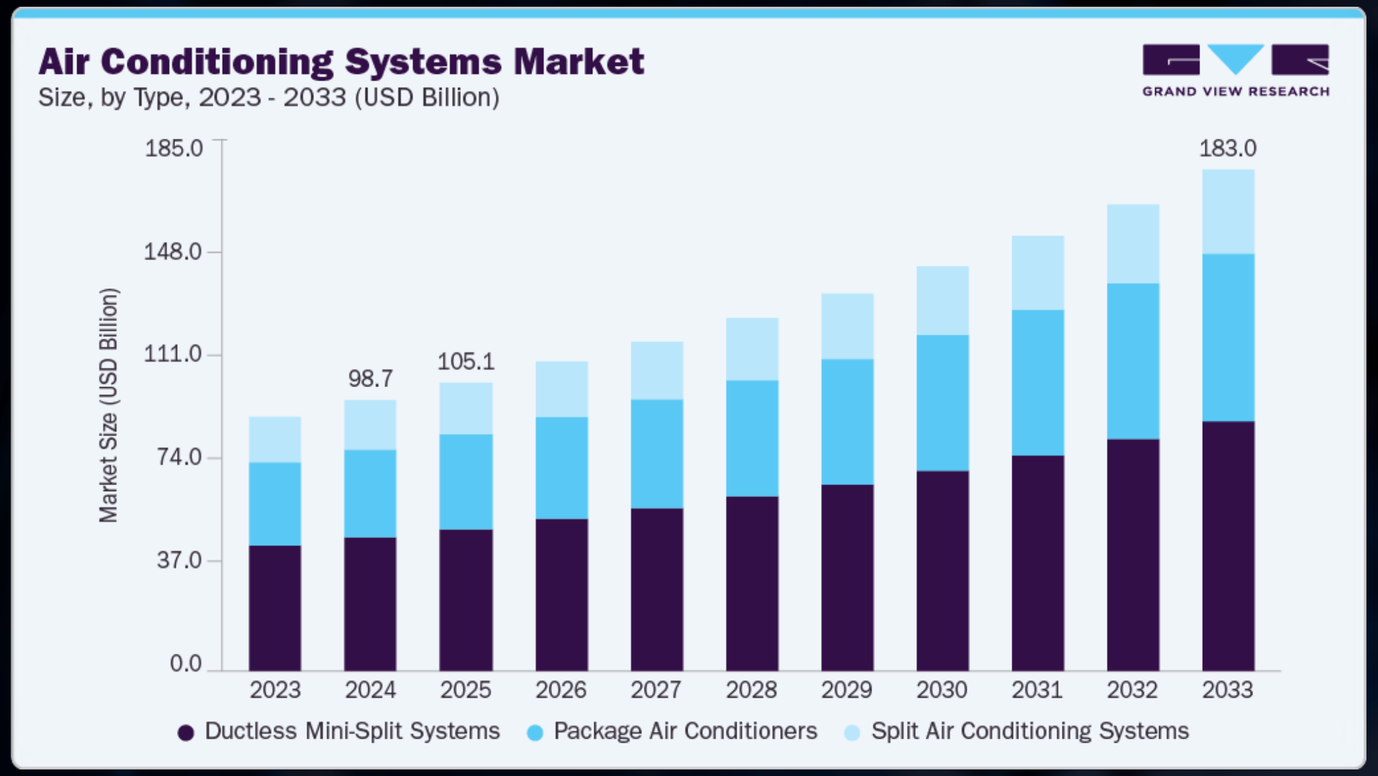
DESIGN OF AN AIR CONDITIONING OPERATIONAL CONTROL SYSTEM BASED ON OCCUPANCY DENSITY ANALYSIS USING COMPUTER VISION AND MACHINE LEARNING

การออกแบบระบบควบคุมการทำงานของเครื่องปรับอากาศผ่านการวิเคราะห์ความหนาแน่นของผู้พักอาศัยด้วย COMPUTER VISION และ MACHINE LEARNING

อาจารย์ที่ปรึกษา ผศ.ดร. คมกฤษณ์ ชูเรือง


Air Conditioning Systems Market
Size, by Type, 2023 - 2033 (USD Billion)
GRAND VIEW RESEARCH
Market Size (USD Billion)
185.0
148.0
111.0
74.0
37.0
0.0
98.7
105.1
183.0
2023
2024
2025
2026
2027
2028
2029
2030
2031
2032
2033
Ductless Mini-Split Systems
Package Air Conditioners
Split Air Conditioning Systems

24 小 時 服 務

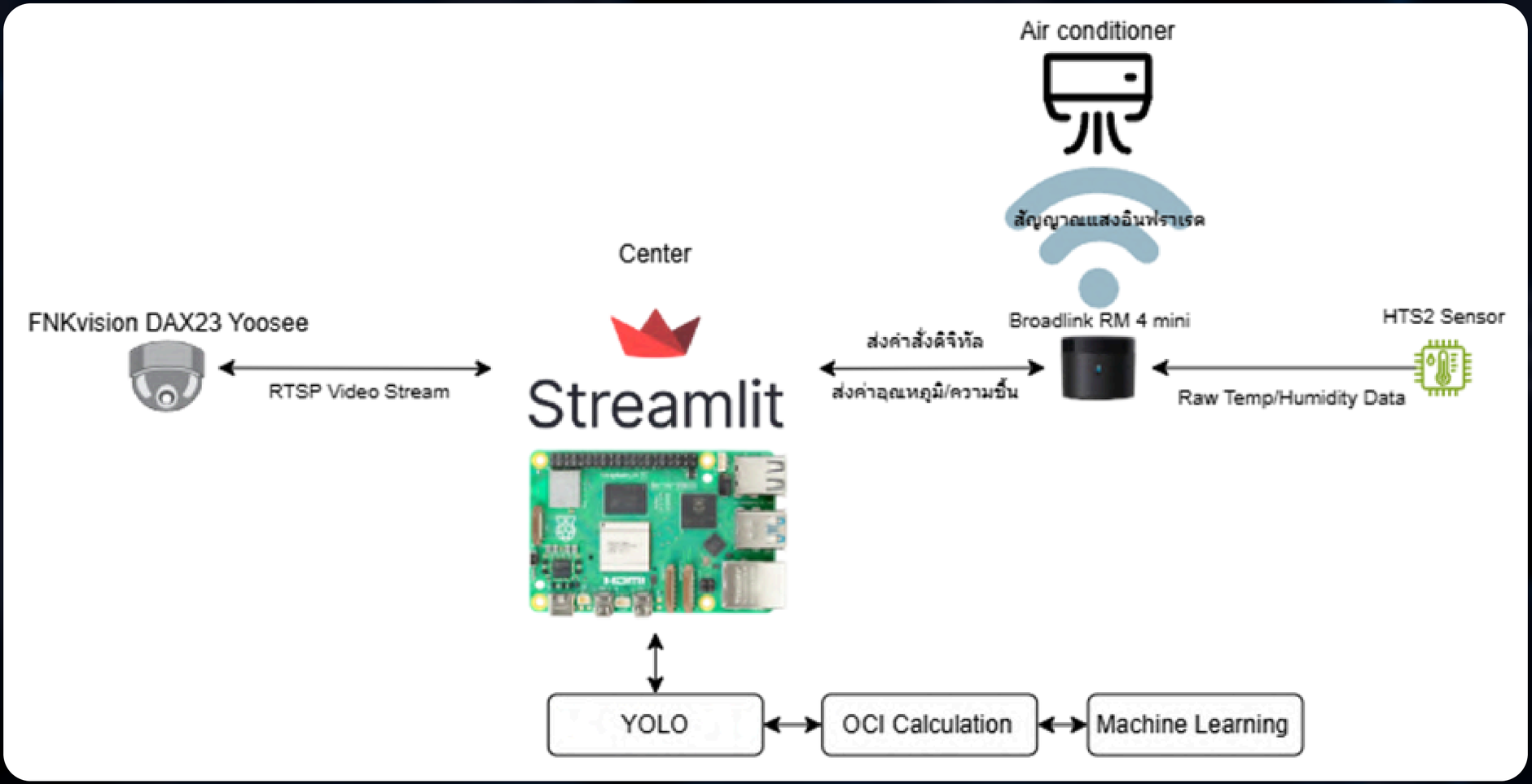
วัตถุประสงค์และขอบเขตของโครงงาน

- พัฒนาระบบดึงภาพจากกล้องวงจรปิด เพื่อประมวลผลด้วยคอมพิวเตอร์วิทัศน์แบบเรียลไทม์
- พัฒนาระบบตรวจวัดอุณหภูมิและความชื้น เพื่อใช้เป็นตัวแปรตั้งต้นในการประมวลผล
- พัฒนาและเปรียบเทียบโมเดล Machine Learning เพื่อหาอัลกอริทึมที่เก่งที่สุดในการเลือกโหมดแอร์
- พัฒนาระบบแปลงคำสั่งจาก AI เป็นสัญญาณอินฟราเรด เพื่อควบคุมแอร์อัตโนมัติ
- สร้าง Web Dashboard เพื่อแสดงสถานะการทำงานทั้งหมดแบบเรียลไทม์

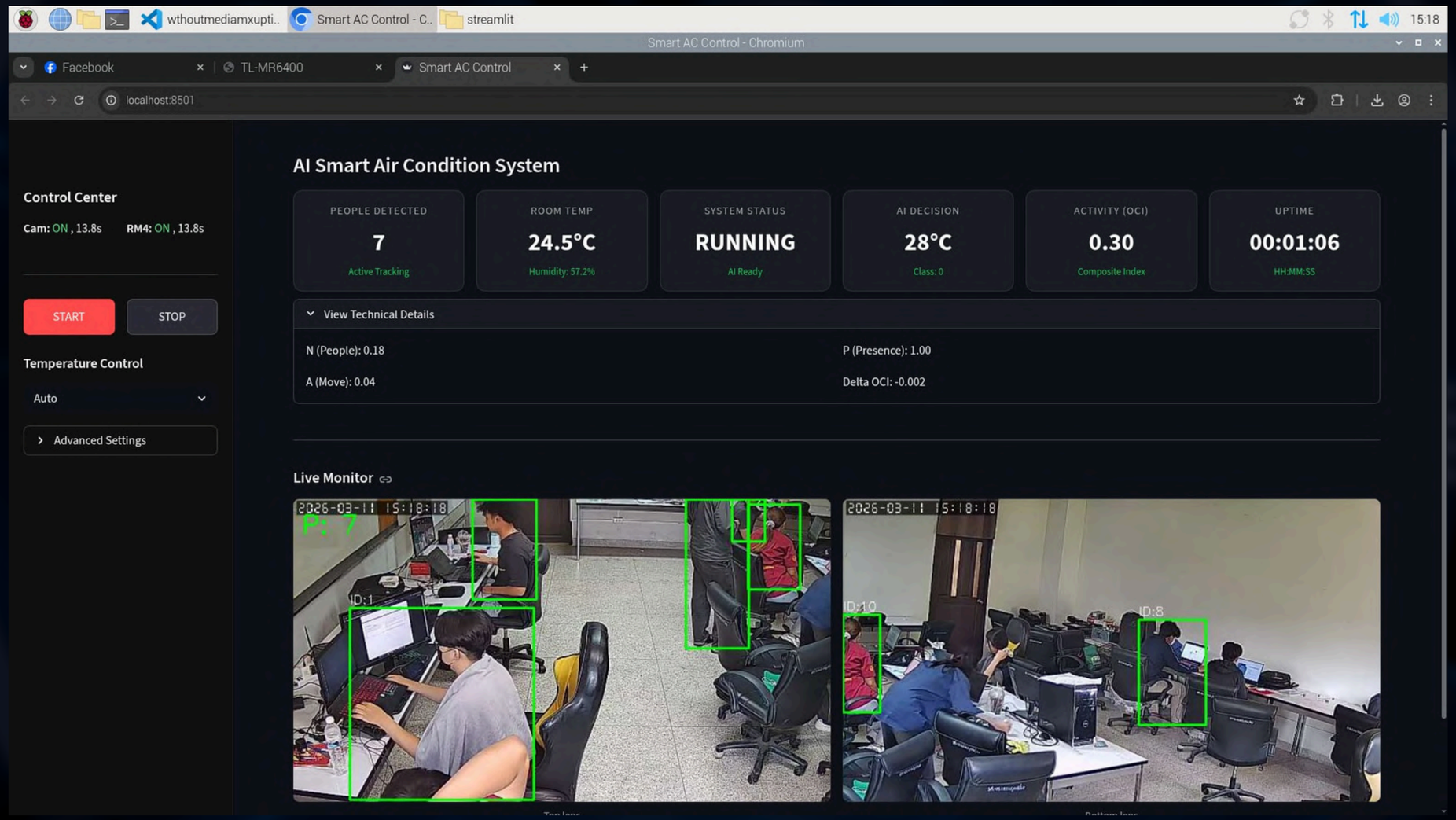
วัตถุประสงค์และขอบเขตของโครงงาน

- แบบจำลอง Classification มุ่งเน้นการจำแนกโหมดอุณหภูมิ ถูกจำกัดโครงสร้างตัวแปรนำเข้า ไว้ตายตัวจำนวน 4 ตัวแปรเท่านั้น ได้แก่ ดัชนีการใช้งานพื้นที่ OCI, อัตราการเปลี่ยนแปลง (Delta OCI), อุณหภูมิภายในห้อง และความชื้นสัมพัทธ์
- จำกัดการใช้กล้อง IP Camera แบบเลนส์คู่รองรับการส่งสตรีมมิงผ่านโปรโตคอล RTSP พอร์ต 554
- ระบบนี้สามารถควบคุมได้เฉพาะเครื่องปรับอากาศแบบดั้งเดิมที่รับการสั่งการผ่าน รีโมทอินฟราเรด เท่านั้น
- พัฒนาขึ้นบนเฟรมเวิร์ก Streamlit สำหรับการทำงานแบบ Web Application บนระบบเครือข่ายท้องถิ่นเท่านั้น ไม่ได้ถูกพัฒนาในรูปแบบ Mobile Application
- อุปกรณ์ทุกชิ้นจำเป็นต้องเชื่อมต่ออยู่ในเครือข่ายวงแลนเดียวกัน

การออกแบบระบบ



การออกแบบระบบ



การออกแบบระบบควบคุม

- OCI (Occupancy in context Index)

$$OCI(t) = \alpha N(t) + \beta A(t) + \gamma P(t)$$

- ดัชนีการใช้งานพื้นที่สำหรับการควบคุม
- Control-Oriented Occupancy Index
- การแปลงข้อมูลพฤติกรรมของคนในห้องที่ซับซ้อนให้เป็นตัวเลขค่าเดียวเพื่อส่งต่อให้ระบบ Machine Learning ตัดสินใจทำงานได้อย่างเหมาะสม

การออกแบบระบบควบคุม

- OCI (Occupancy in context Index)

$$N_{\text{smooth}}(t) = 0.9 \cdot \tilde{N}(t) + 0.1 \cdot N_{\text{smooth}}(t-1)$$

$$N_{norm}(t) = \min\left(\frac{N_{smooth}(t)}{N_{max}},\ 1.0\right)$$

- ข้อมูลจำนวนคนดิบจากระบบตรวจจับวัตถุมักมีความผันผวนจากสัญญาณรบกวน หรือการที่บุคคลถูกบดบังชั่วคราว จึงต้องมีการกรองสัญญาณเพื่อให้ได้ค่าที่เสถียร
- Exponential Weighted Moving Average เพื่อปรับสัญญาณให้มีความต่อเนื่อง ลดการแกว่งของข้อมูล

การออกแบบระบบควบคุม

- OCI (Occupancy in context Index)

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

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

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

- ทำให้ระบบรับรู้ได้ว่า ณ ขณะนั้นคนในห้องมีพฤติกรรม
- ระดับการขยับตัวส่งผลโดยตรงต่อการแผ่ความร้อนของร่างกาย การทราบพฤติกรรมผ่านค่า A(t) จะช่วยให้ระบบแอร์สามารถคาดการณ์ความร้อนสะสม และปรับความเย็นชดเชยล่วงหน้าได้อย่างแม่นยำ

การออกแบบระบบควบคุม

- OCI (Occupancy in context Index)

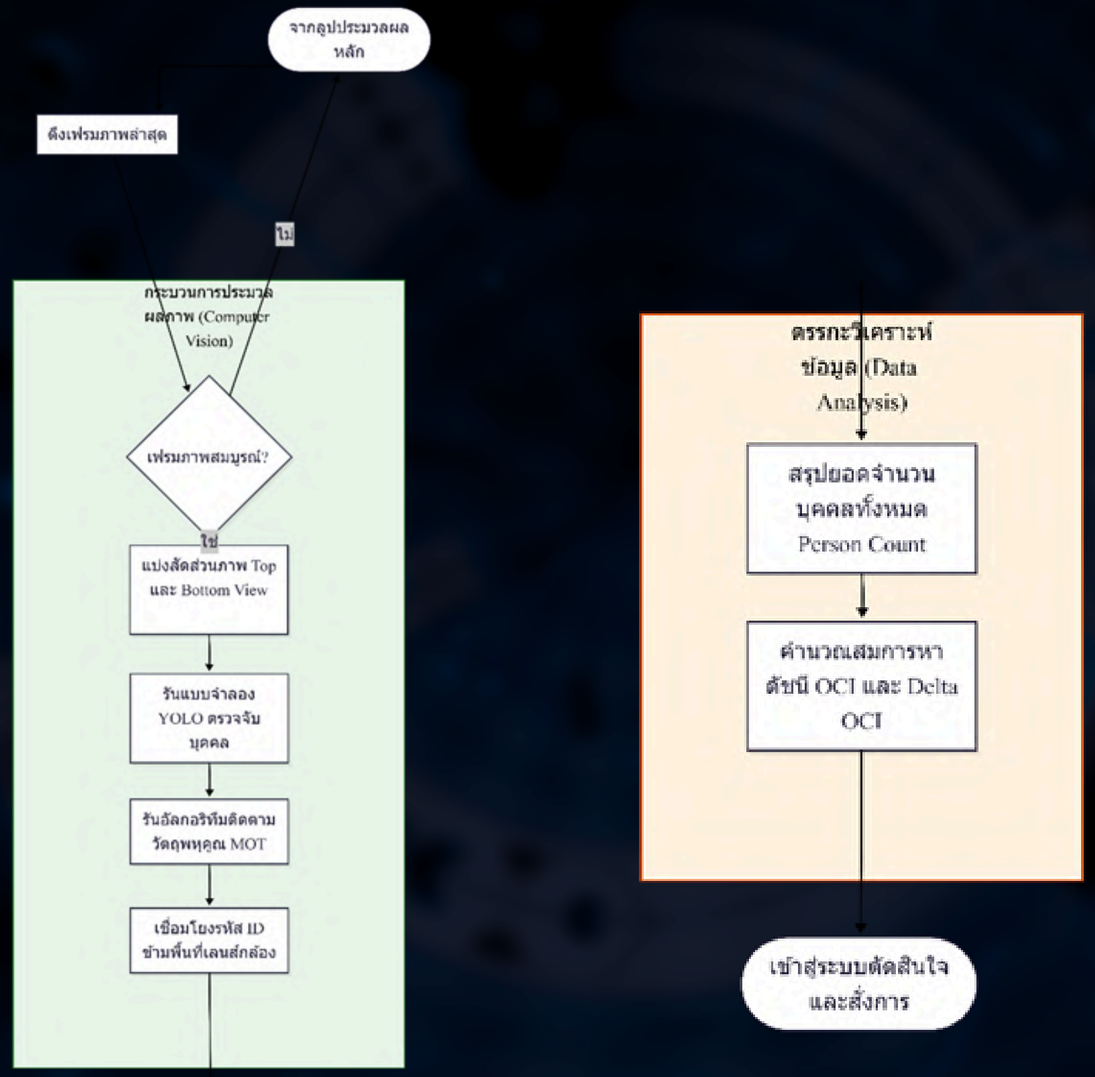
$$P(t) = \beta P(t-1) + (1-\beta) I(t)$$

$$I(t) = \begin{cases} 1, & \text{ถ้า } N(t) > 0 \\ 0, & \text{ถ้า } N(t) = 0 \end{cases}$$

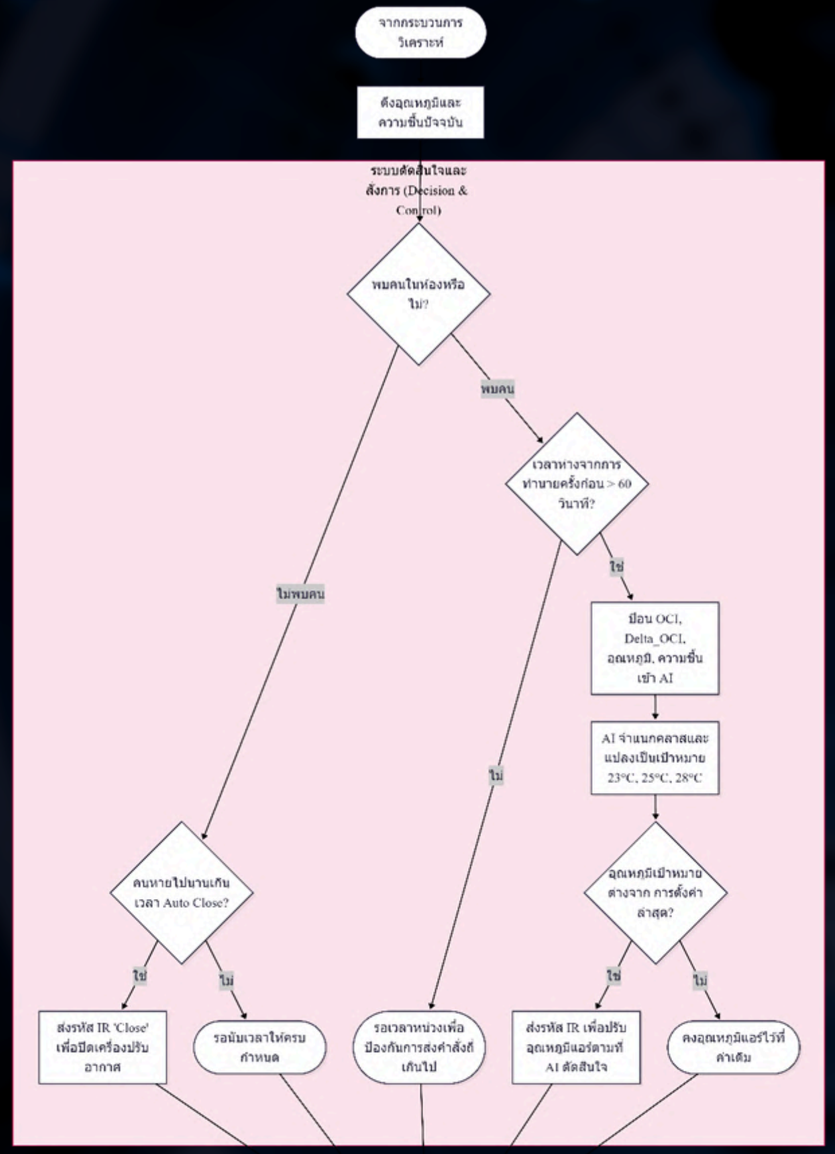
- ค่าความคงทนของการใช้งานพื้นที่
- ทำให้ระบบรับรู้ได้ว่า จำนวนคนที่เข้ามา ในห้อง เขาใช้พื้นที่นานแค่ไหน

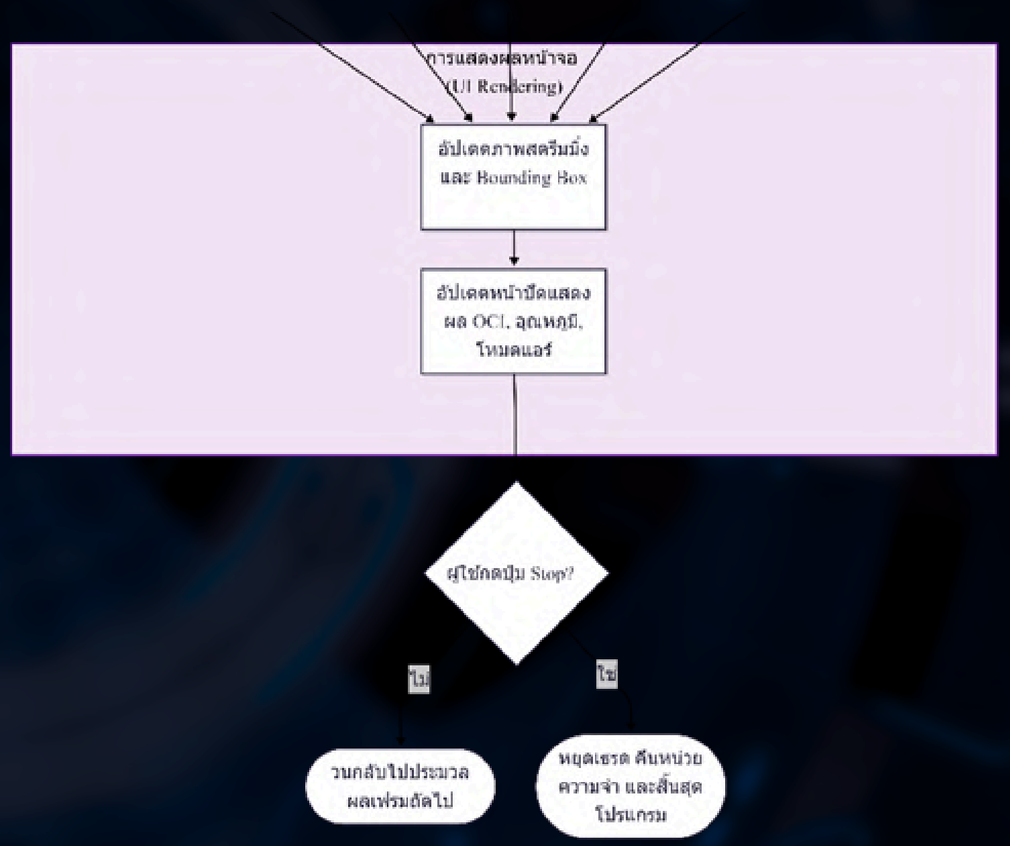
FLOWCHART การทำงาน

FLOWCHART การทำงาน



FLOWCHART การทำงาน





ผลลัพธ์การทดลอง

- การทดสอบฮาร์ดแวร์กล้องและฮาร์ดแวร์ Universal IR Remote เชื่อมต่อกับระบบ Streamlit

Control Center

Cam: OFF , 1.8s RM4: OFF , 1.8s

Control Center

Cam: ON , 3.7s RM4: ON , 3.7s

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

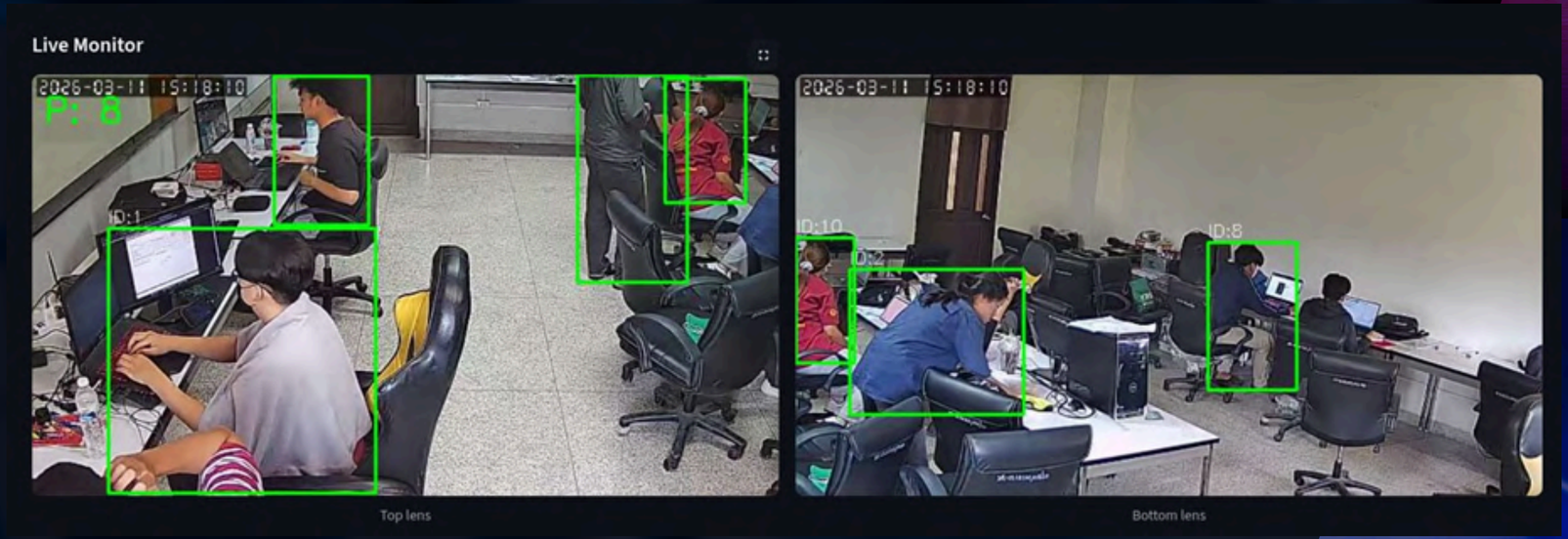
ผลลัพธ์การทดลอง

- ความหน่วงในการสั่งการของ Universal IR Remote

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

ผลลัพธ์การทดลอง

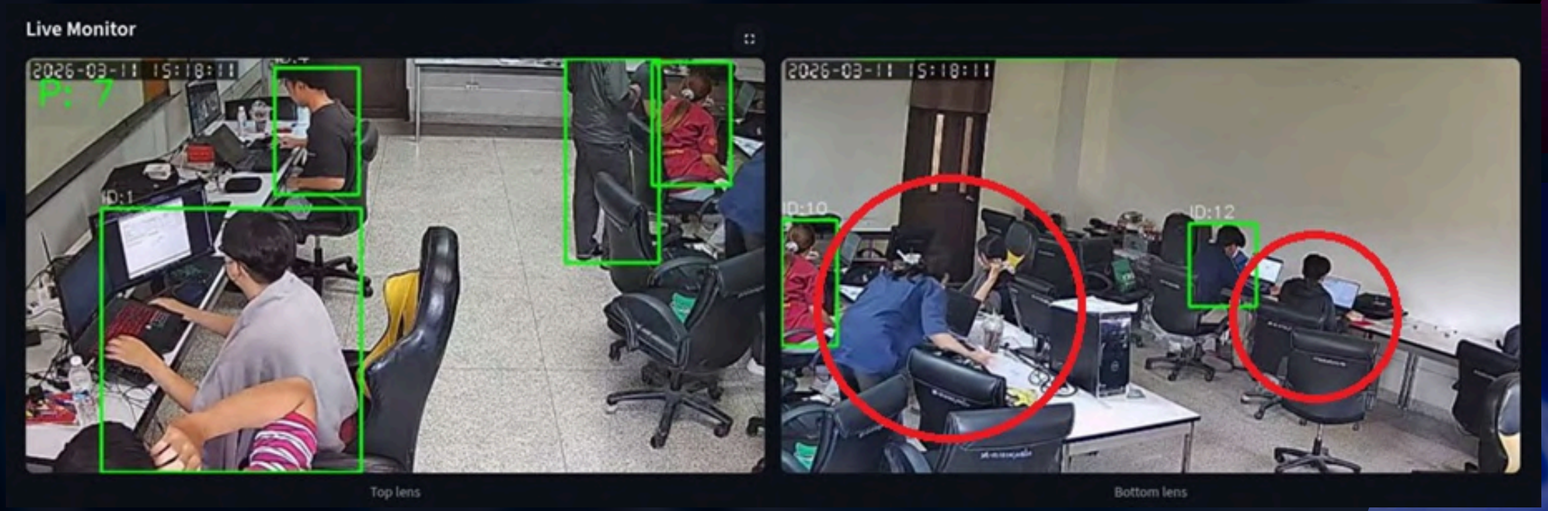
- การทดสอบประสิทธิภาพการตรวจจับของ YOLO



- ประสิทธิภาพในสภาวะที่มองเห็นชัดเจน

ผลลัพธ์การทดลอง

- การทดสอบประสิทธิภาพการตรวจจับของ YOLO



- ข้อจำกัดด้านมุมอับสายตาและท่านั่ง

ผลลัพธ์การทดลอง

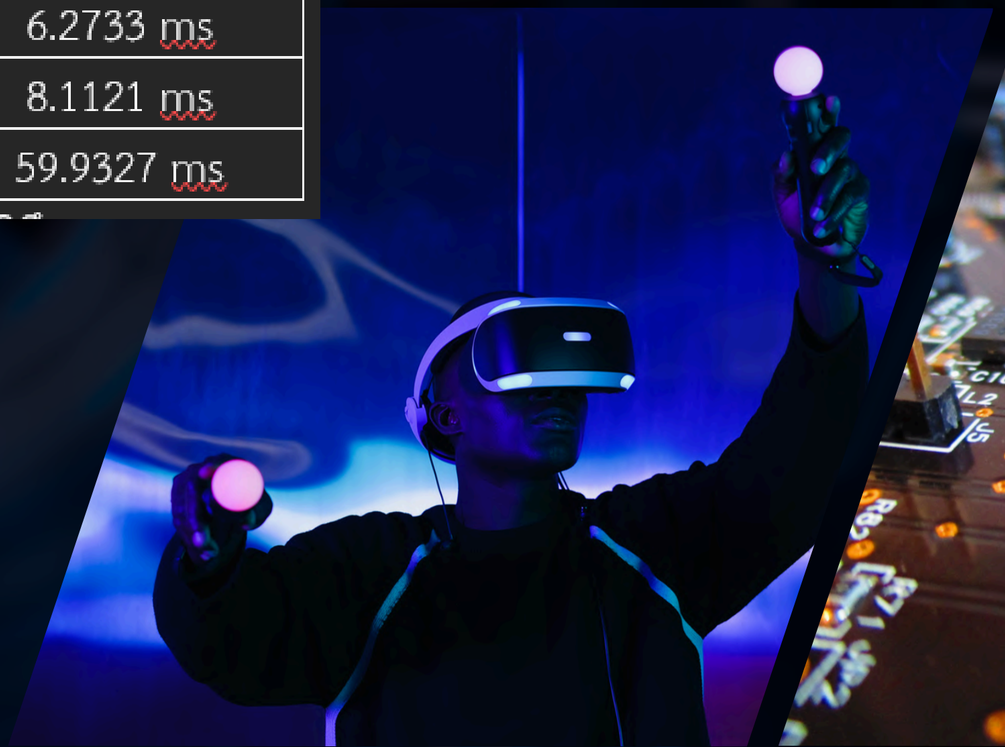
- การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนก บน Raspberry Pi 5

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

ผลลัพธ์การทดลอง

- การทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลจำแนก บน Raspberry Pi 5

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



สรุปผลการทดลอง

- จากการทดลอง ส่งคำสั่งจาก Streamlit ไปยัง Universal IR Remote เพื่อควบคุมเครื่องปรับอากาศได้สำเร็จ 100% โดยมีความหน่วงเวลา เฉลี่ยอยู่ที่ 1.333 วินาที ซึ่งผลการทดสอบแสดงให้เห็นว่าระบบมีการตอบสนองต่อคำสั่งได้อย่างรวดเร็ว และความหน่วงเวลาที่เกิดขึ้นอยู่ในระดับที่ต่ำมากจนไม่ส่งผลกระทบต่อประสบการณ์การใช้งานจริงของระบบอัตโนมัติ

- จากการทดลองการเชื่อมต่ออุปกรณ์ต่างๆกับ Streamlit สามารถเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์กล้องกับ Universal IR Remote controllerเข้ากับ Streamlit ได้สำเร็จ 100% จากการทดสอบทั้งหมด โดยใช้ระยะเวลาเฉลี่ยในการสแกนที่ 3.83 วินาที ซึ่งแสดงให้เห็นว่าการเชื่อมต่อฮาร์ดแวร์ผ่านโค้ดชุดนี้มีการตอบสนองที่รวดเร็ว ไม่เกิดความหน่วงที่ทำให้แอปพลิเคชันค้าง

สรุปผลการทดลอง

- จากการทดสอบโมเดล YOLO ในการตรวจจับและนับจำนวนบุคคล พบว่าระบบทำงานได้อย่างแม่นยำและมีประสิทธิภาพสูงมากในสภาวะที่กล้องสามารถมองเห็นสรีระได้เต็มตัวโดยไม่มีสิ่งกีดขวาง แต่ระบบยังมีข้อจำกัดสำคัญมีผู้ใช้งานนั่งอยู่ในมุมอับสายตา

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

ข้อจำกัด ข้อเสนอแนะ

- ข้อจำกัดในโครงงาน
  - ข้อจำกัดทางกายภาพของกล้อง หากผู้ใช้งานนั่งอยู่ในมุมอับที่เลนส์กล้องมองไม่เห็น หรือมีการซ้อนทับกันอย่างหนาแน่น จะส่งผลให้การนับจำนวนคนคลาดเคลื่อน ซึ่งส่งผลกระทบโดยตรงต่อค่าดัชนี OCI
  - ข้อจำกัดด้านขุมพลังการประมวลผล การรันโมเดล Deep Learning YOLOv11 พร้อมกับระบบ Web Server บนชิปประมวลผลของ Raspberry Pi 5 ทำให้เกิดความร้อนและการใช้ทรัพยากรระบบสูง

ข้อจำกัด ข้อเสนอแนะ

- ข้อเสนอแนะเพื่อการพัฒนาต่อยอด
  - การเพิ่มอุปกรณ์ช่วยประมวลผลปัญญาประดิษฐ์ ในอนาคตควรมีการติดตั้งอุปกรณ์เสริม เช่น Google Coral USB Accelerator เพื่อช่วยแบ่งเบาภาระการคำนวณของ CPU ซึ่งจะช่วยเพิ่มอัตราเฟรมเรต ให้สูงขึ้นและทำให้ระบบไหลลื่นยิ่งขึ้น
  - การใช้งานกล้องหลายตัว เพื่อแก้ปัญหาการบดบังและมุมอับสายตา ควรพัฒนาระบบให้รองรับการเชื่อมต่อกล้อง IP Camera มากกว่า 1 ตัว
  - การประยุกต์ใช้กับระบบอาคารอัจฉริยะขนาดใหญ่ (Smart Building Integration) สามารถต่อยอดระบบนี้ให้รองรับโปรโตคอลการสื่อสารระดับอุตสาหกรรม เพื่อให้สามารถควบคุมเครื่องปรับอากาศแบบ Centralized ในอาคารสำนักงานหรือห้องเรียนหลายๆ ห้องพร้อมกันได้
  - การจัดเก็บข้อมูลพฤติกรรมผู้ใช้งานเพื่อปรับปรุงแบบจำลอง ควรมีการพัฒนาระบบจัดเก็บข้อมูลประวัติการใช้งาน ในกรณีที่ผู้ใช้งานทำการแทรกแซงระบบ โดยการปรับเปลี่ยนอุณหภูมิเครื่องปรับอากาศด้วยตนเองผ่านหน้าเว็บแอปพลิเคชัน ข้อมูลที่ควรบันทึก ณ วินาทีที่ผู้ใช้กดสั่งการ ได้แก่ ค่าตัวแปรสภาพแวดล้อมต่างๆ เช่น อุณหภูมิห้องปัจจุบัน, ความชื้นสัมพัทธ์, จำนวนคน, ค่าดัชนี OCI และ Delta OCI ควบคู่ไปกับ "อุณหภูมิเป้าหมายที่ผู้ใช้เลือกตั้งค่าจริง" ข้อมูลการใช้งานจริงเหล่านี้เปรียบเสมือนป้ายกำกับข้อมูล ที่สะท้อนถึงความสบายทางความร้อน ที่แท้จริงของผู้ใช้งาน ซึ่งสามารถนำชุดข้อมูลเหล่านี้กลับไปใช้ฝึกสอนซ้ำ หรือปรับจูนแบบจำลองการจำแนกประเภท เพื่อให้ AI สามารถเรียนรู้พฤติกรรมเฉพาะกลุ่มและทำนายอุณหภูมิได้แม่นยำตรงตามความต้องการของพื้นที่นั้นๆ มากยิ่งขึ้นในอนาคต ลดการพึ่งพาชุดข้อมูลสังเคราะห์

THANK YOU