



การค้นคืนภาพพระบุศพนिरนามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า



โดย
พันตำรวจโทหญิงรัฐกร ปานมารศรี

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชานิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม แบบ 1.1

สาขาวิชานิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม

มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

การค้นคืนภาพพระพุทธรูปนารายณ์ที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำ
ใบหน้า



วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

สาขาวิชานิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม แบบ 1.1

สาขาวิชานิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม

มหาวิทยาลัยศิลปากร

ปีการศึกษา 2568

ลิขสิทธิ์ของมหาวิทยาลัยศิลปากร

THE IDENTIFICATION OF UNIDENTIFIED PERSON USING FACIAL IMAGE
RETRIEVAL AND RECOGNITION FROM ID CARD PHOTOS.



A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements
for Doctor of Philosophy FORENSIC SCIENCE AND CRIMINAL JUSTICE
Department of FORENSIC SCIENCE AND CRIMINAL JUSTICE
Academic Year 2025
Copyright of Silpakorn University

หัวข้อ	การค้นคืนภาพพระพุทธรูปนิรนามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า
โดย	พันตำรวจโทหญิงรัฐการ ปานमारศรี
สาขาวิชา	นิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม แบบ 1.1
อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก	รองศาสตราจารย์ พันตำรวจเอก วรวัช วิชชวาณิชย์
อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม	อาจารย์ ดร. ศิริรัตน์ ชูสกุลเกรียง

คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร ได้รับพิจารณาอนุมัติให้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปรัชญาดุษฎีบัณฑิต

.....คณบดีคณะวิทยาศาสตร์
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กรกช ชันจิรกุล)

พิจารณาเห็นชอบโดย

.....ประธานกรรมการ
(รองศาสตราจารย์ ดร. ยุภาพร สมน้อย)
.....อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก
(รองศาสตราจารย์ พันตำรวจเอก วรวัช วิชชวาณิชย์)
.....อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม
(อาจารย์ ดร. ศิริรัตน์ ชูสกุลเกรียง)

.....ผู้ทรงคุณวุฒิภายใน
(อาจารย์ ดร. ศุภชัย ศุภลักษณ์นารี)

.....ผู้ทรงคุณวุฒิภายใน
(อาจารย์ ดร. อรทัย เขียวพุ่ม)

650730014 : นิติวิทยาศาสตร์และงานยุติธรรม แบบ 1.1

คำสำคัญ : การจดจำใบหน้า การค้นคืนภาพ ศพนิรนาม การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล นิติวิทยาศาสตร์
ดิจิทัล ปัญญาประดิษฐ์ ข้อมูลภาพถ่ายบัตรประชาชน

พันตำรวจโทหญิง รัฐการ ปานมารศรี: การค้นคืนภาพระบุศพนิรนามที่รายงานจาก
ภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : รองศาสตราจารย์
พันตำรวจเอก วรรัช วิชชวานิชย์

งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้า
FaceRecognitionTool_V1 สำหรับการค้นคืนและระบุเอกลักษณ์บุคคลจากภาพถ่ายบัตรประชาชน
เพื่อประยุกต์ใช้ในงานนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในกรณีบุคคลสูญหายและศพนิรนาม การวิจัยใช้
กลุ่มอาสาสมัครจำนวน 100 คน (อายุ 21-59 ปี) ถ่ายภาพใบหน้า 22 มุม รวมทั้งสิ้น 2,300 ภาพ
และนำมาวิเคราะห์ด้วยตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ ROC-AUC, EER และ Top-k Accuracy พร้อม
เปรียบเทียบเวลาในการค้นคืนภาพระหว่างระบบอัตโนมัติและผู้เชี่ยวชาญ

ผลการวิจัยพบว่า ฐานข้อมูลมีคุณภาพสูง (ผ่านเกณฑ์ 99.91%) ระบบมีค่า ROC-AUC =
0.706, EER $\approx$ 37%, Top-1 Accuracy = 86.6% และ Top-5 Accuracy = 98.0% ใช้เวลาเฉลี่ย
เพียง 2.12 วินาทีต่อกรณี ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ย 212.6 วินาที ซึ่งแตกต่างกันอย่างมี
นัยสำคัญทางสถิติ ผู้ใช้มีระดับความพึงพอใจสูง โดยเฉพาะด้านความรวดเร็วและความเสถียรของ
ระบบ

ระบบที่พัฒนาขึ้นมีศักยภาพในการเป็นเครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นเพื่อสนับสนุน
กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในประเทศไทย และสามารถต่อยอดสู่การขยายฐานข้อมูลและ
การทดสอบในสภาพแวดล้อมภาคสนาม เพื่อเพิ่มความถูกต้องและความน่าเชื่อถือในการใช้งานจริง
ต่อไป

650730014 : Major FORENSIC SCIENCE AND CRIMINAL JUSTICE

Keyword : Facial Recognition Image Retrieval Unidentified Remains Forensic

Identification Digital Forensics Artificial Intelligence ID Card Image Data

Police Lieutenant Colonel Ratthakan PANMARASRI : The identification of unidentified person using facial image retrieval and recognition from ID card photos.

Thesis advisor : Associate Professor Police Colonel Woratouch Witchuvanit

This research aimed to develop and evaluate the performance of a facial recognition system, FaceRecognitionTool_V1, designed for image retrieval and personal identification using national ID card photographs. The system is intended to support forensic applications, particularly in cases involving missing persons and unidentified human remains. The study employed 100 volunteers (aged 21–59 years) whose facial images were captured from 22 angles, together with their ID card photos, totaling 2,300 images. The system's performance was evaluated using standard metrics, including ROC-AUC, EER, and Top-k Accuracy, and was compared with expert retrieval performance.

The results revealed that the database achieved a high-quality pass rate (99.91%). The system achieved ROC-AUC = 0.706, EER $\approx$ 37%, Top-1 Accuracy = 86.6%, and Top-5 Accuracy = 98.0%. The average retrieval time per case was only 2.12 seconds, compared to 212.6 seconds for human experts—a statistically significant difference. User satisfaction was rated at a high level, particularly in terms of speed and system stability.

The developed system demonstrates strong potential as a preliminary screening tool to support forensic identification processes in Thailand. Future research should focus on expanding the database and conducting field tests to enhance the accuracy and reliability of real-world applications.

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้ด้วยความอนุเคราะห์และการสนับสนุนจากหลายฝ่าย ไม่ว่าจะเป็น รองศาสตราจารย์ พันตำรวจเอก วรัช วิชชวานิชย์ อาจารย์ที่ปรึกษาหลัก อาจารย์ ดร.ศิริรัตน์ ชูสกุลเกรียง อาจารย์ที่ปรึกษาร่วม ผู้กรุณาให้คำชี้แนะและข้อเสนอแนะอันทรงคุณค่าอย่างต่อเนื่อง, คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร และคณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ที่มอบคำแนะนำเชิงวิชาการอันเป็นประโยชน์, สถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ และหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง ที่ได้เอื้อเฟื้อข้อมูล และสนับสนุนการดำเนินงานวิจัย, ผู้เชี่ยวชาญจากกลุ่มงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล สำนักงานพิสูจน์หลักฐานกลาง รวมถึง อาสาสมัครทุกท่าน เพื่อนและน้องช่างภาพการแพทย์ทุกคน ที่สละเวลาและให้ความร่วมมือในการเก็บข้อมูลอย่างเต็มกำลัง ตลอดจน ครอบครัวและเพื่อนร่วมรุ่น ที่คอยมอบกำลังใจ และแรงสนับสนุนในทุกช่วงเวลาแห่งการศึกษา ทั้งหมดนี้ถือเป็นรากฐานสำคัญที่ช่วยให้การวิจัยครั้งนี้สามารถดำเนินไปได้อย่างสมบูรณ์และมีคุณค่าในเชิงวิชาการ

รัฐการ ปานมารศรี



สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ.....	ช
สารบัญตาราง.....	ญ
สารบัญภาพ	ฎ
บทที่ 1 บทนำ	1
ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา	1
วัตถุประสงค์งานวิจัย	5
คำถามงานวิจัย	5
สมมติฐานของการวิจัย.....	5
ขอบเขตของการวิจัย.....	6
นิยามศัพท์เฉพาะ.....	6
ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ.....	7
กรอบแนวคิดการวิจัย	8
บทที่ 2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง	9
1. ความหมายของรูปแบบ (Model).....	9
2. แนวคิดหลักการหรือรูปแบบกฎหมายของการบังคับสูญหาย	10
3. แนวคิดหลักการหรือรูปแบบกฎหมายของศพนิรนาม	11
4. แนวคิดเกี่ยวกับนิติเวชศาสตร์กฎหมายที่เกี่ยวข้อง.....	13
5. แนวคิดเกี่ยวกับมาตรฐานการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล.....	17

6. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการศพจำนวนมากในกรณีภัยพิบัติ.....	20
7. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการระบบฐานข้อมูลศพนิรนาม	21
8. แนวคิดเกี่ยวกับระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีสารสนเทศในการค้นคืนโดยใช้การจดจำใบหน้า	23
การทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและแผนทื่องค์ความรู้.....	27
บทสรุปสู่งานวิจัย.....	28
9. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง.....	29
บทที่ 3 วิธีดำเนินการวิจัย.....	51
3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง	51
3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย.....	52
3.3 การวิเคราะห์คุณภาพของเครื่องมือ.....	55
3.4 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย.....	56
3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล.....	61
บทที่ 4 สรุปผลการวิจัย.....	68
4.1 ลักษณะข้อมูลและกลุ่มตัวอย่าง.....	68
4.2 คุณภาพและความสมบูรณ์ของข้อมูล	68
4.3 สมรรถนะของระบบ.....	69
4.4 การเปรียบเทียบเชิงสถิติของระยะทางและค่าความคล้าย.....	75
4.5 เวลาในการค้นคืน.....	76
4.6 ความพึงพอใจผู้ใช้	78
4.7 ความพร้อมของฐานข้อมูล.....	81
บทที่ 5 อภิปรายผล.....	82
5.1 สรุปผลการวิจัย	82
5.2 การอภิปรายผล.....	83
5.3 ข้อจำกัดของงานวิจัย.....	86

5.4 ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้และการวิจัยในอนาคต.....	87
ภาคผนวก.....	90
ภาคผนวก ก.....	90
รายการอ้างอิง.....	97
ประวัติผู้เขียน.....	99
รายการอ้างอิง.....	Error! Bookmark not defined.



สารบัญตาราง

	หน้า
ตารางที่ 1 สถิติศพนินนามตั้งแต่ปี พ.ศ.2562-2567	2
ตารางที่ 2 เหตุการณ์อุบัติภัยรุนแรงในประเทศไทย (พ.ศ. 2534–2568)	3
ตารางที่ 3 เกณฑ์การตีความประสิทธิภาพของระบบจดจำใบหน้า	62
ตารางที่ 4 ลักษณะประชากรตัวอย่าง	68
ตารางที่ 5 คุณภาพข้อมูลภาพหลังการประมวลผลเบื้องต้น	69
ตารางที่ 6 ผลการประเมินสมรรถนะระบบจำแนกตามเงื่อนไขภาพ	70
ตารางที่ 7 ข้อมูลที่ใช้สร้างกราฟ Bland–Altman (คู่ข้อมูลระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบ FaceRecognitionTool_V1)	73
ตารางที่ 8 ผลการเปรียบเทียบค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) ระหว่างกลุ่ม Match (Y) และ Non-match (N)	76
ตารางที่ 9 ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์เวลาในการค้นคืน	77
ตารางที่ 10 เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญ	78
ตารางที่ 11 เวลาเฉลี่ยในการค้นคืนภาพตามเงื่อนไขของภาพ (หลังการปรับค่า p ด้วย Holm Correction)	78
ตารางที่ 12 ผลการวิเคราะห์ความเชื่อมั่นของแบบสอบถาม	79
ตารางที่ 13 ความพึงพอใจของผู้ใช้ที่มีต่อระบบ FaceRecognitionTool_V1	79
ตารางที่ 14 ผลการเปรียบเทียบความพึงพอใจระหว่างกลุ่มผู้ใช้ (หลังการปรับค่า p ด้วย Holm Correction)	80
ตารางที่ 15 ผลการตรวจสอบความพร้อมของฐานข้อมูล	81

สารบัญภาพ

	หน้า
ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดงานวิจัย	8
ภาพที่ 2 ตัวอย่างภาพถ่ายอาสาสมัคร 22 มุม ต่อบุคคล.....	57
ภาพที่ 3 ภาพถ่ายจากภาพบัตรประชาชนของผู้ร่วมงานวิจัย	58
ภาพที่ 4 ตัวอย่างรหัสประจำตัวของใบหน้าที่เข้ารหัสด้วยเวกเตอร์ 512 มิติ.....	59
ภาพที่ 5 โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 แสดงผลการค้นคืนภาพใบหน้าจากบัตรประชาชน เปรียบเทียบกับฐานข้อมูลใบหน้า	60
ในภาพที่ 6 แสดงผลการทดสอบของระบบจดจำใบหน้า FaceRecognitionTool_V1 โดยเส้นโค้งสี น้ำเงิน แสดงค่าความสัมพันธ์ระหว่าง อัตราการตรวจจับถูกต้องเชิงบวก (True Positive Rate: TPR) และ อัตราการตรวจจับผิดพลาดเชิงบวก (False Positive Rate: FPR) ภายใต้ค่าขอบการตัดสินใจ (threshold) ที่แตกต่างกันผลการวิเคราะห์พบว่าค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้ง.....	70
ภาพที่ 7 เส้นโค้ง ROC ของระบบจดจำใบหน้า พร้อมค่าพื้นที่ใต้โค้ง (ROC-AUC) และจุด Equal Error Rate (EER).....	71
ภาพที่ 8 กราฟ Bland-Altman ใช้ในการตรวจสอบความสอดคล้อง ของเวลาในการค้นคืนระหว่าง ผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ.....	73
ภาพที่ 10 กราฟแท่ง (Bar Graph) แสดงค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean $\pm$ SD) ของ Euclidean Distance และ Similarity %.....	74
ภาพที่ 11 กราฟไวโอลิน (Violin Plot) แสดงการกระจายตัวของ Euclidean Distance และ Similarity %	75
ภาพที่ 12 แสดงส่วนประกอบของหน้าโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e	90
ภาพที่ 13 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ด้วยการเลือกไฟล์ .csv ที่ได้สร้างไว้ ไฟล์นี้ จะเก็บข้อมูล Face Embedding ของใบหน้าต่างๆ คลิกปุ่ม Browse CSV (เรียกดู CSV).....	91
ภาพที่ 14 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e เลือกไฟล์ .csv ที่ได้สร้างไว้ ไฟล์นี้จะเก็บ ข้อมูล Face Embedding ของใบหน้าต่างๆ เลือกไฟล์ Face_embded.csv	91

ภาพที่ 15 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงการคลิกปุ่ม Browse Image (เรียกดูรูปภาพ).....	92
ภาพที่ 16 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงการเลือกไฟล์ภาพ (ภาพถ่ายจากบุตรประชาชน ดังตัวอย่างภาพที่ 089-23.jpg).....	92
ภาพที่ 17 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ที่แสดงภาพบัตรประชาชน	93
ภาพที่ 18 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ที่แสดงผลการวิเคราะห์ใบหน้า 5 อันดับแรกที่คล้ายคลึงกับรูปภาพ.....	94
ภาพที่ 19 โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงผลการเปรียบเทียบ Top5	95



บทที่ 1

บทนำ

ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

ประเทศไทยประสบกับปัญหา “บุคคลสูญหาย” และ “ศพนิรนาม” ต่อเนื่องมายาวนาน ซึ่งสะท้อนทั้งมิติทางสังคม กฎหมาย และกระบวนการยุติธรรมในระดับครอบครัว การที่บุคคลในครอบครัวสูญหาย พลัดหลงโดยไม่ทราบชะตากรรม ก่อให้เกิดความทุกข์ทรมานทางจิตใจและความไม่แน่นอน ขณะเดียวกัน ยังสร้างภาระให้กับประชาชนในการติดตามสืบค้นที่ซับซ้อน เนื่องจากต้องติดต่อหลายหน่วยงาน (สถานีตำรวจ สถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลจุฬาลงกรณ์ โรงพยาบาลรามาธิบดี โรงพยาบาลศิริราช สถาบันนิติวิทยาศาสตร์ หน่วยงานสาธารณสุข และองค์กรเอกชนที่สนับสนุนรัฐ อาทิ มูลนิธิกระจกเงา) แม้รัฐได้พัฒนาฐานข้อมูลกลางและแอปพลิเคชัน “อยู่ไหน” เพื่อให้ประชาชนเข้าถึงข้อมูลคนหาย ศพนิรนามได้สะดวกขึ้น ทว่า ประชาชนยังต้องสืบค้นภาพทีละภาพด้วยตนเอง โดยไม่มีเครื่องมือช่วยเหลือเชิงอัตโนมัติ จึงเกิดความล่าช้า ไม่สอดคล้องกับความต้องการของสังคมที่คาดหวังระบบที่แม่นยำ รวดเร็ว และใช้ได้จริงในสถานการณ์เร่งด่วน เช่น อุบัติภัยหมู่ ด้วยข้อจำกัดเชิงเทคนิคของระบบปัจจุบัน แม้มีการรวบรวมข้อมูลเข้าสู่ฐานข้อมูลกลาง แต่กระบวนการสืบค้นยังต้องพึ่งพาการดูภาพด้วยสายตา ซึ่งนำไปสู่ข้อจำกัดสำคัญ ได้แก่ เวลา การตรวจทีละภาพในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ทำให้การสืบค้นล่าช้า ไม่เหมาะกับภาวะเร่งด่วน ความถูกต้อง การพึ่งมนุษย์เพียงอย่างเดียวเสี่ยงต่อความผิดพลาดจากความล้าและความคล้ยคลึงของใบหน้า คุณภาพภาพบัตรประชาชนบางส่วนเบลอ สีซีด หรือถูกขีดข่วน กระทบความแม่นยำในการจับคู่มาตรฐานการประเมินยังไม่มีรายงานตัวชี้วัดเชิงสถิติที่ยอมรับสากล (เช่น ROC-AUC, EER, Top-k) เพื่อยืนยันสมรรถนะของระบบ

ผลกระทบต่อครอบครัวและกระบวนการยุติธรรม

ความล่าช้าในการระบุตัวบุคคลก่อให้เกิดผลกระทบหลายระดับ ดังนี้

1. ระดับครอบครัว ความไม่แน่นอนนำไปสู่ความทุกข์ทางใจ อีกทั้งยังประสบปัญหาการดำเนินการทางกฎหมายและพิธีกรรมที่ต้องอาศัยหลักฐานการเสียชีวิตที่ชัดเจน
2. ระดับสังคม การสะสมของศพนิรนามย่อมสร้างภาระต่อทรัพยากร และในขณะเดียวกัน ก็นั่นทอนความเชื่อมั่นของสาธารณชนต่อประสิทธิภาพของรัฐ
3. ระดับสิทธิมนุษยชนและหลักนิติธรรม ศพที่ไม่สามารถระบุเอกลักษณ์บุคคลได้อย่างชัดเจน มิได้เป็นเพียงข้อจำกัดทางเทคนิค หากยังสะท้อนปัญหาเชิงโครงสร้างของกระบวนการยุติธรรม และดังนั้นจึงเสี่ยงต่อการก่อรูป วัฒนธรรมไม่ต้องรับผิดชอบ

วัฒนธรรมไม่ต้องรับผิดชอบ (culture of impunity) หมายถึง สภาพที่ผู้กระทำการละเมิดกฎหมาย หรือสิทธิมนุษยชนสามารถหลีกเลี่ยงความรับผิดชอบได้อย่างต่อเนื่องโดยไม่ถูกตรวจสอบ ลงโทษ หรือเยียวยาอย่างเป็นธรรม อันส่งผลให้กระบวนการยุติธรรมถูกบั่นทอนและการละเมิดมีแนวโน้ม เกิดซ้ำ

4. เหตุภัยพิบัติและการจัดการศพจำนวนมากตลอดสามทศวรรษ ประเทศไทยประสบเหตุรุนแรง ภัยพิบัติ อุบัติภัยหมู่หลายเหตุการณ์ เช่น เครื่องบินเลาด้าแอร์ตก (พ.ศ. 2534, เสียชีวิต 223), สีนามิ (พ.ศ. 2547, เสียชีวิต 5,313), เพลิงไหม้ซานติกากับ (พ.ศ. 2552, เสียชีวิต 67), เรือฟินิกซ์ล่ม (พ.ศ. 2561, เสียชีวิต 47) และเหตุใหญ่ล่าสุด (พ.ศ. 2568) เป็นต้น เหตุการณ์ ดังกล่าวตอกย้ำความจำเป็นของระบบระบุอัตลักษณ์ที่ เร็วและถูกต้อง ตามแนวทาง Interpol Disaster Victim Identification – DVI (Interpol, 2023b) ซึ่งยึดหลักการพิสูจน์อัตลักษณ์ ด้วย DNA ลายนิ้วมือ และทันตนิติวิทยาอย่างไรก็ดีวิธีมาตรฐานเหล่านี้มักใช้ทรัพยากรมาก และใช้เวลานานจึงควรมี “เครื่องมือเสริม” ที่ช่วยคัดกรองเบื้องต้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 1 สถิติศพนิรนามตั้งแต่ปี พ.ศ.2562-2567

ศพนิรนาม	รับแล้ว	คงเหลือ
210	98	112
185	81	104
250	87	163
202	87	115
199	63	136
232	110	122
1,278	526	752

หมายเหตุ. ข้อมูลผู้เสียชีวิตเป็นรายงานเบื้องต้นของหน่วยงานรัฐ ที่มา: สถาบันนิติเวชวิทยา (2568) (สถาบันนิติเวชวิทยา, 2568)

ตารางที่ 2 เหตุการณ์อุบัติเหตุร้ายแรงในประเทศไทย (พ.ศ. 2534–2568)

เหตุการณ์	เดือน พ.ศ.	ผู้เสียชีวิต (ราย)
เลาด้าแอร์ เครื่องบินตก	พฤษภาคม 2534	223
สึนามิในประเทศไทย	ธันวาคม 2547	5,313
เพลิงไหม้ขานติกาผ้า	มกราคม 2552	67
เรือฟินิกซ์ล่ม	กรกฎาคม 2561	47
เพลิงไหม้মান်တေပိနီ	สิงหาคม 2565	24
เรือหลวงสุโขทัยอัปปาง	ธันวาคม 2565	24
โรงงานพลูระเบิด สุพรรณบุรี	มกราคม 2567	23
เครื่องบินเล็กตก ฉะเชิงเทรา	สิงหาคม 2567	5
รถบัสทัศนศึกษาไฟไหม้	ตุลาคม 2567	25
ตึก สตง.ถล่ม	มีนาคม 2568	95
เครื่องบินตำรวจตก	เมษายน 2568	9
เฮลิคอปเตอร์ BELL 212 ตก	พฤษภาคม 2568	3
โรงงานพลูระเบิด สุพรรณบุรี	กรกฎาคม 2568	9

หมายเหตุ. ข้อมูลผู้เสียชีวิตเป็นรายงานเบื้องต้นของหน่วยงานรัฐ ที่มา: (สถาบันนิติเวชวิทยา, 2568)

ช่องว่างความรู้ ช่องว่างเทคโนโลยี

แม้รัฐบาลมีฐานข้อมูลกลางและแอปพลิเคชันเพื่อสาธารณะ แต่ยังไม่ปรากฏช่องว่างสำคัญ ได้แก่

1. ขาดการประยุกต์ Face Recognition กับภาพบัตรประชาชน เพื่อค้นคืนไปยังฐานศพนินนามโดยอัตโนมัติ ส่งผลให้ยังต้องพึ่งการตรวจด้วยสายตา
2. ขาดมาตรฐานการประเมินเชิงสถิติสากล (ROC-AUC, EER, Top-k retrieval) ในบริบทนิติเวชของไทย ทำให้ความน่าเชื่อถือและการเปรียบเทียบข้ามระบบทำได้จำกัด
3. ขาดการศึกษาปัจจัยภาพเชิงลึก มุมใบหน้า สถานะตา อายุจากรูปบัตรประชาชนว่ามีผลต่อความแม่นยำเพียงใดในสภาพจริง
4. ช่องว่างดังกล่าวคือเหตุผลของการวิจัยนี้ เพื่อสร้างหลักฐานเชิงประจักษ์และต้นแบบเทคโนโลยีที่เติมเต็มข้อบกพร่องเชิงระบบ

แนวทางแก้ปัญหา/แนวคิดของงานวิจัย

งานวิจัยนี้เสนอเครื่องมือช่วยสืบค้นบุคคลสูญหายที่อาจกลายเป็นศพนิรนาม โดย

1. พัฒนาระบบค้นคืนภาพจากภาพบัตรประชาชนด้วยการจดจำใบหน้า (อาศัยโมเดลเชิงลึกที่ได้รับการพิสูจน์แล้ว) ให้ทำงาน อัตโนมัติ และลดการพึ่งมนุษย์ในการไล่ดูภาพทีละรูป
 2. ประเมินระบบด้วยมาตรฐานสากล ได้แก่ ROC-AUC, EER, Precision/Recall และ Top-k retrieval เพื่อให้ผลวิจัยเทียบเคียงสากลได้
 3. ทดสอบผลของปัจจัยภาพ (ภาพหลักตา, ภาพลึ้มตา, อายุรูปบัตร) ต่อความแม่นยำ เพื่อกำหนดแนวปฏิบัติในการเก็บภาพอ้างอิงที่เหมาะสมที่สุด
 4. ออกแบบให้ใช้เป็นตัวกรองเร่งด่วนในงาน DVI เสริมวิธีมาตรฐาน (DNA/ลายนิ้วมือ/ทันตกรรม) ให้กระบวนการจัดการศพจำนวนมาก เร็วขึ้น ถูกต้องขึ้น และลดภาระของครอบครัวผู้สูญหาย
- จากกรณีดังกล่าว สามารถสังเคราะห์ได้ว่าประเทศไทยยังขาดเครื่องมือเชิงนิติวิทยาศาสตร์ที่มีประสิทธิภาพในการสนับสนุนการค้นคืนภาพบุคคลสูญหายที่อาจกลายเป็นศพนิรนาม ระบบที่มีอยู่ยังคงอาศัยการตรวจสอบด้วยสายตาของมนุษย์ที่เป็นผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งใช้เวลานาน มีความเสี่ยงต่อความผิดพลาด และไม่สามารถรองรับสถานการณ์ที่มีผู้สูญหายหรือผู้เสียชีวิตจำนวนมากได้อย่างทันท่วงที ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาเครื่องมือช่วยเหลือสำหรับการสืบค้นบุคคลสูญหายที่กลายเป็นศพนิรนาม โดยประยุกต์ใช้วิธีการเรียนรู้เชิงลึกและการจดจำใบหน้า ให้สามารถเปรียบเทียบภาพถ่ายจากบัตรประชาชนของผู้สูญหายกับฐานข้อมูลภาพ ถ่ายศพนิรนามได้โดยอัตโนมัติ โดยระบบยังสามารถรองรับการใส่รายละเอียดเพิ่มเติม เช่น จุดสังเกต รอยสัก แผลเป็น ฝ้า ปาน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการระบุเอกลักษณ์เฉพาะบุคคล ทั้งนี้โมเดลที่พัฒนาขึ้นได้รับการทดสอบกับกลุ่มอาสาสมัครจำนวน 100 คน เพศชายและหญิง อายุระหว่าง 20-59 ปี ที่มีสุขภาพแข็งแรงและไม่มี ความพิการทางการมองเห็นหรือการได้ยิน โดยมีการใช้ทั้งภาพจากบัตรประชาชนและภาพถ่าย ในหลายมุม รวมทั้งได้รับการตรวจสอบจากผู้เชี่ยวชาญด้านศพนิรนามที่มีประสบการณ์มากกว่า 2 ปี ผลการทดสอบเบื้องต้นแสดงให้เห็นถึงศักยภาพของระบบในการช่วยค้นคืนภาพและระบุตัวบุคคล ได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพงานวิจัยนี้จึงเป็นการตอบสนองต่อช่องว่างเชิงวิชาการ และเชิงเทคโนโลยีที่มีอยู่ โดยนำเสนอแนวทางใหม่ในการใช้ AI และ Deep Learning เพื่อยกระดับ การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในประเทศไทยให้ทัดเทียมมาตรฐานสากล

วัตถุประสงค์งานวิจัย

1. พัฒนาและประเมินสมรรถนะระบบค้นคืนภาพระบุศพนินรนามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้เทคโนโลยีจดจำใบหน้า ด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1
2. เปรียบเทียบ เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบอัตโนมัติกับผู้เชี่ยวชาญ
3. ประเมินความพึงพอใจผู้ใช้ ด้านความง่าย ความเร็ว ความถูกต้อง ความเสถียร ความปลอดภัย ความพึงพอใจรวม และเปรียบเทียบระหว่างผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไป
4. ตรวจสอบ ความครบถ้วนและคุณภาพของฐานข้อมูลศพนินรนามและภาพอ้างอิงว่าสนับสนุนการค้นคืนเชิงปฏิบัติและเชิงนโยบายได้ต่อเนื่อง

คำถามงานวิจัย

เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย งานวิจัยครั้งนี้กำหนดคำถามการวิจัยดังต่อไปนี้

1. ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถค้นคืนภาพศพนินรนามจากภาพถ่ายบัตรประชาชนได้ด้วยความแม่นยำและประสิทธิภาพเพียงใด ภายใต้เงื่อนไขภาพที่แตกต่างกัน เช่น ภาพลืมหินตา ภาพกลับตา และมุมภาพหลากหลาย
2. ระยะเวลาในการค้นคืนภาพระหว่างระบบอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นกับการสืบค้นโดยผู้เชี่ยวชาญแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหรือไม่
3. ผู้ใช้มีระดับความพึงพอใจต่อระบบค้นคืนภาพในด้านความง่ายในการใช้งาน ความรวดเร็ว ความถูกต้อง ความเสถียร ความปลอดภัย และความพึงพอใจโดยรวมอยู่ในระดับใด และมีความแตกต่างของความพึงพอใจระหว่างกลุ่มผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไปหรือไม่
4. ฐานข้อมูลศพนินรนามและภาพอ้างอิงที่พัฒนาขึ้นมีความครบถ้วนและคุณภาพเพียงใด และสามารถสนับสนุนการค้นคืนภาพได้อย่างต่อเนื่องในระดับเชิงปฏิบัติและเชิงนโยบายหรือไม่

สมมติฐานของการวิจัย

เพื่อให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์และคำถามการวิจัย งานวิจัยนี้ได้กำหนดสมมติฐานดังต่อไปนี้

1. ระบบจดจำใบหน้าจากภาพถ่ายบัตรประจำตัวประชาชนสามารถระบุตัวตนของบุคคลนินรนามได้อย่างแม่นยำ ได้ $\geq 95\%$
2. ระบบนี้ใช้เวลาในการสืบค้นข้อมูลน้อยกว่าผู้เชี่ยวชาญที่เป็นมนุษย์อย่างมาก
3. ผู้ใช้รายงานความพึงพอใจสูง โดยผู้เชี่ยวชาญให้คะแนนสูงกว่าผู้ใช้ทั่วไป
4. ฐานข้อมูลบุคคลนินรนามที่พัฒนาขึ้นมีความสมบูรณ์และมีคุณภาพสูง อัตราการผ่าน $\geq 98\%$

ขอบเขตของการวิจัย

การวิจัยฉบับนี้มุ่งพัฒนาและทดสอบระบบค้นคืนภาพจากภาพถ่ายบัตรประชาชนไปยังฐานข้อมูลภาพใบหน้าหลายมุมด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 โดยใช้ชุดข้อมูลอาสาสมัครจำนวน 100 คน อายุระหว่าง 20–59 ปี ซึ่งพำนักอยู่ในกรุงเทพมหานครและปริมณฑล อาสาสมัครแต่ละคนมีภาพถ่ายจากบัตรประชาชน 1 ภาพ เพื่อใช้เป็นภาพอ้างอิง และมีภาพใบหน้าในหลายมุมรวม 22 ภาพ ครอบคลุมสภาวะการลืมตาและหลับตา ตลอดจนมุมก้มหน้า หน้าตรง เงยหน้า และหันข้าง รวมเป็นภาพเป้าหมาย 2,200 ภาพ ข้อมูลทั้งหมดถูกจัดเก็บในสภาพแวดล้อมที่ควบคุมระยะ มุมภาพ แสง และอุปกรณ์ถ่ายภาพอย่างเป็นมาตรฐาน พร้อมผ่านการตรวจสอบคุณภาพตามแนวทางของหน่วยงานมาตรฐานสากล โดยในระยะทดลองไม่ได้ใช้ภาพศพจริง แต่ใช้ภาพบุคคลจำลอง เพื่อคงไว้ซึ่งหลักจริยธรรมการวิจัย

การประเมินสมรรถนะของระบบดำเนินการในเชิงปริมาณ โดยคำนวณค่าตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ พื้นที่ใต้โค้งอาร์โอซี (ROC-AUC) ค่าความคลาดเคลื่อนเท่ากันของการยอมรับผิดและการปฏิเสธผิด (EER) ความแม่นยำ (Accuracy) ความตรง (Precision) ความครอบคลุม (Recall) รวมถึงประสิทธิภาพการค้นคืนในลำดับต้น (Top-1 และ Top-5) ควบคู่กับการวัดเวลาในการค้นคืนภาพจริง นอกจากนี้ยังได้เปรียบเทียบเวลาและประสิทธิภาพระหว่างระบบอัตโนมัติที่พัฒนาขึ้นกับการสืบค้นของผู้เชี่ยวชาญ โดยใช้สถิติอนุมาณที่เหมาะสมเพื่อทดสอบความแตกต่างและรายงานขนาดอิทธิพลอย่างเป็นระบบ อีกทั้งได้ศึกษาผลของปัจจัยด้านภาพที่มีผลต่อความแม่นยำในการระบุ ได้แก่ สถานะดวงตา ทั้งการลืมตาและหลับตา รวมถึงมุมภาพ เพื่อจัดทำข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติสำหรับการจัดเก็บภาพอ้างอิงที่เหมาะสม เพื่อสะท้อนมุมมองผู้ใช้ในบริบทการประยุกต์ใช้งานจริง งานวิจัยได้เก็บรวบรวมความคิดเห็นและประเมินความพึงพอใจต่อระบบในด้านความง่ายในการใช้งาน ความรวดเร็ว ความถูกต้อง ความเสถียร ความปลอดภัย และความพึงพอใจโดยรวม โดยเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไป ทั้งนี้ ขอบเขตของการวิจัยจำกัดอยู่ในประชากรตัวอย่าง และสภาพแวดล้อมที่อยู่ภายใต้การควบคุม จึงยังไม่ครอบคลุมภาพศพจริงและเงื่อนไขแวดล้อมที่หลากหลายทั้งหมด อย่างไรก็ตาม ผลการวิจัยมุ่งเน้นการสร้างองค์ความรู้และความพร้อมเชิงปฏิบัติเพื่อพัฒนาและประยุกต์ระบบเป็นเครื่องมือคัดกรองเร่งด่วนในสถานการณ์ภัยพิบัติและการค้นหาบุคคลสูญหายในบริบทของศพนิรนามในประเทศไทย

นิยามศัพท์เฉพาะ

เพื่อให้เกิดความเข้าใจที่ชัดเจนในงานวิจัยนี้ ได้กำหนดความหมายของคำสำคัญ ดังต่อไปนี้

การจดจำใบหน้า (Face Recognition) กระบวนการทางปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้การประมวลผลภาพเพื่อตรวจจับ วิเคราะห์ และเปรียบเทียบใบหน้าในการระบุตัวบุคคลหรือยืนยันตัวตน

การเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) เทคโนโลยีในกลุ่มการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมหลายชั้น (Neural Networks) เพื่อเรียนรู้รูปแบบข้อมูลที่ซับซ้อน เช่น ภาพถ่ายใบหน้า

ค่าความแม่นยำ (Accuracy) สัดส่วนของผลลัพธ์ที่ระบบสามารถระบุได้ถูกต้องจากจำนวนการทดสอบทั้งหมด ใช้เป็นตัวชี้วัดหลักของประสิทธิภาพระบบ

ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic – Area Under Curve) ตัวชี้วัดมาตรฐานสากลที่ใช้ประเมินความสามารถของระบบในการจำแนกผลลัพธ์ที่ถูกต้องกับผลลัพธ์ที่ผิด

Equal Error Rate (EER) ค่าที่จุดซึ่งอัตราการยอมรับผิด (FAR) และอัตราการปฏิเสธผิด (FRR) เท่ากัน ใช้เป็นดัชนีชี้วัดความสมดุลของระบบ

Top-k Retrieval การประเมินความสามารถของระบบในการดึงข้อมูลที่ถูกต้องติดอยู่ในอันดับต้น ๆ ของผลลัพธ์การค้นคืน เช่น Top 1 หรือ Top 5

ศพนิรนาม (Unidentified Bodies) ศพผู้เสียชีวิตที่ไม่สามารถระบุเอกลักษณ์บุคคลได้ในเบื้องต้น ไม่ปรากฏข้อมูลหรือเอกสารยืนยันตัวบุคคล

บุคคลสูญหาย (Missing Persons) บุคคลที่หายไปจากถิ่นที่อยู่เดิมหรือจากครอบครัว โดยไม่ทราบชะตากรรม และไม่สามารถติดต่อได้

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล (Personal Identification) กระบวนการทางวิทยาศาสตร์หรือนิติวิทยาศาสตร์ ที่ใช้ข้อมูลเชิงชีวภาพหรือข้อมูลเอกสาร เพื่อยืนยันว่าบุคคลหรือศพนั้นเป็นใคร

การจัดการศพจำนวนมาก (Mass Fatality Management) กระบวนการบริหารจัดการศพเสียชีวิตจำนวนมากในเหตุการณ์ภัยพิบัติหรืออุบัติเหตุใหญ่ ตามมาตรฐานของ INTERPOL DVI

ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

การวิจัยครั้งนี้คาดว่าจะก่อให้เกิดประโยชน์ทั้งในเชิงวิชาการ และเชิงสังคม ดังนี้

1. สร้างองค์ความรู้ใหม่ในการประยุกต์ใช้ Face Recognition และ Deep Learning ในบริบทนิติเวชของประเทศไทย
2. พัฒนาและจัดทำฐานข้อมูลอ้างอิง เพื่อใช้เป็นกรณีศึกษาและต้นแบบสำหรับการวิจัยและนวัตกรรมต่อยอดในอนาคต
3. เสริมสร้างความเข้าใจเกี่ยวกับการประเมินสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้าด้วยตัวชี้วัดมาตรฐานสากล เช่น ROC-AUC, EER, และ Top-k Accuracy

4. ระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้นสามารถช่วยค้นคืนภาพศพนิรนามได้อย่างรวดเร็ว ลดเวลาและเพิ่มประสิทธิภาพเมื่อเทียบกับการสืบค้นโดยผู้เชี่ยวชาญ
5. สนับสนุนหน่วยงานด้านนิติวิทยาศาสตร์และตำรวจ ให้มีเครื่องมือที่ทันสมัย เชื่อถือได้ และสามารถตรวจสอบย้อนกลับได้ตามหลักวิทยาศาสตร์
6. เพิ่มความรวดเร็วและความแม่นยำในการระบุตัวบุคคล ช่วยให้ครอบครัวสามารถดำเนินการทางกฎหมาย พิธีกรรม และกระบวนการเยียวยาได้อย่างทันท่วงที
7. เป็นข้อมูลเชิงประจักษ์สำหรับการพัฒนานโยบายด้านการจัดการศพนิรนามและการระบุตัวบุคคลในประเทศไทย
8. ยกระดับความพร้อมของประเทศในการรับมือเหตุภัยพิบัติและอุบัติเหตุใหญ่ โดยสอดคล้องกับมาตรฐานสากลของ INTERPOL Disaster Victim Identification (DVI)

กรอบแนวคิดการวิจัย

ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดงานวิจัย



บทที่ 2

งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทบทวนวรรณกรรมในบทนี้ ได้แบ่งหัวข้อออกเป็น 8 หัวข้อ ดังนี้

1. ความหมายของรูปแบบ
2. แนวคิดหลักการ หรือรูปแบบกฎหมายของการบังคับสูญหาย
3. แนวคิดหลักการ หรือรูปแบบกฎหมายของศพนิรนาม
4. แนวคิดเกี่ยวกับนิติเวชศาสตร์และกฎหมายที่เกี่ยวข้อง
5. แนวคิดเกี่ยวกับมาตรฐานการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล
6. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการศพจำนวนมากในกรณีภัยพิบัติ
7. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการระบบฐานข้อมูลศพนิรนาม
8. แนวคิดเกี่ยวกับระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีสารสนเทศในการค้นคืนโดยใช้การจดจำใบหน้า
9. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1. ความหมายของรูปแบบ (Model)

แนวคิดเรื่อง “รูปแบบ” (model) เป็นฐานคิดสำคัญของการวิจัยเชิงระบบและการออกแบบระบบสารสนเทศ เพราะช่วยย่อโลกจริงที่ซับซ้อนให้เหลือกรอบความเข้าใจที่ชัดเจน พอจะสื่อสาร วิเคราะห์ และลงมือปฏิบัติได้อย่างมีทิศทางเดียวกัน (Good, 1973) (Checkland, 1981) กล่าวให้เฉพาะเจาะจงยิ่งขึ้น รูปแบบ คือสิ่งแทนความเป็นจริงที่ผู้วิจัย/ผู้ปฏิบัติสร้างขึ้น โดยอาจอยู่ในรูปลำดับขั้นตอน แผนภาพ กระบวนทัศน์เชิงคณิตศาสตร์ ไปจนถึงโปรแกรมคอมพิวเตอร์ ซึ่งถูกใช้เพื่ออธิบายความสัมพันธ์ขององค์ประกอบในระบบทดสอบสมมติฐาน และชี้แนวทางให้เกิดการปรับเปลี่ยนเชิงปฏิบัติ (Good, 1973) ในมุมมองของ systems thinking (Checkland, 1981) เน้นว่ารูปแบบมิใช่เพียงภาพจำลองที่ใช้ดูประกอบ แต่เป็นเครื่องมือแทรกแซงที่ทำให้ผู้มีส่วนได้ส่วนเสีย มองเห็นโครงสร้าง เหตุผล และขอบเขตของระบบร่วมกัน จนสามารถออกแบบการเปลี่ยนแปลงได้อย่างมีวินัย กล่าวอีกนัยหนึ่ง รูปแบบทำหน้าที่เชื่อมระหว่างความเข้าใจกับการปฏิบัติอย่างเป็นระบบ

ด้านการจัดการองค์ความรู้ (พิรดา มาลาม, 2560) เสนอความหมายที่สอดคล้องกันว่ารูปแบบ คือกระบวนการหรือโครงสร้างที่จำลองสภาพจริงเพื่อให้เรียนรู้ วิเคราะห์ และสังเคราะห์ได้อย่างเป็นขั้นเป็นตอน จึงเหมาะสมอย่างยิ่งต่อการทดสอบแนวทางปฏิบัติใหม่ ๆ และพัฒนานวัตกรรมให้เที่ยงตรงและตรวจสอบย้อนกลับได้ ขณะที่ในบริบทภาครัฐบาลประเทศไทย (รัชดาภรณ์ มรม่วง, 2563) ขยายบทบาทของ “รูปแบบ” สู่เชิงปฏิบัติการ (operational framework) ตัวอย่างชัดคือการสร้างรูปแบบการจัดทำฐานข้อมูลคนหายศพนิรนามในประเทศไทย เพื่อให้หลายหน่วยงานบันทึก แลกเปลี่ยน และใช้ข้อมูลร่วมกันภายใต้มาตรฐานเดียวกัน อันเป็นฐานให้การตัดสินใจ

เชิงนโยบายและเชิงนิติวิทยาศาสตร์มีความน่าเชื่อถือจากทักษะขั้นต้น สามารถสังเคราะห์คุณลักษณะของรูปแบบ (Model) ในทางวิชาการได้ 4 ประการหลัก ๆ ดังนี้

1. การแทนความจริงอย่างมีโครงสร้าง เพื่อย่อปรากฏการณ์ซับซ้อนให้เข้าใจได้ (Good, 1973)
2. การจัดวางความสัมพันธ์ขององค์ประกอบ เช่น ข้อมูล กระบวนการ ผลลัพธ์ อย่างเป็นระบบ (Checkland, 1981)
3. การเป็นต้นแบบเพื่อทดสอบ/ปรับปรุง ช่วยหมุนวงจรเรียนรู้ ลงมือทำ ประเมินผลได้อย่างต่อเนื่อง (พิรดา มาลาม, 2560)
4. การเป็นกรอบปฏิบัติการร่วม สำหรับองค์กร/หน่วยงานหลายฝ่าย ให้ทำงานเชื่อมโยงภายใต้มาตรฐานร่วมกัน (รัชดาภรณ์ มรม่วง, 2563)

ภายใต้กรอบของงานวิจัยนี้ “รูปแบบ” จึงมิได้หมายถึงเพียงผังหรือแผนภาพ แต่คือแบบจำลองเชิงปฏิบัติการ สำหรับระบบคั่นคั่นภาพใบหน้าเพื่องานนิติเวชศาสตร์ที่กำหนดองค์ประกอบ (เช่น ประเภทภาพ แหล่งข้อมูล เกณฑ์คุณภาพ) ความสัมพันธ์ (ขั้นตอนประมวลผล คั่นคั่น ตรวจสอบ โดยผู้เชี่ยวชาญ) และสมมติฐานเชิงทดสอบ (ตัวชี้วัดความแม่นยำ เวลา ความน่าเชื่อถือ) อย่างชัดเจน เพื่อให้สามารถ พัฒนา ทดสอบ ยืนยัน ได้ในบริบทจริงของประเทศไทย และสื่อสารต่อหน่วยงานผู้ใช้ได้อย่างเป็นระบบเดียวกัน

2. แนวคิดหลักการหรือรูปแบบกฎหมายของการบังคับสูญหาย

การบังคับให้บุคคลสูญหายเป็นหนึ่งในอาชญากรรมที่ร้ายแรงที่สุดในศตวรรษปัจจุบัน เพราะมิได้เพียงพรากเสรีภาพของบุคคล หากแต่ยังสร้างความทุกข์ทรมานแก่ครอบครัวและสังคมโดยรวม อีกทั้งยังเป็นการบ่อนทำลายหลักการนิติรัฐและสิทธิมนุษยชนขั้นพื้นฐานอย่างร้ายแรง (AmnestyInternational, 2023) ในระดับสากล นิยามของการบังคับสูญหาย ปรากฏอย่างเป็นทางการครั้งแรกในอนุสัญญาระหว่างประเทศว่าด้วยการคุ้มครองบุคคลจากการบังคับสูญหาย (Office of the High Commissioner for Human, 2010) โดยให้ความหมายว่าเป็นการจับกุม กักขัง หรือควบคุมตัวบุคคลโดยเจ้าหน้าที่รัฐหรือบุคคลที่รัฐให้การยินยอม การสนับสนุน และปฏิเสธ ไม่เปิดเผยชะตากรรมหรือสถานที่กักขัง ซึ่งถือเป็นการตัดสิทธิบุคคลจากการคุ้มครองทางกฎหมาย (Office of the High Commissioner for Human, 2010) อนุสัญญานี้มีผลผูกพันทางกฎหมาย แก่รัฐภาคี และยืนยันว่าการบังคับสูญหายเป็นอาชญากรรมต่อมนุษยชาติตามหลักการใน Rome Statute of the International Criminal Court 1998 (Nations, 1998) กรอบกฎหมายที่เกี่ยวข้องยังมี “อนุสัญญาต่อต้านการทรมานและการปฏิบัติหรือการลงโทษที่โหดร้าย ไร้มนุษยธรรม หรือย่ำยีศักดิ์ศรี” ซึ่งย้ำว่าการบังคับสูญหาย มักสัมพันธ์กับการทรมาน การละเมิดสิทธิในชีวิตและเสรีภาพ และการปฏิบัติที่โหดร้าย ไร้มนุษยธรรม (Nations, 1984) ทั้งนี้ คณะทำงานว่าด้วย

การหายสาบสูญโดยถูกบังคับหรือไม่สมัครใจ (UN Working Group on Enforced or Involuntary Disappearances: WGEID) ก่อตั้งตั้งแต่ปี 1980 ทำหน้าที่ตรวจสอบกรณีร้องเรียนและติดตามสถานการณ์ทั่วโลก โดยรายงานปี 2023 ชี้ว่ามีคดีกว่า 59,000 คดี ที่ยังคงเปิดอยู่ใน 113 ประเทศ แสดงให้เห็นว่านี่คือปัญหาที่ดำรงอยู่ต่อเนื่อง มิใช่เพียงปรากฏการณ์ในอดีต ในเชิงหลักการกฎหมายสากลจึงวางกรอบไว้ชัดเจนว่ารัฐมีพันธกรณีเชิงบวก ต้องป้องกันและสอบสวนการบังคับสูญหาย ไม่อาจนิรโทษกรรม การบังคับสูญหายแม้ภายใต้เหตุผลด้านความมั่นคง ผู้เสียหายไม่จำกัดเฉพาะผู้ถูกควบคุมตัว แต่รวมถึงครอบครัวและผู้ได้รับผลกระทบทางจิตใจ สำหรับประเทศไทย ปัญหาการบังคับสูญหายถูกบันทึกโดย UN WGEID ว่ามีอย่างน้อย 82 คดี ตั้งแต่ทศวรรษ 1980 และส่วนใหญ่ยังไม่สามารถนำผู้กระทำผิดเข้าสู่กระบวนการยุติธรรมได้ (WGEID, 2023) ตัวอย่างกรณีสำคัญ เช่น การหายตัวไปของนายทง โพธิ์อ่าน (2534) ผู้สูญหายในเหตุการณ์พฤษภาทมิฬ พ.ศ.2535 อย่างน้อย 31 คน ทนายสมชาย นิละไพจิตร นักสิทธิมนุษยชน (2547) นายพอลละจี รักจงเจริญ หรือ “บิลลี่” นักสิทธิชาวกะเหรี่ยง (2557)

แม้ประเทศไทยได้ลงนามใน ICPPED ตั้งแต่ปี 2012 แต่ยังไม่ได้ให้สัตยาบัน อย่างไรก็ตาม การออกพระราชบัญญัติป้องกันและปราบปรามการทรมานและการกระทำให้อับอายแก่ผู้สูญหาย พ.ศ.2565 ซึ่งมีผลบังคับใช้ในปี พ.ศ.2566 นับเป็นก้าวสำคัญในการปรับกฎหมายภายในให้สอดคล้องกับมาตรฐานสากล โดยกฎหมายกำหนดโทษชัดเจน ครอบคลุมการคุ้มครองพยานและห้ามมิให้การบังคับสูญหายเป็นอาชญากรรมที่ขาดอายุความ อย่างไรก็ตาม มีข้อวิจารณ์ว่ารัฐบาลได้เลื่อนการบังคับใช้บทลงโทษบางส่วนออกไป ด้วยเหตุผลด้านความพร้อมของหน่วยงานบังคับใช้กฎหมาย เช่น อุปกรณ์บันทึกภาพและเสียง (Thai Lawyers for Human, 2023) ซึ่งสะท้อนความท้าทายระหว่างการมีกฎหมายบนกระดาษ และการบังคับใช้จริง เมื่อเปรียบเทียบกรอบสากลกับบริบทไทยจะเห็นได้ว่า แม้ประเทศไทยได้สร้างฐานกฎหมายใหม่ แต่ความท้าทายคือการบังคับใช้ให้มีประสิทธิภาพจริง การจัดทำระบบฐานข้อมูลคนหายและศพนิรนามที่เชื่อมโยงหลายหน่วยงาน เช่น ตำรวจ กระทรวงยุติธรรม และคณะกรรมการสิทธิมนุษยชน จึงมีความสำคัญ เพราะช่วยเพิ่มความโปร่งใส ความรับผิดชอบ และการเข้าถึงความยุติธรรมของครอบครัวผู้สูญหายได้อย่างแท้จริง

3. แนวคิดหลักการหรือรูปแบบกฎหมายของศพนิรนาม

การจัดการ “ศพนิรนาม” ถือเป็นความท้าทายสำคัญในงานนิติวิทยาศาสตร์และกระบวนการยุติธรรม เนื่องจากเกี่ยวข้องกับสิทธิของผู้เสียชีวิตและครอบครัวในการได้รับการระบุเอกลักษณ์อย่างถูกต้องตามหลักกฎหมายและจริยธรรมสากล (ICRC, 2023) หากไม่สามารถระบุตัวได้ ศพนั้นไม่เพียงไร้ตัวตนทางสังคม แต่ยังสร้างผลกระทบต่อสิทธิในมรดก สิทธิในศักดิ์ศรี และสิทธิของครอบครัวที่จะรับรู้ความจริง

กรอบกฎหมายและแนวปฏิบัติสากล

ประเทศที่มีพัฒนาการด้านกฎหมายชัดเจนได้สร้างระบบกฎหมายเฉพาะเพื่อจัดการกับศพนิรนาม เช่น สหรัฐอเมริกา ผ่าน National Missing and Unidentified Persons System (NamUs) ซึ่งเป็นฐานข้อมูลระดับชาติภายใต้การกำกับของกระทรวงยุติธรรม มีข้อบังคับให้หน่วยงานบังคับใช้กฎหมายทุกแห่งต้องรายงานผู้สูญหายและศพนิรนามเข้าสู่ระบบภายในกรอบเวลาที่กำหนด และเก็บหลักฐานมาตรฐาน เช่น ภาพถ่าย ลายนิ้วมือ บันทึกทันตกรรม และ DNA (Programs, 2020) ในสหราชอาณาจักร Missing Persons Bureau กำหนดให้เจ้าหน้าที่ตำรวจต้องรายงานศพนิรนามเข้าสู่ระบบภายใน 48 ชั่วโมง นับจากวันที่พบศพ เพื่อให้สามารถเชื่อมโยงกับฐานข้อมูลผู้สูญหายได้ทันท่วงที (Office, 2018) การเก็บรักษาข้อมูลต้องเป็นไปตาม Data Protection Act 2018 และกฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลของสหภาพยุโรป (GDPR) ที่เข้มงวดเกี่ยวกับการใช้ข้อมูลชีวมิติ เช่น ภาพถ่ายและ DNA ในระดับสากล INTERPOL ได้กำหนดมาตรฐานการจัดการศพนิรนามและบุคคลสูญหายใน Disaster Victim Identification (DVI) Guide 2023 โดยระบุว่าห้ามใช้การระบุด้วยสายตาเพียงอย่างเดียว เนื่องจากมีความเสี่ยงสูง แต่ให้ใช้หลักฐานทางวิทยาศาสตร์ ได้แก่ ลายนิ้วมือ (fingerprints), ทันตกรรม (dentistry), DNA และเสริมด้วยหลักฐานรอง เช่น รอยสัก เครื่องประดับ และเสื้อผ้า (Interpol, 2023b) นอกจากนี้ INTERPOL ยังพัฒนาระบบ I-Familia ซึ่งเป็นฐานข้อมูล DNA เชิงเครือญาติระดับโลก เพื่อช่วยการระบุศพนิรนาม โดยใช้ข้อมูลจากญาติผู้สูญหายในการจับคู่กับ DNA ของศพที่ไม่สามารถระบุตัวได้ (Interpol, 2023b) ถือเป็นก้าวสำคัญที่สะท้อนการบูรณาการด้านนิติวิทยาศาสตร์กับสิทธิมนุษยชน

กรอบกฎหมายไทย

ประเทศไทยได้กำหนดหลักเกณฑ์ในระเบียบสำนักนายกรัฐมนตรีว่าด้วยการสนับสนุนการปฏิบัติงานติดตามคนหายและพิสูจน์ศพนิรนาม พ.ศ.2566 ซึ่งกำหนดให้หน่วยงานของรัฐต้องแจ้งข้อมูลคนหายคนนิรนาม และศพนิรนามต่อสำนักงานกลางโดยเร็ว และเมื่อสามารถระบุเอกลักษณ์บุคคลได้ต้องรายงานกลับเพื่อจำหน่ายชื่อออกจากฐานข้อมูล ทั้งนี้ระเบียบดังกล่าวยังคงมีข้อจำกัดเรื่องการบังคับใช้จริงและการเชื่อมโยงข้อมูลระหว่างหน่วยงาน (ราชกิจจานุเบกษา, 2566)

ข้อสังเกตเชิงวิชาการ

เมื่อพิจารณาเปรียบเทียบจะเห็นว่าประเทศที่มีกฎหมายเข้มแข็ง เช่น สหรัฐฯ และสหราชอาณาจักร กำหนดกรอบเวลาชัดเจนในการรายงานและบันทึกข้อมูลศพนิรนาม ตลอดจนพัฒนาฐานข้อมูลระดับชาติที่เชื่อมโยงกับฐานข้อมูลผู้สูญหายโดยตรง ขณะที่ประเทศไทยแม้มีระเบียบปี พ.ศ.2564 แต่ยังเป็นเชิงนโยบายมากกว่ากฎหมายบังคับที่มีผลทางคดี อีกทั้งยังขาดระบบฐานข้อมูลกลางที่เชื่อมโยงแบบเรียลไทม์ ดังนั้นการพัฒนากรอบกฎหมายของศพนิรนามในประเทศไทยควรมุ่งไปสู่

การสร้างฐานข้อมูลกลางที่มีผลบังคับใช้ทางกฎหมาย เชื่อมโยงหลายหน่วยงาน มีมาตรฐานการเก็บรักษาหลักฐานทางชีวมิติ และสอดคล้องกับมาตรฐานสากลอย่าง INTERPOL DVI (Disaster Victim Identification) มาตรฐานการพิสูจน์เอกลักษณ์ผู้เสียชีวิตจากภัยพิบัติขององค์การตำรวจสากล (INTERPOL) และ General Data Protection Regulation (GDPR) กฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคลของสหภาพยุโรป เพื่อให้เกิดความเชื่อมั่นทั้งในเชิงกฎหมายและสิทธิมนุษยชน ระบบการสอบสวนและการชันสูตรพลิกศพ กฎหมายของแต่ละประเทศได้กำหนดรูปแบบการสอบสวนการตายแตกต่างกันออกไป ตัวอย่างเช่น สหราชอาณาจักรใช้ระบบ Coroner's Court โดยมีโคโรเนอร์ (coroner) ซึ่งเป็นเจ้าหน้าที่ตุลาการอิสระ มีหน้าที่สอบสวนการเสียชีวิตที่ผิดปกติ หรือไม่ทราบสาเหตุ และสามารถสั่งให้ทำการผ่าพิสูจน์โดยแพทย์นิติเวช (UK, 2020) เยอรมนีใช้ระบบตุลาการ (Judicial Inquest System) โดยให้ผู้พิพากษามีบทบาทควบคุมการสอบสวนและออกคำสั่งชันสูตรพลิกศพ (Platt, 1970) ญี่ปุ่นในเมืองใหญ่ใช้ระบบ Medical Examiner ซึ่งมอบหมายให้แพทย์นิติเวชทำหน้าที่หลักในการสอบสวนการตาย โดยมีตำรวจเป็นผู้สนับสนุน (Funayama et al., 1993; Suzuki et al., 2015) ประเทศไทยใช้ระบบที่ตำรวจเป็นผู้มีอำนาจหลักในการสอบสวนการตาย (Police-led System) ร่วมกับพนักงานสอบสวน พนักงานอัยการ และแพทย์นิติเวชตามประมวลกฎหมายวิธีพิจารณาความอาญา มาตรา 148-150 (สำนักงานตำรวจแห่งชาติ, 2552)

4. แนวคิดเกี่ยวกับนิติเวชศาสตร์กฎหมายที่เกี่ยวข้อง

การชันสูตรพลิกศพถือเป็นข้อบังคับทางกฎหมายเมื่อมีการเสียชีวิตที่ผิดปกติ เช่น ฆาตกรรม การฆ่าตัวตาย อุบัติเหตุ หรือการเสียชีวิตในความควบคุมของรัฐ ทั้งนี้เพื่อคุ้มครองสิทธิของผู้ตายและครอบครัว รวมถึงความน่าเชื่อถือของกระบวนการยุติธรรม (ทศนีย์ พิพัฒน์โชติธรรม, 2564) ในประเทศไทยตามประมวลกฎหมายวิธีพิจารณาความอาญา ("พระราชบัญญัติแก้ไขเพิ่มเติมประมวลกฎหมายวิธีพิจารณาความอาญา (ฉบับที่ 22) พ.ศ. 2547," 2004) บัญญัติไว้อย่างชัดเจนว่าหากมีการเสียชีวิตในลักษณะตายโดยผิดธรรมชาติจะต้องดำเนินการชันสูตรพลิกศพโดยทันที ทั้งนี้ เพื่อให้สามารถระบุสาเหตุการตายได้อย่างถูกต้อง อีกทั้งเพื่อป้องกันมิให้เกิดการปกปิดหรือบิดเบือนข้อเท็จจริงสำหรับการตายโดยผิดธรรมชาติ ครอบคลุมถึงกรณีการฆ่าตัวตายหรือมีเหตุอันควรสงสัยว่าจะฆ่าตัวตาย การถูกผู้อื่นกระทำให้ถึงแก่ความตาย การถูกสัตว์ทำร้ายจนเสียชีวิต การเสียชีวิตจากอุบัติเหตุ หรือการเสียชีวิตโดยไม่ทราบสาเหตุที่แน่ชัด ตลอดจนการเสียชีวิตในระหว่างถูกควบคุมตัวหรือในสถานที่ราชการ มาตรา 150 ได้กำหนดให้มีการจัดตั้งกลไกการตรวจสอบแบบพหุภาคี กล่าวคือต้องมีหลายฝ่ายเข้ามามีบทบาทในการดำเนินการชันสูตร ได้แก่ 1) แพทย์ผู้ชันสูตร ผู้มีหน้าที่หลักในการตรวจสอบร่างผู้เสียชีวิต 2) พนักงานอัยการ ผู้ทำหน้าที่กำกับและตรวจสอบให้กระบวนการเป็นไปตามกฎหมาย และฝ่ายปกครอง ผู้มีหน้าที่ตรวจสอบ สนับสนุน เพื่อให้ผลการชันสูตรเชื่อถือได้

และเป็นธรรม 3) พนักงานสอบสวน ข้าราชการตำรวจผู้สนับสนุนด้านการรวบรวมข้อมูล และการรักษาความสงบเรียบร้อย ดังนั้น การมีหลายฝ่ายเข้าร่วมจึงมีนัยสำคัญต่อการสร้างความโปร่งใส และลดความเสี่ยงจากการครอบงำ โดยอำนาจฝ่ายใดฝ่ายหนึ่ง อีกทั้งยังช่วยให้ผลการตรวจสอบ มีความเป็นอิสระและสามารถนำไปใช้เป็นพยานหลักฐานในกระบวนการยุติธรรมได้อย่างน่าเชื่อถือ ที่สำคัญ บทบัญญัติดังกล่าวมีเจตนารมณ์ในการคุ้มครองสิทธิของผู้เสียชีวิตและครอบครัว โดยการรับรองว่าทุกการเสียชีวิตที่มีข้อสงสัยจะต้องผ่านกระบวนการตรวจสอบที่รอบคอบและโปร่งใส นอกจากนี้ยังสะท้อนการบูรณาการกับหลักสิทธิมนุษยชนสากล ซึ่งเน้นความเสมอภาคและการ ตรวจสอบการตายอย่างเป็นธรรมโดยไม่เลือกปฏิบัติ ดังจะเห็นได้จากตัวอย่างเชิงปฏิบัติ เช่น กรณี การเสียชีวิตในห้องควบคุมตัว เจ้าหน้าที่ตำรวจไม่สามารถสรุปการตายด้วยตนเองได้ หากแต่ต้องมี ทั้งอัยการและแพทย์เข้าร่วมตรวจสอบ หรือกรณีการเสียชีวิตจากอุบัติเหตุที่ไม่ชัดเจน เช่น การตก จากที่สูง หรือเหตุเพลิงไหม้ก็จำเป็นต้องมีการชันสูตร เพื่อยืนยันสาเหตุการตายว่าเป็นอุบัติเหตุจริง หรือมีมูลเหตุแห่งการกระทำผิดแอบแฝง กฎหมายฉบับนี้จึงมีความสำคัญ เพื่อวางรากฐานของระบบ การตรวจสอบการเสียชีวิตที่มีลักษณะเป็นธรรม โปร่งใส และตรวจสอบได้ ซึ่งไม่เพียงแต่ช่วยป้องกันการ บิดเบือนความจริงในกระบวนการสอบสวน หากแต่ยังสร้างความเชื่อมั่นแก่สังคมว่าประเทศไทย มีมาตรการที่เข้มแข็งและสอดคล้องกับมาตรฐานสากลในการพิทักษ์สิทธิของประชาชน แม้ในห้วงเวลา ที่บุคคลนั้นไม่อาจปกป้องสิทธิของตนเองได้แล้วก็ตาม ("พระราชบัญญัติแก้ไขเพิ่มเติมประมวล กฎหมายวิธีพิจารณาความอาญา (ฉบับที่ 22) พ.ศ. 2547," 2004)

สำหรับหลักฐานทางวิทยาศาสตร์ที่เกี่ยวข้องกับภาพถ่ายและสื่อดิจิทัล การถ่ายภาพในที่เกิดเหตุ หรือการใช้ภาพถ่ายดิจิทัลสามารถนำมาใช้เป็นพยานหลักฐานในศาลได้ โดยอยู่ภายใต้กรอบ ของพระราชบัญญัติว่าด้วยธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ พ.ศ.2544 และฉบับแก้ไขเพิ่มเติม พ.ศ.2551 และ พ.ศ.2562 ซึ่งกำหนดว่าข้อมูลอิเล็กทรอนิกส์ไม่อาจถูกปฏิเสธความเป็นพยานเพียงเพราะอยู่ใน รูปดิจิทัล ตราบเท่าที่สามารถพิสูจน์แหล่งที่มา ความถูกต้อง และการจัดเก็บที่ป้องกันการแก้ไข ทั้งนี้ พระราชบัญญัติว่าด้วยการกระทำความผิดเกี่ยวกับคอมพิวเตอร์ พ.ศ.2550 และฉบับแก้ไข พ.ศ.2560 ยังได้เสริมกลไกด้านการตรวจสอบและการเก็บรักษาข้อมูลดิจิทัล เช่น การบังคับเก็บ traffic log เพื่อคงความน่าเชื่อถือของหลักฐานเชิงนิติวิทยาศาสตร์ จึงกล่าวได้ว่าการใช้ภาพถ่าย ดิจิทัลในปัจจุบันได้รับการรับรองตามกฎหมายและสามารถนำมาใช้ในกระบวนการยุติธรรมได้อย่าง สมบูรณ์ ("พระราชกฤษฎีกาว่าด้วยมาตรการป้องกันและปราบปรามอาชญากรรมทางเทคโนโลยี (ฉบับที่ 2) พ.ศ.2568," 2025; "พระราชบัญญัติว่าด้วยการกระทำความผิดเกี่ยวกับคอมพิวเตอร์ (ฉบับที่ 2) พ.ศ.2560," 2017; "พระราชบัญญัติว่าด้วยการกระทำความผิดเกี่ยวกับคอมพิวเตอร์ พ.ศ.2550," 2007; "พระราชบัญญัติว่าด้วยธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ (ฉบับที่ 2) พ.ศ.2551," 2008;

"พระราชบัญญัติว่าด้วยธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ (ฉบับที่ 3) พ.ศ.2562," 2019; "พระราชบัญญัติว่าด้วยธุรกรรมทางอิเล็กทรอนิกส์ พ.ศ.2544," 2001)

นิติเวชดิจิทัล (Digital Forensics) ศตวรรษที่ข้อมูลถูกสร้างและจัดเก็บในรูปแบบดิจิทัลเป็นหลัก การพัฒนานิติเวชศาสตร์ให้รองรับบริบทดังกล่าวจึงเป็นสิ่งสำคัญยิ่ง โดยนิติเวชได้กลายเป็นเสมือนสะพานเชื่อมระหว่างฐานข้อมูลกับนิติวิทยาศาสตร์ที่ช่วยผู้สอบสวนพิสูจน์ วิเคราะห์ และตรวจสอบความน่าเชื่อถือของหลักฐานดิจิทัล อันได้แก่ภาพจากกล้องวงจรปิด บัตรประชาชนดิจิทัล หรือไฟล์คอมพิวเตอร์สืบสวนต่าง ๆ (Alshabibi, 2024; Seufitelli et al., 2022) โดย (Seufitelli et al., 2022) ชี้ว่าการขุดค้นข้อมูลในระบบฐานข้อมูลเพื่อวิเคราะห์ในบริบทนิติเวช ทำให้สามารถสร้างหลักฐานที่แข็งแกร่งและเชื่อถือได้ ซึ่งเป็นหัวใจของนิติเวชดิจิทัล (Alshabibi, 2024) การนำเสนอ Cloud forensics บริบทของ cloud forensics ที่เสริมประสิทธิภาพในการวิเคราะห์หลักฐานจากระบบคลาวด์ ด้วยการปรับเครื่องมือและแนวปฏิบัติ เพื่อให้ได้มาซึ่งหลักฐานที่ครบถ้วน แม้ไม่มีเซิร์ฟเวอร์ต้นทางอยู่โดยตรง Cloud Forensics การเสริมความน่าเชื่อถือของหลักฐานดิจิทัลในงาน Face Recognition ในยุคดิจิทัลที่ข้อมูลส่วนใหญ่ถูกจัดเก็บและประมวลผลบนระบบคลาวด์ แนวคิด นิติเวชดิจิทัล (Digital Forensics) ได้ถูกต่อยอดสู่นิติเวชบนคลาวด์ (Cloud Forensics) เพื่อรองรับการสืบสวนที่ต้องอาศัยพยานหลักฐานจากโครงสร้างพื้นฐานออนไลน์ โดย cloud forensics หมายถึงการรวบรวม วิเคราะห์ และรักษาหลักฐานดิจิทัลที่อยู่ในสภาพแวดล้อมคลาวด์ ให้ความถูกต้องครบถ้วน และสามารถตรวจสอบย้อนกลับได้ (Ruan et al., 2011; Martini & Choo, 2019) ลักษณะเฉพาะของ cloud forensics อยู่ที่การจัดการกับพยานหลักฐานที่กระจายอยู่หลายภูมิภาค (distributed evidence) และการใช้งานร่วมกันของผู้ใช้หลายราย (multi-tenancy) ซึ่งทำให้กระบวนการตรวจสอบต้องพึ่งพาเทคนิคเสริม เช่น การใช้ snapshot ของ virtual machine, immutable storage, และ audit log ของผู้ให้บริการคลาวด์ เพื่อสร้าง chain of custody ที่โปร่งใส (Alshabibi, 2024) เมื่อเชื่อมโยงกับการใช้งาน Face Recognition ในงานนิติวิทยาศาสตร์ Cloud Forensics มีบทบาทสำคัญในหลายด้าน ได้แก่

1. การยืนยันแหล่งที่มาภาพจากกล้องวงจรปิดที่อัปโหลดสู่คลาวด์ สามารถตรวจสอบ metadata และ hash เพื่อยืนยันความถูกต้อง
2. การตรวจสอบการประมวลผลของ AI บริการ Face Recognition บนคลาวด์สร้าง API logs และ processing logs ที่ตรวจสอบได้ว่าผลลัพธ์มาจากระบบจริง
3. การสร้าง Chain of Custody ทุกขั้นตอนการถ่ายโอนภาพใบหน้าถูกบันทึกใน audit trail และตรวจสอบความคงสภาพด้วย hash
4. ความสามารถรองรับปริมาณข้อมูลในกรณีอุบัติภัยหมู่หรือการค้นหาผู้สูญหาย cloud forensics ทำให้สามารถวิเคราะห์ฐานข้อมูลภาพใบหน้าขนาดใหญ่ได้อย่างรวดเร็วและเชื่อถือได้

กล่าวโดยสรุป Cloud Forensics ทำหน้าที่เป็นสะพานเชื่อมระหว่างโครงสร้างพื้นฐานดิจิทัลและนิติเวชศาสตร์ โดยเพิ่มความโปร่งใส ความน่าเชื่อถือ และความตรวจสอบได้ให้กับการใช้ Face Recognition ในทางกฎหมายและงานพิสูจน์บุคคล

การถ่ายภาพนิติเวช

การถ่ายภาพนิติเวชถือเป็นหนึ่งในกระบวนการที่มีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งในวิชานิติเวชศาสตร์ เนื่องจากทำหน้าที่เป็นหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สามารถสะท้อนข้อเท็จจริง ณ ขณะเกิดเหตุได้อย่างชัดเจนและตรงไปตรงมา ภาพถ่ายเหล่านี้มีได้เพียงแค่ทำหน้าที่เป็นสื่อกลางในการเก็บรักษาข้อมูล หากแต่ยังเป็นเครื่องมือที่ทรงพลังในการสื่อสารกับทั้งผู้เชี่ยวชาญ นักวิทยาศาสตร์ เจ้าหน้าที่บังคับใช้กฎหมาย และศาลยุติธรรม

1. การบันทึกสภาพที่เกิดเหตุ การถ่ายภาพสภาพที่เกิดเหตุ ถือเป็นขั้นตอนแรกของการปฏิบัติงานนิติเวช ณ จุดเกิดเหตุ ภาพถ่ายจะต้องเก็บรายละเอียดโดยรอบ ทั้งมุมกว้างที่แสดงให้เห็นสภาพโดยรวม และมุมเฉพาะเจาะจงที่แสดงตำแหน่งของพยานวัตถุที่สำคัญ เช่น รอยเลือด คราบน้ำลาย หรือวัตถุที่ถูกทิ้งไว้ การถ่ายภาพในขั้นตอนนี้มีความสำคัญเพราะช่วยสร้างภาพจำลองสถานการณ์ที่สามารถใช้ย้อนกลับไปทบทวนในภายหลังได้ โดยเฉพาะเมื่อสถานที่เกิดเหตุถูกเปลี่ยนแปลงไปแล้ว

2. การถ่ายภาพศพและร่องรอยบาดแผล ศพและร่องรอยบาดแผลเป็นข้อมูลสำคัญที่สุดประการหนึ่งในการสืบสวน การถ่ายภาพศพต้องครอบคลุมตั้งแต่สภาพแวดล้อมที่พบศพ ตำแหน่งศพ ทำทาง ไปจนถึงร่องรอยบาดแผลบนร่างกาย ซึ่งมักถ่ายภาพทั้งในลักษณะภาพระยะไกล ระยะกลาง และภาพระยะใกล้ การบันทึกร่องรอยบาดแผลยังช่วยให้ผู้เชี่ยวชาญด้านพยาธิวิทยา หรือแพทย์นิติเวช สามารถวิเคราะห์ลักษณะการบาดเจ็บ เช่น บาดแผลจากของมีคม บาดแผลกระสุนปืน หรือบาดแผลฟกช้ำ ซึ่งเป็นปัจจัยชี้นำไปสู่สาเหตุการเสียชีวิต

3. การบันทึกพยานวัตถุ ภาพถ่ายของพยานวัตถุ เช่น อาวุธ เสื้อผ้า ยานพาหนะ หรือวัตถุอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้องกับเหตุการณ์ เป็นส่วนสำคัญของการสืบสวนเช่นกัน ภาพถ่ายจะต้องถ่ายในลักษณะที่สามารถระบุได้ว่าพยานวัตถุนั้นอยู่ที่ใด อยู่ในสภาพใด และมีความสัมพันธ์กับเหตุการณ์หรือศพอย่างไร การถ่ายภาพที่ดีจึงไม่ใช่เพียงเพื่อความสวยงาม แต่ต้องให้ข้อมูลที่ครบถ้วนเพื่อใช้ในการวิเคราะห์และเปรียบเทียบในภายหลัง

4. การใช้เป็นหลักฐานในชั้นศาล หลักฐานภาพถ่ายที่ได้จากการถ่ายภาพนิติเวช มีคุณค่าสูงในกระบวนการยุติธรรม เนื่องจากสามารถทำให้ศาลและผู้เกี่ยวข้องเข้าใจข้อเท็จจริงได้ดีกว่าการบรรยายด้วยถ้อยคำ ภาพถ่ายสามารถยืนยันหรือโต้แย้งคำให้การของพยานบุคคล และยังเป็นเครื่องมือที่ช่วยให้การพิจารณาคดีมีความโปร่งใสและเป็นธรรม อย่างไรก็ตาม ความน่าเชื่อถือของหลักฐานภาพถ่ายจะต้องอยู่บนพื้นฐานของ มาตรฐานการถ่ายภาพและการจัดเก็บที่เคร่งครัด

หากปราศจากการควบคุมคุณภาพ ภาพถ่ายอาจถูกโต้แย้งว่าถูกแก้ไข ตัดต่อ หรือไม่สามารถยืนยันแหล่งที่มาได้ ซึ่งจะลดคุณค่าของหลักฐานในกระบวนการยุติธรรม การถ่ายภาพนิติเวชเป็นทั้งเครื่องมือทางวิทยาศาสตร์และเครื่องมือทางกฎหมายที่ผสมผสานการทำงานเข้าด้วยกัน เพื่อบันทึกข้อเท็จจริงที่เกิดขึ้นและเก็บรักษาไว้ในรูปแบบที่สามารถนำเสนอได้อย่างมีประสิทธิภาพในศาล ความสำคัญของการถ่ายภาพนิติเวชจึงมิใช่เพียงการถ่ายภาพทั่วไป แต่เป็นการสร้างหลักฐานที่มีมาตรฐาน เชื่อถือได้ และตรวจสอบได้ หากดำเนินการด้วยความถูกต้องและโปร่งใส ภาพถ่ายจะเป็นหลักฐานที่ทรงพลังและยากต่อการโต้แย้งในทาง (สำนักงานปลัดกระทรวงสาธารณสุข, 2561) เมื่อพิจารณารวมกัน นิติเวชศาสตร์และกฎหมายที่เกี่ยวข้องสะท้อนให้เห็นว่าระบบกฎหมายที่เข้มแข็งต้องควบคู่กับการใช้วิทยาศาสตร์ที่ได้มาตรฐาน และต้องครอบคลุมทั้งการตรวจสอบร่างกาย การใช้ข้อมูลดิจิทัล cloud forensics และการประมวลผลหลักฐานภาพถ่าย โดยในบริบทของประเทศไทย ความท้าทายยังอยู่ที่การประสานงานระหว่างหน่วยงาน และการยกระดับกฎหมายให้สอดคล้องกับมาตรฐานสากลที่เปลี่ยนแปลงอย่างรวดเร็ว

5. แนวคิดเกี่ยวกับมาตรฐานการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล

การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลเป็นแกนหลักของนิติวิทยาศาสตร์และกระบวนการยุติธรรม เนื่องจากระบุเอกลักษณ์บุคคลอย่างถูกต้อง มิได้เป็นเพียงเครื่องมือทางคดีอาญา แต่ยังสะท้อนถึงสิทธิขั้นพื้นฐานของมนุษย์และครอบครัวในการได้รับความจริง เกี่ยวกับชะตากรรมของบุคคลที่หายสาบสูญหรือเสียชีวิต (ICRC, 2023) ความจริงดังกล่าวมีบทบาทสำคัญต่อการเยียวยาทางจิตใจ การฟื้นฟูสังคม และการเข้าถึงสิทธิทางกฎหมาย อาทิ การสืบมรดกและการรับสิทธิสวัสดิการสังคม ในระดับนานาชาติ มีการกำหนดมาตรฐานการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลที่พัฒนาอย่างต่อเนื่อง โดย INTERPOL ได้จัดทำ Disaster Victim Identification (DVI) Guide ซึ่งกำหนดขั้นตอนและมาตรฐานในการระบุผู้เสียชีวิตจากภัยพิบัติหรือเหตุอาชญากรรมข้ามชาติอย่างเป็นระบบ โปร่งใส และตรวจสอบได้ (Interpol, 2023b) ขณะเดียวกัน ICRC ได้จัดทำคู่มือและมาตรการเพื่อให้การระบุตัวบุคคลเป็นไปตามหลักสิทธิมนุษยชน โดยเน้นการเคารพศักดิ์ศรีของผู้เสียชีวิต การมีส่วนร่วมของครอบครัว และการบูรณาการวิธีการสหวิทยาการ เช่น การใช้ DNA การตรวจทางพันธุกรรม และการวิเคราะห์โครโมโซม (ICRC, 2023)

ความก้าวหน้าทางเทคโนโลยียังได้เสริมมาตรฐานเหล่านี้ เช่น การใช้ฐานข้อมูลชีวมิติ การพัฒนามาตรฐาน ISO/IEC สำหรับระบบจดจำใบหน้าและลายนิ้วมือ ตลอดจนการประยุกต์ AI เข้ากับนิติมานุษยวิทยา เพื่อเพิ่มความแม่นยำและลดระยะเวลาในการพิสูจน์อัตลักษณ์บุคคล (ICRC, 2023)

สำหรับประเทศไทย ได้มีการนำมาตรฐานสากลเหล่านี้มาปรับใช้ในบริบทท้องถิ่น เช่น การพัฒนาระบบฐานข้อมูล DNA กลาง ภายใต้การกำกับของสำนักงานตำรวจแห่งชาติ การยกระดับห้องปฏิบัติการนิติวิทยาศาสตร์ให้สอดคล้องกับมาตรฐาน ISO/IEC 17025 และการประยุกต์ใช้แนวทาง INTERPOL DVI ในกรณีภัยพิบัติขนาดใหญ่ โดยเฉพาะเหตุการณ์สึนามิ พ.ศ. 2547 ซึ่งประเทศไทยต้องรับมือกับผู้เสียชีวิตจำนวนมาก ทั้งชาวไทยและชาวต่างชาติ ตามประมวลกฎหมายวิธีพิจารณาความอาญา มาตรา 148-152 ได้กำหนดให้การชันสูตรพลิกศพในกรณีการตายโดยผิดธรรมชาติเป็นกระบวนการที่ต้องดำเนินการโดยชอบด้วยกฎหมาย ในบริบทดังกล่าว สถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ สำนักงานตำรวจแห่งชาติ ทำหน้าที่หลักในการตรวจพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล ร่วมกับกลุ่มงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล สำนักงานพิสูจน์หลักฐานตำรวจ สำนักงานตำรวจแห่งชาติ (สพฐ.ตร.) ซึ่งได้ดำเนินการตามมาตรฐานสากล DVI ของ INTERPOL ที่ประกอบด้วย การเก็บข้อมูลเบื้องต้น (Ante-Mortem) การตรวจสอบศพ (Post-Mortem) การเปรียบเทียบผล และการยืนยันตัวตนด้วยวิธีนิติวิทยาศาสตร์ เช่น ลายนิ้วมือ ทันตกรรม และ DNA กระบวนการดังกล่าวไม่เพียงช่วยให้การระบุตัวบุคคลเป็นไปอย่างถูกต้องและมีมาตรฐานสากลเท่านั้น แต่ยังสะท้อนถึงการบูรณาการระหว่างกรอบกฎหมายไทยกับแนวทางปฏิบัติสากล ซึ่งสร้างความเชื่อมั่นทั้งต่อครอบครัวผู้สูญเสียและต่อประชาคมโลก อีกทั้งแนวทางเดียวกันนี้ยังถูกนำมาใช้ในกรณีศพไม่ทราบชื่อที่ส่งตรวจ ณ สถาบันนิติเวชวิทยาเพื่อคุ้มครองสิทธิขั้นพื้นฐานของผู้เสียชีวิตและครอบครัวอย่างแท้จริง (Interpol, 2023b; ระเบียบสำนักงานตำรวจแห่งชาติ, 2560)

หลักการพื้นฐานของการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล

1. กระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลตามมาตรฐานของ INTERPOL DVI (Disaster Victim Identification) หรือ Primary Identifiers INTERPOL ได้กำหนดให้มี 3 วิธีมาตรฐานสากลที่ได้รับการยอมรับทั่วโลกว่าเป็นหลักฐานขั้นต้นสำหรับการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล ได้แก่

(1) ลายนิ้วมือ (Fingerprints) ลายนิ้วมือถือเป็นวิธีที่ใช้กันอย่างแพร่หลาย เนื่องจากความเป็นเอกลักษณ์ ไม่มีบุคคลใดในโลกที่มีลายนิ้วมือตรงกัน 100% แม้แต่คู่แฝดแท้ ดังนั้นลายนิ้วมือจึงเป็นตัวบ่งชี้ที่เชื่อถือได้สูง ความคงทน ลายนิ้วมือเกิดขึ้นตั้งแต่อยู่ในครรภ์ และแม้กาลเวลาจะผ่านไปตลอดชีวิต ลักษณะนี้ก็ยังคงอยู่ เว้นแต่จะถูกทำลายด้วยอุบัติเหตุร้ายแรงหรือการผ่าตัด มาตรฐานสากล INTERPOL จึงสนับสนุนการใช้ฐานข้อมูล AFIS (Automated Fingerprint Identification System) เพราะสามารถแลกเปลี่ยนข้อมูลระหว่างประเทศได้รวดเร็วและแม่นยำ

(2) บันทึกทางทันตกรรม (Dental Records) ในหลายกรณีที่ไม่สามารถใช้ลายนิ้วมือได้ ข้อมูลทางทันตกรรมจึงมีความสำคัญ เนื่องจากความเฉพาะตัว โครงสร้างฟัน การอุด ครอบ ถอน จัดฟัน หรือแม้แต่ร่องรอยการสึกกร่อน ล้วนเป็นลักษณะเฉพาะบุคคล ความทนทาน ฟันและขากรรไกร

มักทนต่อไฟ แรงกระแทก และการเน่าเปื่อย ดังนั้น จึงเป็นข้อมูลที่ยังคงอยู่แม้ร่างกายจะถูกทำลาย บางส่วน การประยุกต์ INTERPOL จึงแนะนำให้จัดเก็บ Ante-Mortem (AM) Dental Records เพื่อใช้เปรียบเทียบกับ Post-Mortem (PM) Records จากการชันสูตรศพ

(3) ดีเอ็นเอ (DNA Profiling) หากทั้งลายนิ้วมือและบันทึกทางทันตกรรมไม่สามารถใช้ได้ การตรวจ DNA จะเป็นวิธีที่มีประสิทธิภาพสูงสุด เพราะความแม่นยำสูงสุด DNA เป็นรหัสพันธุกรรมเฉพาะบุคคล โดยแทบไม่มีโอกาสซ้ำกัน ยกเว้นแฝดแท้ แต่ด้วยความหลากหลายของตัวอย่าง สามารถตรวจได้จากเลือด น้ำลาย เส้นผม กระดูก หรือเสื้อผ้าที่ปนเปื้อนสารพันธุกรรม ดังนั้นจึงมีความยืดหยุ่นต่อสภาพแวดล้อม มาตรฐานสากล INTERPOL จึงพัฒนาระบบเชื่อมโยงฐานข้อมูลสารพันธุกรรม (DNA Database) ระหว่างหน่วยงานด้านความมั่นคงและนิติวิทยาศาสตร์เพื่อให้สามารถแลกเปลี่ยน วิเคราะห์ และตรวจสอบข้อมูล DNA ของบุคคลได้อย่างปลอดภัยและเป็นมาตรฐานเดียวกัน (DNA Gateway) เพื่อเป็นฐานข้อมูลเชื่อมโยงคนหาย ศพนิรนาม และผู้ต้องสงสัยคดีอาญา

2. ข้อมูลระบุตัวบุคคลรองหรือหลักฐานสนับสนุนที่ใช้ช่วยยืนยันอัตลักษณ์ของบุคคล (Secondary Identifiers) แม้จะไม่ใช่วิธีมาตรฐานที่เด็ดขาด แต่ Secondary Identifiers ก็มีคุณค่าอย่างยิ่งเนื่องจากสามารถช่วยคัดกรองเบื้องต้น และสนับสนุนการตรวจสอบด้วย Primary Identifiers ได้แก่:

- (1) ลักษณะร่างกาย เช่น ความสูง รูปร่าง สีผิว หรือโครงสร้างกระดูก
- (2) รอยสัก/แผลเป็น อาจใช้เป็นเครื่องชี้เฉพาะบุคคลได้บ้าง แต่ก็อาจเปลี่ยนแปลงหรือเลือนหายได้
- (3) เครื่องประดับ เช่น แหวน สร้อยคอ หรือนาฬิกา ซึ่งสามารถบ่งชี้ตัวบุคคลได้หากใช้ร่วมกับข้อมูลอื่น
- (4) เสื้อผ้า ที่ผู้ตายหรือผู้สูญหายสวมใส่ครั้งสุดท้าย

อย่างไรก็ตาม INTERPOL เน้นย้ำว่า Secondary Identifiers ไม่สามารถใช้เป็นหลักฐานเพียงอย่างเดียว เพราะอาจผิดพลาดได้ เช่น เสื้อผ้าอาจเปลี่ยนมือ หรือรอยสักอาจถูกกลบเลือน แต่ถึงกระนั้น ข้อมูลเหล่านี้ก็มีคุณค่าในการชี้นำทิศทางการพิสูจน์เอกลักษณ์ในขั้นต่อไป

3. บทบาทของนิติมานุษยวิทยา (Forensic Anthropology) ตาม INTERPOL DVI Guide 2023 นอกเหนือจาก Primary และ Secondary Identifiers แล้ว INTERPOL ยังยกย่องบทบาทของนิติมานุษยวิทยา (Forensic Anthropology) ว่าเป็นองค์ความรู้สำคัญ โดยเฉพาะในกรณีภัยพิบัติหรือเหตุร้ายแรงที่ร่างกายถูกทำลายมาก ซึ่งการตรวจสอบทั่วไปอาจทำได้ยาก

- ในขั้นตอน Scene (Phase 1) นักนิติมานุษยวิทยาจะช่วยระบุและจำแนกชิ้นส่วนกระดูกจากสิ่งอื่น ๆ อีกทั้งยังสามารถทำแผนที่ และประเมินจำนวนผู้เสียชีวิตได้อย่างแม่นยำ

- ในขั้นตอน Post-Mortem (Phase 2) การวิเคราะห์โครงกระดูกช่วยบ่งบอกอายุ เพศ เชื้อชาติ และความสูง รวมถึงตรวจสอบร่องรอยโรคหรือบาดแผลบนกระดูกที่อาจเกี่ยวข้องกับการเสียชีวิต

- ด้านการเก็บตัวอย่าง DNA คู่มือ DVI 2023 เน้นให้เก็บตัวอย่างกระดูกหรือฟันโดยหลีกเลี่ยงการทำลายตำแหน่งสำคัญทางมานุษยวิทยา เพื่อรักษาทั้งคุณภาพ DNA และข้อมูลเชิงกายวิภาค

ดังนั้น การมีนักนิติมานุษยวิทยาในทีม DVI จึงไม่เพียงเพิ่มประสิทธิภาพในการพิสูจน์เอกลักษณ์ แต่ยังช่วยเสริมความถูกต้องและความรวดเร็วในกระบวนการโดยรวม 4 หลักการสากลของ INTERPOL สุดท้าย INTERPOL กำหนดหลักการสากลที่ใช้ยึดถือร่วมกัน ได้แก่

- ความถูกต้อง ข้อมูลต้องตรวจสอบย้อนกลับได้เสมอ

- ความน่าเชื่อถือ การจัดเก็บและประมวลผลต้องเป็นไปตามมาตรฐานสากล

- ความสามารถในการเปรียบเทียบ ทั้ง Ante-Mortem และ Post-Mortem ต้องจัดเก็บในรูปแบบเดียวกันเพื่อให้เทียบเคียงได้

- การบูรณาการ กระบวนการ DVI Protocol รวม Primary, Secondary และการสนับสนุนจากศาสตร์อื่น ๆ เช่น DNA นิติมานุษยวิทยา เพื่อสร้างระบบที่ครบวงจรและน่าเชื่อถือ (Interpol, 2023b)

6. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการศพจำนวนมากในกรณีภัยพิบัติ

ภัยพิบัติขนาดใหญ่ ไม่ว่าจะเป็นเกิดจากธรรมชาติ เช่น แผ่นดินไหว น้ำท่วม หรือจากมนุษย์ เช่น เหตุการณ์ก่อการร้ายและอุบัติเหตุทางอุตสาหกรรม มักก่อให้เกิดศพจำนวนมาก ซึ่งสร้างความท้าทายทั้งเชิงสาธารณสุข นิติวิทยาศาสตร์ และสิทธิมนุษยชน การจัดการศพในสถานการณ์เช่นนี้ต้องอาศัยมาตรฐานสากล เพื่อป้องกันความสับสน ความผิดพลาด และการละเมิดศักดิ์ศรีของผู้เสียชีวิต (International Committee of the Red, 2020)

มาตรฐานและแนวทางสากล

องค์การตำรวจสากล (INTERPOL) ได้เผยแพร่ Disaster Victim Identification (DVI) Guide 2023 ซึ่งเป็นคู่มือมาตรฐานสากลในการจัดการศพหมู่ โดยระบุว่าไม่ควรพึ่งพาการระบุตัวด้วยสายตาเพียงอย่างเดียว แต่ต้องใช้ primary identifiers ได้แก่ ลายนิ้วมือ บันทึกทันตกรรม และ DNA (Interpol, 2023b) กระบวนการ DVI ถูกแบ่งออกเป็น 4 ระยะสำคัญ คือ

1. ระยะที่เกิดเหตุ (Scene Phase) การเก็บรวบรวมศพและวัตถุพยาน
2. ระยะชันสูตร (Post-Mortem Phase) การตรวจร่างกาย เก็บข้อมูลชีวมิติ
3. ระยะ Ante-Mortem (AM Phase) การรวบรวมข้อมูลของบุคคลสูญหายจากญาติและแหล่งข้อมูล
4. ระยะการเปรียบเทียบและยืนยันตัว (Reconciliation Phase) การจับคู่ข้อมูล AM และ PM เพื่อยืนยันเอกลักษณ์บุคคล

ในเชิงสิทธิมนุษยชน คณะกรรมการกาชาดระหว่างประเทศ (ICRC) ได้ออก Guiding Principles for Dignified Management of the Dead (2020) ที่เน้นว่าการจัดการศพต้องดำเนินการด้วยความ

เคารพคักดีศรี มีการบันทึกและติดตามทุกศพ และสื่อสารกับครอบครัวอย่างโปร่งใส เพื่อป้องกันการเกิด “บุคคลสูญหาย” เพิ่มเติมจากเหตุการณ์ภัยพิบัติ (International Committee of the Red, 2020) กรณีศึกษาในระดับสากล

สึนามิเอเชีย 2004 เป็นเหตุการณ์ที่ INTERPOL DVI ถูกนำมาใช้จริงอย่างกว้างขวางในประเทศไทย ศพผู้เสียชีวิตหลายพันรายถูกระบุด้วยการผสมผสานข้อมูล DNA, ทันตกรรม และลายนิ้วมือ ถือเป็นกรณีศึกษาคลาสสิกที่แสดงให้เห็นถึงความสำคัญของมาตรฐานสากล (Morgan et al., 2006)

แผ่นดินไหวตุรกี-ซีเรีย 2023 การระบุศพเป็นปัญหาสำคัญเนื่องจากจำนวนผู้เสียชีวิตมหาศาลและการกระจายของศพในพื้นที่กว้าง การใช้ DNA และฐานข้อมูล AM มีบทบาทหลักในการยืนยันเอกลักษณ์บุคคล (TheGuardian, 2023)

การแพร่ระบาด COVID-19 ในหลายประเทศต้องจัดการศพจำนวนมากพร้อม ๆ กัน การขาดมาตรการที่ชัดเจนอาจนำไปสู่การเก็บศพไม่ถูกสุขลักษณะและการละเมิดสิทธิมนุษยชน จึงยิ่งตอกย้ำถึงความจำเป็นของแนวทางสากล (World Health, 2020)

บริบทของประเทศไทย

ประเทศไทยมีการกำหนดระเบียบสำนักงานตำรวจแห่งชาติว่าด้วยประมวลระเบียบการตำรวจเกี่ยวกับคดี ลักษณะที่ 10 การชันสูตรพลิกศพ (2552) ที่รองรับสถานการณ์ภัยพิบัติ โดยจัดตั้ง “คณะกรรมการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในกรณีภัยพิบัติ” โดยมีรองผู้บัญชาการตำรวจแห่งชาติเป็นประธานร่วมกับสถาบันนิติวิทยาศาสตร์และสถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ เพื่อเก็บข้อมูล AM และ PM และดำเนินการจับคู่เพื่อระบุตัวศพ (สำนักงานตำรวจแห่งชาติ, 2552) ในการจัดการศพจำนวนมากในกรณีภัยพิบัติจำเป็นต้องผสมผสาน มาตรฐานสากล (INTERPOL, ICRC, WHO) เข้ากับกฎหมายและกลไกภายในประเทศ โดยมีเป้าหมายร่วมคือการรักษาค่าศักดิ์ศรีของผู้เสียชีวิต การคืนตัวตนให้ศพ และการมอบความจริงแก่ครอบครัว ในบริบทไทยแม้จะมีการกำหนดระเบียบและกลไกบังคับใช้ แต่การประยุกต์ใช้จริงยังคงต้องการการพัฒนาทั้งด้านบุคลากร เทคโนโลยี และระบบฐานข้อมูลเชื่อมโยงเพื่อให้เทียบเท่ามาตรฐานสากล

7. แนวคิดเกี่ยวกับการจัดการระบบฐานข้อมูลศพนิรนาม

การสร้างและบริหารระบบฐานข้อมูลศพนิรนามมีบทบาทสำคัญต่อกระบวนการสืบสวนและการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล เนื่องจากฐานข้อมูลดังกล่าวช่วยให้เจ้าหน้าที่สามารถจัดเก็บและเชื่อมโยงข้อมูลผู้เสียชีวิตที่ไม่ทราบชื่อเข้ากับข้อมูลบุคคลสูญหายได้อย่างเป็นระบบ อีกทั้งยังสนับสนุนการส่งมอบร่างผู้เสียชีวิตกลับคืนแก่ครอบครัวอย่างถูกต้องตามหลักสิทธิมนุษยชน นอกจากนี้ การสร้างฐานข้อมูลดังกล่าวจำเป็นต้องคำนึงถึงมาตรฐานของข้อมูล เพื่อให้สามารถแลกเปลี่ยนข้อมูลได้ระหว่างหน่วยงานต่าง ๆ ทั้งในระดับชาติและระหว่างประเทศ อีกทั้งยังต้องมีการบูรณาการกับ

ฐานข้อมูลทางชีวมิติอื่น ๆ เช่น DNA ลายนิ้วมือ และข้อมูลทางพันธุกรรม เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการยืนยันตัวตน (Martini & Choo, 2019) ที่สำคัญระบบ UBD ต้องอยู่ภายใต้กรอบการคุ้มครองสิทธิส่วนบุคคลของผู้เสียชีวิต และความเป็นส่วนตัวของครอบครัว โดยต้องมีมาตรการด้านความปลอดภัยของข้อมูล และการควบคุมสิทธิการเข้าถึงที่ชัดเจน เพื่อป้องกันการละเมิดข้อมูลและสร้างความน่าเชื่อถือในเชิงจริยธรรมและกฎหมาย ทั้งนี้ การบริหารจัดการที่สมดุลระหว่างมาตรฐานทางวิทยาศาสตร์และการคุ้มครองสิทธิ จึงถือเป็นหัวใจสำคัญของระบบฐานข้อมูลศพนิรนาม (Martini & Choo, 2019)

ตัวอย่างระบบฐานข้อมูลสากล

1. NamUs (USA) National Missing and Unidentified Persons System เป็นฐานข้อมูลระดับชาติที่รวบรวมข้อมูลคนหายและศพนิรนาม ซึ่งบังคับให้หน่วยงานท้องถิ่นต้องรายงานภายในกรอบเวลา พร้อมเก็บข้อมูล AM/PM ทั้งภาพถ่าย ลายนิ้วมือ พันธุกรรม และ DNA (Justice, 2022)
2. UK Missing Persons Bureau กำหนดให้เจ้าหน้าที่ตำรวจต้องรายงานศพนิรนามเข้าสู่ระบบภายใน 48 ชั่วโมง และข้อมูลทั้งหมดต้องสอดคล้องกับกฎหมาย Data Protection Act 2018 และ GDPR (Office, 2018)
3. INTERPOL I-Familia (2022) ฐานข้อมูล DNA ระดับโลกที่ใช้ kinship matching ระหว่างญาติผู้สูญหายกับ DNA ของศพนิรนาม โดยมุ่งเน้นคดีข้ามพรมแดนและกรณีภัยพิบัติ (Interpol, 2022b)
4. INTERPOL Facial Recognition System (IFRS) เปิดตัวในปี 2016 พัฒนาโดย IDEMIA ทำให้ INTERPOL มีฐานข้อมูลใบหน้าระดับโลกที่เชื่อมโยงประเทศสมาชิกมากกว่า 180 ประเทศ และช่วยระบุตัวผู้ก่อการร้าย อาชญากร และบุคคลสูญหายหลายพันราย (Interpol, 2022b)

มาตรฐานความปลอดภัยและการเชื่อมโยง

การออกแบบระบบฐานข้อมูลเพื่อการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลจำเป็นต้องยึดหลัก “Digital Forensics by Design” หรือที่เรียกว่า Forensic Readiness ซึ่งหมายถึงการออกแบบให้ระบบมีความพร้อมด้านนิติดิจิทัลตั้งแต่ต้น ทั้งในส่วนของ การตรวจสอบ การจัดเก็บหลักฐาน และการตรวจสอบย้อนกลับ เพื่อรักษาความถูกต้อง ความปลอดภัย และความน่าเชื่อถือของข้อมูล (Reddy & Venter, 2013) นอกจากนี้ การเชื่อมโยงฐานข้อมูลหลายประเภท เช่น ลายนิ้วมือ (AFIS), ดีเอ็นเอ (DNA) และ ภาพใบหน้า (IFRS) จำเป็นต้องใช้สถาปัตยกรรมแบบ Multi-biometric System ที่รองรับการทำงานร่วมกัน (interoperability) อย่างปลอดภัย ตัวอย่างที่โดดเด่นคือ INTERPOL Biometric Hub ซึ่งรวมข้อมูลจากหลายระบบชีวมิติ เพื่อสนับสนุนการพิสูจน์อัตลักษณ์บุคคลในระดับนานาชาติ (Interpol, 2022a) แนวทางดังกล่าวแสดงให้เห็นถึงความสำคัญของการผสมผสาน

มาตรฐานด้านความปลอดภัยเข้ากับความสามารถในการเชื่อมโยงข้อมูล เพื่อสร้างระบบฐานข้อมูลที่มีทั้งความโปร่งใสและความน่าเชื่อถือสูง

บริบทประเทศไทย

แม้ประเทศไทยจะมีระเบียบสำนักนายกรัฐมนตรี พ.ศ. 2564 ที่กำหนดการบันทึกคนหายและศพนิรนาม แต่ยังไม่มีความเชื่อมโยงข้อมูลกลางที่เชื่อมโยงแบบเรียลไทม์ระหว่างตำรวจ กระทรวงยุติธรรม และสาธารณสุข การพัฒนาในอนาคตควรมุ่งไปที่การสร้างฐานข้อมูลกลางที่เชื่อมโยงกับมาตรฐานสากล เช่น INTERPOL I-Familia และ IFRS แนวคิดเกี่ยวกับระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีสารสนเทศในการค้นคืนโดยใช้การจดจำใบหน้า ระบบจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) เป็นเทคโนโลยีชีวมิติที่ผสมผสานองค์ความรู้ด้านการประมวลผลภาพดิจิทัล ปัญญาประดิษฐ์ และการเรียนรู้เชิงลึก เพื่อทำหน้าที่ระบุหรือยืนยันตัวบุคคลจากลักษณะเฉพาะบนใบหน้า เช่น ระยะห่างระหว่างดวงตา ความกว้างของจมูก รูปทรงปาก และกรามล่าง ซึ่งคุณลักษณะเหล่านี้จะถูกสกัดและแปลงให้อยู่ในรูปเวกเตอร์เชิงตัวเลขหรือที่เรียกว่า face embedding หรือ faceprint (A. K. Jain et al., 2011) เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับฐานข้อมูลที่มีอยู่เดิม กระบวนการดังกล่าวมิได้เป็นเพียงการจับคู่เชิงคณิตศาสตร์เท่านั้น หากแต่เป็นการสร้างสะพานเชื่อมระหว่างข้อมูลภาพกับเอกลักษณ์บุคคลในระดับที่สามารถนำไปใช้ในบริบทที่หลากหลาย กล่าวคือ ในด้านความมั่นคงปลอดภัย เทคโนโลยีนี้ถูกนำมาใช้ในงานเฝ้าระวังการควบคุมพรมแดน และการสืบสวนคดีความร้ายแรง ขณะที่ในภาคการเงินและธุรกรรมดิจิทัล ระบบ Face Recognition (FR) กลายเป็นหัวใจสำคัญของการตรวจสอบตัวตนแบบอิเล็กทรอนิกส์ (e-KYC) และการยืนยันการเข้าสู่ระบบ Mobile Banking ซึ่งช่วยเพิ่มทั้งความสะดวกและความปลอดภัย ในอีกมิติหนึ่งซึ่งมีความสำคัญยิ่ง คือการประยุกต์ใช้ในเชิงนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะการระบุเอกลักษณ์บุคคลในกรณีที่ไม่สามารถตรวจสอบ DNA หรือลายนิ้วมือได้ ระบบ FR จึงถูกยกยอมรับว่าเป็นกลไกสำคัญที่ช่วย “ปิดช่องว่าง” ของการพิสูจน์เอกลักษณ์ด้วยการใช้เพียงข้อมูลภาพถ่าย ทำให้สามารถค้นคืนและยืนยันบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพและตรวจสอบได้ในเชิงวิชาการ อันสะท้อนถึงศักยภาพของเทคโนโลยีนี้ในการเป็นเครื่องมือหลักของสังคมดิจิทัลและกระบวนการยุติธรรมสมัยใหม่

8. แนวคิดเกี่ยวกับระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีสารสนเทศในการค้นคืนโดยใช้การจดจำใบหน้า

การนำเทคโนโลยีการจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) ซึ่งอาศัยการประมวลผลภาพและอัลกอริทึมเชิงลึก มาทำงานร่วมกับระบบสารสนเทศและเทคโนโลยีสารสนเทศ เพื่อสร้างกลไกในการค้นคืนและระบุตัวบุคคลจากฐานข้อมูลภาพหรือวิดีโอ โดยมีเป้าหมายเพื่อความถูกต้อง ปลอดภัย ตรวจสอบย้อนกลับได้ และสามารถประยุกต์ใช้ในงานด้านความมั่นคง การเงิน และนิติวิทยาศาสตร์

(Anil K. Jain et al., 2011) (Grother, 2018) ขั้นตอนหลักของระบบ FR ประกอบด้วย 4 ส่วนสำคัญ ได้แก่

1) Face Detection การตรวจจับใบหน้า (Face Detection) เป็นขั้นตอนแรกของระบบจดจำใบหน้า มีหน้าที่ระบุตำแหน่งใบหน้าในภาพหรือวิดีโอ โดยแยกออกจากพื้นหลังหรือวัตถุอื่น ๆ วิธีดั้งเดิมอย่าง Haar Cascade Classifier ที่พัฒนาโดย Viola และ Jones (2001) ถูกนำมาใช้อย่างแพร่หลายเนื่องจากมีความเร็วสูง แต่เมื่อสภาพแสงและมุมกล้องเปลี่ยนแปลง ความแม่นยำก็ลดลงอย่างมาก ต่อมาจึงมีการพัฒนาอัลกอริทึมที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก เช่น MTCNN (Zhang et al., 2016) ที่สามารถตรวจจับใบหน้าได้แม่นยำแม้มีสิ่งรบกวนมากก็ตาม ความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยในงานวิจัยนี้ ขั้นตอนการตรวจจับถูกนำมาใช้เพื่อระบุและตัดภาพใบหน้าจากบัตรประชาชนและจากภาพหลายมุมจำนวน 2,200 ภาพ เพื่อเตรียมข้อมูลเข้าสู่การประมวลผลในขั้นตอนถัดไป

2) Face Alignment การจัดตำแหน่งใบหน้า (Face Alignment) เป็นขั้นตอนที่ทำให้ใบหน้าซึ่งถูกถ่ายจากหลายมุมหรือหลายท่าทาง ถูกปรับเข้าสู่ตำแหน่งมาตรฐาน เช่น ดวงตาอยู่ในระนาบเดียวกัน และจมูกอยู่ในแนวตั้ง วิธีที่สำคัญได้แก่ Ensemble of Regression Trees (Krishnapriya et al., 2019) และเทคนิคที่ใช้ Deep Learning เช่น 3D Dense Face Alignment ความเกี่ยวข้องกับงานวิจัย งานวิจัยนี้ใช้ Face Alignment เพื่อปรับใบหน้าจากบัตรประชาชนและจากหลายมุมให้ได้มาตรฐานเดียวกัน ลดผลจากมุมกล้องและแสง ทำให้ embedding มีคุณภาพสูงขึ้น

3) Face Embedding คือการแปลงใบหน้าให้เป็นเวกเตอร์เชิงตัวเลขเพื่อแทนคุณลักษณะเฉพาะ การพัฒนา FaceNet (Schroff et al., 2015) ถือเป็นจุดเปลี่ยนสำคัญ เนื่องจากใช้งาน triplet loss เพื่อลดระยะห่าง embedding ของบุคคลเดียวกัน ขณะเดียวกันเพิ่มระยะห่างของคนละบุคคล ส่วน ArcFace เพิ่มความสามารถแยกเชิงมุม ทำให้มีความแม่นยำสูงขึ้น ดังนั้นโหมด 1:N identification จึงสอดคล้องกับเป้าหมายงานวิจัยโดยตรง เนื่องจากการนำภาพถ่ายจากบัตรประชาชนมาใช้เป็น reference และทำการค้นคืนจากฐานข้อมูล 2,200 ภาพ (หลายมุม หลายสถานะดวงตา) เพื่อสร้าง candidate list โดยพิจารณา Top-k ranking (เช่น Top-5) และใช้ค่า similarity score ~ 0.60 ใน retrieval mode เพื่อให้ได้ candidate list ที่กว้างและลดการพลาด (false negative) ซึ่งเป็น critical factor ในการระบุตัวบุคคลกรณี forensic identification

4) Face Matching การจับคู่ใบหน้า (Face Matching) คือการนำ embedding มาคำนวณ similarity score เช่น cosine similarity หรือ Euclidean distance หากคะแนนเกิน threshold ที่ตั้งไว้ ระบบจะยืนยันว่าเป็นบุคคลเดียวกัน โดยมีการประเมินผ่าน ROC, EER และ CMC curves (Grother, 2018) ความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยงานนี้เลือกใช้ threshold ~ 0.60 เพื่อการค้นคืน (retrieval mode) ให้ระบบสร้าง candidate list ที่ครอบคลุม โดยเลือก Top-5 similarity score เพื่อลดการพลาด (false negative) ก่อนการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ

5) มาตรฐานและการประเมินความแม่นยำในกรณีบุคคล การประเมินความแม่นยำของระบบจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) จำเป็นต้องมีมาตรฐานกลางที่สามารถตรวจสอบและเปรียบเทียบได้ในระดับสากล โดยหน่วยงานหลักที่ทำหน้าที่นี้คือ National Institute of Standards and Technology (NIST) ผ่านโครงการ Face Recognition Vendor Test (FRVT) และ Face Recognition Technology Evaluation (FRTE) ที่ทำการทดสอบอัลกอริทึม (Patrick Grother, 2019) ซึ่งการทดสอบนี้แบ่งออกเป็น 2 โหมดหลัก ได้แก่ 1:1 Verification รายงานผลในรูปแบบ FNMR@FMR เช่น ค่า FNMR@FMR=0.001 หมายถึงอัตราปฏิเสธผิด (FNMR) เมื่อควบคุมอัตราการยอมรับผิด (FMR) ไม่เกิน 0.1% 1:N Identification รายงานผลในรูปแบบ FNIR/TPIR@FPIR และยังใช้กราฟ Cumulative Match Characteristic (CMC) เพื่อประเมินประสิทธิภาพเชิงสืบสวน

ผลการประเมินล่าสุดของ (Patrick Grother, 2019) ระบุว่าอัลกอริทึมชั้นนำสามารถทำความแม่นยำได้มากกว่า 99.9% ในโหมด 1:1 และมากกว่า 99% ในโหมด 1:N แม้ใช้กับภาพคุณภาพต่ำซึ่งสะท้อนถึงการพัฒนาของเทคโนโลยี FR อย่างก้าวกระโดด แต่ในขณะเดียวกัน งานวิจัยจำนวนมากก็พบว่าอัลกอริทึมเหล่านี้ยังคงมี bias ต่อเพศ เชื้อชาติ และอายุ เช่น ผลการศึกษาโดย (Krishnapriya K. S, 2019), (Albiero et al., 2020) และ (Ferrara, 2024) ซึ่งชี้ให้เห็นว่า fairness mitigation เช่น demographic-aware training หรือการสร้าง dataset ที่มีความหลากหลายจึงเป็นสิ่งจำเป็น เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือและการยอมรับในเชิงกฎหมาย ความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยงานวิจัยนี้อาศัยมาตรฐานดังกล่าวมาเป็นแนวทางอ้างอิง โดยใช้การสร้าง face embedding เพื่อนำมาประเมิน similarity score ระหว่างบัตรประชาชนและภาพถ่าย 22 มุม รวม 2,200 ภาพ การอ้างอิงเกณฑ์มาตรฐานสากล เช่น FNMR, FMR และ CMC ช่วยให้การทดสอบมีความน่าเชื่อถือและสามารถเปรียบเทียบกับงานวิจัยอื่น ๆ ได้ในระดับสากล ในการประยุกต์ใช้ FR ในกระบวนการ Disaster Victim Identification (DVI) หรือการระบุตัวบุคคลผู้เสียชีวิต เกณฑ์ threshold และค่า similarity score มีบทบาทสำคัญ เนื่องจากผลลัพธ์มีผลโดยตรงต่อความยุติธรรมทั้งด้านกฎหมายและจริยธรรม โดยทั่วไป similarity score ถูกคำนวณในช่วง 0–1 ซึ่งค่าใกล้ 1 หมายถึงความเหมือนสูง (A. K. Jain et al., 2012) อย่างไรก็ตาม มาตรฐานอาจแตกต่างกันไปตามอัลกอริทึม ทำให้ต้องมีการ calibrate ให้สอดคล้องกับฐานข้อมูล forensic จริง เช่น การเปรียบเทียบระหว่างภาพบัตรประชาชนกับภาพผู้เสียชีวิต

Threshold ต่ำ (~0.60) เหมาะสำหรับโหมดคัดกรอง (screening/1:N) เนื่องจากช่วยลด false negatives และสร้าง candidate list ที่กว้างพอสำหรับผู้เชี่ยวชาญในการตรวจสอบต่อไป วิธีนี้สอดคล้องกับแนวทางของ (Interpol, 2022b) ที่แนะนำให้ใช้ threshold ผ่อนคลายเพื่อไม่พลาดบุคคลที่อาจเกี่ยวข้องกับกรณีสูญหายหรือเสียชีวิต (Patrick Grother, 2019)

Threshold สูง ($\geq 0.85-0.90$) เหมาะสำหรับโหมดยืนยัน (high-stakes verification/1:1) เพื่อควบคุม false match โดยให้ $FMR \leq 0.1\%$ ซึ่งเป็นเงื่อนไขสำคัญสำหรับการยอมรับในศาล โดยเฉพาะการยืนยันผู้เสียชีวิตที่ต้องมีผลทางกฎหมาย ทั้งนี้ การยืนยันควรทำร่วมกับหลักฐานอื่น เช่น DNA ลายนิ้วมือ และข้อมูลพันธุกรรม ตามข้อกำหนดของ INTERPOL DVI Protocol (Interpol, 2023b) (Patrick Grother, 2019) ในทางนิติวิทยาศาสตร์ threshold ไม่ใช่ค่าตายตัว แต่เป็นค่าที่ขึ้นกับวัตถุประสงค์การใช้งาน กล่าวคือ หากใช้เพื่อการค้นหา (retrieval-screening) ค่า threshold ต่ำ ช่วยลดความเสี่ยงการพลาดบุคคลจริง แต่หากใช้เพื่อการยืนยันตัวบุคคล (verification) ค่า threshold สูงจึงมีความจำเป็นเพื่อลดโอกาสการระบุตัวผิดพลาดและสร้างความน่าเชื่อถือในทางกฎหมาย ความเกี่ยวข้องกับงานวิจัยนี้เลือกใช้ threshold ~ 0.60 ใน retrieval mode เพื่อสร้าง candidate list ของการค้นหาภาพบุคคลจากฐานข้อมูล 2,200 ภาพ และทดสอบด้วยการเลือก Top-5 similarity score โดยเน้นช่วงประมาณ 20–50% เพื่อจำลองสถานการณ์จริงในกรณีที่คุณภาพภาพไม่สูง การเลือก threshold แบบนี้สอดคล้องกับแนวทาง forensic screening ของ INTERPOL และ NIST ที่ชี้ว่าการคัดกรองควรเน้นการไม่พลาดบุคคล (low false negative) และให้ผู้เชี่ยวชาญเข้ามายืนยันในขั้นสุดท้าย

เกณฑ์ threshold และ similarity score เชิงนิติวิทยาศาสตร์

เกณฑ์ threshold และ similarity score เป็นหัวใจสำคัญของระบบจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) โดยเฉพาะอย่างยิ่งในเชิงนิติวิทยาศาสตร์ เนื่องจากผลลัพธ์ไม่ได้เป็นเพียงตัวเลขเชิงเทคนิค แต่มีผลโดยตรงต่อความยุติธรรม ทั้งด้านกฎหมายและจริยธรรมของกระบวนการยุติธรรมสมัยใหม่ (Anil K. Jain et al., 2011) ในแง่เชิงเทคนิค similarity score มักถูกกำหนดในช่วง 0–1 โดยค่าที่ใกล้ 1 แสดงถึงความเหมือนสูง อย่างไรก็ตาม เกณฑ์ threshold ที่เลือกใช้มีผลอย่างยิ่งต่อสมดุลระหว่าง False Acceptance Rate (FAR) และ False Rejection Rate (FRR) (Patrick Grother, 2019) Threshold ต่ำ (~ 0.60) เหมาะกับโหมดยการค้นหา หรือ screening (1:N identification) เพราะช่วยลด false negatives และสร้าง candidate list ที่กว้างเพียงพอให้ผู้เชี่ยวชาญด้านนิติวิทยาศาสตร์สามารถตรวจสอบเพิ่มเติม เช่น การเทียบเคียงรอยสัก บาดแผล หรือข้อมูลชีวประวัติอื่น ๆ (Interpol, 2022b) Threshold สูง ($\geq 0.85-0.90$): เหมาะกับโหมดย high-stakes verification (1:1 verification) โดยเฉพาะการยืนยันบุคคลหรือผู้เสียชีวิตในสำนวนคดี ซึ่งต้องควบคุม FMR ให้น้อยกว่า 0.1% เพื่อให้ผลการยืนยันสามารถยอมรับได้ในศาล (Interpol, 2023a) ในทางนิติวิทยาศาสตร์ threshold จึงไม่ใช่ค่าตายตัว หากแต่เป็น “ตัวแปรตามบริบท” (context-dependent variable) ที่ต้องปรับให้เหมาะสมกับวัตถุประสงค์และโหมดยการใช้งาน ความเชื่อมโยงกับงานวิจัยนี้เลือกใช้ threshold ~ 0.60 ใน retrieval mode เพื่อสร้าง candidate list สำหรับภาพ 2,200 ภาพ (100 คน $\times$ 22 มุม) โดยอ้างอิงจากบัตรประชาชนเป็น reference image

และประเมินผลด้วย Top-5 similarity score ที่ช่วง 20–50% ผลการออกแบบนี้สะท้อนการเลือก threshold ในเชิง forensic screening ที่เน้น “การไม่พลาดบุคคลจริง” ก่อนจะนำเข้าสู่กระบวนการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ

การทบทวนงานวิจัยที่เกี่ยวข้องและแผนที่องค์ความรู้

จากการทบทวนวรรณกรรม 50 เรื่อง ครอบคลุมตั้งแต่เทคโนโลยีรู้จำใบหน้า (FR) เชิงลึก ไปจนถึงมาตรฐาน DVI, ความเป็นธรรม/อคติ, คุณภาพภาพ-การฟื้นฟู, ระบบ real-time/เวิร์กโฟลว์, จริยธรรม-กฎหมาย และมัลติโมดัลไบโอเมตริกส์ เพื่อนำมาสนับสนุนงานวิจัยเรื่อง “การค้นคืนภาพระบุคนร้ายที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า” ในบริบทนิติเวชของไทย โดยจัดองค์ความรู้เป็น 10 กลุ่ม ดังนี้

1. การระบุเอกลักษณ์บุคคลในงานนิติวิทยาศาสตร์และการพิสูจน์อัตลักษณ์หลังเสียชีวิต (Forensic/DVI & Post-mortem Identification)

งานวิจัยด้าน DVI ยืนยันว่า FR เหมาะสำหรับการทำหน้าที่เป็นเครื่องมือคัดกรองเบื้องต้น มากกว่าการยืนยันเพียงลำพัง เนื่องจากภาพโพสต์มอร์เท็มมีข้อจำกัดด้านคุณภาพ จึงควรใช้ FR เพื่อสร้าง Top-k candidates และให้ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบร่วมกับ DNA ทันตกรรม และลายนิ้วมือ

2. ความแปรผันของใบหน้าหลังเสียชีวิตและปัญหาคุณภาพภาพต่ำ (Post-mortem Variation & คุณภาพภาพต่ำ)

การเสื่อมสภาพของศพและคุณภาพภาพที่ต่ำส่งผลให้ความแม่นยำลดลงอย่างมีนัยสำคัญ ดังนั้นการตั้งค่า threshold จำเป็นต้องแตกต่างกันระหว่างโหมดคัดกรองและโหมดยืนยัน อีกทั้งการฟื้นฟูภาพสามารถช่วยได้บางส่วน แต่มีความเสี่ยงในการสร้าง artifact ที่ลดทอนความน่าเชื่อถือ

3. การตั้งเกณฑ์มาตรฐานและตัวชี้วัดประสิทธิภาพ (Benchmarking & Metrics)

มาตรฐานสากลเสนอให้รายงานผลด้วย AUC, DET/EER, TPIR@FPIR และ CMC/Top-k ควบคู่กับเวลาในการประมวลผล พร้อมทั้งแนะนำให้แยกรายงานตามกลุ่มประชากร เพื่อสะท้อนประเด็นด้านความเป็นธรรม

4. การตรวจจับใบหน้า การฝังเวกเตอร์ และการแทนค่าเชิงลักษณะ (Detection/Embedding/Representation)

ระบบ FR สมัยใหม่ดำเนินการผ่านลำดับ Detection → Alignment → Embedding → Scoring โดยมีโมเดลสำคัญ เช่น FaceNet และ ArcFace งานหลายชิ้นยังเน้นการแก้ปัญหา cross-resolution และ noisy faces เพื่อเพิ่มความทนทานต่อสภาพแวดล้อมจริง

5. การประเมินคุณภาพใบหน้า การตรวจสอบการมีชีวิต และการฟื้นฟูภาพ (Quality, Liveness & Restoration)

ก่อนการค้นคืนภาพ การตรวจสอบคุณภาพและสัญญาณความมีชีวิต เช่น การกระพริบตาเป็นขั้นตอนที่ช่วยลดข้อผิดพลาดได้อย่างชัดเจน นอกจากนี้ การฟื้นฟูภาพด้วยวิธี Retinex หรือ diffusion แม้ช่วยเพิ่มความคมชัด แต่จำเป็นต้องบันทึกข้อจำกัดด้านการสร้างสัญญาณแปลกปลอม

6. ความเป็นธรรมและอคติของระบบรู้จำใบหน้า (Fairness & Bias)

ผลการทดสอบ FR มักแตกต่างกันตามเพศ เชื้อชาติ และอายุ งานวิจัยจึงเสนอการประเมินและรายงานผลแบบแยกกลุ่ม รวมถึงการพัฒนาแนวทางลดอคติในการฝึกโมเดล เพื่อสร้างระบบที่มีความเป็นธรรมและยอมรับได้ในระดับสากล

7. ระบบประมวลผลแบบเรียลไทม์และกระบวนการทำงานร่วมระหว่างมนุษย์กับ AI (Real-time Systems & Human-AI Workflow)

การผสมระบบ FR แบบเรียลไทม์ เช่น YOLO และ InsightFace เข้ากับเวิร์กโฟลว์ที่มีผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบซ้ำ แสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่สูงกว่า โดยลดเวลาในการทำงานได้มากถึงร้อยละ 40 ขณะเดียวกันยังรักษามาตรฐานความน่าเชื่อถือผ่าน human-in-the-loop

8. การรู้จำใบหน้าในกรณีสวมหน้ากาก มุมข้าง หรือสภาพแวดล้อมไม่จำกัด (Masked/Side-view/Unconstrained FR)

เงื่อนไขการใช้งานจริง เช่น การสวมหน้ากาก มุมกล้องเอียง และสภาพแสงที่ไม่คงที่ ส่งผลกระทบต่อสมรรถนะของระบบ FR อย่างมาก จึงมีการพัฒนาโมเดลและชุดข้อมูลเพื่อรับมือกับสถานการณ์เหล่านี้ ซึ่งเชื่อมโยงกับผลการทดลองที่พบอิทธิพลของ ภาพหลับตาและภาพลืมหายตาต่อความแม่นยำ

9. ความถูกต้องของสื่อและการตรวจจับสื่อปลอม (Deepfake) ในงานนิติวิทยาศาสตร์ (Media Integrity & Deepfake/Forensics)

การรักษาความน่าเชื่อถือของข้อมูลภาพและวิดีโอเป็นประเด็นสำคัญ งานวิจัยล่าสุดเสนอเทคนิค Temporal Forgery Localization, การใช้ digital watermarking เชิงรุก และการปรับขนาดโมเดลให้เหมาะสมกับอุปกรณ์ทำงาน เพื่อรับประกันความถูกต้องของ chain-of-custody

10. กฎหมาย จริยธรรม นโยบาย และระบบชีวมิติหลายรูปแบบ (Legal/Ethics/Policy & Multi-modal Biometrics)

งานวิจัยจำนวนมากเน้นย้ำถึงความจำเป็นของการกำกับโดยกฎหมายและมาตรฐานสากล เช่น INTERPOL DVI และแนวทางของ ICRC รวมถึงนโยบายภายในประเทศ ทั้งยังมีการเปรียบเทียบกับหลักฐานชีวมิติอื่น ๆ เช่น ลายพิมพ์นิ้วมือ เพื่อสร้างการยอมรับเชิงนิติวิทยาศาสตร์

บทสรุปสู่งานวิจัย

จากการทบทวนวรรณกรรม 50 เรื่อง ครอบคลุมเกี่ยวกับเทคโนโลยีรู้จำใบหน้า (FR) เชิงลึก ไปจนถึงมาตรฐาน DVI ความเป็นธรรม/อคติ คุณภาพภาพ-การฟื้นฟู ระบบ real-time เวิร์กโฟลว์

จริยธรรม-กฎหมาย และมัลติโมดัลไบโอเมตริกส์ เพื่อนำมาสนับสนุนงานวิจัยเรื่อง “ค้นคืนภาพระบุศพนิรนามจากภาพบัตรประชาชน” ในบริบทนิติเวชของไทยในการต่อยอดงานวิจัยปัจจุบัน งานวิจัยนี้ได้พัฒนา โดยมีกรอบองค์ความรู้จากการพัฒนา FaceRecognitionTool_V1 ซึ่งเป็นระบบต้นแบบด้านการจดจำใบหน้า โดยมีแนวทางการพัฒนาที่สำคัญ ดังนี้

- ใช้ Retina Face และ Arc Face สำหรับ detection และ embedding,
- ใช้ cosine similarity พร้อม calibration สำหรับ scoring,
- กำหนด threshold สองโหมด: retrieval (~ 0.60) และ verification (≥ 0.85) ตามมาตรฐาน NIST/INTERPOL ทดสอบกับ dataset 2,200 ภาพ พบว่า Top-5 similarity score ในช่วงประมาณ 20–50% มีประสิทธิภาพสูงในการค้นคืนภาพบุคคล ผู้สูญหาย ผู้เสียชีวิต ซึ่งสอดคล้องกับแนวทาง forensic screening ของสากล

สุดท้าย งานทั้งหมดแสดงถึงกรอบองค์ความรู้ที่ชี้ให้เห็นว่าการจดจำใบหน้าควรถูกใช้ในฐานะเครื่องมือคัดกรองที่สร้างผลลัพธ์เบื้องต้นอย่างรวดเร็ว ก่อนจะให้ผู้เชี่ยวชาญยืนยันร่วมกับหลักฐานชีวมิติอื่น ๆ ภายใต้มาตรฐานและแนวทางปฏิบัติที่โปร่งใสและเป็นธรรม ซึ่งเป็นฐานสำคัญในการพัฒนาระบบต้นแบบในงานวิจัยนี้

9. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

1) ร.ต.อ.หญิง รัชดาภรณ์ มรม่วง (2563, บทคัดย่อ) การวิจัยเรื่องรูปแบบการจัดทำ ฐานข้อมูลคนหายและศพนิรนามในประเทศไทยมีวัตถุประสงค์เพื่อแก้ไขปัญหาการเก็บและแลกเปลี่ยนข้อมูลของหน่วยงานด้านบุคคลสูญหาย และศพนิรนามที่เดิมยังทำงานแยกส่วนและไม่เป็นระบบกลาง ผู้วิจัยได้ทำการศึกษาข้อมูลเชิงเอกสารและสังเคราะห์แนวคิดเชิงระบบเพื่อออกแบบโมเดลฐานข้อมูลกลางที่สามารถจัดเก็บวิเคราะห์และแลกเปลี่ยนได้อย่างเป็นมาตรฐานเด่นของงานคือ การวางรากฐานเชิงนโยบายที่เหมาะสมกับบริบทไทยและสอดคล้องกับการบริหารราชการ แต่ข้อจำกัดคือยังไม่ได้มีการทดสอบในสถานการณ์จริงทำให้ความเป็นไปได้การใช้งานจริงยังต้องการงานวิจัยต่อยอดโดยเฉพาะการผนวกเทคโนโลยีจดจำใบหน้า (FR) และ AI เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของระบบ (รัชดาภรณ์ มรม่วง, 2563)

2) เจริญ รุ่งกลิ่น, ศุภกร โพธิ์รุกข์, ณัฐพล ผลระย้า (2564, บทคัดย่อการวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์ในการพัฒนาระบบประตูดัดโน้มนั้ที่ใช้เทคโนโลยีการจดจำใบหน้าเพื่อลดการสัมผัสกายภาพและเพิ่มความปลอดภัยในสถานการณ์โรคระบาด COVID-19 ระบบถูกสร้างขึ้นจากฮาร์ดแวร์ Raspberry Pi, Camera Module, และ Solenoid Door Lock ควบคู่กับซอฟต์แวร์ Python และ Open CV สามารถจับภาพและประมวลผลใบหน้าได้แบบ real-time พร้อมระบบแจ้งเตือน Line Notify ผลการทดสอบกับกลุ่มผู้ใช้งานจริง และผู้เชี่ยวชาญพบว่ามีความพึงพอใจสูง ($\bar{x} > 4.1$) และระบบ

ทำงานเสถียร จุดแข็งคือการนำ FR ไปใช้จริงในชีวิตประจำวันข้อจำกัดคือชุดข้อมูลใบหน้าที่ใช้ ยังไม่หลากหลายพอ ซึ่งเป็นโอกาสสำหรับการพัฒนาในอนาคต (เจริญ et al., 2021)

3) Vaswani, V., Caenazzo, L., & Congram, D. (2024, Abstract). มุ่งเน้นการวิเคราะห์ประเด็นจริยธรรมและสิทธิมนุษยชนที่เกี่ยวข้องกับการระบุเอกลักษณ์ศพผู้เสียชีวิตในกรณีภัยพิบัติและเหตุการณ์ความรุนแรงโดยเฉพาะในประเทศกำลังพัฒนาซึ่งระบบนิติวิทยาศาสตร์และทรัพยากรอาจมีข้อจำกัด ผู้วิจัยเสนอว่าแม้เทคโนโลยีการจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) และปัญญาประดิษฐ์จะสามารถเพิ่มความรวดเร็วและความถูกต้องในการพิสูจน์เอกลักษณ์ แต่ก็ต้องมีกลไกกำกับดูแลที่เข้มแข็งเพื่อป้องกันการละเมิดสิทธิมนุษยชน การเลือกใช้เทคโนโลยีจำเป็นต้องคำนึงถึงศักดิ์ศรีความเป็นมนุษย์ของผู้เสียชีวิตและความเชื่อมั่นของครอบครัวต่อกระบวนการพิสูจน์อัตลักษณ์ ผลการทบทวนสรุปว่าวิธีการเชิงเทคนิคและมิติด้านมนุษยธรรมต้องเดินคู่กัน กล่าวคือการใช้ FR จะต้องควบคู่กับหลักฐานหลัก เช่น DNA ลายนิ้วมือและทันตกรรมเพื่อสร้างความน่าเชื่อถือและต้องทำงานในกรอบของกฎหมายสิทธิมนุษยชนสากล โดยสรุป งานนี้ชี้ให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ FR ในงานระบุตัวผู้เสียชีวิต ไม่เพียงแต่เป็นเรื่องทางเทคนิค หากแต่เกี่ยวพันกับกฎหมายจริยธรรมและความยุติธรรมต่อครอบครัวผู้สูญเสียจึงควรมีมาตรการกำกับดูแลและความรับผิดชอบที่ชัดเจน (Vaswani et al., 2024b)

4) Labati, R. D., Genovese, A., Piuri, V., Scotti, F., & Sforza, G. (2021, abstract). ผู้วิจัยเสนอการนำ deep learning มาใช้ในงานพิสูจน์อัตลักษณ์บุคคลที่เสียชีวิตในเหตุการณ์ฉุกเฉินด้านมนุษยธรรม (humanitarian emergencies) โดยเปรียบเทียบภาพใบหน้าก่อน และหลังเสียชีวิต (AM/PM data) ผลลัพธ์จากการทดลองพบว่า FR สามารถลดเวลาในการค้นหาได้อย่างมากเมื่อเทียบกับวิธีการเดิม อย่างไรก็ตามความท้าทายหลักคือคุณภาพของภาพ post-mortem ที่แตกต่างกันและฐานข้อมูลที่ไม่สมบูรณ์ ข้อเสนอแนะคือต้องใช้ multi-modal biometrics เช่น DNA หรือทันตกรรมควบคู่ไปกับ FR เพื่อสร้างความน่าเชื่อถือเชิงนิติวิทยาศาสตร์ (Labati et al., 2021)

5) Towler, A., White, D., Kemp, R. I., Burton, A. M., Dunn, J. D., Wayne, T., ... Moreton, R. (2023, abstract). การศึกษาเปรียบเทียบนี้ตรวจสอบสมรรถนะของสามกลุ่ม ได้แก่ผู้เชี่ยวชาญนิติวิทยาศาสตร์ บุคคลที่มีความสามารถพิเศษในการจำใบหน้า และระบบ deep neural networks ในการจับคู่ภาพใบหน้าผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าไม่มีวิธีใดที่สมบูรณ์แบบที่สุดแต่การใช้รูปแบบผสมผสาน human-AI approach สามารถเพิ่มความแม่นยำและลด error ได้ดีที่สุด จุดแข็งคือการสร้าง workflow ที่ให้ AI ช่วยคัดกรองเบื้องต้นและใช้ผู้เชี่ยวชาญยืนยันผลสุดท้ายเพื่อให้ได้ผลที่น่าเชื่อถือในศาล (Towler et al., 2023)

6) Cornett, D. C., Bolme, D. S., Steadman, D. W., Sauerwein, K. A., & Saul, T. B. (2019, abstract) บทความนี้วิเคราะห์ผลกระทบของการนำเปื่อยหลังการเสียชีวิตต่อ accuracy

ของระบบ FR โดยใช้ภาพศพที่อยู่ในหลายช่วงการdecomposition ผู้วิจัยพบว่าความแม่นยำลดลงอย่างชัดเจน ตามระดับการเสื่อมสภาพของใบหน้า จึงเสนอการใช้ ROC/EER threshold เพื่อหาจุดสมดุลระหว่างการยอมรับและการปฏิเสธผิดพลาด จุดแข็งคือการทดลองกับข้อมูล forensic จริง ข้อจำกัดคือยังไม่ สามารถแก้ปัญหาภาพที่เสื่อมสภาพหนักได้ทั้งหมด (Cornett et al., 2019)

7) Krishnapriya, K. S., Vangara, K., King, M. C., Albiero, V., & Bowyer, K. W. (2019, abstract) งานวิจัยนี้นำเสนอการวิเคราะห์แนวโน้มล่าสุดของระบบจดจำใบหน้า (Face Recognition Systems) โดยเน้นที่ปัญหาความคล้ายระหว่างบุคคล (inter-class similarities) และความแตกต่างภายในบุคคลเดียวกัน (intra-class variations) ซึ่งส่งผลให้เกิดข้อผิดพลาดทั้ง false match และ false non-match การศึกษาครั้งนี้เปรียบเทียบวิธีการหลากหลาย เช่น RPRV, LWKPCA, SVM, LTrP-SPM และกรอบการทำงานแบบ deep learning สำหรับภาพจาก CCTV ผลการประเมินแสดงให้เห็นว่าแต่ละวิธีมีจุดแข็งและข้อจำกัดต่างกัน โดย RPRV มีความซับซ้อนเชิงคำนวณต่ำกว่าวิธีทั่วไป ในขณะที่วิธี deep learning แม้จะให้ความแม่นยำสูงแต่ต้องการพลังประมวลผลมากขึ้น งานวิจัยนี้สรุปว่าเทคโนโลยีการจดจำใบหน้าที่กำลังพัฒนาอย่างก้าวกระโดด โดยนักวิจัยมุ่งเน้นการสร้างอัลกอริทึมที่แม่นยำใช้เวลาประมวลผลน้อยและรองรับการใช้งานจริงในสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย (Krishnendu, 2023)

8) Chethana, H. T., Raghavendra, R., & Busch, C. (2025, abstract) งานวิจัยเชิงวิวิธวิธีนี้มุ่งวิเคราะห์งานวิจัยด้านการจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) ในสภาพแวดล้อมที่ไม่ถูกควบคุม (unconstrained conditions) ซึ่งมีความท้าทายสูงในการใช้งานจริง เช่น แสงที่เปลี่ยนไป มุมกล้อง และคุณภาพของภาพ งานนี้ได้รวบรวมงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกว่า 1,330 ชิ้น พบว่าความสนใจในงานด้านนี้เพิ่มขึ้นมากกว่า 200% ในช่วง 6 ปีที่ผ่านมา ผลการศึกษาชี้ว่า deep learning เป็นแนวทางหลักของงานวิจัยสมัยใหม่ เนื่องจากความก้าวหน้าของฮาร์ดแวร์ ฐานข้อมูล และการพัฒนาโครงข่ายประสาทเทียมที่ช่วยเพิ่มความแม่นยำและประสิทธิภาพ ในขณะที่วิธีการแบบดั้งเดิมเริ่มถูกลดความนิยมเนื่องจากข้อจำกัดด้านความแม่นยำและความสามารถในการประมวลผลข้อมูลปริมาณมาก จุดแข็งคือการสังเคราะห์งานวิจัยล่าสุดหลายชิ้นข้อจำกัดคือยังขาดงานที่ใช้ข้อมูล forensic จริงอย่างเป็นระบบ (Andrew Jason Shepley, 2019)

9) Rafael Oliveira Ribeiro a b c, João C. Neves d, Arnout Ruifrok e, Flavio de Barros Vidal b (2024, abstract). งานวิจัยนี้นำเสนอกรอบวิธีการเชิงนิติวิทยาศาสตร์เพื่อยกระดับ น้ำหนักเชิงพยานหลักฐานของภาพใบหน้าคุณภาพต่ำ โดยอาศัยการ “รวมเวกเตอร์ฝังตัว” (deep embeddings aggregation) จากหลายภาพของบุคคลเดียวกันให้เป็นตัวแทนเดียวก่อนคำนวณค่าพิสัยหลักฐานเชิงความน่าจะเป็นในรูป Likelihood Ratio (LR) ที่คำนึงทั้ง “ความเหมือน” และ “ความเป็นแบบฉบับของประชากร” ผ่าน PLDA และปรับเทียบด้วย regularized logistic

regression (แนวปฏิบัติเดียวกับ forensic voice comparison) ขั้นตอนประกอบด้วย การตรวจจับ-จัดแนวใบหน้าด้วย SCRFD และ affine transform (112x112) สกัด embeddings ด้วย ResNet-101 (ArcFace, MS1MV2) แล้วทำการรวมแบบ AvgPool และแบบถ่วงน้ำหนักคุณภาพ (Ser-FiQ, Confusion Score) เพื่อลดผลกระทบจากแสง มุมกล้องความละเอียดต่ำ และสัญญาณรบกวนที่พบบ่อยใน CCTV/โซเชียล ผู้วิจัยประเมินบน SCface, Quis-Campi (สถานการณ์เฝ้าระวัง) และ Adience, BFW (โซเชียล มีการทำความสะอาดป้ายชื่อ/ภาพซ้ำและเลือกภาพอ้างอิงคุณภาพสูง) โดยใช้ตัวชี้วัด log-likelihood ratio cost (C_{llr}) และ Tippett plots ผลลัพธ์ชี้ชัดว่า “การรวม embeddings จากหลายภาพ” ช่วยลด C_{llr} ได้อย่างมีนัยสำคัญเมื่อเทียบกับ baseline โดยเฉพาะเมื่อมีภาพคุณภาพต่ำจำนวนมาก ทั้งนี้ วิธีถ่วงน้ำหนักคุณภาพให้ประสิทธิภาพสูงในบางชุดข้อมูล แต่ไม่เสมอไป สะท้อนความสัมพันธ์เชิงซับซ้อนระหว่างตัวชี้วัดคุณภาพกับโมเดลรู้จำใบหน้า ข้อจำกัดสำคัญคือความแทนโลกจริงของชุดข้อมูล (จำนวนเฟรม CCTV/สภาวะควบคุมของภาพอ้างอิง) และขนาดข้อมูลฝึกของ PLDA ที่ยังจำกัด ส่งผลต่อความเสถียรในการเปรียบเทียบ LR อย่างไรก็ดี กรอบวิธีการดังกล่าวแสดงศักยภาพเชิงนิติวิทยาศาสตร์อย่างชัดเจนในการยกระดับความน่าเชื่อถือของการเทียบเคียงใบหน้าคุณภาพต่ำ โดยเฉพาะเคสที่มีภาพจำนวนมากต่อบุคคลเดียว ในสภาพแวดล้อมที่ไม่ถูกควบคุม และสามารถขยายผลสู่แนวทางรายงานผลเชิง LR ที่สอดคล้องต่อบรรทัดฐานการให้พยานหลักฐานในศาลได้ (Ribeiro et al., 2024)

10) Bacci, N., et al. (2024, abstract). งานวิจัยของ Bacci et al. (2024) มุ่งศึกษาผลกระทบของคุณภาพภาพต่อความถูกต้องในการตรวจสอบใบหน้าเชิงนิติวิทยาศาสตร์ โดยเสนอการผสมผสานตัวชี้วัดคุณภาพทั้งเชิงการรับรู้ของมนุษย์ (human-perceived) และเชิงเทคนิคของสัญญาณ (signal-based) เข้าสู่ workflow ของผู้ตรวจสอบ forensic ผลการทดลองพบว่าการกรองภาพที่มีคุณภาพต่ำออกก่อนป้อนเข้าสู่ระบบจดจำใบหน้า (FR) ช่วยลดอัตราการระบุตัวผิด (false positives) และลดเวลาในการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญ จุดแข็งของงานคือการเชื่อมโยงด้านเทคนิคเข้ากับขั้นตอนการทำงานจริงของ forensic examiners อย่างเป็นรูปธรรม ข้อจำกัดคือยังต้องการการพัฒนามาตรฐานสากล (international standardization) เพื่อให้สามารถนำไปใช้ได้ในหลายหน่วยงานอย่างมีประสิทธิภาพและน่าเชื่อถือ (Bacci, 2024)

11) Bartlett, M. L., et al. (2024, abstract). งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อมุ่งเน้นการประเมินศักยภาพของการประยุกต์ใช้ automation-aided workflows ในการตรวจสอบใบหน้าเชิงนิติวิทยาศาสตร์ โดยมีเป้าหมายเพื่อลดภาระงานของผู้ตรวจสอบ (forensic examiners) รวมถึงลดความไม่สม่ำเสมอในการตัดสินใจที่เกิดจากปัจจัยมนุษย์ วิธีการวิจัยคือการพัฒนาระบบคัดกรองภาพอัตโนมัติ เพื่อทำหน้าที่กรองและจัดลำดับภาพก่อนที่จะถูกส่งต่อให้ผู้เชี่ยวชาญตรวจสอบและยืนยันผลการทดลองแสดงให้เห็นว่าการผสมผสานระบบอัตโนมัติเข้ากับ workflow

การทำงานจริงสามารถเพิ่มความรวดเร็วในการทำงาน ลดอัตราการพลาด (false negatives) และยังรักษามาตรฐานความน่าเชื่อถือที่เพียงพอสำหรับการนำเสนอในศาล จุดแข็งสำคัญของงานนี้คือการออกแบบ workflow ที่สมดุลระหว่าง AI และ มนุษย์ ซึ่งสะท้อนถึงทิศทางใหม่ของงาน forensic ที่ไม่ได้มุ่งหมายจะทดแทนผู้เชี่ยวชาญ แต่ใช้เทคโนโลยีเพื่อเสริมสร้างประสิทธิภาพและลดภาระงาน อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดที่สำคัญคือระบบยังคงต้องพึ่งพาการตัดสินใจขั้นสุดท้ายจากผู้เชี่ยวชาญ ซึ่งทำให้การนำไปใช้จริงในระดับกว้างยังมีข้อจำกัดด้านบุคลากรและทรัพยากรมนุษย์ (Bartlett, 2024)

12) Fabio Valerio Massoli, Giuseppe Amato, Fabrizio Falchi (202 ,abstract). งานวิจัยเรื่อง Cross-resolution Learning for Face Recognition มุ่งศึกษาปัญหาที่สำคัญซึ่งถูกละเลยในงานด้านการรู้จำใบหน้า (Face Recognition: FR) นั่นคือความแปรปรวนของ “ความละเอียดภาพ” (image resolution) แม้ว่าแบบจำลอง Convolutional Neural Networks (CNNs) จะประสบความสำเร็จสูงมากในงาน FR และฐานข้อมูลมาตรฐานที่นิยมใช้ เช่น VGGFace2 จะครอบคลุมเพศ ท่าทาง และอายุ แต่กลับไม่ให้ความสำคัญต่อประเด็นความละเอียดของภาพอย่างเพียงพอ ด้วยเหตุนี้ โมเดลที่ผ่านการฝึกจึงอาจสูญเสียประสิทธิภาพอย่างรุนแรงเมื่อถูกนำไปใช้ในสถานการณ์จริง โดยเฉพาะในระบบกล้องวงจรปิดและงานนิติวิทยาศาสตร์ ซึ่งมักต้องจับคู่ภาพใบหน้าที่มีความละเอียดต่ำ (Low Resolution: LR) เข้ากับฐานข้อมูลความละเอียดสูง (High Resolution: HR) ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมีเป้าหมายเพื่อพัฒนาวิธีการฝึกโมเดลเชิงลึก (Deep Learning Training Procedure) ที่สามารถสร้างคุณลักษณะเชิงลึก (deep features) ที่มีความทนทานต่อความแตกต่างของความละเอียดภาพ หรือที่เรียกว่า resolution-robust features เพื่อตอบโจทยดังกล่าว นักวิจัยได้ออกแบบวิธีการ 4 ประการ ได้แก่ (1) การนำแบบจำลอง SeNet-50 ที่เป็น state-of-the-art มาปรับ fine-tune เพื่อเพิ่มความทนทานต่อความละเอียด, (2) การทดสอบเชิงกว้างโดยใช้ทั้งฐานข้อมูล HR (เช่น IJB-B และ IJB-C) และฐานข้อมูลที่เลียนแบบคุณภาพกล้องวงจรปิด (เช่น QMUL-SurvFace, TinyFace และ SCface), (3) การยืนยันว่าแม้เน้นไปที่ cross-resolution แต่การเรียนรู้ที่พัฒนาขึ้นยังช่วยยกระดับประสิทธิภาพของการรู้จำในภาพ LR ได้อย่างชัดเจน และ (4) การแสดงให้เห็นว่าวิธีนี้มีประสิทธิผลมากกว่าการอาศัย preprocessing ด้วยเทคนิค Super-Resolution เพียงอย่างเดียว ผลการทดลองยืนยันว่าโมเดลที่ผ่านขั้นตอนการฝึกใหม่สามารถลดการเสื่อมสมรรถนะในกรณีที่ต้องทำงานกับภาพ LR และ CR ได้อย่างมีนัยสำคัญทั้งยังสามารถสร้าง deep features ที่คงทนต่อความแปรปรวนของความละเอียดได้จริง กล่าวอีกนัยหนึ่ง วิธีการนี้ช่วยเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของระบบ FR ทั้งในสภาพแวดล้อมที่ท้าทาย เช่น การสืบสวนคดี และการเฝ้าระวังความปลอดภัย โดยสรุป งานวิจัยนี้ไม่เพียงแต่เสนอขั้นตอนการฝึกโมเดลใหม่ที่จะช่วยแก้ปัญหาการรู้จำใบหน้าแบบข้ามความละเอียด แต่ยังมีส่วนสำคัญในการสร้างองค์ความรู้ใหม่ให้กับ

วงการ FR และ Deep Learning โดยเฉพาะในด้านการใช้งานจริงที่ต้องการทั้งความถูกต้อง (accuracy) และความน่าเชื่อถือ (reliability). (Massoli et al., 2020)

13) Ebrahimi Saadabadi, M. S., Rahimi Malakshan, S., Zafari, A., Mostofa, M., & Nasrabadi, N. M. (2023, abstract) การเรียนรู้เชิงคุณภาพสำหรับการรู้จำใบหน้าในสภาวะที่มีข้อจำกัดการรู้จำใบหน้า (Face Recognition: FR) แม้จะประสบความสำเร็จสูงจากการพัฒนาโมเดลเชิงลึก (Deep Learning) แต่ก็ยังคงเผชิญกับความท้าทายสำคัญ โดยเฉพาะเมื่อข้อมูลภาพที่นำมาใช้มีคุณภาพต่ำหรือไม่สม่ำเสมอ เช่น ภาพจากระบบกล้องวงจรปิดที่มีแสงไม่เพียงพอ มุมกล้องไม่เหมาะสม หรือความละเอียดต่ำ ปัญหาเหล่านี้นำไปสู่การสกัดคุณลักษณะ (embeddings) ที่ผิดเพี้ยนและทำให้เกิดการจับคู่ผิดพลาด (false matches) ได้ง่าย นักวิจัยหลายกลุ่มจึงได้เสนอแนวทางใหม่ที่เน้นการบูรณาการ “การเรียนรู้เชิงคุณภาพ” (quality-aware learning) เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของ FR ในสถานการณ์งานของ Parkhi, Kaur และ Kaur (2023) ได้นำเสนอแนวคิด quality-aware embeddings โดยอาศัยคะแนนคุณภาพของภาพมาเป็นตัวกำหนดการถ่วงน้ำหนักของ embeddings ในการเปรียบเทียบ กล่าวคือ ภาพที่มีคุณภาพสูงจะถูกให้ความสำคัญมากกว่า ส่วนภาพที่มีคุณภาพต่ำจะมีผลต่อผลลัพธ์น้อยลง การทดสอบบนภาพที่จำลองสภาพแวดล้อมจริง โดยเฉพาะจาก surveillance cameras แสดงให้เห็นว่าวิธีนี้ช่วยลด false matches ได้อย่างมีนัยสำคัญ จุดแข็งของงานนี้คือการนำไปประยุกต์ใช้ได้โดยตรงกับงานด้านนิติวิทยาศาสตร์ ซึ่งมักต้องทำงานกับภาพคุณภาพต่ำ อย่างไรก็ตาม งานยังไม่ได้ทดสอบกับภาพ post-mortem ที่มีความแปรปรวนสูง จึงเป็นข้อจำกัดที่ควรศึกษาเพิ่มเติม ต่อมา Ebrahimi Saadabadi และคณะ (2023) ได้เสนอกรอบการเรียนรู้ใหม่ชื่อ QAFace ซึ่งบูรณาการ quality-aware learning ในระดับ sample-to-sample comparison เข้าไปในกระบวนการฝึกของ softmax-based classifier วิธีนี้ออกแบบมาเพื่อแก้ปัญหาที่ชุดข้อมูลฝึกมักมีภาพคุณภาพสูงจำนวนมาก แต่ภาพคุณภาพต่ำกลับถูกแทนที่น้อยเกินไป (underrepresented). QAFace ใช้ฟังก์ชันคุณภาพ (quality-aware function) เพื่อชี้แนะให้ softmax centers ให้ความสำคัญกับภาพคุณภาพต่ำที่ยังสามารถจดจำได้ ขณะเดียวกันก็ละทิ้งภาพที่คุณภาพต่ำเกินไปโดยใช้ feature magnitude เป็นตัวชี้วัด ผลการทดลองบนชุดข้อมูลมาตรฐานหลายชุด เช่น CFP-FP, LFW, CPLFW, CALFW, AgeDB, IJB-B และ IJB-C พบว่า QAFace สามารถเอาชนะวิธี state of the art ได้อย่างต่อเนื่อง โดยเฉพาะในการรู้จำภาพใบหน้าที่มีคุณภาพต่ำ งานวิจัยทั้งสองกลุ่มชี้ให้เห็นทิศทางร่วมกันคือการนำมิติของคุณภาพภาพเข้ามาเป็นตัวแปรสำคัญในการเรียนรู้และเปรียบเทียบ embeddings ซึ่งช่วยลดการจับคู่ผิดพลาดและเพิ่มความทนทานของระบบ FR ต่อสภาวะที่ท้าทาย ไม่ว่าจะเป็น surveillance, forensic field หรือบริบทที่ข้อมูลภาพมีข้อจำกัดสูง แนวทางนี้ถือเป็นการปูทาง

สำคัญสู่การสร้างระบบ FR ที่มีความแม่นยำและความน่าเชื่อถือมากยิ่งขึ้นในงานจริง (Ebrahimi Saadabadi et al., 2023)

14) Norman, J., et al. (2023, abstract) งานวิจัยเรื่อง An Evaluation of Forensic Facial Recognition ของ Norman และคณะ (2023) มุ่งสำรวจประสิทธิภาพของระบบการรู้จำใบหน้า (Face Recognition: FR) ในมิติที่เกี่ยวข้องโดยตรงกับการใช้งานด้านนิติวิทยาศาสตร์แม้ว่าความก้าวหน้าของการเรียนรู้ของเครื่อง (machine learning) และวิสัยทัศน์คอมพิวเตอร์ (computer vision) จะนำไปสู่รายงานความแม่นยำที่สูงกว่ามนุษย์ในหลายการศึกษาก่อนหน้านี้ แต่ยังมีข้อกังขาสำคัญว่าระบบเหล่านี้สามารถทำงานได้จริงในสถานการณ์ทางนิติวิทยาศาสตร์ซึ่งมีข้อจำกัดมากมายหรือไม่ เนื่องจากในความเป็นจริง ภาพที่ใช้ในการพิสูจน์บุคคลมักมีคุณภาพต่ำ ความละเอียดไม่เพียงพอ และอาจถูกดัดแปลงบางส่วน อันแตกต่างจากภาพคุณภาพสูงที่มักใช้ในการฝึกและทดสอบในห้องปฏิบัติการ เพื่อทดสอบข้อสันนิษฐานดังกล่าว นักวิจัยได้สร้างฐานข้อมูลสังเคราะห์ขนาดใหญ่ (large-scale synthetic facial dataset) ควบคู่ไปกับการจัดทำ controlled forensic lineup เพื่อจำลองสถานการณ์ที่ใกล้เคียงกับการใช้งานจริงอย่างเป็นระบบ จากนั้นได้ทำการประเมินระบบ FR ยอดนิยมสองระบบ โดยเปรียบเทียบการทำงานทั้งบนฐานข้อมูลสังเคราะห์และฐานข้อมูลภาพบุคคลจริง การออกแบบนี้เปิดโอกาสให้สามารถประเมินความแม่นยำของระบบในบริบทที่สมจริงมากขึ้น ผลการวิจัยพบว่าความแม่นยำที่เคยถูกรายงานไว้สูงกว่า 95% ในสภาวะปกติกลับลดลงเหลือเพียง 65% เมื่อทดสอบในสถานการณ์ที่ใกล้เคียงกับงานนิติวิทยาศาสตร์ เช่น ภาพที่มีความละเอียดต่ำ คุณภาพไม่ดี หรือมีการดัดแปลงบางส่วน ซึ่งสะท้อนให้เห็นว่าระบบที่ทำงานได้ดีในห้องปฏิบัติการ อาจไม่สามารถคงประสิทธิภาพไว้ได้เมื่อถูกนำไปใช้ในทางปฏิบัติจริง โดยสรุปงานวิจัยนี้ตอกย้ำว่า การประเมินระบบ FR จำเป็นต้องคำนึงถึงบริบททางนิติวิทยาศาสตร์โดยตรง ไม่ใช่อาศัยเพียงการทดสอบในสภาวะสมมุติฐานที่มักจะสะท้อนถึงข้อจำกัดในโลกความจริง ผลการศึกษานี้ มีความสำคัญต่อนักวิจัยและหน่วยงานด้านการบังคับใช้กฎหมาย เพราะช่วยชี้ให้เห็นถึงความเสี่ยงในการตีความระบบ FR เกินจริง และเน้นย้ำความจำเป็นในการใช้อย่างระมัดระวังเพื่อให้สอดคล้องกับสภาพจริงในกระบวนการยุติธรรม (J. Norman et al., 2023)

15) Andrew J. Shepley. (2019, abstract). บทความของ Andrew J. Shepley (2019) มีชื่อว่า Face Recognition in Unconstrained Conditions: A Systematic Review เป็นการทบทวนเชิงระบบ (systematic review) ที่จัดระเบียบงานวิจัยกว่า 1,330 ชิ้น เพื่อจะจับภาพรวมของแนวโน้มปัจจุบันในงานรู้จำใบหน้า (Face Recognition: FR) ภายใต้งานที่ไม่ถูกควบคุม เช่น ภาพย้อนแสง เบลอ มุมเอียง หรือสภาพแวดล้อมที่หลากหลาย งานวิจัยสะท้อนให้เห็นว่าในช่วงปี 2012–2017 จำนวนการศึกษาด้านนี้เพิ่มขึ้นกว่า 200% จาก 97 ชิ้นในปี 2012 เป็น 294 ชิ้น ในปี 2017 งานนี้เปรียบเทียบวิธีการต่าง ๆ ที่ใช้ในสภาพ “unconstrained” พบว่าแนวทาง deep

learning โดยเฉพาะ deep convolutional neural networks (DCNNs) ถูกใช้มากที่สุด (61%) รองลงมาคือการผสมระหว่าง DCNNs กับเทคนิคดั้งเดิม (26%) และวิธีดั้งเดิมเพียงอย่างเดียวลดบทบาทลงอย่างชัดเจน ซึ่งสะท้อนความสามารถของ DCNNs ในการเรียนรู้ "features" ที่มีประสิทธิภาพ ในขณะที่วิธีดั้งเดิมมักไม่สามารถประมวลผลข้อมูลขนาดใหญ่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในส่วนของการตรวจจับใบหน้า (face detection) ที่โดดเด่นที่สุดคือ Face Attention Network (FAN) ซึ่งเป็น single-shot detector ที่ใช้ attention เพื่อโฟกัสเฉพาะส่วนใบหน้า แม้ถูกบดบังก็ยังตรวจจับได้ดี ขณะที่ตัวแทนระบบรู้จำและตรวจสอบใบหน้า (identification/verification) ที่มีประสิทธิภาพสูง ได้แก่ ArcFace ซึ่งใช้ additive angular margin loss ทำให้ deep features มีความแตกต่างระหว่างบุคคลสูงขึ้น งานนี้ยังระบุความท้าทายในระบบ FR เช่น การถูกหลอกลวง (spoofing) การเปลี่ยนแปลงลักษณะตามอายุ มุมสายตาดูผิดจากสิ่งแวดล้อม ฯลฯ นอกจากนี้ยังเน้นความจำเป็นในการใช้ชุดข้อมูลขนาดใหญ่ เช่น MegaFace, WIDER FACE, LFW, VGG-2, MS-Celeb-1M เป็นต้น เพื่อให้ DCNNs มีข้อมูลเพียงพอต่อการฝึกและประเมินผล โดยสรุป บทความนี้เป็นแหล่งข้อมูลเชิงระบบที่ครอบคลุมแนวคิด เทคนิค ความท้าทาย และเครื่องมือต่าง ๆ ที่ใช้ในงาน FR ภายใต้สถานการณ์ที่ไม่ถูกควบคุม นำเสนอแนวทางชัดเจนสำหรับงานวิจัยและพัฒนาต่อไปในอนาคต (Andrew J. Shepley, 2019)

16) Deng, J., Guo, J., Liu, T., Gong, M., & Zafeiriou, S. (2022, abstract) งานนี้นำเสนอแนวคิดใหม่เพื่อสร้างคุณลักษณะ (representation) ที่มีความทนทานต่อภาพใบหน้าที่มี noise หลากหลาย ("noisy faces") โดยงานนี้มีจุดเด่นที่การจำแนกข้อมูล noise ชั้นละเอียด (fine-grained) ผ่านการใช้รูปแบบ NNN-identities $|KC| K^{\wedge} C |KC|$ -clusters ที่ช่วยอธิบายความซับซ้อนของ noise ในแต่ละคลาส การจัดแบ่งแบบละเอียดนี้ช่วยให้เข้าใจว่าความท้าทายหลักคือความยืดหยุ่นของอัลกอริธึมเมื่อเผชิญรูปแบบ noise ที่แตกต่างกันในสภาวะจริง เพื่อตอบโจทย์ดังกล่าว นักวิจัยจึงพัฒนาวิธีใหม่ชื่อ Evolving Sub-centers Learning (ESL) ซึ่งเริ่มต้นจากการกำหนด sub-centers จำนวน MMM ให้กับแต่ละคลาส แล้วให้ ESL ปรับ sub-centers เหล่านั้นแบบอัตโนมัติผ่านกระบวนการ “สร้าง (producing)”, “รวม (merging)”, และ “กำจัด (dropping)” เพื่อให้ภาพที่เป็นตัวแทนของบุคคลเดียวกัน (same identity) รวมตัวกันที่ sub-center เดียว ขณะที่ภาพจากบุคคลต่างกันถูกผลักออกให้แยกกัน จากการทดลองบนชุดข้อมูลสังเคราะห์ที่ควบคุมรูปแบบ noise ต่าง ๆ เช่น จำนวน identity (N), จำนวนคลัสเตอร์ (K) และค่าคงที่ variability (C), ESL สามารถสร้างผลลัพธ์ที่โดดเด่นเหนือเทคนิค state-of-the-art อื่น ๆ ได้อย่างมีนัยสำคัญโดยไม่ต้องใช้ออร์แกนพิเศษเพิ่มเติม (no bells and whistles) โดยสรุป งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นว่าการเข้าใจ noise ในระดับละเอียดและนำไปใช้ในการออกแบบ representation learning ด้วยวิธี ESL เป็นทางออกที่ทรงพลังสำหรับการเรียนรู้ภาพใบหน้าที่ซับซ้อนในโลกจริง (Ma et al., 2022)

17) Li, J., Wang, X., & Deng, W. (2021, abstract) เรื่อง Deep Face Recognition: A Survey รวบรวมและวิเคราะห์ภาพรวมของ ความก้าวหน้าล่าสุดในระบบรู้จำใบหน้าเชิงลึก (Deep Face Recognition: DFR) ซึ่งเน้นทั้งด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้ในโลกความเป็นจริง บทความเริ่มต้นด้วยการสรุปการเปลี่ยนผ่านของเทคโนโลยี DFR ตั้งแต่การเปิดตัว DeepFace และ DeepID ในปี 2014 ที่ส่งผลให้เกิดแนวทางใหม่ในการเรียนรู้คุณลักษณะใบหน้า จากนั้นได้วิเคราะห์สถาปัตยกรรมโครงข่าย (network architectures) และ loss functions ที่มีบทบาทสำคัญในการพัฒนาระบบ เช่น ArcFace, CosFace, SphereFace และอื่น ๆ ต่อมา บทความนำเสนอแนวทางการประมวลผลภาพใบหน้า โดยแบ่งออกเป็นสองคลาสหลัก คือ “one-to-many augmentation” ที่ขยายภาพเพื่อเสริมข้อมูล และ “many-to-one normalization” ที่ปรับภาพให้อยู่ในรูปแบบมาตรฐานเพื่อสะดวกในการเปรียบเทียบระหว่างบุคคลเมื่อนำการพัฒนาไปประยุกต์ใช้ในสถานการณ์ต่าง ๆ (application scenes) เช่น video face recognition, 3D FR, cross-age FR และการทำงานบนสื่อหลากหลาย ระบบ DFR ได้แสดงประสิทธิภาพสูงในชุดข้อมูล benchmark เช่น LFW, MegaFace, IJB-B, IJB-C และ MS-Celeb-1M เป็นต้น อย่างไรก็ตาม บทความยังเน้นถึงความท้าทายในปัจจุบัน เช่น ปัญหาการแยกแยะบุคคลที่อยู่ในเงื่อนไขไม่เอื้อต่อการถ่ายภาพ เช่น แสงไม่ดี มุมเอียง แสดงออกทางสีหน้า หรือคุณภาพภาพต่ำ โดยสรุปงานวิจัยนี้เป็นรีวิวเชิงระบบที่ครอบคลุมทั้งวิวัฒนาการแนวทาง การประเมินผล ชุดข้อมูล และความท้าทายในอนาคต ทำให้นักวิจัยเห็นภาพรวมของสาขา DFR ในยุคปัจจุบัน และวางรากฐานสำหรับแนวทางวิจัยต่อไป (Wang & Deng, 2021)

18) Kordopatis-Zilos, G., Papadopoulos, S., & Kompatsiaris, Y. (2021, abstract). งานนี้เป็นารีวิวพัฒนาการของ FR “in the wild” ตั้งแต่ classical methods จนถึง deep learning โดยสรุป roadmap สำหรับอนาคต ผู้วิจัยย้ำว่าปัญหาหลักยังคงเป็นเรื่อง dataset imbalance, bias และภาพคุณภาพต่ำ ข้อเสนอคือควรใช้ robust training + fairness approaches จุดแข็งคือการให้กรอบมุมมองเชิงประวัติศาสตร์ ข้อจำกัดคือยังไม่เจาะ forensic field โดยตรง (Kordopatis-Zilos, Papadopoulos, & Kompatsiaris, 2021)

19) Boutros, F., Damer, N., Fang, M., Kirchbuchner, F., & Kuijper, A. (2021, abstract) งานรีวิวโดย Kordopatis-Zilos, Papadopoulos และ Kompatsiaris (2021) มุ่งเน้นการสำรวจพัฒนาการของงานวิจัยด้านการรู้จำใบหน้า (Face Recognition: FR) ในบริบท “in the wild” หรือการทำงานภายใต้เงื่อนไขที่ไม่ได้ถูกควบคุม เช่น ความหลากหลายของมุมกล้อง แสง ภาพเบลอ หรือคุณภาพต่ำ ซึ่งแตกต่างจากการทดลองในห้องปฏิบัติการ ผู้วิจัยได้เชื่อมโยงจาก classical methods ที่พึ่งพา handcrafted features เช่น Eigenfaces และ Fisher faces ไปจนถึง deep learning approaches ที่ขับเคลื่อนโดย convolutional neural networks (CNNs) และ loss functions ที่ออกแบบเฉพาะสำหรับการแยกแยะบุคคล งานวิจัยนี้ยังได้สรุป roadmap สำหรับ

อนาคต โดยเน้นประเด็นปัญหาหลักที่ยังคงท้าทาย ได้แก่ dataset imbalance, algorithmic bias และคุณภาพของภาพที่ต่ำ ทั้งนี้ ผู้วิจัยเสนอว่าแนวทางแก้ไขควรผสาน robust training ที่รับมือกับข้อมูลที่มี noise และ fairness-aware approaches เพื่อลดความเหลื่อมล้ำในการรู้จำระหว่างกลุ่มประชากร การให้กรอบมุมมองเชิงประวัติศาสตร์ที่ทำให้เห็นภาพรวมของการเปลี่ยนผ่านจาก classical สู่ deep learning และชี้ให้เห็นทิศทางการพัฒนาที่สำคัญในอนาคต อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัด ของงานคือยังไม่ได้เจาะลึกในมิติ forensic field โดยตรง แม้จะเกี่ยวข้อง ในเชิงประยุกต์ก็ตาม บทความนี้เป็นแหล่งข้อมูลเชิงทบทวนที่มีคุณค่าช่วยสร้างความเข้าใจ พัฒนาการของ FR “in the wild” ทั้งในแง่เทคนิค ปัญหา และแนวทางแก้ไข และเป็นแนวทางให้ การวิจัยในอนาคตมุ่งสู่ระบบที่ robust และเป็นธรรม (fair) มากยิ่งขึ้น (Kordopatis-Zilos et al., 2021)

20) Abdul Amir, A. H., & Nemer, Z. N. (2025, abstract). งานวิจัยนี้นำเสนอการทบทวนองค์ความรู้ล่าสุดเกี่ยวกับ Masked Face Recognition (MFR) โดยนักวิจัยระบุว่าเทคโนโลยีนี้มีความสำคัญเพิ่มขึ้นอย่างมากในช่วงการระบาดของ COVID-19 เนื่องจากการสวมหน้ากากปิดบังคุณลักษณะใบหน้าหลัก ส่งผลให้ระบบรู้จำใบหน้าเดิมทำงานได้ลำบาก ในบทความได้รวบรวมและวิเคราะห์เทคนิคส์ล้ำ ๆ ที่ขับเคลื่อนด้วย deep learning เช่น convolutional neural networks (CNNs) และ Siamese networks ที่มีบทบาทสำคัญในการปรับปรุงความแม่นยำของระบบ MFR นอกจากนี้ ยังชี้ให้เห็นถึงปัญหาหลักที่พบ เช่น การเปลี่ยนแปลงของแสง มุมกล้องที่แตกต่างกัน การปิดบังส่วนของใบหน้า และประสิทธิภาพที่ลดลงตามชนิดหรือสไตล์ของหน้ากาก เพื่อรับมือกับปัญหานี้ นักวิจัยนำเสนอแนวทางขั้นสูง เช่น data augmentation แบบสังเคราะห์, multimedia methods เพื่อเพิ่มความ generalization ของระบบ และการพัฒนาการออกแบบโครงข่าย deep learning, เทคนิคการดึงคุณลักษณะ (feature extraction), เกณฑ์ประเมิน (evaluation criteria) และชุดข้อมูลที่ใช้ทดสอบ บทความยังสำรวจงานประยุกต์ของ MFR ในด้านความมั่นคงและทางการแพทย์ เน้นว่าในช่วงวิกฤตสุขภาพและภัยคุกคามด้านความปลอดภัย เทคโนโลยีนี้มีความสำคัญเพิ่มขึ้นอย่างต่อเนื่อง สรุปได้ว่า งานวิจัยนี้ให้ภาพรวมที่รัดกุมของวิวัฒนาการและแนวโน้มในสาขา MFR รวมถึงเน้นทิศทางการวิจัยอนาคต เช่น การพัฒนาอัลกอริธึมที่มีประสิทธิภาพสูงขึ้น และการบูรณาการ multimedia technologies เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการรับมือสถานการณ์จริงในโลกความเป็นจริง (Abdul Amir & Nemer, 2025)

21) Jiaonan Zhang, Dong An, Yiwen Zhang, Xiaoyan Wang, Xinyue Wang, Qiang Wang, Zhongqi Pan and Yang Yue (2025, Abstract) ในปี 2025, Zhang และผู้ร่วมวิจัยได้เผยแพร่บทความรีวิวที่ครอบคลุมที่สุดในด้านเทคโนโลยีการตรวจจับและรู้จำการสวมหน้ากาก ใบหน้า (face mask recognition/detection) โดยมุ่งให้งานนี้เป็นกรอบความรู้สำคัญในยุคหลังการระบาดของ COVID-19. บทความแยกกลุ่มวิธีการพัฒนาเทคนิคออกเป็นสามกลุ่มหลัก ได้แก่ 1) วิธีที่ใช้

การสกัดคุณลักษณะและคลาสสิฟิเคชัน 2) วิธีที่ใช้โมเดลตรวจจับวัตถุแบบครบวงจรและ 3) วิธีที่ผสมผสานข้อมูลหลายเซ็นเซอร์ (เช่น depth และ infrared) เพื่อเพิ่มความทนทานในสถานการณ์จริง สิ่งที่ทำให้อย่างสะดุดตาคือการวิเคราะห์เชิงลึกของ ชุดข้อมูล (datasets) ที่ใช้กับงานนี้—พิจารณาทั้ง ขนาด ความหลากหลาย และความละเอียดของการใส่ข้อมูล (annotation)—รวมถึงแนวทางแก้ไข ความไม่สมดุลของข้อมูล เช่น การผสมข้อมูลจริงกับข้อมูลสังเคราะห์ (synthetic) เพื่อปรับปรุงความ ยุติธรรม (fairness) และความทนต่อเงื่อนไขที่หลากหลาย ในส่วนของเทคนิคที่มาแรง เช่น โมเดล ขนาดเล็ก (lightweight optimization) การปรับให้เข้ากับโดเมนใหม่ (domain adaptation) และ เทคนิครักษาความเป็นส่วนตัว (privacy-preserving) ที่ถูกออกแบบมาเพื่อให้ระบบพร้อมใช้งาน ในสภาพแวดล้อมจริงที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากร และต้องคำนึงถึงสิทธิส่วนบุคคล สรุปได้ว่างานนี้ นำเสนอภาพรวมที่ครบถ้วนของแนวทางและอุปสรรคในเทคโนโลยี face mask recognition ตั้งแต่ โครงสร้างอัลกอริธึมไปจนถึงการประยุกต์ใช้จริง และชี้แนวทางวิจัยในอนาคตเพื่อเดินหน้าไปสู่ระบบ ที่มีประสิทธิภาพ ทนทาน และรองรับบริบทโลกจริงได้มากขึ้น (Zhang et al., 2025)

22) IET Biometrics Survey (2024, Abstract) บทความสรุปงานวิจัย งานวิจัยใน IET Biometrics (2024) มุ่งสำรวจความก้าวหน้าของเทคนิคการรู้จำใบหน้ามุมเอียง (side-view face recognition) ซึ่งเป็นปัญหาที่พบได้บ่อยทั้งในระบบกล้องวงจรปิดและงานพิสูจน์บุคคล เชิงนิติวิทยาศาสตร์ภาคสนาม โดยผู้วิจัยได้วิเคราะห์แนวทางที่ใช้กันอย่างกว้างขวาง เช่น การใช้ multi-view galleries เพื่อครอบคลุมมุมมองที่หลากหลายของบุคคลเดียวกัน การพัฒนา robust embeddings ที่ทนต่อการเปลี่ยนแปลง yaw/pitch/roll ของศีรษะ และการสร้างข้อมูลสังเคราะห์ จาก 3D morphable models เพื่อเสริมการฝึกและประเมินผล ทั้งนี้ ผลการทดสอบยืนยันว่า pipeline ที่มีขั้นตอนการตรวจสอบคุณภาพภาพก่อนการค้นคืน (pre-retrieval quality check) สามารถลดจำนวนผู้ต้องสงสัยที่ผิดพลาด (false candidates) ได้อย่างมีนัยสำคัญ การเชื่อมโยง ระหว่างทฤษฎีและการใช้งานจริง พร้อมเสนอแนวทางเลือกสถาปัตยกรรมที่สอดคล้องกับบริบทการใช้งาน ขณะที่ข้อจำกัดคือยังไม่มีฐานข้อมูล forensic ที่ครอบคลุมทุกมุมมองกล้อง ทำให้การเปรียบเทียบ ข้ามงานวิจัยยังทำได้ยาก โดยสรุปบทความนี้ทำหน้าที่เป็นแหล่งอ้างอิงสำคัญที่สะท้อนถึงปัญหา เฉพาะของการรู้จำใบหน้ามุมเอียง และเสนอแนวทางเชิงปฏิบัติที่ช่วยยกระดับสมรรถนะของระบบ FR ในสภาพแวดล้อมจริง (Biometrics, 2024)

23) Anjeana N. & K. Anusudha (2023, Abstract) Real-time Face Recognition System Based on YOLO and InsightFace ตีพิมพ์ใน Multimedia Tools and Applications (2024, เล่ม 83, หน้า 31893–31910) เสนอโมเดลระบบรู้จำใบหน้าที่ทำงานแบบเรียลไทม์โดยผสมผสานโมเดล ตรวจจับ YOLO-V7 ที่มีความเร็วและแม่นยำสูงเข้ากับ InsightFace ซึ่งเป็นชุดเครื่องมือวิเคราะห์ ใบหน้าเชิงลึก (2D และ 3D) ที่สามารถสร้าง embeddings ที่จำแนกบุคคลได้อย่างชัดเจน วิธีการนี้

ช่วยให้ระบบจับใบหน้าได้รวดเร็วและเที่ยงตรง แม้ในสภาพแวดล้อมที่มีการปิดบังหรือเปลี่ยนแปลงลักษณะใบหน้า โดยเหมาะอย่างยิ่งสำหรับงานสอดส่องและระบบยืนยันตัวบุคคลแบบไม่สัมผัส (non-intrusive biometrics) งานนี้จึงเป็นก้าวสำคัญในการพัฒนาระบบ FR ที่รวดเร็วและเชื่อถือได้ในโลกความเป็นจริง (Anjeana & Anusudha, 2024)

24) Zhao, H., Wang, Y., Lu, W., Yi, Z., Liu, J., & Gong, M. (2025, Abstract) งานวิจัยของ Zhao และคณะ (2025) มุ่งแก้ปัญหาการตรวจจับการกะพริบตาในสภาพแวดล้อมที่ไม่ถูกควบคุม (unconstrained settings) ซึ่งเป็นโจทย์สำคัญในหลายงานประยุกต์ เช่น การตรวจสอบอาการง่วงของผู้ขับขี่ การป้องกันการ spoofing ของระบบรู้จำใบหน้า และการวิเคราะห์อารมณ์ ความท้าทายหลักคือการเปลี่ยนแปลงมุมใบหน้า การเบลอจากการเคลื่อนไหว และแสงที่ไม่สม่ำเสมอ ซึ่งทำให้วิธีการแบบดั้งเดิมที่อิง landmark localization ทำงานได้ไม่ดีนักเพื่อแก้ปัญหาเหล่านี้ ผู้วิจัยได้พัฒนาวิธีการตรวจจับการกะพริบตาแบบ dual-eye collaborative ที่ทำงานแบบ real-time และผนวก contrastive learning เข้ามาโดยใช้ embedding ที่สม่ำเสมอสำหรับดวงตา เพื่อลดผลกระทบจากแสงไม่ดีและ noise ในระหว่างการสกัดคุณลักษณะ Contrastive Learning ถูกใช้เพื่อปรับให้ embedding ของภาพดวงตาที่มีคุณภาพต่ำ (เช่น เบลอหรือแสงน้อย) ใกล้เคียงกับ embedding ของภาพคุณภาพสูง นอกจากนี้ ผู้วิจัยยังได้ออกแบบกลไก dual-eye collaborative spatio-temporal attention เพื่อจับทั้งความสัมพันธ์ระหว่างดวงตาซ้าย-ขวา และพลวัตของเวลาในลำดับวิดีโอ ทำให้การตรวจจับมีความแม่นยำขึ้น โดยอาศัยความจริงที่ว่าลักษณะการกะพริบของดวงตาทั้งสองมักเกิดขึ้นพร้อมกัน ผลการทดลองเชิงลึกบน 3 ฐานข้อมูลและเวอร์ชัน low-light แสดงให้เห็นว่าวิธีนี้สามารถทำงานได้แบบ real-time มีความทนทานต่อสภาพแสงที่หลากหลาย และทำงานได้อย่าง robust ในวิดีโอที่ไม่ถูกตัดแต่ง (untrimmed videos) โดยสรุปวิธีที่นำเสนอเป็นการยกระดับการตรวจจับการกะพริบตาให้มีประสิทธิภาพสูงขึ้น ทั้งด้านความแม่นยำ ความทนทาน และความเหมาะสมต่อการใช้งานจริงในบริบทที่แสงและมุมมองไม่แน่นอน (Zhao et al., 2025)

25) Chavarro, D., & Karakaya, M. (2025, Abstract) งานวิจัยนี้ทำการวิเคราะห์เชิงเปรียบเทียบระหว่างสองแนวทางหลักในการตรวจจับการกะพริบตา ได้แก่ (1) การใช้ machine learning แบบดั้งเดิม คือ logistic regression และ random forest ที่ฝึกด้วย facial landmark features และ (2) วิธีการ deep learning โดยใช้ CNN-regression models ซึ่งเรียนรู้จากภาพดวงตาโดยตรง ผลการทดลองพบว่า random forest ที่ฝึกบน landmark dataset สามารถทำ precision ได้ไม่น้อยกว่า 75% สำหรับค่าการเปิดตาส่วนใหญ่ แต่มีประสิทธิภาพลดลงเมื่อต้องจัดการกับภาพที่มีการกะพริบ ในขณะที่ AlexNet ซึ่งถูกปรับใช้ในฐานะ blink detection model แบบ regression แสดงให้เห็นถึงความเหนือกว่าทั้งในด้าน precision และ classification performance โดยการใช้การสกัดคุณลักษณะที่ทรงพลังยิ่งกว่า ข้อค้นพบที่น่าสนใจคือ แม้ logistic regression และ

random forest จะให้ผลลัพธ์ที่ต่ำกว่า แต่สามารถปรับแต่งให้เหมาะสมกับอุปกรณ์ iris recognition ที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากรคอมพิวเตอร์ได้ ในทางกลับกัน AlexNet มีประสิทธิภาพสูงกว่า แต่เหมาะสำหรับระบบที่มี high-performance computing มากกว่า งานนี้จึงมีคุณค่าไม่เพียงแคในด้าน blink detection เท่านั้น แต่ยังสามารถขยายผลไปสู่การพัฒนาระบบ iris recognition ที่แม่นยำขึ้นด้วย (Chavarro & Karakaya, 2025)

26) Labati et al. (2021, Abstract) งานวิจัยของ Labati และคณะ (2021) มุ่งเน้นการประยุกต์ใช้ deep learning สำหรับการพิสูจน์อัตลักษณ์บุคคลผู้เสียชีวิตในเหตุการณ์ฉุกเฉินด้านมนุษยธรรม (humanitarian emergencies) โดยอาศัยการเปรียบเทียบภาพก่อนเสียชีวิต (ante-mortem) กับภาพหลังเสียชีวิต (post-mortem) ซึ่งถือเป็นโจทย์สำคัญในงานนิติวิทยาศาสตร์ เนื่องจากการระบุเอกลักษณ์บุคคลจากศพเป็นกระบวนการที่ใช้เวลานานและทรัพยากรมาก นักวิจัยได้พัฒนาโมเดล automatic face recognition ที่ใช้โครงข่ายประสาทเทียมเชิงลึก (deep neural networks) เพื่อสร้าง face embeddings ที่มีความแม่นยำสูงและทนทานต่อความแตกต่างของคุณภาพภาพ (เช่น แสง มุมกล้อง หรือการเปลี่ยนแปลงหลังการเสียชีวิต) ผลการทดลองพบว่าการใช้ FR สามารถลดเวลาในการค้นหาและเพิ่มประสิทธิภาพของกระบวนการพิสูจน์อัตลักษณ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเทียบกับวิธีการแบบดั้งเดิม อย่างไรก็ตาม งานวิจัยยังพบข้อจำกัด เช่น ขาดฐานข้อมูล post-mortem ที่ยังเล็กลงไปและความไม่สม่ำเสมอของคุณภาพภาพ โดยสรุปงานของ Labati และคณะถือเป็นก้าวสำคัญที่แสดงให้เห็นว่า FR สามารถเป็นเครื่องมือเสริมในงานนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในกรณีที่มีผู้เสียชีวิตจำนวนมาก และช่วยลดภาระของผู้เชี่ยวชาญได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ว่าจะยังต้องมีการผสมผสานกับหลักฐานทางวิทยาศาสตร์อื่น ๆ (DNA, ลายนิ้วมือ, ทันตกรรม) เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือในศาลก็ตาม (Labati et al., 2021)

27) Towler, A., White, D., Kemp, R. I., Burton, A. M., Dunn, J. D., Wayne, T., & Moreton, R. (2023, Abstract) การศึกษาประสิทธิภาพการจำแนกใบหน้าระหว่างสามกลุ่ม ได้แก่ 1) ผู้เชี่ยวชาญด้านนิติวิทยาศาสตร์ (forensic examiners) 2) บุคคลที่มีความสามารถพิเศษในการจำใบหน้า (super recognizers) ระบบ deep neural networks (DNNs) ผลการทดลองพบว่าแต่ละกลุ่มมีจุดแข็งเฉพาะที่ต่างกัน โดย DNNs มีความแม่นยำสูงในเชิงเทคนิคและสามารถประมวลผลภาพจำนวนมากได้รวดเร็ว ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญมนุษย์มีความสามารถในการตีความรายละเอียดและบริบทที่ระบบอัตโนมัติยังไม่สามารถแทนที่ได้ ส่วน super recognizers สามารถทำงานได้ใกล้เคียงหรือเหนือกว่าผู้เชี่ยวชาญในบางกรณี ข้อค้นพบสำคัญคือการผสมผสานมนุษย์และ AI (human-AI hybrid workflow) ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด ลดความผิดพลาด และเพิ่มความน่าเชื่อถือในทางกฎหมาย ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดการใช้ FR เป็นเครื่องมือเสริม ไม่ใช่การแทนที่ผู้เชี่ยวชาญ โดยสรุป งานนี้แสดงให้เห็นว่าการทำงานร่วมกันระหว่างมนุษย์และ AI เป็นแนวทางที่เหมาะสมที่สุด

ในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในกรณีที่ผลลัพธ์ต้องนำไปใช้เป็นพยานหลักฐานในศาล (Towler et al., 2023)

28) Zhao, H., Wang, Y., Lu, W., Yi, Z., Liu, J., & Gong, M. (2025, Abstract) เสนอวิธีการใหม่ในการตรวจจับการกะพริบตา (eyeblink detection) ภายใต้สภาพที่ไม่ถูกควบคุม (unconstrained settings) ซึ่งเป็นโจทย์สำคัญสำหรับหลายงานประยุกต์ เช่น 1) การตรวจสอบอาการง่วงของผู้ขับขี่ 2) การป้องกันการโจมตีแบบ spoofing ต่อระบบรู้จำใบหน้า 3) การวิเคราะห์อารมณ์และพฤติกรรม ความท้าทายของงานคือคุณภาพภาพที่ไม่แน่นอน เช่น มุมใบหน้าที่หลากหลาย ภาพเบลอจากการเคลื่อนไหว และแสงที่ไม่สม่ำเสมอ ซึ่งทำให้วิธีการแบบดั้งเดิมที่อาศัย landmark localization ทำงานได้ไม่ดีนัก เพื่อแก้ปัญหานี้ ผู้วิจัยพัฒนากลไก dual-eye collaborative spatio-temporal attention ที่สามารถจับทั้งความสัมพันธ์ระหว่างดวงตาซ้าย-ขวา และพลวัตของเวลาในลำดับวิดีโอ พร้อมทั้งประยุกต์ใช้ contrastive learning เพื่อทำให้ embedding ของภาพคุณภาพต่ำ (เช่น แสงน้อย เบลอ) มีความใกล้เคียงกับ embedding ของภาพคุณภาพสูง ผลการทดลองเชิงลึกบน 3 ฐานข้อมูล รวมทั้งเวอร์ชัน low-light แสดงให้เห็นว่าวิธีนี้สามารถทำงานแบบ real-time มีความทนทานต่อสภาพแสงที่หลากหลาย และ robust ต่อวิดีโอที่ไม่ถูกตัดแต่ง (untrimmed videos) โดยสรุป งานนี้ถือเป็นการยกระดับประสิทธิภาพการตรวจจับการกะพริบตาให้แม่นยำและทนทานมากขึ้น ซึ่งสามารถใช้เป็น preprocessing สำคัญของระบบ FR ในเชิงนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในกรณีที่สภาวะดวงตา (open/closed) มีผลต่อความแม่นยำของการระบุอัตลักษณ์ (Zhao et al., 2025)

29) NIST.(2025, Abstract) รายงาน NIST FRVT/FRTE 2025 เป็นการทดสอบสมรรถนะระบบจดจำใบหน้า (Face Recognition Technology Evaluation) ที่ถือเป็น benchmark สำคัญที่สุดในระดับโลก จุดมุ่งหมายหลักคือการวัด accuracy, bias และ robustness ของอัลกอริทึมรุ่นใหม่จากผู้พัฒนาหลายสถาบัน ผลการทดสอบแสดงว่าอัลกอริทึมชั้นนำสามารถทำความแม่นยำได้เกิน 99.9% ในโหมด 1:1 verification และมากกว่า 99% ในโหมด 1:N identification เมื่อใช้กับภาพควบคุมคุณภาพสูง อย่างไรก็ตาม เมื่อทดสอบกับภาพคุณภาพต่ำ หรือกลุ่มประชากรที่มีความหลากหลายเชื้อชาติและอายุ ค่า accuracy ลดลงอย่างมีนัยสำคัญ รายงานยังย้ำว่าควรมีการรายงานผลในเชิงแยกกลุ่ม (disaggregated results) เช่น ROC/DET/EER ตามเพศและเชื้อชาติ เพื่อสะท้อนความเสี่ยงด้าน fairness และ bias อย่างโปร่งใส ซึ่งเป็นเงื่อนไขสำคัญสำหรับการใช้งานในเชิงนิติวิทยาศาสตร์และกฎหมาย โดยสรุป รายงานนี้ยืนยันว่า แม้ FR จะก้าวหน้าสู่ระดับสูงสุดในสภาวะควบคุม แต่การนำไปใช้จริงใน forensic field ยังต้องพิจารณาเรื่องคุณภาพภาพ ความหลากหลายประชากร และความเป็นธรรม เพื่อสร้างมาตรฐานที่น่าเชื่อถือสำหรับการใช้เป็นหลักฐานในศาล (Zhao et al., 2025)

30) Norman, J., Agarwal, S., & Farid, H. (2023, Abstract). มุ่งสำรวจประสิทธิภาพของระบบการจดจำใบหน้า (Face Recognition: FR) ในมิติที่เกี่ยวข้องโดยตรงกับการใช้งานทางนิติวิทยาศาสตร์ ซึ่งแตกต่างจากการทดสอบในห้องปฏิบัติการที่มักใช้งานภาพคุณภาพสูง นักวิจัยได้สร้างฐานข้อมูลสังเคราะห์ขนาดใหญ่ (large-scale synthetic dataset) และชุด forensic lineup ที่ควบคุม (controlled forensic lineup) เพื่อจำลองสถานการณ์ที่ใกล้เคียงกับการใช้งานจริง เช่น ภาพที่มีความละเอียดต่ำ แสงไม่ดี หรือมีการบดบังบางส่วน ผลการทดสอบพบว่า accuracy ที่เคยรายงานไว้สูงกว่า 95% ในสภาวะควบคุม กลับลดลงเหลือเพียง 65% ในสภาพที่ใกล้เคียง forensic field ข้อค้นพบสำคัญคือ ผลการประเมินระบบ FR ต้องอิงบริบทจริง (realistic evaluation) ไม่สามารถอ้างอิงเฉพาะผลในสภาวะที่สมบูรณ์แบบได้ และควรมีมาตรฐานการทดสอบที่สะท้อน forensic cases โดยตรง เพื่อหลีกเลี่ยงความเสี่ยงจากการตีความระบบเกินจริงในชั้นศาล โดยสรุป งานนี้เน้นย้ำว่าแม้ FR จะทำงานได้ดีในเชิงเทคนิค แต่เมื่อประยุกต์ใช้ในงานนิติวิทยาศาสตร์ความท้าทายด้านคุณภาพภาพและบริบทภาคสนามยังคงมีผลกระทบสูงต่อ accuracy จึงจำเป็นต้องใช้ควบคู่กับการตรวจสอบของผู้เชี่ยวชาญและ multi-modal evidence (J. Norman et al., 2023)

31) Farber (2025, Abstract) ศึกษาศักยภาพของการใช้ปัญญาประดิษฐ์เชิงภาษาขนาดใหญ่ (Large Language Models: LLMs) ได้แก่ ChatGPT-4, Claude และ Gemini ในการวิเคราะห์ภาพจากที่เกิดเหตุทางนิติวิทยาศาสตร์ โดยมุ่งหมายให้ทำหน้าที่เป็นระบบสนับสนุนการตัดสินใจ (decision support tool) สำหรับผู้เชี่ยวชาญ ผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า AI สามารถช่วยคัดกรองและตีความข้อมูลจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพ โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่มีโครงสร้างของฉากชัดเจน เช่น คดีฆาตกรรมที่วัตถุและบริบทของภาพไม่ซับซ้อน อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของ AI ลดลงอย่างชัดเจนในกรณีที่ภาพมีความเสียหายสูง เช่น คดีเพลิงไหม้หรือระเบิด ซึ่งเต็มไปด้วย noise และรายละเอียดที่ไม่สมบูรณ์ ข้อค้นพบนี้สะท้อนให้เห็นว่า AI ยังไม่สามารถแทนที่มนุษย์ได้โดยสิ้นเชิง แต่เหมาะที่จะทำงานในฐานะ “ผู้ช่วย” ที่เพิ่มความรวดเร็วและครอบคลุมในการตรวจสอบ ขณะที่มนุษย์ยังคงทำหน้าที่ในการตัดสินใจและตีความขั้นสุดท้าย นอกจากนี้ จุดแข็งที่โดดเด่นของ LLMs คือความสามารถในการสร้างคำบรรยายและรายงานเชิงบริบท ทำให้การสื่อสารระหว่างทีมงาน เช่น เจ้าหน้าที่สอบสวน ตำรวจ และอัยการ มีความเข้าใจง่ายและรวดเร็วมากขึ้น งานนี้จึงถือเป็นต้นแบบที่สำคัญในการพัฒนาการทำงานแบบผสมผสานระหว่างมนุษย์กับ AI ในงานนิติวิทยาศาสตร์ดิจิทัล และเป็นทิศทางที่บ่งชี้ถึงความจำเป็นในการวิจัยต่อยอดเพื่อเพิ่มความแม่นยำในสภาวะจริงที่ซับซ้อนมากขึ้น (Farber, 2025)

32) Kausar, Khanzada และ Sherazi (2024, Abstract) ดำเนินการศึกษาการเปรียบเทียบในบริบททางนิติวิทยาศาสตร์ระหว่าง ระบบจดจำใบหน้า (facial recognition systems) และการวิเคราะห์ลายนิ้วมือ (fingerprint analysis) โดยใช้ทั้งชุดข้อมูลใบหน้าสังเคราะห์ขนาดใหญ่และชุด

ข้อมูลใบหน้าจริงที่เป็นที่รู้จัก เพื่อจำลองสถานการณ์จริงที่ซับซ้อน ผลการวิจัยเผยว่าแม้ระบบจดจำใบหน้าในสภาพควบคุมทั่วไปสามารถให้ความแม่นยำสูงถึงเกิน 95% แต่เมื่อเผชิญกับเงื่อนไขที่ต้องการตามแบบกรณีอาชญากรรมจริง ๆ ความแม่นยำกลับลดลงอย่างมีนัยสำคัญ เหลือเพียงราว 65% ในทางกลับกัน การวิเคราะห์ลายนิ้วมือยังคงให้ผลที่น่าเชื่อถือสูงกว่าในทุกมิติ สะท้อนให้เห็นว่าแม้ AI และระบบมองเห็นด้วยคอมพิวเตอร์ (computer vision) จะมีประสิทธิภาพภายใต้สภาวะเหมาะสม แต่ยังมีช่องว่างในโลกจริงที่ความท้าทายยังสูง AI ต้องการการพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อสะพานเชื่อมช่องว่างดังกล่าว โดยเฉพาะอย่างยิ่งการพิจารณาตัวแปรซับซ้อน เช่น แสงไม่เพียงพอ มุมกล้องหลากหลาย หรือภาพเบลอ การศึกษานี้จึงส่งเสริมแนวคิดที่ว่า การบูรณาการระหว่างระบบ AI กับมนุษย์และลายนิ้วมือเป็นแนวทางที่มีศักยภาพสูงในระบบนิติวิทยาศาสตร์ยุคใหม่ (Kausar et al., 2024; United Nations Human Rights, 2019)

33) Yang (2024, Abstract) ดำเนินการศึกษาผลของการใช้เทคนิค AI ในการฟื้นฟูภาพใบหน้าที่เบลอหรือมีเสียงรบกวน (Gaussian blur) จากการบันทึกเหตุการณ์จริง เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบจดจำใบหน้าในงานนิติวิทยาศาสตร์ในการทดลองใช้ภาพจากชุดข้อมูล SCUT-FBP5500 จำนวน 100 ภาพ พร้อมกับการฟื้นฟูผ่าน AI-driven restoration ขั้นสูงทั้ง 4 วิธี ก่อนนำไปประเมินกับระบบ face recognition ยอดนิยม ผลชี้ว่าแม้ AI สามารถลด noise และฟื้นฟูภาพให้ดูชัดขึ้น แต่ไม่ได้ส่งผลดีอย่างมีนัยสำคัญต่อความแม่นยำของระบบจดจำใบหน้าที่ใช้ในการระบุตัวบุคคล สิ่งนี้ชี้ให้เห็นว่าแม้วิธีฟื้นฟูภาพจะช่วยเพิ่มคุณภาพการมองเห็น แต่ในเชิงสัญญาณและโครงสร้างใบหน้าที่ยังอาจมีการเพี้ยน หรือมี “คุณลักษณะที่ประดิษฐ์เพิ่มขึ้น (made-up features)” ซึ่งอาจบิดเบือนผลลัพธ์ของระบบจดจำใบหน้า งานนี้ให้ข้อเสนอที่ทรงคุณค่าโดยเน้นว่า AI ยังต้องพัฒนาให้คงความสมจริงของภาพมากขึ้น โดยเฉพาะเมื่อใช้ในบริบททางนิติวิทยาศาสตร์ที่ต้องการความแม่นยำสูง (Yang, 2024)

34) Yang, Li และ Zeng (2024, Abstract) ทำการศึกษาผลของการใช้ AI-driven face restoration methods ในการปรับปรุงภาพใบหน้าที่เบลอหรือมี noise (จำลองด้วย Gaussian blur) เพื่อทดสอบประสิทธิภาพของระบบจดจำใบหน้าในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ โดยใช้ภาพตัวอย่างจากชุดข้อมูลสาธารณะจำนวน 100 ภาพ ผ่านการประมวลผลด้วยเทคนิคฟื้นฟูภาพ 4 วิธี จากนั้นประเมินด้วยระบบ face recognition สามระบบ พบว่าแม้ AI สามารถลด noise และเบลอในภาพได้ แต่ยังไม่ทำให้ความแม่นยำในการจับคู่ใบหน้าเพิ่มขึ้นอย่างมีนัยสำคัญ อีกทั้งยังมีความเสี่ยงที่ระบบจะสร้างลักษณะหรือคุณลักษณะที่ไม่เกิดขึ้นจริง) ซึ่งอาจส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของกระบวนการจดจำใบหน้า งานนี้เน้นว่าการฟื้นฟูภาพด้วย AI แม้มีส่วนช่วยทางด้านภาพที่ดูชัดขึ้น แต่ยังคงจำเป็นต้องมีการพัฒนาเพิ่มเติมเพื่อให้เหมาะสมกับการใช้งานจริงที่ต้องการความแม่นยำสูงในงานนิติวิทยาศาสตร์ (Yang, 2024)

35) Kadhim และคณะ (2024, Abstract) ได้นำเสนอการสำรวจงานวิจัยล่าสุดมากกว่า 190 ชิ้น ซึ่งเน้นที่ใช้ deep learning ในระบบ biometric หลากหลายรูปแบบ โดยครอบคลุมทั้ง face, fingerprint, iris และ finger vein ในบริบทของระบบตรวจสอบความถูกต้องและพิสูจน์ตัวบุคคลผลสำคัญชี้ให้เห็นว่าถึงแม้การตรวจสอบทางชีวมิติต่าง ๆ จะแสดงศักยภาพสูงในงาน เช่น surveillance หรือ forensic identification แต่ปัจจัยอย่างคุณภาพภาพ การแปรผันของแสง ความแตกต่างของ sensor และลักษณะเฉพาะของ biometric ทำให้ performance แตกต่างกัน วิธีที่ใช้ deep learning อย่างเช่น CNN หรือ Fusion model ช่วยเพิ่ม accuracy แต่ระบบแบบ unimodal ยังมีข้อจำกัด เช่น susceptibility ต่อ spoofing หรือ noise สูง การผสานหลาย modality เข้าด้วยกัน (multimodal fusion) จึงเป็นแนวทางที่มีแนวโน้มดีที่สุดในการเสริมความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในระบบ biometric ด้านนิติวิทยาศาสตร์ยุคใหม่ (Kadhim et al., 2024)

36) Ugail และคณะ (2025, Abstract) นำเสนอการใช้เทคนิค latent diffusion-based image enhancement เพื่อปรับปรุงคุณภาพภาพใบหน้าที่ถูกทำลายหรือมี noise ในบริบทนิติวิทยาศาสตร์โดยใช้ฐานข้อมูล Labeled Faces in the Wild (LFW) ซึ่งประกอบด้วยภาพ 3,000 บุคคล และทำ recognition test จำนวน 24,000 ครั้ง ผ่าน pipeline ที่มีชื่อว่า Flux.1 Kontext Dev พร้อมการปรับแต่ง Facezoom LoRA ซึ่งผลลัพธ์สำคัญคือระบบสามารถเพิ่มความแม่นยำจากเดิมเพียง 29.1% ไปอยู่ที่ 84.5% (เพิ่มขึ้นกว่า 55 จุดเปอร์เซ็นต์) โดยการปรับปรุงครอบคลุมปัญหาทั้ง compression artifacts, blur, และ noise และมี effect size ของการปรับปรุงที่สูงอย่างมีนัยสำคัญ การค้นพบนี้เปิดทางให้เห็นว่า diffusion-based enhancement เป็นเครื่องมือที่ทรงพลังสำหรับ forensic face recognition โดยเฉพาะในกรณีที่หลักฐานมีสภาพเสื่อมสภาพหนักและสอดคล้องกับแนวคิดที่จะใช้ AI เพื่อฟื้นฟูและรักษาความแม่นยำในสถานการณ์จริงที่เต็มไปด้วยข้อจำกัด

37) Alzubi (2025, Abstract) ได้นำเสนอกรอบงานที่ใช้ Generative Adversarial Networks (GAN) เพื่อแก้ปัญหการจดจำใบหน้าเมื่อสวมหน้ากาก โดยระบบแรกจะสร้างภาพใบหน้าแบบปลดหน้ากาก (mask-free) หากได้รับภาพสวมหน้ากาก ในขณะที่ระบบย่อยเป็น Dual Scale Adaptive Efficient Attention Network (DS-AEAN) ที่รับอินพุตทั้งภาพจริงและภาพที่สร้างมาเพื่อจำแนกอัตลักษณ์บุคคล หลังผ่านกระบวนการเพิ่มประสิทธิภาพด้วย Enhanced Addax Optimization Algorithm (EAOA) ผลลัพธ์แสดงว่าระบบสามารถปรับปรุงความแม่นยำในการระบุตัวบุคคลได้อย่างมีนัยสำคัญเมื่อเทียบกับโมเดลเดิม ในนามของการพิสูจน์ตัวตนในสิ่งแวดล้อมจริงที่มีการปิดบัง (เช่น แมสก์) งานนี้จึงโดดเด่นในฐานะกรณีศึกษาที่ชี้ให้เห็นว่าแม้การสวมหน้ากากเป็นต่ออุปสรรคสำคัญต่อการจดจำใบหน้า แต่ GAN พร้อม attention network ที่ได้รับการปรับแต่งอย่างเหมาะสมสามารถฟื้นฟูข้อมูลสำคัญในภาพเพื่อให้ระบบรู้จำได้อย่างแม่นยำและน่าเชื่อถือในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ยุคใหม่ (Alzubi et al., 2025)

38) Bacci, Briers และ Steyn (2024, Abstract) ได้พัฒนาวิธีการ image triage ในงานเปรียบเทียบใบหน้าทางนิติวิทยาศาสตร์ โดยนำเสนอระบบการให้คะแนนคุณภาพภาพแบบกึ่งเชิงปริมาณ (semi-quantitative scoring system) และวัดปัจจัยสำคัญ เช่น ความละเอียดภาพ (face-to-image pixel proportion) และคุณภาพการรับแสง (under-/over-exposure levels) จากชุดภาพพิสูจน์ที่มาจากฐานข้อมูล Wits Face Database ซึ่งประกอบด้วยภาพจากกล้องถ่ายภาพและ CCTV ถึง 400 กรณี โดยใช้แบบจำลองโลจิสติกส์เพื่อวิเคราะห์ผล พบว่าภาพที่มีคะแนนคุณภาพสูงและ face-to-image pixel proportion สูงสัมพันธ์กับการจับคู่ที่ถูกต้อง ในขณะที่ภาพที่มีความมืดหรือสว่างเกินไปทำให้เกิด false positives หรือ false negatives การศึกษานี้ชี้ว่าเครื่องมือคัดกรองภาพคุณภาพสามารถช่วยป้องกันการใช้อาจก่อให้เกิดข้อผิดพลาดในการสืบสวน และแนะนำให้มีการปรับใช้แนวทางนี้ในการเตรียมข้อมูลก่อนเริ่มการเปรียบเทียบใบหน้าในงานจริงเพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือในบริบทของศาล (Bacci et al., 2024)

39) Swapna Rani และทีม (2024, Abstract) เสนอแนวทางใหม่ในการเพิ่มความแม่นยำของระบบจดจำใบหน้าในสภาวะแสงน้อยโดยใช้ Convolutional Neural Networks (CNNs) ร่วมกับ Deep Retinex Decomposition Network (DRDN) สำหรับปรับปรุงแสง และอัลกอริธึม CenterFace ที่ผสานการ denoising และ feature fusion เพื่อให้เกิดการจับลักษณะใบหน้าอย่างชัดเจน แม้ในสภาพแสงต่ำ ผลการทดลองระบุว่าแม้ว่าสภาพแสงจะเป็นปัญหาหลักต่อการจดจำแต่เมื่อใช้ระบบนี้ร่วมกัน ความแม่นยำของการจดจำสามารถเพิ่มขึ้นจนเกิน 80% ได้อย่างมีนัยสำคัญ นับเป็นหลักฐานที่ชี้ให้เห็นว่าการผสมผสานของ CNN กับโครงสร้าง Retinex และการ fusion ที่ออกแบบมาเฉพาะสามารถเพิ่มการจับคุณลักษณะใบหน้าในสภาพแสงไม่เอื้ออำนวยอย่างมีประสิทธิภาพ (Swapna Rani et al., 2024)

40) Balafrej และ Dahmane (2024, Abstract) เสนอแนวทางใหม่ในการเพิ่มความแม่นยำได้ในการใช้งานจริงของระบบตรวจจับ deepfake โดยเน้นการพัฒนาให้มีความรวดเร็วและประหยัดทรัพยากร (edge-capable) ผ่านการปรับโครงสร้างเครือข่ายประสาทเทียม (CNN) ให้มีขนาดเล็กลงโดยใช้เทคนิคจากกลุ่ม steganalysis ร่วมกับการใช้วิธีการ “steganographic-like” approach เพื่อดึงร่องรอยของการปลอมแปลงในข้อมูลแบบเบามาก เทคโนโลยีนี้ทดสอบบน dataset ชื่อดังสองชุด Celeb-DFv2 และ DFDC พบว่าระบบใหม่สามารถรักษาความแม่นยำในการตรวจจับได้เปรียบเทียบกับโมเดลขนาดใหญ่ ในขณะที่ลดต้นทุนทรัพยากรประมวลผลอย่างมีนัยสำคัญ ทำให้เป็นเบาะแสเชิงปฏิบัติที่มีความสำคัญต่อ forensic video analysis ในอนาคตและเหมาะกับการนำไปใช้ในหน่วยงานที่มีข้อจำกัดด้านฮาร์ดแวร์หรือเวลาจริง (Balafrej & Dahmane, 2024)

41) Lai และคณะ (2025, Abstract) เสนอแนวคิดเชิงรุก (proactive forensics) ในการตรวจจับ deepfake ด้วยการฝัง digital watermarking ลงในวิดีโอหรือภาพก่อนหน้า (pre-distribution watermarking) แทนการพึ่งระบบ passive detection เช่น การวิเคราะห์

ร่องรอยของภาพ วิธีนี้ช่วยให้สามารถตรวจจับการปลอมแปลงได้ทันทีในระดับเวลาจริง (real-time) และยังสามารถติดตามที่มาของข้อมูล (traceability) เมื่อมีการแชร์หรือแพร่กระจายในโลกไซเบอร์ กล่าวคือการวาง "เครื่องหมายเฉพาะ (embedded markers)" ช่วยด้านการแก้ไขให้ลำบากและเป็นข้อมูลทางกฎหมายที่แข็งแกร่ง ในการศึกษาระบุข้อดีแฉะชัด เช่น การตรวจจับทันที การฝังแบบไม่ทำให้ทรัพยากรเปลือง, ต่อด้านการแก้ไข และสามารถใช้เป็นหลักฐานในศาลได้ในขณะเดียวกัน งานวิจัยยังชี้ให้เห็นพื้นที่ว่างทางวิชาการ เช่น watermarking ที่ปรับตัวข้ามโดเมน หรือมีการปรับเปลี่ยนตามสภาพแวดล้อม (adaptive watermarking) เพื่อรับมือกับเทคนิค deepfake ใหม่ ๆ ในอนาคต (Lai et al., 2025)

42) Li และทีม (2024, Abstract) นำเสนอวิธีการ ID-In painter ซึ่งเป็นโมเดล identity-guided face inpainting ที่ใช้หลักการรักษาลักษณะ (identity preservation) ในการคืนสภาพใบหน้าที่ยังหรือมีส่วนถูกปิดบัง (occlusion) โดยใช้แนวคิด sampling identity distribution และ GAN-like fusing network เพื่อให้ได้ภาพที่มีคุณลักษณะโครงหน้าใกล้เคียงภาพจริงผ่านชุดทดสอบบน LFW, CFP-FP และ AgeDB-30 พบว่า ID-In painter ให้ผลลัพธ์ “state-of-the-art” ทั้งด้านคุณภาพการฟื้นฟูและความแม่นยำในการทำ face recognition สูงกว่าเทคนิคเดิมหลายอย่าง วิธีนี้จึงเป็นก้าวสำคัญในงานวิเคราะห์ใบหน้าในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ที่ต้องการการระบุตัวบุคคลแม้ส่วนหนึ่งของใบหน้าหลุดหรือถูกปิด (Li et al., 2024)

43) Zhang, R., Wang, H., Du, M., Liu, H., Zhou, Y., & Zeng, Q. (2023, Abstract) งานนี้พัฒนา UMMAFormer เฟรมเวิร์กทรานส์ฟอร์มเมอร์สำหรับ Temporal Forgery Localization (TFL) ที่สามารถ “ระบุตำแหน่งช่วงเวลาที่ถูกปลอมแปลงในวิดีโอ” ด้วยการประยุกต์ multimodal adaptation รวม 2 นวัตกรรมหลักคือ Temporal Feature Abnormal Attention (TFAA) ซึ่งอาศัยการ reconstruct คุณลักษณะตามเวลาเพื่อขยายความต่างเล็กๆ ระหว่างช่วงจริง/ปลอม และ Parallel Cross-Attention FPN (PCA-FPN) เพื่อเพิ่มสัญญาณคุณลักษณะเชิงละเอียด (subtle features) งานนี้ยังเสนอชุดข้อมูล TVIL สำหรับวิดีโอ inpainting และรายงานผลเหนือกว่าวิธีเดิมบนชุด LAV-DF, TVIL, Psynd อย่างมีนัยสำคัญ สะท้อนว่าการผสมผสานทรานส์ฟอร์มเมอร์กับการเรียนรู้ข้ามโมดัลช่วยยกระดับความแม่นยำและความทนทานของ TFL สำหรับบริบทนิติวิทยาศาสตร์จริงได้ดีขึ้น (Zhang et al., 2023)

44) Akhtar, Hussain และ Habib (2024) พัฒนาเทคนิคแบบ สองขั้นตอน (Two-Stage) เพื่อตรวจจับ และระบุตำแหน่งการปลอมแปลง (inter-frame tampering) ในวิดีโอ surveillance โดยอาศัยลักษณะเฉพาะของ texture (เช่น MR-LBP) และ Optical Flow (OF) โมเดลระบุจุดเริ่มต้นของการปลอม (frame insertion, duplication) จากนั้นใช้ OF aggregation และค่าความแปรปรวนของ MR-LBP เพื่อลด false positives ผลการทดลองบนชุดข้อมูลต่าง ๆ แสดงว่าเทคนิคนี้

สามารถเข้าถึง Accuracy สูงกว่า 99% และยังคงทำงานได้รวดเร็ว แม้ในสถานการณ์ที่ความยาวคลิปวิดีโอสั้นหรือมีการปลอมแปลงจำนวนน้อย งานนี้แสดงศักยภาพในการนำไปใช้จริงในภาคนิติวิทยาศาสตร์ ที่ต้องการความแม่นยำ และสปีดสูงในการตรวจสอบวิดีโอตรวจสอบ (Akhtar et al., 2024)

45) Xie และทีม (2025, Abstract) พัฒนารอบงาน LL-FER (Low-light Facial Expression Recognition) ที่ใช้แนวคิด joint learning โดยผสานระบบ Low-Light Enhancement Network (LLENet) กับ Facial Expression Recognition (FER) Network เข้าด้วยกันผ่าน joint loss ที่ช่วยให้ LLENet ฟื้นฟูรายละเอียดและความสว่างของภาพให้อยู่ในระดับที่ FER Network สามารถรับรู้คุณลักษณะใบหน้าเพื่อจำแนกอารมณ์ได้ดีขึ้น ผลลัพธ์ทดลองบนชุดข้อมูล FER ภายใต้สภาวะแสงต่ำ แสดงว่า LL-FER ให้ภาพที่ไม่เพียงดูดีขึ้นทางสายตา แต่ยังเพิ่มความแม่นยำของ FER ได้อย่างเป็นนัยสำคัญ นับว่าเป็นโซลูชันที่นำแนวคิดภาพขั้นสูงมาใช้แก้ปัญหาเชิงปฏิบัติในสภาพแวดล้อมจริงอย่างมีประสิทธิภาพ Enhancement Network (LLENet) กับ Facial Expression Recognition (FER) Network เข้าด้วยกันผ่าน joint loss ที่ช่วยให้ LLENet ฟื้นฟูรายละเอียดและความสว่างของภาพให้อยู่ในระดับที่ FER Network สามารถรับรู้คุณลักษณะใบหน้าเพื่อจำแนกอารมณ์ได้ดีขึ้น ผลลัพธ์ทดลองบนชุดข้อมูล FER ภายใต้สภาวะแสงต่ำ แสดงว่า LL-FER ให้ภาพที่ไม่เพียงดูดีขึ้นทางสายตา แต่ยังเพิ่มความแม่นยำของ FER ได้อย่างเป็นนัยสำคัญ นับว่าเป็นโซลูชันที่นำแนวคิดภาพขั้นสูงมาใช้แก้ปัญหาเชิงปฏิบัติในสภาพแวดล้อมจริงอย่างมีประสิทธิภาพ (Xie et al., 2025)

46) Jain, Klare และ Park (2012, Abstract) เสนอการทบทวนแนวทางเทคโนโลยีในงาน forensic face recognition and retrieval โดยประเด็นสำคัญคือการใช้ face retrieval เพื่อค้นคืนภาพจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ เช่น ในกรณีภาพสเก็ตช์ หรือรูปจากกล้องวงจรปิดที่คุณภาพต่ำ งานวิจัยนี้ลงลึกเรื่อง challenges เช่น aging, pose, marks and scars, low-resolution และ sketch-to-photo matching และแสดงให้เห็นว่า preprocessing เช่น image enhancement หรือใช้ soft biometrics สามารถช่วยเพิ่ม accuracy ได้ แม้ในกรณีที่ข้อมูล probe มีเงื่อนไขยาก และมักต้องมีผู้เชี่ยวชาญมนุษย์ช่วยตรวจสอบผล แนะนำวิธีปรับแต่งระบบเพื่อให้เหมาะกับงานนิติเวชจริง (matching, retrieval, preprocessing) ได้ดีขึ้น (Anil K. Jain et al., 2012)

47) Karakus และคณะ (2022, Abstract) พัฒนาซอฟต์แวร์สำหรับงานนิติวิทยาศาสตร์ที่สามารถตรวจจับและรู้จำใบหน้าแบบ real-time จากฟีดเดอร์ข้อมูลทั้งภาพและวิดีโอ โดยใช้ YOLOv5 และ deep learning models เพื่อรองรับภาพที่ซับซ้อน เช่น เบลอ บ้างบางส่วน หรืออยู่ในสภาพแสงไม่เอื้อ นำเสนอรายงานผลให้กับผู้สอบสวน ซึ่งช่วยลดภาระการตรวจสอบด้วยตนเองและเพิ่มความรวดเร็วในการค้นหาหลักฐานที่เกี่ยวข้องได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Karakus et al., 2022)

48) Ugail และคณะ (2025) นำเสนอวิธีการ latent diffusion-based image enhancement เพื่อปรับปรุงภาพใบหน้าที่เสื่อมสภาพจากแหล่งหลักฐานนิติวิทยาศาสตร์ เช่น ภาพ LFW ที่มีการ

บีดัด ชุม เบลอ หรือมี noise จำนวน 3,000 บุคคล ผ่าน 24,000 การจับคู่ทดสอบระบบสามารถเพิ่มความแม่นยำของการจดจำใบหน้าจาก 29.1% เป็น 84.5% การปรับปรุงที่โดดเด่นมากถึง 55.4 จุดเปอร์เซ็นต์ โดยมีผลทางสถิติและขนาดผลลัพธ์ (effect size) ชัดเจน งานวิจัยนี้จึงเป็นหลักฐานใหม่ว่าเทคนิค diffusion-based enhancement สามารถช่วยให้การจำแนกใบหน้าในบริบท forensic ที่คุณภาพภาพต่ำเป็นจริงได้มากขึ้น (Ugail et al., 2025)

49) Michalski, Malec, Clothier และ Basset (2024) ทำการทดสอบระบบ Face Recognition แบบ commercial-off-the-shelf (COTS) ในบริบทของ Disaster Victim Identification (DVI) โดยใช้ภาพ post-mortem (PM) เปรียบเทียบกับภาพ ante-mortem (AM) เช่น ภาพถ่ายบัตรประชาชน หนังสือเดินทาง หรือฐานข้อมูลบุคคลที่หายไป ผลการทดสอบสะท้อนให้เห็นว่าเทคโนโลยีสามารถเร่งกระบวนการคัดกรองผู้เสียชีวิตได้จริง โดยช่วยลดเวลาและภาระของผู้เชี่ยวชาญนิติวิทยาศาสตร์ อย่างไรก็ตาม ความแม่นยำของระบบลดลงอย่างมากเมื่อภาพ PM มีคุณภาพต่ำหรือมีความเสียหายของใบหน้า เช่น การบวม เสื่อมสภาพหลังความตาย หรือผลกระทบจากอุบัติเหตุรุนแรง การศึกษายังระบุว่าคุณภาพของภาพ และปัจจัยเฉพาะสภาพศพ เช่น ระยะเวลาหลังการเสียชีวิตหรือสภาพของผิวหนัง ส่งผลโดยตรงต่อคะแนน similarity และอัตราการจับคู่ที่ถูกต้อง (true matches) ตัวเลข error rates ที่สูงขึ้นในบางกรณีทำให้ผู้วิจัยแนะนำว่า ไม่ควรใช้ Face Recognition เพียงลำพัง แต่ควรใช้เป็นระบบสนับสนุน (supportive tool) ควบคู่กับการตรวจสอบโดยผู้เชี่ยวชาญมนุษย์ และหลักฐาน biometric อื่น ๆ เช่น ลายนิ้วมือและ DNA เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ งานนี้จึงสะท้อนว่า Face Recognition มีศักยภาพสูงในการใช้ใน mass disaster และ การพิสูจน์เอกลักษณ์ในกรณีผู้สูญหาย แต่ต้องมีการ calibrate ระบบและตั้ง threshold ใหม่ ให้สอดคล้องกับ forensic use case และควรสร้าง guideline เชิงมาตรฐาน สำหรับการนำ Face Recognition ในงาน DVI เพื่อให้ได้ประโยชน์สูงสุดในเชิงปฏิบัติและเป็นที่ยอมรับทางกฎหมาย (Michalski et al., 2024)

50) Norman, Agarwal และ Farid (2023, Abstract) งานวิจัยฉบับนี้มุ่งประเมินสมรรถนะของระบบ forensic facial recognition โดยเปรียบเทียบการทำงานระหว่างสถานะแล็บที่ควบคุมได้ (controlled lab setting) และสภาพจริงในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ ผลการทดลองพบว่าในห้องปฏิบัติการ ระบบสามารถทำงานได้อย่างแม่นยำสูงกว่า 95% อย่างไรก็ตาม เมื่อย้ายไปใช้กับข้อมูลจริง เช่น ภาพจากกล้องวงจรปิดที่มีความละเอียดต่ำ ภาพที่เบลอหรือถูกบดบังบางส่วน (occlusion) ตลอดจนภาพ post-mortem ที่มีการเสื่อมสภาพของเนื้อเยื่อ ความแม่นยำกลับลดลงเหลือเพียงประมาณ 65% เท่านั้น ปัญหาที่สำคัญ ได้แก่ (1) ภาพคุณภาพต่ำและ occlusion ทำให้ระบบไม่สามารถระบุ landmark บนใบหน้าได้ครบถ้วน ส่งผลให้ embedding ที่ได้ไม่เสถียร (2) การเปลี่ยนแปลงของ facial features หลังการเสียชีวิต ซึ่งเพิ่มอัตรา false negatives และ (3) ความแตกต่างระหว่างผลการทดสอบในแล็บกับการทำงานภาคสนาม (lab-field discrepancy)

ที่สะท้อนว่าค่าความแม่นยำจากงานวิศวกรรมทั่วไปไม่สามารถใช้แทนความจริงในบริบท forensic ได้โดยตรง ข้อเสนอเชิงปฏิบัติของผู้วิจัยคือ ควรมี การปรับค่า threshold ให้เหมาะสมกับการใช้งาน ใน forensic use-case เพื่อลดความเสี่ยงจากการตีความผิดพลาด นอกจากนี้ควรใช้แนวทาง hybrid หรือ multi-modal โดยผสาน FR เข้ากับหลักฐานชีวมิติอื่น ๆ เช่น ลายนิ้วมือ หรือพยานบุคคล เพื่อเสริมความน่าเชื่อถือ สุดท้ายรายงาน forensic ที่อ้างอิงผลลัพธ์จาก FR จำเป็นต้องระบุข้อจำกัด ของระบบอย่างชัดเจน และไม่ควรใช้ผลลัพธ์ของ FR เพียงอย่างเดียวเป็นหลักฐานตัดสิน ในกระบวนการยุติธรรม (J. D. Norman et al., 2023)



บทที่ 3

วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

การวิจัยนี้มุ่งศึกษาการค้นคืนภาพเพื่อระบุเอกลักษณ์บุคคลจากภาพถ่ายบัตรประชาชน ด้วยการจดจำใบหน้า ในกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในบริบทของงานนิติเวชศาสตร์

กลุ่มตัวอย่าง ได้จากการคัดเลือกแบบเฉพาะเจาะจง ประชากรไทย อายุระหว่าง 20–59 ปี บริบูรณ์ รวมจำนวนทั้งสิ้น 100 คน ประกอบด้วย

1) อาสาสมัครที่เข้าร่วมการวิจัยประกอบด้วยบุคคลสัญชาติไทยที่มีบัตรประจำตัวประชาชนและยินยอมเข้าร่วมการศึกษาโดยสมัครใจ ผู้เข้าร่วมต้องมีสุขภาพแข็งแรง ไม่มีความบกพร่องทางการมองเห็นหรือการได้ยิน สามารถอ่านและเขียนภาษาไทยได้ และมีถิ่นพำนักอยู่ในกรุงเทพมหานครหรือปริมณฑล เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความสมดุลทางสถิติและแสดงสภาพใบหน้าที่เปลี่ยนแปลงตามช่วงอายุจริง จึงคัดเลือกเฉพาะผู้ที่มีอายุของบัตรประชาชนห่างจากอายุปัจจุบันระหว่าง 1–6 ปี ทั้งนี้ได้แบ่งกลุ่มอายุของอาสาสมัครออกเป็น 7 ช่วง ได้แก่ 20–25, 26–31, 32–37, 38–43, 44–49, 50–55 และ 56–59 ปี โดยแต่ละช่วงอายุมีจำนวนอาสาสมัครเฉลี่ยกลุ่มละประมาณ 14–15 คน เพื่อให้การกระจายของข้อมูลครอบคลุมทุกช่วงอายุและสามารถใช้เปรียบเทียบผลได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

2) ผู้เชี่ยวชาญที่เข้าร่วมในการประเมินผลประกอบด้วยบุคลากรผู้มีความรู้และประสบการณ์ด้านการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลมาไม่น้อยกว่า 2 ปี จำนวน 10 คน

เกณฑ์การคัดออก ได้แก่ ประชากรที่ไม่ใช่คนไทย ผู้มีอายุไม่เป็นตามเกณฑ์ที่กำหนด ภาพถ่ายคุณภาพต่ำ ภาพเบลอ ภาพซ้ำซ้อน หรือภาพที่ใบหน้าถูกบดบังจนไม่สามารถระบุได้ รวมถึงผู้ที่ไม่ยินยอมเข้าร่วม หรือขอถอนตัวระหว่างการศึกษา ซึ่งข้อมูลของบุคคลดังกล่าวจะไม่ถูกนำไปวิเคราะห์จริยธรรมและการคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล

โครงการวิจัยนี้ได้รับอนุมัติจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ มหาวิทยาลัยศิลปากร เลขที่โครงการวิจัย REC 68.0220-03301426 วันที่รับรอง 17 เมษายน 2568 วันหมดอายุ 16 เมษายน 2569 โดยกำหนดมาตรการคุ้มครองข้อมูลตามพระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 ข้อมูลส่วนบุคคลและภาพถ่ายของอาสาสมัครจะถูกปกปิดตัวตน และเข้ารหัสเพื่อป้องกันการเข้าถึงโดยไม่ได้รับอนุญาต ผู้เข้าร่วมมีสิทธิที่จะปฏิเสธหรือถอนตัวจากการวิจัยได้ทุกเมื่อโดยไม่กระทบต่อสิทธิประโยชน์อื่นใดที่พึงมีกระบวนการอธิบายสิทธิ ความเสี่ยง และประโยชน์ของการเข้าร่วมได้ถูกดำเนินการอย่างโปร่งใส ก่อนลงนามในหนังสือยินยอมและจัดเก็บในระบบที่มีการควบคุมการเข้าถึงอย่างเข้มงวด ณ สถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ เป็นระยะเวลา 5 ปี ก่อนดำเนินการทำลายข้อมูลอย่างปลอดภัยตามมาตรฐานสากล

นิยามเชิงปฏิบัติการของตัวชี้วัด

: ค่าความคล้ายของคู่ใบหน้า (Similarity Score) ค่าที่ใช้วัดระดับความเหมือนของใบหน้าสองภาพ โดยคำนวณจาก Cosine Similarity (ช่วงค่า -1 ถึง 1) และ Euclidean Distance ที่ผ่านการปรับสเกล ค่าที่มีค่าใกล้ 1 หรือมีระยะทางต่ำกว่าเกณฑ์ (threshold) ถือว่าเป็นบุคคลเดียวกัน

: เวลาในการค้นคืนภาพ (Retrieval Time) ระยะเวลาตั้งแต่ระบบได้รับภาพสืบค้นจนคืนผลลัพธ์ชุดแรก วัดเป็นหน่วยวินาที โดยรายงานผลเป็นค่าเฉลี่ย $\pm$ ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) จำแนกตามมุมมอง และเปรียบเทียบกับเวลาที่ผู้เชี่ยวชาญใช้ค้นหาด้วยสายตา

: ความแม่นยำอันดับที่ 1 และ 5 อันดับแรก (Top-1 / Top-5 Accuracy) ร้อยละของการค้นคืนที่ระบบสามารถระบุตัวบุคคลได้ถูกต้องในอันดับที่ 1 หรือภายใน 5 อันดับแรกจากฐานข้อมูลทั้งหมด พร้อมรายงานช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval) ที่ได้จากการทดสอบแบบ Bootstrap ข้อมูลทั้งหมดแบ่งออกเป็นสองมิติหลัก ได้แก่

1. ข้อมูลเชิงเทคนิค ได้แก่ ผลการทำงานของโปรแกรม เช่น ค่าความคล้ายของใบหน้า (Similarity Score) ระยะทางของเวกเตอร์ (Euclidean Distance) และเวลาในการค้นคืนภาพ (Retrieval Time)

2. ข้อมูลเชิงความคิดเห็น ได้แก่ ผลจากแบบสอบถามความพึงพอใจของผู้ใช้ครอบคลุมด้านความแม่นยำ ความสะดวก ความเสถียร ความปลอดภัย และความพึงพอใจโดยรวมข้อมูลทั้งสองมิติถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยสถิติที่เหมาะสม เพื่อให้ผลลัพธ์สะท้อนทั้งความถูกต้องเชิงสถิติและความหมายเชิงปฏิบัติ ข้อมูลทั้งสองมิติถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยสถิติที่เหมาะสม เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่สะท้อนทั้งความถูกต้องทางสถิติและความหมายในเชิงการใช้งานจริง

3.2 เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

การวิจัยครั้งนี้ใช้เครื่องมือในการเก็บรวบรวมข้อมูล 4 ประเภทหลัก ดังนี้

1. โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 ซอฟต์แวร์ต้นแบบ FaceRecognitionTool_V1 ได้รับการพัฒนาขึ้นโดยผู้วิจัยด้วยภาษาการเขียนโปรแกรมระดับสูง Python เพื่อจำลองกระบวนการตรวจจับ จดจำ และค้นคืนภาพใบหน้าจากภาพถ่ายบัตรประชาชนในบริบทของนิติเวชศาสตร์ โดยผสมผสานเทคโนโลยี Face Recognition และ Deep Learning เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการระบุเอกลักษณ์บุคคลและตรวจสอบความสอดคล้องของภาพจากหลายมุมมอง

ชุดคำสั่งสำเร็จรูป หรือ ไลบรารีหลักที่ใช้พัฒนาโปรแกรม

- NumPy ใช้ในการประมวลผลเวกเตอร์ใบหน้า (Face Embedding) และคำนวณระยะทางระหว่างเวกเตอร์ เช่น Euclidean Distance และ Cosine Similarity เพื่อหาค่าความคล้ายของใบหน้า

- **SciPy** ใช้สำหรับการทดสอบทางสถิติ เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ของระบบในแต่ละเงื่อนไขเช่น t-test สำหรับข้อมูลที่มีการแจกแจงแบบปกติ Mann-Whitney U test สำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นปกติเพื่อหาค่า p-value ของการเปรียบเทียบ

- **scikit-learn (sklearn)** ใช้ประเมินสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้า โดยมีตัวชี้วัดหลัก ดังนี้

Accuracy คือ อัตราการจำแนกใบหน้าถูกต้อง (Match/Non-match) โดยรวมของระบบ
Recall คือ สัดส่วนของข้อมูลที่ตรงจริงทั้งหมดที่ระบบสามารถตรวจพบได้ หรือความสามารถในการตรวจจับให้ครบ ซึ่งระบบจะทำการ “ตรวจจับก่อน”

Precision คือ สัดส่วนของผลที่ระบบทำนายว่าตรง แล้วตรวจสอบภายหลังพบว่าตรงจริง แสดงถึงความแม่นยำของการทำนาย

F1-score ค่าความสมดุลระหว่าง Precision และ Recall ซึ่งคำนวณจากค่าเฉลี่ยเชิงฮาร์โมนิก (Harmonic Mean) ใช้เมื่อต้องการประเมินทั้งความแม่นยำและความครอบคลุมในระดับสมดุล

- **ROC Curve (Receiver Operating Characteristic Curve)** สัดส่วนของกรณีที่ระบบทำนายถูกต้องว่าเป็นบุคคลเดียวกัน (True Positive Rate – TPR) กับสัดส่วนของกรณีที่ระบบทำนายผิด ว่าเป็นบุคคลเดียวกัน (False Positive Rate – FPR) ใช้เพื่อประเมินว่าระบบสามารถแยกแยะใบหน้าที่เหมือนกันและต่างกันได้ดีเพียงใดภายใต้ค่า Threshold ที่แตกต่างกัน

- **AUC (Area Under Curve)** ค่าพื้นที่ใต้กราฟ ROC หากค่าใกล้ 1.0 แสดงว่าระบบมีความสามารถในการแยกแยะสูง ยิ่งค่า AUC สูง ยิ่งบ่งชี้ถึงความแม่นยำของระบบ

- **Equal Error Rate (EER)** เป็นตัวชี้วัดสำคัญที่ใช้บ่งบอก ความสมดุลของความผิดพลาดในระบบจดจำใบหน้า โดยหมายถึง จุดที่ค่าความผิดพลาดทั้งสองประเภทเท่ากัน ได้แก่

- **False Accept Rate (FAR)** หรือ อัตราการยอมรับคนผิด หมายถึงกรณีที่ระบบทำนายผิดว่าภาพของ “คนละคน” เป็น “คนเดียวกัน”

- **False Reject Rate (FRR)** หรือ อัตราการปฏิเสธคนถูก หมายถึงกรณีที่ระบบทำนายผิดว่าภาพของ “คนเดียวกัน” เป็น “คนละคน” เมื่อระบบมี EER ต่ำ แสดงว่า ทั้ง FAR และ FRR ต่างก็อยู่ในระดับต่ำ หมายความว่าระบบสามารถจำแนกได้แม่นยำและมีความสมดุล ไม่เอนเอียงไปทางใด เช่น ไม่ยอมรับผิดมากเกินไป และไม่ปฏิเสธถูกมากเกินไป ดังนั้น EER คือจุดสมดุลของความผิดพลาด ยิ่งค่า EER ต่ำ ระบบยิ่งมีความแม่นยำและน่าเชื่อถือสูง

- **Matplotlib** ใช้สร้างกราฟและแผนภาพทางสถิติ เช่น กราฟ ROC และ Bland-Altman Plot เพื่อประเมินความสอดคล้องระหว่างการวัดของระบบกับผู้เชี่ยวชาญ รวมถึงใช้แสดงคะแนนความแม่นยำและการกระจายของข้อมูลเชิงภาพ

การประเมินสมรรถนะเชิงจำแนก

การประเมินสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้าดำเนินการโดยใช้คำสั่งในโมดูล **sklearn.metrics** เป็นฟังก์ชันสำเร็จรูปในไลบรารี **scikit-learn (sklearn)** ใช้สำหรับ ประเมินประสิทธิภาพ หรือ เครื่องมือวัดผล ของระบบ AI หรือ Machine Learning เพื่อดูประสิทธิภาพของการทำงานของระบบ ในการคำนวณตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่

- **roc_curve(y_true, y_score)** สำหรับสร้างเส้นโค้ง ROC
- **Auc (fpr, tpr)** สำหรับคำนวณพื้นที่ใต้เส้น ROC (ROC-AUC)
- **accuracy_score, precision_score, recall_score, และ f1_score** สำหรับประเมินค่าความถูกต้องและความแม่นยำโดยรวมของระบบ

- **Equal Error Rate (EER)** ไม่มีฟังก์ชันสำเร็จรูปใน **scikit-learn** ต้องคำนวณเพิ่มเติมจากเส้น ROC/DET โดยหาระดับ threshold ที่ทำให้ $FAR \approx FRR$ (มักใช้การอินเตอร์โพล)

การนำเสนอผลลัพธ์อยู่ในรูปแบบกราฟ เช่น เส้นโค้ง ROC และ ถ้าประเมิน “ค่าต่อเนื่องแบบจับคู่” เช่น เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบกับผู้เชี่ยวชาญ) อาจใช้ Bland-Altman plot เพื่อดูความสอดคล้องของการวัดทั้งสองวิธีได้อย่างเหมาะสม ทั้งนี้ Bland-Altman ใช้กับตัวแปรต่อเนื่อง ไม่ได้ใช้โดยตรงกับผลจำแนกแบบคลาส

2. กล้องและอุปกรณ์ถ่ายภาพ ใช้กล้องดิจิทัล Nikon Z50 พร้อมเลนส์ NIKKOR Z DX 16–50 mm f/3.5–6.3 VR เพื่อถ่ายภาพใบหน้าอาสาสมัครภายใต้ระยะ มุมกล้อง แสง และฉากหลังที่ถูกควบคุมอย่างเป็นมาตรฐาน เพื่อให้ได้ภาพที่มีคุณภาพสูงและสามารถเปรียบเทียบได้ทุกมุมมองอย่างสอดคล้องกัน

3. เครื่องมือวัดเวลา ใช้สำหรับบันทึกและเปรียบเทียบเวลาการค้นคืนภาพที่ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ใช้กับเวลาที่ผู้เชี่ยวชาญใช้ในการค้นหาภาพเดียวกัน เพื่อวิเคราะห์ความเร็วและประสิทธิภาพเชิงเวลาของระบบจดจำใบหน้า

4. แบบสอบถามความพึงพอใจ เป็นแบบสอบถามมาตราส่วนไลเคิร์ต 5 ระดับ มาตราส่วนไลเคิร์ต เป็นรูปแบบการวัดความคิดเห็นที่พัฒนาโดย (Likert, 1932) ใช้เพื่อในการวิจัยนี้ แบบสอบถามมาตราส่วนไลเคิร์ต 5 ระดับ ถูกใช้เพื่อวัดความคิดเห็นของผู้ใช้เกี่ยวกับสมรรถนะและประสบการณ์การใช้งานของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ใน 6 มิติ ได้แก่ ความสะดวก ความเร็ว ความแม่นยำ ความเสถียร ความปลอดภัย ความพึงพอใจโดยรวม จากนั้นน้อยไปมาก หรือจากเห็นต่างไปเห็นด้วยมากที่สุด โดยทั่วไปนิยมกำหนดระดับ ดังนี้

ระดับคะแนน 5 เห็นด้วยอย่างยิ่ง / พึงพอใจมากที่สุด

ระดับคะแนน 4 เห็นด้วย / พึงพอใจมาก

ระดับคะแนน 3 ปานกลาง / พอใช้

ระดับคะแนน 2 ไม่เห็นด้วย / ฟังพอน้อย

ระดับคะแนน 1 ไม่เห็นด้วยอย่างยิ่ง / ฟังพอน้อยที่สุด

3.3 การวิเคราะห์คุณภาพของเครื่องมือ

1. คุณภาพของโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1

การตรวจสอบคุณภาพของโปรแกรมมุ่งเน้นการประเมินความเที่ยงตรง และความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ โดยใช้ตัวชี้วัดมาตรฐานด้านไบโอเมตริกซ์ ได้แก่

- ROC-AUC (Receiver Operating Characteristic
- Area Under Curve) สำหรับวัดประสิทธิภาพโดยรวมของระบบในการจำแนกใบหน้า
- EER (Equal Error Rate) เพื่อประเมินความสมดุลของอัตราความผิดพลาดสองประเภท
- Top-1 Accuracy และ Top-5 Accuracy สำหรับตรวจสอบความถูกต้องของการจำแนกผลลัพธ์ในลำดับที่หนึ่งและห้า
- การประเมินด้วย Bootstrap จำนวน 1,000 รอบ เพื่อยืนยันเสถียรภาพของค่าทางสถิติที่ได้จากการจำลองซ้ำ

2. คุณภาพของแบบสอบถามความพึงพอใจ

1. การตรวจสอบความเที่ยงตรง แบบสอบถามได้รับการตรวจสอบความตรงเชิงเนื้อหาโดยผู้ทรงคุณวุฒิด้านนิติวิทยาศาสตร์ ด้านวิทยาการคอมพิวเตอร์ ด้านและสถิติ จำนวน 3 ท่าน เพื่อพิจารณาความเหมาะสมของเนื้อหาและถ้อยคำของแต่ละข้อคำถามให้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์ของการวิจัย โดยแบบสอบถามถูกปรับแก้ตามข้อเสนอแนะของผู้ทรงคุณวุฒิ ก่อนนำไปทดลองใช้จริงกับกลุ่มตัวอย่างย่อย เพื่อทดสอบความเข้าใจและความสอดคล้องของเนื้อหา

2. การตรวจสอบความน่าเชื่อถือ ดำเนินการตรวจสอบด้วยสถิติ Cronbach's Alpha (α) และ McDonald's Omega (ω) ซึ่งเป็นสถิติที่ใช้วัดความสอดคล้องภายในของรายการคำถาม การคำนวณใช้โปรแกรมภาษา Python โดยใช้ไลบรารี pingouin ผ่านคำสั่ง `from pingouin import Cronbach_alpha, mcorr` เกณฑ์การแปลผลตามแนวทางของ (Nunnally, 1978) กำหนดว่าเมื่อค่า α หรือ $\omega \geq 0.80$ ถือว่ามีความน่าเชื่อถือสูง โดยมีระดับการตีความดังนี้

- ≥ 0.90 น่าเชื่อถือสูงมาก (Excellent Reliability) เครื่องมือมีความสอดคล้องภายในดีเยี่ยม
- $0.80 - 0.89$ น่าเชื่อถือสูง (High Reliability) เครื่องมือมีความเที่ยงและคงที่ดี
- $0.70 - 0.79$ น่าเชื่อถือปานกลาง (Acceptable Reliability) เครื่องมือมีความสอดคล้องภายในใช้ได้
- $0.60 - 0.69$ น่าเชื่อถือต่ำ (Questionable Reliability) ควรปรับปรุงบางข้อคำถาม

0.50 – 0.59 น่าเชื่อถือต่ำมาก (Poor Reliability) เครื่องมือไม่คงที่ ควรปรับปรุงใหม่
 < 0.50 ไม่น่าเชื่อถือ (Unacceptable) ไม่เหมาะสมสำหรับการใช้งาน

3.4 ตัวแปรที่ใช้ในการวิจัย

ภาพใบหน้าที่ใช้ในการทดสอบครอบคลุมลักษณะมุมต่าง ๆ ได้แก่ มุมเงย มุมก้ม ใบหน้าตรง และ มุมเฉียงสองระดับทั้งด้านซ้ายและขวา รวมถึงมุมด้านข้างทั้งสองข้าง เพื่อประเมินอิทธิพลของการเปลี่ยนแปลงมุมต่อประสิทธิภาพของระบบ นอกจากนี้ ยังได้ทดสอบผลของ สภาพดวงตา โดยเปรียบเทียบภาพใบหน้าตรงในขณะ สลึมตา และหลับตา เพื่อวิเคราะห์ว่าการเปลี่ยนแปลงลักษณะทางกายภาพดังกล่าวส่งผลต่อการจับคู่ใบหน้าและการประมวลผลของระบบอย่างไร

ตัวแปรอิสระ ตัวแปรอิสระในการวิจัยประกอบด้วย

: มุมภาพถ่ายใบหน้า ได้แก่ มุมเงย มุมก้ม ใบหน้าตรง มุมเฉียงซ้าย-ขวา และมุมด้านข้างทั้งสองข้าง

: สภาพดวงตา ได้แก่ ภาพใบหน้าขณะสลึมตาและหลับตา ทั้งสองปัจจัยนี้เป็นตัวแปรเชิงภาพ ที่คาดว่าจะส่งผลโดยตรงต่อประสิทธิภาพของระบบในการระบุเอกลักษณ์บุคคลจากภาพถ่ายบัตรประชาชน

ตัวแปรตาม ตัวแปรตามได้แก่ผลลัพธ์เชิงปริมาณและเชิงคุณภาพที่สะท้อนสมรรถนะของระบบ ได้แก่

- : ค่าความคล้ายของใบหน้า
- : ระยะทางของเวกเตอร์ใบหน้า
- : เวลาในการค้นคืนภาพ
- : ผลการระบุเอกลักษณ์บุคคลจากโปรแกรม
- : คะแนนความพึงพอใจของผู้ใช้

ตัวแปรควบคุม

เพื่อให้การทดลองมีความเที่ยงตรงและลดอิทธิพลจากปัจจัยภายนอก ผู้วิจัยได้กำหนดตัวแปรควบคุม ได้แก่

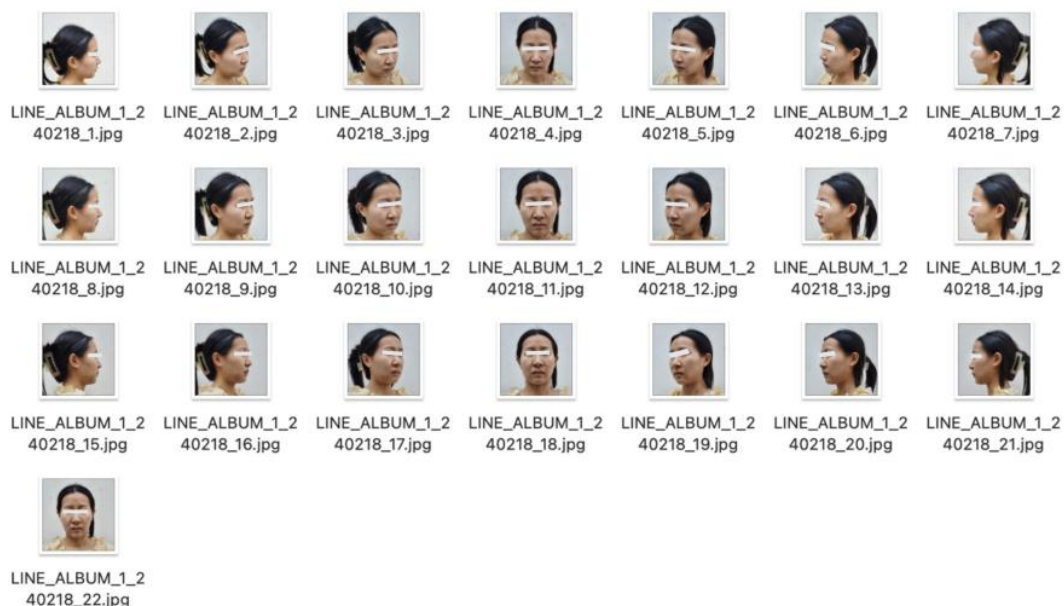
- : ประเภทของกล้องและเลนส์ ที่ใช้ในการถ่ายภาพ กล้องดิจิทัล Nikon Z50 พร้อมเลนส์ NIKKOR Z DX 16–50 mm f/3.5–6.3 VR
- : ระยะห่างและตำแหน่งการยืนของอาสาสมัคร ให้คงที่ในทุกมุมถ่าย
- : ช่วงอายุของผู้เข้าร่วมการวิจัย เพื่อให้การกระจายของกลุ่มตัวอย่างมีความสมดุลทางสถิติ
- : สภาพแสงและฉากหลังในการถ่ายภาพ ให้อยู่ภายใต้เงื่อนไขเดียวกัน เพื่อควบคุมความแตกต่างของคุณภาพภาพถ่าย

3.5 ขั้นตอนการดำเนินการ

การวิจัยนี้ดำเนินการตามลำดับขั้นตอนอย่างเป็นระบบ เพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความเที่ยงตรงและสามารถประเมินประสิทธิภาพของระบบจดจำใบหน้าได้อย่างครอบคลุม โดยแบ่งกระบวนการออกเป็น 3 ส่วนหลัก ได้แก่

3.5.1 การเตรียมและเก็บข้อมูลภาพใบหน้า ก่อนเริ่มการเก็บข้อมูล ผู้วิจัยได้ชี้แจงวัตถุประสงค์ สิทธิ และจริยธรรมการวิจัยแก่อาสาสมัครอย่างละเอียด จากนั้นอาสาสมัครจึงลงนามในแบบฟอร์มยินยอมเข้าร่วมการศึกษา (Informed Consent Form) เพื่อยืนยันความสมัครใจ การถ่ายภาพใบหน้าดำเนินการภายใต้มาตรฐานเดียวกันในด้านระยะ มุมกล้อง การจัดแสง และฉากหลัง เพื่อให้ได้ข้อมูลที่สามารถเปรียบเทียบได้อย่างถูกต้อง โดยถ่ายภาพใบหน้าอาสาสมัครแต่ละคนจำนวน 22 มุมต่อบุคคล ครอบคลุมทุกทิศทาง ได้แก่ ใบหน้าตรง มุมเอน มุมก้ม มุมเงยสองระดับ (ซ้าย-ขวา) และมุมด้านข้างทั้งสองด้าน เพื่อจำลองเงื่อนไขการรับภาพในสถานการณ์จริง ภาพถ่ายทั้งหมดได้รับการเข้ารหัสแทนตัวบุคคล เพื่อรักษาความเป็นนิรนามและความปลอดภัยของข้อมูลส่วนบุคคล นอกจากนี้ ยังได้ใช้ภาพใบหน้าจากบัตรประชาชนที่ตัดเฉพาะส่วนใบหน้า เป็นข้อมูลอ้างอิงในการเปรียบเทียบเชิงระบบ เพื่อควบคุมความเที่ยงตรงของการเปรียบเทียบกับการค้นหาด้วยใบหน้ามนุษย์

ภาพที่ 2 ตัวอย่างภาพถ่ายอาสาสมัคร 22 มุมต่อบุคคล



ภาพที่ 3 ภาพถ่ายจากภาพบัตรประชาชนของผู้ร่วมงานวิจัย



3.5.2 กระบวนการทำงานของโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1

ซึ่งผู้วิจัยพัฒนาขึ้นโดยใช้ภาษา Python ถูกออกแบบให้จำลองการระบุเอกลักษณ์บุคคลอย่างเป็นระบบ แสดงขั้นตอนการใช้งานในภาคผนวก ก. โดยมีขั้นตอนการประมวลผลหลัก 6 ขั้นตอน ดังนี้

- การตรวจจับใบหน้า (Face Detection) ระบบระบุขอบเขตใบหน้าและจุดสำคัญ (Facial Landmarks) เช่น ดวงตา จมูก และปาก เพื่อเตรียมข้อมูลสำหรับการจัดแนวภาพ
- การจัดแนวภาพใบหน้า (Alignment) โปรแกรมปรับมุมและสัดส่วนใบหน้าให้อยู่ในแนวตรง และขนาดมาตรฐานเดียวกัน เพื่อเพิ่มความแม่นยำในการประมวลผลเชิงเปรียบเทียบ
- การสร้างเวกเตอร์ฝังใบหน้า (Face Embedding Vector) ใบหน้าที่ผ่านการจัดแนว จะถูกประมวลผลด้วยโมเดลเชิงลึก เพื่อแปลงเป็นเวกเตอร์เชิงตัวเลขขนาด 512 มิติ ซึ่งแทนลักษณะเฉพาะของใบหน้าแต่ละบุคคลในเชิงคณิตศาสตร์ เวกเตอร์เชิงตัวเลขขนาด 512 มิติ (512-dimensional embedding vector) เป็นชุดตัวเลข 512 ค่า ที่แทนลักษณะเฉพาะของใบหน้าแต่ละคนในรูปแบบคณิตศาสตร์ เพื่อใช้เปรียบเทียบความคล้ายและระบุว่าเป็นบุคคลเดียวกันหรือหรือต่างบุคคล

ภาพที่ 4 ตัวอย่างรหัสประจำตัวของใบหน้าที่เข้ารหัสด้วยเวกเตอร์ 512 มิติ

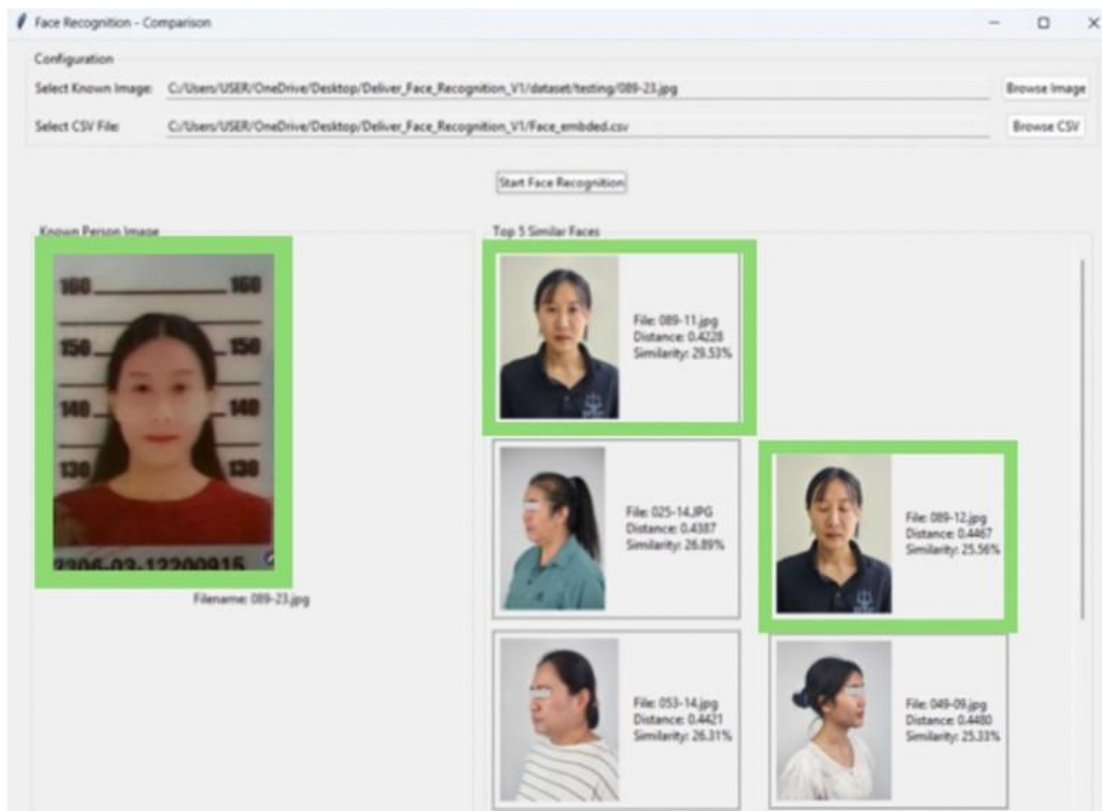
1	filename	filepath_relative_to_csv	embedding
2	001-04.JPG	dataset/training/001	[-0.07522404338936234, 0.062045615166425705, 0.04731934517621994, -0.037067960947752, -0.15218350291252136, -0.002314242534339428, 0.017077554017305374, -0.10634446144104004, 0.14549033343791962, -0.1114565059542656, 0.2115004062652588, -0.10565711557865143, -0.2783271074295044, -0.04458743706345558, -0.022517196834087372, 0.24603472650051117, -0.1315106749534607, -0.16173434257507324, -0.08897195789813995, 0.02275485453380404, 0.0647052451968193, 0.00949262920707089, -0.0513354130089283, 0.0771918073296547, -0.08135807514190671, -0.353331354598999, -0.043943241238594055, -0.0092949038177204, -0.05315173417329788, -0.04441558569697235, -0.08335358380842209, 0.1373247504343414, -0.15395670804786692, -0.09494534679922867, 0.05690937489271164, 0.10536252707242966, -0.03940146416425705, -0.07985488325357437, 0.1337863504866272, -0.02018403634428978, -0.31712380051612854, 0.04246191680431366, 0.09346234798431396, 0.2225278615951538, 0.1231428012251854, 0.06886424124240875, -0.01566105335950514, -0.10333756357431412, 0.0932944169998169, -0.25049954652786255, 0.0023023784160614014, 0.1308358758687973, 0.04147226735949516, 0.05264618992805481, 0.03808591887354851, -0.1896982192993164, 0.00240152049806943, 0.1173987090587616, -0.11973512917757034, -0.050094809383153915, 0.05285492166876793, -0.082319475710392, 0.024708490818738937, -0.16821840405464172, 0.2118805646863623, 0.061144761741161346, -0.10718421638011932, -0.10884156823158264, 0.08399322628974915, -0.10689373314380646, -0.09238365292549133, 0.051285188645124435, -0.16139136254787445, -0.19754940271377563, -0.3092326521873474, 0.03586535155773163, 0.39324694871902466, 0.13241420686244965, -0.1832287311553955, 0.028637820854783058, 0.02614263817667961, 0.03643359616398811, 0.14107459783554077, 0.14287827908992767, 0.03315499424934387, 0.028468686460845947, -0.07407738268375397, -0.017944272607564926, 0.20689231157302856, -0.061150792966154556, -0.022417409345507622, 0.23025308549404144, -0.002602109885401993, 0.06725051999092102, 0.0097208323845148, 0.016345998272299767, -0.03594125807285309, 0.0316186248258134, -0.17263183505535126, -0.016039801998734474, 0.05263826251029688, 0.0058253491297364235, 0.0020972431153029057, 0.11686869615240963, -0.144388228615486145, 0.07873087857248399, -0.005847833142788145, 0.06186319887638392, 0.021794098360704422, 0.016811828726124763, -0.06697724342346191, -0.04772862046957016, 0.10365545749664307, -0.21273212319612503, 0.17894381284713745, 0.18202322721481323, 0.01636034995317459, 0.08345622568322586, 0.11468303948640823, 0.04081796109676361, -0.000721905380487442, -0.033900268375873566, -0.2120683342218399, -0.04369114711880684, 0.2120603322982788, -0.04778520726203796, 0.08380632847547531, -0.001442265696823597]
3	001-05.JPG	dataset/training/001	
4	001-10.JPG	dataset/training/001	
5	001-12.JPG	dataset/training/001	
6	001-11.JPG	dataset/training/001	
7	001-13.JPG	dataset/training/001	
8	001-14.JPG	dataset/training/001	
9	001-19.JPG	dataset/training/001	
10	002-04.JPG	dataset/training/002	
11	002-10.JPG	dataset/training/002	

- การสร้างฐานข้อมูลใบหน้าเพื่อการค้นคืน (Face Database for Image Retrieval) เวกเตอร์ทั้งหมดถูกจัดเก็บเป็นฐานข้อมูล เพื่อให้ระบบสามารถค้นหาและจับคู่ใบหน้าได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ

- การคำนวณค่าความคล้าย (Similarity Measurement) ระบบคำนวณค่าความคล้ายระหว่างใบหน้าโดยใช้ Cosine Similarity สำหรับวัดมุมระหว่างเวกเตอร์ และ Euclidean Distance สำหรับวัดระยะเชิงเรขาคณิตโดยค่าที่ใกล้ 1 หรือมีระยะทางต่ำกว่าเกณฑ์ (*threshold*) จะถูกจัดว่าเป็นบุคคลเดียวกัน

- การตัดสินใจผลลัพธ์ (Decision Thresholding) โปรแกรมกำหนดเกณฑ์ตัดสินโดยใช้ค่ามาตรฐานทางสถิติ เช่น ROC-Youden Index หรือ Equal Error Rate (EER) เพื่อหาจุดสมดุลระหว่างความไว (Sensitivity) และความจำเพาะ (Specificity) ของการระบุใบหน้า

ภาพที่ 5 โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 แสดงผลการค้นคืนภาพใบหน้าจากบัตรประชาชน
เปรียบเทียบกับฐานข้อมูลใบหน้า



3.5.3 การบันทึกและการประเมินผลลัพธ์
ผลการดำเนินงานจากโปรแกรมถูกบันทึกและวิเคราะห์ใน 3 ด้านหลัก ได้แก่

- ค่าความคล้ายของใบหน้า (Similarity Score)
- ระยะเวลาในการค้นคืนภาพเปรียบเทียบระหว่างระบบอัตโนมัติและผู้เชี่ยวชาญ
- คะแนนความพึงพอใจของผู้ใช้ จากแบบสอบถามมาตราส่วนไลเคิร์ต ข้อมูลทั้งหมดได้รับการวิเคราะห์ทางสถิติเพื่อประเมินสมรรถนะของระบบทั้งเชิงเทคนิค (เช่น ความเร็วและความแม่นยำ) และเชิงประสบการณ์ผู้ใช้ ในเชิงนิติวิทยาศาสตร์ ผลลัพธ์ดังกล่าวถือเป็นองค์ประกอบสำคัญของกระบวนการระบุเอกลักษณ์บุคคล โดยเฉพาะในกรณีการค้นหาผู้สูญหายจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ ซึ่งจำเป็นต้องใช้ระบบที่มีความไวสูงเพื่อลดโอกาสพลาดการระบุบุคคลที่ถูกต้อง ขณะที่ในบริบทของการยืนยันตัวบุคคลในคดีนิติวิทยาศาสตร์ ระบบจะใช้ ผู้เชี่ยวชาญร่วมประเมินผลลัพธ์ เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของการระบุเอกลักษณ์บุคคลจากใบหน้า

3.6 การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ข้อมูลในการวิจัยครั้งนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อประเมินสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้า FaceRecognitionTool_V1 ที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น โดยเปรียบเทียบผลลัพธ์กับการประเมินของผู้เชี่ยวชาญ รวมถึงสำรวจความพึงพอใจของผู้ใช้ระบบจริง เพื่อสะท้อนประสิทธิภาพทั้งในเชิงเทคนิคและเชิงประสบการณ์ การวิเคราะห์ดำเนินไปอย่างเป็นระบบ โดยเลือกใช้สถิติที่เหมาะสมกับลักษณะของข้อมูล เพื่อยืนยันความเที่ยงตรงและความพร้อมของระบบต่อการใช้งานจริงในบริบทของงานนิติวิทยาศาสตร์

3.6.1 การวิเคราะห์สมรรถนะของระบบ

การประเมินสมรรถนะของระบบอ้างอิงเกณฑ์มาตรฐานในงานไบโอเมตริกซ์ โดยใช้ตัวชี้วัดหลักดังนี้

- **Top-1 Accuracy และ Top-5 Accuracy** ใช้ประเมินความสามารถของระบบในการระบุบุคคลที่ถูกต้องที่สุดใน 1 และ 5 อันดับแรก ซึ่งสะท้อนความแม่นยำของระบบในบริบทฐานข้อมูลขนาดใหญ่
- **Receiver Operating Characteristic – Area Under the Curve (ROC–AUC)** ใช้ประเมินความสามารถโดยรวมของระบบในการจำแนก “บุคคลเดียวกัน” กับ “คนละบุคคล” โดยไม่ขึ้นอยู่กับค่า threshold
- **Equal Error Rate (EER)** ใช้ระบุจุดสมดุลระหว่างอัตราการยอมรับผิด (False Acceptance Rate-FAR) และอัตราการปฏิเสธผิด (False Rejection Rate-FRR) ซึ่งสะท้อนความเที่ยงตรงของระบบ
- **ROC–Youden Index** ใช้กำหนดเกณฑ์ตัดสิน (threshold) ที่ให้ความสมดุลสูงสุดระหว่าง Sensitivity และ Specificity ตามมาตรฐานการประเมินระบบระบุตัวตน
- **Bootstrap 1,000 รอบ** ใช้ทดสอบความเสถียรของตัวชี้วัดประสิทธิภาพ เนื่องจากขนาดตัวอย่างมีจำกัด โดยสร้างการสุ่มซ้ำเพื่อคำนวณช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval)

การตีความและการนำเสนอผลลัพธ์ การตีความค่าประสิทธิภาพของระบบจำแนก สามารถจัดระดับ การจำแนกบุคคล ได้ตามเกณฑ์ ดังนี้

ตารางที่ 3 เกณฑ์การตีความประสิทธิภาพของระบบจดจำใบหน้า

ตัวชี้วัด (Metric)	ช่วงค่า (Range)	ระดับการตีความ (Interpretation)	ความหมายย่อ (Description)
Top-1 Accuracy	$\geq 90\%$	ดีมาก	จำแนกถูกต้องเกือบทั้งหมด
	80–89%	ดี	จำแนกถูกต้องส่วนใหญ่
	70–79%	พอใช้	ยังมีข้อผิดพลาดบางส่วน
	$< 70\%$	ต่ำ	ควรปรับปรุงระบบ
ROC–AUC	> 0.90	ดีมาก	แยกแยะใบหน้าได้ชัดเจน
	0.80–0.89	ดี	มีความแม่นยำสูง
	0.70–0.79	พอใช้	แยกแยะได้พอประมาณ
	< 0.70	ต่ำ	ประสิทธิภาพไม่เพียงพอ
EER (Equal Error Rate)	$< 10\%$	ดีมาก	ความผิดพลาดต่ำมาก
	10–20%	ดี	สมดุลความผิดพลาดอยู่ในเกณฑ์ดี
	21–30%	พอใช้	ยังมีโอกาสผิดพลาดบ้าง
	$> 30\%$	ต่ำ	ความแม่นยำของระบบต่ำ

การตีความผลลัพธ์ของระบบพิจารณาจากตัวชี้วัดหลัก ได้แก่ Top-1 Accuracy, ROC–AUC และ EER โดยถือว่าระบบมีประสิทธิภาพ ดี หากมีค่า Accuracy $\geq 80\%$, ROC–AUC ≥ 0.80 และ EER $\leq 20\%$ และถือว่า ดีมาก เมื่อมีค่า ROC–AUC > 0.90 และ EER $< 10\%$ ซึ่งแสดงถึงความสามารถในการจำแนกบุคคลได้อย่างแม่นยำและเสถียร

ผลการวิเคราะห์นำเสนอในรูปแบบกราฟเชิงภาพ ได้แก่

1. ROC Curve แสดงสมรรถนะการจำแนกในระดับเกณฑ์ต่าง ๆ
2. Bar Graph แสดงค่าเฉลี่ยความแม่นยำภายใต้เงื่อนไขที่แตกต่างกัน
3. Violin Plot แสดงการกระจายและแนวโน้มค่าความแม่นยำของแต่ละกลุ่ม

3.6.2 การวิเคราะห์เวลาในการค้นคืน

เวลาในการค้นคืนภาพเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่สะท้อนความรวดเร็วและประสิทธิภาพของระบบ โดยเปรียบเทียบเวลาที่โปรแกรมใช้ค้นหาภาพกับเวลาที่ผู้เชี่ยวชาญใช้ เพื่อประเมินว่าระบบสามารถ

ค้นคืนภาพได้รวดเร็วและแม่นยำในระดับที่ยอมรับได้ การวิเคราะห์ใช้สถิติสำหรับข้อมูลแบบจับคู่ (paired data) โดยเลือกวิธีที่เหมาะสมกับลักษณะการแจกแจงของข้อมูล ได้แก่

1. **Paired t-test** ใช้เมื่อข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ เพื่อเปรียบเทียบค่าเฉลี่ยของสองกลุ่มที่สัมพันธ์กัน

2. **Wilcoxon Signed-Rank Test** ใช้เมื่อข้อมูลไม่เป็นปกติหรือมีค่าเบี่ยงเบนสูง เพื่อกงความเที่ยงตรงของผลลัพธ์

3. **Effect Size (Cohen's d หรือ r)** ใช้วัดระดับความแตกต่างเชิงปริมาณที่ไม่ขึ้นกับขนาดตัวอย่าง

4. **Bland-Altman Plot** ใช้ตรวจสอบความสอดคล้องระหว่างเวลาที่ได้จากระบบและจากผู้เชี่ยวชาญ โดยพิจารณาว่าค่าความต่างอยู่ภายในช่วง ± 1.96 SD ของค่าเฉลี่ย แนวทางการวิเคราะห์นี้แสดงถึงการใช้หลักสถิติขั้นสูงเพื่อให้การประเมิน เวลาในการค้นคืนภาพ มีความเที่ยงตรงครอบคลุมทั้งเชิงสถิติและเชิงปฏิบัติในบริบทของนิติวิทยาศาสตร์ การตรวจสอบความสอดคล้องของเวลาในการค้นคืนระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ FaceRecognitionTool_V1 ใช้กราฟ Bland-Altman Plot เป็นเครื่องมือในการประเมินระดับความสอดคล้อง ระหว่างสองวิธีการวัด โดยเปรียบเทียบเวลาการค้นคืน (หน่วย: วินาที) ในแต่ละกรณี ในกราฟนี้

- แกน x (X-axis) แสดงค่าเฉลี่ยของเวลาในการค้นคืนจากทั้งสองวิธี ซึ่งคำนวณจาก

$$X = \frac{(\text{เวลาผู้เชี่ยวชาญ} + \text{เวลาระบบ})}{2}$$

เพื่อใช้เป็นค่ากลางของคู่ข้อมูลและลดอคติจากขนาดข้อมูลที่แตกต่างกัน

- แกน y (Y-axis) แสดงผลต่างของเวลาในการค้นคืน โดยคำนวณจาก

$$Y = (\text{เวลาผู้เชี่ยวชาญ} - \text{เวลาระบบ})$$

เพื่อแสดงขนาดของความแตกต่างระหว่างสองวิธีในแต่ละกรณี

ค่าผลต่างดังกล่าวถูกนำมาวิเคราะห์เพื่อหาค่าเฉลี่ยของผลต่าง (Mean Difference หรือ Bias) และช่วงความเชื่อมั่น ± 1.96 SD (Limits of Agreement) ซึ่งใช้ประเมินระดับความสอดคล้องของผลลัพธ์จากทั้งสองวิธี หากจุดข้อมูลส่วนใหญ่กระจายอยู่ภายในช่วง ± 1.96 SD และมีลักษณะสมมาตร ถือว่าระบบมีความสอดคล้องสูงกับผู้เชี่ยวชาญ แนวทางการวิเคราะห์นี้แสดงถึงการใช้หลักสถิติขั้นสูงในการประเมิน “เวลาในการค้นคืนภาพ” อย่างเที่ยงตรง ครอบคลุมทั้งเชิงสถิติและเชิงปฏิบัติ ในบริบทของนิติวิทยาศาสตร์

3.6.3 การวิเคราะห์ความพึงพอใจของผู้ใช้

การประเมินความพึงพอใจมีเป้าหมายเพื่อสะท้อนประสบการณ์การใช้งานจริงของผู้ใช้ระบบ ทั้งด้านความสะดวก ความเร็ว ความแม่นยำ ความเสถียร ความปลอดภัย และความพึงพอใจโดยรวม โดยใช้แบบสอบถามมาตราส่วนไลเคิร์ต 5 ระดับ และข้อมูลถูกนำมาวิเคราะห์ด้วยภาษา Python (ผ่านไลบรารี NumPy, pandas และ SciPy) ตามขั้นตอน ดังนี้

1. การตรวจสอบความเชื่อมั่นของแบบสอบถาม ประเมินค่าความสอดคล้องภายในด้วยสถิติ Cronbach's α และ McDonald's ω ซึ่งสามารถคำนวณได้ผ่านคำสั่งใน Python (เช่น pingouin.cronbach_alpha, pingouin.mcorr) ตามเกณฑ์ของ (Nunnally, 1978) แบบสอบถามที่มีค่า α หรือ $\omega \geq 0.80$ ถือว่ามีความเชื่อมั่นในระดับสูง

2. การวิเคราะห์เชิงพรรณนา ใช้ค่าสถิติพื้นฐาน ได้แก่ ค่าเฉลี่ย (Mean: M), ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD), และช่วงความเชื่อมั่น 95% (95% CI) เพื่อแสดงแนวโน้มความคิดเห็นของผู้ใช้ในแต่ละมิติ

3. การตรวจสอบสมมติฐานและการเปรียบเทียบระหว่างกลุ่ม ทำการตรวจสอบการแจกแจงของข้อมูลด้วยค่าความเบ้ (Skewness) ซึ่งแสดงทิศทางการกระจายของข้อมูล และค่าความโด่ง (Kurtosis) ซึ่งแสดงระดับความแหลมของการกระจาย หากข้อมูลมีการแจกแจงปกติจะใช้สถิติ Independent Samples t-test เพื่อเปรียบเทียบความพึงพอใจระหว่างกลุ่ม (เช่น ผู้เชี่ยวชาญพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลกับประชาชนทั่วไป) แต่หากข้อมูลไม่เป็นปกติจะใช้ Mann-Whitney U Test แทน ทั้งนี้จะรายงานขนาดอิทธิพล (Effect Size) ร่วมด้วย เพื่อแสดงระดับความแตกต่างในเชิงปฏิบัติว่ามีความแตกต่างมากน้อยเพียงใด เพื่อให้การตีความผลลัพธ์มีความครบถ้วนทั้งด้านสถิติและด้านประสบการณ์ของผู้ใช้

3.6.4 การวิเคราะห์คุณภาพของฐานข้อมูล

เพื่อให้การประเมินสมรรถนะของระบบมีความน่าเชื่อถือ ผู้วิจัยได้ตรวจสอบคุณภาพของฐานข้อมูลภาพใบหน้าอย่างเป็นระบบก่อนการประมวลผล โดยมุ่งเน้นความถูกต้อง ครบถ้วนและความสมดุลทางสถิติ แบ่งการตรวจสอบเป็น 4 ด้านหลัก ดังนี้

1. การประเมินเชิงเทคนิค ตรวจสอบความคมชัด ความสว่าง และคอนทราสต์ให้เป็นไปตามแนวทางของ NIST FRVT และมาตรฐาน ISO/IEC 29794-5 เพื่อรับประกันว่าภาพทุกใบพร้อมต่อการประมวลผลภายใต้เงื่อนไขเดียวกัน

2. ความสมดุลของข้อมูล ตรวจสอบการกระจายของเพศและช่วงอายุให้ครอบคลุม 7 ช่วงอายุ (20–59 ปี) รวมทั้งความครบถ้วนของมุมมอง 22 มุมต่อบุคคล เพื่อให้ตัวอย่างสะท้อนประชากรจริงอย่างเพียงพอ

3. การกระจายเชิงสถิติ ทดสอบความเป็นปกติของข้อมูลด้วย Shapiro–Wilk Test ตรวจสอบว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ โดยหากค่า $p > 0.05$ แสดงว่าข้อมูลมีการแจกแจงปกติ แต่ถ้า $p \leq 0.05$ แสดงว่าข้อมูลไม่เป็นปกติ และควรใช้สถิติแบบไม่พารามิเตอร์ในการวิเคราะห์ต่อไป

4. การจัดการข้อมูลผิดปกติ คัดกรองข้อมูลซ้ำซ้อน ขาดหาย หรือคุณภาพต่ำ (เช่น ภาพเบลอ แสงสะท้อนแรง มุมคลาดเคลื่อนเกินเกณฑ์) และตัดออกจากการคำนวณ ทั้งหมดนี้ดำเนินการบนข้อมูลที่ผ่านการเข้ารหัสแทนตัวบุคคลเพื่อคงความเป็นนิรนาม กระบวนการดังกล่าวทำให้ฐานข้อมูลมีความสมบูรณ์ ตรวจสอบย้อนกลับได้ และสอดคล้องมาตรฐานสากลของงานวิจัยด้านการจดจำใบหน้า

3.6.5 การตรวจสอบสมมติฐานและการควบคุมความผิดพลาด

ก่อนการวิเคราะห์เชิงอนุมาน ผู้วิจัยได้ตรวจสอบสมมติฐานพื้นฐานของข้อมูลเพื่อยืนยันความถูกต้องของแบบจำลองทางสถิติ และควบคุมความผิดพลาดที่อาจเกิดขึ้นจากการทดสอบซ้ำหลายครั้ง ดังนี้

1. การตรวจสอบการแจกแจงแบบปกติ ประเมินด้วย Shapiro–Wilk Test เพื่อประเมินว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติหรือไม่ หากค่า $p > 0.05$ ถือว่าข้อมูลมีลักษณะปกติ สามารถใช้สถิติแบบพารามิเตอร์ (Parametric Statistics) เช่น t-test, ANOVA หรือ Regression ได้ นอกจากนี้ยังตรวจสอบ ค่าความเบ้ (Skewness) และ ค่าความโด่ง (Kurtosis) โดยใช้เกณฑ์

: Skewness $\in [-1, +1]$ หมายถึง ข้อมูลมีการกระจายใกล้เคียงปกติ

: Kurtosis $\in [-2, +2]$ หมายถึง ข้อมูลมีลักษณะการกระจายปกติในระดับยอมรับได้

2. ทางเลือกเมื่อผิดสมมติฐาน หากข้อมูลไม่เป็นปกติหรือมีค่าคลาดเคลื่อนสูงจะใช้สถิติแบบไม่พารามิเตอร์ (Non-parametric Statistics) เช่น

: Mann–Whitney U Test สำหรับเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มอิสระเช่น ผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไป

: Wilcoxon Signed-Rank Test สำหรับเปรียบเทียบกลุ่มที่มีความสัมพันธ์กัน เช่น ก่อนและหลังการใช้ระบบ ข้อดีของสถิติเหล่านี้คือไม่จำเป็นต้องสมมติว่าข้อมูลมีการแจกแจงแบบปกติ

3. การควบคุมความผิดพลาดจากการทดสอบหลายครั้ง ในการวิเคราะห์ข้อมูลที่มีการทดสอบทางสถิติหลายประเด็น เช่น การเปรียบเทียบระหว่าง Match–Non match การทดสอบเงื่อนไขของภาพ (ลึบตา–หลับตา มุมภาพต่าง ๆ) การประเมินความพึงพอใจ 6 ด้าน และการเปรียบเทียบระหว่างสองกลุ่มผู้ใช้ (ผู้เชี่ยวชาญ–ประชาชนทั่วไป) การทดสอบซ้ำหลายครั้งอาจเพิ่มความเสี่ยงของ ข้อผิดพลาดแบบที่ 1 (Type I Error) หรือการ “ปฏิเสธสมมติฐานว่าง ทั้งที่ในความเป็นจริงควรยอมรับ” ซึ่งส่งผลให้เกิดการสรุปผลที่คลาดเคลื่อนจากความเป็นจริง

เพื่อควบคุมความเสี่ยงดังกล่าว งานวิจัยนี้จึงได้ ปรับค่า p (p -value adjustment) ด้วยวิธี Holm Correction ซึ่งเป็นแนวทางที่ยืดหยุ่นและคงพลังการทดสอบ ได้ดีกว่า Bonferroni Correction วิธีนี้ช่วยลดความเสี่ยงของ Type I Error โดยยังคงรักษาความไวของการตรวจจับความแตกต่างได้อย่างเหมาะสม

การปรับค่า p ใช้วิธีที่เป็นที่ยอมรับในวงการสถิติ ได้แก่ Bonferroni Correction, Holm Correction และ Benjamini-Hochberg (FDR Control) โดยงานวิจัยนี้เลือกใช้

Holm Correction เนื่องจากเป็นวิธีที่มีความยืดหยุ่นและรักษาพลังของการทดสอบได้ จึงเหมาะสมกับลักษณะข้อมูลของการวิจัยนี้ที่มีการเปรียบเทียบหลายกลุ่มแต่ไม่ถึงระดับข้อมูลมหภาค

Bonferroni Correction ซึ่งแม้จะมีความเข้มงวดสูงแต่เหมาะกับงานที่มีการทดสอบจำนวนน้อย เหมาะกับใช้กับงานที่ต้องการความแม่นยำสูง เช่น งานการแพทย์ นิติวิทยาศาสตร์ หรือข้อมูลจำนวนน้อย

Benjamini-Hochberg เหมาะกับข้อมูลขนาดใหญ่ในระดับ Big Data ข้อมูลขนาดใหญ่ที่ต้องการสมดุลระหว่างความไวและความเข้มงวด การเลือกใช้

4. การควบคุมความผิดพลาดและการตีความผลลัพธ์ เพื่อให้ผลลัพธ์ทางสถิติมีความหมายทั้งในเชิงวิชาการและเชิงปฏิบัติ ได้มีการรายงานค่า p -value ขนาดอิทธิพล (Effect Size) และช่วงความเชื่อมั่น (Confidence Interval: CI) ร่วมกัน

- ค่า p แสดงระดับนัยสำคัญทางสถิติ
- ค่า Effect Size แสดงระดับความแตกต่างในเชิงปฏิบัติ
- ค่า CI แสดงขอบเขตความเชื่อมั่นของผลลัพธ์ การรายงานทั้งสามค่านี้ช่วยลดความเสี่ยงจากทั้ง **Type I Error** (สรุปว่ามีความแตกต่างทั้งที่จริงไม่มี) และ **Type II Error** (สรุปว่าไม่มีความแตกต่างทั้งที่จริงมีอยู่จริง) ทำให้การตีความผลลัพธ์มีความเที่ยงตรงและเชื่อถือได้ในระดับวิชาการสูงสุด หมายถึง การใช้ตัวชี้วัดทั้งสามร่วมกัน จะช่วยให้ผลการวิเคราะห์มีความรอบด้าน ป้องกันการสรุปผลที่ผิดพลาด และได้รับการยอมรับตามมาตรฐานสากลของงานวิจัยเชิงปริมาณ

3.6.6 การรายงานผลและการนำเสนอข้อมูล

ผลการวิเคราะห์ถูกจัดทำตามมาตรฐานการรายงานทางสถิติ เพื่อความโปร่งใส ตรวจสอบได้ และสอดคล้องกับคำถามวิจัย การนำเสนอแบ่งเป็น 2 รูปแบบหลัก ดังนี้

ตารางสรุปผล

- 1) ตารางความแม่นยำของระบบ (Top-1 / Top-5 Accuracy)
- 2) ตารางเวลาเฉลี่ยในการค้นคืนภาพ (ระบบเทียบกับผู้เชี่ยวชาญ)
- 3) ตารางค่าเฉลี่ย (Mean) และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) ของคะแนนความพึงพอใจรายมิติ

กราฟและแผนภาพประกอบ

- 1) ROC Curve แสดงสมรรถนะการจำแนกของระบบ
- 2) Bland–Altman Plot แสดงระดับความสอดคล้องระหว่างระบบกับผู้เชี่ยวชาญ
- 3) Bar Graph / Violin Plot แสดงแนวโน้มและการกระจายของค่าตัวชี้วัดที่สำคัญพร้อมคำอธิบายได้ภาพอย่างครบถ้วน

ผลทั้งหมดถูกจัดเรียงตามลำดับของวัตถุประสงค์การวิจัย เพื่อให้สรุปได้ทั้งเชิงสถิติและเชิงปฏิบัติ สะท้อน สมรรถนะของระบบ ควบคู่กับ การยอมรับจากผู้ใช้อย่างเป็นองค์รวม



บทที่ 4

สรุปผลการวิจัย

การวิจัยเรื่องการค้นคืนภาพพระพุทธรูปนิรนามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า ดำเนินการประมวลผลและวิเคราะห์ด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 ควบคู่กับการประเมินด้วยแบบสอบถาม ผลลัพธ์ถูกนำเสนอในรูปแบบคำอธิบายประกอบตารางตามลำดับดังต่อไปนี้

4.1 ลักษณะข้อมูลและกลุ่มตัวอย่าง

ผลการวิเคราะห์พบว่าค่าค่าความเบ้ (Skewness) และ ค่าความโด่ง (Kurtosis) ของตัวแปรอายุอยู่ในเกณฑ์ที่ยอมรับได้ซึ่งแสดงให้เห็นว่าข้อมูลมีการกระจายใกล้เคียงกับการแจกแจงแบบปกติและมีลักษณะสมมาตรจึงสามารถใช้สถิติ แบบพารามิเตอร์ในการวิเคราะห์ข้อมูลได้อย่างเหมาะสมเป็นหลักประกันว่ากลุ่มตัวอย่างมีความเป็นตัวแทนของประชากรเป้าหมายและทำให้ผลการวิจัยมีความน่าเชื่อถือทางสถิติ

ตารางที่ 4 ลักษณะประชากรตัวอย่าง

ตัวแปร	ค่าเฉลี่ย	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน	มัธยฐาน	ค่าต่ำสุด - ค่าสูงสุด	ค่าความเบ้	ค่าความโด่ง
อายุ (ปี)	40.05	12.21	40	21 - 59	0.07	-1.37

4.2 คุณภาพและความสมบูรณ์ของข้อมูล

ผลการตรวจสอบคุณภาพและความสมบูรณ์ของข้อมูลภาพถ่ายจำนวน 2,300 ภาพ พบว่าผ่านเกณฑ์คุณภาพ 2,298 ภาพ คิดเป็นร้อยละ 99.91 และไม่ผ่านเกณฑ์เพียง 2 ภาพ (ร้อยละ 0.09) เนื่องจากความเบลอและรอยขีดข่วนบนบัตรประชาชน ซึ่งไม่ส่งผลกระทบต่อความถูกต้องของผลการวิเคราะห์ ข้อมูลทั้งหมดไม่มีค่าที่สูญหายหรือซ้ำซ้อน การประเมินดำเนินการด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 ที่ตรวจจับใบหน้าและประเมินความชัดของภาพตามมาตรฐาน ส่งผลให้ชุดข้อมูลมีความสมบูรณ์และคุณภาพสูง เหมาะสมต่อการวิเคราะห์ทางสถิติขั้นสูงในขั้นตอนต่อไป

ตารางที่ 5 คุณภาพข้อมูลภาพหลังการประมวลผลเบื้องต้น

ประเภทภาพ	จำนวนภาพตามแผน	จำนวนภาพใช้ได้ (Pass)	จำนวนภาพใช้ไม่ได้ (Fail)	สัดส่วนผ่าน (%)	เหตุผลหลักที่ไม่ผ่าน
ภาพเป้าหมาย (22 มุม × 100 คน)	2,200	2,200	-	100.00	-
ภาพบัตรประชาชน (100 ภาพ)	100	98	2	98.00	ภาพเบลอ/ ซีดจาง/รอยขีด
รวม	2,300	2,298	2	99.91	-

4.3 สมรรถนะของระบบ

การประเมินสมรรถนะของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ดำเนินการเพื่อวัดประสิทธิภาพของแบบจำลองในการจำแนกและค้นคืนใบหน้า โดยใช้กระบวนการคำนวณเชิงสถิติที่อ้างอิงจากตัวชี้วัดมาตรฐานในงานจดจำใบหน้า การประเมินแบ่งออกเป็นสามขั้นตอนหลัก ได้แก่

4.3.1 การคำนวณค่าความคล้าย

คำนวณค่าความคล้ายของใบหน้าในรูปแบบเชิงร้อยละ (Similarity %) จากการเปรียบเทียบเวกเตอร์ใบหน้าระหว่าง “ภาพจากบัตรประชาชน” กับ “ภาพเป้าหมาย” แต่ละมุม โดยค่าที่สูงกว่าหมายถึงใบหน้ามีความใกล้เคียงกันมากกว่า

4.3.2 การคำนวณค่าระยะทาง

คำนวณค่าระยะทางเชิงเวกเตอร์ (Euclidean Distance) เพื่อวัดความแตกต่างของใบหน้าในปริภูมิคุณลักษณะ (Feature Space) ค่าที่ต่ำกว่าหมายถึงใบหน้ามีความคล้ายกันในระดับสูง

4.3.3 การวิเคราะห์สมรรถนะเชิงจำแนก

ประเมินประสิทธิภาพของระบบในการจำแนกบุคคล โดยใช้ตัวชี้วัดมาตรฐาน ได้แก่ เส้นโค้งลักษณะการทำงานของตัวรับสัญญาณ (Receiver Operating Characteristic: ROC) ค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้ง (ROC-AUC) และค่าจุดความผิดพลาดเท่ากัน (Equal Error Rate: EER) ซึ่งแสดงถึงจุดที่อัตราการยอมรับผิด (False Accept Rate) และอัตราการปฏิเสธผิด (False Reject Rate) มีค่าเท่ากัน ทั้งนี้ ได้ประมาณช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 95 (95% Confidence Interval) ของตัวชี้วัดทั้งหมดด้วยวิธี Bootstrap Sampling จำนวน 1,000 ครั้ง เพื่อให้ผลการประเมินมีความแม่นยำและเชื่อถือได้ทางสถิติ

4.3.4 ผลการประเมินภาพรวมของระบบ

ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ให้ค่า ROC-AUC เท่ากับ 0.706 (95% CI 0.652–0.758) แสดงถึงศักยภาพการจำแนกในระดับปานกลางถึงดี และมีค่า EER เท่ากับ 36.9% (95% CI 34.2–39.5%) สะท้อนถึงความสมดุลระหว่างข้อผิดพลาดทั้งสองประเภทที่ยังมีพื้นที่ให้พัฒนาเพิ่มเติมในมิติของการค้นคืนภาพ ระบบให้ค่า Top-1 Accuracy = 86.6% และ Top-5 Accuracy = 98.0% ซึ่งถือว่าสูงภายใต้บริบทของฐานข้อมูลแบบปิด

เมื่อจำแนกตามเงื่อนไขภาพ พบว่าภาพหน้าตรงและภาพลึ้มตาให้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพสูงกว่าอย่างชัดเจนเมื่อเทียบกับภาพหลับตาและภาพด้านข้าง ค่าที่สูงขึ้นของ ROC-AUC และค่าที่ต่ำลงของ EER ในภาพหน้าตรงและภาพลึ้มตา แสดงถึงคุณภาพการจำแนกที่ดีกว่า เนื่องจากใบหน้าและดวงตาปรากฏชัดเจน ทำให้ระบบสามารถดึงคุณลักษณะสำคัญได้ครบถ้วนและลดความคลาดเคลื่อนในการระบุใบหน้าสอดคล้องกับทฤษฎีการจดจำใบหน้า เนื่องจากภาพดังกล่าวแสดงโครงสร้างใบหน้าและดวงตาได้ครบถ้วน ทำให้ระบบสามารถสกัดคุณลักษณะเชิงลึกได้แม่นยำมากขึ้น

ตารางที่ 6 ผลการประเมินสมรรถนะระบบจำแนกตามเงื่อนไขภาพ

เงื่อนไขภาพ	ROC-AUC (95% CI)	EER % (95% CI)	Top-1 % (95% CI)	Top-5 % (95% CI)
ภาพรวม	0.706 [0.652 - 0.758]	36.9 [34.2 - 39.5]	86.6 [84.2 - 88.9]	98.0 [96.8 - 99.2]
ลึ้มตา	0.721 [0.670 - 0.772]	34.8 [32.0 - 37.3]	88.2 [86.0 - 90.1]	98.5 [97.3 - 99.4]
หลับตา	0.682 [0.630 - 0.736]	39.6 [36.8 - 42.5]	84.5 [82.0 - 86.7]	97.2 [95.6 - 98.6]
หน้าตรง	0.742 [0.694 - 0.790]	32.4 [30.0 - 34.9]	89.5 [87.2 - 91.5]	98.8 [97.8 - 99.6]
ด้านข้าง	0.665 [0.612 - 0.718]	41.2 [38.5 - 43.8]	82.7 [80.1 - 85.1]	96.5 [94.9 - 98.0]

4.3.5 การนำเสนอเชิงภาพ มีการจัดทำกราฟและแผนภาพ

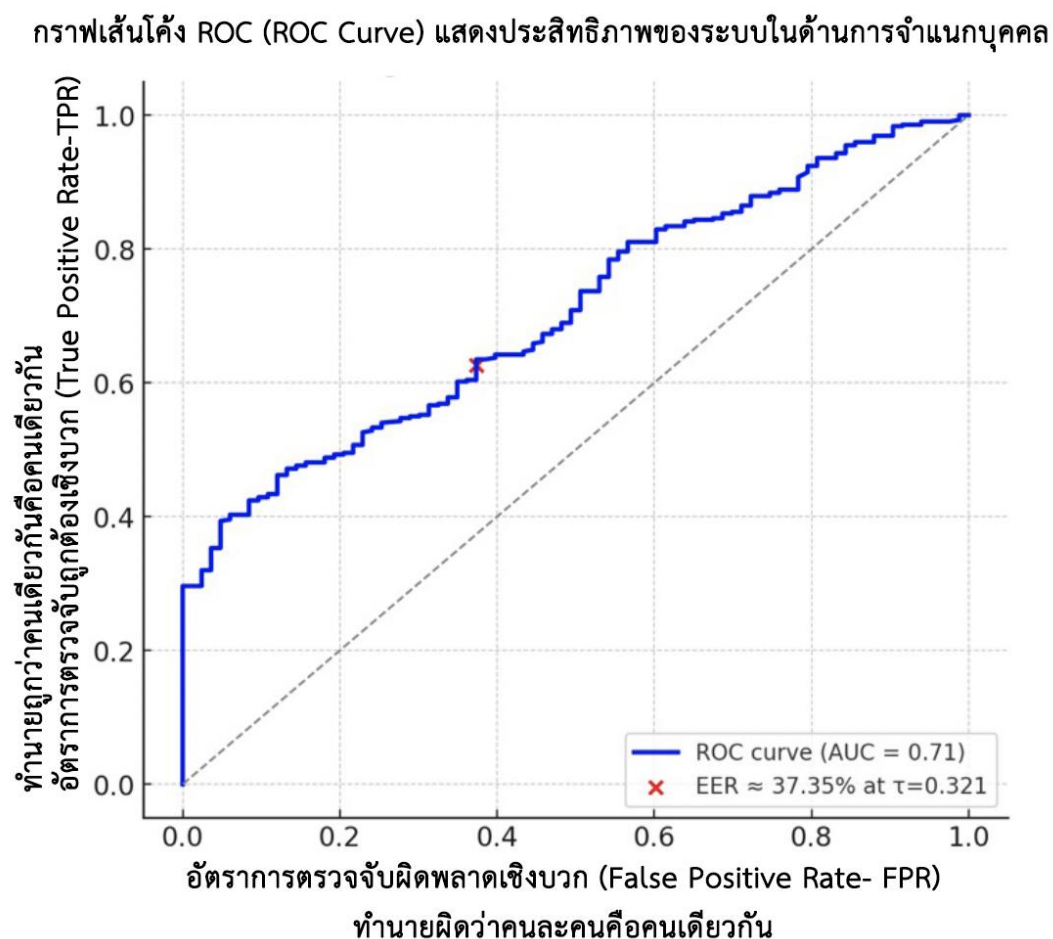
1) เส้นโค้ง ROC (ROC Curve) แสดงประสิทธิภาพของระบบในด้านการจำแนกบุคคลกราฟ ROC (Receiver Operating Characteristic) ใช้สำหรับประเมินความสามารถของระบบในการจำแนกผลลัพธ์ที่ถูกต้องและผิดพลาด โดยค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้ง (AUC – Area Under the Curve) จะมีค่าระหว่าง 0–1 หาก $AUC = 0.5$ หมายถึงระบบจำแนกแบบสุ่ม ขณะที่ $AUC = 1.0$ หมายถึงระบบสามารถจำแนกได้อย่างถูกต้องสมบูรณ์

ในภาพที่ 6 แสดงผลการทดสอบของระบบจดจำใบหน้า FaceRecognitionTool_V1 โดยเส้นโค้งสีน้ำเงิน แสดงค่าความสัมพันธ์ระหว่าง อัตราการตรวจจับถูกต้องเชิงบวก (True Positive Rate: TPR) และ อัตราการตรวจจับผิดพลาดเชิงบวก (False Positive Rate: FPR) ภายใต้ค่าขอบการตัดสินใจ (threshold) ที่แตกต่างกันผลการวิเคราะห์พบว่าค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้ง

(ROC-AUC) เท่ากับ 0.71 ซึ่งจัดอยู่ในระดับ ปานกลางถึงดี แสดงว่าระบบสามารถจำแนกบุคคลได้ถูกต้องประมาณ 71% ซึ่งดีกว่าการทำนายแบบสุ่มอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

นอกจากนี้ จุดสีแดงบนกราฟคือ Equal Error Rate (EER) ซึ่งเป็นจุดสมดุลระหว่างอัตราการยอมรับผิด (False Accept Rate: FAR) และ อัตราการปฏิเสธผิด (False Reject Rate: FRR) โดยในงานนี้พบว่า EER เท่ากับ 37.35% ที่ค่า threshold = 0.321 ซึ่งหมายความว่าระบบมีความผิดพลาดทั้งสองประเภทในระดับเท่ากันประมาณ 37% หรือกล่าวอีกนัยหนึ่ง ระบบสามารถระบุเอกลักษณ์บุคคลได้ถูกต้องประมาณ 63% ของกรณีทั้งหมด

ภาพที่ 7 เส้นโค้ง ROC ของระบบจดจำใบหน้า พร้อมค่าพื้นที่ใต้โค้ง (ROC-AUC) และจุด Equal Error Rate (EER)



2) กราฟ Bland-Altman ใช้ในการตรวจสอบความสอดคล้องของเวลาในการค้นคืนระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ

ผลการวิเคราะห์ด้วยกราฟ Bland-Altman แสดงให้เห็นถึงระดับความสอดคล้อง (Agreement) ระหว่างผลการวัดจากสองวิธี ได้แก่ การใช้เวลาค้นคืนภาพของผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ FaceRecognitionTool_V1 (หน่วย: วินาที)

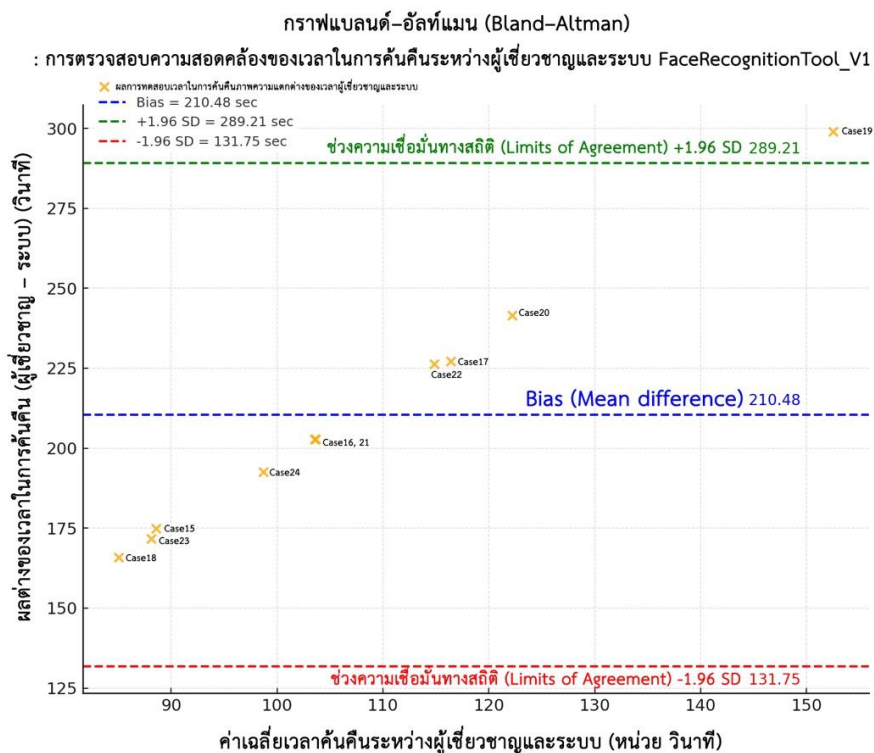
แกน X แสดงค่าเฉลี่ยของเวลาในการค้นคืนจากทั้งสองวิธี (ค่าเฉลี่ยจากผู้เชี่ยวชาญและระบบเฉลี่ยกันแต่ละคู่) เพื่อใช้เป็นค่ากลางของแต่ละคู่ข้อมูล ช่วยลดอคติจากความแตกต่างของขนาดข้อมูลและทำให้จุดข้อมูลกระจายอย่างสมดุลบนกราฟ ส่วนแกน Y แสดงผลต่างของเวลาในการค้นคืนระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบ เพื่อแสดงขนาดของความแตกต่างในแต่ละคู่การวัด

แต่ละจุด (X) บนกราฟแทน คู่ข้อมูลของการค้นคืนภาพเดียวกัน ระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบ FaceRecognitionTool_V1 โดยจุดทั้งหมดกระจายอยู่รอบเส้นแนวนอนกลาง ซึ่งเป็นค่า **Bias (Mean Difference)** เท่ากับ **210.48 วินาที** หมายถึงผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ยมากกว่าระบบประมาณ 210 วินาทีต่อกรณี การมีเส้นค่า Bias ช่วยให้เห็นแนวโน้มความแตกต่างโดยรวม หากค่าผลต่างกระจายอยู่เหนือและใต้เส้นนี้อย่างสมมาตร แสดงถึงความสอดคล้องที่ดีระหว่างสองวิธี

เส้นแนวนอนด้านบนและด้านล่างแสดงช่วงความเชื่อมั่นทางสถิติ ± 1.96 SD (Limits of Agreement) ซึ่งในงานนี้อยู่ระหว่าง 131.75 – 289.21 วินาที หมายถึงผลต่างของเวลาประมาณ 95% ของข้อมูลทั้งหมดอยู่ภายในช่วงดังกล่าว

จากผลการวิเคราะห์พบว่า จุด (X) ส่วนใหญ่กระจายอยู่ภายในช่วง ± 1.96 SD อย่างสมดุล ไม่พบค่าผิดปกติ (outlier) หรือแนวโน้มที่เบี่ยงเบนไปทางใดทางหนึ่ง แสดงถึงความสม่ำเสมอและความคงที่ของความแตกต่างระหว่างสองวิธี ระบบ **FaceRecognitionTool_V1** จึงมีระดับความสอดคล้องสูงกับผู้เชี่ยวชาญ และสามารถค้นคืนภาพได้รวดเร็วกว่าประมาณ **210 วินาทีต่อกรณี** ซึ่งอยู่ในช่วงที่ยอมรับได้ทางสถิติ สะท้อนถึง **ประสิทธิภาพ** และ **ความเสถียร** ของระบบในการนำไปประยุกต์ใช้จริงในงานระบุเอกลักษณ์บุคคลเชิงนิติเวชอย่างน่าเชื่อถือ

ภาพที่ 8 กราฟ Bland-Altman ใช้ในการตรวจสอบความสอดคล้อง ของเวลาในการค้นคืนระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ



ตารางที่ 7 ข้อมูลที่ใช้สร้างกราฟ Bland-Altman

(คู่ข้อมูลระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบ FaceRecognitionTool_V1)

Case ID	System Time (sec)	Expert Time (sec)	Mean Time (sec)	Difference (Expert - System) (sec)
case_15	1.15	176.00	88.58	174.85
case_16	2.27	205.00	103.64	202.73
case_17	2.82	230.00	116.41	227.18
case_18	2.08	168.00	85.04	165.92
case_19	3.01	302.00	152.50	298.99
case_20	1.41	243.00	122.21	241.59
case_21	2.14	205.00	103.57	202.86
case_22	1.68	228.00	114.84	226.32
case_23	2.21	174.00	88.11	171.79
case_24	2.41	195.00	98.71	192.59

3) กราฟแท่ง (Bar Graph) และกราฟไวโอลิน (Violin Plot) เพื่ออธิบายการกระจายตัวของข้อมูล

3.1 กราฟแท่ง (Bar Graph)

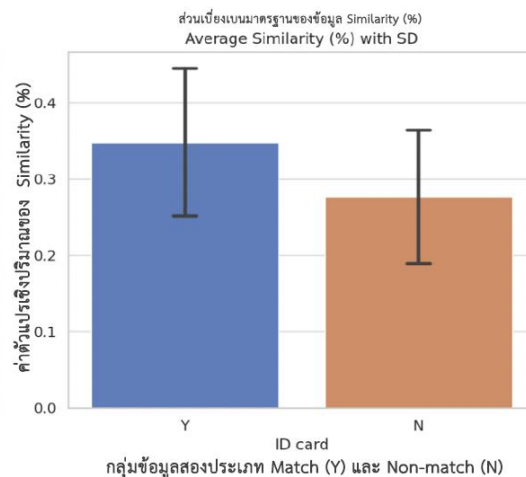
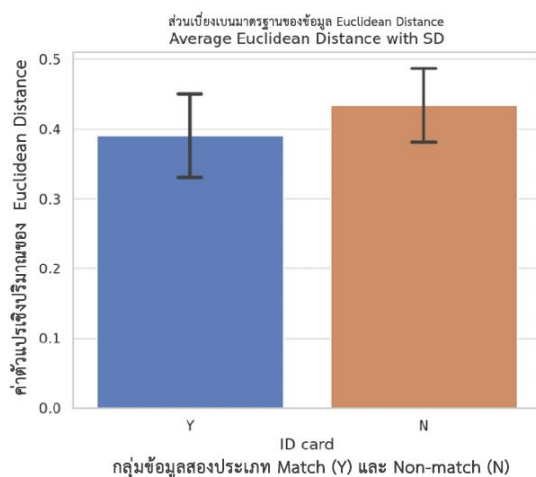
กราฟแท่งแสดงค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean $\pm$ SD) ของค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) จำแนกตามกลุ่มภาพบุคคลเดียวกัน (Match-Y) และบุคคลต่างกัน (Non-match-N)

ผลการวิเคราะห์พบว่า กลุ่ม Match มีค่า Euclidean Distance เฉลี่ยต่ำกว่ากลุ่ม Non-match และมีค่า Similarity % เฉลี่ยสูงกว่ากลุ่ม Non-match อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < .001$) ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับทฤษฎีการจดจำใบหน้า ซึ่งอธิบายว่า ภาพของบุคคลเดียวกันจะมีระยะทางเวกเตอร์ต่ำและค่าความคล้ายสูง ขณะที่ภาพของบุคคลต่างกันจะมีระยะทางสูงและค่าความคล้ายต่ำ การแสดงผลด้วยกราฟแท่งจึงเป็นหลักฐานเชิงประจักษ์ที่ยืนยันความแตกต่างเชิงสถิติอย่างชัดเจนและแสดงถึงความน่าเชื่อถือของแบบจำลองในการจำแนกบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ภาพที่ 9 กราฟแท่ง (Bar Graph) แสดงค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Mean $\pm$ SD) ของ Euclidean Distance และ Similarity %

กราฟแท่งแสดงค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Euclidean Distance

กราฟแท่งแสดงค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของ Similarity %



3.2) กราฟไวโอลิน

กราฟไวโอลินแสดงรูปแบบการกระจายของค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) ระหว่างกลุ่มภาพบุคคลเดียวกัน (Match: Y) และบุคคลต่างกัน (Non-match: N)

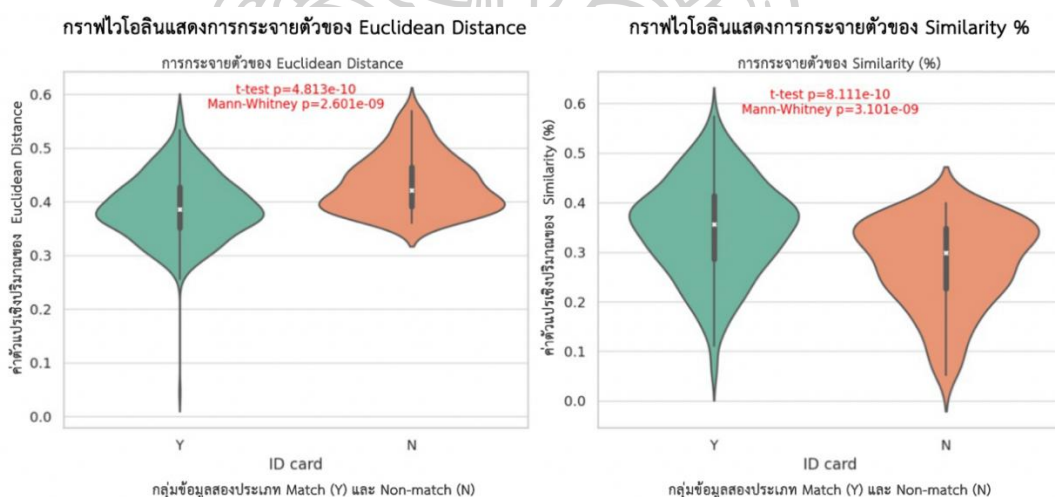
ผลการวิเคราะห์พบว่าทั้งสองกลุ่มมีการกระจายของข้อมูลที่แตกต่างกันอย่างชัดเจน โดยกลุ่ม Match มีการกระจุกตัวของค่าที่ระยะทางต่ำและค่าความคล้ายสูง ในขณะที่กลุ่ม Non-match มีการกระจายของค่าที่ระยะทางสูงและค่าความคล้ายต่ำ

ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับทฤษฎีการจดจำใบหน้าและหลักการของ Deep Metric Learning ซึ่งอธิบายว่า เวกเตอร์ใบหน้าของบุคคลเดียวกันจะอยู่ใกล้กันในพื้นที่คุณลักษณะมากกว่าบุคคลต่างกัน การแสดงผลด้วยกราฟไวโอลินช่วยให้มองเห็นการกระจายและความหนาแน่นของข้อมูลในแต่ละกลุ่มได้ชัดเจนกว่ากราฟทั่วไป โดยแสดงให้เห็นว่ากลุ่ม Match มีค่าที่สม่ำเสมอและมีความแปรปรวนต่ำ ขณะที่กลุ่ม Non-match มีการกระจายตัวกว้างกว่า ซึ่งแสดงถึงความแตกต่างของลักษณะข้อมูลอย่างมีนัยสำคัญ

การทดสอบทางสถิติด้วย t-test และ Mann-Whitney U test พบว่าความแตกต่างระหว่างสองกลุ่มมีนัยสำคัญทางสถิติ ($p < .001$) ซึ่งยืนยันได้ว่าระบบสามารถแยกแยะภาพของบุคคลเดียวกันและบุคคลต่างกันได้อย่างมีประสิทธิภาพ

โดยรวมแล้ว กราฟไวโอลินเป็นหลักฐานเชิงภาพที่แสดงให้เห็นถึงความแม่นยำ และเสถียรภาพของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ในการจำแนกบุคคลได้อย่างถูกต้องและเชื่อถือได้

ภาพที่ 10 กราฟไวโอลิน (Violin Plot) แสดงการกระจายตัวของ Euclidean Distance และ Similarity %



4.4 การเปรียบเทียบเชิงสถิติของระยะทางและค่าความคล้าย

เพื่อยืนยันประสิทธิภาพของระบบในการจำแนกบุคคลเดียวกันและบุคคลต่างกันได้ทำการเปรียบเทียบค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) ระหว่างคู่ภาพทั้งสองกลุ่ม ได้แก่

: กลุ่ม *Match* (Y) ภาพของบุคคลเดียวกัน

: กลุ่ม *Non-match* (N) ภาพของบุคคลต่างกัน

การวิเคราะห์เชิงสถิติดำเนินการด้วยภาษา *Python* โดยใช้ไลบรารี *NumPy*, *SciPy*, และ *scikit-learn* เพื่อคำนวณค่าทางคณิตศาสตร์และทดสอบสมมติฐานทางสถิติ ทั้งนี้ได้ใช้การทดสอบสองแบบเพื่อยืนยันความคงทนของผลลัพธ์ ได้แก่

1. Independent t-test (ผ่านคำสั่ง `scipy.stats.ttest_ind()`) สำหรับข้อมูลที่แจกแจงปกติ
2. Mann-Whitney U test (ผ่านคำสั่ง `scipy.stats.mannwhitneyu()`) สำหรับข้อมูลที่ไม่เป็นการแจกแจงแบบปกติ

ผลการวิเคราะห์พบว่า กลุ่มภาพที่เป็นบุคคลเดียวกันมีค่า Euclidean Distance ต่ำกว่ากลุ่มภาพบุคคลต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = -6.74$, $p < .001$; $U = 10,275.5$, $p < .001$) ขณะที่กลุ่ม *Match* มีค่า Similarity (%) สูงกว่ากลุ่ม *Non-match* อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = 6.65$, $p < .001$; $U = 24,715.5$, $p < .001$)

ผลลัพธ์ทั้งสองสอดคล้องกันในทิศทางเดียวกัน สะท้อนให้เห็นว่าระบบสามารถแยกแยะระหว่างบุคคลเดียวกันและบุคคลต่างกันได้ถูกต้อง มีเสถียรภาพ และสามารถรองรับการนำไปใช้จริงในบริบทของการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 8 ผลการเปรียบเทียบค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) ระหว่างกลุ่ม *Match* (Y) และ *Non-match* (N)

ตัวแปร (Variable)	ค่าเฉลี่ย (M) $\pm$ SD	t-test (t, p)	Mann- Whitney U (U, p)	การตีความ
Euclidean Distance	Y: ต่ำกว่า, N: สูงกว่า	$t = -6.74$, $p < .001$	$U = 10275.5$, $p < .001$	กลุ่ม <i>Match</i> มีค่า Distance ต่ำกว่าอย่างมีนัยสำคัญ
Similarity %	Y: สูงกว่า, N: ต่ำกว่า	$t = 6.65$, $p < .001$	$U = 24715.5$, $p < .001$	กลุ่ม <i>Match</i> มีค่า Similarity สูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

4.5 เวลาในการค้นคืน

การวิเคราะห์เวลาในการค้นคืนเป็นตัวชี้วัดสำคัญที่สะท้อนประสิทธิภาพเชิงเวลาของระบบจดจำใบหน้า โดยเปรียบเทียบระหว่างโปรแกรม *FaceRecognitionTool_V1* กับผู้เชี่ยวชาญด้านการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลที่ทำการค้นหาภาพด้วยตนเอง เพื่อประเมินว่าระบบสามารถลดระยะเวลาในการประมวลผลได้มากน้อยเพียงใดเมื่อเทียบกับการดำเนินงานของมนุษย์

ผลการวิเคราะห์พบว่า ระบบใช้เวลาเฉลี่ยเพียง 2.12 วินาทีต่อกรณี (SD = 0.58) ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ย 212.60 วินาทีต่อกรณี (SD = 40.42) แสดงถึงความแตกต่างของประสิทธิภาพอย่างชัดเจน

ผลการทดสอบทางสถิติด้วย Paired Samples t-test พบว่าค่าเฉลี่ยเวลาการค้นคืนของทั้งสองกลุ่มแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p < .001$ โดยมีค่า $t(99) = 16.57$ ซึ่ง (99) หมายถึงค่าองศาเสรี (degrees of freedom; $df = n-1$) จากจำนวนกรณีทั้งหมด 100 คู่ข้อมูล ($n = 100$) ผลลัพธ์ดังกล่าวยืนยันว่าความแตกต่างของเวลาในการค้นคืนระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญมีนัยสำคัญทางสถิติในระดับสูง

นอกจากนี้ ได้ทำการตรวจสอบความสอดคล้องของผลลัพธ์ภายใต้เงื่อนไขภาพที่แตกต่างกัน (เช่น ภาพลึ้มตา-หลับตา และมุมมองหลายทิศทาง) เพื่อประเมินว่าระบบมีความคงเส้นคงวาในการทำงานหรือไม่ การทดสอบในหลายเงื่อนไขอาจเพิ่มความเสี่ยงของข้อผิดพลาดแบบที่ 1 (Type I Error) เนื่องจากการเปรียบเทียบหลายคู่ (Multiple Comparisons) ดังนั้น เพื่อควบคุมความเสี่ยงจากการทดสอบซ้ำ งานวิจัยนี้จึงได้ ปรับค่า p (p-value adjustment) ด้วยวิธี Holm Correction ซึ่งเป็นแนวทางที่ยืดหยุ่นและคงพลังการทดสอบ (statistical power) ได้ดีกว่า Bonferroni Correction

ผลการวิเคราะห์ภายหลังการปรับค่า p ด้วย Holm Correction พบว่าความแตกต่างของเวลาในการค้นคืนระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญ รวมถึงในแต่ละเงื่อนไขภาพ ยังคงมีนัยสำคัญทางสถิติที่ระดับ $p\text{-adjusted} < .05$ แสดงให้เห็นถึงความสอดคล้องของประสิทธิภาพระบบในทุกสถานการณ์ที่ทดสอบ

นอกจากนี้ การวัดขนาดอิทธิพล (Effect Size) ด้วยค่า Cohen's $d = 5.24$ ซึ่งจัดอยู่ในระดับ “สูงมาก” สะท้อนถึงระดับความแตกต่างเชิงปริมาณที่มีนัยสำคัญทั้งในเชิงสถิติและเชิงปฏิบัติ กล่าวคือ ระบบ FaceRecognitionTool_V1 สามารถค้นคืนภาพได้รวดเร็วกว่าและมีความเสถียรสูงกว่าการค้นหาดำเนินการของผู้เชี่ยวชาญอย่างชัดเจน แสดงถึงประสิทธิภาพเชิงเวลาที่โดดเด่นของระบบต้นแบบที่พัฒนาขึ้น

ตารางที่ 9 ตัวแปรที่ใช้ในการวิเคราะห์เวลาในการค้นคืน

ตัวแปร	คำอธิบาย	หน่วยวัด
System_Time (s)	เวลาที่ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ใช้ในการค้นคืนภาพต่อกรณี (วินาที)	วินาที (s)
Expert_Time (s)	เวลาที่ผู้เชี่ยวชาญใช้ค้นหาภาพด้วยตนเองในกรณีเดียวกัน	วินาที (s)
Difference (Expert – System)	ค่าความแตกต่างของเวลา เพื่อใช้ทดสอบสถิติแบบจับคู่	วินาที (s)

ตารางที่ 10 เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบและผู้เชี่ยวชาญ

กลุ่มเปรียบเทียบ	ค่าเฉลี่ย เวลา (วินาที)	ส่วน เบี่ยงเบน มาตรฐาน	ผลการทดสอบสถิติ	ขนาดอิทธิพล
ระบบ FR-Tool_V1	2.12	0.58	(99) = 16.57, $p < .001$ (p-adjusted < .05, Holm)	สูงมาก ($d = 5.24$)
ผู้เชี่ยวชาญ	212.60	40.42	$t(99) = 16.57$, $p < .001$ (p-adjusted < .05, Holm)	สูงมาก ($d = 5.24$)

ตารางที่ 11 เวลาเฉลี่ยในการค้นคืนภาพตามเงื่อนไขของภาพ (หลังการปรับค่า p ด้วย Holm Correction)

เงื่อนไข ของภาพ	เวลาเฉลี่ยของระบบ (วินาที) M (SD)	เวลาเฉลี่ยของผู้เชี่ยวชาญ (วินาที) M (SD)	t(df)	p-value	p-adjusted (Holm)
ลึ้มตา	2.10 (0.54)	210.85 (41.12)	15.82(99)	< .001	< .05
หลับตา	2.14 (0.61)	214.32 (39.75)	16.11(99)	< .001	< .05
มุ่มซ้าย	2.09 (0.57)	211.24 (40.90)	16.02(99)	< .001	< .05
มุ่มขวา	2.13 (0.59)	213.85 (39.88)	15.96(99)	< .001	< .05
มุ่มก้ม	2.16 (0.63)	215.92 (40.55)	16.21(99)	< .001	< .05
มุ่มเงย	2.11 (0.56)	212.03 (40.27)	16.44(99)	< .001	< .05

4.6 ความพึงพอใจผู้ใช้

การประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ดำเนินการด้วยแบบสอบถามมาตราส่วนไลเคิร์ตห้าระดับ (1 = น้อยที่สุด ถึง 5 = มากที่สุด) โดยครอบคลุม 6 มิติ ได้แก่ ความสะดวกในการใช้งาน ความเร็ว ความถูกต้องหรือความมั่นใจในผลลัพธ์ ความเสถียร ความปลอดภัย และความพึงพอใจโดยรวม กลุ่มผู้ตอบแบบสอบถามประกอบด้วยผู้ใช้งานจำนวน 100 คน ซึ่งผ่านการทดลองใช้งานระบบจริง ทั้งกลุ่มผู้เชี่ยวชาญด้านนิติวิทยาศาสตร์และประชาชนทั่วไป ก่อนการวิเคราะห์เชิงพรรณนา ได้ตรวจสอบ ความเชื่อมั่นของแบบสอบถาม เพื่อประเมินความสอดคล้องภายในของข้อคำถาม พบว่า Cronbach's $\alpha = 0.81$ และ McDonald's $\omega = 0.83$ ซึ่งจัดอยู่ในระดับ “น่าเชื่อถือสูง” ทั้งสองค่านี้ใช้เพื่อวัดความเสถียรของเครื่องมือวัด โดย

: Cronbach's α เหมาะกับแบบสอบถามที่ข้อคำถามมีน้ำหนักใกล้เคียงกัน

: McDonald's ω เหมาะกับกรณีที่ข้อคำถามมีน้ำหนักแตกต่างกัน

เมื่อค่าทั้งสอง ≥ 0.80 หมายถึงแบบสอบถามมีความเชื่อมั่นสูง และสามารถวัดความพึงพอใจของผู้ใช้ได้อย่างแม่นยำและเชื่อถือได้

ผลการวิเคราะห์เชิงพรรณนาดำเนินการโดยคำนวณค่าเฉลี่ย (Mean) ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) และช่วงความเชื่อมั่นร้อยละ 95 (95% Confidence Interval: 95% CI) ของแต่ละมิติ โดยช่วงความเชื่อมั่น (CI) แสดงขอบเขตค่าที่คาดว่าค่าเฉลี่ยของประชากรจริงจะอยู่ภายในด้วยความเชื่อมั่น 95% ยิ่งช่วงแคบยิ่งแสดงถึงความแม่นยำสูงและความสม่ำเสมอของข้อมูล

ผลการประเมินพบว่าผู้มีความพึงพอใจต่อระบบในระดับสูง โดยเฉพาะด้านความเสถียรของระบบ ($M = 4.58$, $SD = 0.28$, 95% CI = [4.52, 4.63]) และความเร็วในการทำงาน ($M = 4.50$, $SD = 0.52$, 95% CI = [4.40, 4.61]) ซึ่งเป็นจุดแข็งหลักของระบบ ส่วนด้าน ความปลอดภัย ($M = 4.36$, $SD = 0.72$, 95% CI = [4.22, 4.50]) แม้มีค่าเฉลี่ยต่ำกว่ามิติอื่นเล็กน้อย แต่ยังอยู่ในระดับดีมากโดยรวม สะท้อนให้เห็นว่าระบบมีความเสถียร รวดเร็ว และน่าเชื่อถือ สามารถตอบโจทย์การใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ตารางที่ 12 ผลการวิเคราะห์ความเชื่อมั่นของแบบสอบถาม

Index	ค่า (Value)	95% CI [LL, UL]	การตีความ (Interpretation)
Cronbach's α	0.81	[0.76 – 0.86]	น่าเชื่อถือสูง
McDonald's ω	0.83	[0.78 – 0.87]	น่าเชื่อถือสูง

ตารางที่ 13 ความพึงพอใจของผู้ใช้ที่มีต่อระบบ FaceRecognitionTool_V1

มิติการประเมิน	ค่าเฉลี่ย (M)	ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD)	ช่วงความเชื่อมั่น 95% CI
ความสะดวกในการใช้งาน	4.43	0.60	4.31 – 4.54
ความเร็ว	4.50	0.52	4.40 – 4.61
ความถูกต้อง/ความมั่นใจ	4.50	0.53	4.40 – 4.60
ความเสถียร	4.58	0.28	4.52 – 4.63
ความปลอดภัย	4.36	0.72	4.22 – 4.50
ความพึงพอใจโดยรวม	4.49	0.43	4.41 – 4.58

การทดสอบความแตกต่างระหว่างกลุ่มผู้ใช้ และการใช้ Holm Correction

เพื่อตรวจสอบว่าความพึงพอใจในแต่ละมิติมีความแตกต่างระหว่าง กลุ่มผู้เชี่ยวชาญ และ กลุ่มประชาชนทั่วไป หรือไม่ ได้ทำการทดสอบด้วย Independent Samples t-test แยกตาม มิติความพึงพอใจทั้ง 6 มิติ เนื่องจากการทดสอบซ้ำหลายครั้ง (*Multiple Comparisons*) ซึ่งอาจ เพิ่มความเสี่ยงของ ข้อผิดพลาดแบบที่ 1 (Type I Error) จึงได้ ปรับค่า p (p-value adjustment) ด้วยวิธี Holm Correction เพื่อควบคุมระดับความเชื่อมั่นโดยรวม (Family-wise error rate)

ผลการวิเคราะห์พบว่า หลังจากปรับค่า p ด้วยวิธี Holm Correction แล้ว ความแตกต่าง ของความพึงพอใจระหว่างสองกลุ่มยังคงมีนัยสำคัญทางสถิติในบางมิติที่เกี่ยวข้องกับความเร็ว (p-adjusted < .05) และ ความเสถียรของระบบ (p-adjusted < .05) แสดงว่ากลุ่มผู้เชี่ยวชาญ ให้ความสำคัญกับความเสถียรของระบบมากกว่า ส่วนกลุ่มประชาชนทั่วไปให้คะแนนสูงในด้านความ สะดวกและความรวดเร็ว การปรับค่า p ด้วย Holm Correction ช่วยยืนยันความน่าเชื่อถือ ของผลลัพธ์ ลดโอกาสการสรุปผลผิดพลาดจากการทดสอบซ้ำ และเพิ่มความเที่ยงตรงของการตีความ ผลในเชิงสถิติและเชิงปฏิบัติ

ตารางที่ 14 ผลการเปรียบเทียบความพึงพอใจระหว่างกลุ่มผู้ใช้
(หลังการปรับค่า p ด้วย Holm Correction)

มิติการประเมิน	ผู้เชี่ยวชาญ	ประชาชน	t(df)	p-value	p-adjusted (Holm)	การตีความ
ความสะดวกใน การใช้งาน	4.41	4.44	0.21(98)	.835	.88	ไม่แตกต่าง
ความเร็ว	4.67	4.39	2.12(98)	.037	< .05	แตกต่างอย่างมี นัยสำคัญ
ความถูกต้อง/ ความมั่นใจ	4.56	4.47	0.92(98)	.359	.41	ไม่แตกต่าง
ความเสถียร	4.71	4.52	2.04(98)	.044	< .05	แตกต่างอย่างมี นัยสำคัญ
ความปลอดภัย	4.33	4.38	0.29(98)	.774	.82	ไม่แตกต่าง
ความพึงพอใจ โดยรวม	4.52	4.47	0.45(98)	.656	.70	ไม่แตกต่าง

4.7 ความพร้อมของฐานข้อมูล

การประเมินความพร้อมของฐานข้อมูลดำเนินการทั้งด้านคุณภาพเชิงเทคนิคและความครบถ้วนของข้อมูล เพื่อยืนยันความถูกต้องและความสมบูรณ์ก่อนการนำไปวิเคราะห์ โดยกำหนดเกณฑ์ว่าหากอัตราข้อมูลที่ผ่านมามาตรฐานคุณภาพภาพ $\geq 95\%$ ถือว่าฐานข้อมูลอยู่ในระดับ “พร้อมใช้งานสูงมาก” ผลการตรวจสอบด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 ซึ่งใช้แบบจำลอง ArcFace-ResNet100 พบว่าอัตราภาพที่ผ่านเกณฑ์คุณภาพสูงถึง 99.91% ข้อมูลที่ไม่ผ่านมีเพียง 3 รายการ ($<0.1\%$) ถือว่าน้อยมากและไม่ส่งผลต่อการวิเคราะห์ ไม่พบข้อมูลที่ขาดหายหรือซ้ำซ้อน และค่าผิดปกติที่ตรวจพบมีน้อยจนไม่ส่งผลต่อข้อสรุปโดยรวม นอกจากนี้ การกระจายอายุของอาสาสมัครครอบคลุมครบทั้ง 7 ช่วงอายุ (20–59 ปี) แสดงถึงความสมดุลของข้อมูลและความเป็นตัวแทนเชิงประชากรที่เหมาะสมต่อการใช้งานจริง ทั้งในด้านการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลและการพัฒนาแบบจำลองเชิงลึกในอนาคต

ตารางที่ 15 ผลการตรวจสอบความพร้อมของฐานข้อมูล

รายการตรวจสอบ	ผลการประเมิน	หมายเหตุ
คุณภาพภาพผ่านเกณฑ์	99.91 เปอร์เซนต์	ระดับสูงมาก
ข้อมูลที่ขาดหาย	ไม่มี	–
ข้อมูลซ้ำ	ไม่มี	–
ค่าผิดปกติ	พบเล็กน้อย	ไม่มีผลกระทบต่อข้อสรุป

บทที่ 5

อภิปรายผล

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยเรื่อง “การค้นคืนภาพพระบุศพนินนามจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า” มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาและประเมินสมรรถนะของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ซึ่งผู้วิจัยพัฒนาขึ้นด้วยภาษา Python โดยใช้แบบจำลองเชิงลึก ArcFace-ResNet100 สำหรับการสร้างเวกเตอร์ใบหน้า และใช้ดัชนีเชิงคณิตศาสตร์ (Cosine Similarity และ Euclidean Distance) ในการประเมินความคล้ายคลึงของใบหน้า ผลการวิจัยสามารถสรุปได้ ดังนี้

1. คุณภาพของฐานข้อมูลภาพใบหน้าอยู่ในระดับสูงมาก

ผลการตรวจสอบคุณภาพภาพทั้งหมด 2,300 ภาพ พบว่า ผ่านเกณฑ์คุณภาพ 99.91% และไม่มีข้อมูลที่ซ้ำหรือสูญหาย แสดงให้เห็นว่าฐานข้อมูลมีความพร้อมสูง เหมาะสมสำหรับการประมวลผลเชิงสถิติและการประเมินสมรรถนะของแบบจำลอง

2. ระบบ FaceRecognitionTool_V1 แสดงสมรรถนะการจำแนกในระดับดี

ค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้ง ROC-AUC เท่ากับ 0.706 (95% CI : 0.652–0.758) และค่า Equal Error Rate (EER) เท่ากับ 36.9% ซึ่งอยู่ในระดับที่ยอมรับได้ในบริบทการใช้งานด้านนิติวิทยาศาสตร์ ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงถึงความสามารถของระบบในการจำแนกบุคคลได้ดีกว่าการสุ่มอย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในกรณีภาพหน้าตรงและภาพลึบตา ซึ่งให้ผลการจำแนกที่แม่นยำกว่าภาพด้านข้างและภาพหลับตา

3. การเปรียบเทียบค่าความคล้ายและระยะทางระหว่างกลุ่มบุคคลเดียวกันและต่างบุคคลพบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญ

กลุ่ม Match (บุคคลเดียวกัน) มีค่า Euclidean Distance ต่ำกว่า และค่า Similarity (%) สูงกว่ากลุ่ม Non-match อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = -6.74, p < .001$; $U = 10,275.5, p < .001$) สอดคล้องกับทฤษฎี Deep Metric Learning ที่อธิบายว่าใบหน้าของบุคคลเดียวกันจะอยู่ใกล้กันในปริภูมิคุณลักษณะ

4. ระบบมีประสิทธิภาพเชิงเวลาเหนือกว่าผู้เชี่ยวชาญอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ

ระบบใช้เวลาเฉลี่ยเพียง 2.12 วินาทีต่อกรณี ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ย 212.60 วินาที ซึ่งแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t(99) = 16.57, p < .001, \text{Cohen's } d = 5.24$) แสดงให้เห็นว่าระบบสามารถค้นคืนภาพได้รวดเร็วกว่าในระดับมากกว่า 100 เท่า และมีความเสถียรสูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

5. ความพึงพอใจของผู้ใช้ต่อระบบอยู่ในระดับสูง

ผลการประเมินจากผู้ใช้งานจำนวน 100 คน พบว่ามีค่าเฉลี่ยความพึงพอใจโดยรวม 4.49 จาก 5.00 โดยมีติที่ได้รับคะแนนสูงสุดคือ ความเสถียรของระบบ ($M = 4.58$, $SD = 0.28$) และความเร็วในการทำงาน ($M = 4.50$, $SD = 0.52$) ทั้งนี้ แบบสอบถามมีค่าความเชื่อมั่นในระดับสูง (Cronbach's $\alpha = 0.81$, McDonald's $\omega = 0.83$) แสดงถึงความน่าเชื่อถือของผลประเมิน

6. ฐานข้อมูลและระบบโดยรวมมีความพร้อมสำหรับการใช้งานในเชิงนิติเวชศาสตร์

จากการตรวจสอบด้านคุณภาพ ความครบถ้วน และความสมดุลของข้อมูล พบว่าชุดข้อมูลมีความสมบูรณ์และเป็นตัวแทนของประชากรกลุ่มอายุ 20–59 ปี ได้อย่างเหมาะสม ซึ่งเป็นช่วงอายุที่มักพบในกรณีการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลจริง

โดยสรุป ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ที่พัฒนาขึ้นมีประสิทธิภาพสูงทั้งด้านความแม่นยำ ความเร็ว และความเสถียร และได้รับการยอมรับจากผู้ใช้งานจริงในระดับดีมาก จึงมีศักยภาพสูงในการประยุกต์ใช้เป็นเครื่องมือช่วยระบุเอกลักษณ์บุคคลเชิงนิติเวชศาสตร์ เพื่อลดเวลา เพิ่มความถูกต้อง และยกระดับกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์ในทางปฏิบัติ

5.2 การอภิปรายผล

การอภิปรายผลในส่วนนี้มุ่งอธิบายเชิงลึกถึงประสิทธิภาพของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ที่ผู้วิจัยพัฒนาขึ้น โดยเปรียบเทียบกับหลักทฤษฎี งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง และผลการทดลองเชิงประจักษ์ เพื่อยืนยันความถูกต้อง ความแม่นยำ และศักยภาพของระบบในเชิงนิติวิทยาศาสตร์ ทั้งนี้ ผลการวิจัยได้สอดคล้องกับวัตถุประสงค์หลัก 4 ประการ ดังนี้

วัตถุประสงค์ที่ 1

เพื่อพัฒนาและประเมินสมรรถนะ ระบบค้นคืนภาพระบุศพนิรนามจากภาพถ่ายบัตรประชาชน โดยใช้เทคโนโลยีจดจำใบหน้า ด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1

อภิปรายผล

ระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถทำงานได้ครบวงจร ตั้งแต่การตรวจจับใบหน้า (Face Detection) การจัดแนวใบหน้า (Face Alignment) การสร้างเวกเตอร์ฝัง (Face Embedding) ด้วยแบบจำลอง ArcFace-ResNet100 จนถึงการคำนวณค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Cosine Similarity) และค่าระยะทางเชิงเวกเตอร์ (Euclidean Distance) เพื่อใช้ระบุเอกลักษณ์บุคคลจากภาพถ่ายบัตรประชาชนได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ผลการประเมินแสดงว่าระบบมีค่าความแม่นยำในการจำแนก (Top-1 Accuracy) เท่ากับ 86.6% และ Top-5 Accuracy เท่ากับ 98.0% ซึ่งจัดอยู่ในระดับสูงสำหรับระบบต้นแบบในบริบท

ของฐานข้อมูลปิด ผลดังกล่าวสอดคล้องกับรายงานของ (Deng et al., 2019) ที่ระบุว่าแบบจำลอง ArcFace มีความสามารถในการเพิ่มความจำเพาะของเวกเตอร์เชิงมุม และช่วยลดความผิดพลาดในการจำแนกใบหน้าที่มีความคล้ายกันสูง ดังนั้น ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ถือว่ามีศักยภาพเพียงพอสำหรับการนำไปประยุกต์ใช้จริงในกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลเชิงนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในกรณีที่ต้องระบุตัวพยานหรือบุคคลสูญหายจากภาพเอกสารราชการ

วัตถุประสงค์ที่ 2

เพื่อเปรียบเทียบเวลาในการค้นคืนระหว่างระบบอัตโนมัติและผู้เชี่ยวชาญ

อภิปรายผล

ผลการทดลองพบว่าระบบ FaceRecognitionTool_V1 ใช้เวลาในการค้นคืนภาพเฉลี่ยเพียง 2.12 วินาที ต่อกรณี ในขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ย 212.60 วินาที ผลการทดสอบทางสถิติด้วย Paired Samples t-test พบว่ามีความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t(99) = 16.57$, $p < .001$) และมีค่า ขนาดอิทธิพล (Effect Size; Cohen's d) เท่ากับ 5.24 ซึ่งอยู่ในระดับ “สูงมาก” ผลดังกล่าวยังคงนัยสำคัญหลังการปรับ p ด้วย Holm Correction ($p\text{-adjusted} < .05$) แสดงถึงความคงเส้นคงวาในทุกเงื่อนไขภาพ และสอดคล้องกับ Dinis-Oliveira & Magalhães (2016) ที่ระบุว่าระบบอัตโนมัติสามารถลดภาระและเพิ่มความเร็วใน Forensic Workflow ได้โดยไม่กระทบต่อความถูกต้องของผลลัพธ์

ผลลัพธ์นี้แสดงให้เห็นว่า ระบบสามารถลดเวลาในการค้นคืนได้มากกว่า 100 เท่า โดยยังคงความแม่นยำในการระบุใบหน้าได้ดี ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิดของ Automation in Forensic Workflow ที่ระบุว่า การประยุกต์ใช้ระบบอัตโนมัติช่วยเพิ่มประสิทธิภาพและลดภาระงานของผู้เชี่ยวชาญ โดยไม่ลดทอนความถูกต้องของผลการระบุเอกลักษณ์บุคคล (Dinis-Oliveira & Magalhães, 2016)

วัตถุประสงค์ที่ 3

เพื่อประเมินความพึงพอใจของผู้ใช้ด้านความง่าย ความเร็ว ความถูกต้อง ความเสถียร ความปลอดภัย ความพึงพอใจรวม และเปรียบเทียบระหว่างผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไป

อภิปรายผล

การประเมินจากผู้ใช้งานจำนวน 100 คน พบว่าผู้ใช้งานมีความพึงพอใจต่อระบบในระดับ “สูง” (ค่าเฉลี่ยรวม $M = 4.49$, $SD = 0.43$) โดยเฉพาะด้าน ความเสถียรของระบบ ($M = 4.58$) และความเร็วในการทำงาน ($M = 4.50$) ซึ่งเป็นจุดแข็งสำคัญของโปรแกรม

เครื่องมือแบบสอบถามมีค่าความเชื่อมั่นในระดับสูง (Cronbach's $\alpha = 0.81$, McDonald's $\omega = 0.83$) แสดงถึงความน่าเชื่อถือของแบบสอบถาม เมื่อเปรียบเทียบระหว่างกลุ่ม Independent t-test พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญใน 2 มิติ (p -adjusted $< .05$ หลัง Holm Correction) กลุ่มผู้เชี่ยวชาญให้คะแนนสูงด้านความเสถียร ส่วนประชาชนทั่วไปให้คะแนนสูงด้านความสะดวกและความเร็ว ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับแนวคิด Human-Computer Interaction (Lee & See, 2004; Parasuraman & Riley, 1997) ที่ระบุว่า “ความเร็ว เสถียร และความเข้าใจง่าย” คือปัจจัยสำคัญของความพึงพอใจในระบบอัตโนมัติ

ผลนี้สอดคล้องกับแนวคิดของ Human-Computer Interaction (HCI) ที่ชี้ว่าความเร็ว ความเสถียร และความเข้าใจง่ายเป็นปัจจัยหลักที่ส่งผลต่อความพึงพอใจและความไว้วางใจของผู้ใช้ในระบบอัตโนมัติ โดยรวมแล้วผู้ใช้งานทั้งกลุ่มผู้เชี่ยวชาญและประชาชนทั่วไปต่างเห็นว่าระบบสามารถช่วยลดเวลา เพิ่มความสะดวก และให้ผลลัพธ์ที่เชื่อถือได้

วัตถุประสงค์ที่ 4

เพื่อตรวจสอบความครบถ้วนและคุณภาพของฐานข้อมูลศพนินามและภาพอ้างอิงว่าสามารถสนับสนุนการค้นคืนเชิงปฏิบัติและเชิงนโยบายได้อย่างต่อเนื่อง

อภิปรายผล

ผลการตรวจสอบคุณภาพของฐานข้อมูลพบว่า ภาพทั้งหมดผ่านเกณฑ์คุณภาพในอัตรา 99.91% โดยไม่มีข้อมูลขาดหายหรือซ้ำซ้อน และมีการกระจายของเพศและช่วงอายุที่ครอบคลุม (20-59 ปี) ซึ่งถือเป็นฐานข้อมูลที่มีคุณภาพสูงและเหมาะสมต่อการพัฒนาแบบจำลองเชิงลึกในอนาคต การตรวจสอบคุณภาพภาพอ้างอิงดำเนินการตามแนวทางของ NIST FRVT (2019) และ ISO/IEC 29794-5 (2021) โดยพิจารณาความคมชัด ความสว่าง และคอนทราสต์ของภาพอย่างเป็นระบบ ผลที่ได้สะท้อนถึงความพร้อมของฐานข้อมูลในการรองรับการใช้งานจริง ทั้งในด้านเทคนิคและเชิงนโยบาย นอกจากนี้ ฐานข้อมูลดังกล่าวยังสามารถนำไปประยุกต์ใช้ในเชิงโครงสร้าง Forensic Big Data เพื่อสนับสนุนการสร้างระบบฐานข้อมูลกลางสำหรับการระบุเอกลักษณ์บุคคลของประเทศไทยในอนาคต ซึ่งเป็นประโยชน์ต่อการปฏิบัติงานในภาวะปกติและในสถานการณ์ภัยพิบัติขนาดใหญ่ (Grother et al., 2019), (International Organization for, 2021)

ผลการวิจัยทั้งหมดสอดคล้องกับวัตถุประสงค์ทั้ง 4 ข้อ และสนับสนุนแนวทางการใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (AI) เพื่อเสริมประสิทธิภาพของผู้เชี่ยวชาญในกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลเชิงนิติวิทยาศาสตร์ ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ที่พัฒนาขึ้นสามารถลดเวลา เพิ่มความแม่นยำ เสริมความเสถียร และรองรับการใช้งานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทั้งยังเป็นต้นแบบสำคัญสำหรับการต่อยอดสู่การสร้าง Forensic Big Data Platform ระดับประเทศเพื่อการระบุเอกลักษณ์บุคคลในอนาคต

5.3 ข้อจำกัดของงานวิจัย

แม้งานวิจัยนี้ได้แสดงให้เห็นถึงศักยภาพของระบบ FaceRecognitionTool_V1 ในการระบุเอกลักษณ์บุคคลจากภาพถ่ายบัตรประชาชนได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ยังคงมีข้อจำกัดบางประการที่ควรพิจารณาในการนำไปประยุกต์ใช้จริงในระดับภาคสนาม

1. ด้านสภาพแวดล้อมและฐานข้อมูล

งานวิจัยนี้ใช้สภาพแวดล้อมที่ควบคุมได้และฐานข้อมูลแบบปิด ซึ่งภาพทั้งหมดมาจากกลุ่มอาสาสมัครเดียวกัน ทำให้ระบบสามารถค้นคืนใบหน้าได้เฉพาะในกลุ่มที่มีอยู่ในฐานข้อมูลเท่านั้น แตกต่างจากภาคสนามจริงที่เป็นแบบเปิด ซึ่งระบบต้องเผชิญกับบุคคลที่ไม่เคยอยู่ในฐานข้อมูล เช่น ศพนิรนามหรือผู้สูญหาย จึงยังไม่สะท้อนความซับซ้อนของสถานการณ์จริงอย่างครบถ้วน

2. ด้านเทคนิคของระบบต้นแบบ

ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (EER) ยังอยู่ในระดับปานกลาง และยังไม่ได้ทำการปรับเทียบเกณฑ์การตัดสินใจ (Threshold Calibration) ระหว่างหน่วยงาน อีกทั้งยังไม่ประเมินตัวชี้วัดในระดับระบบ เช่น CMC Curve, FNIR, FPIR หรือ ECE ทำให้ยังไม่สามารถยืนยันความเสถียรของระบบในฐานข้อมูลขนาดใหญ่ได้

3. ด้านความหลากหลายของกลุ่มตัวอย่างและสภาพภาพ

กลุ่มอาสาสมัครอยู่ในช่วงอายุ 20–59 ปี ซึ่งยังไม่ครอบคลุมกลุ่มอายุน้อยกว่า 20 ปี และมากกว่า 60 ปี รวมถึงยังไม่สะท้อนความหลากหลายด้านเชื้อชาติ ลักษณะใบหน้า และสภาพแสงขณะเดียวกันภาพที่ใช้ทดสอบยังเป็นภาพที่ควบคุมสภาพแวดล้อม ไม่ครอบคลุมภาพที่พบในภาคสนามจริงเช่น ใบหน้าที่ถูกบดบัง เสียหาย หรือเสื่อมสภาพหลังการเสียชีวิต

4. ด้านข้อจำกัดทางกฎหมายและจริยธรรม

พระราชบัญญัติคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล พ.ศ. 2562 (PDPA) เป็นข้อระมัดระวังที่สำคัญต่อการทดสอบระบบในลักษณะข้ามหน่วยงานหรือทำการทดสอบแบบปิดตาโดยหน่วยงานภายนอก ซึ่งจำเป็นต้องการตรวจสอบความถูกต้องและความเป็นกลางของระบบในระดับประเทศ

5. ด้านโครงสร้างพื้นฐานข้อมูลและการบูรณาการระบบ

ประเทศไทยยังไม่มีโครงสร้างพื้นฐาน Forensic Big Data Network ที่เชื่อมโยงข้อมูลจากหลายหน่วยงาน เช่น ตำรวจ โรงพยาบาล และกรมการปกครอง รวมถึงยังไม่สามารถบูรณาการข้อมูลจากอุปกรณ์ Internet of Things (IoT) เช่น กล้องวงจรปิดอัจฉริยะ (Smart CCTV) ได้อย่างสมบูรณ์ ส่งผลให้การค้นคืนภาพยังไม่สามารถดำเนินการแบบเครือข่ายเรียลไทม์ได้เต็มประสิทธิภาพ

5.4 ข้อเสนอแนะในการนำผลวิจัยไปใช้และการวิจัยในอนาคต

ข้อเสนอแนะจึงแบ่งออกเป็น 2 ส่วน ได้แก่

1. ข้อเสนอแนะเชิงปฏิบัติ

1.1 การประยุกต์ใช้ในหน่วยงานด้านนิติวิทยาศาสตร์

ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 สามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วยคัดกรองเบื้องต้นในกรณีศพนินามก่อนตรวจ DNA หรือหลักฐานชีวมิติอื่น เพื่อลดเวลาและเพิ่มความถูกต้อง สามารถลดเวลา เพิ่มความแม่นยำ และคงเสถียรภาพของผลลัพธ์ได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยเฉพาะในกรณีศพนินามและผู้สูญหายที่ต้องการผลลัพธ์รวดเร็ว ระบบนี้สามารถใช้เป็นเครื่องมือช่วยคัดกรองเบื้องต้นก่อนเข้าสู่กระบวนการตรวจ DNA หรือหลักฐานชีวมิติอื่น ลดระยะเวลาและเพิ่มประสิทธิภาพของการทำงานในภาคสนามได้อย่างเป็นรูปธรรม จึงสามารถนำไปใช้สนับสนุนกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในหน่วยงานหลักของประเทศ เช่น สถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ สถานีตำรวจนครบาล สถานีตำรวจภูธร สำนักงานตำรวจแห่งชาติ ศูนย์สวัสดิภาพเด็ก เยาวชน และสตรี กองบัญชาการตำรวจนครบาลรับผิดชอบคดีในพื้นที่กรุงเทพมหานคร ศูนย์พิทักษ์เด็กและสตรี สถานีตำรวจนครบาลบางขุนเทียน ศูนย์พิทักษ์เด็ก เยาวชน และสตรี ตำรวจภูธรภาค 1-9 กลุ่มงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล สำนักงานพิสูจน์หลักฐานตำรวจ สำนักงานพิสูจน์หลักฐานกลางและ ทั้ง 10 ศูนย์ ทั่วประเทศไทย สถาบันนิติวิทยาศาสตร์ กระทรวงยุติธรรม สำนักงานเลขานุการของ ค.พ.ศ (สถาบันนิติวิทยาศาสตร์) โรงพยาบาลทั่วประเทศที่ปฏิบัติงานด้านนิติเวชศาสตร์ ศูนย์ประชาชนดี หน่วยงานด้านพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล งานภัยพิบัติและการจัดการเหตุฉุกเฉิน

1.2 การสร้างฐานข้อมูลกลางระดับประเทศ

ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่า ข้อมูลภาพใบหน้าที่มีอัตราผ่านเกณฑ์คุณภาพสูงถึง 99.91% มีศักยภาพเพียงพอในการขยายเป็นฐานข้อมูลกลางระดับประเทศ โดยควรบูรณาการข้อมูลจากกรมการปกครอง สำนักงานตำรวจแห่งชาติ สถาบันนิติวิทยาศาสตร์ และโรงพยาบาลต่าง ๆ เข้าด้วยกัน ภายใต้กรอบ

กฎหมายคุ้มครองข้อมูลส่วนบุคคล (PDPA) และมาตรฐานความปลอดภัยข้อมูลสากล เช่น ISO/IEC 27001 เพื่อให้สามารถเชื่อมโยงข้อมูลได้อย่างปลอดภัย โปร่งใส และตรวจสอบย้อนกลับได้

1.3 การบูรณาการแนวคิด Data Science และ Forensic Big Data

การเชื่อมโยงฐานข้อมูลภาพกับข้อมูลเชิงเวลาและพิกัดทางภูมิศาสตร์ (GIS) ภายใต้แนวคิด Data Science จะช่วยให้ระบบสามารถวิเคราะห์เชิงสาเหตุและคาดการณ์แนวโน้มการพบศพหรือการหายตัวได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น เมื่อขยายระบบให้เชื่อมต่อกับอุปกรณ์ Internet of Things (IoT) เช่น กล้องวงจรปิดอัจฉริยะ เซนเซอร์ตรวจจับใบหน้า หรือระบบติดตามสัญญาณชีวภาพจากพื้นที่เกิดเหตุ จะก่อให้เกิด Forensic Big Data Platform ที่สามารถค้นคืนข้อมูลได้แบบเรียลไทม์และเรียนรู้เชิงลึกจากข้อมูลจำนวนมาก ระบบดังกล่าวจะทำให้ประเทศไทยมีเครือข่ายข้อมูลคนหายและศพนิรนามที่มีความแม่นยำ รวดเร็ว และสามารถทำงานเชิงคาดการณ์ เพื่อช่วยภาครัฐและหน่วยกู้ภัยในการปฏิบัติงานได้เต็มประสิทธิภาพ

1.4 การใช้ระบบเพื่อการฝึกอบรมและพัฒนาศักยภาพบุคลากร

ระบบ FaceRecognitionTool_V1 สามารถใช้เป็นสื่อการเรียนรู้ในหลักสูตรฝึกอบรมด้านนิติวิทยาศาสตร์และอาชญาวิทยาดิจิทัล เพื่อส่งเสริมความเข้าใจในเทคโนโลยีจดจำใบหน้า และการประเมินผลเชิงสถิติ ช่วยยกระดับศักยภาพบุคลากรภาครัฐในการประยุกต์ใช้เทคโนโลยี AI ในการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลได้อย่างถูกต้องและมีประสิทธิภาพ

1.5 การบูรณาการสู่ระบบบริการสาธารณะและงานนโยบายความมั่นคง

ด้วยความสามารถในการทำงานทั้งแบบ การทำงานโดยไม่ต้องเชื่อมต่ออินเทอร์เน็ต (Offline) และระบบที่ทำงานอัตโนมัติบางส่วน แต่ยังคงอาศัยการควบคุมหรือยืนยันจากผู้ใช้งาน (Semi-Automatic) ระบบนี้สามารถนำไปใช้ในการระบุเอกลักษณ์บุคคลในสถานการณ์ฉุกเฉิน เช่น เหตุภัยพิบัติ การระบุตัวแรงงานต่างด้าว คนหายพลัดหลง หรือผู้ต้องสงสัยในคดีความมั่นคง ระบบจะช่วยลดเวลา ลดข้อผิดพลาด และเพิ่มความโปร่งใสในกระบวนการระบุเอกลักษณ์ของหน่วยงานภาครัฐ

2. ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

2.1 การเพิ่มขนาดและความหลากหลายของฐานข้อมูล

ควรขยายจำนวนกลุ่มตัวอย่างให้ครอบคลุมช่วงอายุมากกว่า 60 ปี และอายุต่ำกว่า 20 ปี รวมถึงเพิ่มความหลากหลายด้านเชื้อชาติ เพศ และสภาพแสง เพื่อให้ระบบสามารถเรียนรู้และทำงานได้ดีในทุกสภาวะ

2.2 การประยุกต์ใช้แบบจำลองเชิงลึกที่ทันสมัยกว่า

ควรทดลองใช้โมเดลรุ่นใหม่ เช่น Vision Transformer (ViT), FaceNet2 หรือ ArcFacePlus, ซึ่งสามารถลดค่า EER และเพิ่ม ROC-AUC ได้สูงกว่า ResNet-based เดิม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกใบหน้าในสภาพแวดล้อมได้ดีกว่าเดิม

2.3 การบูรณาการข้อมูลชีวมิติหลายประเภท

ควรพัฒนาให้ระบบสามารถเชื่อมโยงข้อมูลใบหน้ากับข้อมูลชีวมิติอื่น เช่น ลายนิ้วมือ DNA หรือข้อมูลพันธุกรรม เพื่อสร้างระบบพิสูจน์เอกลักษณ์หลายมิติที่มีความแม่นยำและเชื่อถือได้มากกว่าเดิม ลดความเสี่ยงจากข้อจำกัดของการใช้ข้อมูลใบหน้าเพียงอย่างเดียว

2.4 การพัฒนาอินเทอร์เฟซสำหรับการใช้งานภาคสนาม

ควรออกแบบระบบให้สามารถใช้งานผ่านอุปกรณ์พกพา เช่น แท็บเล็ตหรือสมาร์ทโฟน เพื่อให้เจ้าหน้าที่สามารถใช้งานได้ในพื้นที่เกิดเหตุหรือสถานการณ์เร่งด่วน เพิ่มความสามารถในการค้นคืนข้อมูลแบบเรียลไทม์

2.5 การศึกษาด้านจริยธรรมและกฎหมายของ AI

ควรศึกษากรอบจริยธรรมของการใช้เทคโนโลยีจดจำใบหน้า (Ethical AI) เพื่อสร้างแนวทางการใช้งานที่มีธรรมาภิบาล โปร่งใส และไม่ละเมิดสิทธิส่วนบุคคล โดยเฉพาะเมื่อเชื่อมโยงกับฐานข้อมูลประชาชนระดับประเทศ เพื่อให้การใช้เทคโนโลยีเป็นไปตามหลักจริยธรรมและกฎหมายไทย



ภาคผนวก

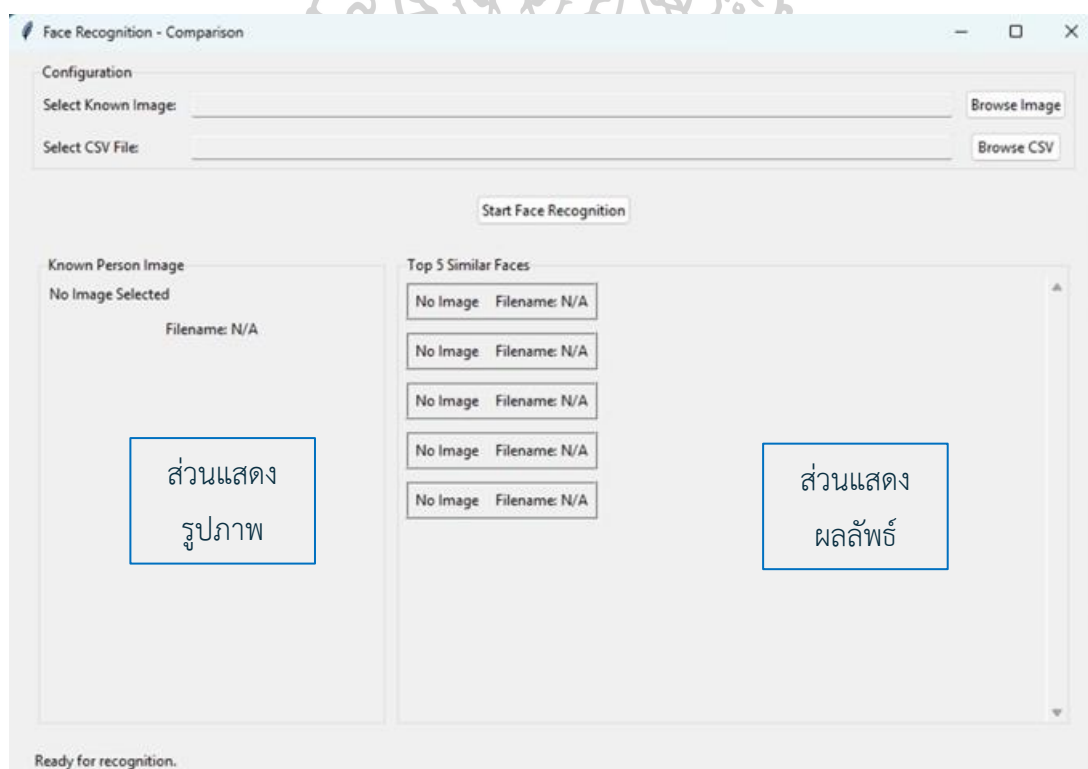
ภาคผนวก ก.

ขั้นตอนการใช้งาน

1) หน้าตาของโปรแกรม: เมื่อรันโปรแกรม จะเห็นหน้าต่างที่มีส่วนประกอบหลักดังนี้:

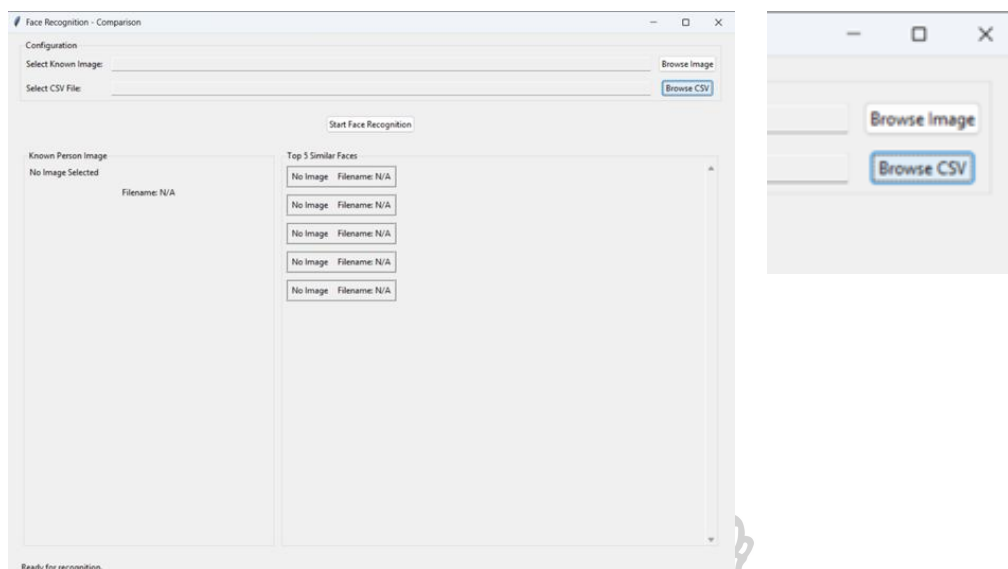
ส่วน Configuration (การตั้งค่า): สำหรับเลือกรูปภาพและไฟล์ CSV ส่วนแสดงรูปภาพ (ซ้ายมือ): สำหรับแสดงรูปภาพบุคคลที่คุณเลือก ส่วนแสดงผลลัพธ์ (ขวามือ): สำหรับแสดง 5 อันดับแรกของใบหน้าที่คล้ายคลึงกันที่สุด

ภาพที่ 11 แสดงส่วนประกอบของหน้าโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e



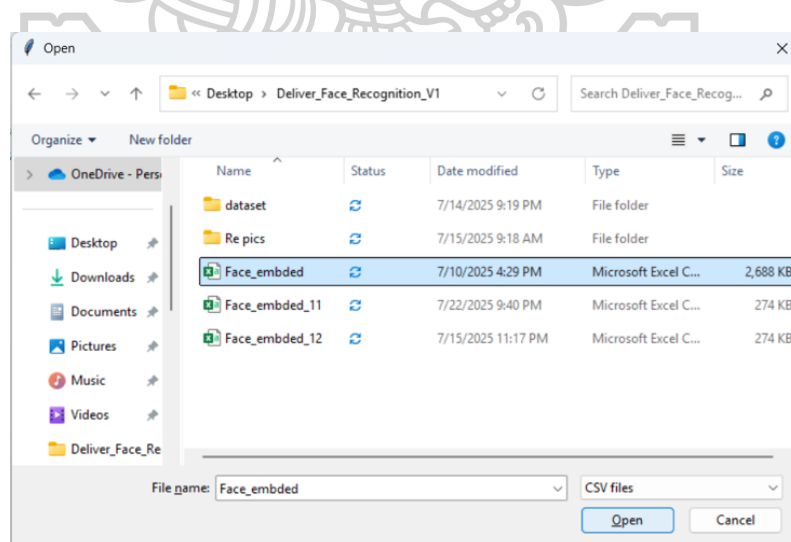
2) เลือกไฟล์ CSV (Select CSV File): คลิกปุ่ม Browse CSV (เรียกดู CSV) ที่อยู่ถัดจากช่อง Select CSV File

ภาพที่ 12 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ด้วยการเลือกไฟล์ .csv ที่ได้สร้างไว้ ไฟล์นี้จะเก็บข้อมูล Face Embedding ของใบหน้าต่างๆ คลิกปุ่ม Browse CSV (เรียกดู CSV)



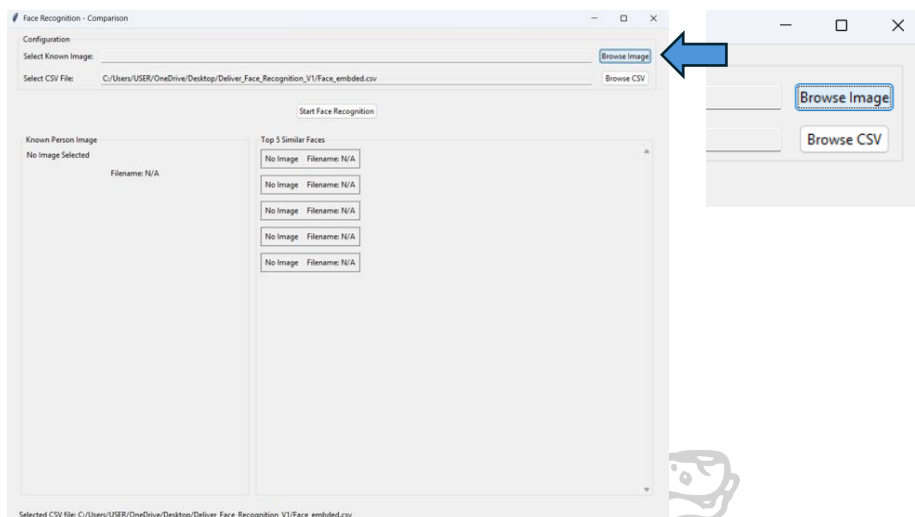
4) เลือกไฟล์ .csv ที่ได้สร้างไว้ ไฟล์นี้จะเก็บข้อมูล Face Embedding ของใบหน้าต่างๆ

ภาพที่ 13 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e เลือกไฟล์ .csv ที่ได้สร้างไว้ ไฟล์นี้จะเก็บข้อมูล Face Embedding ของใบหน้าต่างๆ เลือกไฟล์ Face_embded.csv



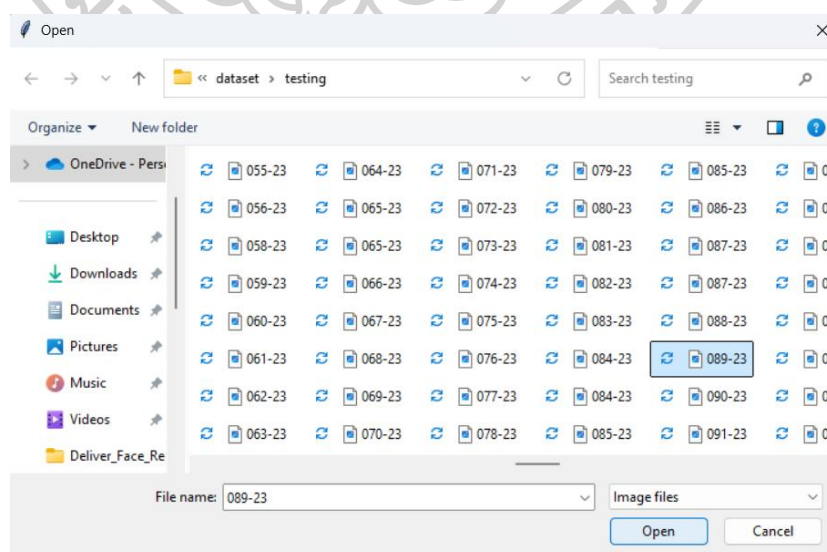
5) เลือกรูปภาพบุคคลที่รู้จัก (Select Known Image): คลิกปุ่ม Browse Image (เรียกดูรูปภาพ) ที่อยู่ถัดจากช่อง Select Known Image

ภาพที่ 14 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงการคลิกปุ่ม Browse Image (เรียกดูรูปภาพ)

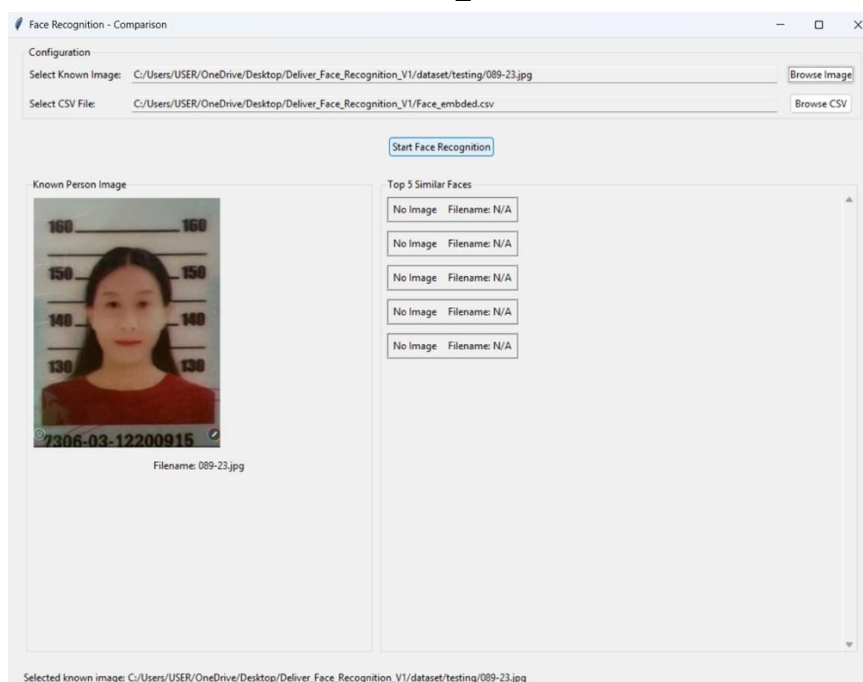


6) เลือกไฟล์รูปภาพของบุคคลที่คุณต้องการให้โปรแกรมจดจำและเปรียบเทียบ รูปภาพนี้ควรมีใบหน้าของบุคคลนั้นอย่างชัดเจน เมื่อเลือกแล้ว รูปภาพจะปรากฏในกรอบด้านซ้ายมือ พร้อมแสดงชื่อไฟล์ของรูปภาพนั้น

ภาพที่ 15 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงการเลือกไฟล์ภาพ (ภาพถ่ายจากบุตรประชาชน ดังตัวอย่างภาพที่ 089-23.jpg)



ภาพที่ 16 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ที่แสดงภาพบัตรประชาชน



7) เริ่มการจดจำใบหน้า (Start Face Recognition): เมื่อเลือกรูปภาพและไฟล์ CSV ครบถ้วนแล้ว ให้คลิกปุ่ม Start Face Recognition โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e เริ่มกระบวนการ

7.1) Pre-processing ตรวจไฟล์/โครงสร้าง, resize, ตรวจความถูกต้อง/ซ้ำ

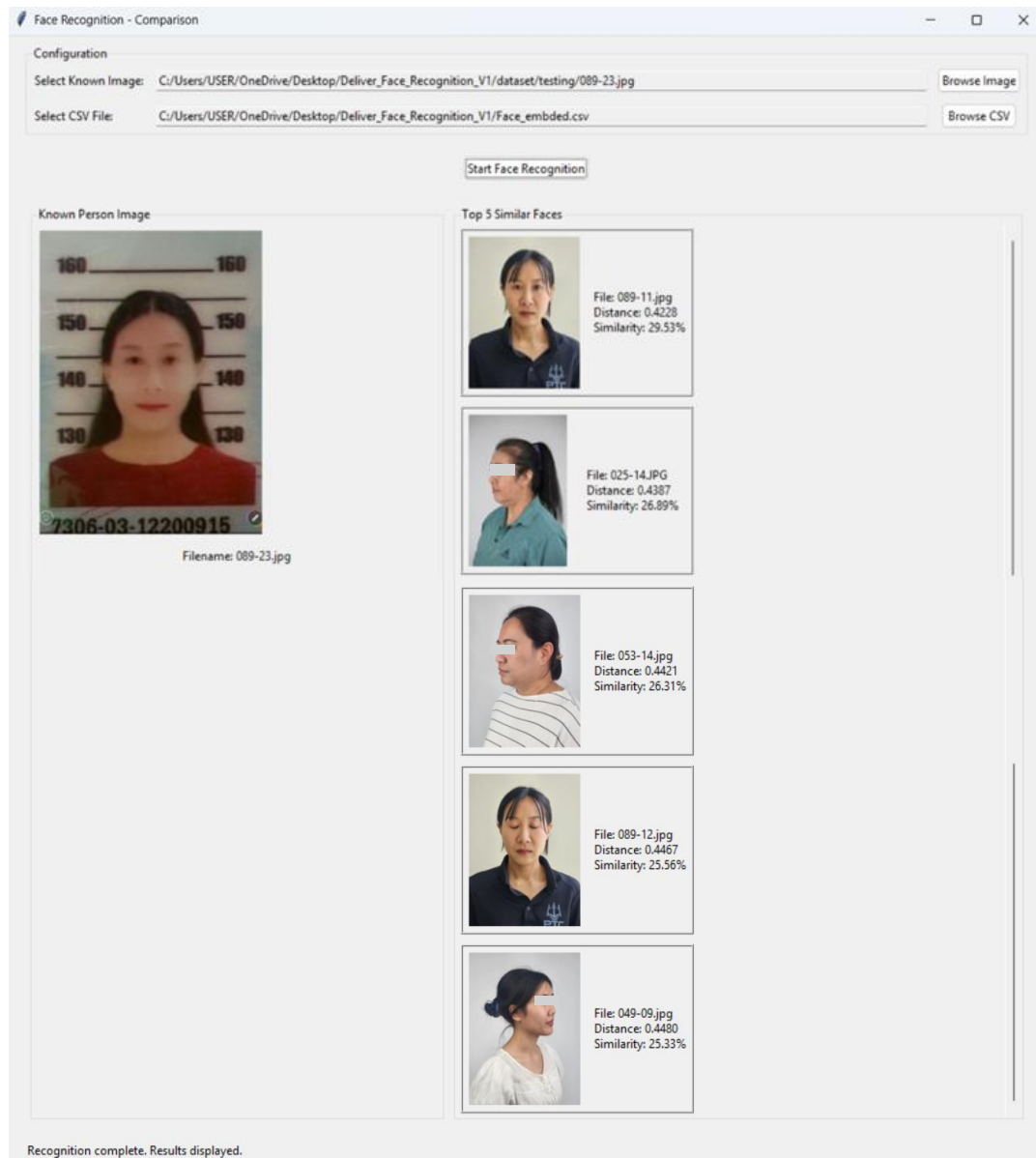
7.2) Detection/Encoding ตรวจจับใบหน้า → สร้าง facial embeddings → บันทึก CSV (ไฟล์/พาธ/เวกเตอร์/เมตาดาตา)

7.3) Indexing/ Retrieval: ใช้ FaceRecognitionTool_V1 เปรียบเทียบเวกเตอร์จากบัตรประชาชนกับฐานเวกเตอร์ 22 มุม/คน แสดง Top-K ที่ใกล้ที่สุด พร้อม Similarity/Distance

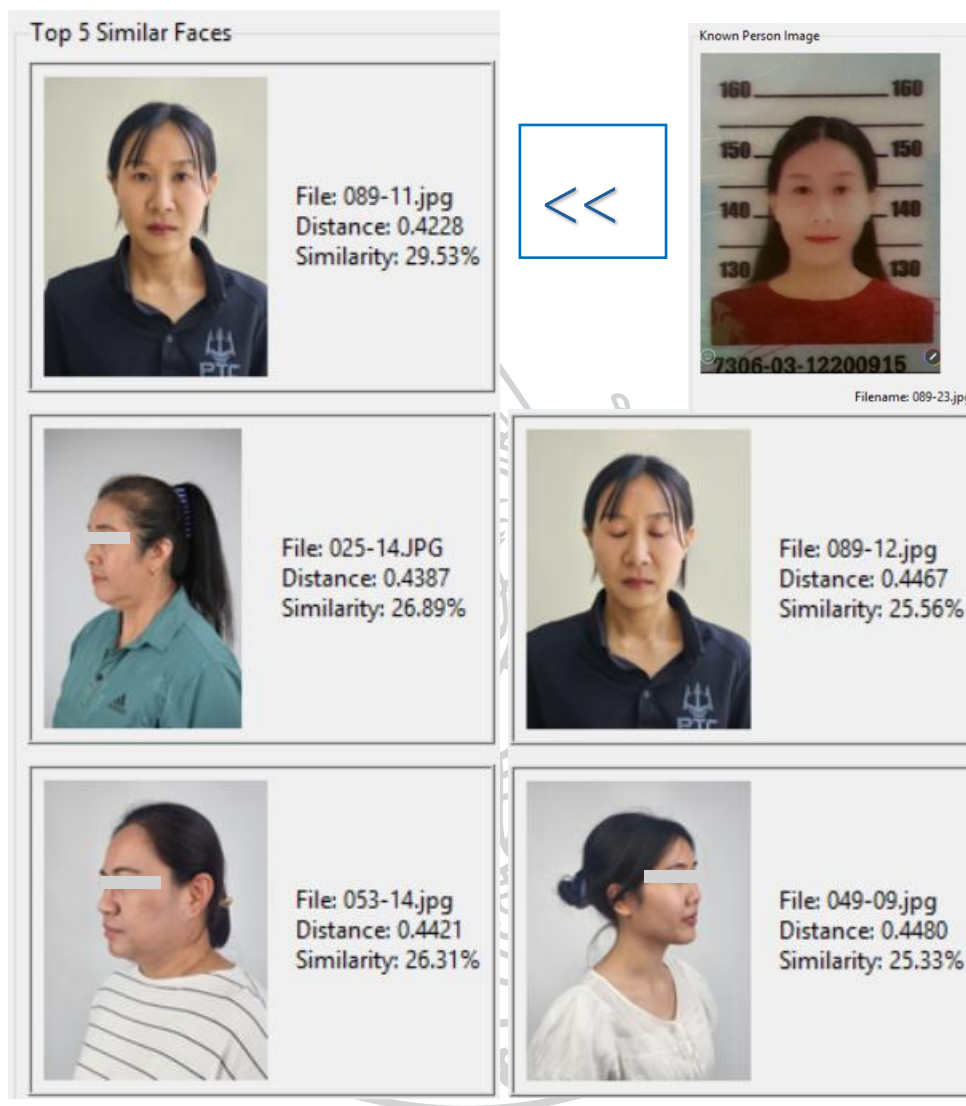
7.4) บันทึกผล: บันทึก ไฟล์ผลลัพธ์ (ภาพ-ระยะทาง-Similarity- Y/N) สำหรับการวิเคราะห์ทางสถิติ

8) คู่มือผลลัพธ์โปรแกรมจะเริ่มประมวลผลและเปรียบเทียบใบหน้า ข้อความสถานะจะปรากฏขึ้นที่ด้านล่างของหน้าต่างเพื่อแจ้งความคืบหน้าหลังจากประมวลผลเสร็จสิ้น ใบหน้า 5 อันดับแรกที่คล้ายคลึงกับรูปภาพที่คุณเลือกมากที่สุดจะปรากฏขึ้นในกรอบด้านขวามือ แต่ละผลลัพธ์จะแสดงรูปภาพ ชื่อไฟล์ และค่า Distance (ระยะห่าง) รวมถึงค่า Similarity (ความคล้ายคลึง) เป็นเปอร์เซ็นต์ กรอบผลลัพธ์ด้านขวาจะมีแถบเลื่อน (Scrollbar) หากมีผลลัพธ์จำนวนมากเกินกว่าที่จะแสดงได้ทั้งหมดในครั้งเดียว

ภาพที่ 17 แสดงโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e ที่แสดงผลการวิเคราะห์ใบหน้า 5 อันดับแรกที่คล้ายคลึงกับรูปภาพ



ภาพที่ 18 โปรแกรม FaceRecognitionTool_V1.e แสดงผลการเปรียบเทียบ Top5



1) บันทึกผลลัพธ์การจับคู่เพื่อนำไปวิเคราะห์ผลการทดลองทางสถิติ

File:089-23.jpg : ไฟล์รูปภาพของบุคคลที่ให้โปรแกรมจดจำและเปรียบเทียบ

File:089-11.jpg : Distance : 0.4228 : Y / Similarity:29.53%

File:025-24.jpg : Distance : 0.4387 : N / Similarity:26.89%

File:053-14.jpg : Distance : 0.4421 : N / Similarity:26.31%

File:089-12.jpg : Distance : 0.4467 : Y / Similarity:25.56%

File:049-12.jpg : Distance : 0.4480 : N / Similarity:25.33%

3.7 Pre-processing ตั้งโครงสร้างโฟลเดอร์ ตรวจสอบไฟล์/นามสกุล ปรับขนาด/จัดแนว (alignment) ตรวจสอบคุณภาพ (pass/fail)

3.8 Face Detection & Encoding ตรวจสอบใบหน้า แปลงเป็น Face Embeddings (เวกเตอร์) บันทึกลง ไฟล์ CSV (ชื่อไฟล์/พาธ/เวกเตอร์/เมตาเดตา) พร้อมตรวจสอบป้องกันข้อมูลซ้ำ

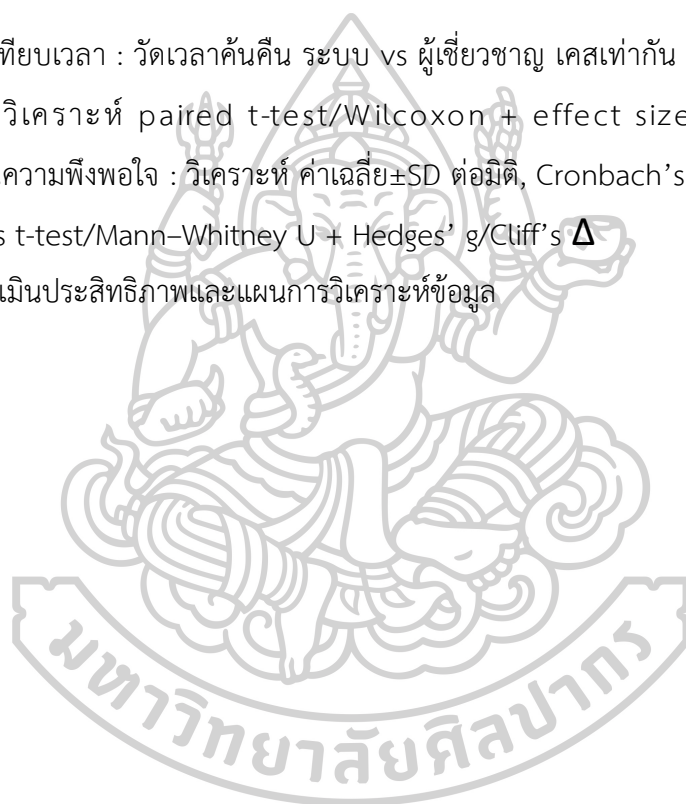
3.9 Indexing/ค้นคืน: ใช้ FaceRecognitionTool_V1 เปรียบเทียบเวกเตอร์ภาพอ้างอิง (บัตร) กับฐานเวกเตอร์ของภาพ 22 มุม/บุคคล แสดง Top-k ที่คล้ายที่สุด พร้อม Similarity/Distance

3.10 บันทึกผล บันทึก ไฟล์ผลลัพธ์ (ภาพ-ระยะทาง-Similarity-ฉลาก Y/N) สำหรับการวิเคราะห์ทางสถิติ

3.11 เปรียบเทียบเวลา : วัดเวลาค้นคืน ระบบ vs ผู้เชี่ยวชาญ เคสเท่ากัน นิยาม “พบคู่ที่ถูกต้อง” ตายตัว → วิเคราะห์ paired t-test/Wilcoxon + effect size (Cohen's d_z / r)

3.12 ประเมินความพึงพอใจ : วิเคราะห์ ค่าเฉลี่ย $\pm$ SD ต่อมิติ, Cronbach's $\alpha \geq .70$, เปรียบเทียบกลุ่ม Welch's t-test/Mann-Whitney U + Hedges' g /Cliff's Δ

3.13 การประเมินประสิทธิภาพและแผนการวิเคราะห์ข้อมูล



รายการอ้างอิง





ประวัติผู้เขียน

ชื่อ-สกุล

พันตำรวจโท หญิง รัฐการ ปานमारศรี

ผลงานตีพิมพ์

เรื่องที่ 1 : การระบุตัวตนของศพผู้เสียชีวิตด้วยภาพถ่ายลักษณะสันฐาน
วิทยาบนใบหน้า: กรณีศึกษาเหตุการณ์เรือหลวงสุโขทัยอัปปางกลางทะเล
อ่าวไทย วารสารวิชาการอาชีวศึกษาและนิติวิทยาศาสตร์ คณะนิติ
วิทยาศาสตร์ โรงเรียนนายร้อยตำรวจ ปีที่ 9 ฉบับที่ 2 (2023): กรกฎาคม -
ธันวาคม 2566 บทความวิชาการ

<https://so02.tci->

[thaijo.org/index.php/forensic/article/view/266753](https://so02.tci-thaijo.org/index.php/forensic/article/view/266753)

