



การค้นคืนภาพพระศพนิรนามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้การจดจำใบหน้า Image Retrieval to Identify Anonymous Corpses Reported from ID Card Photos Using Face Recognition

รัฐกร ปานมารศรี* ศิริรัตน์ ชูสกุลเกรียง และ วรวัช วิชชวานิชย์
คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศิลปากร

Ratthakarn Panmarasri, Sirirat Choosakoonkriang, and Worathat Wichchuwanit
Faculty of Science, Silpakorn University

Received: August 21, 2025 | Revised: November 10, 2025 | Accepted: November 20, 2025

บทความวิจัย (Research Article)

บทคัดย่อ

ปัญหาการค้นหาคศพสูญหายและการระบุศพนิรนามยังคงเป็นอุปสรรคสำคัญในกระบวนการยุติธรรมไทย เนื่องจากข้อมูลกระจัดกระจายและต้องใช้เวลาในการตรวจสอบเป็นเวลานาน งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาระบบค้นคืนภาพจากบัตรประชาชนโดยใช้เทคโนโลยีการจดจำใบหน้าเพื่อเพิ่มประสิทธิภาพในการระบุตัวบุคคล โดยประเมินสมรรถนะภายใต้สองแนวทางหลัก ได้แก่ (1) การค้นคืนข้อมูลแบบ 1:N และ (2) การตรวจสอบยืนยันตัวบุคคลแบบ 1:1 ผลการทดลองในกระบวนการค้นคืนข้อมูลแบบ 1:N พบว่าระบบให้ค่าความแม่นยำอันดับหนึ่ง 86.59% และค่าความแม่นยำอันดับห้า 98.0% โดยใช้เวลาเฉลี่ย 2.12 วินาทีต่อการค้นหา ซึ่งเร็วกว่าผู้เชี่ยวชาญที่ใช้เวลาเฉลี่ย 3.5 นาทีต่อรายเกือบ 100 เท่า แม้ว่าความแม่นยำสูงสุดของผู้เชี่ยวชาญ (~95.8%) จะยังสูงกว่า แต่ระบบสามารถทำหน้าที่เป็นเครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นได้อย่างมีประสิทธิภาพ สำหรับกระบวนการตรวจสอบแบบ 1:1 ผลการประเมินจากชุดข้อมูลไอดี-อล-99 พบค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งลักษณะการทำงานของผู้รับ (ROC-AUC) เท่ากับ 0.706 ซึ่งสะท้อนความท้าทายของข้อมูลที่มีความแตกต่างด้านมุมมอง (cross-pose) และคุณภาพภาพถ่าย (cross-quality) ขณะที่ภายใต้เงื่อนไขการทดสอบมาตรฐาน ระบบสามารถทำค่าพื้นที่ใต้เส้นโค้งลักษณะการทำงานของผู้รับได้ถึง 0.92 แสดงให้เห็นถึงความไวต่อคุณภาพข้อมูลนำเข้า โดยสรุป ระบบมีศักยภาพสูงต่อการประยุกต์ใช้ในงานนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในสถานการณ์ที่ต้องการความรวดเร็ว เช่น การค้นหาคศพสูญหายหรือการระบุผู้เสียชีวิตจากภัยพิบัติ ทั้งนี้ การใช้งานจริงควรกำหนดขั้นตอน preprocessing และ threshold ที่เหมาะสม เพื่อเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือของระบบ

คำสำคัญ: การค้นคืนภาพ, การจดจำใบหน้า, ศพนิรนาม, นิติวิทยาศาสตร์

* ผู้ประพันธ์บรรณกิจ (Corresponding Author), email: ratachio@gmail.com

Abstract

The problem of missing persons and the identification of anonymous corpses remains a major challenge in the Thai justice system due to fragmented data sources and lengthy verification processes. This study aims to develop an image retrieval system from national ID card photographs using face recognition technology to enhance the efficiency of personal identification. The evaluation was conducted under two principal approaches: (1) image retrieval in a 1:N setting and (2) person verification in a 1:1 setting. The experimental results for image retrieval (1:N) show that the system achieved a Top-1 Accuracy of 86.59% and a Top-5 Accuracy of 98.0%, with an average response time of only 2.12 seconds per query—nearly 100 times faster than human experts, who required about 3.5 minutes per case. Although the experts' highest accuracy ($\approx 95.8\%$) remains superior, the proposed system proved highly effective as a preliminary screening tool. For the person verification (1:1) task, testing with similarity scores on the ID-All-99 dataset yielded an ROC-AUC of 0.706, reflecting the challenges posed by cross-pose and cross-quality variations. In comparison, evaluations under standardized test conditions produced a significantly higher ROC-AUC of 0.92, further emphasizing the system's sensitivity to input image quality. In summary, the proposed system demonstrates strong potential for integration into forensic workflows, particularly in urgent scenarios such as locating missing persons or identifying disaster victims. However, practical deployment requires well-defined preprocessing procedures and carefully calibrated threshold settings to ensure consistent accuracy and reliability in real-world environments.

Keywords: Image retrieval, face recognition, unidentified corpses, forensic science

บทนำ

ปัญหาบุคคลสูญหายและศพนิรนามถือเป็นประเด็นสำคัญทั้งในมิติของกระบวนการยุติธรรมและสาธารณสุข เนื่องจากส่งผลกระทบโดยตรงต่อครอบครัว ผู้เกี่ยวข้อง และสังคมโดยรวม ดังนั้น การระบุตัวบุคคลสูญหายหรือผู้เสียชีวิตจึงมีความสำคัญยิ่ง เพื่อสร้างความมั่นใจด้านกฎหมาย เสริมประสิทธิภาพการบริหารการจัดการภัยพิบัติและคุ้มครองสิทธิมนุษยชน (UNODC, 2019) ทั้งนี้ ข้อมูลจากสถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ (2568) ระบุว่าระหว่างปี พ.ศ. 2562–2567 มีจำนวนศพนิรนามทั้งสิ้น 1,278 ราย โดยสามารถระบุตัวตนได้เพียง 526 ราย และยังคงเหลือศพนิรนามที่ไม่สามารถระบุตัวได้อีก 752 ราย ซึ่งทำให้เห็นความท้าทายเชิงระบบในการจัดเก็บข้อมูล การแลกเปลี่ยนข้อมูล และกระบวนการตรวจสอบยืนยันตัวบุคคลที่ยังขาดความรวดเร็วและความสอดคล้องกันระหว่างหน่วยงานต่าง ๆ ในหลายกรณีการตรวจสอบต้องอาศัยการค้นหภาพถ่ายจากแหล่งข้อมูลจำนวนมาก เช่น ประวัติผู้สูญหาย ฐานข้อมูลโรงพยาบาลหรือข้อมูลจากบัตรประชาชน ซึ่งเป็นกระบวนการที่ใช้เวลานานและมีความเสี่ยงต่อความคลาดเคลื่อนของมนุษย์

นอกจากนี้ เหตุการณ์ภัยพิบัติและอุบัติเหตุครั้งใหญ่ในประเทศไทย เช่น เหตุการณ์สึนามิเมื่อ พ.ศ. 2547 ที่มีผู้เสียชีวิตกว่า 5,313 ราย เพลิงไหม้ซานติกากับ (พ.ศ. 2552) และเหตุเพลิงไหม้แมนเทนบีพับ (พ.ศ. 2565) ตอกย้ำ

ความจำเป็นของระบบระบุตัวบุคคลที่สามารถทำงานได้อย่างรวดเร็ว แม่นยำ และรองรับปริมาณข้อมูลจำนวนมาก ภายในเวลาจำกัด แม้ประเทศไทยได้มีการประยุกต์ใช้แนวทาง Disaster Victim Identification (DVI) ของ INTERPOL (INTERPOL, 2018) แล้วก็ตาม แต่ระบบปัจจุบันยังคงเผชิญข้อจำกัดด้านความเร็ว ความแม่นยำของ ข้อมูลภาพ และความหลากหลายของแหล่งข้อมูล โดยเฉพาะในบริบทของภัยพิบัติหมู่ซึ่งต้องการข้อมูลที่ทั้งแม่นยำ ความรวดเร็ว และทันเวลา

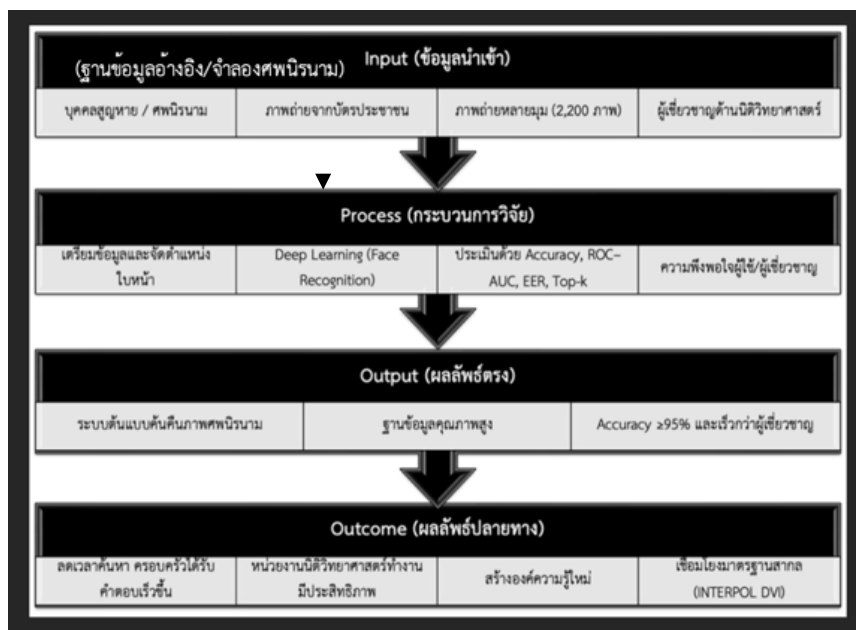
ภายใต้บริบทดังกล่าว เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) และการเรียนรู้เชิงลึก (Deep Learning) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในการพัฒนาการจดจำใบหน้า (Face Recognition) สำหรับใช้ในการค้นคืนภาพ และระบุตัวบุคคล (Goodfellow et al., 2016; Jain et al., 2011) โดยงานวิจัยหลายชิ้นยืนยันว่าอัลกอริทึมสมัยใหม่ เช่น Convolutional Neural Network (CNN), DeepFace และ FaceNet สามารถระบุตัวบุคคลได้อย่างมีประสิทธิภาพ แม้ในกรณีที่ภาพไม่สมบูรณ์ แตกต่างมุมมอง หรือมีคุณภาพต่ำ (Taigman et al., 2014; Schroff et al., 2015) อย่างไรก็ตาม การนำภาพจากบัตรประชาชนมาประยุกต์ใช้กับการจดจำใบหน้าในงานนิติวิทยาศาสตร์ ยังคงเผชิญอุปสรรคสำคัญ เช่น ความแปรผันด้านมุมมอง (cross-pose), คุณภาพของภาพ (cross-quality), อายุของ ภาพถ่าย, และความแตกต่างระหว่างภาพบัตรประชาชนและภาพของศพหรือผู้สูญหาย ซึ่งล้วนส่งผลต่อความแม่นยำ ของระบบ (Caplova et al., 2017a; Phillips et al., 2018) ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยจึงมีช่องว่างสำคัญ (research gap) คือ ยังไม่มีระบบ “ค้นคืนภาพจากบัตรประชาชนเพื่อช่วยระบุศพพินินามและบุคคลสูญหาย” ที่ทดสอบในบริบทจริง ของประเทศไทยโดยตรง โดยเฉพาะในมิติ 1) การค้นคืนแบบ 1:N (image retrieval) สำหรับค้นหาบุคคลจาก ฐานข้อมูลจำนวนมาก 2) การตรวจสอบแบบ 1:1 (verification) สำหรับยืนยันว่าภาพสองภาพเป็นบุคคลเดียวกัน หรือไม่ 3) การประเมินประสิทธิภาพด้วยตัวชี้วัดสากล เช่น ROC-AUC, Top-k accuracy ภายใต้แนวทางของ NIST FRVT (Grother et al., 2019)

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งพัฒนาระบบค้นคืนภาพจากบัตรประชาชนด้วยเทคโนโลยีการจดจำใบหน้าเพื่อเพิ่ม ประสิทธิภาพในการระบุตัวบุคคลสูญหายหรือศพพินินาม โดยประเมินทั้งประสิทธิภาพเชิงความแม่นยำและความ รวดเร็ว พร้อมวิเคราะห์ผลกระทบจากคุณภาพภาพถ่ายและเงื่อนไขการใช้งานจริง เพื่อสนับสนุนการทำงานของ หน่วยงานด้านนิติวิทยาศาสตร์ให้มีประสิทธิภาพ โปร่งใส และทันสมัยมากขึ้น

วัตถุประสงค์

- 1) พัฒนาและประเมินสมรรถนะระบบค้นคืนภาพระบุศพพินินามที่รายงานจากภาพถ่ายบัตรประชาชนโดยใช้ เทคโนโลยีจดจำใบหน้าด้วยโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1
- 2) เปรียบเทียบเวลาในการค้นคืนระหว่างระบบอัตโนมัติกับผู้เชี่ยวชาญ
- 3) ประเมินความพึงพอใจผู้ใช้ ด้านความง่าย ความเร็ว ความถูกต้อง ความเสถียร ความปลอดภัย ความพึง พอใจรวม และเปรียบเทียบระหว่างผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไป
- 4) ตรวจสอบ ความครบถ้วนและคุณภาพของฐานข้อมูลศพพินินามและภาพอ้างอิงว่าสนับสนุนการค้นคืนเชิง ปฏิบัติและเชิงนโยบายได้ต่อเนื่อง

กรอบแนวคิดการวิจัย



ภาพที่ 1 กรอบแนวคิดงานวิจัย

ทบทวนวรรณกรรม

1. การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลและระบบดีวีไอ(DVI) การพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลเป็นขั้นตอนสำคัญของกระบวนการยุติธรรมโดยเฉพาะในกรณีภัยพิบัติหรือเหตุการณ์ที่มีผู้เสียชีวิตจำนวนมาก ซึ่งต้องระบุตัวบุคคลให้ได้ อย่างถูกต้อง รวดเร็ว และตรวจสอบได้ องค์การตำรวจสากล (INTERPOL) ได้กำหนดกระบวนการพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในระบบดีวีไอ(DVI) มาจาก Disaster Victim Identification โดยอาศัย “ตัวบ่งชี้หลัก”(primary identifiers) ได้แก่ ดีเอ็นเอ ลายนิ้วมือ ข้อมูลทันตกรรมและนิติมานุษยวิทยา ร่วมกับ “ตัวบ่งชี้รอง” (secondary identifiers) เช่น รอยสัก เสื้อผ้า และสิ่งของส่วนตัว (INTERPOL, 2018, 2023) อย่างไรก็ตาม ในสถานการณ์ที่มีจำนวนผู้เสียชีวิตมาก หรือศพอยู่ในสภาพที่ไม่สามารถเก็บดีเอ็นเอได้อย่างรวดเร็ว การพึ่งพาวิธีหลักเพียงอย่างเดียวอาจไม่ทันต่อข้อจำกัดด้านเวลาและทรัพยากร จึงมีข้อเสนอให้ใช้เทคโนโลยีการจดจำใบหน้า (Face Recognition) ทำหน้าที่เป็น “กลไกคัดกรองเบื้องต้น” (first-pass filter) เพื่อช่วยจัดลำดับความเป็นไปได้ของบุคคล (Top-K candidates) และลดภาระของผู้เชี่ยวชาญในการตรวจสอบ โดยออกแบบให้ระบบมีค่า recall สูง เพื่อลดความเสี่ยงในการพลาดตัวอย่างสำคัญ (Michalski, 2024)

2. การประเมินสมรรถนะระบบชีวมิติ ในการประเมินสมรรถนะของระบบชีวมิติ (biometric performance evaluation) มีการใช้ตัวชี้วัดมาตรฐาน เช่น False Accept Rate (FAR), False Reject Rate (FRR), Equal Error Rate (EER) และเส้นโค้ง Receiver Operating Characteristic (ROC) หรือ Detection Error Trade-off (DET) (Jain et al., 2011; Grother et al., 2019) รายงาน Face Recognition Vendor Test (FRVT) ของ National Institute of Standards and Technology (NIST) ชี้ให้เห็นว่าโมเดลจดจำใบหน้าหลายตัวมีความคลาดเคลื่อนระหว่างกลุ่มประชากร (demographic bias) เช่น เพศ อายุ หรือเชื้อชาติ ซึ่งอาจกระทบต่อความเป็นธรรมของการระบุตัวบุคคล (Grother et al., 2019; Albiero et al., 2020; Cavazos et al., 2021) ดังนั้น การพัฒนาเทคโนโลยี



สำหรับบริบทนิติวิทยาศาสตร์จึงควรออกแบบฐานข้อมูลให้มีความหลากหลาย และรายงานผลแยกตามกลุ่มประชากร เพื่อเปิดโอกาสให้ตรวจสอบและวิพากษ์ได้อย่างโปร่งใส

3. การเรียนรู้เชิงลึกและระบบจดจำใบหน้า การเรียนรู้ของเครื่องจักร ซึ่งเป็นสาขาหนึ่งของปัญญาประดิษฐ์ (machine learning) และปัญญาประดิษฐ์ (AI) โดยเฉพาะการเรียนรู้เชิงลึก (deep learning) ได้เข้ามามีความแม่นยำของระบบจดจำใบหน้าอย่างมีนัยสำคัญ โครงข่าย Convolutional Neural Network (CNN) และสถาปัตยกรรม Residual Network (ResNet) ช่วยให้ระบบสามารถเรียนรู้ลักษณะใบหน้าจำนวนมากได้อย่างมีประสิทธิภาพ (Goodfellow et al., 2016; He et al., 2016) โมเดล ArcFace เสนอแนวคิด additive angular margin loss เพื่อเพิ่มความจำเพาะของเวกเตอร์ใบหน้า ทำให้แยกแยะใบหน้าที่คล้ายกันได้ดีขึ้น (Deng et al., 2019) ขณะที่ DeepFace และ FaceNet ใช้แนวคิด representation learning ในการแปลงภาพใบหน้าให้อยู่ในรูปเวกเตอร์เชิงตัวเลข (embedding space) ที่คงลักษณะสำคัญของใบหน้า ทำให้สามารถคำนวณ “ระยะทาง” ระหว่างใบหน้าสองภาพ เช่น Euclidean distance หรือ cosine similarity เพื่อวัดความใกล้เคียงกันของบุคคล (Taigman et al., 2014; Schroff et al., 2015; LeCun et al., 2015)

4. Representation Learning และ Deep Metric Learning ทฤษฎีการแทนข้อมูล (representation learning) เป็นพื้นฐานสำคัญของระบบจดจำใบหน้า เพราะช่วยให้โมเดลเรียนรู้ลักษณะเชิงนามธรรมของใบหน้าได้โดยอัตโนมัติ แม้จะมีการเปลี่ยนแปลงรูปร่าง หรืออายุของบุคคล แนวคิด deep metric learning ยังช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ embedding space โดยทำให้ระยะทางของใบหน้าระหว่างภาพของบุคคลเดียวกันมีระยะใกล้เคียงกันที่สุด และระยะทางของใบหน้าระหว่างบุคคลต่างกันมากที่สุดผ่าน loss functions เช่น triplet loss และ additive angular margin loss (ArcFace) (Deng et al., 2019; Piotrowski, 2025) งานของ Mayer (2019) ได้เสนอแนวคิด forensic similarity เพื่อให้ค่า similarity score ที่ระบบสร้างขึ้นสามารถตีความเชิงนิติวิทยาศาสตร์ได้ชัดเจน และสื่อสารต่อศาลหรือหน่วยงานยุติธรรมได้อย่างโปร่งใสและตรวจสอบย้อนกลับได้

5. มิติด้านจริยธรรม ความเป็นส่วนตัว ในมิติด้านจริยธรรมและกฎหมาย เทคโนโลยี automated facial recognition (AFR) ยังเผชิญความท้าทายด้านสิทธิส่วนบุคคล ความเป็นส่วนตัว และความรับผิดชอบเมื่อเกิดการระบุตัวผิดพลาด โดยเฉพาะเมื่อผลการระบุถูกนำไปใช้ในกระบวนการยุติธรรม (Raposo, 2024; UN/OHCHR, 2010; Thailand, 2022) แนวทางที่ได้รับการเสนอแนะคือการออกแบบระบบให้ยึดหลัก “human-in-the-loop” คือให้ผู้เชี่ยวชาญมีบทบาทตรวจสอบและตัดสินใจขั้นสุดท้ายก่อนรายงานผลอย่างเป็นทางการ เพื่อการรักษาไว้ซึ่งการให้มนุษย์ (ผู้เชี่ยวชาญ) เป็นศูนย์กลางของการพิจารณา ทั้งนี้ Lee and See (2004) เสนอทฤษฎีความไว้วางใจในระบบอัตโนมัติว่าระดับความไว้วางใจขึ้นอยู่กับความโปร่งใส ความสามารถในการตรวจสอบย้อนกลับ และประสบการณ์ของผู้ใช้ ขณะที่ Parasuraman and Riley (1997) เน้นประเด็นความร่วมมือระหว่างมนุษย์และเครื่องจักร แนวคิดเหล่านี้จึงมีความสำคัญต่อการออกแบบและพัฒนา FaceRecognitionTool_V1 ในงานวิจัยนี้เพื่อให้สามารถนำไปใช้ได้จริงในบริบทนิติวิทยาศาสตร์ของประเทศไทย โดยไม่ลดทอนมาตรฐานด้านจริยธรรมและสิทธิมนุษยชน

ระเบียบวิธีวิจัย

เพื่อให้การทดลองมีความโปร่งใสและสามารถทำซ้ำได้ งานวิจัยนี้ได้ระบุขั้นตอน preprocessing การตั้งค่าพารามิเตอร์ และวิธีการปรับ threshold อย่างละเอียด โดยยึดแนวทางการรายงานของ NIST (Grother et al., 2019) และหลักการของ FAIR Data Principle (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable)

1. ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

ประชากรเป้าหมายคือบุคคลอายุ 20–59 ปี ที่อาศัยอยู่ในกรุงเทพมหานครและปริมณฑลมีบัตรประชาชนที่ออกให้ไม่เกิน 1–6 ปี สุขภาพแข็งแรง ไม่มีความบกพร่องด้านการมองเห็นหรือการได้ยิน และสมัครใจเข้าร่วมวิจัย ทำการคัดเลือกกลุ่มตัวอย่างจำนวน 100 คน ด้วยวิธีสุ่มแบบเจาะจงและสะดวก (purposive/convenience sampling) โดยกำหนดตามช่วงอายุ 7 ช่วง เพื่อให้การกระจายอายุสมดุลข้อมูลที่ได้ประกอบด้วยภาพบัตรประชาชน 1 ภาพต่อคน (reference) และภาพใบหน้า 22 มุมต่อคน (target) ครอบคลุมมุมตรง ก้ม เงย เอียงซ้าย-ขวา และด้านข้างซ้าย-ขวา รวมทั้งหมด 2,300 ภาพ โดยชุดภาพหลายมุมดังกล่าวถูกออกแบบให้จำลองสภาวะความแตกต่างด้านมุมมอง (cross-pose) และความแตกต่างด้านคุณภาพภาพ (cross-quality) ตามบริบทชีวิตจริง ซึ่งเป็นความท้าทายสำคัญที่กล่าวไว้ในบทนำของงานวิจัยนี้ นอกจากนี้ได้เชิญผู้เชี่ยวชาญด้านการระบุพินิจนามที่มีประสบการณ์อย่างน้อย 2 ปี จากกลุ่มงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล สำนักงานพิสูจน์หลักฐานตำรวจ สำนักงานตำรวจแห่งชาติ ผู้มีหน้าที่หลักในการตรวจสอบหลักฐานและพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลโดยใช้หลักการทางวิทยาศาสตร์ในกรณีภัยพิบัติที่มีผู้เสียชีวิตจำนวนมาก จำนวน 10 คน เพื่อใช้เปรียบเทียบสมรรถนะและเวลาในการค้นคืนกับระบบอัตโนมัติกลุ่มผู้เชี่ยวชาญนี้ได้แสดงรูปแบบการปฏิบัติงานจริงของหน่วยงาน เมื่อเปรียบเทียบกับระบบอัตโนมัติจึงช่วยให้เห็นภาพปัญหาเรื่องความล่าช้าและความไม่สอดคล้องกันระหว่างผู้ปฏิบัติงานตามที่ระบุไว้ในบทนำ

2. การเก็บรวบรวมข้อมูลและชุดข้อมูลภาพใบหน้า

การถ่ายภาพดำเนินการในสตูดิโอที่ควบคุมแสงสว่าง ใช้กล้องดิจิทัล Nikon Z50 พร้อมเลนส์ NIKKOR Z DX 16–50 mm f/3.5–6.3 VR โดยกำหนดตำแหน่งการยืน ระยะห่างกล้อง–ใบหน้า ฉากหลัง และการตั้งค่ากล้อง (ความยาวโฟกัส รูรับแสง ความไวแสง และความเร็วชัตเตอร์) ให้คงที่ในทุกมุมถ่ายภาพ เพื่อควบคุมคุณภาพของภาพให้ใกล้เคียงกัน ภาพถ่ายทั้งหมดถูกตรวจสอบและคัดกรองคุณภาพ ได้แก่ ความคมชัด การเปิดรับแสง และการไม่มีสิ่งบดบังส่วนสำคัญของใบหน้า ก่อนนำเข้าสู่กระบวนการประมวลผลและการวิเคราะห์ หากภาพใดไม่ผ่านเกณฑ์จะถูกคัดออกและบันทึกเหตุผลไว้เพื่อความโปร่งใสในการรายงานผล ข้อมูลภาพทั้งหมดถูกจัดเก็บในรูปแบบนิรนาม (pseudonymised ID) พร้อมคำอธิบายชุดข้อมูลหรือเมตาดาตา (Metadata) (เช่น เพศ ช่วงอายุ มุมภาพ และเงื่อนไขการถ่าย) เพื่อให้เป็นไปตามหลัก FAIR Data คือค้นหาได้ (findable) เข้าถึงได้ตามสิทธิ์ (accessible) จัดเก็บในโครงสร้างมาตรฐาน (interoperable) และสามารถนำกลับมาใช้ซ้ำเพื่อการประเมินในอนาคตได้ (reusable)

3. เครื่องมือและสภาพแวดล้อมการทดลอง

การพัฒนาและใช้คอมพิวเตอร์ประสิทธิภาพสูง CPU Intel Core i9-11900K, RAM 64 GB, GPU NVIDIA

RTX 3070 ระบบปฏิบัติการ Windows 10 (64-bit) พัฒนาโปรแกรม FaceRecognitionTool_V1 ด้วยภาษา Python โดยใช้ไลบรารีหลัก ได้แก่

- OpenCV และ dlib สำหรับการจัดการภาพและงานประมวลผลเบื้องต้น
- PyTorch สำหรับโหลดแบบจำลองเชิงลึก ArcFace-ResNet100 (รุ่นสำเร็จรูปที่ผ่านการฝึกมาก่อน)
- NumPy, SciPy และ scikit-learn สำหรับคำนวณเชิงตัวเลข สร้าง ROC curve และตัวชี้วัดสมรรถนะ

นอกจากนี้ใช้แบบสอบถามมาตราส่วน Likert 5 ระดับเพื่อประเมินความพึงพอใจจากผู้เชี่ยวชาญ (n = 10) และผู้ใช้ทั่วไป (n ≈ 90)

4. ขั้นตอนการประมวลผลเบื้องต้น (Image Preprocessing)

ภาพทุกภาพผ่านกระบวนการมาตรฐานเดียวกันก่อนเข้าสู่โมเดลจดจำใบหน้า ดังนี้

4.1 ตรวจจับใบหน้า (Face Detection) ใช้ตัวตรวจจับใบหน้าของ RetinaFace ผ่านไลบรารี InsightFace เพื่อหากรอบใบหน้าและตำแหน่งจุดสำคัญ บริเวณตา จมูก และมุมปาก หากตรวจจับใบหน้าได้มากกว่าหนึ่งใบหน้าในภาพบัตรประชาชน เลือกกรอบที่มีความเชื่อมั่นสูงสุด

4.2 การจัดแนวใบหน้า (Face Alignment) ใช้อัลกอริทึม similarity transform จัดแนวภาพให้ดวงตาทั้งสองข้างอยู่ในตำแหน่งมาตรฐานเดียวกัน ลดผลกระทบจากความเอียงของศีรษะและความแตกต่างมุมกล้อง

4.3 การตัดครอบและปรับขนาดภาพ ตัดภาพเฉพาะบริเวณใบหน้าจากกรอบที่ตรวจจับได้ขยายกรอบเล็กน้อยให้ครอบคลุมหน้าผากและคาง แล้วปรับขนาด (resize) เป็น 112 × 112 พิกเซลตามข้อกำหนดของโมเดล ArcFace-ResNet100

4.4 การแปลงสีและการทำ normalization แปลงภาพจากสี BGR (รูปแบบของ OpenCV) เป็น RGB จากนั้นปรับค่าพิกเซลเป็นช่วง [0,1] และทำการหักค่าเฉลี่ยและหารด้วยส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานต่อช่องสี (per-channel mean/std) ตามพารามิเตอร์ที่กำหนดในชุดโมเดล ArcFace เพื่อให้การกระจายของข้อมูลอินพุตใกล้เคียงกับข้อมูลฝึกเดิมของโมเดล ภาพที่ไม่ผ่านขั้นตอนใดขั้นตอนหนึ่ง (เช่น ตรวจจับใบหน้าไม่พบ หรือคุณภาพภาพต่ำ) จะถูกตัดออกจากการวิเคราะห์และบันทึกเหตุผลไว้

5. โมเดลจดจำใบหน้าและการตั้งค่าพารามิเตอร์

5.1 การสร้างเวกเตอร์ใบหน้า (Face Embedding) อินพุตที่ผ่าน preprocessing ถูกป้อนเข้าสู่แบบจำลอง ArcFace-ResNet100 ผ่าน PyTorch โดยตั้ง batch size = 64, โหมดประเมินผล (eval mode) และปิดการอัปเดตพารามิเตอร์ (no grad) เพื่อให้ผลลัพธ์คงที่ โมเดลส่งออกเวกเตอร์เชิงลึกมิติ 512 (512-D embedding) สำหรับภาพแต่ละใบหน้า

5.2 การแบ่งชุดข้อมูลสำหรับการประเมินผล (Data Partitioning and Evaluation Protocol) แบบจำลอง ArcFace-ResNet100 ที่ใช้ในงานวิจัยนี้เป็นแบบจำลองเชิงลึกที่ผ่านการฝึกมาก่อน (pre-trained model) บนชุดข้อมูล MS-Celeb-1M ซึ่งครอบคลุมใบหน้ามากกว่า 10 ล้านภาพจากบุคคลกว่า 100,000 ราย ดังนั้นในการทดลองครั้งนี้ ไม่ได้ทำการฝึกใหม่ (fine-tuning) แต่ใช้เพื่อประเมินผลเชิงสมรรถนะของระบบค้นคืนภาพ (evaluation-based protocol) เท่านั้น ฐานข้อมูลภาพที่สร้างขึ้นจากอาสาสมัคร 100 คน ถูกใช้เป็นชุดทดสอบ (testing set) ทั้งหมด โดยแต่ละคนมีภาพจากบัตรประชาชน 1 ภาพ (ใช้เป็น reference หรือ gallery) และภาพ

ใบหน้าอีก 22 มุม (ใช้เป็น target หรือ probe) เพื่อประเมินผลในสภาวะการค้นคืนแบบปิด (closed-set 1:N retrieval) การประเมินผลดำเนินการภายใต้สองแนวทาง คือ 1) 1:N Retrieval : ใช้ภาพเป้าหมายแต่ละภาพเปรียบเทียบกับฐาน gallery ทั้ง 100 คน เพื่อจัดอันดับ Top-K ผลลัพธ์ 2) 1:1 Verification ที่ทราบข้อมูลจริงที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (ground truth) เพื่อวิเคราะห์ ROC-AUC และ EER โดยฐานข้อมูลทั้งหมดทำหน้าที่เป็นชุดทดสอบโดยตรง และไม่มีการใช้ข้อมูลส่วนใดเพื่อฝึกโมเดลใหม่ เพื่อให้ผลการวัดแสดงความสามารถของแบบจำลอง ArcFace ที่ได้รับการฝึกมาก่อนภายใต้เงื่อนไขภาพจริงในบริบทเฉพาะของประเทศไทย

5.3 การคำนวณค่าความคล้ายระยะทาง ใช้ Cosine similarity เพื่อคำนวณค่าความคล้ายคลึงระหว่างเวกเตอร์ของภาพบัตรประชาชน (gallery) และภาพเป้าหมาย (probe) และใช้ Euclidean distance เพื่อวัดระยะทางในปริภูมิเวกเตอร์สำหรับการวิเคราะห์เพิ่มเติม

5.4 การค้นคืนภาพแบบ 1:N สำหรับแต่ละภาพเป้าหมาย ระบบคำนวณ Cosine similarity กับเวกเตอร์ของภาพบัตรประชาชนทั้งหมด 100 คน แล้วเรียงลำดับจากค่าความคล้ายมากไปน้อย ผลลัพธ์ใช้ประเมิน Top-1 และ Top-5 Accuracy ว่าภาพของบุคคลที่ถูกต้องอยู่ในอันดับที่ 1 หรือภายใน 5 อันดับแรกหรือไม่

5.5 การตรวจสอบยืนยันตัวบุคคลแบบ 1:1 ใช้คู่ภาพ (บัตรประชาชน-เป้าหมาย) ที่ทราบข้อมูลจริงที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (ground truth) ที่ Match/Non-match เปรียบเทียบค่าความคล้ายโดยใช้ Cosine similarity และ Euclidean distance แล้วตัดสินว่าเป็นบุคคลเดียวกันหรือไม่ด้วย threshold ที่ได้จากกระบวนการการกำหนดค่า Threshold และการหา Equal Error Rate

6. การกำหนดค่า Threshold และการหา Equal Error Rate (Threshold Optimization)

เพื่อให้กระบวนการตัดสิน Match/Non-match โปร่งใส ผู้วิจัยใช้ขั้นตอน ดังนี้

6.1 สร้างชุดข้อมูลคู่ภาพที่มีข้อมูลจริงที่กำหนดไว้ล่วงหน้า (ground truth) แบ่งเป็นกลุ่ม Match (Y) และ Non-match (N)

6.2 คำนวณ Cosine similarity สำหรับคู่ภาพทุกคู่แล้วแปลงเป็นสเกล [0,1]

6.3 ใช้ฟังก์ชัน roc_curve() จากไลบรารี scikit-learn เพื่อคำนวณค่า True Positive Rate (TPR) และ False Positive Rate (FPR) ภายใต้ค่า threshold ตั้งแต่ 0.00–1.00 เพิ่มครั้งละ 0.001

6.4 คำนวณค่า False Accept Rate (FAR) = FPR และ False Reject Rate (FRR) = 1 – TPR ในแต่ละ threshold

6.5 หา threshold ที่ทำให้ค่าต่างสัมบูรณ์ $|FAR - FRR|$ ต่ำที่สุด ถือเป็นจุด Equal Error Rate (EER) ของระบบในงานนี้พบว่า $EER \approx 37.3\%$ ที่ $threshold \approx 0.321$ ซึ่งอยู่ในระดับยอมรับได้สำหรับข้อมูลใบหน้าแบบ cross-quality (Piotrowski, 2025)

6.6 เนื่องจากข้อมูลใบหน้าที่ใช้ในงานนิติเวชจำนวนมากมักมีคุณภาพต่ำหรือแตกต่างจากภาพบัตรประชาชนอย่างมีนัยสำคัญ การกำหนด threshold จากกระบวนการข้างต้นจึงเป็นกลไกสำคัญในการควบคุมสมดุลระหว่างความเสี่ยงของการยอมรับผิด (false accept) และการปฏิเสธผิด (false reject) ให้เหมาะสมกับการใช้งานจริงตามประเด็นเรื่องความไวต่อคุณภาพข้อมูลที่กำลังกล่าวไว้ในหน้า Threshold ดังกล่าวถูกใช้เป็นเกณฑ์หลักในการตัดสินผล

Match/Non-match สำหรับการสร้าง confusion matrix การคำนวณ Accuracy และดัชนีอื่น ๆ เพื่อให้การประเมินสมรรถนะมีความสอดคล้องกันตลอดทั้งงานวิจัย

7. ขั้นตอนการทดลองเปรียบเทียบกับผู้เชี่ยวชาญ

7.1 เลือกชุดกรณีทดลองจำนวน 100 กรณี โดยให้ผู้เชี่ยวชาญแต่ละคนค้นหาภาพบัตรประชาชน 1 ภาพที่ตรงกับภาพเป้าหมายจากแฟ้มภาพ 100 คน ด้วยตนเองพร้อมจับเวลา

7.2 ระบบ FaceRecognitionTool_V1 ทำการค้นคืนกรณีเดียวกันโดยใช้ภารกิจ 1:N และบันทึกเวลาในการค้นคืนอัตโนมัติ

7.3 นำผลลัพธ์มาคำนวณความแม่นยำ (ถูก/ผิด) และเวลาเฉลี่ยต่อกรณีของทั้งสองวิธีเพื่อใช้เปรียบเทียบเชิงสถิติ (paired t-test) รวมทั้งวิเคราะห์ความแตกต่างของรูปแบบข้อผิดพลาดและอันดับการค้นคืน การออกแบบการทดลองในลักษณะนี้แสดงภาพการปฏิบัติงานจริงของหน่วยงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล โดยให้ผู้เชี่ยวชาญเป็น baseline ของ “กระบวนการเดิม” ที่ใช้เวลานานและมีความแปรผันระหว่างบุคคล เมื่อเปรียบเทียบกับระบบอัตโนมัติ จึงช่วยตอบคำถามวิจัยตามที่ระบุในบทนำว่าระบบสามารถลดเวลาและเพิ่มความคงเส้นคงวาของการค้นคืนข้อมูลได้เพียงใด

8. การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ การวิเคราะห์ดำเนินการด้วยภาษา Python โดยใช้ NumPy, SciPy และ scikit-learn ประกอบด้วย

8.1 สถิติเชิงพรรณนา: ค่าเฉลี่ย ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน มัธยฐาน และร้อยละของตัวแปรประชากรและตัวชี้วัดสมรรถนะ

8.2 การประเมินโมเดล: Accuracy (Top-1, Top-5), ROC-AUC, EER, Top-k retrieval และค่าดัชนีจาก confusion matrix

8.3 การทดสอบสมมติฐาน:

- Paired t-test เปรียบเทียบเวลาในการค้นคืนระหว่างระบบกับผู้เชี่ยวชาญ- Independent t-test/Mann-Whitney U test เปรียบเทียบค่าความคล้ายและระยะทางระหว่างกลุ่ม Match กับ Non-match
- One-way ANOVA (หรือ Kruskal-Wallis เมื่อข้อมูลไม่ปกติ) สำหรับเปรียบเทียบสมรรถนะระหว่างเงื่อนไขภาพต่าง ๆ
- Chi-square test / Fisher's Exact Test สำหรับสัดส่วนการจำแนกถูก-ผิดในแต่ละกลุ่มย่อย

8.4 คำนวณขนาดอิทธิพล (Cohen's d) เพื่อประเมินความแตกต่างในเชิงปริมาณ และกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติที่ $p < .05$

ผลการวิจัย

ผลการวิเคราะห์แบ่งออกเป็น 5 ส่วนหลัก ได้แก่ (1) ลักษณะข้อมูลและกลุ่มตัวอย่าง (2) สมรรถนะของระบบ (3) การเปรียบเทียบค่าระยะทางและค่าความคล้าย (4) เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบกับผู้เชี่ยวชาญและ (5) ความพึงพอใจผู้ใช้และความพร้อมของฐานข้อมูล ดังรายละเอียดต่อไปนี้

1. ลักษณะข้อมูลและกลุ่มตัวอย่างและคุณภาพข้อมูล กลุ่มตัวอย่างมีอายุเฉลี่ย 40.05 ปี (SD = 12.21, ช่วง 21–59 ปี) การกระจายตัวของอายุใกล้เคียงการแจกแจงปกติ ทำให้สามารถใช้สถิติแบบพารามิเตอร์ได้อย่างเหมาะสม ฐานข้อมูลภาพใบหน้าจำนวน 2,300 ภาพ ผ่านเกณฑ์คุณภาพ 2,298 ภาพ (99.91%) มีเพียง 2 ภาพจากบัตรประชาชนที่ไม่ผ่านเนื่องจากภาพเบลอหรือซีดจาง สะท้อนว่าทั้งในมิติด้านประชากรและด้านเทคนิค ชุดข้อมูลมีคุณภาพสูงและลดความเสี่ยงของอคติ (bias) จากขั้นตอน preprocessing ทำให้ผลการฝังเวกเตอร์และการประเมินสมรรถนะมีความน่าเชื่อถือมากขึ้น

2. สมรรถนะของระบบ ระบบมีค่า ROC-AUC รวม 0.706 (95% CI = 0.652–0.758) และ EER 36.9% (95% CI = 34.2–39.5%) จัดอยู่ในระดับปานกลางถึงดี ภายใต้การประเมินแบบฐานข้อมูลปิด (closed-set) ในภารกิจ 1:N ให้ค่า Top-1 Accuracy 86.6% และ Top-5 Accuracy 98.0% เมื่อตัดแบ่งตามเงื่อนไขของภาพ (ภาพลึ้มตา-หลับตา และมุมหน้าตรง-ด้านข้าง) พบว่าภาพหน้าตรงและภาพลึ้มตาให้ค่า ROC-AUC สูงและ EER ต่ำกว่าภาพหลับตาและภาพด้านข้างอย่างต่อเนื่อง แสดงว่าภาพที่เห็นโครงสร้างใบหน้าและดวงตาชัดเจนช่วยให้ระบบดึงคุณลักษณะเชิงลึก (deep features) ได้ดีกว่าในทางกลับกัน ภาพด้านข้างและภาพที่ปิดตาทำให้ค่าดัชนีทุกตัวลดลง ซึ่งสอดคล้องกับข้อจำกัดเชิงมุมมอง (cross-pose) และคุณภาพภาพ (cross-quality) ที่กล่าวในบทนำ

ตารางที่ 1 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]

คำอธิบายตารางที่ 1. ตารางนี้สรุปสมรรถนะของระบบภายใต้เงื่อนไขภาพต่าง ๆ พบว่าภาพหน้าตรงและภาพลึ้มตาให้ค่า ROC-AUC สูงที่สุดและ EER ต่ำที่สุด ขณะที่ภาพด้านข้างมีสมรรถนะต่ำสุดในทุกดัชนี สะท้อนผลกระทบของการเปลี่ยนมุมมองต่อความสามารถของระบบในการจำแนกบุคคลเดียวกันและต่างบุคคล

3. การเปรียบเทียบค่าระยะทางและค่าความคล้าย กลุ่มภาพบุคคลเดียวกัน (Match-Y) มีค่า Euclidean Distance ต่ำกว่ากลุ่มบุคคลต่างกัน (Non-match-N) อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ($t = -6.74, p < .001; U = 10,275.5, p < .001$) และมีค่า Similarity % สูงกว่าอย่างมีนัยสำคัญ ($t = 6.65, p < .001; U = 24,715.5, p < .001$) แสดงว่าระบบสามารถแยกแยะการ embedding ของบุคคลเดียวกันกับต่างบุคคลได้อย่างชัดเจน ซึ่งเป็นเงื่อนไขสำคัญสำหรับการตัดสินใจ Match/Non-match ในบริบทนิติเวช แสดงในตารางที่ 2

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบค่าระยะทางแบบยูคลิด (Euclidean Distance) และค่าความคล้ายเชิงร้อยละ (Similarity %) ระหว่างกลุ่ม Match (Y) และ Non-match (N)



ตัวแปร (Variable)	ค่าเฉลี่ย (M) ± 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 Match มีค่า Distance ต่ำกว่า อย่างมีนัยสำคัญ
Similarity %	Y: สูงกว่า, N: ต่ำกว่า	t = 6.65, p < .001	U = 24715.5, p < .001	กลุ่ม Match มีค่า Similarity สูงกว่า อย่างมีนัยสำคัญ

คำอธิบายตารางที่ 2. ตารางนี้แสดงให้เห็นว่า เวกเตอร์ใบหน้าของบุคคลเดียวกันมีแนวโน้มรวมกลุ่มกัน (distance ต่ำ) และมีคะแนนความคล้ายสูงกว่า Non-match อย่างชัดเจน สนับสนุนว่าการใช้ embedding จาก ArcFace-ResNet100 มีเสถียรภาพเพียงพอสำหรับการประเมินเอกลักษณ์บุคคล

4. เวลาในการค้นคืนระหว่างระบบกับผู้เชี่ยวชาญ ระบบใช้เวลาเฉลี่ย 2.12 วินาทีต่อกรณี (SD = 0.58) ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลาเฉลี่ย 212.60 วินาที (SD = 40.42) ผล paired t-test พบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญสูง ($t(99) = 16.57, p < .001$; Cohen's $d = 5.24$) หรือกล่าวได้ว่าระบบทำงานได้เร็วกว่าโดยเฉลี่ยประมาณ 100 เท่า เมื่อตรวจสอบแยกตามเงื่อนไขภาพทุกมุม และปรับค่า p ด้วย Holm correction แล้ว ยังพบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทุกเงื่อนไข สะท้อนข้อได้เปรียบเชิงเวลาอย่างชัดเจนของระบบในทุกสถานการณ์ที่ทดสอบ ซึ่งมีนัยสำคัญต่อบริบทภัยพิบัติหมู่ที่ต้องการการระบุตัวบุคคลอย่างรวดเร็วผลดังกล่าวแสดงในตารางที่ 3 ซึ่งสรุปเวลาเฉลี่ยในการค้นคืนของระบบและผู้เชี่ยวชาญจำแนกตามเงื่อนไขภาพ

ตารางที่ 3 เวลาเฉลี่ยในการค้นคืนภาพตามเงื่อนไขของภาพ (หลังการปรับค่า p ด้วย Holm correction)

เงื่อนไขของภาพ	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
มุมซ้าย	2.09 (0.57)	211.24 (40.90)	16.02(99)	< .001	< .05
มุมขวา	2.13 (0.59)	213.85 (39.88)	15.96(99)	< .001	< .05
มุมก้ม	2.16 (0.63)	215.92 (40.55)	16.21(99)	< .001	< .05
มุมเงย	2.11 (0.56)	212.03 (40.27)	16.44(99)	< .001	< .05

คำอธิบายตารางที่ 3. ในทุกเงื่อนไขของภาพ ระบบใช้เวลาเพียงประมาณ 2 วินาทีต่อกรณี ขณะที่ผู้เชี่ยวชาญใช้เวลามากกว่า 200 วินาทีต่อกรณี และยังคงพบความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติหลังการปรับค่า p แสดงให้เห็นว่า ข้อได้เปรียบด้าน “ความเร็ว” ของระบบมีความสม่ำเสมอในทุกมุมภาพ

5. ความพึงพอใจผู้ใช้และความพร้อมของฐานข้อมูล แบบสอบถามความพึงพอใจมีค่าความเชื่อมั่น Cronbach's $\alpha = 0.81$ และ McDonald's $\omega = 0.83$ แสดงให้เห็นถึงความเที่ยงภายในที่ดี ผู้ใช้ให้คะแนนในทุกมิติอยู่ในระดับดีมาก โดยเฉพาะความเสถียร (M = 4.58, SD = 0.28) ความเร็ว (M = 4.50, SD = 0.52) และความพึงพอใจรวม (M = 4.49, SD = 0.43) การเปรียบเทียบระหว่างกลุ่มผู้เชี่ยวชาญกับประชาชนทั่วไปพบว่า ผู้เชี่ยวชาญให้คะแนนความเร็วและความเสถียรสูงกว่ามี นัยสำคัญ (p-adjusted < .05) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าผู้เชี่ยวชาญที่คุ้นชินกับ

การค้นคืนแบบวิธีตรวจสอบด้วยสายตา สามารถรับรู้ความแตกต่างด้านประสิทธิภาพของระบบได้ชัดเจนกว่าประชาชนทั่วไป แต่ในภาพรวม ทั้งสองกลุ่มให้คะแนนความพึงพอใจไม่แตกต่างกันในมิติอื่น ผลดังกล่าวแสดงในตารางที่ 4 ซึ่งสรุปผลการเปรียบเทียบคะแนนความพึงพอใจระหว่างกลุ่มผู้ใช้

ตารางที่ 4 ผลการเปรียบเทียบความพึงพอใจระหว่างกลุ่มผู้ใช้ (หลังการปรับค่า p ด้วย Holm correction)

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

คำอธิบายตารางที่ 4. ผู้เชี่ยวชาญให้คะแนนด้าน “ความเร็ว” และ “ความเสถียร” สูงกว่าประชาชนอย่างมีนัยสำคัญ แสดงให้เห็นว่ากลุ่มที่มีประสบการณ์ตรงกับกระบวนการค้นคืนแบบเดิมรับรู้ข้อได้เปรียบของระบบอัตโนมัติได้ชัดเจนเป็นพิเศษ ขณะที่มิติอื่น ๆ อยู่ในระดับดีมากและไม่แตกต่างกัน

ด้านความพร้อมของฐานข้อมูล ผลการตรวจสอบด้วยแบบจำลอง ArcFace-ResNet100 พบว่าไม่มีข้อมูลขาดหายหรือซ้ำซ้อน ค่าผิดปกติที่พบมีน้อยและไม่กระทบข้อสรุปโดยรวม การกระจายอายุครอบคลุมช่วง 20–59 ปี ครบทั้ง 7 ช่วงอายุ แสดงว่าชุดข้อมูลมีคุณภาพและมีความเป็นตัวแทนเพียงพอสำหรับการประยุกต์ใช้ในงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลและการพัฒนาแบบจำลองเชิงลึกต่อไป

ตารางที่ 5 สรุปผลการตรวจสอบความพร้อมของฐานข้อมูล

รายการตรวจสอบ	ผลการประเมิน	หมายเหตุ
คุณภาพภาพผ่านเกณฑ์	99.91 เปอร์เซ็นต์	ระดับสูงมาก
ข้อมูลที่ขาดหาย	ไม่มี	–
ข้อมูลซ้ำ	ไม่มี	–
ค่าผิดปกติ	พบเล็กน้อย	ไม่มีผลกระทบต่อข้อสรุป
การนำเสนอเชิงภาพ	มีการจัดทำกราฟและแผนภาพ	ใช้ประกอบการตีความผล

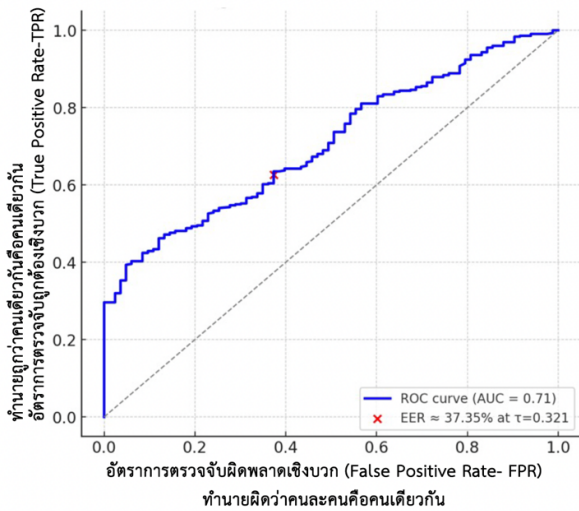
คำอธิบายตารางที่ 5. ตารางนี้ยืนยันว่าชุดข้อมูลมีความสมบูรณ์ทั้งด้านโครงสร้างและคุณภาพ สนับสนุนให้ผลการทดลองมีความน่าเชื่อถือและสามารถนำไปใช้ต่อยอดในงานนิติวิทยาศาสตร์และการวิจัยเชิงลึกได้

6. การนำเสนอผลเชิงภาพ

ภาพที่ 2 แสดงเส้นโค้ง ROC ของระบบภายใต้ภารกิจ 1:1 โดยจุดตัดที่ FAR และ FRR เท่ากันคือค่า EER ≈ 36.9% ซึ่งใช้เป็นเกณฑ์กำหนด threshold สำหรับการตัดสิน Match/Non-match ในงานวิจัยนี้ ส่วนภาพที่ 3 นั้น กราฟ Bland-Altman เปรียบเทียบความแตกต่างของเวลาในการค้นคืนระหว่างสองวิธี พบว่าค่าความแตกต่างส่วน

ใหญ่อยู่เหนือศูนย์และมีแนวโน้มคงที่ แสดงให้เห็นว่าระบบอัตโนมัติมีเวลาในการค้นคืนต่ำกว่าผู้เชี่ยวชาญอย่างสม่ำเสมอในทุกกรณี สนับสนุนผลการวิเคราะห์เชิงสถิติจากตารางที่ 3

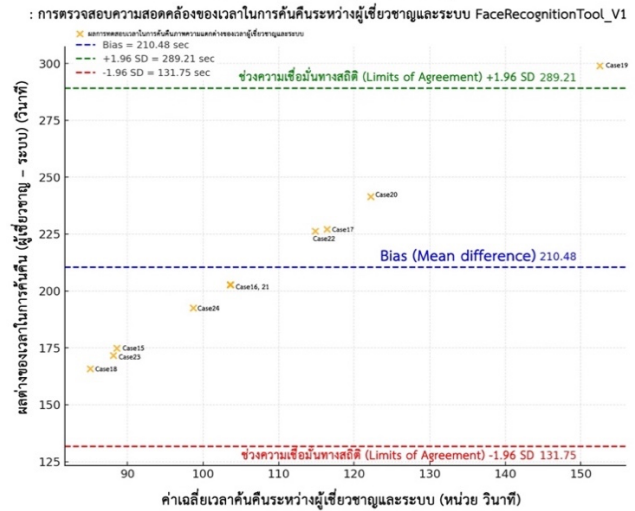
กราฟเส้นโค้ง ROC (ROC Curve) แสดงประสิทธิภาพของระบบในการจำแนกบุคคล



ภาพที่ 2 (ซ้าย) เส้นโค้ง ROC ของระบบจดจำใบหน้า พร้อมค่าพื้นที่ใต้โค้ง (ROC-AUC) และจุด Equal Error Rate (EER) และ

ภาพที่ 3 (ขวา) กราฟ Bland-Altman ใช้ตรวจสอบค่าความสอดคล้องของเวลาในการค้นคืนระหว่างผู้เชี่ยวชาญและระบบอัตโนมัติ

กราฟแบนด์-อัลท์แมน (Bland-Altman)



ผลการวิจัยแสดงให้เห็นว่าสมรรถนะของระบบจดจำใบหน้าที่พัฒนาขึ้นอยู่ในระดับปานกลางถึงดี โดยเฉพาะในการกิจค้นคืนแบบ 1:N ที่ให้ Top-5 Accuracy สูงถึง 98% ภายใต้ข้อมูลจริงที่มีมอมองและคุณภาพหลากหลาย ระบบสามารถแยกแยะบุคคลเดียวกันและต่างคนได้อย่างมีนัยสำคัญและมีข้อได้เปรียบด้านเวลาที่ชัดเจนเมื่อเทียบกับผู้เชี่ยวชาญ (ลดเวลาดำเนินการจากประมาณ 212 วินาทีเหลือเพียง 2.12 วินาทีต่อกรณี) ประกอบกับระดับความพึงพอใจผู้ใช้ที่อยู่ในระดับดีมากและความพร้อมของฐานข้อมูลที่สูง ผลลัพธ์เหล่านี้ชี้ให้เห็นถึงศักยภาพของระบบในการเป็นเครื่องมือคัดกรองเบื้องต้นในงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลและการจัดการศพนิรนาม ซึ่งจะนำไปอภิปรายเชิงลึกในบทอภิปรายผลต่อไป

อภิปรายผล

ผลการวิจัยชี้ให้เห็นว่า FaceRecognitionTool_V1 สามารถดำเนินงานได้ครบถ้วนตามกระบวนการ ตั้งแต่การตรวจจับใบหน้า การสร้างเวกเตอร์เชิงลึก (embeddings) ไปจนถึงการค้นคืนและจัดอันดับบุคคลตามค่า Similarity ซึ่งสอดคล้องกับแนวคิด Deep Metric Learning และงานของ Deng et al. (2019) ที่ระบุว่า ArcFace สามารถเพิ่มความจำเพาะของเวกเตอร์และลดความคลาดเคลื่อนเมื่อจำแนกใบหน้าที่มีความคล้ายคลึงกันมาก แม้ว่าผู้เชี่ยวชาญจะมีความแม่นยำสูง (~95.8%) แต่ระบบสามารถทำหน้าที่กรองรายชื่อเบื้องต้นได้ภายในเวลาเฉลี่ยเพียง 2.12 วินาทีต่อกรณี เมื่อเทียบกับ 212.60 วินาทีของผู้เชี่ยวชาญ เป็นหลักฐานสนับสนุนแนวคิดของ Dinis-Oliveira & Magalhães (2016) ที่เสนอว่าระบบอัตโนมัติไม่จำเป็นต้องทดแทนมนุษย์ แต่สามารถช่วยเพิ่มประสิทธิภาพของ forensic workflow โดยเฉพาะในส่วนการจัดลำดับความสำคัญของคดี (case prioritization) ค่าประเมิน ROC-AUC (~0.71) และ EER (~37%) บ่งชี้ว่างานวิจัยอยู่ในระดับต้นแบบ (prototype-level) ซึ่งยังต้องพัฒนาต่อ โดยเฉพาะการรองรับภาพคุณภาพต่ำและภาพ postmortem

อย่างไรก็ตาม ค่า Top-5 Accuracy 98.0% แสดงให้เห็นศักยภาพของระบบสำหรับใช้เป็น first-pass filter ในงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคล ซึ่งสอดคล้องกับงานของ Michalski (2024) และ Piotrowski (2025) ในบริบท DVI ด้านปัจจัยมนุษย์ ผลการประเมินความพึงพอใจชี้ว่าความเร็ว ความเสถียร และความเข้าใจง่าย เป็นองค์ประกอบสำคัญที่ส่งผลต่อความไว้วางใจในระบบอัตโนมัติ ซึ่งสอดคล้องกับทฤษฎี Human-Computer Interaction ที่ให้ความสำคัญต่อความโปร่งใสและความน่าเชื่อถือในงานที่มีความสำคัญสูง (Lee & See, 2004; Parasuraman & Riley, 1997) งานวิจัยนี้แสดงให้เห็นศักยภาพของ AI เชิงนิติวิทยาศาสตร์ในการสนับสนุนผู้เชี่ยวชาญ ลดเวลา เพิ่มประสิทธิภาพและมีแนวโน้มสามารถขยายผลสู่การสร้าง Forensic Big Data Platform ในระดับประเทศได้หากได้รับการสนับสนุนด้านโครงสร้างพื้นฐานและกรอบกฎหมายที่เหมาะสม

สรุปผล

งานวิจัยนี้ได้พัฒนา FaceRecognitionTool_V1 สำหรับค้นคืนภาพใบหน้าของบุคคลในกรณีศพนิรนาม โดยประยุกต์ใช้แบบจำลอง ArcFace-ResNet100 และตัวชี้วัด Cosine similarity และ Euclidean distance บนฐานข้อมูลภาพคุณภาพสูง 2,298 ภาพ (ผ่านเกณฑ์ 99.91%) ระบบมีสมรรถนะการจำแนกอยู่ในระดับปานกลางถึงดี (ROC-AUC = 0.706, EER = 36.9%) พร้อมค่า Top-1 Accuracy 86.6% และ Top-5 Accuracy 98.0% และค้นคืนได้ภายใน 2.12 วินาที ซึ่งเร็วกว่าผู้เชี่ยวชาญมากกว่า 100 เท่า

ผู้ใช้งานผู้เชี่ยวชาญและประชาชนให้คะแนนความพึงพอใจในระดับสูง โดยเฉพาะด้านความเสถียร ความเร็ว และความเชื่อมั่นในผลลัพธ์ แสดงให้เห็นว่างานวิจัยนี้มีความพร้อมในการประยุกต์ใช้จริงในงานพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลในประเทศไทย และสามารถต่อยอดสู่ระบบ Forensic Big Data ในอนาคต

ข้อจำกัดของงานวิจัย

1. ฐานข้อมูลเป็นแบบปิดจากกลุ่มอาสาสมัครเดียว จึงยังไม่สะท้อนสภาพแวดล้อมของระบบเปิดและความหลากหลายเชิงเชื้อชาติ/ภูมิศาสตร์
2. ค่า EER อยู่ในระดับปานกลาง และยังไม่ได้มีการปรับ Threshold Calibration ร่วมกันหลายหน่วยงาน
3. กลุ่มตัวอย่างไม่ครอบคลุมอายุน้อยกว่า 20 ปี และมากกว่า 60 ปี รวมถึงภาพ postmortem จริงในภาคสนาม
4. ข้อจำกัดด้าน PDPA และกรอบกฎหมายปัจจุบันยังทำให้การทดสอบข้ามหน่วยงานมีข้อจำกัด
5. ประเทศไทยยังไม่มี Forensic Big Data Network เชื่อมโยงข้อมูลหลายหน่วยงานแบบเรียลไทม์

ข้อเสนอแนะ

1. ใช้ FaceRecognitionTool_V1 เป็นเครื่องมือคัดกรองศพนิรนามก่อนกระบวนการตรวจพิสูจน์เอกลักษณ์บุคคลด้วยลายพิมพ์นิ้วมือ ทันตกรรม หรือสารพันธุกรรม (DNA)
2. พัฒนารฐานข้อมูลระดับประเทศ โดยบูรณาการข้อมูลจากกรมการปกครอง ตำรวจ และสถาบันนิติเวชวิทยา โรงพยาบาลตำรวจ และทุกหน่วยงานที่เกี่ยวข้อง
3. ผสานข้อมูลภาพกับข้อมูลเวลา-พิกัด GIS เพื่อสร้าง Forensic Big Data Platform
4. ใช้ระบบเป็นสื่อการฝึกอบรมด้าน AI สำหรับบุคลากรด้านนิติวิทยาศาสตร์



5. ประยุกต์ใช้ระบบในงานด้านความมั่นคง คนหาย แรงงานต่างด้าว และภัยพิบัติ โดยคงหลัก human-in-the-loop

จริยธรรมการวิจัยในมนุษย์

การวิจัยนี้ได้รับอนุมัติจากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในมนุษย์ สำนักงานบริหารการวิจัย นวัตกรรมและสร้างสรรค์ มหาวิทยาลัยศิลปากร (REC 68.0220-33-1426; อนุมัติวันที่ 17 เมษายน 2568 – หมดอายุ 16 เมษายน 2569) ผู้เข้าร่วมทุกคนได้รับการอธิบายรายละเอียดศึกษาและให้ความยินยอมโดยสมัครใจ (informed consent) งานวิจัยนี้เป็นไปตามหลักการ Declaration of Helsinki และข้อกำหนดด้านกฎหมายที่เกี่ยวข้อง

เอกสารอ้างอิง

- Albiero, V., Oliveira, L. S., & Bowyer, K. W. (2020). Analysis of gender effects on face recognition accuracy. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 15, 260–271.
<https://doi.org/10.1109/TIFS.2019.2927108>
- Ashton, J. (2009). *Digital forensics and cyber crime*. Wiley.
- Caplova, A., Ferrara, M., Franco, A., Maltoni, D., & Rossi, M. (2017). Cross-quality face recognition: New challenges. *Proceedings of the International Conference on Biometrics (ICB)*, 9–16.
- Casey, E. (2019). *Digital evidence and computer crime: Forensic science, computers and the Internet* (4th ed.). Academic Press.
- Cavazos, J. G., et al. (2021). Demographic bias in deep face recognition models. *IEEE Access*, 9, 79180–79190. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3084230>
- Deng, J., Guo, J., Xue, N., & Zafeiriou, S. (2019). ArcFace: Additive angular margin loss for deep face recognition. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4685–4694). <https://doi.org/10.1109/CVPR.2019.00482>
- Dinis-Oliveira, R. J., & Magalhães, T. (2016). Forensic science and the revolution in crime investigation. *Journal of Forensic Research*, 7(4), 1–2. <https://doi.org/10.4172/2157-7145.1000e126>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.
- Grother, P., Ngan, M., & Hanaoka, K. (2019). Face Recognition Vendor Test (FRVT): Part 3—Demographic effects (NISTIR 8280). National Institute of Standards and Technology.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 770–778.
- Institute of Forensic Medicine, Police General Hospital. (2025). Anonymous corpse statistics report 2019–2024 [Internal document]. Institute of Forensic Medicine, Police General Hospital. (In Thai).



- Jain, A. K., Ross, A. A., & Nandakumar, K. (2011). *Introduction to biometrics*. Springer.
- Lee, J. D., & See, K. A. (2004). Trust in automation: Designing for appropriate reliance. *Human Factors*, 46(1), 50–80. <https://doi.org/10.1518/hfes.46.1.50.30392>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444.
- Mayer, J. (2019). Forensic similarity: A new paradigm in face recognition evidence. *Journal of Forensic Sciences*, 64(4), 1010–1021.
- Michalski, R. (2024). AI-assisted identification methods in mass fatality incidents. *Forensic Science International*, 356, 111789.
- Office of the Personal Data Protection Committee. (2022). *Handbook of the Personal Data Protection Act B.E. 2562 (2019)*. Office of the Personal Data Protection Committee. <https://www.pdpc.go.th> (In Thai).
- Parasuraman, R., & Riley, V. (1997). Humans and automation: Use, misuse, disuse, and abuse. *Human Factors*, 39(2), 230–253. <https://doi.org/10.1518/001872097778543886>
- Phillips, P. J., Jiang, F., Narvekar, A., Ayyad, J., & O'Toole, A. J. (2018). An analysis of face recognition accuracy by demographic groups and face image quality. NIST Technical Report.
- Piotrowski, A. (2025). Machine learning tools in DVI operations: A global perspective. *Journal of Forensic Identification*, 75(2), 102–118.
- Raposo, V. L. (2024). Automated facial recognition and privacy: Legal and ethical concerns. *Computer Law & Security Review*, 49, 105924.
- Schroff, F., Kalenichenko, D., & Philbin, J. (2015). FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 815–823. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298682>
- Schouten, R., & Jacobs, B. (2013). Humanitarian forensic action: A new model. *International Review of the Red Cross*, 95(890), 651–665. <https://doi.org/10.1017/S1816383114000168>
- Taigman, Y., Yang, M., Ranzato, M., & Wolf, L. (2014). DeepFace: Closing the gap to human-level performance in face verification. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1701–1708. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2014.220>
- Thailand. Ministry of Digital Economy and Society. (2022). *Personal Data Protection Act B.E. 2562: Implementation guideline*. (In Thai).
- UNODC. (2019). *Guidelines on the identification of missing persons*. United Nations Office on Drugs and Crime.
- UN/OHCHR. (2010). *Guidelines on human rights and the use of biometrics*. United Nations.