลองตรวจจับวัตถุ

การประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลองตรวจจับวัตถุเป็นการวัดความสามารถในการระบุตำแหน่งและจำแนกประเภท ของวัตถุเป้าหมายภายในภาพได้อย่างถูกต้อง โดยมีตัวชี้วัดมาตรฐานที่ใช้ในแวดวงวิชาการดังนี้

คำศัพท์พื้นฐานที่ได้จากการเปรียบเทียบผลลัพธ์ของโมเดลกับการอ้างอิง โดยการตัดสินว่าการตรวจจับ "ถูกต้อง" หรือไม่นั้น มักใช้เกณฑ์ Intersection over Union ซึ่งเป็นค่าสัดส่วนพื้นที่ที่ทับซ้อนกันระหว่างกรอบที่โมเดลทำนาย กับกรอบที่เป็นคำตอบจริง Ground Truth Box

(1) True Positive (TP) การตรวจจับที่ถูกต้อง คือโมเดลตรวจจับวัตถุได้ตรงกับตำแหน่งของวัตถุจริง (IoU สูงกว่าเกณฑ์ที่กำหนด) และจำแนกประเภทได้ถูกต้อง

(2) False Positive (FP) การตรวจจับที่ผิดพลาด คือโมเดลตรวจจับวัตถุในบริเวณที่ไม่มีวัตถุจริง หรือจำแนกประเภทของวัตถุที่ตรวจจับได้ผิด

(3) False Negative (FN) การตรวจจับที่ขาดหายไป คือโมเดลไม่สามารถตรวจจับวัตถุที่มีอยู่จริงในภาพได้

1) Precision อัตราส่วนของการตรวจจับที่ถูกต้อง (TP) ต่อจำนวนการตรวจจับทั้งหมดที่โมเดลสร้างขึ้น (TP + FP) ค่านี้บ่งบอกถึงความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ที่โมเดลทำนาย กล่าวคือ "ในการตรวจจับทั้งหมดที่โมเดลอ้างว่าเจอวัตถุเป้าหมาย มีความถูกต้องเป็นสัดส่วนเท่าใด"

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

2) Recall คือสัดส่วนของวัตถุที่ทายถูกว่าเป็นเป้าหมาย เทียบกับจำนวนวัตถุที่เป็นเป้าหมายจริงๆ ทั้งหมดในภาพ หรือ "ในบรรดาคนทั้งหมดที่มีอยู่ ตรวจเจอได้กี่เปอร์เซ็นต์"

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

3) Mean Average Precision (mAP) เป็นตัวชี้วัดมาตรฐานสูงสุดสำหรับประเมินแบบจำลองตรวจจับวัตถุ เนื่องจากสามารถสรุปประสิทธิภาพโดยรวมโดยพิจารณาทั้ง Precision และ Recall ไปพร้อมกัน การคำนวณ mAP มีขั้นตอนดังนี้

3.1) สร้างเส้นโค้ง Precision-Recall (Precision-Recall Curve) โดยการปรับเปลี่ยนค่าความเชื่อมั่น Confidence Score ของโมเดลเพื่อคำนวณค่า Precision และ Recall ณ จุดต่างๆ

3.2) คำนวณ Average Precision (AP) สำหรับแต่ละคลาสของวัตถุ ซึ่งคือพื้นที่ใต้เส้นโค้ง Precision-Recall ของคลาสนั้นๆ ค่า AP ที่สูงหมายความว่าโมเดลสามารถรักษาความแม่นยำ Precision ไว้ได้ดีแม้จะเพิ่มความครอบคลุม Recall ให้สูงขึ้น

3.3) คำนวณ mAP โดยการหาค่าเฉลี่ยของ AP จากทุกคลาสของวัตถุที่โมเดลสามารถตรวจจับได้ ค่า mAP เป็นตัวเลขเดียวที่สะท้อนถึงประสิทธิภาพโดยรวมของโมเดลในการตรวจจับวัตถุทุกประเภท

2.7.2 ตัวชี้วัดประสิทธิภาพสำหรับแบบจำลองการจำแนกประเภท

การประเมินแบบจำลองการจำแนกประเภท Classification Model คือการวัดความสามารถของแบบจำลองในการทำนายหมวดหมู่หรือกลุ่มเป้าหมายหรือ Class ได้อย่างถูกต้อง โดยการเปรียบเทียบระหว่างคลาสที่โมเดลทำนายได้กับคลาสความเป็นจริง ตัวชี้วัดมาตรฐานที่นิยมใช้มีดังนี้

1) เมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) คือ ตารางที่ใช้เพื่อแสดงประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภท โดยแสดงผลสรุปของการทำนายเปรียบเทียบกับค่าจริง ทำให้เห็นถึงลักษณะความผิดพลาดที่โมเดลสร้างขึ้นได้อย่างชัดเจน องค์ประกอบพื้นฐานในตารางประกอบด้วย

1.1) True Positive (TP) โมเดลทำนายว่าเป็นคลาสเป้าหมาย และค่าจริงก็เป็นคลาสเป้าหมาย (ทำนายถูกต้อง)

1.2) True Negative (TN) โมเดลทำนายว่าไม่ใช่คลาสเป้าหมาย และค่าจริงก็ไม่ใช่คลาสเป้าหมาย (ทำนายถูกต้อง)

1.3) False Positive (FP) โมเดลทำนายว่าเป็นคลาสเป้าหมาย แต่ค่าจริงไม่ใช่ (ทำนายผิดพลาด หรือ Type I Error)

1.4) False Negative (FN) โมเดลทำนายว่าไม่ใช่คลาสเป้าหมาย แต่ค่าจริงเป็นคลาสเป้าหมาย (ทำนายผิดพลาด หรือ Type II Error)

2) ค่าความแม่นยำ (Accuracy) คือ สัดส่วนของจำนวนข้อมูลที่โมเดลสามารถทำนายคลาสได้อย่างถูกต้องทั้งหมด เทียบกับจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบทั้งหมด เป็นตัวชี้วัดที่เข้าใจง่ายที่สุดที่แสดงภาพรวมการทำงานของโมเดล เช่น "จากข้อมูลทั้งหมด โมเดลทำนายโหมดการทำงานของแอร์ได้ถูกต้องกี่เปอร์เซ็นต์"

สมการคำนวณ

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

สัดส่วนของจำนวนข้อมูลที่โมเดลสามารถทำนายคลาสได้อย่างถูกต้องทั้งหมด เทียบกับจำนวนข้อมูลที่ใช้ทดสอบทั้งหมด เป็นตัวชี้วัดที่เข้าใจง่ายที่สุดที่แสดงภาพรวมการทำงานของโมเดล เช่น "จากข้อมูลทั้งหมด โมเดลทำนายโหมดการทำงานของแอร์ได้ถูกต้องกี่เปอร์เซ็นต์"

3) ค่าเอฟวันสกอร์ (F1-Score) ค่าเฉลี่ยฮาร์มอนิก Harmonic Mean ระหว่างค่าความรัดกุม Precision และความครอบคลุม Recall การใช้ F1-Score เป็นตัวชี้วัดจะช่วยประเมินประสิทธิภาพของโมเดลได้ดีกว่า Accuracy ในกรณีที่ชุดข้อมูลมีจำนวนคลาสเป้าหมายไม่เท่ากัน โดย F1-Score จะสร้างความสมดุลระหว่างการทำนายผิดแบบ False Positive และ False Negative

สมการคำนวณ

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

ค่า F1-Score จะมีค่าอยู่ระหว่าง 0 ถึง 1 โดยค่าที่เข้าใกล้ 1 หมายความว่าโมเดลมีประสิทธิภาพในการจำแนกประเภทสูงและมีความสมดุลในการทำนายได้อย่างแม่นยำ

2.7.3 ประสิทธิภาพเชิงระบบ

เป็นการประเมินการทำงานของระบบในภาพรวม เพื่อให้แน่ใจว่าระบบสามารถทำงานได้อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และมีเสถียรภาพในการใช้งานจริง

1) ความหน่วงของระบบ คือ ระยะเวลาทั้งหมดที่ระบบใช้ในการประมวลผลหนึ่งรอบการทำงาน โดยวัดตั้งแต่การรับข้อมูลนำเข้า Input จากเซ็นเซอร์หรือแหล่งข้อมูล ไปจนถึงการสร้างผลลัพธ์หรือคำสั่งควบคุมสุดท้าย Output ค่าความหน่วงที่ต่ำเป็นสิ่งจำเป็นสำหรับระบบที่ต้องการการตอบสนองแบบเรียลไทม์ Real-time

2) ประสิทธิผลการควบคุม คือ การวัดอัตราความสำเร็จในการส่งคำสั่งจากระบบควบคุมไปยังอุปกรณ์ปลายทาง Actuator และการตอบสนองที่ถูกต้องของอุปกรณ์นั้นๆ โดยสามารถวัดเป็นเปอร์เซ็นต์ความสำเร็จของการดำเนินการเทียบกับจำนวนครั้งที่ส่งคำสั่งทั้งหมด เพื่อประเมินความน่าเชื่อถือของกลไกการควบคุม

3) ความเสถียรของระบบ คือ ความสามารถของระบบในการทำงานอย่างต่อเนื่องเป็นระยะเวลานานโดยไม่เกิดข้อผิดพลาดหรือประสิทธิภาพลดลง การประเมินทำได้โดย การทดสอบระยะยาว Soak Testing เพื่อเฝ้าสังเกตการณ์ทำงาน บันทึกข้อผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้น และติดตามการใช้ทรัพยากรของระบบ เช่น การใช้งาน CPU, หน่วยความจำ RAM เพื่อตรวจหาความผิดปกติ เช่น ภาวะหน่วยความจำรั่ว Memory Leak ที่อาจนำไปสู่การหยุดทำงานของระบบในที่สุด

2.8 วิจัยที่เกี่ยวข้อง

ในการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อจัดการพลังงานเครื่องปรับอากาศอย่างมีประสิทธิภาพนั้น มีงานวิจัยที่เกี่ยวข้องหลากหลายมิติ ตั้งแต่แนวคิดหลักของการควบคุมอาคารอัจฉริยะ, การประยุกต์ใช้โมเดล Machine Learning, การใช้ Computer Vision เพื่อรวบรวมข้อมูล ไปจนถึงการเชื่อมต่อกับอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ในโลกจริง

2.8.1 ระบบควบคุมอาคารอัจฉริยะและดัชนีความสบายทางความร้อน

ในการพัฒนาระบบควบคุมสภาพแวดล้อมอัจฉริยะ งานวิจัยเรื่อง Occupant Comfort Management Based on Energy Optimization Using an Environment Prediction Model in Smart Homes ของ Jin et al. (2018) ได้นำเสนอการใช้แบบจำลองทำนายอุณหภูมิและความชื้นเพื่อควบคุมเครื่องใช้ไฟฟ้า ซึ่งสามารถช่วยลดการใช้พลังงานลงได้ถึง 8.43% อย่างไรก็ตาม เพื่อให้การควบคุมมีความยืดหยุ่นและตอบสนองต่อความต้องการของผู้ใช้งานจริงมากยิ่งขึ้น

งานวิจัยเรื่อง An improved African vulture optimization algorithm for energy comfort management in occupancy driven smart buildings ของ Fizza et al. (2025) ได้เสนอแนวคิดการควบคุมโดยยึดตัวแปรด้านจำนวนและสถานะของผู้อยู่อาศัยเป็นศูนย์กลาง ซึ่งโครงงานนี้ได้นำแนวคิดดังกล่าวมาบูรณาการและต่อยอด โดยการประยุกต์ใช้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ YOLO เข้ามาทำหน้าที่นับจำนวนและติดตามระดับการเคลื่อนไหวของบุคคลโดยอัตโนมัติ นำไปสู่การออกคำสั่งปรับอุณหภูมิของเครื่องปรับอากาศ เพื่อให้เกิดความสมดุลสูงสุดระหว่างสภาวะความสบายของผู้ใช้งานและการประหยัดพลังงาน

2.8.2 การประยุกต์ใช้ Machine Learning ในการจำแนกและควบคุมอุณหภูมิ

งานวิจัยเรื่อง Advanced IoT-Enabled Indoor Thermal Comfort Prediction Using SVM and Random Forest Models ของ Assymkhan และ Kartbayev (2024) ได้แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการใช้อัลกอริทึมป่าสุ่ม (Random Forest) เพื่อจำแนกและทำนายระดับความสบายทางความร้อน โดยการดึงข้อมูลสภาพแวดล้อมทางกายภาพ เช่น อุณหภูมิ ความชื้น และความเร็วลม มาเป็นคุณลักษณะ (Features) ในการคำนวณ ซึ่งผลการวิจัยยืนยันว่าโมเดล Random Forest มีความเสถียรและสามารถจับความสัมพันธ์ที่ซับซ้อนของตัวแปรได้ดีกว่าโมเดลทางคณิตศาสตร์แบบดั้งเดิม

นอกจากนี้ งานวิจัยเรื่อง AI-driven optimization of indoor environmental quality and energy consumption in smart buildings ของ Ghoneim et al. (2025) ได้นำเสนอการบูรณาการปัญญาประดิษฐ์และอัลกอริทึมขั้นสูงในการประมวลผลข้อมูลการใช้งานพื้นที่แบบไดนามิก (Fluctuating Occupancy) เพื่อปรับการทำงานของระบบควบคุมอาคารให้สอดคล้องกับจำนวนผู้อยู่อาศัยที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา นำไปสู่การสร้างสมดุลที่สมบูรณ์แบบระหว่างการใช้พลังงานอย่างมีประสิทธิภาพและคุณภาพสภาพแวดล้อมในร่ม

งานวิจัยเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงศักยภาพของการนำ Machine Learning มาประยุกต์ใช้ในการควบคุมระบบปรับอากาศ ซึ่งสอดคล้องกับสถาปัตยกรรมของโครงงานนี้ ที่ได้นำแนวคิดดังกล่าวมาต่อยอดด้วยการใช้แบบจำลองการเรียนรู้แบบรวมกลุ่ม (Ensemble Learning) อย่าง Random Forest Classifier ในการจำแนกโหมดอุณหภูมิเป้าหมาย โดยใช้ข้อมูลดัชนีชี้วัดความสบาย, อัตราการเปลี่ยนแปลงของการใช้งานพื้นที่, อุณหภูมิภายในห้อง และความชื้นสัมพัทธ์ เป็นชุดตัวแปรนำเข้าหลัก (Input Features) เพื่อสั่งการให้เครื่องปรับอากาศตอบสนองต่อจังหวะการทำกิจกรรมของบุคคลได้อย่างรวดเร็วและเป็นอัตโนมัติ

2.8.3 การใช้ Computer Vision เพื่อประเมินการใช้งานพื้นที่แบบเรียลไทม์

งานวิจัยของ Zhang (2025) Application of vision-based deep learning method for building occupancy and thermal comfort predictions ได้ประยุกต์ใช้เทคนิค Computer Vision ในการตรวจจับและนับจำนวนคนในพื้นที่แบบเรียลไทม์ เพื่อนำไปทำนายความสบายทางความร้อน แทนที่จะพึ่งพาดัชนีแบบดั้งเดิมอย่าง PMV (Predicted Mean Vote) เพียงอย่างเดียว ในขณะเดียวกัน งานวิจัยของ Agabi et al. (2025) Real-Time Occupancy Detection and Integration with HVAC Control Systems in Buildings Considering Energy Saving and Thermal Comfort ได้นำเสนอภาพรวมของระบบ ที่รับข้อมูลภาพจากกล้องมาประมวลผลเป็นจำนวนคน จากนั้นส่งต่อให้ระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศทำงานตามพฤติกรรมที่เปลี่ยนไป โดยให้ความสำคัญกับการประหยัดพลังงานและความสบาย

งานเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงความน่าเชื่อถือของการใช้ข้อมูลภาพในการควบคุมอุณหภูมิห้องแทนที่เซ็นเซอร์แบบเก่า ซึ่งสอดคล้องกับการที่โครงงานนี้เลือกใช้แบบจำลองตระกูล YOLO ในการตรวจจับเพื่อวิเคราะห์พฤติกรรมการใช้งานพื้นที่แบบเวลาจริง (Zhang, 2025; Agabi et al., 2025)

2.8.4 การเชื่อมต่อและควบคุมอุปกรณ์ผ่าน Infrared (IR) Blaster

เครื่องปรับอากาศและเครื่องใช้ไฟฟ้าภายในอาคารส่วนใหญ่มักได้รับการออกแบบมาให้รับคำสั่งผ่านสัญญาณรังสีอินฟราเรด (Infrared: IR) และไม่มีโมดูลเชื่อมต่อเครือข่ายไร้สายในตัว ทำให้เป็นอุปสรรคต่อการบูรณาการเข้ากับระบบควบคุมอัตโนมัติส่วนกลาง งานวิจัยเรื่อง Design and Research of Infrared Remote Control Based on ESP8266 ของ Ali และ Bao (2021) ได้นำเสนอแนวทางการแก้ไขปัญหานี้ โดยการออกแบบระบบควบคุมเครื่องใช้ไฟฟ้าผ่านอุปกรณ์ส่งสัญญาณอินฟราเรดอัจฉริยะ ที่ทำงานบนไมโครคอนโทรลเลอร์ ESP8266 เพื่อทำหน้าที่เป็นสะพานเชื่อม ระหว่างเครือข่ายอินเทอร์เน็ตกับเครื่องปรับอากาศ ทำให้ระบบส่วนกลางสามารถส่งคำสั่งเปิด-ปิดและปรับอุณหภูมิได้ผ่านเครือข่าย Wi-Fi

ในทิศทางเดียวกัน งานวิจัยเรื่อง Universal infrared adapter for air conditioners ของ Mercier (2015) ได้ศึกษาสถาปัตยกรรมโปรโตคอลสัญญาณอินฟราเรดของเครื่องปรับอากาศ และสาธิตกระบวนการเรียนรู้และคัดลอกรหัสสัญญาณ (Signal Cloning) เพื่อสร้างเป็นตัวแปลงสัญญาณครอบจักรวาล กระบวนการนี้ช่วยให้

คอมพิวเตอร์สามารถสร้างและส่งชุดคำสั่งฐานสิบหก (IR Hex Codes) ไปควบคุมการทำงานของเครื่องใช้ไฟฟ้าทั่วไปได้โดยไม่ต้องพึ่งพารีโมตคอนโทรลของผู้ผลิต

งานวิจัยเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงกลยุทธ์ทางวิศวกรรมที่สำคัญในการปรับปรุงระบบเดิมให้มีความเป็นทันสมัย โดยไม่ต้องดัดแปลงวงจรไฟฟ้าภายในตัวเครื่อง ซึ่งสอดคล้องอย่างยิ่งกับสถาปัตยกรรมฮาร์ดแวร์ของโครงงานนี้ ที่ได้ประยุกต์ใช้อุปกรณ์ BroadLink RM4 mini มาทำหน้าที่เป็นตัวกลางในการสื่อสารระหว่างระบบปัญญาประดิษฐ์และเครื่องปรับอากาศ อุปกรณ์ดังกล่าวจะคอยรับคำสั่งควบคุมอุณหภูมิที่เป็นผลลัพธ์จากโมเดล Random Forest ผ่านเครือข่ายท้องถิ่น (Local Area Network) และแปลงเป็นรังสีอินฟราเรดเพื่อสั่งการเครื่องปรับอากาศในรูปแบบเวลาจริง ทำให้ระบบสามารถควบคุมสภาพแวดล้อมทางความร้อนได้อย่างเป็นอัตโนมัติและสมบูรณ์แบบ (Ali & Bao, 2021; Mercier, 2015)

2.8.5 การใช้ข้อมูลสังเคราะห์ ในการฝึกสอนแบบจำลอง (Synthetic Data)

ในการพัฒนาระบบควบคุมอาคารอัจฉริยะ ปัญหาสำคัญที่นักวิจัยมักพบคือความไม่เพียงพอของชุดข้อมูลจริง (Real-world Data) ที่ครอบคลุมทุกสภาวะแวดล้อม งานวิจัยเรื่อง BIM-Based Machine Learning Surrogate Models for Energy and Carbon Prediction to Support LEED Certification Evaluation ของ Magnavaca de Paula (2024) ได้นำเสนอแนวทางการแก้ปัญหานี้โดยใช้กระบวนการจำลองแบบพาราเมตริก (Parametric Simulation) เพื่อสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ สำหรับฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ซึ่งผลการทดสอบเปรียบเทียบพบว่า แบบจำลองป่าสุ่ม (Random Forest) มีประสิทธิภาพและให้ผลลัพธ์ความแม่นยำสูงที่สุด โดยงานวิจัยเน้นย้ำว่า "ความหลากหลาย" ของชุดข้อมูลพารามิเตอร์มีความสำคัญต่อการเรียนรู้ของแบบจำลองมากกว่าปริมาณข้อมูลเพียงอย่างเดียว

ในขณะเดียวกัน งานวิจัยเรื่อง Generating synthetic occupants for use in building performance simulation ของ Putra และคณะ (2021) ได้ประยุกต์ใช้หลักการทางสถิติและแบบจำลองโครงข่ายแบบเบย์ (Bayesian Networks) เพื่อสร้างข้อมูลจำลองพฤติกรรมการเข้าออกพื้นที่ของผู้ใช้งาน สำหรับป้อนเข้าสู่ระบบจำลองการประเมินประสิทธิภาพและพลังงานของอาคาร ซึ่งช่วยแก้ปัญหาด้านข้อจำกัดในการเก็บข้อมูลส่วนบุคคลและพฤติกรรมจริง

งานวิจัยเหล่านี้สะท้อนให้เห็นถึงการยอมรับในระดับสากลต่อกระบวนการสร้างข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data Generation) และการทำแบบจำลองตัวแทน (Surrogate Modeling) เพื่ออุดช่องโหว่และแก้ปัญหาข้อจำกัดในการเก็บข้อมูลจากสภาพแวดล้อมจริง แนวทางดังกล่าวสอดคล้องโดยตรงกับระเบียบวิธีวิจัย (Methodology) ในโครงงานนี้ ที่ได้ทำการเขียนโปรแกรมเพื่อจำลองชุดข้อมูลตัวแปรดัชนีชี้วัดความสบาย (OCI), อัตราการเปลี่ยนแปลงของการใช้งานพื้นที่ (Delta OCI), อุณหภูมิ และความชื้นสัมพัทธ์อย่างเป็นระบบ เพื่อนำมาใช้ฝึกสอน (Train) แบบจำลอง Random Forest Classifier ให้สามารถเรียนรู้และควบคุมการทำงานของระบบปรับอากาศได้อย่างครอบคลุมทุกสภาวะ โดยไม่จำเป็นต้องรบกวนผู้ใช้งานจริงในขั้นตอนการเก็บข้อมูล (Magnavaca de Paula, 2024; Putra et al., 2021)

2.8.6 สรุปและช่องว่างของงานวิจัย

จากการทบทวนวรรณกรรมและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง พบว่าความก้าวหน้าทางวิชาการในการพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศ (HVAC) อัจฉริยะ มักมุ่งเน้นไปที่การแก้ปัญหาในแต่ละองค์ประกอบอย่างเฉพาะเจาะจงและแยกส่วนกัน ยกตัวอย่างเช่น บางงานวิจัยมุ่งเน้นเพียงการสร้างสถาปัตยกรรมปัญญาประดิษฐ์เพื่อทำนายอุณหภูมิ บางงานวิจัยศึกษาเฉพาะการใช้คอมพิวเตอร์วิทัศน์เพื่อประเมินจำนวนผู้ใช้งาน หรือบางงานวิจัยมุ่งทดสอบการจำลองข้อมูลเพื่อวิเคราะห์การใช้พลังงาน

ข้อจำกัดสำคัญที่ยังคงเป็นช่องว่างทางงานวิจัย ในปัจจุบัน คือการขาดงานวิจัยที่มุ่งเน้น "การบูรณาการเทคโนโลยีขั้นสูงทั้งหมดเข้าด้วยกันอย่างครบวงจร " เพื่อสร้างระบบที่สามารถประมวลผลและสั่งการได้จริงในสภาพแวดล้อมทางกายภาพ โดยเฉพาะอย่างยิ่งข้อจำกัดในการนำระบบปัญญาประดิษฐ์ไปประยุกต์ใช้กับเครื่องใช้ไฟฟ้ารุ่นเก่าที่ไม่มีระบบเครือข่ายในตัว ซึ่งยังคงเป็นโครงสร้างพื้นฐานหลักในอาคารส่วนใหญ่

โครงงานนี้จึงได้รับการออกแบบมาเพื่อเติมเต็มช่องว่างทางวิชาการดังกล่าว ด้วยการนำเสนอสถาปัตยกรรมระบบควบคุมแบบวงปิด (Closed-loop Control System) ที่บูรณาการองค์ความรู้แบบข้ามสายวิชา (Cross-disciplinary) เข้าด้วยกันอย่างสมบูรณ์ ประกอบไปด้วย

(1) การใช้เทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์ (YOLO) วิเคราะห์ภาพเพื่อคำนวณดัชนีชี้วัดความสบาย (OCI) แบบเวลาจริง

(2) การใช้วิทยาการข้อมูลเพื่อสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ สำหรับฝึกสอนแบบจำลองโดยไม่รบกวนสิทธิส่วนบุคคล

(3) การประยุกต์ใช้แบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง เพื่อจำแนกและตัดสินใจเลือกโหมดการทำงานของเครื่องปรับอากาศ

(4) การบูรณาการวิศวกรรมฮาร์ดแวร์และการสื่อสาร เพื่อแปลงคำสั่งดิจิทัลเป็นสัญญาณควบคุมเครื่องปรับอากาศทั่วไป

บทที่ 3

ขั้นตอนในการดำเนินการ

ในบทนี้จะนำเสนอวิธีการและขั้นตอนการดำเนินงานในการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการจัดการพลังงานอัจฉริยะของเครื่องปรับอากาศด้วยเทคโนโลยีการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เพื่อให้การดำเนินงานเป็นไปอย่างมีระบบและสามารถบรรลุวัตถุประสงค์ของโครงงาน โครงสร้างเนื้อหาในบทนี้จึงได้รับการจัดระเบียบและแบ่งการนำเสนอออกเป็น 5 ส่วนหลัก ดังที่ปรากฏในแผนภาพบล็อก (Block Diagram) ซึ่งประกอบด้วยรายละเอียดดังต่อไปนี้

(1) เครื่องมือและสภาพแวดล้อมที่ใช้ในการพัฒนา รวบรวมและระบุรายละเอียดของอุปกรณ์ฮาร์ดแวร์ ซอฟต์แวร์ ไลบรารีที่เกี่ยวข้อง และสภาพแวดล้อมทางกายภาพที่จำเป็นต่อการสร้างและทดสอบระบบ

(2) การออกแบบระบบ นำเสนอภาพรวมของสถาปัตยกรรมระบบ อธิบายเส้นทางการไหลของข้อมูลและการควบคุม ตรรกะการตัดสินใจของระบบ ตลอดจนการออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้งาน

(3) ขั้นตอนการพัฒนาระบบ อธิบายกระบวนการพัฒนาเชิงวิศวกรรมในแต่ละระบบย่อยอย่างละเอียด ตั้งแต่กระบวนการรับภาพและประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์ การสร้างและเตรียมชุดข้อมูลสังเคราะห์ การฝึกสอนแบบจำลองการจำแนกประเภท ไปจนถึงการพัฒนาระบบควบคุมการส่งสัญญาณอินฟราเรด

(4) แผนการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพระบบ กำหนดเกณฑ์ชี้วัด และวิธีการทดสอบแบบครบวงจร เพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ ความหน่วงในการสั่งการ และเสถียรภาพการทำงานของระบบโดยรวม

(5) สรุปท้ายบท สรุปภาพรวมและผลลัพธ์จากกระบวนการพัฒนาทั้งหมดที่เกิดขึ้นในบทนี้ เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการนำระบบต้นแบบไปสู่ขั้นตอนการทดสอบและประเมินผลในบทถัดไป

3.1 เครื่องมือและสภาพแวดล้อมที่ใช้ในการพัฒนา

3.1.1 ด้านฮาร์ดแวร์

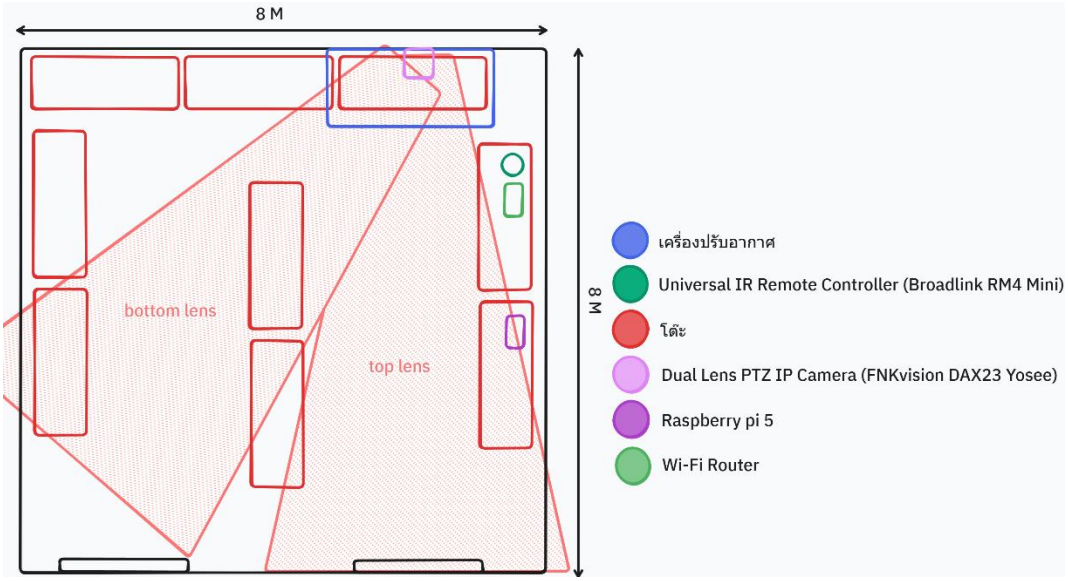
1. Raspberry pi 5
2. Universal IR Remote Controller (BroadLink RM4 mini)
3. Temperature and Humidity Sensor Accessory (HTS2 Sensor)
4. Dual Lens PTZ IP Camera (FNKvision DAX23)
5. Computer & Laptop

3.1.2 ด้านซอฟต์แวร์

1. Visual studio code
2. Streamlit (version 1.52)
3. Python (version 3.9)
4. Ultralytics (YOLOv11)
5. Scikit-learn
6. OpenCV (cv2)
7. PyTorch
8. Pandas
9. Broadlink Python Library
10. Optuna
11. XGBoost, LightGBM, CatBoost
12. Joblib

3.1.3 สภาพแวดล้อมทางกายภาพ

1. ขนาดห้อง 8 * 8 * 3 m
2. เครื่องปรับอากาศ (Unimaster)
3. Wi-Fi Router
4. ตำแหน่งการติดตั้ง
   4.1 Dual Lens PTZ IP Camera (FNKvision DAX23)
   4.2 Universal IR Remote Controller (BroadLink RM4 mini)
   4.3 Raspberry pi 5



รูปภาพที่ 21 ตำแหน่งการติดตั้งอุปกรณ์

3.2 การออกแบบระบบ

3.2.1 สถาปัตยกรรมของระบบ

1. องค์ประกอบหลักของระบบ

1.1) ศูนย์กลางการประมวลผลและแสดงผล

1.1.1) เป็นแกนหลักของระบบ ทำหน้าที่ประมวลผลข้อมูลทั้งหมดบนคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว Raspberry Pi 5 โดยทำหน้าที่เป็นเว็บแอปพลิเคชันเซิร์ฟเวอร์ที่พัฒนาด้วยเฟรมเวิร์ก Streamlit มีความรับผิดชอบหลัก 3 ประการ

(1) การรับข้อมูล รับข้อมูลสตรีมวิดีโอแบบเรียลไทม์จากกล้อง IP Camera

(2) การประมวลผล นำข้อมูลภาพและเซ็นเซอร์มาประมวลผลตามตรรกะที่กำหนด เช่น การใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์วิเคราะห์ภาพ หรือการตัดสินใจจากค่าอุณหภูมิ

(3) การสั่งการและแสดงผล สร้างหน้าจอส่วนต่อประสานกับผู้ใช้ เพื่อแสดงผลข้อมูลทั้งหมด และส่งคำสั่งควบคุมไปยัง BroadLink RM4 mini

1.2) หน่วยรับข้อมูลภาพ Dual Lens PTZ IP Camera (FNKvision DAX23 Yoosee)

1.2.1) หน้าที่ เป็นกล้อง IP Camera เลนส์คู่ที่ติดตั้งภายในพื้นที่เป้าหมาย ทำหน้าที่บันทึกภาพเคลื่อนไหวของสภาพแวดล้อมและส่งข้อมูลในรูปแบบของสตรีมวิดีโอผ่านเครือข่ายไร้สาย Wi-Fi ด้วยโปรโตคอล RTSP (Real-Time Streaming Protocol) มายังศูนย์กลางการประมวลผล Raspberry Pi 5 อย่างต่อเนื่องด้วยความหน่วงต่ำ เพื่อใช้ในการวิเคราะห์ภาพต่อไป

1.3) หน่วยควบคุมอุปกรณ์ภายนอกและตรวจวัดสภาพแวดล้อม Universal IR Remote Controller (BroadLink RM4 mini)

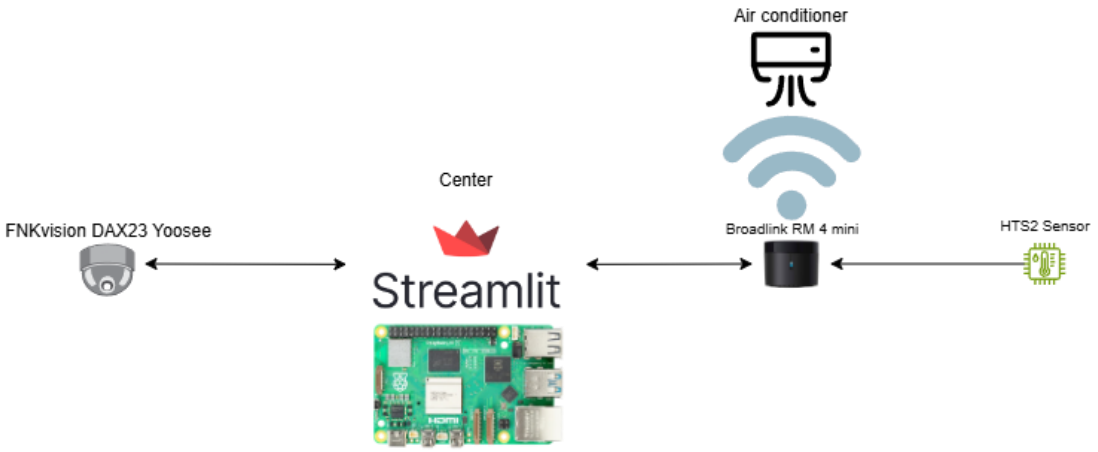
1.3.1) หน้าที่ หน่วยการทำงานนี้ทำหน้าที่หลัก 2 ประการที่สอดประสานกันแบบคู่ขนาน (Dual-functionality) เพื่อเชื่อมโยงโลกดิจิทัลเข้ากับสภาพแวดล้อมทางกายภาพ ดังนี้

(1) การเป็นเกตเวย์และสะพานเชื่อมคำสั่งควบคุม ตัวอุปกรณ์หลัก BroadLink RM4 mini ทำหน้าที่เป็นอุปกรณ์ควบคุมรีโมทอินฟราเรดครอบจักรวาล (Universal IR Remote Controller) ซึ่งเปรียบเสมือน "สะพาน" เชื่อมต่อระหว่างระบบเครือข่ายดิจิทัลกับเครื่องใช้ไฟฟ้าดั้งเดิม โดยระบบจะคอยรับคำสั่งควบคุม ที่ส่งมาจากแอปพลิเคชันส่วนกลาง (Streamlit Server) จากนั้นไมโครคอนโทรลเลอร์ภายในจะทำการประมวลผลและแปลงคำสั่งดิจิทัลเหล่านั้นให้กลายเป็นชุดรหัสสัญญาณรังสีอินฟราเรด (IR Hex Code) ที่ถูกต้องและส่งกระจายสัญญาณออกไปเพื่อควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศเป้าหมายในทันที

(2) การตรวจวัดสภาวะแวดล้อมแบบเรียลไทม์ ในด้านการรับข้อมูล หน่วยนี้ทำหน้าที่ตรวจวัดสภาวะอากาศภายในพื้นที่โดยอาศัยการทำงานของสายเคเบิลเซนเซอร์รุ่นอุปกรณ์เสริม HTS2 (Humidity and Temperature Sensor) ที่เชื่อมต่ออยู่ สายเคเบิลนี้ถูกออกแบบมาให้ทำหน้าที่ 2 อย่างพร้อมกัน คือเป็นทั้งสายจ่ายกระแสไฟ ให้กับ RM4 mini และมีกระเปาะเซนเซอร์ฝังอยู่เพื่อตรวจวัดค่าอุณหภูมิและความชื้นสัมพัทธ์ของอากาศโดยรอบแบบเรียลไทม์ ข้อมูลสภาพแวดล้อมที่วัดได้จะถูกส่งผ่าน RM4 mini กลับไปยัง Streamlit Server อย่างต่อเนื่องตามรอบเวลา เพื่อนำไปใช้เป็นตัวแปรนำเข้า (Input Features) ที่สำคัญในการประมวลผลและตัดสินใจของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ต่อไป

1.4) อุปกรณ์ปลายทางเป้าหมาย

1.4.1) หน้าที่ คือ เครื่องปรับอากาศที่ทำหน้าที่รับคำสั่งผ่านสัญญาณอินฟราเรด (IR) จาก BroadLink RM4 mini เพื่อปรับเปลี่ยนโหมดการทำงานและอุณหภูมิเป้าหมายตามผลการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ ซึ่งเป็นการตอบสนองต่อโหลดความร้อนและพฤติกรรมของผู้ใช้งานในพื้นที่อย่างเป็นรูปธรรม



รูปภาพที่ 22 แผนภาพแสดงสถาปัตยกรรมโดยรวมของระบบ

3.2.2 การไหลของข้อมูลและการควบคุม

การทำงานของระบบมีลำดับการไหลของข้อมูลและการควบคุมที่ชัดเจน

1) เส้นทางข้อมูลเข้า

1.1) กล้อง FNKvision DAX23 ส่งสตรีมวิดีโอไปยัง Streamlit Server

1.2) Broadlink RM4 mini อ่านค่าอุณหภูมิและความชื้นจาก HTS2 Sensor แล้วส่งหา Streamlit Server

2) การประมวลผลเพื่อสกัดข้อมูล (Processing & Feature Extraction)

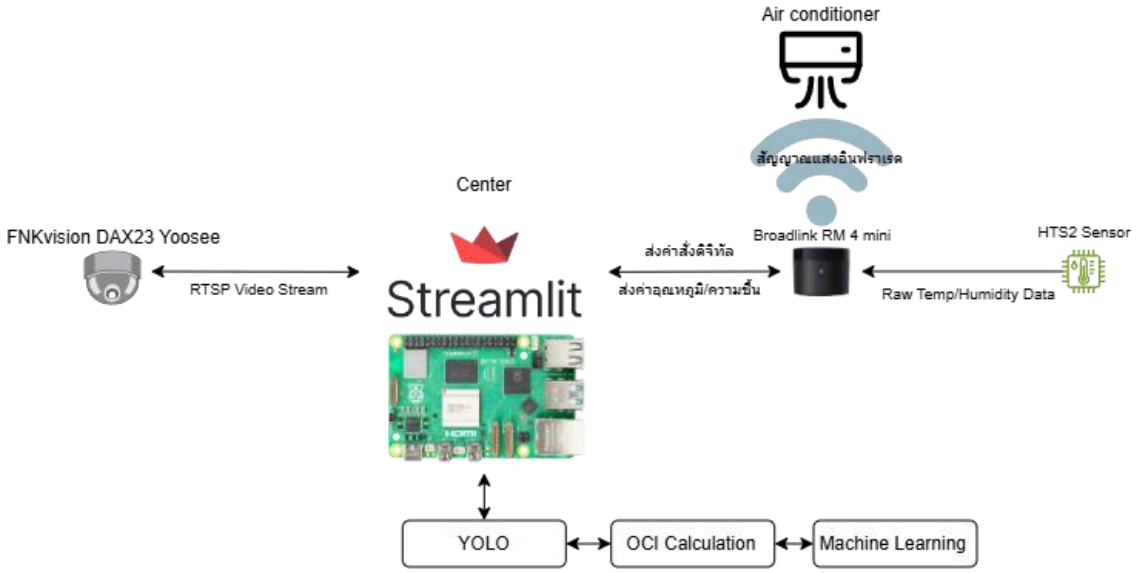
เมื่อ Streamlit ได้ข้อมูลดิบมาแล้ว จะส่งภาพเข้าโมเดล YOLO เพื่อแปลงเป็น "ตัวเลขจำนวนคน" และส่งเข้าสมการ OCI จากนั้นนำค่า OCI มาจับคู่กับอุณหภูมิและความชื้น เพื่อเตรียมเป็น "ตัวแปร (Features)" เข้าสู่โมเดลตัดสินใจ

3) เส้นทางคำสั่งควบคุม

2.1) เมื่อโมเดล AI ตัดสินใจได้แล้ว ระบบ Streamlit จะไปค้นหารหัสคำสั่งฐานสิบหก (IR Hex Code) ในคลังข้อมูล

2.2) จากนั้น Streamlit จะแพ็กเกจคำสั่งนั้นส่งผ่านเครือข่าย Wi-Fi ไปหา BroadLink RM4 mini

2.3) BroadLink RM4 mini จะทำหน้าที่แปลงโค้ดดิจิทัลนั้นให้เป็นสัญญาณแสงอินฟราเรด (IR Signal) ยิงออกไปยังเครื่องปรับอากาศ ถือเป็นการสิ้นสุดกระบวนการ 1 รอบ

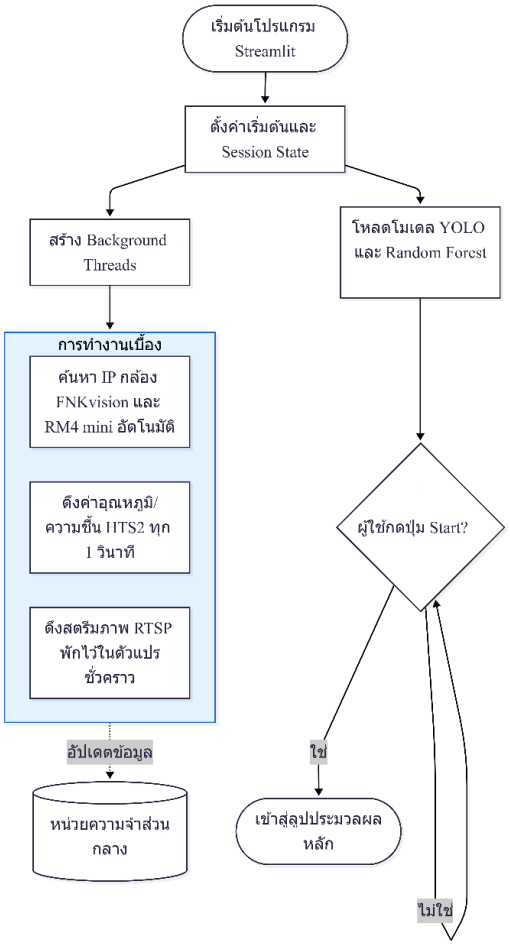


รูปภาพที่ 23 แผนภาพแสดงการไหลของข้อมูลและการควบคุม

3.2.3 ตรรกะการตัดสินใจและผังงานของระบบ

1) ส่วนเริ่มต้นระบบและการทำงานเบื้องหลัง

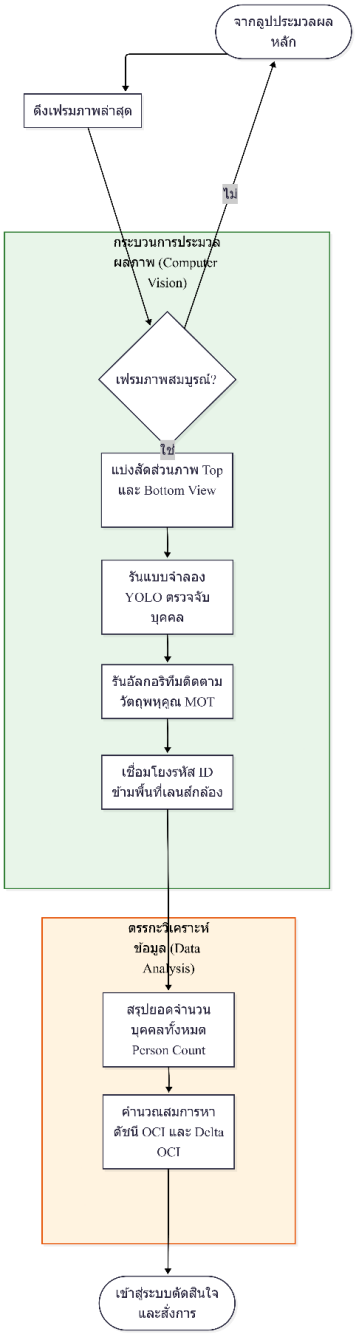
ในระยะเริ่มต้น เมื่อแอปพลิเคชัน Streamlit เริ่มทำงาน ระบบจะทำการตั้งค่าเริ่มต้นและโหลดแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (YOLO และ Random Forest) เข้าสู่หน่วยความจำ พร้อมกันนั้น ระบบจะสร้างสายการทำงานเบื้องหลัง จำนวน 3 สาย เพื่อทำหน้าที่ค้นหา IP ของอุปกรณ์อัตโนมัติ, ดึงสตรีมภาพจากกล้อง FNKvision, และสอบถามค่าอุณหภูมิ/ความชื้นจากเซ็นเซอร์ HTS2 อย่างต่อเนื่อง เพื่อเตรียมข้อมูลให้พร้อมสำหรับลูปการทำงานหลัก



รูปภาพที่ 24 แผนผังการทำงานส่วนเริ่มต้นระบบและการทำงานเบื้องหลัง

2) ส่วนประมวลผลภาพและวิเคราะห์ข้อมูล

เมื่อผู้ใช้กดปุ่ม Start ระบบจะเข้าสู่ลูปประมวลผลหลัก โดยเริ่มจากการดึงเฟรมภาพล่าสุดมาแบ่งสัดส่วน (Top/Bottom View) แล้วส่งเข้าสู่แบบจำลอง YOLO เพื่อตรวจจับบุคคล จากนั้นจะใช้อัลกอริทึมติดตามวัตถุพหุคูณ (MOT) เพื่อเชื่อมโยงรหัสประจำตัว (ID) ของบุคคลข้ามเลนส์กล้อง ข้อมูลจำนวนคนที่ได้จะถูกนำไปคำนวณผ่านสมการเพื่อหาค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (OCI) และอัตราการเปลี่ยนแปลง (Delta OCI)



รูปภาพที่ 25 แผนผังการทำงานส่วนประมวลผลภาพและวิเคราะห์ข้อมูล

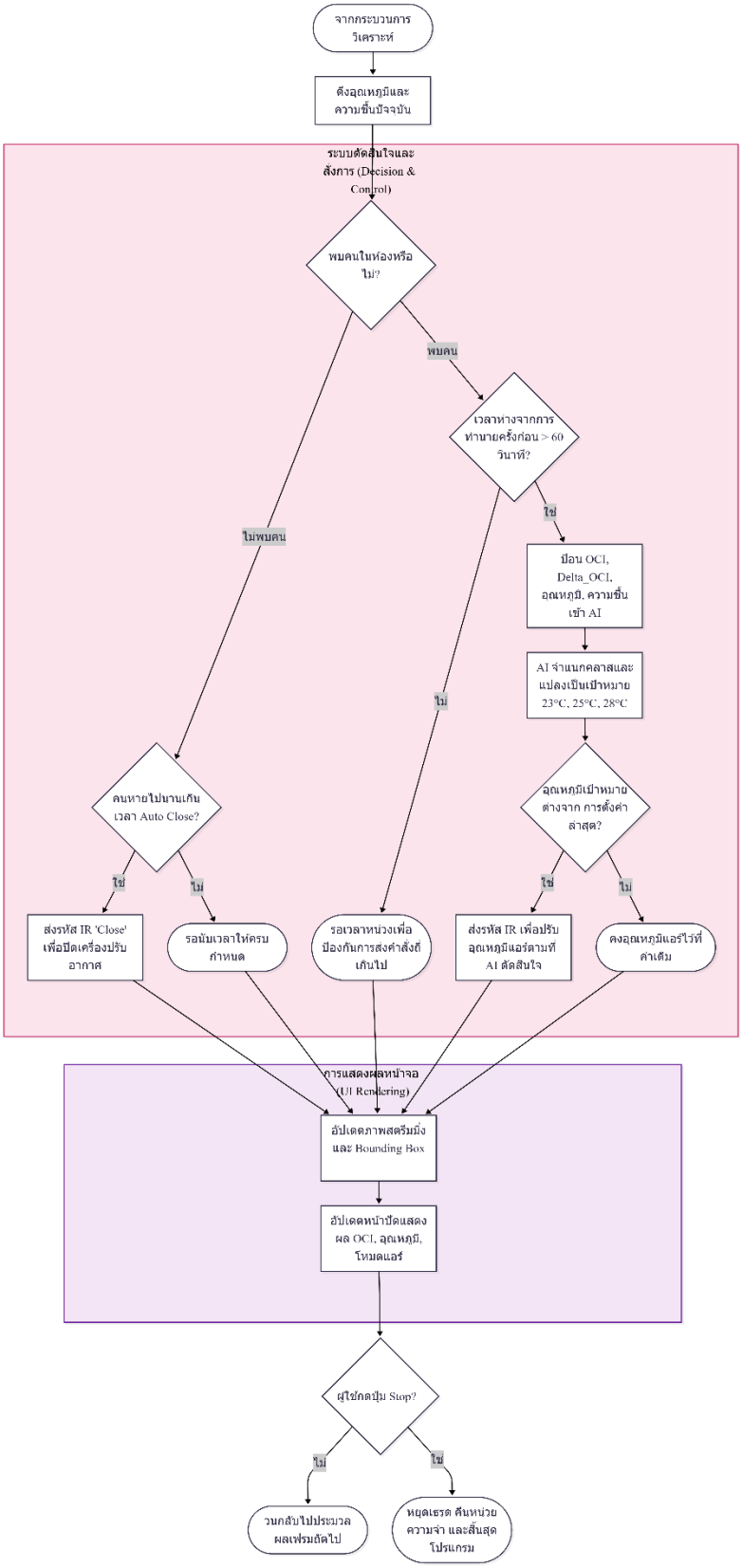
3) ส่วนตัดสินใจ สั่งการ และ แสดงผล

หลังจากได้ตัวแปรวิเคราะห์ครบถ้วน ระบบจะเข้าสู่ตรรกะการตัดสินใจสั่งการเครื่องปรับอากาศ โดยพิจารณาจากจำนวนคนในพื้นที่เป็นหลัก ดังนี้

3.1) กรณีไม่พบคน (Person Count = 0) ระบบจะเริ่มนับเวลาถอยหลัง หากไม่พบคนต่อเนื่องเกินเวลา Auto Close ที่กำหนดไว้ ระบบจะส่งสัญญาณ IR Command เพื่อ "ปิด (Close)" เครื่องปรับอากาศทันที

3.2) กรณีพบคนในพื้นที่ (Person Count > 0) ระบบจะมีกลไกหน่วงเวลา 60 วินาทีเพื่อป้องกันการส่งคำสั่งถี่เกินไป หากครบกำหนด ระบบจะนำตัวแปร [OCI, Delta OCI, อุณหภูมิ, ความชื้น] ป้อนเข้าสู่แบบจำลอง Classification Model เพื่อทำนายอุณหภูมิเป้าหมาย (23°C, 25°C หรือ 28°C) และส่งสัญญาณ IR เพื่อปรับอุณหภูมิแอร์ตามการตัดสินใจของ AI

3.3) การแสดงผล ในขั้นตอนสุดท้าย ระบบจะทำการอัปเดตภาพสตรีมมิ่งที่วาดกรอบ Bounding Box แล้วพร้อมกับอัปเดตตัวเลขแผงควบคุมบนหน้าจอเว็บแอปพลิเคชันให้เป็นปัจจุบัน แล้ว



รูปภาพที่ 26 แผนผังการทำงานส่วนตัดสินใจ สั่งการ และแสดงผล

4) ส่วนการบริหารจัดการทรัพยากรระบบ

เนื่องจากตัวระบบจำเป็นต้องประมวลผลสตรีมมิ่งวิดีโอความละเอียดสูงและรันแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ (YOLO) อย่างต่อเนื่องแบบเรียลไทม์บนฮาร์ดแวร์ขนาดเล็กอย่าง Raspberry Pi 5 ระบบจึงได้พัฒนากลไกการจัดการหน่วยความจำแบบอัตโนมัติ โดยระบบจะทำการล้างแคชข้อมูลขยะและคืนพื้นที่หน่วยความจำส่วนที่ไม่ได้ใช้งานในทุกๆ 10 วินาที กลไกเชิงป้องกันนี้มีความสำคัญอย่างยิ่งในการหลีกเลี่ยงภาวะหน่วยความจำรั่วไหลซึ่งช่วยรับประกันว่าระบบจะสามารถทำงานได้อย่างต่อเนื่องและมีเสถียรภาพสูงสุดในระยะยาว โดยไม่เกิดปัญหาเครื่องหน่วงหรือระบบล่ม

3.2.4 การออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้

ในส่วนนี้จะอธิบายถึงการออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้สำหรับระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะ ซึ่งพัฒนาขึ้นโดยใช้เฟรมเวิร์ก Streamlit โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ผู้ใช้สามารถตรวจสอบสถานะและควบคุมการทำงานของระบบได้อย่างสะดวกและเข้าใจง่าย

1) หลักการออกแบบ

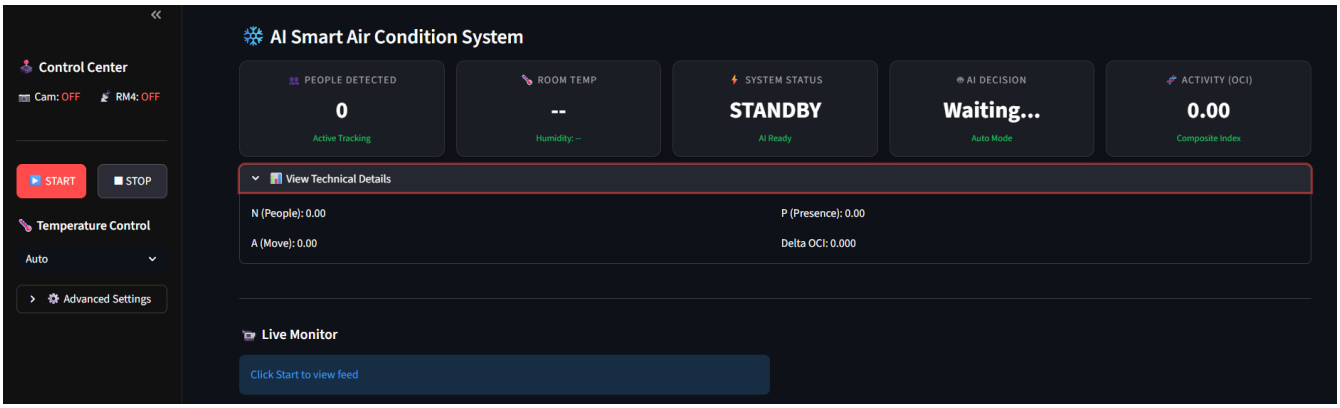
การออกแบบ UI ของระบบนี้คำนึงถึงหลักการสำคัญ

1.1) ความชัดเจน แสดงข้อมูลที่จำเป็นทั้งหมด เช่น ภาพจากกล้อง, อุณหภูมิ, และความชื้น อย่างชัดเจนและอ่านง่าย ผู้ใช้ควรรู้สถานะของระบบได้ในทันที

1.2) ความเรียบง่าย จัดวางองค์ประกอบต่างๆ อย่างเป็นระเบียบ ไม่ซับซ้อน เพื่อลดความสับสนและทำให้ผู้ใช้สามารถเรียนรู้วิธีการใช้งานได้อย่างรวดเร็ว

1.3) การให้ข้อมูลตอบกลับ เมื่อผู้ใช้ส่งคำสั่งควบคุม ระบบควรมีการแจ้งเตือนหรือแสดงสถานะเพื่อยืนยันว่าได้รับคำสั่งและกำลังดำเนินการแล้ว

2) โครงสร้างและองค์ประกอบของหน้าจอ



รูปภาพที่ 27 หน้าต่างของ Streamlit

2.1) ส่วนหัวเรื่อง AI Smart Air Condition System แสดงชื่อของระบบ

2.2) ส่วนแสดงผลข้อมูลสด

2.2.1) หน้าต่างแสดงภาพจากกล้อง แสดงภาพวิดีโอแบบเรียลไทม์ที่รับมาจากกล้อง FNKvision DAX23 โดยมี Live Monitor แสดง Top view และ Bottom view ของกล้อง

2.2.2) แสดงผลเซ็นเซอร์ Room temp แสดงค่าอุณหภูมิและความชื้นปัจจุบันที่วัดได้จากเซ็นเซอร์ HTS2 โดยมีการอัปเดตค่าเป็นระยะ

2.2.3) People Detection เป็นการแสดงจำนวนคนในที่ที่จับได้จากพื้นที่ของกล้องทั้งหมด

2.2.4) System status แสดงสถานะการทำงานของระบบ

2.2.5) Ai Decision แสดงสถานะของการทำงาน Model Classification ว่าทำงานอยู่หรือสถานะรอ Input

2.2.6) Activity (OCI) ผลการคำนวณจากการใช้งานของพื้น

2.2.7) View Technical Details ค่าตัวแปรก่อนที่จะคำนวณเป็นค่า OCI รวม

3) ส่วนควบคุมการทำงาน

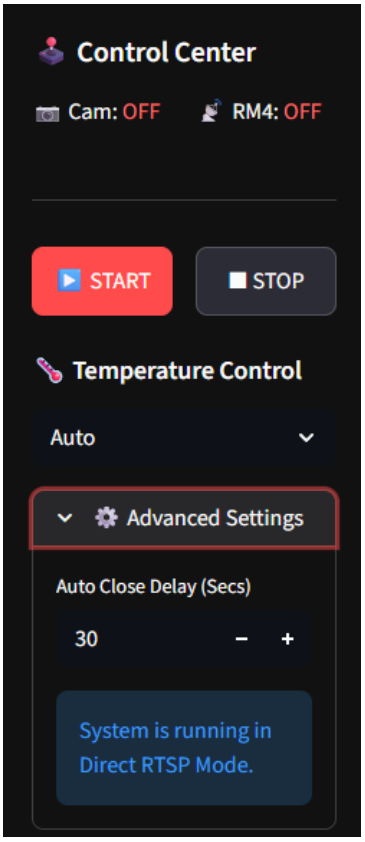
3.1) ปุ่ม Start / Stop การสั่งระบบทำงานทุกส่วน IP Camera , Model Classification , Sensor Temperature & Humidity , Processing

3.2) Auto Close การตั้งเวลาให้เครื่องปรับอากาศปิดแบบ Auto เมื่อไม่ตรวจจับเจอคนตามเวลาที่เรากำหนด

3.3) Temperature Control เป็นส่วนควบคุมที่ออกแบบมาเพื่อให้ผู้ใช้งานสามารถแทรกแซงการตัดสินใจของระบบปัญญาประดิษฐ์ ได้ตามความต้องการ โดยผู้ใช้สามารถเลือกโหมด "Auto" เพื่อให้ระบบ AI ทำหน้าที่ตัดสินใจ หรือสามารถกำหนดอุณหภูมิเป้าหมายด้วยตนเอง ตั้งแต่ 20℃ ถึง 28℃ รวมถึงสั่ง "ปิด (Close)" เครื่องปรับอากาศได้โดยตรงผ่านเมนูแบบเลื่อนลงบนหน้าจอ ซึ่งคำสั่งเหล่านี้จะถูกส่งไปยังอุปกรณ์ Broadlink RM4 mini เพื่อควบคุมแอร์ทันทีโดยข้ามผ่านเงื่อนไขของ AI ชั่วคราว

3.4) ส่วน Cam เป็นการหา Scan camera ในวง network ที่กล้องเชื่อมต่อถ้าเจอ IP ของกล้องแล้วจะเลือกใช้ IP ตัวนั้นในการสตรีมมิ่งภาพ สถานะจะเปลี่ยนจาก OFF เป็น ON

3.5) ส่วน Broadlink RM4 mini เป็นการหา Scan ตัวอุปกรณ์ RM4 mini ในวง network ที่ RM4 mini เชื่อมต่อถ้าเจอ IP ของกล้องแล้วจะเลือกใช้ IP ในการสั่งการยิง IR code กับ ดึงข้อมูล HTS2 ที่ใช้งานรวมกันกับ RM4 mini สถานะจะเปลี่ยนจาก OFF เป็น ON



รูปภาพที่ 28 หน้าต่างของ Streamlit ส่วนควบคุมการทำงาน

3.3 ขั้นตอนการพัฒนาระบบ

3.3.1 การพัฒนาระบบส่วนรับข้อมูลภาพและประมวลผลเบื้องต้น

ส่วนนี้เป็นการพัฒนาระบบย่อย ที่ทำหน้าที่รับสตรีมวิดีโอจากกล้อง IP Camera เพื่อส่งต่อให้ส่วนตรวจจับวัตถุทำการวิเคราะห์ เนื่องจากที่อยู่ไอพี ของอุปกรณ์ในเครือข่ายอาจมีการเปลี่ยนแปลง โครงการนี้จึงได้พัฒนาระบบการจัดการการเชื่อมต่อที่มีความยืดหยุ่นสูง โดยมีขั้นตอนการทำงานดังนี้

1) การสแกนเครือข่ายและค้นหาอุปกรณ์อัตโนมัติ

เมื่อระบบเริ่มต้นทำงาน ระบบจะสร้างสายการทำงานเบื้องหลัง เพื่อทำหน้าที่สแกนพอร์ต 554 สำหรับ RTSP และพอร์ต 80 สำหรับ BroadLink ในช่วงหมายเลขไอพีที่กำหนด เช่น 192.168.1.100 ถึง 110 อย่างต่อเนื่อง หากระบบค้นพบ IP ของกล้อง FNKvision DAX23 ระบบจะทำการยืนยันโปรโตคอล RTSP และจัดเก็บที่อยู่ไอพีเพื่อใช้ในการสตรีมภาพทันที ทำให้ผู้ใช้ไม่ต้องตั้งค่าไอพีแบบกำหนดเอง

2) การจัดการสตรีมวิดีโอด้วยมัลติเธรด

เพื่อป้องกันปัญหาการรอคอยข้อมูล ที่ทำให้หน้าจอแสดงผลค้าง ระบบจึงถูกออกแบบให้ดึงภาพด้วยเทคนิคมัลติเธรด คลาส VideoCaptureThread โดยเธรดเบื้องหลังจะทำหน้าที่ดึงเฟรมภาพจากโปรโตคอล RTSP

โดยตรงอย่างต่อเนื่อง นอกจากนี้ เพื่อลดความหน่วง ของภาพสตรีมมิ่งให้เหลือน้อยที่สุด ระบบได้มีการตั้งค่าพารามิเตอร์ของไลบรารีรับภาพ โดยบังคับใช้การส่งข้อมูลแบบ UDP พร้อมปิดการบัฟเฟอร์ภาพล่วงหน้า และเปิดโหมดความหน่วงต่ำ เพื่อให้ระบบสามารถวิเคราะห์ภาพและสถานการณ์ภายในห้องได้แบบเรียลไทม์อย่างแท้จริง พร้อมกันนี้ยังมีกลไกตรวจสอบข้อผิดพลาด หากเฟรมภาพเสียหายหรือขาดการเชื่อมต่อเกิน 50 เฟรม ระบบจะทำการรีเซ็ตและเชื่อมต่อสตรีมวิดีโอใหม่โดยอัตโนมัติ

3.3.2 การพัฒนาระบบส่วนตรวจจับวัตถุ

ระบบส่วนนี้มีหน้าที่รับผิดชอบในการวิเคราะห์สตรีมวิดีโอที่ได้รับจากส่วนรับข้อมูลภาพ เพื่อตรวจจับและระบุตำแหน่ง ของวัตถุที่สนใจ ซึ่งในโครงการนี้คือ "บุคคล" ข้อมูลที่ได้จากส่วนนี้ เช่น จำนวนบุคคล จะถูกใช้เป็นปัจจัยนำเข้าที่สำคัญสำหรับระบบส่วนทำนายผลในขั้นตอนถัดไป

ในการพัฒนานั้น โครงการนี้ได้เลือกใช้แนวทาง Transfer Learning โดยการนำแบบจำลองที่ผ่านการฝึกฝนมาแล้ว มาใช้งานโดยตรง แทนการสร้างและฝึกฝนแบบจำลองขึ้นมาใหม่ทั้งหมด วิธีการนี้มีข้อดีอย่างยิ่งในด้านการประหยัดเวลาและทรัพยากรในการคำนวณ อีกทั้งยังได้แบบจำลองที่มีความแม่นยำสูง เนื่องจากถูกฝึกฝนด้วยชุดข้อมูลขนาดใหญ่มหาศาลมาก่อนแล้ว

แบบจำลองที่เลือกใช้ YOLO (You Only Look Once)

แบบจำลองที่ถูกเลือกมาใช้งานคือ YOLO (You Only Look Once) ซึ่งเป็นสถาปัตยกรรมโครงข่ายประสาทเทียมแบบสังวัตนาการ (CNN) ที่มีชื่อเสียงด้านความสามารถในการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ ด้วยความเร็วและความแม่นยำที่สมดุลกัน โดยแบบจำลอง YOLO ที่นำมาใช้นี้ เป็นเวอร์ชันที่ได้รับการฝึกฝนล่วงหน้าบนชุดข้อมูล COCO (Common Objects in Context) ซึ่งเป็นชุดข้อมูลมาตรฐานที่มีวัตถุหลากหลายประเภท รวมถึงคลาส "person" ทำให้สามารถนำมาใช้งานในการตรวจจับบุคคลได้ทันทีโดยไม่ต้องมีการฝึกฝนเพิ่มเติม

ขั้นตอนการดำเนินงาน

1) การโหลดแบบจำลอง

เมื่อระบบเริ่มต้นระบบจะทำการโหลดสถาปัตยกรรมและค่าน้ำหนักของ YOLOv11 เข้าสู่หน่วยความจำ ผ่านฟังก์ชันของเฟรมเวิร์ก Streamlit เพื่อให้พร้อมต่อการใช้งาน

2) การอนุมานและการติดตามวัตถุ

เฟรมภาพที่ถูกปรับขนาด จะถูกส่งเข้าสู่แบบจำลอง โดยโครงการนี้ตั้งค่าความเชื่อมั่น ไว้ที่ 0.35 และกำหนดให้ตรวจจับเฉพาะคลาส 0 คือคลาสของคน จากนั้นระบบจะใช้ตัวติดตามวัตถุ เพื่อกำหนดรหัสประจำตัวให้กับบุคคลแต่ละคนอย่างต่อเนื่อง

3) การเชื่อมโยงข้อมูลข้ามเลนส์กล้อง

แต่เนื่องจากกล้องที่ใช้เป็นแบบเลนส์คู่ ซึ่งแสดงผลภาพมุมกว้างและมุมซูมบนเฟรมเดียวกัน โครงการนี้จึงได้พัฒนาอัลกอริทึมจัดการรหัสประจำตัวข้ามพื้นที่ โดยระบบจะบันทึกพิกัดจุดกึ่งกลาง ของบุคคลที่หายไปจาก

โซนภาพหนึ่ง และนำมาเทียบกับเวลา หากพบบุคคลใหม่ปรากฏขึ้นในโซนภาพที่เชื่อมต่อกัน ภายในเวลาไม่เกิน 3 วินาที ระบบจะผูกรหัสประจำตัวเดิม ให้กับบุคคลนั้นทันที ทำให้ระบบสามารถติดตามและนับจำนวนคนในห้องได้อย่างแม่นยำและไม่นับคนซ้ำ

การกรองและประมวลผลผลลัพธ์

ผลลัพธ์ดิบที่ได้จากการอนุมานจะถูกนำมาประมวลผลเพิ่มเติมเพื่อเพิ่มความแม่นยำ

3.1) กรองตามค่าความเชื่อมั่น ระบบจะคัดกรองเฉพาะผลลัพธ์ที่มีค่า Confidence Score สูงกว่าเกณฑ์ที่กำหนด เช่น > 0.5 เพื่อกำจัดผลการตรวจจับที่ไม่น่าเชื่อถือออกไป

3.2) กรองตามประเภทวัตถุ ระบบจะเลือกพิจารณาเฉพาะวัตถุที่ถูกระบุว่าเป็น 'person' เท่านั้น

3.3) นับจำนวน สุดท้าย ระบบจะนับจำนวนกรอบ Bounding Box ที่ผ่านเงื่อนไขทั้งหมด เพื่อสรุปเป็น "จำนวนบุคคลที่ตรวจพบ" ในเฟรมภาพนั้นๆ

รูปภาพที่ 29 การใช้ YOLO กับ รูปที่ได้จากกล้อง

4) การสกัดคุณลักษณะเพื่อประเมินดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่

หลังจากที่ระบบสามารถระบุจำนวนบุคคล (N) ได้อย่างแม่นยำแล้ว ข้อมูลพิกัดของกรอบ Bounding Box จากอัลกอริทึมติดตามวัตถุ (MOT Tracker) จะถูกนำมาประมวลผลต่อเพื่อหาค่าระดับกิจกรรม และคำนวณดัชนี OCI ดังนี้

4.1) การประเมินระดับกิจกรรม ระบบจะคำนวณจุดกึ่งกลาง ของกรอบ Bounding Box ของบุคคลแต่ละรหัส (ID) และเปรียบเทียบระยะการกระจัด ของพิกัดระหว่างเฟรมภาพปัจจุบันกับเฟรมภาพก่อนหน้า หากมีการเคลื่อนที่ของจุดกึ่งกลางมาก แสดงว่าบุคคลนั้นมีระดับกิจกรรมสูง เช่น เดิน หรือขยับตัวต่อเนื่อง ค่าการเคลื่อนที่เหล่านี้ของทุกคนในห้องจะถูกนำมาเฉลี่ยและแปลงให้อยู่ในสเกล 0.0 ถึง 1.0 เพื่อใช้เป็นตัวแปรระดับกิจกรรม (A)

4.2) การคำนวณค่า OCI และอัตราการเปลี่ยนแปลง นำตัวแปรจำนวนบุคคล (N) และตัวแปรระดับกิจกรรม (A) ที่สกัดได้จากภาพแบบเรียลไทม์ มาคำนวณผ่านสมการ OCI เพื่อให้ได้ค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่

รวมของห้อง นอกจากนี้ ระบบจะเก็บค่า OCI ของเฟรมก่อนหน้ามาเปรียบเทียบกับค่าปัจจุบัน เพื่อคำนวณหาอัตราการเปลี่ยนแปลง (Delta OCI)

4.3) การส่งต่อข้อมูล ค่าตัวแปร OCI และ Delta OCI ที่คำนวณเสร็จสิ้นจากระบบส่วนนี้ จะถูกจัดเก็บลงในตัวแปรสถานะส่วนกลางร่วมกับค่าอุณหภูมิและความชื้น เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการป้อนเข้าสู่ระบบส่วนทำนายผลขั้นตอนต่อไป

3.3.3 กระบวนการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data Generation Process)

ในการฝึกสอนแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ให้มีประสิทธิภาพและครอบคลุมทุกสถานการณ์ โครงงานได้นำกระบวนการสร้าง ชุดข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data) มาประยุกต์ใช้เพื่อทดแทนข้อจำกัดของการเก็บข้อมูลจริง ในระยะเริ่มต้น โครงงานได้ทดลองจำลองข้อมูลในรูปแบบอนุกรมเวลา (Time-series) แต่พบปัญหาข้อมูลรั่วไหล (Data Leakage) ซึ่งส่งผลให้แบบจำลองจดจำรูปแบบของเวลา (Temporal Patterns) มากกว่าการเรียนรู้ความสัมพันธ์ที่แท้จริงระหว่างตัวแปร

เพื่อแก้ปัญหาดังกล่าว ระบบจึงถูกปรับเปลี่ยนมาใช้วิธีการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ผ่านเทคนิคการจำลองแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) แบบอิสระ โดยทำการสุ่มสร้างข้อมูลสถานการณ์จำลองขึ้นมาจำนวน 100,000 รูปแบบ ที่ไม่มีความเกี่ยวเนื่องกันทางเวลา กระบวนการนี้ช่วยรับประกันว่าแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning Models) ได้แก่ Random Forest Classifier, XGBoost, LightGBM และ CatBoost จะสามารถเรียนรู้ความสัมพันธ์ของข้อมูลและทำนายผลได้อย่างแม่นยำครอบคลุมทุกสภาวะแวดล้อมที่เป็นไปได้ โดยมีการกำหนดสโคปของตัวแปรอิสระสำหรับการสุ่มข้อมูลสังเคราะห์ดังต่อไปนี้

(1) จำนวนผู้ใช้งานและพฤติกรรม ระบบจะทำการสุ่มตัวเลขจำนวนผู้ใช้งาน (N) แบบแจกแจงสม่ำเสมอ (Uniform Distribution) ตั้งแต่ 0 ถึง 40 คน การกำหนดเพดานสูงสุดที่ 40 คนนั้น อ้างอิงจากขนาดพื้นที่ทางกายภาพของห้องเป้าหมายในโครงงานที่มีขนาด 64 ตารางเมตร (8 x 8 เมตร) ซึ่งเมื่อรองรับผู้ใช้งานสูงสุดที่ 40 คน จะมีความหนาแน่นเฉลี่ยอยู่ที่ 1.6 ตารางเมตรต่อคน ซึ่งเป็นตัวเลขที่สอดคล้องกับมาตรฐานความหนาแน่นเชิงพื้นที่ของห้องเรียนหรือห้องประชุมทั่วไป ในขณะเดียวกัน ระดับกิจกรรมการเคลื่อนไหว (A) จะถูกสุ่มค่าค่าปัจจัยกิจกรรม เป็นตัวเลขทศนิยมในช่วง 0.0 ถึง 1.0 หากไม่มีคน กิจกรรมจะมีค่าเป็น 0

(2) การคำนวณ OCI นำจำนวนคนและกิจกรรมที่สุ่มได้ มาเข้าสมการ OCI ตามทฤษฎีที่ได้ออกแบบไว้ เพื่อให้ได้ค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่อย่างสมบูรณ์

(3) สภาพแวดล้อมภายในห้อง สุ่มค่าอุณหภูมิภายในห้อง Indoor Temperature ในช่วง 20.0 °C ถึง 36.0 °C และสุ่มความชื้นสัมพัทธ์ Indoor Humidity ในช่วง 45.0% ถึง 80.0%

(4) อัตราการเปลี่ยนแปลง OCI (Delta OCI) สุ่มค่าการกระจายตัวแบบปกติ โดยแปรผันตามสถานการณ์มีอยู่ของบุคคลในพื้นที่

1) การกำหนดเงื่อนไขทางตรรกะเพื่อสร้างป้ายกำกับ

เพื่อให้ชุดข้อมูลมีความสมจริงและสะท้อนถึงหลักการจัดการพลังงาน ระบบได้พัฒนาอัลกอริทึมจำแนกเงื่อนไข เพื่อประทับตราป้ายกำกับ Label โหมดอุณหภูมิเป้าหมาย โดยแบ่งระดับความหนาแน่นของดัชนี OCI ออกเป็น 3 ระดับ ได้แก่ ระดับน้อย (OCI <= 0.30), ระดับกลาง (OCI 0.31 - 0.55), และระดับมาก (OCI > 0.55) จากนั้นจึงใช้ตรรกะตัดสินใจแบ่งโหมดการทำงานออกเป็น 3 คลาส ดังต่อไปนี้

1.1) คลาส 0 (โหมด Eco กำหนดเป้าหมาย 28 °C)

1.1.1) เงื่อนไข ระบบจะจัดผลลัพธ์ให้อยู่ในคลาสนี้ทันที หากดัชนีประเมินการใช้งานพื้นที่ (OCI) อยู่ในเกณฑ์ "ระดับน้อย" เช่น ห้องว่าง หรือมีคนน้อยมากและนั่งนิ่ง

1.1.2) เหตุผล เพื่อบังคับให้ระบบเน้นการประหยัดพลังงานสูงสุด โดยไม่ต้องสนใจว่าอุณหภูมิหรือความชื้นภายนอกจะเป็นอย่างไร

1.2) คลาส 1 (โหมด Normal กำหนดเป้าหมาย 25 °C)

1.2.1) เงื่อนไข เป็นกลุ่มกรณีที่เหลือทั้งหมดที่ไม่ได้เข้าข่ายคลาส 0 หรือ 2 ซึ่งรวมถึงกรณีที่ดัชนี OCI อยู่ในเกณฑ์ "ระดับกลาง" หรือกรณีที่ OCI อยู่ในเกณฑ์ "ระดับมาก" แต่สภาพอากาศในห้องมีความเย็นสบายอยู่แล้ว อุณหภูมิ <= 24 ℃

1.2.2) เหตุผล เป็นโหมดเลี้ยงอุณหภูมิให้คงที่ตามมาตรฐานความสบายเชิงความร้อนทั่วไป ป้องกันไม่ให้ห้องเย็นเกินไปจนสิ้นเปลืองพลังงานแม้จะมีผู้ใช้งานจำนวนมากก็ตาม

1.3) คลาส 2 (โหมด High กำหนดเป้าหมาย 23 °C)

1.3.1) เงื่อนไข ระบบจะจัดผลลัพธ์ให้อยู่ในคลาสนี้ เมื่อดัชนี OCI อยู่ในเกณฑ์ "ระดับมาก" คนหนาแน่น หรือมีกิจกรรมสูง และ ต้องเผชิญกับสภาพแวดล้อมที่ อุณหภูมิสูงกว่า 26.0 ℃ หรือ ความชื้นสัมพัทธ์สูงกว่า 70.0% อย่างใดอย่างหนึ่ง

1.3.2) เหตุผล เป็นสภาวะวิกฤตที่พื้นที่ถูกใช้งานอย่างหนักและสภาพอากาศร้อนอบอ้าว จึงต้องสั่งให้เครื่องปรับอากาศเร่งทำความเย็นเพื่อชดเชยภาระความร้อน อย่างรวดเร็ว

	A	B	C	D	E
1	OCI	delta_OCI	temp_indoor	humi_indoor	ac_mode_class
2	0.4	-0.01	34.96	54.5	1
3	0.69	0.01	20.52	62.66	1
4	0.5	0.02	21.67	76.29	1
5	0.54	-0.03	28.3	70.94	1
6	0	0	29.13	68.74	0
7	0	0	34.79	74.24	0
8	0	0	29.71	72.48	0
9	0.53	0.01	20.74	77.9	1
10	0.33	0.03	24.95	56.47	1

รูปภาพที่ 30 ชุดข้อมูลสังเคราะห์

2) การแบ่งชุดข้อมูลและการฝึกสอน

ชุดข้อมูลสังเคราะห์ทั้งหมดจะถูกแบ่งออกเป็น 2 ส่วนด้วยอัตราส่วน 80:20 ได้แก่ ชุดข้อมูลสำหรับฝึกฝน Training Set 80% สำหรับสอนโมเดล Classification Model และชุดข้อมูลทดสอบ Testing Set 20% สำหรับวัดความแม่นยำ Accuracy จากนั้นทำการจัดเก็บแบบจำลองที่ผ่านการฝึกฝนแล้วให้อยู่ในรูปแบบไฟล์ .joblib เพื่อนำไปบูรณาการเข้ากับเว็บแอปพลิเคชัน Streamlit สำหรับใช้งานจริงต่อไป

3.3.4 การพัฒนาระบบส่วนทำนายผลด้วยการเรียนรู้ของเครื่อง

ส่วนนี้ถือเป็นแกนหลักในการตัดสินใจของระบบ โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่องการจำแนกประเภท สำหรับจำแนก "อุณหภูมิเป้าหมาย" ที่เหมาะสมที่สุด โดยอาศัยข้อมูลปัจจัยแวดล้อมต่างๆ แบบเรียลไทม์เป็นตัวแปรนำเข้า

ข้อมูลที่ใช้ในการพิจารณาประกอบด้วย

(1) ดัชนีการใช้งานพื้นที่สำหรับการควบคุม (Occupancy Context Index , OCI)

(2) ค่าการเปลี่ยนแปลงของดัชนีการใช้งานพื้นที่ของผู้ใช้อาคาร (Δoci)

(3) อุณหภูมิและความชื้นภายในอาคาร (temperature & humidity indoor)

ทั้งนี้ ในกระบวนการประมวลผลค่าตัวแปรเพื่อคำนวณ OCI ก่อนนำเข้าสู่แบบจำลอง ระบบได้ประยุกต์ใช้เทคนิคสมการ Exponential Moving Average (EMA) เข้ามาช่วยในการปรับเรียบข้อมูล ของตัวแปรจำนวนผู้ใช้งาน (N) และระดับกิจกรรม (A) เพื่อลดความผันผวนของค่าที่เกิดจากความคลาดเคลื่อนชั่วขณะของกล้อง ทำให้ค่าดัชนีมีความเสถียรมากขึ้น

1) การเลือกแบบจำลอง

เพื่อให้ได้แบบจำลองที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับชุดข้อมูลนี้ โครงการได้ทำการทดลองและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการจำแนกประเภทที่มีประสิทธิภาพสูง 4 รูปแบบ ดังนี้

1.1) Random Forest Classifier

1.2) XGBoost Classifier (Extreme Gradient Boosting)

1.3) LightGBM Classifier (Light Gradient Boosting Machine)

1.4) CatBoost Classifier (Categorical Boosting)

2) กระบวนการฝึกฝนและปรับจูนแบบจำลอง

กระบวนการพัฒนาแบบจำลองถูกออกแบบอย่างเป็นระบบโดยใช้ไลบรารี scikit-learn ร่วมกับเฟรมเวิร์ก Optuna เพื่อให้มั่นใจได้ถึงประสิทธิภาพและความน่าเชื่อถือ โดยมีขั้นตอนดังนี้

2.1) การเตรียมข้อมูลและสร้าง Pipeline

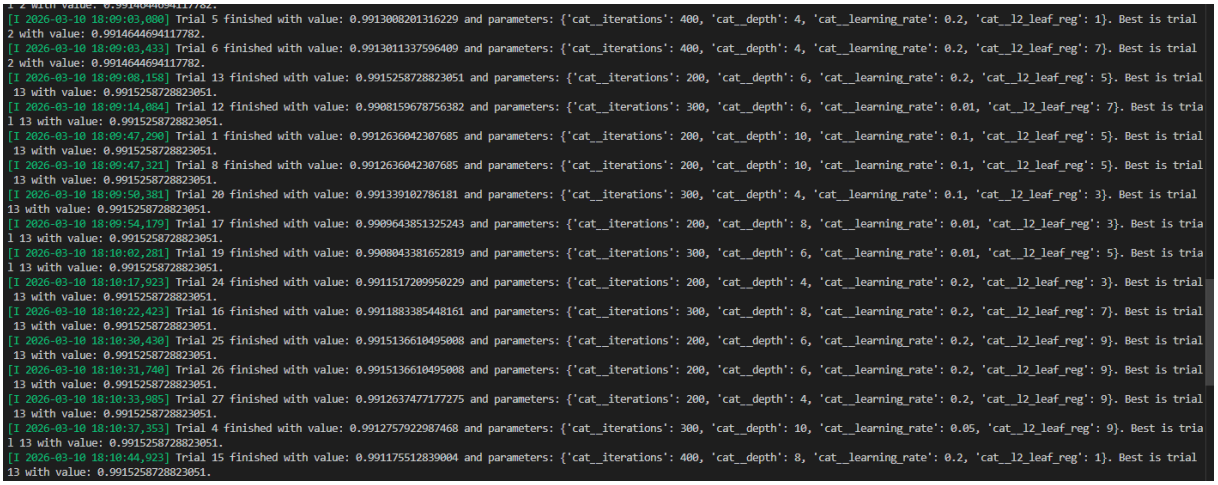
2.1.1) StandardScaler ถูกนำมาใช้ในการปรับมาตราส่วน ของข้อมูลนำเข้าทั้งหมดให้อยู่ในมาตรฐานเดียวกัน มีค่าเฉลี่ยเป็น 0 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 1 เพื่อลดความเหลื่อมล้ำของสเกลข้อมูลและเพิ่มเสถียรภาพในการเรียนรู้ของแบบจำลอง

2.1.2) Pipeline กระบวนการปรับมาตราส่วนและตัวแบบจำลองถูกรวมเข้าไว้ด้วยกันด้วย Pipeline เพื่อสร้างขั้นตอนการทำงานที่เป็นลำดับและป้องกันปัญหาข้อมูลรั่วไหล (Data Leakage) ระหว่างกระบวนการตรวจสอบความใช้ได้ข้ามสายพันธุ์ (Cross-Validation)

2.2) การปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์

2.2.1) เพื่อค้นหาชุดพารามิเตอร์ที่ดีที่สุดสำหรับแต่ละแบบจำลอง ได้มีการประยุกต์ใช้เทคนิค OptunaSearchCV ร่วมกับ RandomizedSearchCV ซึ่งเป็นไลบรารีเพิ่มประสิทธิภาพ ที่ช่วยค้นหาชุดพารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุดได้อย่างรวดเร็วและมีประสิทธิภาพกว่าการสุ่มแบบดั้งเดิม

2.2.2) StratifiedKFold ถูกนำมาใช้เป็นกลยุทธ์ในการแบ่งข้อมูลออกเป็น 5 ส่วน เนื่องจากชุดข้อมูลที่ใช้เป็นข้อมูลสังเคราะห์แบบสุ่มอิสระ การใช้ StratifiedKFold จะช่วยให้มั่นใจได้ว่าข้อมูลในแต่ละรอบการฝึกฝนและทดสอบมีสัดส่วนของคลาสเป้าหมายที่สมดุลและเป็นตัวแทนที่ดีของชุดข้อมูลทั้งหมด



```
[I 2026-03-10 18:09:03,080] Trial 5 finished with value: 0.9913008201316229 and parameters: {'cat__iterations': 400, 'cat__depth': 4, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 1}. Best is trial
2 with value: 0.9914644694117782.
[I 2026-03-10 18:09:03,433] Trial 6 finished with value: 0.9913011337596409 and parameters: {'cat__iterations': 400, 'cat__depth': 4, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 7}. Best is trial
2 with value: 0.9914644694117782.
[I 2026-03-10 18:09:08,158] Trial 13 finished with value: 0.9915258728823051 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 6, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 5}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:09:14,084] Trial 12 finished with value: 0.9908159678756382 and parameters: {'cat__iterations': 300, 'cat__depth': 6, 'cat__learning_rate': 0.01, 'cat__l2_leaf_reg': 7}. Best is tria
l 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:09:47,290] Trial 1 finished with value: 0.9912636042307685 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 10, 'cat__learning_rate': 0.1, 'cat__l2_leaf_reg': 5}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:09:47,321] Trial 8 finished with value: 0.9912636042307685 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 10, 'cat__learning_rate': 0.1, 'cat__l2_leaf_reg': 5}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:09:50,381] Trial 20 finished with value: 0.991339102786181 and parameters: {'cat__iterations': 300, 'cat__depth': 4, 'cat__learning_rate': 0.1, 'cat__l2_leaf_reg': 3}. Best is trial
13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:09:54,179] Trial 17 finished with value: 0.9909643851325243 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 8, 'cat__learning_rate': 0.01, 'cat__l2_leaf_reg': 3}. Best is tria
l 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:02,281] Trial 19 finished with value: 0.9908043381652819 and parameters: {'cat__iterations': 300, 'cat__depth': 6, 'cat__learning_rate': 0.01, 'cat__l2_leaf_reg': 5}. Best is tria
l 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:17,923] Trial 24 finished with value: 0.9911517209950229 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 4, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 3}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:22,423] Trial 16 finished with value: 0.9911883385448161 and parameters: {'cat__iterations': 300, 'cat__depth': 8, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 7}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:30,430] Trial 25 finished with value: 0.9915136610495008 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 6, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 9}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:31,740] Trial 26 finished with value: 0.9915136610495008 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 6, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 9}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:33,985] Trial 27 finished with value: 0.9912637477177275 and parameters: {'cat__iterations': 200, 'cat__depth': 4, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 9}. Best is trial
 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:37,353] Trial 4 finished with value: 0.9912757922987468 and parameters: {'cat__iterations': 300, 'cat__depth': 10, 'cat__learning_rate': 0.05, 'cat__l2_leaf_reg': 9}. Best is tria
l 13 with value: 0.9915258728823051.
[I 2026-03-10 18:10:44,923] Trial 15 finished with value: 0.991175512839004 and parameters: {'cat__iterations': 400, 'cat__depth': 8, 'cat__learning_rate': 0.2, 'cat__l2_leaf_reg': 1}. Best is trial
13 with value: 0.9915258728823051.
```

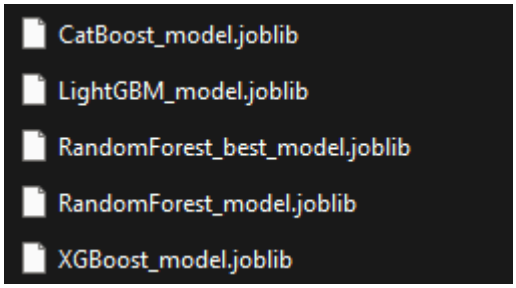
รูปภาพที่ 31 การใช้ OptunaSearchCV ช่วยค้นหาค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์

2.3) การประเมินและเลือกแบบจำลอง

2.3.1) แต่ละแบบจำลองจะถูกประเมินประสิทธิภาพโดยใช้ค่า เอฟวันสกอร์แบบถ่วงน้ำหนัก Weighted F1-Score เป็นตัวชี้วัดหลัก ร่วมกับการพิจารณาค่าความแม่นยำ Accuracy, ความรัดกุม Precision, และความครอบคลุม Recall แบบจำลองที่ให้ค่า F1-Score สูงสุดจากการประเมินผล จะถูกคัดเลือกให้เป็นแบบจำลองที่ดีที่สุดประจำระบบ

3) การบันทึกและนำแบบจำลองไปใช้งาน

หลังจากได้แบบจำลองที่ดีที่สุดพร้อมไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่ผ่านการปรับจูนแล้ว โครงสร้าง Pipeline ทั้งหมด ซึ่งรวมทั้ง StandardScaler และตัวแบบจำลองจะถูกบันทึก ลงในไฟล์ด้วยคำสั่ง joblib.dump ให้อยู่ในรูปแบบนามสกุล .joblib พร้อมทั้งจัดเก็บข้อมูลรายละเอียดเชิงประเมินผล Metadata เป็นไฟล์รูปแบบ JSON



รูปภาพที่ 32 ไฟล์ joblib

```
"model_name": "RandomForest",
"best_params": {
  "rf__n_estimators": 500,
  "rf__max_depth": 10,
  "rf__min_samples_split": 10,
  "rf__min_samples_leaf": 4,
  "rf__bootstrap": true
},
"metrics": {
  "accuracy": 0.992,
  "precision": 0.9920147971196431,
  "recall": 0.992,
  "f1_score": 0.992003920320339,
  "cv_mean": 0.9917410261329834,
  "cv_std": 0.0006943084929657516
},
"training_time": 131.4237926006317,
"features": [
  "OCI",
  "delta_OCI",
  "temp_indoor",
  "humi_indoor"
],
"timestamp": "2026-03-11 09:54:17"
```


รูปภาพที่ 33 ไฟล์ประเมินผล Metadata เป็นไฟล์รูปแบบ JSON

การนำไปใช้งานในการทำงานจริง แอปพลิเคชัน Streamlit จะทำการโหลดไฟล์ .joblib นี้ขึ้นมาเพียงครั้งเดียวเมื่อเริ่มการทำงาน จากนั้นเมื่อระบบได้รับตัวแปรนำเข้า ได้แก่ ดัชนีการใช้งานพื้นที่ (OCI), อัตราการเปลี่ยนแปลงการใช้งานพื้นที่ (Delta OCI), อุณหภูมิภายในห้อง (Temp_indoor), และความชื้นสัมพัทธ์ (Humi_indoor) แบบเรียลไทม์ ระบบจะนำข้อมูลเหล่านี้ป้อนเข้าสู่แบบจำลองเพื่อ จำแนกประเภทโหมดคลาสอุณหภูมิเป้าหมายออกมา ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกส่งต่อไปยัง "ระบบส่วนควบคุมเครื่องปรับอากาศ" เพื่อดำเนินการส่งรหัสสัญญาณอินฟราเรดในขั้นตอนสุดท้าย

3.3.5 การพัฒนาระบบส่วนควบคุมเครื่องปรับอากาศ

ระบบส่วนนี้เป็นส่วนปฏิบัติการ ซึ่งทำหน้าที่เป็นขั้นตอนสุดท้ายในวงจรการทำงานอัตโนมัติ โดยมีภารกิจหลักในการแปลงผลลัพธ์ดิจิทัลที่ได้จาก "ระบบส่วนทำนายผล" ให้กลายเป็นการกระทำทางกายภาพ นั่นคือการส่งสัญญาณควบคุมไปยังเครื่องปรับอากาศ

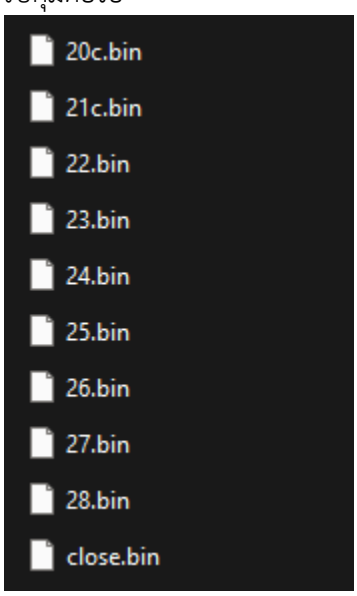
ในการพัฒนาระบบส่วนนี้ ได้เลือกใช้อุปกรณ์ Universal IR Remote Controller (BroadLink RM4 mini) ซึ่งเป็นอุปกรณ์ควบคุมรีโมทคอนโทรลอัจฉริยะ ที่สามารถเชื่อมต่อผ่านเครือข่าย Wi-Fi และมีความสามารถหลักสองประการที่ตอบโจทย์ของโครงการ คือ การเรียนรู้รหัสอินฟราเรด และ การส่งรหัสอินฟราเรด กระบวนการพัฒนาแบ่งออกเป็น 3 ขั้นตอนหลักดังนี้

1) การเรียนรู้และจัดเก็บฐานข้อมูลรหัสอินฟราเรด

1.1) เข้าสู่โหมดการเรียนรู้ ใช้ไลบรารี broadlink ของภาษา Python เพื่อส่งคำสั่งให้ RM4 mini เข้าสู่โหมดเตรียมพร้อมรับสัญญาณอินฟราเรดจากภายนอก

1.2) การบันทึกสัญญาณ นำรีโมทคอนโทรลของเครื่องปรับอากาศตัวจริง กดปุ่มคำสั่งที่ต้องการ เช่น เปิดเครื่อง, ตั้งอุณหภูมิ 25°C, ปรับความแรงพัดลม ชี้ไปยังอุปกรณ์ RM4 mini อุปกรณ์จะทำการดักจับและบันทึกรูปแบบของสัญญาณอินฟราเรดนั้นๆ

1.3) การจัดเก็บเป็นไฟล์ สัญญาณอินฟราเรดที่บันทึกได้จะอยู่ในรูปแบบของข้อมูลไบต์ ซึ่งจะถูกนำมาบันทึกจัดเก็บเป็นไฟล์ไบนารี .bin โดยแต่ละไฟล์จะแทนหนึ่งคำสั่งที่แตกต่างกัน การทำเช่นนี้เป็นการสร้าง "ฐานข้อมูล" หรือ "คลังคำสั่ง" สำหรับใช้ในการควบคุมต่อไป



รูปภาพที่ 34 ไฟล์ IRcode Remote

2) การเตรียมข้อมูลสู่หน่วยความจำ

เพื่อลดความหน่วง และหลีกเลี่ยงปัญหาคอขวดจากการดึงข้อมูลจากฮาร์ดดิสก์ ระหว่างการประมวลผลวิดีโอแบบเรียลไทม์ แอปพลิเคชัน Streamlit จะใช้กลไกการแคชข้อมูล โดยจะทำการอ่านข้อมูลไบต์จากไฟล์ .bin ทั้งหมดในคลังคำสั่ง โหลดเข้ามาเก็บไว้ในหน่วยความจำหลักตั้งแต่ระบบเริ่มทำงาน โดยจัดกลุ่มข้อมูลในรูปแบบโครงสร้างพจนานุกรม (Dictionary) ที่จับคู่ระหว่าง "คีย์คำสั่ง" เช่น ตัวเลข 24, 25 หรือข้อความ "Close" กับ "ชุดข้อมูลไบต์" ของอินฟราเรดนั้น ๆ

3) การส่งคำสั่งควบคุมตามผลการทำนาย

3.1) การเลือกคำสั่ง เมื่อระบบทำนายผลได้รับค่าอุณหภูมิเป้าหมายที่เหมาะสม เช่น 24 หรือตรรกะระบบสั่งการทำงาน เช่น สั่ง "Close" เมื่อไม่พบคนในห้องตามเวลาที่กำหนด ระบบจะนำค่าผลลัพธ์นั้นไปใช้เป็นคีย์เพื่อดึงชุดข้อมูลไบต์สัญญาณอินฟราเรดจากหน่วยความจำที่โหลดเตรียมไว้

3.2) การเชื่อมต่ออุปกรณ์ ระบบจะใช้ไลบรารี broadlink เพื่อสร้างการเชื่อมต่อผ่านเครือข่ายไปยังอุปกรณ์ RM4 mini โดยอ้างอิงจากที่อยู่ไอพี IP Address และหมายเลขแมค MAC Address ที่กวาดสแกนพบ จากนั้นจึงทำการยืนยันตัวตน เพื่อขอสิทธิ์การควบคุม

3.3) การส่งสัญญาณ ระบบจะเรียกใช้ฟังก์ชัน send_data() เพื่อส่งชุดข้อมูลไบต์รหัสอินฟราเรดที่เลือกไว้ออกไปยังอุปกรณ์ RM4 mini อุปกรณ์จะทำหน้าที่แปลงข้อมูลไบต์กลับไปเป็นสัญญาณแสงอินฟราเรดและยิงไปยังเครื่องปรับอากาศ ทำให้เครื่องปรับอากาศตอบสนองการทำงานตามการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์ได้ในทันที

3.3.6 การพัฒนาระบบส่วนตรวจจับอุณหภูมิและความชื้น

ระบบส่วนนี้ทำหน้าที่รวบรวมข้อมูลสภาพแวดล้อมที่สำคัญแบบเรียลไทม์จากภายในห้อง ได้แก่ อุณหภูมิแวดล้อม และ ความชื้นสัมพัทธ์ ซึ่งข้อมูลเหล่านี้เป็นปัจจัยนำเข้า หลักที่จำเป็นสำหรับกระบวนการประมวลผลและตัดสินใจของแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง Machine Learning

ในการพัฒนาระบบส่วนนี้ โครงการได้เลือกใช้อุปกรณ์ BroadLink RM4 mini ซึ่งทำงานร่วมกับสายอุปกรณ์เสริม HTS2 ที่รวมเซ็นเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้นไว้ในตัว การสื่อสารกับหน่วยนี้ถูกจัดการผ่านไลบรารี broadlink ภายในแอปพลิเคชันหลักของ Streamlit โดยมีการออกแบบสถาปัตยกรรมซอฟต์แวร์แบบทำงานคู่ขนาน Multi-threading เพื่อประสิทธิภาพสูงสุด ดังมีขั้นตอนการดำเนินงานต่อไปนี้

1) ขั้นตอนการดำเนินงาน

1.1) การค้นหาและเชื่อมต่ออุปกรณ์อัตโนมัติ ระบบจะใช้สายการทำงานเบื้องหลัง (Background Thread) ในการกวาดสแกนเครือข่ายเพื่อค้นหาที่อยู่ไอพี ของอุปกรณ์ RM4 mini โดยอัตโนมัติ เมื่อตรวจพบอุปกรณ์ ระบบจะนำ IP และ MAC Address ที่ได้ไปตั้งค่าให้กับคลาสจัดการเซ็นเซอร์ ซึ่งช่วยแก้ปัญหาความยุ่งยากจากการต้องระบุค่าไอพีแบบคงที่ ในกรณีที่เราเตอร์มีการเปลี่ยนหมายเลขไอพี

1.2) การประมวลผลเบื้องหลังและการยืนยันตัวตน เพื่อป้องกันไม่ให้กระบวนการดึงข้อมูลเซ็นเซอร์ทำให้หน้าจอเว็บแอปพลิเคชันเกิดอาการค้าง ระบบได้ออกแบบคลาส BackgroundSensorUpdater ให้ทำงานแยกส่วนในเธรดเบื้องหลัง โดยเมื่อเริ่มเชื่อมต่อ ระบบจะเรียกใช้เมธอด device.auth() เพื่อยืนยันตัวตนและสร้างเซสชันการเชื่อมต่อที่ปลอดภัยกับอุปกรณ์

1.3) การดึงข้อมูลตามรอบเวลา เธรดเบื้องหลังจะทำหน้าที่วนลูปเรียกใช้ฟังก์ชัน device.check_sensors() เพื่อส่งคำสั่งสอบถามค่าอุณหภูมิและความชื้นจากเซ็นเซอร์ HTS2 อย่างต่อเนื่องตามรอบเวลาที่กำหนด เช่น ทุกๆ 1 วินาที ทำให้ระบบมีข้อมูลสภาพแวดล้อมที่สดใหม่ตลอดเวลา

1.4) การสกัดและจัดเก็บข้อมูลส่วนกลาง ผลลัพธ์จากเซ็นเซอร์จะถูกส่งกลับมาในรูปแบบดิกชันนารีที่มีคู่คีย์-ค่า เช่น {'temperature': 26.5, 'humidity': 55.8} สคริปต์จะทำการแยกวิเคราะห์ เพื่อสกัดเฉพาะค่าตัวเลขออกมา และจัดเก็บลงในตัวแปรสถานะส่วนกลาง เพื่อให้ส่วนแสดงผล UI และส่วนทำนายผล AI สามารถดึงข้อมูลชุดนี้ไปใช้งานร่วมกับดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ OCI ได้ในทันที

3.4 แผนการทดสอบและประเมินประสิทธิภาพระบบ

เพื่อให้มั่นใจว่าระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้อย่างถูกต้อง ครบถ้วน และมีประสิทธิภาพตามวัตถุประสงค์ที่วางไว้ จึงได้มีการกำหนดแผนการทดสอบและเกณฑ์การประเมินผลขึ้น โดยมุ่งเน้นการประเมินประสิทธิภาพของระบบแบบครบวงจร ตั้งแต่การรับข้อมูลภาพ การประมวลผลด้วยปัญญาประดิษฐ์ ไปจนถึงการสั่งการฮาร์ดแวร์ โดยแบ่งการทดสอบและเกณฑ์ชี้วัดออกเป็นดังนี้

3.4.1 แผนการทดสอบการทำงานของระบบแบบครบวงจร

1) การทดสอบฮาร์ดแวร์กล้องกับ Universal IR Remote การเชื่อมต่อกับระบบ Streamlit

1.1) วัตถุประสงค์ เพื่อทดสอบความเสถียรและเวลาตอบสนองในการเชื่อมต่อกล้องกับ Universal IR Remote เข้ากับเว็บแอปพลิเคชัน Streamlit

1.2) วิธีการทดสอบ ทำการรันระบบ Streamlit เชื่อมต่อกล้อง และ Universal IR Remote ทำการจับเวลาตั้งแต่ระบบเริ่ม Scan จนภาพปรากฏบนหน้าจอ

1.3) ผลที่คาดหวัง อุปกรณ์ทั้งสอง กล้อง กับ Universal IR Remote สามารถเชื่อมต่อกับ Streamlit ได้

2) ความหน่วงในการสั่งการของ Universal IR Remote

2.1) วัตถุประสงค์ เพื่อตรวจสอบเวลาในการส่งคำสั่ง IR กับ Streamlit ไปเครื่องปรับอากาศ

2.2) วิธีการทดสอบ

2.2.1) สั่งการยิงสัญญาณ IR ผ่านระบบ Streamlit และจับเวลา ตั้งแต่กดสั่งการจนถึงเวลาที่อุปกรณ์ IR ยิงสัญญาณออกไปจริง

2.3) ผลที่คาดหวัง ระบบสามารถเชื่อมต่อ IR ได้สำเร็จ และมีความหน่วงเวลา จากการสั่งการจนถึงการยิงสัญญาณที่ต่ำและตอบสนองได้ทันที

3) การทดสอบประสิทธิภาพการตรวจจับของ YOLO

3.1) วัตถุประสงค์ เพื่อประเมินความแม่นยำ อัตราเฟรมเรต และการบริโภคทรัพยากรเมื่อใช้งานโมเดล YOLO ในบริบทของห้องจริง

3.2) วิธีการทดสอบ

3.2.1) อัตราเฟรมเรต ความลื่นไหลของการประมวลผลภาพ

3.2.2) การบริโภคทรัพยากร เปอร์เซ็นต์การใช้งาน CPU และ RAM ของเครื่อง

3.2.3) ความแม่นยำในการตรวจจับ เปรียบเทียบจำนวนคนที่ระบบตรวจจับได้กับจำนวนคนจริงในห้องในสภาวะต่างๆ

3.3) ผลที่คาดหวัง YOLO สามารถตรวจจับบุคคลในบริบทห้องได้อย่างแม่นยำ โดยรักษาค่า FPS ให้อยู่ในระดับที่ใช้งานได้จริง และไม่ดึงทรัพยากรเครื่องจนเกิดอาการค้าง

4) การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนกบน Raspberry Pi 5

4.1) เพื่อทดสอบความแม่นยำและเวลาในการทำนาย ของแบบจำลอง AI เมื่อนำไปใช้งานจริงบนบอร์ด Raspberry Pi 5

4.2) วิธีการทดสอบ นำชุดข้อมูลทดสอบ (Test Set) ป้อนเข้าสู่โมเดล Classification ที่รันอยู่บน Raspberry Pi 5 ทำการบันทึก

4.2.1) ความแม่นยำในการจำแนกผลลัพธ์

4.2.2) เวลาที่ใช้ในการทำนายผลต่อ 1 ครั้ง

4.3) ผลที่คาดหวัง โมเดลสามารถจำแนกผลลัพธ์ได้อย่างถูกต้องแม่นยำ และใช้เวลาในการประมวลผลคำตอบบน Raspberry Pi 5 ได้อย่างรวดเร็ว เหมาะสมกับการทำงานแบบ Real-time

3.4.2 เกณฑ์และตัวชี้วัดประสิทธิภาพ

เพื่อให้การประเมินผลเป็นไปตามมาตรฐาน ได้กำหนดเกณฑ์ชี้วัดเชิงปริมาณดังนี้

1) เกณฑ์ด้านฮาร์ดแวร์และระบบ

1.1) เวลาในการเชื่อมต่อกล้องและ IR ใช้เวลาในการสแกนและเชื่อมต่อเข้ากับระบบ Streamlit ไม่เกิน 5-10 วินาที

1.2) ความหน่วงของคำสั่ง IR ระยะเวลาตั้งแต่ระบบ หรือผู้ใช้บน Streamlit สั่งการ จนถึงอุปกรณ์ IR ยิงสัญญาณออกไป ควรใช้เวลาไม่เกิน 2-3 วินาที

2) เกณฑ์ด้านการตรวจจับภาพ

2.1) ความแม่นยำในการตรวจจับ โมเดลสามารถตรวจจับบุคคลในบริบทห้องเรียน/ห้องทำงาน ได้ถูกต้องไม่น้อยกว่า 90%

2.2) อัตราเฟรมเรต และทรัพยากร ระบบสามารถรักษาความเร็วในการประมวลผลภาพได้ไม่ต่ำกว่า 5 FPS และมีการใช้ทรัพยากร ไม่เกินขีดจำกัดที่ทำให้ระบบล่ม

3) เกณฑ์ด้านปัญญาประดิษฐ์บน Raspberry Pi 5

3.1) ความแม่นยำในการจำแนก แบบจำลองมีค่าความแม่นยำจากการทำนายชุดข้อมูลทดสอบไม่น้อยกว่า 90%

3.2) เวลาในการทำนาย แบบจำลองใช้เวลาในการคำนวณและตัดสินใจจำแนกผลลัพธ์ต่อ 1 รอบ ไม่เกิน 1-2 วินาที บนบอร์ด Raspberry Pi 5

3.5 สรุปท้ายบท

บทนี้ได้นำเสนอถึงกระบวนการออกแบบและพัฒาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะโดยละเอียด เริ่มตั้งแต่การวางสถาปัตยกรรมของระบบแบบรวมศูนย์ โดยมีเว็บแอปพลิเคชัน Streamlit เป็นแกนกลาง การออกแบบส่วนต่อประสานกับผู้ใช้ เพื่อการแสดงผลสถานะแบบเรียลไทม์ ไปจนถึงกระบวนการรวบรวมและเตรียมชุดข้อมูลสำหรับการฝึกสอนแบบจำลองการเรียนรู้ของเครื่อง นอกจากนี้ ยังได้อธิบายถึงขั้นตอนการพัฒนาทางเทคนิคของระบบย่อยทั้ง 4 ส่วน ได้แก่ ส่วนรับข้อมูลภาพและเซ็นเซอร์, ส่วนตรวจจับและติดตามวัตถุ, ส่วนทำนายผลการตัดสินใจ, และส่วนควบคุมเครื่องปรับอากาศ รวมถึงได้กำหนดแผนการทดสอบแบบครบวงจรและเกณฑ์การประเมินประสิทธิภาพ เพื่อใช้ในการตรวจสอบความสมบูรณ์ของระบบในขั้นตอนต่อไป

กระบวนการพัฒนาที่กล่าวมาทั้งหมดได้ถูกออกแบบให้ทำงานสอดประสานกันเป็นระบบเดียวที่สมบูรณ์ โดยเริ่มต้นจากการรับสตรีมวิดีโอผ่านโปรโตคอล RTSP และการดึงข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นจากเซ็นเซอร์เข้าสู่ระบบ จากนั้นข้อมูลภาพจะถูกวิเคราะห์เพื่อนับจำนวนบุคคลและประเมินระดับกิจกรรมด้วยแบบจำลอง YOLOv11 ก่อนจะนำไปคำนวณเป็นค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (OCI) ข้อมูลบริบททั้งหมดจะถูกส่งต่อไปยังแบบจำลองการจำแนกประเภท ด้วยอัลกอริทึม LightGBM ที่ผ่านการฝึกสอนมาเพื่อทำนายโหมดอุณหภูมิเป้าหมายที่เหมาะสมที่สุด ท้ายที่สุด ผลการตัดสินใจของปัญญาประดิษฐ์จะถูกแปลงเป็นคำสั่งทางกายภาพผ่านอุปกรณ์ BroadLink RM4 mini เพื่อควบคุมเครื่องปรับอากาศให้ทำงานได้จริงตามเงื่อนไขที่กำหนด ซึ่งกระบวนการทั้งหมดนี้ทำให้ได้ระบบต้นแบบ (Prototype) ที่มีศักยภาพและพร้อมสำหรับการนำไปทดสอบประเมินประสิทธิภาพในบทถัดไป

บทที่ 4

ผลการดำเนินการ

4.1 ผลการการทำงานของระบบ

ในหัวข้อนี้จะนำเสนอภาพรวมและผลลัพธ์เชิงประจักษ์ที่ได้จากการพัฒนาระบบปัญญาประดิษฐ์เพื่อการจัดการพลังงานอัจฉริยะของเครื่องปรับอากาศ ซึ่งเป็นการแปลงขั้นตอนการออกแบบสถาปัตยกรรมจากบทที่ 3 ให้กลายเป็นระบบที่สามารถปฏิบัติการได้จริงอย่างสมบูรณ์ การนำเสนอผลลัพธ์ในส่วนนี้จะมุ่งเน้นไปที่ ผลการพัฒนาระบบและแบบจำลอง ซึ่งถือเป็นโครงสร้างพื้นฐานหลักของโครงงาน โดยมีการจัดระเบียบเนื้อหาออกเป็น 2 ส่วนหลัก

ส่วนที่ 1 ผลการพัฒนาระบบส่วนติดต่อผู้ใช้งานและการควบคุมฮาร์ดแวร์ นำเสนอความสำเร็จในการเชื่อมโยงการทำงานระหว่างซอฟต์แวร์และอุปกรณ์ทางกายภาพ ประกอบด้วย ผลการพัฒนาหน้าจอเว็บแอปพลิเคชัน ที่ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการตรวจสอบและบริหารจัดการระบบ ผลการเรียนรู้และจัดเก็บคลังคำสั่งสัญญาณอินฟราเรด เพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการควบคุมเครื่องปรับอากาศเป้าหมาย ตลอดจนผลลัพธ์ของการดึงข้อมูลสภาพแวดล้อมแบบเรียลไทม์ ซึ่งทำหน้าที่เป็นข้อมูลนำเข้าที่สำคัญในกระบวนการประมวลผลของระบบ

ส่วนที่ 2 ผลการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์และพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ นำเสนอความสำเร็จในกระบวนการทางวิศวกรรมข้อมูลและการเรียนรู้ของเครื่อง เนื้อหาในส่วนนี้ครอบคลุมตั้งแต่ ผลการสร้างชุดข้อมูลตัวแทนด้วยเทคนิคการจำลองแบบมอนติคาร์โล (Monte Carlo Simulation) ผลลัพธ์จากการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning) เพื่อดึงประสิทธิภาพสูงสุดของอัลกอริทึม ไปจนถึงผลการจัดเก็บแบบจำลอง ให้อยู่ในรูปแบบแฟ้มข้อมูลที่พร้อมสำหรับการนำไปติดตั้งและปฏิบัติการจริงบนคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว

4.2 ผลการพัฒนาระบบและแบบจำลอง

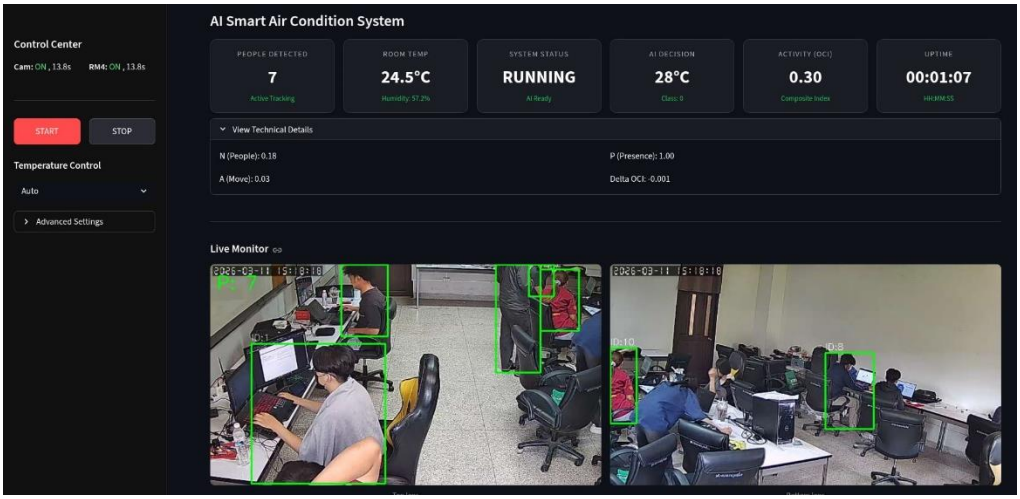
4.2.1 ผลการพัฒนาระบบส่วนติดต่อผู้ใช้งานและการควบคุมฮาร์ดแวร์

1) ผลการพัฒนาหน้าจอเว็บแอปพลิเคชัน

จากการพัฒนาระบบส่วนติดต่อผู้ใช้งานด้วยเฟรมเวิร์ก Streamlit บนคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว Raspberry Pi 5 ผลลัพธ์ที่ได้คือหน้าจอศูนย์กลางการควบคุม ที่สามารถทำงานบนเครือข่ายท้องถิ่นได้อย่างสมบูรณ์แบบ โดยหน้าเว็บแอปพลิเคชันถูกออกแบบมาให้ตอบสนองแบบเรียลไทม์และมีความเป็นมิตรต่อผู้ใช้งาน ซึ่งประกอบด้วยผลการทำงานในส่วนต่างๆ ดังนี้

1.1) ผลการพัฒนาส่วนแสดงผลภาพและติดตามวัตถุ ระบบสามารถดึงภาพสตรีมมิงจากกล้อง Dual Lens มาแสดงผลบนหน้าเว็บแอปพลิเคชันได้อย่างต่อเนื่อง โดยสามารถวาดกรอบสีเขียว (Bounding Box)

และแสดงจำนวนบุคคลที่ปัญญาประดิษฐ์ (YOLOv11) ตรวจจับได้แบบเรียลไทม์ซ้อนทับลงบนวิดีโอ ซึ่งแสดงให้เห็นถึงความสำเร็จในการบูรณาการระบบคอมพิวเตอร์วิทัศน์เข้ากับส่วนแสดงผล



รูปภาพที่ 35 หน้าจอเว็บแอปพลิเคชันขณะแสดงผลสตรีมมิงวิดีโอ

1.2) ผลการพัฒนาแผงหน้าปัดแสดงสถานะ ระบบสามารถรับข้อมูลและแสดงผลค่าตัวแปรสำคัญต่างๆ ได้อย่างถูกต้องและเป็นปัจจุบัน ประกอบด้วย

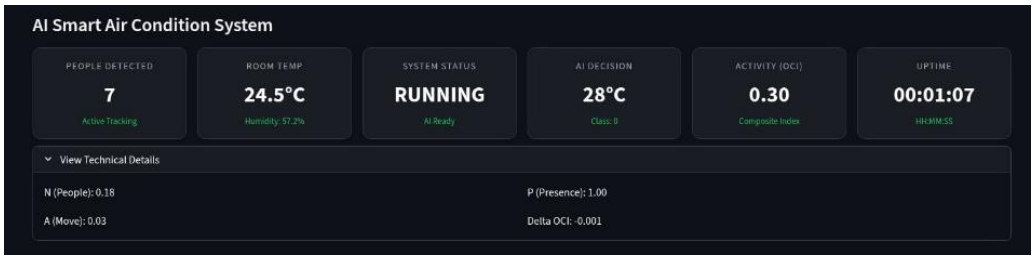
1.2.1) Room Temp & Humidity แสดงอุณหภูมิและความชื้นที่ดึงมาจากเซนเซอร์ HTS2

1.2.2) People Detected & Activity (OCI) แสดงยอดรวมจำนวนผู้ใช้งานและค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ที่คำนวณได้

1.2.3) System Status แสดงสถานะทำงานของ Model Classification

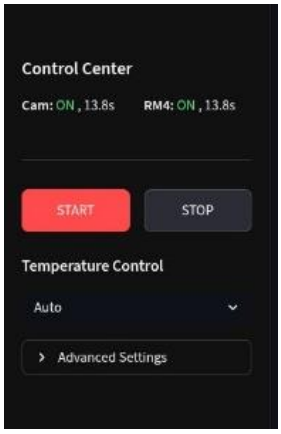
1.2.4) AI Decision แสดงผลการตัดสินใจของระบบปัญญาประดิษฐ์ เช่น กำลังสั่งการโหมด 25℃ หรือ Auto Close

1.2.5) View Technical Detail แสดงผลตัวแปรก่อนจะคำนวณออกมาเป็นค่า OCI



รูปภาพที่ 36 หน้าจอเว็บแอปพลิเคชันขณะแสดงสถานะระบบ

1.3) ผลการพัฒนาส่วนควบคุมและตั้งค่า แผงควบคุมด้านข้าง (Sidebar) สามารถทำงานได้ตามตรรกะที่ออกแบบไว้ โดยผู้ใช้งานสามารถกดปุ่ม Start/Stop เพื่อควบคุมการรันระบบทั้งหมดได้ มีระบบแทรกแซงการทำงาน เพื่อให้ผู้ใช้เลือกปรับอุณหภูมิเองได้ในกรณีที่ต้องการข้ามการตัดสินใจของ AI รวมไปถึงมีการแสดงสถานะการสแกนพบอุปกรณ์ในเครือข่าย (Cam: ON, RM4: ON) ซึ่งช่วยยืนยันความพร้อมของฮาร์ดแวร์ก่อนเริ่มทำงาน



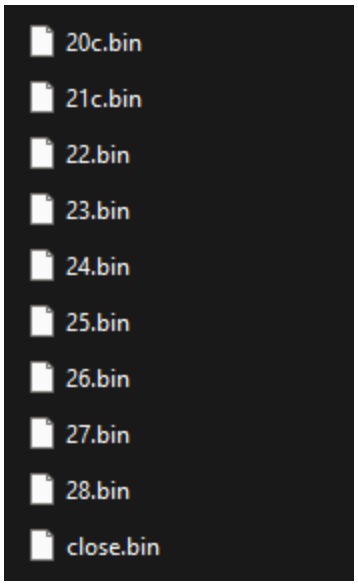
รูปภาพที่ 37 ส่วนแผงควบคุมและสถานะการเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์

2) ผลการเรียนรู้และจัดเก็บคำสั่งอินฟราเรด (IR Codes)

ในด้านการพัฒนาระบบควบคุมฮาร์ดแวร์เพื่อสั่งการเครื่องใช้ไฟฟ้า ระบบประสบความสำเร็จในการบูรณาการการทำงานร่วมกับอุปกรณ์สั่งการอินฟราเรดสากล (Universal IR Remote รุ่น BroadLink RM4 mini) โดยระบบได้ดำเนินการเข้าสู่โหมดการเรียนรู้สัญญาณ เพื่อทำการดักจับและสกัดรหัสคลื่นความถี่อินฟราเรดจากรีโมทคอนโทรลของเครื่องปรับอากาศต้นแบบ

ผลลัพธ์จากการดำเนินการพบว่า ระบบสามารถถอดรหัสและแปลงสัญญาณทางกายภาพให้กลายเป็นข้อมูลดิจิทัลได้อย่างสมบูรณ์ โดยชุดคำสั่งดังกล่าวถูกจัดเก็บอย่างเป็นระบบในรูปแบบของแฟ้มข้อมูลไบนารี (Binary Files) หรือรหัสฐาน 64 (Base64) เพื่อเป็นคลังคำสั่งสำหรับระบบปัญญาประดิษฐ์ ชุดคำสั่งที่ได้รับการจัดเก็บเพื่อรองรับการทำงานของสภาวะเป้าหมายประกอบด้วย

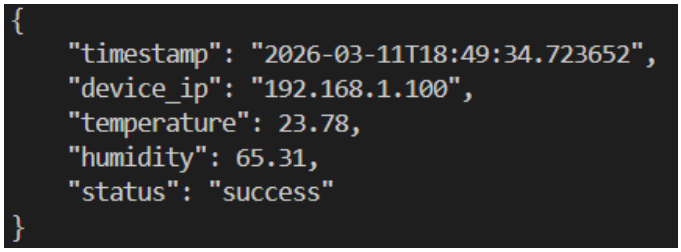
ชุดคำสั่งปรับอุณหภูมิในโหมดทำความเย็น เช่น 23 องศาเซลเซียส, 25 องศาเซลเซียส และ 28 องศาเซลเซียส) รวมไปถึงชุดคำสั่งสำหรับการปิดเครื่องปรับอากาศซึ่งผลลัพธ์จากการจัดเก็บคลังคำสั่งนี้ ทำให้ระบบมีความพร้อมอย่างเต็มที่ในการรับผลการทำนายจากแบบจำลองการจำแนกประเภท และส่งต่อเป็นคำสั่งเพื่อควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศทางกายภาพได้อย่างอัตโนมัติและแม่นยำ



รูปภาพที่ 38 รายการไฟล์ชุดคำสั่งอินฟราเรดของระบบ

3) ผลการดึงข้อมูลสภาพแวดล้อม

ในส่วนของการตรวจวัดและนำเข้าข้อมูลสภาพแวดล้อมทางกายภาพ ระบบประสบความสำเร็จในการบูรณาการการทำงานร่วมกับสายเซนเซอร์ HTS2 ซึ่งเชื่อมต่อผ่านอุปกรณ์ BroadLink RM4 mini โดยระบบได้รับการออกแบบให้มีกลไกการทำงานเบื้องหลังเพื่อส่งคำสั่งร้องขอข้อมูล ไปยังเซนเซอร์ตามรอบเวลาที่กำหนดอย่างต่อเนื่อง ผลจากการดำเนินการพบว่า ระบบสามารถอ่านค่าตัวแปรสภาพแวดล้อมที่สำคัญ ได้แก่ อุณหภูมิภายในห้อง (Indoor Temperature) และค่าความชื้นสัมพัทธ์ (Relative Humidity) ออกมาในรูปแบบของข้อมูลดิบทางดิจิทัล ได้อย่างถูกต้องและแม่นยำ จากนั้นข้อมูลดังกล่าวจะถูกนำมาผ่านกระบวนการสกัดและจัดเก็บลงในระบบจัดการสถานะส่วนกลาง ของแอปพลิเคชัน ผลลัพธ์จากการดึงข้อมูลเชิงพลวัต แบบเรียลไทม์นี้ ไม่เพียงแต่ทำให้ระบบสามารถแสดงผลสภาพแวดล้อมปัจจุบันให้ผู้ใช้งานทราบผ่านหน้าจอแผงหน้าปัดได้อย่างทันท่วงที แต่ยังเป็นฐานข้อมูลนำเข้า (Input Features) ที่มีความสำคัญอย่างยิ่งยวดต่อการคำนวณดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (OCI) และเป็นตัวแปรหลักให้แบบจำลองปัญญาประดิษฐ์ใช้ในการวิเคราะห์เพื่อตัดสินใจสั่งการเครื่องปรับอากาศในขั้นตอนต่อไป



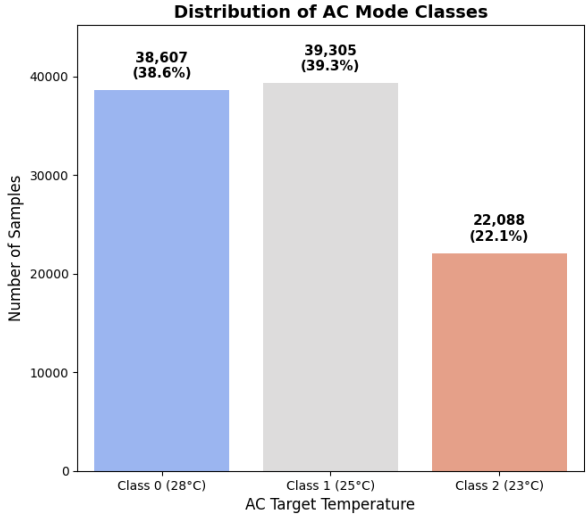
รูปภาพที่ 39 ข้อมูลอุณหภูมิและความชื้นจากเซนเซอร์ HTS2

4.2.2 ผลการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์และพัฒนาแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์

1) ผลการสร้างชุดข้อมูลด้วย Monte Carlo

เพื่อแก้ไขปัญหาข้อจำกัดด้านเวลาในการเก็บข้อมูลและข้อจำกัดการเกิดสภาวะ ในพื้นที่จริง ระบบได้ดำเนินการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ (Synthetic Data) ผ่านกระบวนการจำลองทางสถิติแบบมอนติคาร์โลตามที่ได้ออกแบบตรรกะไว้ ผลลัพธ์จากการดำเนินการพบว่า ระบบสามารถสุ่มสร้างสถานการณ์จำลองที่ประกอบด้วยตัวแปรอิสระ ได้แก่ จำนวนผู้ใช้งาน (0-40 คน) สถานะการคงอยู่ในพื้นที่ (Occupancy Status) ระดับพฤติกรรมการเคลื่อนไหว (Activity Level) อุณหภูมิห้อง เพื่อไปคำนวณรวมเป็น OCI ความชื้นสัมพัทธ์ และอัตราการเปลี่ยนแปลงดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (Delta OCI) จำนวนทั้งสิ้น 100,000 รูปแบบได้อย่างสมบูรณ์

เมื่อชุดข้อมูลตัวแปรอิสระทั้งหมดผ่านเงื่อนไขการประทับป้ายกำกับข้อมูล (Rule-based Labeling Logic) เพื่อจัดกลุ่มผลลัพธ์เป้าหมาย พบว่าชุดข้อมูลมีการกระจายตัวของระดับโหมดการทำงานเครื่องปรับอากาศที่มีความสมดุล โดยไม่เกิดปัญหาความเอนเอียงของข้อมูลซึ่งข้อมูลถูกจัดสรรออกเป็นคลาสต่างๆ ได้แก่ โหมดประหยัดพลังงาน (28°C) โหมดการทำงานปกติ (25°C) โหมดทำความเย็นรวดเร็ว (23°C) ในสัดส่วนที่ใกล้เคียงกัน ผลสัมฤทธิ์จากการสร้างชุดข้อมูลที่มีขนาดใหญ่และครอบคลุมทุกสภาวะแวดล้อมที่เป็นไปได้นี้ ทำให้ระบบมีฐานข้อมูลที่เปี่ยมไปด้วยคุณภาพและมีความพร้อมสูงสุดสำหรับการนำไปป้อนเข้าสู่อัลกอริทึมการเรียนรู้ของเครื่องในขั้นตอนถัดไป



รูปภาพที่ 40 การกระจายตัวของปริมาณข้อมูลในแต่ละคลาสเป้าหมาย

2) ผลการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ (Hyperparameter Tuning)

เพื่อให้แบบจำลองการจำแนกประเภท สามารถเรียนรู้รูปแบบของชุดข้อมูลและทำนายผลลัพธ์ได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด ระบบได้ดำเนินการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์ผ่านกระบวนการค้นหาค่าที่เหมาะสม

ที่สุด (Hyperparameter Optimization) โดยประยุกต์ใช้เฟรมเวิร์ก Optuna ในการสุ่มค้นหาและประเมินผลแบบอัตโนมัติ ผลลัพธ์จากการดำเนินการค้นหาหลายรอบการทำงาน (Trials) พบว่าระบบสามารถระบุชุดค่าพารามิเตอร์ที่ให้ผลประเมินความแม่นยำ และค่า F1-Score สูงสุดสำหรับอัลกอริทึมแต่ละประเภทได้อย่างสำเร็จ

ยกตัวอย่างเช่น ในแบบจำลอง Random Forest Classifier ซึ่งเป็นแบบจำลองที่ให้ประสิทธิภาพโดยรวมดีที่สุด ระบบได้ค้นพบชุดไฮเปอร์พารามิเตอร์ที่เหมาะสมที่สุด อาทิ จำนวนต้นไม้ตัดสินใจ n_estimators, ความลึกสูงสุดของต้นไม้ max_depth, และจำนวนตัวอย่างขั้นต่ำในการแบ่งโหนด min_samples_split เป็นต้น ผลสัมฤทธิ์จากกระบวนการปรับจูนเชิงลึกนี้ ส่งผลให้แบบจำลองสามารถลดความคลาดเคลื่อน ขจัดปัญหาการเรียนรู้จำเจ และมีความแม่นยำในการจำแนกโหมดอุณหภูมิเครื่องปรับอากาศสูงขึ้นอย่างมีนัยสำคัญเมื่อเทียบกับการใช้ค่าพารามิเตอร์แบบมาตรฐาน ซึ่งทำให้แบบจำลองมีความพร้อมสูงสุดสำหรับการนำไปประเมินผลประสิทธิภาพในขั้นสุดท้าย

Parameter	Value
n_estimators	400
max_depth	15
min_samples_split	5
min_samples_leaf	4
bootstrap	False

ตารางที่ 1 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง Random Forest

Parameter	Value
n_estimators	100
max_depth	5
learning_rate	0.01
subsample	0.8
colsample_bytree	1.0

ตารางที่ 2 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง XGBoosting

Parameter	Value
n_estimators	400
max_depth	5
learning_rate	0.01
num_leaves	31
subsample	0.7

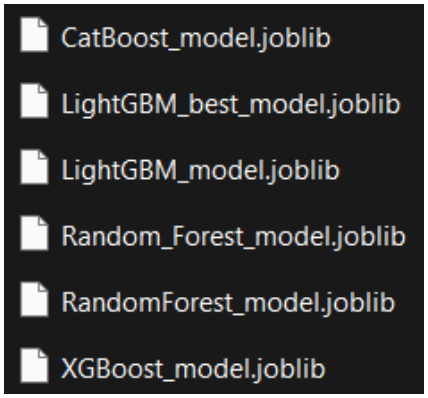
ตารางที่ 3 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง LightGBM

Parameter	Value
n_estimators	400
max_depth	15
learning_rate	5
l2_leaf_reg	4

ตารางที่ 4 ชุดค่าไฮเปอร์พารามิเตอร์ของแบบจำลอง CatBoost

3) ผลการจัดเก็บแบบจำลอง (Model Serialization)

ภายหลังจากการฝึกสอนและกระบวนการปรับจูนไฮเปอร์พารามิเตอร์จนได้แบบจำลองการจำแนกประเภทที่มีประสิทธิภาพสูงสุด ระบบได้ดำเนินการจัดเก็บแบบจำลองดังกล่าวเพื่อเตรียมความพร้อมสำหรับการนำไปใช้งานจริง ผ่านกระบวนการแปลงสภาพออบเจกต์ โดยประยุกต์ใช้ไลบรารีมาตรฐานในการจัดการข้อมูล ผลลัพธ์จากการดำเนินการพบว่า ระบบสามารถบันทึกโครงสร้างทางสถาปัตยกรรมของแบบจำลอง อาทิ โครงสร้างต้นไม้ตัดสินใจใน Random Forest กฎการจำแนกประเภท และค่าน้ำหนักพารามิเตอร์ทั้งหมดที่ผ่านการเรียนรู้มาอย่างสมบูรณ์ ให้อยู่ในรูปแบบแฟ้มข้อมูลไบนารี เช่น ไฟล์สกุล .joblib หรือ .pkl ได้สำเร็จ นอกจากนี้ระบบยังได้จัดเก็บออบเจกต์ที่เกี่ยวข้องกับการเตรียมข้อมูล (Data Preprocessing Objects) เช่น ตัวแปลงสเกลข้อมูล (Scaler) ไว้ในรูปแบบแฟ้มข้อมูลคู่ขนานกัน ผลสัมฤทธิ์จากกระบวนการจัดเก็บนี้ ทำให้แบบจำลองมีความพร้อมอย่างเต็มที่ในการถูกโหลดเข้าสู่หน่วยความจำของคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว Raspberry Pi 5 เพื่อทำหน้าที่อนุมานผล และตัดสินใจสั่งการเครื่องปรับอากาศแบบออฟไลน์แบบเรียลไทม์ โดยไม่จำเป็นต้องใช้ทรัพยากรในการฝึกสอนใหม่ ซึ่งช่วยลดภาระการประมวลผลของฮาร์ดแวร์และเพิ่มความรวดเร็วในการเริ่มต้นระบบได้อย่างมีประสิทธิภาพ



รูปภาพที่ 41 รายการแฟ้มข้อมูลแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์และออบเจกต์แปลงข้อมูล

4.3 ผลการทดสอบประสิทธิภาพตามเกณฑ์

4.3.1 การทดสอบฮาร์ดแวร์กล้องและฮาร์ดแวร์ Universal IR Remote เชื่อมต่อกับระบบ Streamlit

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพและความเร็วในการเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์กล้องกับฮาร์ดแวร์ Universal IR Remote เข้ากับเว็บแอปพลิเคชัน Streamlit โดยมุ่งเน้นที่การวัดระยะเวลาตั้งแต่เริ่มต้นสแกนฮาร์ดแวร์จนกระทั่งระบบสามารถแสดงผลภาพสตรีมมิ่งบนหน้าจอได้สำเร็จ

1) วิธีการทดลอง

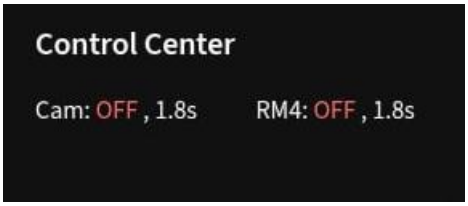
1.1) การเตรียมระบบประมวลผล ผู้พัฒนาได้สร้างคำสั่งสำหรับจับเวลาและแสดงผลลัพธ์ ไว้ในส่วนหลังบ้าน ของระบบบริเวณฟังก์ชันที่อัปเดตสถานการณ์เชื่อมอุปกรณ์กล้องกับ ฮาร์ดแวร์ Universal IR Remote

1.2) การบันทึกเวลา

1.2.1) ระบบจะเริ่มนับเวลา ทันทีที่มีการเริ่มการทำงานฟังก์ชั่นแสกนหาอุปกรณ์ในวง LAN

1.2.2) ระบบจะหยุดจับเวลา ทันทีเมื่อแสกนเจอ IP Address ของกล้องและ Universal IR Remote และเปลี่ยนสถานะเป็น "เชื่อมต่อแล้ว"

1.2.3) ระบบจะพิมพ์ระยะเวลาที่ใช้ ออกมาทาง หลังสถานะการเชื่อมต่อของอุปกรณ์



รูปภาพที่ 42 ภาพแสดงเวลาตอนกำลังนับเวลา

รูปภาพที่ 43 ภาพแสดงเวลาตอนที่จับเวลาเสร็จพร้อมขึ้นสถานะ

1.3) การเก็บข้อมูล ทำการทดสอบตัดการเชื่อมต่อและเชื่อมต่อใหม่ซ้ำจำนวน 10 ครั้ง เพื่อหาค่าเฉลี่ยของเวลาที่ใช้ในการเริ่มต้นระบบ

2) ผลการทดสอบ

รอบการทดลอง	เวลา
1	3.8s
2	3.7s
3	3.8s
4	4.0s
5	3.9s
6	3.8s
7	3.8s
8	3.8s
9	3.9s
10	3.8s
ค่าเฉลี่ยรวม	3.83s

ตารางที่ 5 ระยะเวลาเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์กล้องกับระบบ Streamlit

3) สรุปผลการทดสอบ จากตารางที่ 5 พบว่าระบบสามารถเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์กล้องเข้ากับ Streamlit ได้สำเร็จ 100% จากการทดสอบทั้งหมด โดยใช้ระยะเวลาเฉลี่ยในการสแกนและดึงภาพเฟรมแรกอยู่ที่ 3.83 วินาที ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์ผ่านโค้ดชุดนี้มีการตอบสนองที่รวดเร็ว ไม่เกิดความหน่วงที่ทำให้แอปพลิเคชันค้าง และทำงานได้ผ่านตามเกณฑ์ตัวชี้วัดประสิทธิภาพที่กำหนดไว้ในบทที่ 3

4.3.2 ความหน่วงในการสั่งการของ Universal IR Remote

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อตรวจสอบระยะเวลาความหน่วงในการส่งคำสั่งควบคุมเครื่องปรับอากาศ โดยวัดระยะเวลาตั้งแต่ผู้ใช้งานกดสั่งการผ่านหน้าเว็บแอปพลิเคชัน Streamlit จนกระทั่งอุปกรณ์ Universal IR Remote ทำการยิงสัญญาณอินฟราเรดออกไปจริง

1) วิธีการทดลอง

1.1) การตั้งค่าระบบ เชื่อมต่อแอปพลิเคชัน Streamlit เข้ากับอุปกรณ์ Universal IR Remote ที่ติดตั้งไว้ในห้องทดลอง โดยหันหน้าตัวส่งสัญญาณไปยังเครื่องปรับอากาศเป้าหมาย

1.2) การทดสอบ สั่งการยิงสัญญาณ IR ผ่านระบบ Streamlit และจับเวลาตั้งแต่กดสั่งการจนถึงเวลาที่อุปกรณ์ IR ยิงสัญญาณออกไปจริง แล้วจับเวลาแบบ Manual

1.3) การเก็บข้อมูล ทำการทดสอบส่งคำสั่งผ่านระบบ Streamlit ซ้ำจำนวน 10 ครั้ง และบันทึกระยะเวลาความหน่วงที่เกิดขึ้นในแต่ละครั้ง เพื่อหาค่าเฉลี่ย

2) ผลการทดลอง จากการทดสอบจับเวลาความหน่วงในการส่งคำสั่งควบคุมเครื่องปรับอากาศผ่าน Universal IR Remote ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 6

รอบการทดลอง	เวลา
1	1.25s
2	1.34s
3	1.20s
4	1.4s
5	1.32s
6	1.36s
7	1.22s
8	1.44s
9	1.42s
10	1.38s
ค่าเฉลี่ยรวม	1.333s

ตารางที่ 6 ความหน่วงในการสั่งการ Universal IR Remote

3) สรุปผลการทดลอง จากตารางที่ 6 พบว่าระบบสามารถส่งคำสั่งจาก Streamlit ไปยัง Universal IR Remote เพื่อควบคุมเครื่องปรับอากาศได้สำเร็จ 100% โดยมีความหน่วงเวลา เฉลี่ยอยู่ที่ 1.333 วินาที ซึ่งผล

การทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบมีการตอบสนองต่อคำสั่งได้อย่างรวดเร็ว และความหน่วงเวลาที่เกิดขึ้นอยู่ในระดับที่ต่ำมากจนไม่ส่งผลกระทบต่อประสบการณ์การใช้งานจริงของระบบอัตโนมัติ

4.3.3 การทดสอบประสิทธิภาพการตรวจจับของ YOLO

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล YOLO (You Only Look Once) เมื่อนำมาประยุกต์ใช้ในการตรวจจับและนับจำนวนบุคคลในสภาพแวดล้อมของห้องจริง โดยทำการวัดผลใน 3 ด้านหลัก ได้แก่ อัตราเฟรมเรตการบริโภคทรัพยากรระบบและความแม่นยำในการตรวจจับเพื่อให้มั่นใจว่าระบบสามารถทำงานได้อย่างราบรื่นและไม่ทำให้ฮาร์ดแวร์เกิดอาการค้าง

1) วิธีการทดสอบ

1.1) การติดตั้งและสภาพแวดล้อม ติดตั้งกล้องมุมมองกว้างภายในห้องทดลองและดึงภาพสตรีมมิ่งเข้าสู่ระบบเพื่อประมวลผลด้วยโมเดล YOLO

1.2) การวัดอัตราเฟรมเรตและการบริโภคทรัพยากร

1.2.1) รันระบบและแสดงผลอัตราเฟรมเรต ที่โมเดลประมวลผลได้จริง

1.2.2) ใช้คำสั่งตรวจสอบระบบ เพื่อบันทึกเปอร์เซ็นต์การใช้งานหน่วยประมวลผลกลาง และหน่วยความจำ ในขณะที่โมเดลกำลังทำงาน

1.3) การวัดความแม่นยำ

1.3.1) จัดฉากสถานการณ์จำลองที่มีจำนวนคนในห้องแตกต่างกัน เช่น คนน้อย, คนปานกลาง, คนหนาแน่น หรือมีการเดินบังกัน

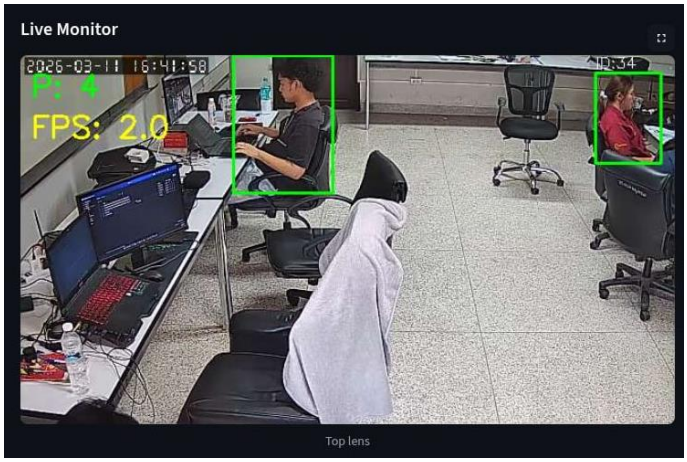
2) ผลการทดสอบ

2.1) การวัดอัตราเฟรมเรตและการบริโภคทรัพยากร

จากการทดสอบรันแบบจำลอง YOLOv11 เพื่อประมวลผลสตรีมมิงวิดีโอแบบเรียลไทม์บนคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว Raspberry Pi 5 อย่างต่อเนื่อง ได้มีการบันทึกผลการทำงานของระบบเพื่อประเมินเสถียรภาพและขีดความสามารถของฮาร์ดแวร์ โดยผลลัพธ์เชิงตัวเลขที่ได้จากการทดสอบมีดังต่อไปนี้

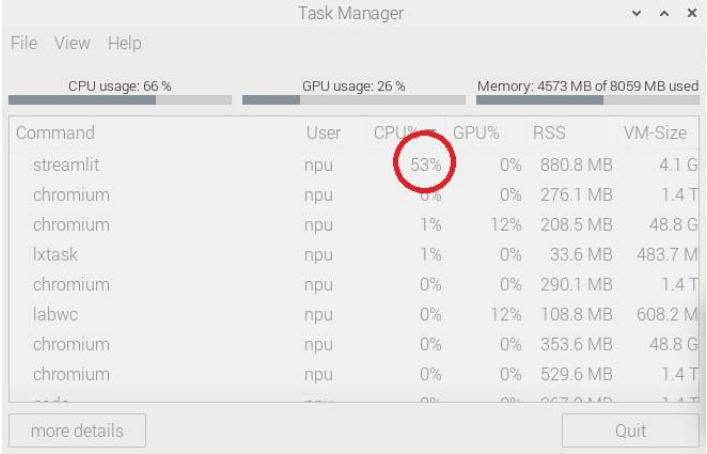
2.1.1) อัตราเฟรมเรต ระบบสามารถประมวลผลภาพ ตรวจจับบุคคล และแสดงผลกรอบ Bounding Box ได้ที่ความเร็วเฉลี่ย 2 FPS ซึ่งผลลัพธ์ดังกล่าว ไม่ผ่านเกณฑ์ขั้นต่ำ ที่ได้กำหนดไว้ในบทที่ 3 กำหนดไว้ที่ไม่ต่ำกว่า 5 FPS อย่างไรก็ตาม แม้อัตราเฟรมเรตในการแสดงผลภาพสตรีมมิงจะต่ำกว่าเป้าหมายที่คาดหวัง แต่จากการทดสอบการปฏิบัติงานจริงพบว่า ระบบยังคงสามารถทำงานและตอบสนองได้อย่างครบถ้วนโดยความเร็วระดับ 2 เฟรมต่อวินาทีนั้น ยังนับว่ามีความต่อเนื่องเพียงพอต่อการติดตามการเคลื่อนไหวเพื่อนับจำนวนบุคคล และสามารถนำข้อมูลไปประมวลผลเพื่อวิเคราะห์หาค่าดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (OCI) แบบ

เรียลไทม์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งไม่ส่งผลกระทบต่อตรรกะการตัดสินใจและกระบวนการสั่งการเครื่องปรับอากาศของแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์แต่อย่างใด



รูปภาพที่ 44 FPS ที่สามารถทำงานได้

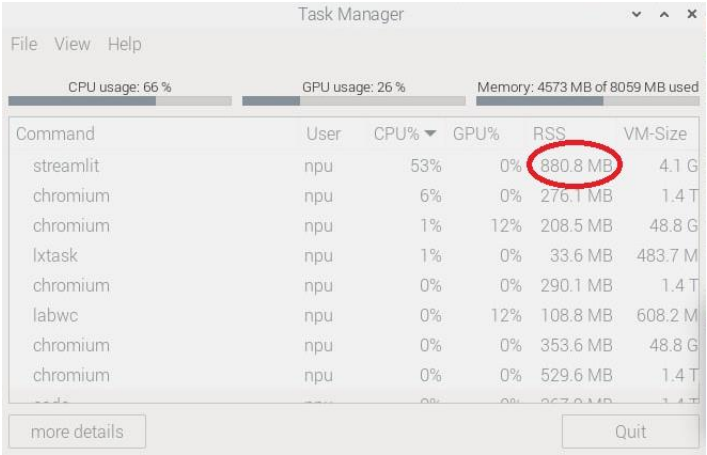
2.1.2) การใช้งานหน่วยประมวลผลกลาง อัตราการบริโภคทรัพยากร CPU เฉลี่ยอยู่ที่ 51% - 55% ตลอดการทำงาน เนื่องจากกระบวนการอนุมาน ของแบบจำลองคอมพิวเตอร์วิทัศน์บนซีพียูเป็นงานที่กินทรัพยากรการคำนวณสูงมาก อย่างไรก็ตาม ไม่พบการพุ่งทะลุขีดจำกัด 100% เป็นเวลานาน ทำให้ระบบปฏิบัติการยังคงตอบสนองต่อการทำงานเบื้องหลัง อื่นๆ ได้ตามปกติโดยไม่เกิดอาการค้าง



รูปภาพที่ 45 อัตราการบริโภคทรัพยากร CPU

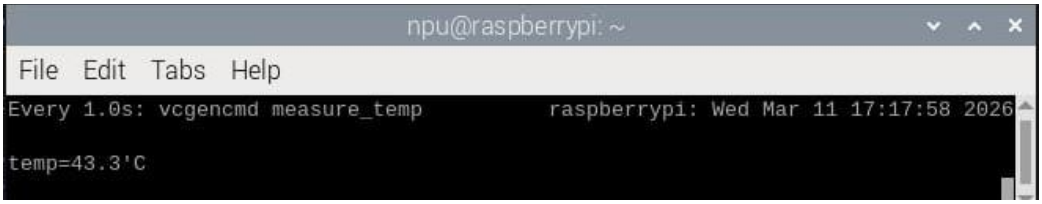
2.1.3) การใช้งานหน่วยความจำ ระบบบริโภคหน่วยความจำหลักเฉลี่ยที่ 800 MB ถึง 1.5 GB โดยพบว่าระดับการใช้หน่วยความจำมีความเสถียรและคงที่ตลอดการทดสอบ ไม่เกิดภาวะหน่วยความจำรั่วไหล ซึ่ง

เป็นผลลัพธ์เชิงบวกที่เกิดจากการออกแบบกลไกจัดการหน่วยความจำขยะ ทุกๆ 10 วินาทีตามที่ได้วางสถาปัตยกรรมไว้

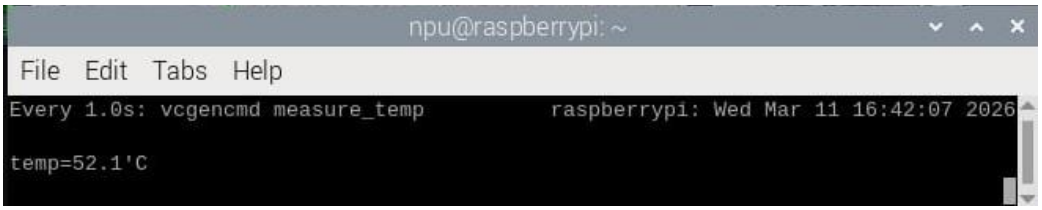


รูปภาพที่ 46 การใช้งานหน่วยความจำ

2.1.4) อุณหภูมิการทำงานของระบบ ในขณะที่ระบบประมวลผล AI อย่างเต็มกำลัง อุณหภูมิเฉลี่ยของชิปประมวลผล บนบอร์ด Raspberry Pi 5 วัดได้ที่ระดับ 52.1 ℃ ภายใต้การติดตั้งชุดพัดลมระบายความร้อนแบบ Active Cooling ซึ่งถือเป็นอุณหภูมิปฏิบัติการที่ปลอดภัยและยังอยู่ต่ำกว่าจุดวิกฤต Thermal Throttling Threshold ที่ 85 ℃ ทำให้ระบบไม่ถูกลดความเร็วการทำงานเพื่อระบายความร้อน



รูปภาพที่ 47 อุณหภูมิการทำงานของระบบตอนที่ไม่ได้ใช้งานระบบ

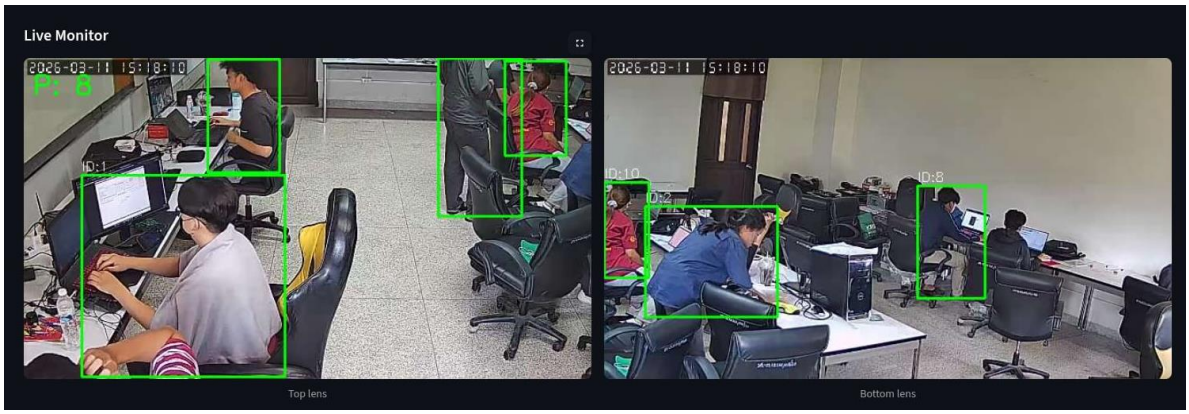


รูปภาพที่ 48 อุณหภูมิการทำงานของระบบตอนที่เริ่มต้นระบบ

2.2) การวัดความแม่นยำ

จากการทดสอบจำลองสถานการณ์ที่มีความหนาแน่นของผู้ใช้งานเพื่อประเมินความแม่นยำของโมเดล YOLOv11 ในการตรวจจับและนับจำนวนบุคคลภายในสภาพแวดล้อมของห้องจริง พบว่าระบบมีประสิทธิภาพและข้อจำกัดในสถานการณ์ต่างๆ ดังรายละเอียดต่อไปนี้

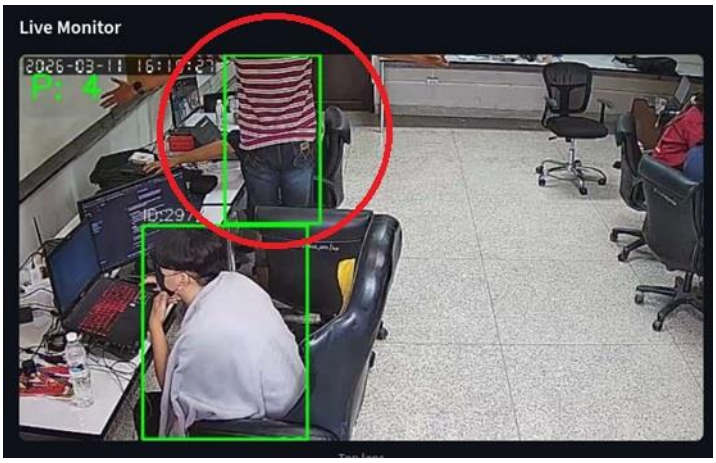
2.2.1) ประสิทธิภาพในสภาวะที่มองเห็นชัดเจน ในสถานการณ์ที่ผู้ใช้งานยืน ขยับตัว หรืออยู่ในตำแหน่งที่เลนส์กล้องสามารถมองเห็นสรีระได้เต็มตัว โดยไม่มีวัตถุหรือบุคคลอื่นมาบดบัง โมเดล YOLO สามารถตรวจจับ สร้างกรอบ Bounding Box และนับจำนวนบุคคลได้อย่างถูกต้องและมีความแม่นยำสูงมาก ซึ่งตอบสนองต่อการทำงานของระบบได้อย่างสมบูรณ์



รูปภาพที่ 49 ประสิทธิภาพในสภาวะที่มองเห็นชัดเจน

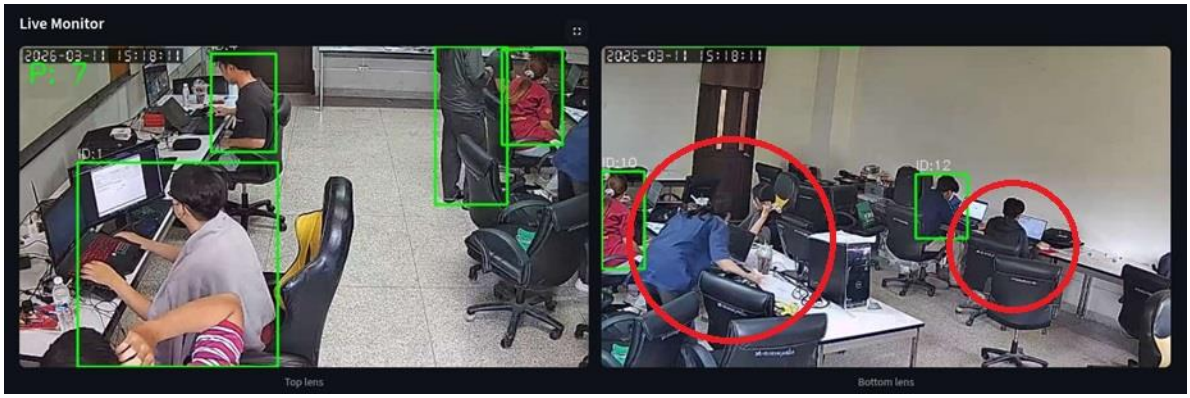
2.2.2) ข้อจำกัดด้านการบดบังกันของวัตถุ เมื่อทดสอบในสถานการณ์ที่มีความหนาแน่นของบุคคลสูง หรือมีจังหวะที่บุคคลเดินสวนกันจนเกิดการซ้อนทับกันในมุมมองของกล้อง พบว่าระบบยังมีข้อจำกัดในการแยกแยะบุคคล โมเดลมีแนวโน้มที่จะนับกลุ่มคนที่เดินบังกันเป็น "บุคคลเดียว" เนื่องจากลักษณะทางกายภาพของบุคคลที่อยู่ด้านหลังถูกบดบังจนโมเดลไม่สามารถสกัดจุดเด่น ได้เพียงพอต่อการยืนยันตัวตน

รูปภาพที่ 50 ข้อจำกัดด้านการบดบังกันของวัตถุก่อนบดบัง



รูปภาพที่ 51 ข้อจำกัดด้านการบดบังกันของวัตถุหลังบดบัง

2.2.3) ข้อจำกัดด้านมุมอับสายตาและท่านั่ง นอกจากการเดินบดบังกันแล้ว การจัดวางตำแหน่งที่นั่งภายในห้องยังส่งผลต่อความแม่นยำ ในกรณีที่ผู้ใช้งานนั่งทำงานอยู่บริเวณจุดอับสายตา หรือนั่งอยู่ในตำแหน่งที่ถูกผู้ใช้งานคนอื่นด้านหน้าบังไว้ จะส่งผลให้ระบบสูญเสียการติดตามและไม่สามารถตรวจจับบุคคลที่ซ่อนอยู่ในมุมอับนั้นได้



รูปภาพที่ 52 ข้อจำกัดด้านมุมอับสายตาและท่านั่ง

4.3.4 การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนก (Classification Model) บน Raspberry Pi 5

การทดลองนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินและเปรียบเทียบประสิทธิภาพของอัลกอริทึมปัญญาประดิษฐ์ 4 รูปแบบ ได้แก่ CatBoost, LightGBM, Random Forest และ XGBoost เมื่อนำไปประมวลผลจริงบนบอร์ด Raspberry Pi 5 โดยทำการทดสอบกับชุดข้อมูลจำนวน 200 รายการ เป็นข้อมูลแบบทดสอบ (Unseen data) แบ่งการวัดผลออกเป็น 2 ส่วนหลัก คือ ประสิทธิภาพด้านความแม่นยำ และระยะเวลาที่ใช้ในการทำนายผล

1) ผลการทดสอบด้านความแม่นยำ

จากการทดสอบป้อนชุดข้อมูลเข้าสู่อัลกอริทึมทั้ง 4 รูปแบบ เพื่อจำแนกคลาสเป้าหมาย (คลาส 0, 1 และ 2) ได้ผลลัพธ์การวัดประสิทธิภาพภาพรวม (Weighted Average) ดังตารางที่ 7

อัลกอริทึม	ความแม่นยำรวม (Accuracy)	Precision	Recall	F1-Score
Random Forest	99.00%	0.99	0.99	0.99
CatBoost	98.00%	0.98	0.98	0.98
LightGBM	98.00%	0.98	0.98	0.98
XGBoost	98.00%	0.98	0.98	0.98

ตารางที่ 7 ประสิทธิภาพความแม่นยำของแต่ละอัลกอริทึม

2) ผลการทดสอบระยะเวลาในการทำนาย

ทำการทดสอบสุ่มทำนายผลจำนวน 50 รอบ บนหน่วยประมวลผลของ Raspberry Pi 5 เพื่อหาระยะเวลาในการตอบสนองต่อ 1 รายการคำสั่ง ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 7

อัลกอริทึม	เวลาเฉลี่ย (Average)	เวลาเร็วที่สุด (Min)	เวลาช้าที่สุด (Max)
CatBoost	3.6409 ms	1.4446 ms	10.3403 ms
LightGBM	3.6531 ms	1.9201 ms	6.2733 ms
XGBoost	6.0773 ms	3.1356 ms	8.1121 ms
Random Forest	54.4716 ms	45.3813 ms	59.9327 ms

ตารางที่ 8 ระยะเวลาที่ใช้ทำนายผลของแต่ละอัลกอริทึม

3) สรุปและวิเคราะห์ผลการทดลอง

จากตารางที่ 7 และ 8 สามารถวิเคราะห์ความเหมาะสมของการนำโมเดลไปใช้งานบน Raspberry Pi 5 ได้ดังนี้

3.1) ด้านความแม่นยำ Random Forest เป็นอัลกอริทึมที่ให้ความแม่นยำสูงสุดที่ 99.00% โดยสามารถจำแนกคลาสได้อย่างสมบูรณ์แบบเกือบทั้งหมด ในขณะที่ CatBoost, LightGBM และ XGBoost มีความแม่นยำรองลงมาในระดับที่เท่ากันคือ 98.00%

3.2) ด้านความเร็วในการประมวลผล CatBoost และ LightGBM มีความเร็วในการทำนายผลเฉลี่ยดีที่สุด ประมาณ 3.6 มิลลิวินาที/รายการ ซึ่งเร็วกว่า XGBoost เกือบ 1 เท่าตัว และเร็วกว่า Random Forest ถึงประมาณ 15 เท่า 54.4716 มิลลิวินาที

3.3) ข้อสรุปสำหรับการนำไปใช้งานจริง แม้ Random Forest จะมีความแม่นยำสูงสุด แต่แลกมาด้วยระยะเวลาประมวลผลที่นานที่สุด สำหรับบริบทการทำงานร่วมกับระบบ Streamlit และสตรีมมิ่งกล้องที่ต้องการการตอบสนองแบบเรียลไทม์ (Real-time) อัลกอริทึม CatBoost หรือ LightGBM ถือเป็นตัวเลือกที่สมดุลและมีความเหมาะสมมากที่สุด เนื่องจากสูญเสียความแม่นยำไปเพียง 1% แต่ได้ความเร็วในการประมวลผลบนบอร์ด Edge Computing เพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ

บทที่ 5

สรุปผล อภิปรายผล และข้อเสนอแนะ

การจัดทำโครงงานเรื่อง "การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยด้วย Computer Vision และ Machine Learning" มีวัตถุประสงค์เพื่อออกแบบและพัฒนาระบบที่สามารถควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศแบบอัตโนมัติ โดยอาศัยการวิเคราะห์ความหนาแน่นและพฤติกรรมของผู้พักอาศัยผ่านเทคโนโลยีคอมพิวเตอร์วิทัศน์ และการเรียนรู้ของเครื่อง ซึ่งสามารถสรุปผลการดำเนินงาน อภิปรายผล และให้ข้อเสนอแนะได้ดังต่อไปนี้

5.1 สรุปผลการดำเนินงาน

จากการออกแบบและพัฒนาระบบตามสถาปัตยกรรมแบบรวมศูนย์ บนคอมพิวเตอร์กระดานเดี่ยว Raspberry Pi 5 ผู้จัดทำสามารถสรุปผลสำเร็จของการดำเนินงานได้เป็น 3 ส่วนหลัก ดังนี้

5.1.1 ด้านการพัฒนาระบบและฮาร์ดแวร์ ระบบสามารถบูรณาการการทำงานร่วมกับกล้องเครือข่าย เซนเซอร์วัดอุณหภูมิและความชื้น และอุปกรณ์สั่งการอินฟราเรด ได้อย่างสมบูรณ์ โดยมีหน้าเว็บแอปพลิเคชัน ที่พัฒนาด้วย Streamlit ทำหน้าที่เป็นศูนย์กลางในการแสดงผลสถานะแบบเรียลไทม์ และระบบสามารถตอบสนองต่อการสั่งการฮาร์ดแวร์ได้ตามเกณฑ์ที่กำหนด

5.1.2 ด้านระบบคอมพิวเตอร์วิทัศน์ การนำโมเดล YOLOv11 มาประยุกต์ใช้ในการตรวจจับบุคคล สามารถทำงานร่วมกับกล้องเพื่อประเมินจำนวนผู้ใช้งานและระดับกิจกรรมได้แบบเรียลไทม์ แม้อัตราเฟรมเรต จะอยู่ในระดับที่จำกัดด้วยข้อจำกัดของฮาร์ดแวร์ แต่ยังคงเพียงพอต่อการนำข้อมูลไปคำนวณดัชนีบริบทการใช้งานพื้นที่ (Occupancy Context Index: OCI)

5.1.3 ด้านแบบจำลองปัญญาประดิษฐ์เพื่อการตัดสินใจ ระบบประสบความสำเร็จในการสร้างชุดข้อมูลสังเคราะห์ด้วยเทคนิค Monte Carlo และเมื่อนำไปฝึกสอนแบบจำลอง พบว่าอัลกอริทึม Random Forest ให้ประสิทธิภาพสูงสุด โดยมีความแม่นยำ ถึง 99.00% และใช้ระยะเวลาในการทำนายผล ต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนด ทำให้ระบบสามารถส่งคำสั่งปรับเปลี่ยนโหมดเครื่องปรับอากาศ เช่น 23℃, 25℃, 28℃ หรือปิดเครื่องได้อย่างรวดเร็วและสอดคล้องกับสภาวะแวดล้อมจริง

5.2 อภิปรายผล

5.2.1 ความเหมาะสมของอัลกอริทึมจำแนกประเภท แม้ผลการทดสอบจะบ่งชี้ว่าแบบจำลอง Random Forest มีความแม่นยำสูงสุดในการจำแนกชุดข้อมูล 99.00% แต่ระบบได้พิจารณาเลือกใช้แบบจำลอง LightGBM เป็นอัลกอริทึมหลักในการตัดสินใจสั่งการ เนื่องจากจุดเด่นด้านความรวดเร็วในการประมวลผล ที่ใช้เวลาเพียง 3-6 มิลลิวินาที ซึ่งเร็วกว่า Random Forest อย่างมีนัยสำคัญ และสอดคล้องกับเป้าหมายการทำงานแบบเวลาจริง Real-time Processing ของระบบมากที่สุด ทั้งนี้ แม้ความแม่นยำของ LightGBM จะน้อยกว่าแบบจำลองที่

แม่นยำที่สุดเพียงร้อยละ 1 98.00% แต่ด้วยสถาปัตยกรรมการเรียนรู้ของ LightGBM ที่ใช้ทรัพยากรการประมวลผลต่ำและสามารถวิเคราะห์ข้อมูลเชิงบริบท OCI, อุณหภูมิ, ความชื้น ได้อย่างฉับไว จึงถือเป็นการแลกเปลี่ยนเชิงวิศวกรรมที่คุ้มค่าและตอบโจทย์สถาปัตยกรรมของระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศที่ต้องการการตอบสนองต่อการเปลี่ยนแปลงของสิ่งแวดล้อมอย่างรวดเร็วและไร้ความหน่วง

5.2.2 ประสิทธิภาพการตรวจจับและข้อจำกัดด้านทรัพยากร แม้โมเดล YOLOv11 จะมีความแม่นยำสูงในสภาวะที่มองเห็นชัดเจน แต่พบข้อจำกัดเมื่อมีบุคคลเดินบดบังกัน หรืออยู่ในมุมอับ นอกจากนี้ การประมวลผลบน Raspberry Pi 5 ที่ไม่มีหน่วยประมวลผลกราฟิก เฉพาะทาง ทำให้อัตราเฟรมเรตลดลง อย่างไรก็ตาม ในบริบทของการควบคุมอุณหภูมิห้อง พฤติกรรมการเปลี่ยนแปลงความร้อนไม่ได้เกิดขึ้นในเสี้ยววินาที ดังนั้นความเร็วระดับ 2 FPS จึงยังคงบรรลุวัตถุประสงค์ในการรักษาเสถียรภาพการประหยัดพลังงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

5.3 ปัญหาและข้อจำกัดของระบบ

5.3.1 ข้อจำกัดทางกายภาพของกล้อง หากผู้ใช้งานนั่งอยู่ในมุมอับที่เลนส์กล้องมองไม่เห็น หรือมีการซ้อนทับกันอย่างหนาแน่น จะส่งผลให้การนับจำนวนคนคลาดเคลื่อน ซึ่งส่งผลกระทบโดยตรงต่อค่าดัชนี OCI

5.3.2 ข้อจำกัดด้านขุมพลังการประมวลผล การรันโมเดล Deep Learning YOLOv11 พร้อมกับระบบ Web Server บนชิปประมวลผลของ Raspberry Pi 5 ทำให้เกิดความร้อนและการใช้ทรัพยากรระบบสูง

5.4 ข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อยอด

5.4.1 การเพิ่มอุปกรณ์ช่วยประมวลผลปัญญาประดิษฐ์ ในอนาคตควรมีการติดตั้งอุปกรณ์เสริม เช่น Google Coral USB Accelerator เพื่อช่วยแบ่งเบาภาระการคำนวณของ CPU ซึ่งจะช่วยเพิ่มอัตราเฟรมเรต ให้สูงขึ้นและทำให้ระบบไหลลื่นยิ่งขึ้น

5.4.2 การใช้งานกล้องหลายตัว เพื่อแก้ปัญหาการบดบังและมุมอับสายตา ควรพัฒนาระบบให้รองรับการเชื่อมต่อกล้อง IP Camera มากกว่า 1 ตัว

5.4.3 การประยุกต์ใช้กับระบบอาคารอัจฉริยะขนาดใหญ่ (Smart Building Integration) สามารถต่อยอดระบบนี้ให้รองรับโปรโตคอลการสื่อสารระดับอุตสาหกรรม เพื่อให้สามารถควบคุมเครื่องปรับอากาศแบบ Centralized ในอาคารสำนักงานหรือห้องเรียนหลายๆ ห้องพร้อมกันได้

5.3.4 การจัดเก็บข้อมูลพฤติกรรมผู้ใช้งานเพื่อปรับปรุงแบบจำลอง ควรมีการพัฒนาระบบจัดเก็บข้อมูลประวัติการใช้งาน ในกรณีที่ผู้ใช้งานทำการแทรกแซงระบบ โดยการปรับเปลี่ยนอุณหภูมิเครื่องปรับอากาศด้วยตนเองผ่านหน้าเว็บแอปพลิเคชัน ข้อมูลที่ควรบันทึก ณ วินาทีที่ผู้ใช้กดสั่งการ ได้แก่ ค่าตัวแปรสภาพแวดล้อมต่างๆ เช่น อุณหภูมิห้องปัจจุบัน, ความชื้นสัมพัทธ์, จำนวนคน, ค่าดัชนี OCI และ Delta OCI ควบคู่ไปกับ "อุณหภูมิเป้าหมายที่ผู้ใช้เลือกตั้งค่าจริง" ข้อมูลการใช้งานจริงเหล่านี้เปรียบเสมือนป้ายกำกับข้อมูล ที่สะท้อนถึงความสบายทางความร้อน ที่แท้จริงของผู้ใช้งาน ซึ่งสามารถนำชุดข้อมูลเหล่านี้กลับไปใช้ฝึกสอนซ้ำ หรือปรับจูนแบบจำลอง

การจำแนกประเภท เพื่อให้ AI สามารถเรียนรู้พฤติกรรมเฉพาะกลุ่มและทำนายอุณหภูมิได้แม่นยำตรงตามความต้องการของพื้นที่นั้นๆ มากยิ่งขึ้นในอนาคต ลดการพึ่งพาชุดข้อมูลสังเคราะห์

ภาคผนวก

ภาคผนวก ค

- **งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง**

Jin, W., Ullah, I., Ahmad, S., & Kim, D. (2019). Occupant comfort management based on energy optimization using an environment prediction model in smart homes. Sustainability, 11(4), 997. https://doi.org/10.3390/su11040997

Fizza, G., Kadir, K., Nasir, H., & Islam, M. (2025). An improved African vulture optimization algorithm for energy comfort management in occupancy driven smart buildings. Scientific Reports, 16(1). https://www.researchgate.net/publication/399589398_An_improved_African_vulture_optimization_algorithm_for_energy_comfort_management_in_occupancy_driven_smart_buildings

Assymkhan, N., & Kartbayev, A. (2024). Advanced IoT-enabled indoor thermal comfort prediction using SVM and random forest models. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 15(8). https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.01508102

Ghoneim, R. S., Arabasy, M., & Abdulhadi, A. N. (2025). AI-driven optimization of indoor environmental quality and energy consumption in smart buildings: A bio-inspired algorithmic approach. Journal of Asian Architecture and Building Engineering, 25(2), 1-25. https://doi.org/10.1080/13467581.2025.2472742

Ali, A. A., & Bao, X. (2021). Design and research of infrared remote control based on ESP8266. Open Access Library Journal, 8(4), 1–14. https://doi.org/10.4236/oalib.1107314

Putra, H. C., Andrews, C., & Hong, T. (2021). Generating synthetic occupants for use in building performance simulation. Journal of Building Performance Simulation, 14(6), 712–729. https://doi.org/10.1080/19401493.2021.2000029

Zhang, W. (2025). Application of vision-based deep learning method for building occupancy and thermal comfort predictions [Doctoral dissertation, University of Nottingham]. Nottingham ePrints. https://repository.nottingham.ac.uk/entities/publication/cbad83a6-9e66-4018-bf2a-9c8699824ee8

Agabi, E., Inuwa, A. Y., Banjerdpongchai, D., & Suwankanit, L. (2025). Real-time occupancy detection and integration with HVAC control systems in buildings considering energy saving and thermal comfort. https://www.researchgate.net/publication/394461702_Real-

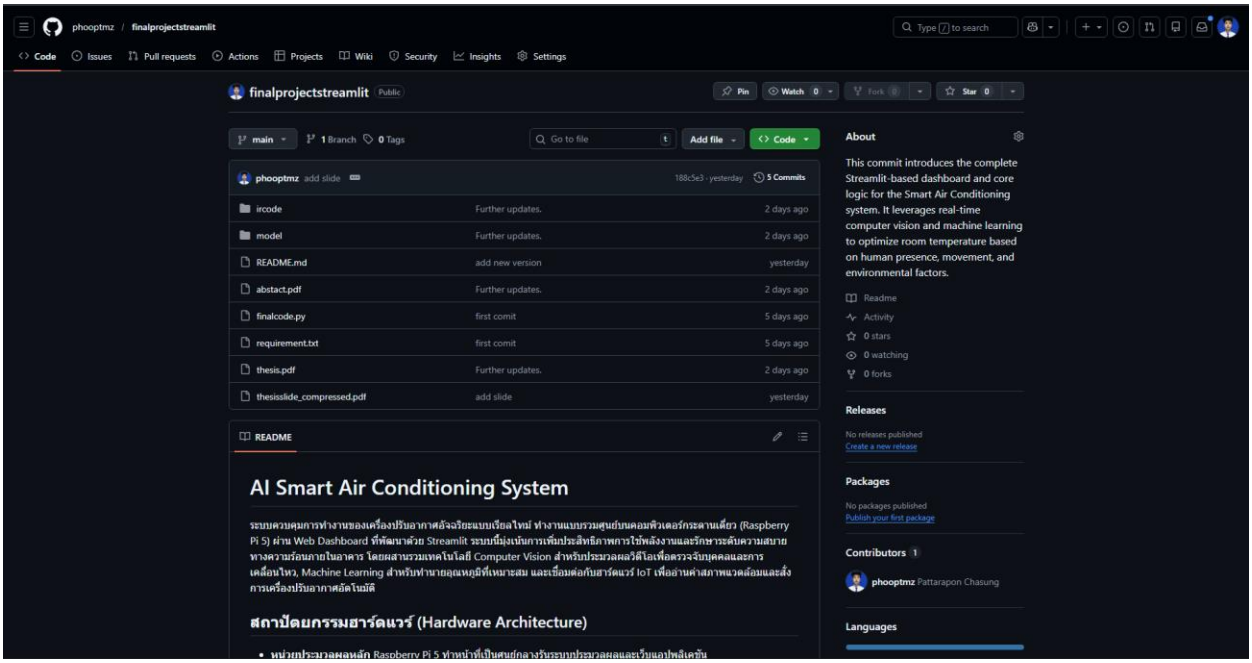
Time_Occupancy_Detection_and_Integration_with_HVAC_Control_Systems_in_Buildings_Considering_Energy_Saving_and_Thermal_Comfort

Magnavaca de Paula, L. (2025). BIM-based machine learning surrogate models for energy and carbon prediction to support LEED certification evaluation .https://stars.library.ucf.edu/etd2024/475/

Mercier, A. (2015). Universal infrared adapter for air conditioners [Master's thesis, Uppsala University]. DiVA Portal. http://uu.diva-portal.org/smash/get/diva2:910960/FULLTEXT01.pdf

ภาคผนวก ก

ซอร์สโค้ดทั้งหมดที่ใช้ในการพัฒนาระบบควบคุมเครื่องปรับอากาศอัจฉริยะ ได้ถูกรวบรวมและจัดเก็บไว้ในระบบควบคุมเวอร์ชัน บนแพลตฟอร์ม GitHub เพื่อความสะดวกในการตรวจสอบและนำไปพัฒนาต่อยอด ลิงก์สำหรับเข้าถึงซอร์สโค้ดฉบับเต็ม https://github.com/phooptmz/finalprojectstreamlit.git



รูปภาพที่ 53 Source code ใน Github

ประวัติผู้เขียน

ภัทรพล ชาสังข์

pattaraponc815@gmail.com

0652751219

มหาวิทยาลัยนครพนม , ประเทศไทย

https://github.com/phooptmz

ทักษะหลัก

Visual studio code

Anaconda

Python

C/C++

การศึกษา

2559	โรงเรียนอนุบาลสุดา	ประกาศนียบัตรประถมศึกษา
2562	โรงเรียนคำแสนวิทยาสรรค์	ประกาศนียบัตรมัธยมศึกษาตอนต้น
2565	โรงเรียนเลยพิทยาคม	ประกาศนียบัตรมัธยมศึกษาตอนปลาย
2568	มหาวิทยาลัยนครพนม	ปริญญาตรีวิศวกรรมศาสตร์ (วิศวกรรมคอมพิวเตอร์)