

ระบบลงทะเบียนกิจกรรมด้วยการตรวจใบหน้า

Facial Recognition Attendance System

มนรดา ศิริมงคล ชานานะ อรรถยุกติ กุลชยา พงษ์แสง อนุสรณ์ นาคดำ ศศิมาภรณ์ กฤษสูงเนิน ชาญวิทย์ มุลิกะ ศรีสุดา สรนันต์ศรี
Monrada Sirimongkol Chananate Arthayukti Kulchaya Pongsawaeng Anuson Nakdam Sasimaporn Kritsoongnem Chanwit Musika Srisuda Soranunsri

สาขาวิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์ มหาวิทยาลัยเทคโนโลยีราชมงคลกรุงเทพ

Department of Computer Science, Rajamangala University of Technology Krungthep

*Corresponding Author E-mail: chananate@mail.rmutk.ac.th

Received: 24/06/24, Revised: 10/07/24, Accepted: 13/07/24

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบลงทะเบียนเข้าร่วมกิจกรรมโดยใช้การตรวจใบหน้า เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการเวลาลงทะเบียนเข้าร่วมกิจกรรม ลดข้อผิดพลาดในการบันทึกข้อมูลและตรวจสอบตัวตนของผู้เข้าร่วมงานได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยโมเดลการจดจำใบหน้าพัฒนาโดยใช้เทคนิคการเรียนรู้เชิงลึก Convolutional Neural Networks (CNNs) ร่วมกับเทคโนโลยีตรวจใบหน้า You Only Look Once (YOLO) โปรแกรมประยุกต์ได้รับการพัฒนาด้วย Python และ node.js บนเฟรมเวิร์กเว็บ koajs ฐานข้อมูลผู้ใช้และประวัติกิจกรรมถูกจัดเก็บไว้ใน MySQL ระบบได้รับการทดสอบภายใต้สภาพแสงภายในอาคาร ระยะการตรวจใบหน้า 0.5, 1 และ 2 เมตร จำนวนใบหน้าเป้าหมาย 1, 2 และ 4 คน และจำนวนภาพใบหน้าที่บันทึกต่อคน 4 และ 8 คน ทดสอบ 1,000 ครั้งภายใต้แต่ละเงื่อนไขการทดสอบ ผลการทดสอบพบว่า 1) จำนวนภาพใบหน้าที่บันทึกต่อคนใบหน้าที่มีนัยสำคัญมากขึ้นช่วยเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพของการตรวจใบหน้า 2) ระยะการตรวจใบหน้าใกล้ที่สุดให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำที่สุด 3) จำนวนใบหน้าเป้าหมายในการตรวจใบหน้าแต่ละครั้งจำนวนน้อยลงส่งผลให้มีความแม่นยำมากขึ้น 4) ระบบลงทะเบียนกิจกรรมการตรวจใบหน้าแสดงประสิทธิภาพการตรวจใบหน้าโดยเฉลี่ย 0.17 วินาทีต่อเซสชันการตรวจจับซึ่งสามารถช่วยลดเวลาในการลงทะเบียนได้ 5) ยืนยันตัวตนของผู้เข้าร่วมกิจกรรมได้อย่างมีประสิทธิภาพด้วยความแม่นยำร้อยละ 70

คำสำคัญ: การตรวจใบหน้า, โครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน, ระบบยืนยันตัวตน, การเรียนรู้เชิงลึก

Abstract

This research aims to develop a registration system for event participation using face detection to increase efficiency in time management, reduce errors in data recording, and effectively verify the identity of event participants. We use a facial recognition model developed with deep learning techniques such as Convolutional Neural Networks (CNN) combined with You Only Look Once (YOLO) face

detection technology. The application was developed with Python and Node.js based on KOA.js web framework. User database and activity history are stored in MySQL. We conducted 1000 tests under the following conditions: the system was tested under indoor lighting. The distance between camera and the target face(s) are 0.5, 1, and 2 meters, with number of target faces being 1, 2, and 4. Our work compared the detection accuracy between 4 and 8 prototype faces per person. The results found that 1) The higher number of prototype images significantly improves the accuracy and efficiency of face detection. 2) The shortest distance between the camera and the face target gives the most accurate results. 3) Fewer target faces in each face detection session result in higher accuracy. 4) The face detection activity registration system shows an average face detection performance of 0.17 seconds per detection session. This can help reduce registration time. 5) The system efficiently confirmed the identity of event participants, with an average accuracy of 70 percent.

Keywords: Facial Recognition, Convolutional Neural Networks, Identification, Deep Learning

1. บทนำ

การลงทะเบียนกิจกรรมเป็นกระบวนการที่มีความสำคัญในหลายองค์กร วิธีการในการลงทะเบียนกิจกรรมเดิมใช้วิธีการลงชื่อด้วยลายมือ การกรอกข้อมูลผ่านเอกสารหรือการใช้บัตรประจำตัวซึ่งมีข้อจำกัดหลายประการ ได้แก่ ความไม่สะดวก ความล่าช้าในการลงทะเบียนและความเสี่ยงในการปลอมแปลงข้อมูลในการลงทะเบียนกิจกรรม

ไบโอเมตริก (Biometric) เป็นการใช้ลักษณะทางกายภาพหรือพฤติกรรมของมนุษย์ในการระบุตัวตนและยืนยันตัวตนบุคคลซึ่งลักษณะเหล่านี้มีความเฉพาะเจาะจงทำให้เป็นวิธีการที่มีความปลอดภัยในการยืนยันตัวตนของบุคคล เทคโนโลยีการรู้จำใบหน้า (Facial Recognition) เป็นส่วนหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence) และการประมวลผลภาพ (Image Processing) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในกระบวนการตรวจสอบการยืนยันของ

บุคคลอย่างแม่นยำโดยอาศัยการวิเคราะห์ลักษณะใบหน้าที่เป็นเอกลักษณ์ของแต่ละบุคคล

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าโดยเน้นการใช้เทคโนโลยีตรวจจับใบหน้าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจัดการเวลาลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรม ลดความผิดพลาดในการบันทึกข้อมูล การขึ้นชื่อนับบุคคลในการเข้าร่วมกิจกรรมและสร้างความสะดวกสบายให้กับผู้ที่เกี่ยวข้องกับงานกิจกรรม

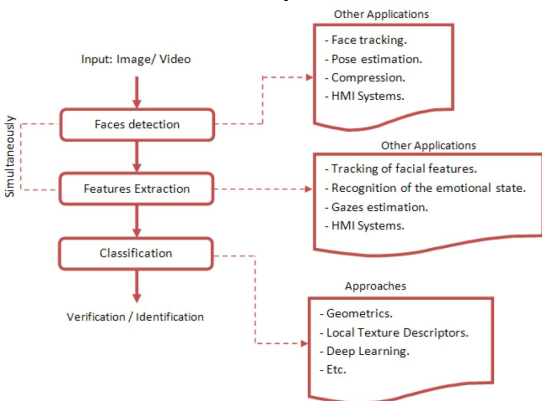
2. ทฤษฎีและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 การรู้จำใบหน้าด้วยการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning

Facial Recognition)

เป็นกระบวนการที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Networks) และอัลกอริทึมการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning Algorithms) เพื่อระบุตัวตนของบุคคลจากลักษณะเฉพาะของใบหน้า เทคโนโลยีนี้มีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพสูงในการประมวลผลและการวิเคราะห์ข้อมูล

2.1.1 หลักการพื้นฐานของการรู้จำใบหน้า



รูปที่ 1 การออกแบบมาตรฐานของระบบรู้จำใบหน้าอัตโนมัติ [1]

จากรูปที่ 1 การออกแบบมาตรฐานของระบบรู้จำใบหน้าอัตโนมัติมีขั้นตอนดังนี้

- การตรวจจับ ใบหน้า (Face Detection) : เป็นกระบวนการนำเข้าข้อมูลการค้นหาลักษณะของบุคคลจากภาพนิ่งภาพเคลื่อนไหว และทำการระบุตำแหน่งของใบหน้าในภาพ

- การสกัดคุณลักษณะบน ใบหน้า (Feature Extraction) : เป็นกระบวนการสกัดคุณลักษณะจากใบหน้าที่ตรวจจับได้เพื่อคัดแยกลักษณะที่เป็นลักษณะเด่นบนใบหน้า ได้แก่ ตำแหน่งอวัยวะบนใบหน้า, รูปทรงของใบหน้า

- การเปรียบเทียบและจำแนก (Comparison and Classification) : เปรียบเทียบคุณลักษณะของใบหน้าที่ตรวจจับได้กับข้อมูลในฐานข้อมูลว่าตรงกันหรือไม่เพื่อระบุตัวตน [1] [2]

2.1.2 โมเดลที่ใช้การรู้จำใบหน้าด้วยการเรียนรู้เชิงลึก

- MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) เป็นโมเดลที่สามารถจัดการกับใบหน้าที่ในมุมมองและขนาดที่แตกต่างกันซึ่งมีความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าและ landmarks [3]

- Faster R-CNN เป็น โมเดลที่สามารถจัดการกับวัตถุที่มีรายละเอียดสูงและสภาพแวดล้อมที่ซับซ้อน [4]

- YOLO (You Only Look Once) เป็นโมเดลที่สามารถประมวลผลทั้งหมดเกิดขึ้นในครั้งเดียว ทำให้ไม่ต้องแบ่งภาพเป็นส่วนย่อยและสามารถการตรวจจับวัตถุแบบเรียลไทม์ [3]

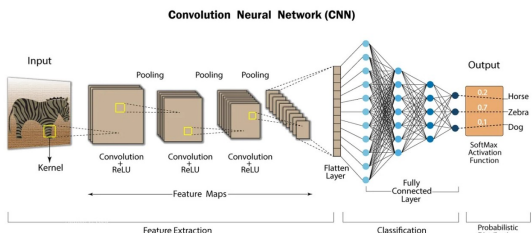
ตารางที่ 1 เปรียบเทียบประสิทธิภาพโมเดลที่ใช้ในการรู้จำใบหน้าด้วยการเรียนรู้เชิงลึก [3] [4]

คุณสมบัติ	MTCNN	Faster R-CNN	YOLO
ความแม่นยำ	สูง	สูงมาก	ปานกลางถึงสูง
ความเร็ว	ปานกลาง	ช้า	สูงมาก
ความต้องการทรัพยากร	ปานกลางถึงสูง	สูงมาก	ปานกลาง
การจัดการมุมมองใบหน้า	ดีมาก	ดีมาก	ดี
ความเหมาะสมกับเรียลไทม์	ปานกลาง	ไม่เหมาะสม	เหมาะสม

จากตารางที่ 1 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพ โมเดลที่ใช้ในการรู้จำใบหน้าด้วยการเรียนรู้เชิงลึกเทคโนโลยีตรวจจับใบหน้า YOLO มีความเหมาะสมในการนำมาประยุกต์ใช้ในการพัฒนาระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าเนื่องจากมีความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าที่สูงมีความรวดเร็วในการตรวจจับใบหน้าที่สูงมาก มีการใช้ทรัพยากรที่เหมาะสมและสามารถตรวจจับใบหน้าได้แบบเรียลไทม์

2.2 Convolutional Neural Networks (CNNs)

CNNs เป็นประเภทหนึ่งของ Neural Networks ในกลุ่ม Bio-Inspired ที่มีความสามารถรู้จำภาพและวัตถุใน 2D ข้อความและเสียงซึ่งใช้หลักการการมองเห็นของมนุษย์ที่มีการแบ่งเป็นพื้นที่ย่อยและนำพื้นที่ย่อยมาผสานมาวิเคราะห์ว่าเป็นวัตถุชนิดใด [5]



รูปที่ 2 ส่วนประกอบด้วยชั้นหลักของ CNNs [5]

CNNs มีส่วนประกอบด้วยชั้นหลัก ได้แก่

- Convolutional Layer: เป็นชั้นที่ใช้ในการกรอง (filter) หรือ kernel ในการคำนวณการคอนโวลูชันกับข้อมูลอินพุต การกรองช่วยในการดึงลักษณะเฉพาะของภาพ เช่น ขอบมุม รูปร่าง และรูปแบบ [6]

- Activation Function (ReLU) : เป็นชั้นที่ช่วยให้ค่าเฉลี่ยของเอาต์พุตมีค่าเป็นบวกและลดการเกิดปัญหาการแยกค่า (Vanishing Gradient Problem) [7]

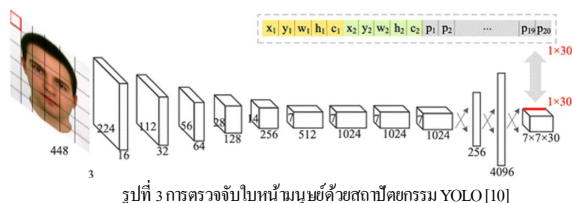
- Pooling Layer : เป็นชั้นที่ทำหน้าที่ลดขนาดของข้อมูลโดยใช้ Max Pooling หรือ Average Pooling ช่วยลดจำนวนพารามิเตอร์และการประมาณ

การ (Computation) ทำให้โมเดลมีความสามารถในการจำแนกดีขึ้นและลดการเกิด Overfitting [8]

- Fully Connected Layer : เป็นชั้นที่เชื่อมต่อทุกโครงข่ายในชั้นก่อนหน้าเข้ากับโครงข่ายทุกตัวในชั้นปัจจุบันใช้ในการทำนายผลลัพธ์สุดท้าย [8]
- Output Layer : เป็นชั้นที่ทำนายค่าผลลัพธ์ เช่น การจำแนกรูปภาพ ใช้ฟังก์ชัน Softmax สำหรับการจำแนกหลายคลาส หรือ Sigmoid สำหรับการจำแนกสองคลาส [9]

2.3 YOLO Facial Recognition

YOLO เป็นอัลกอริธึมการตรวจจับวัตถุ เทคโนโลยีนี้ถูกนำมาใช้ในการตรวจจับวัตถุในภาพถ่ายไปจนถึงการวิเคราะห์วิดีโอแบบเรียลไทม์ YOLO Facial Recognition เป็นการนำเทคโนโลยี YOLO มาประยุกต์ใช้ในการรู้จำใบหน้า (Facial Recognition) เพื่อให้สามารถระบุตัวตนของบุคคลในภาพหรือวิดีโอได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ [10]



2.4 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.4.1 G. K. L. Rao, A. C. Srinivasa, Y. H. P. Iskandar, and N. Mokhtar. (2019) ศึกษาเกี่ยวกับการระบุและการวิเคราะห์จุดโฟโตเมตริกบนภาพใบหน้า 2 มิติ แนวทางการเรียนรู้ของเครื่องในการจัดฟันในการศึกษานี้ใช้การตรวจจับใบหน้าด้วยอัลกอริธึม YOLO เพื่อระบุและวิเคราะห์จุด landmarks บนใบหน้า โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อใช้ประโยชน์ในการจัดฟัน ข้อมูลที่ใช้ในงานวิจัยนี้มาจากภาพถ่ายใบหน้าความละเอียดสูงของผู้ป่วยที่ต้องการการจัดฟันใช้ภาพใบหน้า 2 มิติ 22 ภาพจุดโฟโตเมตริก 19 จุดโดยทำการระบุและกำหนดจุดสำคัญบนใบหน้า เช่น ปลายจมูก มุมปากและจุดหลักอื่น ผลการวิจัยพบว่าอัลกอริธึมระบุจุดสังเกต 418 landmarks ด้วยความแม่นยำในการจดจำใบหน้าร้อยละ 100 ช่วงข้อผิดพลาด: 0-5 มม. ในการวัดร้อยละ 97.71, 6 มม. ในการวัดร้อยละ 2.27 Iskandar[10]

2.4.2 Z. Xie, J. Li, and H. Shi. (2019). ศึกษาเกี่ยวกับการตรวจจับใบหน้าด้วย CNN ในการศึกษานี้ใช้การตรวจจับใบหน้าด้วยอัลกอริธึม CNNs ทดสอบโดยใช้เฟรมเวิร์ก Python และ Keras สำหรับการจดจำใบหน้า ใช้ ReLU ทดสอบกับพารามิเตอร์ซึ่งออกแบบโครงข่าย CNN 6 ชั้นสำหรับการกรองเพื่อการทำนายการตรวจจับใบหน้า ผลการทดสอบพบว่าจำนวนโครงข่ายที่ซ่อนอยู่และคุณลักษณะมีอิทธิพลต่อความแม่นยำของเครือข่ายอย่างมาก โมเดล CNNs มีอัตราการจดจำสูงถึงร้อยละ 97.5 บนฐานข้อมูล Olivettifaces [11]

2.4.3 D. Garg, P. Goel, S. Pandya, A. Ganatra, and K. Kotecha. (2018) ศึกษาเกี่ยวกับแนวทางการเรียนรู้เชิงลึกสำหรับการตรวจจับใบหน้าโดยใช้ YOLO ในการศึกษานี้ปรับปรุงความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าโดยใช้โมเดลการเรียนรู้เชิงลึก YOLO เปรียบเทียบประสิทธิภาพกับวิธีการแบบเดิมเพื่อ

เพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้า ทดสอบการตรวจจับใบหน้าด้วย YOLO บนเครื่องคอมพิวเตอร์สองเครื่อง โมเดลถูกฝึกฝนเป็นเวลา 25 epochs ด้วยอัลกอริธึมการหาค่าต่ำสุดของเกรเดียนต์ (Gradient Descent Optimizer) พบว่ามีความแม่นยำร้อยละ 92.2 หลังจากถูกฝึกฝนเป็นเวลา 20 epochs ขนาดหน่วยประมวลผลกราฟิก (GPU) มีผลต่อการประมวลผลเนื่องจากข้อจำกัดของหน่วยความจำ [12]

2.4.4 F. Gunawan, C.-L. Hwang, and Z.-E. Cheng. (2023). ศึกษาเกี่ยวกับการจดจำใบหน้าระยะไกลด้วย ROI-YOLOv8 ในการศึกษาการใช้โครงสร้างพื้นฐาน YOLOv8 ที่มีเลเยอร์คอนโวลูชันสำหรับการดึงคุณลักษณะที่เกี่ยวข้องจากภาพ การจดจำสองขั้นตอนด้วยโมเดล YOLOv8 ที่ผ่านข้อมูลฝึกฝนล่วงหน้าสำหรับการตรวจจับมนุษย์ พบว่า YOLOv8 การจดจำใบหน้าระยะไกลด้วยชุดข้อมูลที่เพิ่มขึ้นและ ROI โมเดลที่ฝึกจากชุดข้อมูลที่สามสามารถจดจำใบหน้าได้ที่ระยะไกลด้วยระดับความมั่นใจที่ร้อยละ 65.1 และร้อยละ 75.6 ที่ระยะ 30 เมตรและ 35 เมตรตามลำดับ [13]

2.4.5 F. Ozdamli, A. Aljarah, D. Karagozlu, and M. Ababneh. (2022). ศึกษาเกี่ยวกับระบบการจดจำใบหน้าเพื่อตรวจจับอารมณ์และการทุจริตของนักเรียนในรูปแบบการเรียนรู้ทางไกลในการศึกษานี้การใช้ในการตรวจจับการทุจริตของนักเรียน โดยการคิดแยกใช้คุณลักษณะ Haar และ โมเดล CNN สำหรับการวิเคราะห์อารมณ์ ผลการทดสอบพบว่า ความแม่นยำสามารถตรวจจับได้ร้อยละ 99.38 และจดจำอารมณ์โดยใช้อัลกอริธึม K-nn ซึ่งระยะห่างระหว่างกล้องและตัวแบบอาจส่งผลต่อความแม่นยำของการตรวจจับใบหน้าในระบบจดจำใบหน้า [14]

2.4.6 D. Shi and H. Tang. (2022). ศึกษาเกี่ยวกับอัลกอริธึมการตรวจจับเป้าหมายแบบหลายหน้าสำหรับนักเรียนในชั้นเรียนด้วยโมเดล YOLOv3 ตามทฤษฎีของแบบเบย์ในการศึกษานี้เป็นการปรับปรุงโมเดล YOLOv3 ใช้การคอนโวลูชันแบบแยกส่วนเชิงลึกเพื่อลดการคำนวณของโครงข่าย ผลการทดสอบพบว่าโมเดล YOLOv3 ที่ปรับปรุงใหม่ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าหลายหน้า ค่าเฉลี่ย mAP ของเป้าหมายดีขึ้นมากกว่าร้อยละ 1.2 [15]

3. วิธีการดำเนินงานวิจัย

3.1 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

- 3.1.1 เพื่อศึกษาการสร้างโมเดลที่เหมาะสมในการตรวจจับใบหน้า
- 3.1.2 พัฒนาระบบลงชื่อด้วยการตรวจจับใบหน้า
- 3.1.3 เพื่อทดสอบประสิทธิภาพความแม่นยำ ระบบการเข้าร่วมกิจกรรมโดยการตรวจจับใบหน้า

3.2 สมมติฐานการวิจัย

การใช้ระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าที่มีความสามารถในการเพิ่มความสะดวกและประสิทธิภาพในการจัดกิจกรรมโดยลดเวลาในการลงทะเบียนเข้าร่วมกิจกรรมและช่วยลดความเสี่ยงในการปลอมแปลงตัวตนของผู้เข้าร่วมกิจกรรมซึ่งอาจช่วยเสริมสร้างความเชื่อมั่นให้กับผู้เข้าร่วมกิจกรรมและผู้จัดกิจกรรมได้

3.3 ประชากรที่ใช้ในการศึกษา

3.3.1 ผู้ใช้งาน: ประชากรทั่วไปที่ใช้ระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรม กลุ่มตัวอย่างสำหรับประเมินประสิทธิภาพคัดเลือกจากกลุ่มประชากรที่เป็นอาสาสมัคร จำนวน 20 คนโดยวิธีแบบเจาะจงเพื่อความสะดวกในการเก็บข้อมูล

3.3.2 ผู้จัดการกิจกรรม: ผู้ใช้ระบบที่มีหน้าที่ในการดำเนินกิจกรรม เช่น ผู้จัดงานประชุมหรือกิจกรรมที่ต้องการใช้ระบบลงชื่อกลุ่มตัวอย่างสำหรับประเมินประสิทธิภาพคัดเลือกจากกลุ่มประชากรที่เป็นอาสาสมัคร จำนวน 5 คนโดยวิธีแบบเจาะจงเพื่อความสะดวกในการเก็บข้อมูล

3.4 การเก็บรวบรวมข้อมูล (Data Collection)

3.4.1 การสมัครสมาชิกผู้ใช้งาน: ผู้ใช้ที่ต้องการเข้าร่วมกิจกรรมต้องลงทะเบียนในระบบ สมัครสมาชิกรวมถึงการกรอกข้อมูลส่วนตัวเบื้องต้น เช่น ชื่อ, นามสกุล, รูปภาพใบหน้าของผู้ใช้งานจำนวน 4 ภาพขึ้นไป, หรือข้อมูลติดต่ออื่นๆ ที่เกี่ยวข้อง

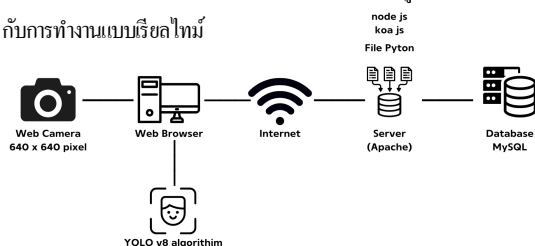
3.4.2 การจัดเก็บข้อมูลการเข้าร่วมกิจกรรม: ข้อมูลเกี่ยวกับการเข้าร่วมกิจกรรมของผู้ใช้ถูกบันทึกลงฐานข้อมูล เช่น ชื่อผู้เข้าร่วมกิจกรรม กิจกรรมที่เข้าร่วม วันที่และเวลาที่เข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้า ข้อมูลการตรวจจับใบหน้าขณะลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมไม่มีการลดขนาดภาพขณะตรวจจับ ใบหน้ามีความละเอียด 640x480 จุดภาพ จำนวน 1 ภาพ

3.4.3 ข้อมูลการสร้างโมเดล: เก็บข้อมูลใบหน้าที่มีความหลากหลายเพียงพอสำหรับการสร้างและปรับปรุงโมเดลการตรวจจับใบหน้า เช่น รูปภาพของใบหน้าจากมุมมองและเงื่อนไขการถ่ายภาพที่แตกต่างกัน

3.4.4 การเก็บรวบรวมข้อมูลประสิทธิภาพระบบ: ข้อมูลเกี่ยวกับประสิทธิภาพของระบบตรวจจับใบหน้า เช่น ความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้า, หรือปัญหาที่เกิดขึ้น เป็นต้น เพื่อนำวิเคราะห์เพื่อปรับปรุงระบบในอนาคต

3.5 เทคโนโลยี/อุปกรณ์ที่ใช้ในการพัฒนาระบบ

- 3.5.1 พัฒนาโปรแกรมประยุกต์ด้วยภาษา Python
- 3.5.2 พัฒนาโปรแกรมประยุกต์บนเว็บด้วย node.js และ koa.js
- 3.5.3 กล้อง Webcam (ความละเอียดขั้นต่ำ 640x480 จุดภาพ) ที่ทำงานร่วมกับ YOLO version 8 ในการตรวจจับใบหน้า
- 3.5.4 MySQL สำหรับจัดเก็บข้อมูลผู้ใช้และประวัติการเข้าร่วมกิจกรรม
- 3.5.5 Apache ทำหน้าที่เป็นเครื่องให้บริการเว็บ
- 3.5.6 YOLOv8 algorithm สำหรับการประมวลผลภาพและการตรวจจับใบหน้าเนื่องจากมีความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าสูงและที่ความเหมาะสมกับการทำงานแบบเรียลไทม์



รูปที่ 3 แผนภาพสถาปัตยกรรมระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้า

3.6 การออกแบบการทดลอง

เพื่อหาสภาพแวดล้อมที่เหมาะสมการใช้งานระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรม ด้วยการตรวจจับใบหน้าและสร้างโมเดลในการตรวจจับใบหน้า

3.6.1 สภาพแสง (Lighting Conditions) เป็นพื้นที่ร่ม (Indoor) ภายในอาคาร

3.6.2 ลักษณะของใบหน้าไม่สวมแว่นตา ไม่สวมหมวก ไม่ใส่หน้ากากอนามัย

3.6.3 ทำทางของใบหน้าหันหน้าตรง

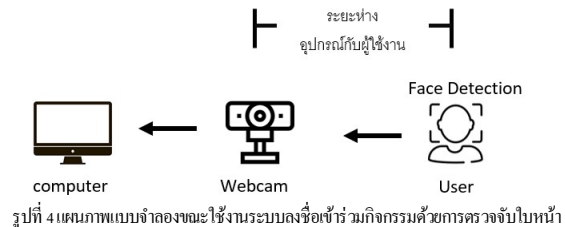
3.6.4 เงื่อนไขการทดลอง

- ระยะการตรวจจับใบหน้า (Distance) ระหว่างกล้อง Webcam กับใบหน้า ได้แก่ 0.5 เมตร, 1 เมตร, 2 เมตร

- จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง (Number of target faces in each detection) ได้แก่ 1 คน, 2 คน, 4 คน

- จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน (Number of prototype facial images per person) ได้แก่ 4 ภาพ, 8 ภาพ

- การทดสอบการตรวจจับใบหน้าจำนวน 1,000 ครั้ง แต่ละเงื่อนไข การทดสอบทั้งหมด 18 เงื่อนไขจำนวนการทดสอบทั้งหมด 18,000 ครั้ง



รูปที่ 4 แผนภาพแบบจำลองของระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้า

3.7 การวิเคราะห์ข้อมูลและสถิติที่ใช้วิเคราะห์ (Data Analysis and Statistics)

3.7.1 การทดสอบความแม่นยำ (Accuracy): ทดสอบระบบโดยใช้ชุดข้อมูลที่มีใบหน้าที่ระบบรู้จักและไม่รู้จัก เพื่อวัดความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าเพื่อยืนยันตัวบุคคล

3.7.2 การทดสอบความเร็วในการประมวลผล: วัดเวลาที่ระบบใช้ในการตรวจจับใบหน้าและประมวลผลข้อมูล เพื่อให้ทราบว่าการระบบสามารถทำงานได้อย่างมีประสิทธิภาพ

3.7.3 การใช้เมตริกซ์ประสิทธิภาพ (Performance Metrics): เช่น ค่าความถูกต้อง (Precision), ค่าความครอบคลุม (Recall), และค่า F1-score เพื่อให้เห็นภาพรวมของประสิทธิภาพของระบบ

3.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับการวิจัย

3.8.1 ระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าสามารถลดเวลาการลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมในการตรวจสอบข้อมูล

3.8.2 การลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าช่วยลดความผิดพลาดที่อาจเกิด เช่น การลงชื่อแทนกันหรือการเขียนชื่อผิด

3.8.3 การลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าช่วยยืนยันตัวตนของผู้เข้าร่วมได้อย่างแม่นยำ ไม่ต้องพกพาบัตรประจำตัวหรือบัตรเข้าร่วมกิจกรรมเพื่อยืนยันตัวตน

3.8.4 การลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้าช่วยลดการใช้ทรัพยากรกระดาษ/จำนวนคนที่ดูแลการลงทะเบียน

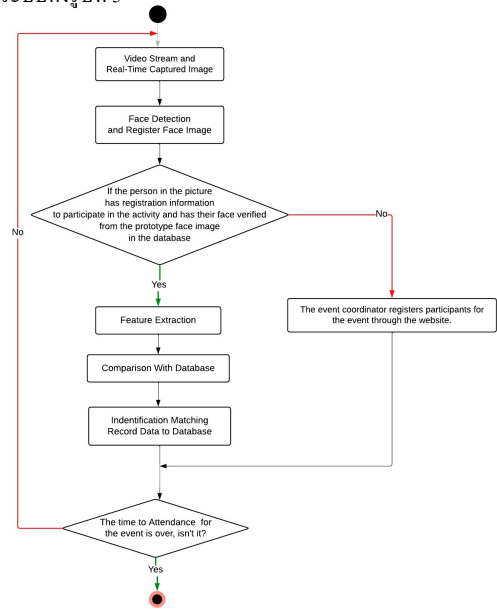
4. ผลการดำเนินงาน

4.1 ผลการวิเคราะห์ความต้องการระบบ

- สามารถจัดกลุ่มเกี่ยวข้องกับระบบเป็น 3 กลุ่ม ได้แก่
- 4.1.1 ผู้เข้าร่วมกิจกรรม สามารถเข้าร่วมกิจกรรมโดยการตรวจจับใบหน้าผ่านโปรแกรมประยุกต์ สามารถสามารถสมัคร/ยกเลิกสมัครเข้าร่วมกิจกรรมและตรวจสอบสถานะการเข้าร่วมกิจกรรมของตนเองได้ผ่านโปรแกรมประยุกต์บนเว็บ
- 4.1.2 ผู้จัดการกิจกรรม สามารถจัดการข้อมูลกิจกรรม จัดการข้อมูลผู้เข้าร่วมกิจกรรมได้และประกาศเปิดสมัครเข้าร่วมกิจกรรม และดูรายละเอียดรายงานสรุปสถิติการเข้าร่วมกิจกรรมได้ สามารถลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมผ่านโปรแกรมประยุกต์บนเว็บในกรณีระบบไม่สามารถตรวจจับใบหน้าแทนผู้เข้าร่วมกิจกรรมผ่านระบบไม่ได้
- 4.2.3 ผู้ดูแลระบบ สามารถนำเข้าข้อมูลผู้เข้าร่วมกิจกรรมในรูปแบบไฟล์ CSV จัดการข้อมูลผู้เข้าร่วมกิจกรรม ข้อมูลการเข้าร่วมกิจกรรม ข้อมูลการกำหนดสิทธิ์การใช้งานและการประชาสัมพันธ์กิจกรรม

4.2 ผลการออกแบบขั้นตอนการทำงานระบบการลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้า

เมื่อเริ่มกิจกรรม ผู้ใช้งานลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมระบบมีตรวจจับใบหน้าอย่างต่อเนื่องสามารถอธิบายขั้นตอนการทำงานของระบบดังรูปที่ 5



รูปที่ 5 ขั้นตอนการทำงานของระบบ

4.2 ผลการทดสอบประสิทธิภาพ

4.2.1 ผลการทดลองความแม่นยำ (Accuracy) ของโมเดลการตรวจจับใบหน้าสามารถคำนวณได้ดังสมการ

$Accuracy = \frac{\text{จำนวนครั้งที่ตรวจจับใบหน้าถูกต้อง}}{\text{จำนวนครั้งทดสอบทั้งหมด}} \times 100\%$ (1)

ตารางที่ 2 ตารางผลการทดสอบความแม่นยำ

ระยะการตรวจจับ ใบหน้า	จำนวนเป้าหมายใบหน้า ในการตรวจจับแต่ละครั้ง	จำนวนภาพใบหน้า ต้นแบบต่อคน	ร้อยละ ค่าเฉลี่ย ความแม่นยำ
0.5 เมตร	1 คน	4 ภาพ	67.00
		8 ภาพ	87.00
	2 คน	4 ภาพ	87.00
		8 ภาพ	73.00
	4 คน	4 ภาพ	74.00
		8 ภาพ	89.00
1 เมตร	1 คน	4 ภาพ	75.00
		8 ภาพ	82.00
	2 คน	4 ภาพ	65.00
		8 ภาพ	75.00
	4 คน	4 ภาพ	70.00
		8 ภาพ	72.00
2 เมตร	1 คน	4 ภาพ	75.00
		8 ภาพ	67.00
	2 คน	4 ภาพ	62.00
		8 ภาพ	65.00
	4 คน	4 ภาพ	67.00
		8 ภาพ	70.00
*การทดสอบการตรวจจับใบหน้าจำนวน 1,000 ครั้ง แต่ละเงื่อนไข การทดสอบทั้งหมด 18 เงื่อนไขจำนวนการทดสอบทั้งหมด 18,000 ครั้ง			

จากผลการทดสอบพบว่า:

- การใช้จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคนมากขึ้น (8 ภาพ) ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตรวจจับใบหน้าได้อย่างชัดเจนในทุกระยะและจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง
- ระยะการตรวจจับใบหน้าใกล้สุด (0.5 เมตร) ให้ความแม่นยำสูงกว่าระยะการตรวจจับที่ไกลขึ้น (1 เมตร และ 2 เมตร)
- จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งน้อย (1 คน) มีความแม่นยำสูงกว่าจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งที่มากขึ้น (2 คน และ 4 คน)

4.2.3 ผลการใช้เมตริกประสิทธิภาพ (Performance Metrics)

การวัดประสิทธิภาพของโมเดลการตรวจจับใบหน้ามีการคำนวณจาก Confusion Matrix ที่แสดงในตารางที่ 3 ได้แก่

ตารางที่ 3 Confusion Matrix

Predicted condition \ Actual condition	Positive	Negative
Actual positive	True positive (TP)	False negative (FN)
Actual negative	False positive (FP)	True negative (TN)

ค่า Precision = สัดส่วนของตัวอย่างที่ตรวจจับได้ถูกต้องต่อจำนวนตัวอย่างที่โมเดลตรวจจับได้ ดังสมการที่ (1)

ค่า Recall = สัดส่วนของตัวอย่างที่ตรวจจับได้ถูกต้องต่อจำนวนตัวอย่างที่มีอยู่ทั้งหมด ดังสมการที่ (2)

ค่า F1-Score = เป็นค่า Harmonic Mean ระหว่างค่าความถูกต้อง (Precision) และค่าความครอบคลุม (Recall) ดังสมการที่ (3)

สูตรการคำนวณเมตริกซ์ประสิทธิภาพ

$$\text{Precision} = (\text{True Positives}) / (\text{True Positives} + \text{False Positives}) \quad (1)$$

$$\text{Recall} = (\text{True Positives}) / (\text{True Positives} + \text{False Negatives}) \quad (2)$$

$$\text{F1 Score} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (3)$$

ตารางที่ 4 ตารางผลการใช้เมตริกซ์ประสิทธิภาพ

ระยะการตรวจจับใบหน้า	จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง	จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน	ค่า F1-Score	ค่า Precision	ค่า Recall
0.5 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.64	0.47	1
		8 ภาพ	0.8	0.67	1
	2 คน	4 ภาพ	0.53	0.67	0.59
		8 ภาพ	0.52	0.532	0.67
	4 คน	4 ภาพ	0.518	0.536	0.5
		8 ภาพ	0.723	0.692	0.75
1 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.631	0.55	0.75
		8 ภาพ	0.75	0.62	0.92
	2 คน	4 ภาพ	0.55	0.45	0.7
		8 ภาพ	0.65	0.55	0.8
	4 คน	4 ภาพ	0.589	0.5	0.75
		8 ภาพ	0.589	0.52	0.68
2 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.64	0.55	0.68
		8 ภาพ	0.64	0.47	0.77
	2 คน	4 ภาพ	0.49	0.42	0.58
		8 ภาพ	0.53	0.45	0.65
	4 คน	4 ภาพ	0.47	0.65	0.55
		8 ภาพ	0.59	0.5	0.72
*การทดสอบการตรวจจับใบหน้าจำนวน 1,000 ครั้ง แต่ละเงื่อนไขการทดสอบทั้งหมด 18 เงื่อนไขจำนวนการทดสอบทั้งหมด 18,000 ครั้ง					

จากผลการทดสอบพบว่า:

- ค่า F1-Score, Precision, และ Recall สูงสุด ที่เงื่อนไขการทดลองระยะการตรวจจับใบหน้า 0.5 เมตร จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละ

ละครั้ง 4 คน และจำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน 8 ภาพ ซึ่งมีค่า F1-Score อยู่ที่ 0.723, Precision 0.692, และ Recall 0.75

- ค่า F1-Score, Precision, และ Recall ต่ำสุดที่เงื่อนไขการทดลองระยะการตรวจจับใบหน้า 2 เมตร จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง 4 คน และจำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน 4 ภาพ ซึ่งมีค่า F1-Score อยู่ที่ 0.47, Precision 0.53, และ Recall 0.72

- จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคนมากขึ้นช่วยเพิ่มค่าเมตริกซ์ประสิทธิภาพทั้งหมดได้อย่างชัดเจน

- ระยะการตรวจจับใบหน้าที่ใกล้สุด (0.5 เมตร) ให้ค่าเมตริกซ์ประสิทธิภาพสูงกว่าระยะการตรวจจับที่ระยะไกลขึ้น (1 เมตร และ 2 เมตร)

- จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งน้อย (1 คน) มีค่าเมตริกซ์ประสิทธิภาพสูงกว่าจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งมากขึ้น (2 คน และ 4 คน)

4.2.2 ผลการทดสอบความเร็วในการประมวลผล (Processing Speed)

ตารางที่ 4 ตารางผลการทดสอบความเร็วในการประมวลผล

ระยะการตรวจจับใบหน้า	จำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง ในการตรวจจับแต่ละครั้ง	จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน	ค่าเฉลี่ยเวลาที่ใช้ในการตรวจจับใบหน้าแต่ละครั้ง(วินาที)
0.5 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.16 วินาที
		8 ภาพ	0.15 วินาที
	2 คน	4 ภาพ	0.19 วินาที
		8 ภาพ	0.17 วินาที
	4 คน	4 ภาพ	0.17 วินาที
		8 ภาพ	0.23 วินาที
1 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.16 วินาที
		8 ภาพ	0.18 วินาที
	2 คน	4 ภาพ	0.17 วินาที
		8 ภาพ	0.16 วินาที
	4 คน	4 ภาพ	0.18 วินาที
		8 ภาพ	0.24 วินาที
2 เมตร	1 คน	4 ภาพ	0.19 วินาที
		8 ภาพ	0.17 วินาที
	2 คน	4 ภาพ	0.16 วินาที
		8 ภาพ	0.2 วินาที
	4 คน	4 ภาพ	0.16 วินาที
		8 ภาพ	0.18 วินาที
*การทดสอบการตรวจจับใบหน้าจำนวน 1,000 ครั้ง แต่ละเงื่อนไขการทดสอบทั้งหมด 18 เงื่อนไขจำนวนการทดสอบทั้งหมด 18,000 ครั้ง			

จากผลการทดสอบพบว่า:

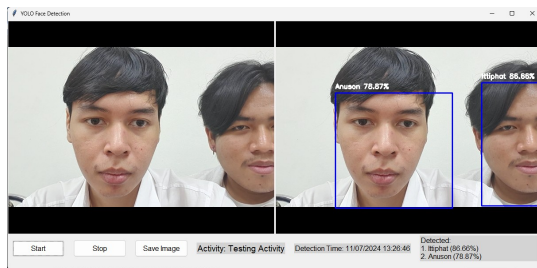
- จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคนมากขึ้น (8 ภาพ) ทำให้เพิ่มเวลาในการประมวลผลเพียงเล็กน้อยในทุกระยะและจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้ง

- ระยะเวลาตรวจจับใบหน้าที่ใกล้สุด (0.5 เมตร) และจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งน้อย (1 คน) ให้ผลลัพธ์ในการประมวลผลที่รวดเร็วที่สุดซึ่งใช้เวลาเพียง 0.15 วินาที เมื่อใช้จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน 8 ภาพ

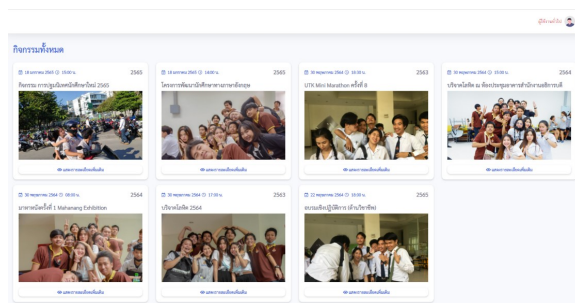
- ระยะเวลาตรวจจับใบหน้าที่ไกลสุด (2 เมตร) และจำนวนเป้าหมายใบหน้าในการตรวจจับแต่ละครั้งมาก (4 คน) ให้ผลลัพธ์ในการประมวลผลช้าที่สุด ซึ่งใช้เวลาสูงสุดถึง 0.24 วินาที เมื่อใช้จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบต่อคน 8 ภาพ

4.3 ผลการพัฒนาระบบ

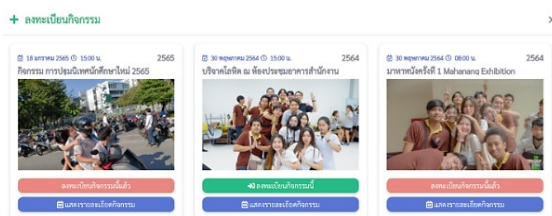
4.3.1 ผลที่ได้จากการพัฒนาระบบมีดังนี้



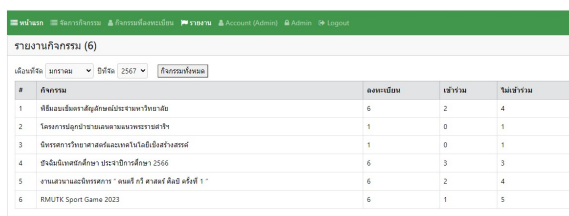
รูปที่ 6 หน้าจอการลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้า



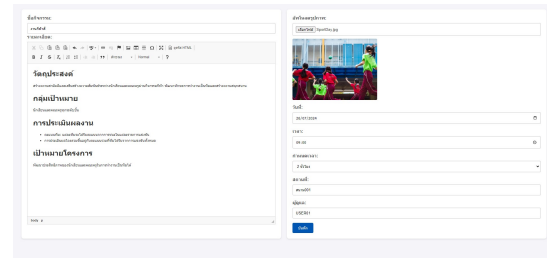
รูปที่ 7 หน้าจอประชาสัมพันธ์กิจกรรม



รูปที่ 8 หน้าจอการสมัครเข้าร่วมกิจกรรม



รูปที่ 9 หน้าจอสรุปสถิติการเข้าร่วมกิจกรรม



รูปที่ 10 หน้าจอการจัดการข้อมูลกิจกรรม

5. อภิปรายผลการทดลอง

จากตารางที่ 2 สามารถสรุปได้ว่าระบบช่วยอำนวยความสะดวกในการ
ยื่นยื่นตัวตนของผู้เข้าร่วมกิจกรรมมีความแม่นยำถึงร้อยละ 70 อีกทั้งช่วย
ลดการใช้ทรัพยากรกระดาษและจำนวนเจ้าหน้าที่ดูแลลงทะเบียน

จากตารางที่ 4 การใช้ระบบลงชื่อเข้าร่วมกิจกรรมด้วยการตรวจจับใบหน้ามีประสิทธิภาพในการตรวจจับใบหน้าใช้เวลาเฉลี่ยในการตรวจจับใบหน้า 0.17 วินาทีต่อการตรวจจับภาพใบหน้าแต่ละครั้ง ซึ่งทำให้ลดเวลาในการลงทะเบียนเข้าร่วมกิจกรรม

จากตารางที่ 3 ผลการทดสอบพบว่า การใช้จำนวนภาพใบหน้าต้นแบบ
ต่อคนที่มากขึ้น (8 ภาพ) ช่วยเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพเมตริกซ์ในการ
ตรวจจับใบหน้าได้ในทุกระยะและจำนวนเป้าหมายใบหน้าที่ในการตรวจจับแต่
ละครั้ง ซึ่งสอดคล้องกับงานวิจัย F. Gunawan, C.-L. Hwang, and Z.-E. Cheng
(2023) [13] ระยะการตรวจจับใบหน้าที่ใกล้ที่สุด (0.5 เมตร) ให้ผลความ
แม่นยำสูงกว่าระยะการตรวจจับระยะไกลขึ้น (1 เมตร และ 2 เมตร) ซึ่ง
สอดคล้องกับงานวิจัย F. Ozdamli, A. Aljarah, D. Karagozlu, and M. Ababneh.
(2022). [14] จำนวนเป้าหมายในการตรวจจับใบหน้าแต่ละครั้งจำนวนใบหน้า
น้อย (1 คน) มีความแม่นยำสูงกว่าจำนวนเป้าหมายในการตรวจจับใบหน้าแต่
ละครั้งจำนวนใบหน้าที่มากขึ้น (2 คน และ 4 คน) อย่างชัดเจนซึ่งสอดคล้องกับ
งานวิจัย D. Shi and H. Tang. (2022) [15]

งานวิจัยสามารถนำไปใช้ประโยชน์เพื่อเป็นแนวทางในการใช้เทคโนโลยี
การตรวจจับใบหน้าที่กับการจัดการกรมกิจกรมในอนาคต

ข้อจำกัดงานวิจัยคือมีการทดสอบสภาพแวดล้อมพื้นที่ร่มภายในอาคารเท่านั้นทำให้ผลการทดลองอาจไม่สามารถนำไปใช้กับสภาพแวดล้อมภายนอกอาคารหรือพื้นที่ที่มีแสงธรรมชาติได้ และมีการทดสอบมุมกล้องเว็บแคมเพียงมุมเดียวและความละเอียดของขนาดภาพวิดีโอที่ใช้ในการทดสอบเพียงขนาดเดียวซึ่งส่งผลต่อความแม่นยำของระบบ อีกทั้งผู้ใช้งานต้องให้ความยินยอมในการจัดเก็บรูปภาพใบหน้าด้วยต้นแบบอย่างน้อย 4 ภาพซึ่งการได้รับความยินยอมเป็นสิ่งสำคัญในการรักษาความเป็นส่วนตัวและข้อมูลส่วนบุคคล

เอกสารอ้างอิง

- [1] A. A. M. Alshiha, M. W. Al-Neama, and A. R. Qubaa, "Parallel Hybrid Algorithm for Face Recognition Using Multi-Linear Methods," *International Journal of Electrical and Electronics Research*, vol. 11, no. 4, pp. 1013–1021, Nov. 2023.

- [2] I. Adjabi, A. Ouahabi, A. Benzaoui, and A. Taleb-Ahmed, "Past, Present, and Future of Face Recognition: A Review," *Electronics*, vol. 9, no. 8, p. 1188, Jul. 2020.
- [3] S. I. Serengil and A. Ozpinar, "LightFace: A Hybrid Deep Face Recognition Framework," in *Proc. 2020 Innovations in Intelligent Systems and Applications Conference (ASYU)*, Istanbul, Turkey, 2020, pp. 1-5.
- [4] H. Jiang and E. Learned-Miller, "Face Detection with the Faster R-CNN," in *Proc. 2017 12th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2017)*, Washington, DC, USA, 2017, pp. 650-657.
- [5] Z. Li, F. Liu, W. Yang, S. Peng and J. Zhou, "A Survey of Convolutional Neural Networks: Analysis, Applications, and Prospects," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 33, no. 12, pp. 6999-7019, Dec. 2022.
- [6] R. Yamashita, M. Nishio, R. K. G. Do, and K. Togashi, "Convolutional Neural networks: an Overview and Application in Radiology," *Insights into Imaging*, vol. 9, no. 4, pp. 611–629, Jun. 2018.
- [7] S. R. Dubey, S. K. Singh, and B. B. Chaudhuri, "Activation functions in deep learning: A comprehensive survey and benchmark," *Neurocomputing*, vol. 503, pp. 92–108, Sep. 2022.
- [8] A. Zafar et al., "A Comparison of Pooling Methods for Convolutional Neural Networks," *Applied Sciences*, vol. 12, no. 17, p. 8643, Jan. 2022.
- [9] Nwankpa, C. E., Ijomah, W., Gachagan, A., and Marshall, S. "Activation functions: comparison of trends in practice and research for deep learning," in *Proc. 2nd International Conference on Computational Sciences and Technology*, Jamshoro, Pakistan. 2021. pp.124 - 133.
- [10] G. K. L. Rao, A. C. Srinivasa, Y. H. P. Iskandar, and N. Mokhtar, "Identification and analysis of photometric points on 2D facial images: a machine learning approach in orthodontics," *Health and Technology*, vol. 9, no. 5, pp. 715–724, Mar. 2019.
- [11] Z. Xie, J. Li, and H. Shi, "A Face Recognition Method Based on CNN," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1395, p. 012006, Nov. 2019.
- [12] D. Garg, P. Goel, S. Pandya, A. Ganatra, and K. Kotecha, "A Deep Learning Approach for Face Detection using YOLO," *2018 IEEE Punecon*, Nov. 2018.
- [13] F. Gunawan, C. -L. Hwang and Z. -E. Cheng, "ROI-YOLOv8-Based Far-Distance Face-Recognition," in *Proc. 2023 International Conference on Advanced Robotics and Intelligent Systems (ARIS)*, Taipei, Taiwan, 2023, pp. 1-6.
- [14] F. Ozdamli, A. Aljarrah, D. Karagozlu, and M. Ababneh, "Facial Recognition System to Detect Student Emotions and Cheating in Distance Learning," *Sustainability*, vol. 14, no. 20, p. 13230, Oct. 2022.
- [15] D. Shi and H. Tang, "A New Multiface Target Detection Algorithm for Students in Class Based on Bayesian Optimized YOLOv3 Model," *Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 2022, pp. 1–12, Jan. 2022.