

การพัฒนาต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ในการจำแนกเพศจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกด้านข้างบริเวณกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยในประชากรไทย

ศุภวิชญ์ กนกธนสมบุรณ์¹, อภินิหาร แสนสุข¹, ชัยณัฐ ลภัสวงศธร²,
กชกร พันธวงค์³ และ สุนิษา โอบอ้อม^{4*}

รับบทความ: 30 กรกฎาคม 2568; ส่งแก้ไข: 1 ธันวาคม 2568; ตอรับ: 11 ธันวาคม 2568

บทคัดย่อ

บทนำ : การศึกษากะโหลกศีรษะในงานนิติวิทยาศาสตร์มีบทบาทสำคัญในการระบุอัตลักษณ์บุคคล โดยเฉพาะในกรณีที่พบเพียงชิ้นส่วนกะโหลก ซึ่งอาจมีข้อจำกัดทั้งด้านสภาพแวดล้อม เวลา และข้อกำหนดทางศาสนา ปัจจุบันการประยุกต์ใช้ปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) โดยเฉพาะอัลกอริธึมแบบ Deep Learning มีแนวโน้มที่สามารถสนับสนุนกระบวนการจำแนกเพศจากโครงสร้างกะโหลกศีรษะได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วัตถุประสงค์การวิจัย : งานวิจัยนี้เพื่อพัฒนาต้นแบบ AI สำหรับจำแนกเพศจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้าง โดยมุ่งเน้นที่ตำแหน่งกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยในประชากรไทย

วิธีการดำเนินการวิจัย : โดยใช้ภาพ CT scan ของกะโหลกศีรษะด้านข้างจำนวน 190 ตัวอย่าง แบ่งเป็นชุดพัฒนาโมเดล 150 ตัวอย่าง และชุดทดสอบ 40 ตัวอย่าง โดยใช้โมเดล Roboflow 3.0 Object Detection (Accurate) ซึ่งเป็นสถาปัตยกรรมแบบ Deep Learning (YOLOv8-compatible) สร้างโมเดล 2 แบบ คือ แบบที่มีการเพิ่มข้อมูล (augmentation) และไม่เพิ่มข้อมูล ดำเนินการเปรียบเทียบค่าประสิทธิภาพ ได้แก่ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการตรวจจับตำแหน่งวัตถุเป้าหมาย (mAP@50), ค่าความแม่นยำ (precision) และ ค่าความสามารถของโมเดลในการตรวจจับวัตถุจริงได้ครบถ้วน (recall) และเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์กะโหลก MCL และ OCC ที่ได้จากการวัดเชิงกายวิภาค

ผลการศึกษา : โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลให้ค่า Precision ร้อยละ 98.1 และ Recall ร้อยละ 99.9 สูงกว่าแบบไม่เพิ่มข้อมูล ขณะที่ mAP@50 ทั้งสองโมเดลอยู่ที่ร้อยละ 99.5 ในชุด unknown พบว่าโมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลตรวจจับได้ 39 จาก 40 ภาพ พร้อมค่าความมั่นใจสูง (โดยเฉพาะเพศชายสูงถึงร้อยละ 95) ในขณะที่ค่าความถูกต้องจากการวัด MCL และ OCC อยู่ที่ร้อยละ 76.31 และ ร้อยละ 52.65 ตามลำดับ

สรุปผล : ต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาขึ้นสามารถจำแนกเพศจากภาพถ่ายกะโหลกศีรษะด้านข้างได้อย่างแม่นยำและเสถียร โดยเฉพาะเมื่อใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูลภาพ มีแนวโน้มที่จะประยุกต์ใช้ในงานนิติวิทยาศาสตร์ของไทยในอนาคตได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ : ปัญญาประดิษฐ์ การจำแนกเพศ ภาพการตรวจเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ กระดูกสันคิ้ว สันกระดูกท้ายทอย

¹ หลักสูตรเทคนิคการแพทย์บัณฑิต คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต จังหวัดปทุมธานี 12121

² บัณฑิตศึกษา สาขานิติวิทยาศาสตร์ คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต จังหวัดปทุมธานี 12121

³ ภาควิชารังสีเทคนิค คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต จังหวัดปทุมธานี 12121

^{4*} สาขานิติวิทยาศาสตร์ ภาควิชาเทคนิคการแพทย์ คณะสหเวชศาสตร์ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต จังหวัดปทุมธานี 12121 อีเมล: Sunisa.aobaom@gmail.com

Development of an Artificial Intelligence Prototype for Sex Classification Using Lateral Skull Computed Tomography (CT) Images Focused on Supraorbital Ridge and Nuchal Crest in The Thai Population

Supawit Kanokthanasomboon¹, Aphinphon Saensuk¹, Chanyanut Rapatwongsathorn²
Kochakorn Phantawong³ and Sunisa Aobaom⁴*

Received: July 30, 2025; Received revision: December 1, 2025; Accepted: December 11, 2025

Abstract

Background: The study of the human skull plays a crucial role in forensic science, particularly in cases where only partial remains, such as cranial fragments, are recovered. Challenges often arise from environmental conditions, time constraints, and religious considerations. Recently, the application of artificial intelligence (AI), especially deep learning algorithms, has shown promise in supporting sex estimation from cranial morphology with high accuracy.

Objective: This study aimed to develop a prototype AI model for sex classification using lateral cranial computed tomography (CT) images, with a focus on two anatomical landmarks: the supraorbital ridge and the nuchal crest, specifically within the Thai population.

Material and methods: A total of 190 lateral skull CT images were collected, divided into 150 training samples and 40 test samples. The Roboflow 3.0 Object Detection (Accurate) model, a deep Learning architecture (YOLOv8-compatible) was used to train two AI models: one with data augmentation and one without. Model performance was evaluated using mAP@50, precision, and recall metrics. In addition, results were compared with sex estimation accuracy derived from conventional anthropometric parameters: Maximum Cranial Length (MCL) and Lambda-opisthion Chord (OCC).

Results: The augmented model achieved a higher precision (98.1%) and recall (99.9%) compared to the non-augmented model, while both models yielded an identical mAP@50 of 99.5%. In the unknown dataset, the augmented model successfully detected 39 out of 40 cases, with high confidence scores, particularly in male subjects (up to 95%). In contrast, traditional anthropometric methods based on MCL and OCC measurements yielded lower accuracy at 76.31% and 52.65%, respectively.

Conclusion: The AI model developed in this study demonstrated high accuracy and stability in sex estimation from lateral skull images, especially when enhanced by data augmentation. This approach shows significant potential for application in forensic science, particularly within Thai forensic contexts where limited biological samples and time constraints are often encountered.

Keywords: Artificial Intelligence, Sex Classification, CT image, Supraorbital Ridge, Nuchal crest

¹ Undergraduate Program in Medical Technology, Faculty of Allied Health Sciences, Thammasat University Rangsit Campus, Pathum Thani 12121, Thailand.

² Graduate Program in Forensic Science, Faculty of Allied Health Sciences, Thammasat University Rangsit Campus, Pathum Thani, 12121, Thailand.

³ Department of Radiological Technology, Faculty of Allied Health Sciences, Thammasat University Rangsit Campus, Pathum Thani 12121, Thailand.

⁴ Division of Forensic Science, Department of Medical Technology, Faculty of Allied Health Sciences, Thammasat University Rangsit Campus, Pathum Thani 12121, Thailand. Corresponding Author: E-mail: Sunisa.aobaom@gmail.com

บทนำ

การศึกษากะโหลกศีรษะมนุษย์ถือเป็นองค์ประกอบสำคัญในกระบวนการวินิจฉัยทางนิติวิทยาศาสตร์ โดยมีวัตถุประสงค์หลักในการระบุอัตลักษณ์บุคคล ซึ่งมีบทบาทอย่างยิ่งในคดีอาชญากรรมและการสืบสวนสอบสวน โดยนักนิติวิทยาศาสตร์ต้องบูรณาการความรู้จากหลากหลายสาขาวิชา อาทิ ชีววิทยา เคมี ฟิสิกส์ และการแพทย์ เพื่อดำเนินการเก็บรวบรวมและวิเคราะห์หลักฐานจากสถานที่เกิดเหตุ ทั้งนี้ กระบวนการดังกล่าวยังพบข้อจำกัดหลายประการ โดยเฉพาะในกรณีที่พบเพียงบางส่วนของกะโหลกศีรษะ อาทิเช่น กรณีการพบกะโหลกศีรษะของบุคคลนิรนามในพื้นที่สาธารณะ ซึ่งจำเป็นต้องส่งตัวอย่างไปวิเคราะห์ DNA เพื่อยืนยันอัตลักษณ์^[1] หรือกรณีการพบชิ้นส่วนกะโหลกที่ถูกนำไปทิ้งในพื้นที่ห่างไกล ซึ่งอาจได้รับความเสียหายจากสัตว์หรือสิ่งแวดล้อมโดยรอบ ส่งผลให้การระบุตัวบุคคลมีความซับซ้อนมากขึ้น^[2] นอกจากนี้ ปัจจัยด้านวัฒนธรรมและศาสนาก็เป็นข้อจำกัดสำคัญ เช่น ในบริบทของศาสนาอิสลามที่มีข้อกำหนดเกี่ยวกับการจัดการและชันสูตรศพอย่างเข้มงวด โดยตามหลักศาสนา กำหนดให้ฝังศพภายใน 24 ชั่วโมง เว้นแต่ในกรณีจำเป็นทางการแพทย์หรือเพื่อประโยชน์ในการดำเนินคดีความ^[3]

เพื่อลดข้อจำกัดเหล่านี้ งานวิจัยทางนิติวิทยาศาสตร์ร่วมสมัยได้เริ่มนำเทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence: AI) โดยเฉพาะในรูปแบบของอัลกอริธึม Deep Learning ที่มีจุดแข็งคือความสามารถในการเรียนรู้คุณลักษณะเด่น (Feature Learning) ได้โดยอัตโนมัติจากข้อมูลดิบโดยตรง ทำให้โมเดลสามารถค้นพบรูปแบบที่ซับซ้อนได้แบบอัตโนมัติ มาใช้ในการวิเคราะห์ลักษณะของกะโหลกศีรษะเพื่อประเมินเพศของบุคคล โดย

ใช้ข้อมูลภาพถ่ายทางการแพทย์ เช่น ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (CT scan) และข้อมูลเชิงมอร์โฟเมตริกเป็นฐานข้อมูลในการเรียนรู้ หนึ่งในงานวิจัยที่โดดเด่นในบริบทประเทศไทย คือ การศึกษาโดยใช้ระยะทางระหว่างตัดอกไม้ (Pterion) ไปยังจุดอ้างอิงต่าง ๆ เช่น กกหู (Mastoid process) และ ปุ่มนอกของท้ายทอย (External occipital protuberance) เพื่อสร้างโมเดลจำแนกเพศด้วยอัลกอริธึม Random Forest พบว่ามีค่าความแม่นยำสูงถึง ร้อยละ 80.7^[4] ขณะเดียวกัน งานวิจัยก่อนหน้านี้ในประเทศไทยและไทยยังพบว่าตำแหน่งทางกะโหลก เช่น ค่าความยาวสูงสุดของกะโหลกศีรษะ (Maximum Cranial Length; MCL) และ ระยะแลมบ์ดา-ออปิซิสเซียน (Lambda-opisthion chord; OCC) มีความสัมพันธ์กับเพศอย่างมีนัยสำคัญ โดยสามารถใช้เป็นตัวแปรในการจำแนกเพศได้อย่างแม่นยำ ตัวอย่างเช่น งานศึกษาตำแหน่ง MCL พบว่ามีความแม่นยำในการทำนายเพศถึงร้อยละ 90.6^[5] ขณะที่งานอื่น ๆ ที่ใช้เทคนิค CT scan และการวิเคราะห์แบบพหุคูณตัวแปร (multivariate) ยังสนับสนุนผลการวิเคราะห์ในลักษณะเดียวกัน^[6]

จากแนวโน้มดังกล่าว การผสมผสานเทคนิค AI เข้ากับข้อมูลมอร์โฟเมตริกของกะโหลกจึงเป็นแนวทางที่มีศักยภาพสูงในการยกระดับความแม่นยำของการทำนายเพศในบริบทของงานนิติวิทยาศาสตร์ โดยเฉพาะในประเทศไทย งานวิจัยนี้จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาต้นแบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกเพศโดยใช้ภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกด้านข้าง โดยเน้นการวิเคราะห์เฉพาะตำแหน่งของกระดูกสันคิ้ว (Supraorbital Ridge) และ สันกระดูกท้ายทอย (Nuchal Crest) เพื่อเสริมสร้างระบบช่วยตัดสินใจที่มีประสิทธิภาพ

และสามารถต่อยอดในงานด้านนิติเวช มานุษยวิทยา หรือการระบุอัตลักษณ์ในภาวะ อุกเหินทางนิติวิทยาศาสตร์ได้ในอนาคต

วัตถุประสงค์ของการวิจัย

เพื่อพัฒนาต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ในการจำแนกเพศจากภาพการตรวจเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างบริเวณกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยในประเทศไทย

วิธีการดำเนินการวิจัย

การรับรองจริยธรรมการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้รับการรับรองจริยธรรมการวิจัยในคน จากคณะกรรมการจริยธรรมการวิจัยในคน มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ สาขาวิทยาศาสตร์ เมื่อวันที่ 23 กรกฎาคม พ.ศ.2567 หนังสือรับรองเลขที่ 081/2567 23 กรกฎาคม พ.ศ.2567

การเก็บตัวอย่างภาพการตรวจเอกซเรย์คอมพิวเตอร์

ข้อมูลภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างจากประชากรไทยจำนวน 190 ตัวอย่าง แบ่งเป็น เพศหญิงจำนวน 95 ตัวอย่าง อายุระหว่าง 18–96 ปี และเพศชายจำนวน 95 ตัวอย่าง อายุระหว่าง 19–92 ปี ซึ่งได้รับการรวบรวมภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างจาก 2 แหล่ง ได้แก่ ศูนย์พรีเมียมคลินิก โรงพยาบาลธรรมศาสตร์เฉลิมพระเกียรติ และศูนย์รังสีวินิจฉัยและรังสีร่วมรักษาภาควิชารังสีวิทยา โรงพยาบาลธรรมศาสตร์เฉลิมพระเกียรติ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ โดยตัวอย่างที่มีพยาธิสภาพหรือมีการผ่าตัดที่

ส่งผลให้เกิดความผิดปกติของกะโหลกศีรษะจะถูกคัดออกจากการศึกษา

ซึ่งภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างจากประชากรไทยจำนวน 190 ตัวอย่าง จะทำการแยกตัวอย่างเพื่อการฝึกสอนปัญญาประดิษฐ์ และคำนวณความสัมพันธ์ระหว่างลักษณะกะโหลกและความแตกต่างทางเพศ โดยการเพิ่มศักยภาพในการเรียนรู้ที่หลากหลายเกี่ยวกับโครงสร้างกระดูก และวิเคราะห์ค่าสถิติจากการวัดด้วยการวิเคราะห์จำแนก (discriminant analysis) ทั้งหมด 150 ตัวอย่าง แบ่งเป็นเพศหญิง 75 ตัวอย่าง และ เพศชาย 75 ตัวอย่าง และในขั้นตอนการทำแบบจำลองที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว (validated data) จะใช้ตัวอย่างทั้งหมด 40 ตัวอย่าง แบ่งเป็น เพศหญิง 20 ตัวอย่าง และเพศชาย 20 ตัวอย่าง

การพัฒนาโมเดล

ในการศึกษาคั้งนี้ได้พัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกเพศจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้าง ใช้แพลตฟอร์ม Roboflow (<https://roboflow.com/>) โดยเลือกใช้โมเดล Roboflow 3.0 Object Detection (Accurate) เป็นโมเดลพื้นฐาน ซึ่งเป็นสถาปัตยกรรมแบบ Deep Learning และมีสถาปัตยกรรมที่เข้ากันได้กับ YOLOv8 (YOLOv8-compatible architecture) และได้รับการฝึกอบรมเบื้องต้น (pre-trained) ด้วยชุดข้อมูล Common Objects in Context (COCO) โมเดลดังกล่าวจึงมีความสามารถในการตรวจจับและจำแนกวัตถุได้อย่างมีประสิทธิภาพ ก่อนที่จะนำมาปรับแต่ง เพื่อให้เหมาะสมกับการจำแนกเพศ

จากลักษณะทางสัณฐานวิทยาของกะโหลกศีรษะ^[7] ทั้งนี้มีการนำภาพถ่ายกะโหลกศีรษะด้านข้างจำนวน 150 ตัวอย่าง (เพศหญิง 75 ตัวอย่าง เพศชาย 75 ตัวอย่าง) มาทำการประมวลผลและขยายชุดข้อมูล (data augmentation) เพื่อเพิ่มความหลากหลายของข้อมูลภาพ ซึ่งจะช่วยให้โมเดลสามารถเรียนรู้ลักษณะเชิงพื้นที่ได้ดียิ่งขึ้น ซึ่งเทคนิคการเพิ่มข้อมูลภาพที่ใช้ในกระบวนการนี้ ได้แก่ การพลิกภาพในแนวตั้ง (horizontal vertical flip) การหมุนภาพ 90 องศา (90° rotate) ประกอบด้วยตามเข็มนาฬิกา (clockwise) ทวนเข็มนาฬิกา (counter-clockwise) และกลับหัว (upside down) การครอบภาพ (crop) การหมุนภาพในช่วง (rotation ช่วง -15° และ +15°) การบิดภาพในแนวนอนและแนวตั้ง (shear $\pm 15^\circ$) การแปลงภาพเป็นระดับสีเทา 25%, การปรับค่าความอิ่มตัวของสี (saturation ช่วง -30% และ +30%) การปรับความสว่างของภาพ (brightness ช่วง -25% และ +25%) และการปรับค่าการเปิดรับแสง (exposure ช่วง 15% ถึง +15%)

ในการฝึกสอนโมเดลได้ดำเนินการป้ายกำกับ (Annotation) บริเวณกระดูกสันหลังและสันกระดูกท้ายทอยบนภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ (ภาพที่ 1) เพื่อให้โมเดลสามารถเรียนรู้และจดจำลักษณะเฉพาะของโครงสร้างเหล่านี้ได้อย่างแม่นยำ โดยมีการพัฒนาโมเดล 2 แบบ ได้แก่

1. โมเดลที่ผ่านเทคนิคการเพิ่ม (with augmentation) ชุดข้อมูลภาพทั้งหมดมีจำนวนรวม 630 ตัวอย่าง แบ่งเป็น

- ชุดฝึกสอน (training set) 600 ตัวอย่าง
- ชุดตรวจสอบความถูกต้อง (validation set) 20 ตัวอย่าง
- ชุดทดสอบ (testing set) 10 ตัวอย่าง

2. โมเดลที่ไม่ได้ผ่านเทคนิคการเพิ่มข้อมูล (without augmentation) ชุดข้อมูลภาพทั้งหมดมีจำนวนรวม 150 ตัวอย่าง แบ่งเป็น

- ชุดฝึกสอน (training set) 120 ตัวอย่าง
- ชุดตรวจสอบความถูกต้อง (validation set) 20 ตัวอย่าง
- ชุดทดสอบ (testing set) 10 ภาพ

หลังจากฝึกสอนโมเดลระบบจะประเมินประสิทธิภาพของโมเดลด้วยค่าดัชนีมาตรฐาน ได้แก่ ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการตรวจจับตำแหน่งวัตถุเป้าหมาย (mAP@50) ค่าความแม่นยำ (precision) และค่าความสามารถของโมเดลในการตรวจจับวัตถุจริงได้ครบถ้วน (recall) เพื่อเปรียบเทียบผลลัพธ์ระหว่างสองโมเดลนี้ใช้เพื่อประเมินประสิทธิภาพของการเพิ่มข้อมูลต่อความสามารถของโมเดลในการจำแนกเพศจากลักษณะโครงสร้างกระดูกกะโหลกในภาพเอกซเรย์

การวัดขนาดกะโหลกศีรษะและการวิเคราะห์ทางสถิติ

ทำการวัดค่าพารามิเตอร์ของกะโหลกจำนวน 2 พารามิเตอร์ จากภาพการตรวจเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ที่สร้างขึ้นจากข้อมูลภาพตัดขวาง (cross-sectional) ของการสแกนสมองด้วยเครื่องเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ Philips Spectral CT 7000 series แบบ 256-slice (Philips Healthcare, Netherlands) ข้อมูลภาพ CT ดังกล่าวถูกประมวลผลเพื่อสร้างแบบจำลองกะโหลกศีรษะ 3 มิติที่มีความแม่นยำในเชิงกายวิภาค การวัดพารามิเตอร์ต่าง ๆ ดำเนินการผ่านโปรแกรม Philips DICOM Viewer ซึ่งช่วยให้สามารถระบุตำแหน่งและวัดค่าพารามิเตอร์ทั้ง 2 รายการ

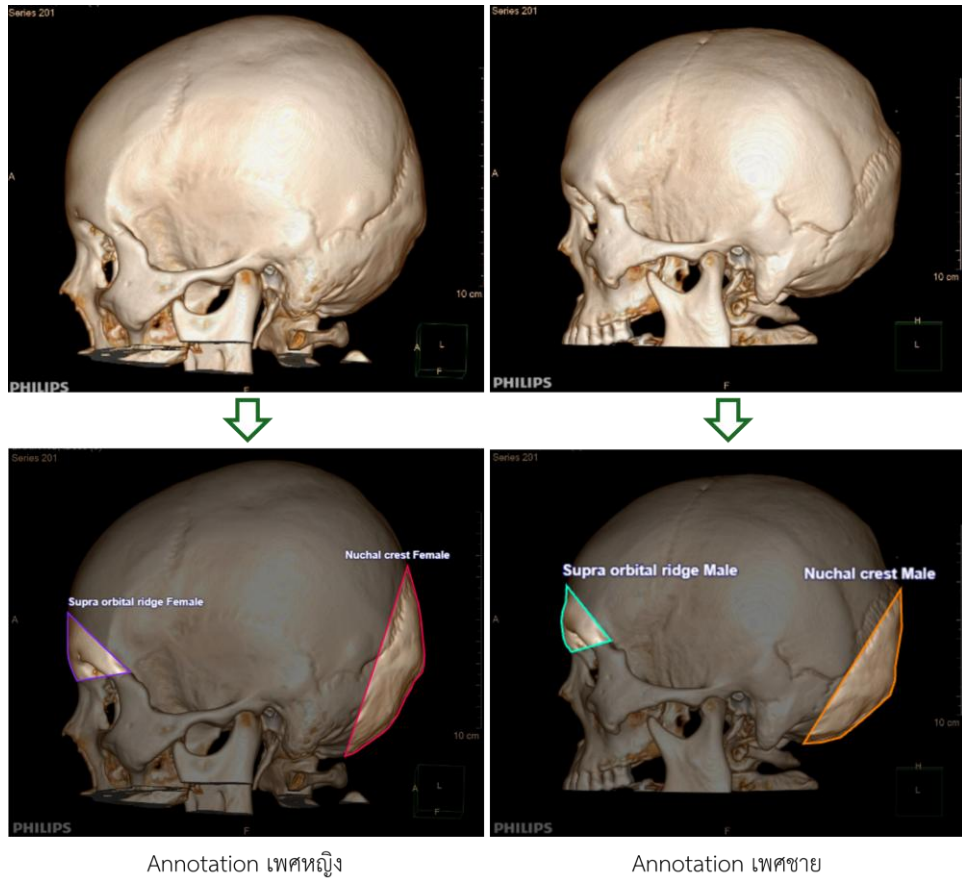
ได้อย่างแม่นยำ^[8-11] (ตารางที่ 1) จากนั้นทำการวิเคราะห์สถิติโดยใช้โปรแกรม IBM SPSS Statistics เวอร์ชัน 26.0.0 โดยรายงานสถิติเชิงพรรณนา ได้แก่ ค่าเฉลี่ยและส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน (SD) การทดสอบ t-test ใช้เพื่อวิเคราะห์ความแตกต่างอย่างมีนัยสำคัญระหว่างผู้สังเกต และระหว่างกลุ่มเพศ (Discriminant analysis) โดยกำหนดระดับนัยสำคัญทางสถิติไว้ที่ $p < 0.05$

การทดสอบความแม่นยำระหว่างต้นแบบปัญญาประดิษฐ์กับค่าพารามิเตอร์

เพื่อตรวจสอบความแม่นยำของต้นแบบปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาขึ้นในการจำแนกเพศจากภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้าง ได้มีการทดสอบโมเดลกับภาพตัวอย่างที่ไม่ได้ใช้ในการฝึกสอนหรือประเมินผลก่อนหน้า ซึ่งเรียกว่า กลุ่มข้อมูลแบบจำลองที่ได้รับการตรวจสอบความถูกต้องแล้ว (validated data) จำนวน 40 ตัวอย่าง โดยตัวอย่างทั้งหมดมาจากภาพเอกซเรย์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างที่มีการปกปิดข้อมูล

เพศ และไม่มี การนำเข้าร่วมในชุด training validation หรือ testing โดยนำภาพจำนวน 40 ตัวอย่าง เข้าสู่ระบบวิเคราะห์ของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาไว้ ซึ่งทำการจำแนกเพศโดยอัตโนมัติตามตำแหน่งของกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยนำมาเปรียบเทียบกับค่าพารามิเตอร์ทางกายวิภาคที่ทราบผลจริงล่วงหน้า ซึ่งได้จากค่าพารามิเตอร์ที่ทำการวัดและคำนวณค่าสถิติ

จากนั้นทำการวิเคราะห์ทางสถิติ โดยใช้ตัวชี้วัดเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดล ได้แก่ ค่าความไว (sensitivity) ความจำเพาะ (specificity) Positive Predictive Value (PPV) Negative Predictive Value (NPV) และ ค่าความถูกต้อง (accuracy) เพื่อประเมินความน่าเชื่อถือของแบบจำลอง ผลลัพธ์ถูกปรับให้สอดคล้องกับอัตราส่วนประชากรหญิงในประเทศไทยในปี พ.ศ. 2567 ที่ ร้อยละ ความชุกของกลุ่มประชากร (% disease prevalence) ร้อยละ 51.32 เพื่อเพิ่มความน่าเชื่อถือในการประยุกต์ใช้จริงในบริบทของประชากรไทย



ภาพที่ 1 ตัวอย่างการติดป้ายกำกับ (Annotation) โครงสร้างทางกายวิภาคเพื่อการจำแนกเพศบนภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์กะโหลกศีรษะด้านข้าง โดยใช้รูปแบบ Polygon-based annotation บริเวณกระดูกสันคิ้ว (สีม่วงและสีชมพู) และสันกระดูกท้ายทอย (สีเขียวและสีส้ม)

ตารางที่ 1 ตำแหน่งและคำอธิบายการวัดกะโหลกศีรษะด้านข้าง (Lateral view) 2 พารามิเตอร์

ภาพตำแหน่งที่ใช้วัด	ตำแหน่ง (มม.)	คำอธิบาย
	ค่าความยาวสูงสุดของกะโหลกศีรษะ (Maximum cranial length ;MCL)	ระยะทางเชิงเส้นระหว่าง จุดกลาเบลลา (Glabella) ด้านหน้าสุดของกะโหลกศีรษะ และ จุดออปิสโทเครเนียน (Opisthocranium) ซึ่งอยู่ที่ส่วนยื่นด้านหลังสุดของกระดูกท้ายทอย (Occipital bone)
	ระยะแลมบ์ดา-ออปิสเธียน (Lambda-Opisthion chord; OCC)	ระยะเชิงเส้นตรงระหว่าง จุดแลมบ์ดา (Lambda) ซึ่งเป็นจุดตัดของรอยประสานกระดูกและรอยประสานท้ายทอย กับ จุดออปิสเธียน (Opisthion) ซึ่งอยู่ที่ขอบด้านหลังของ foramen magnum บนกระดูกท้ายทอย

ผลการวิจัย

ผลการพัฒนาต้นแบบปัญญาประดิษฐ์

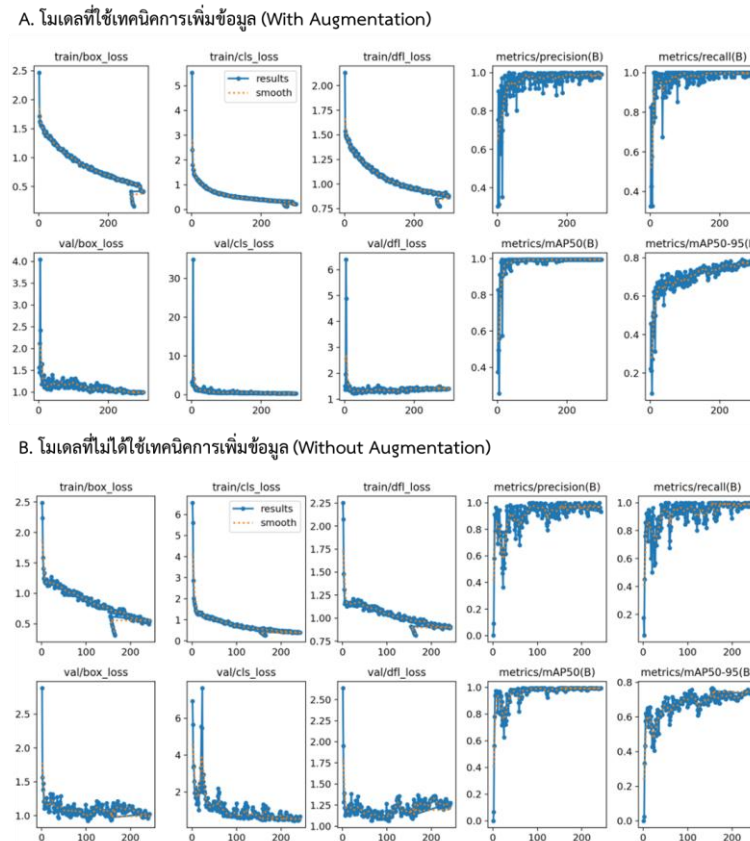
จากการพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกเพศจากภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้าง ได้ทำการทดลองเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลภายใต้สองเงื่อนไข ได้แก่ โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation) และโมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล (without augmentation) โดยใช้โมเดล Roboflow 3.0 object detection (accurate) ในการฝึกสอนและประเมินผล (ตารางที่ 2) ซึ่งผลลัพธ์แสดงให้เห็นว่าโมเดลทั้งสองรูปแบบสามารถให้ค่าความแม่นยำเฉลี่ยในการตรวจจับตำแหน่งวัตถุเป้าหมาย (map@50) ได้ในระดับเท่ากันคือ ร้อยละ 99.5 แสดงว่าในภาพรวม โมเดลสามารถตรวจจับตำแหน่งกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยได้อย่างแม่นยำและสม่ำเสมอ

อย่างไรก็ตาม เมื่อนำค่าทางสถิติมาเปรียบเทียบในรายละเอียด จะพบว่าโมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลมีความสามารถในการจำแนกเพศที่แม่นยำกว่าเล็กน้อย โดยค่า precision ของโมเดลแบบ without augmentation อยู่ที่ร้อยละ 97.8 ขณะที่แบบ with augmentation อยู่ที่ร้อยละ 98.1 แสดงว่าโมเดลแบบ with augmentation สามารถลดความผิดพลาดในการจำแนกเพศลงได้ ส่วนค่า recall ซึ่งสะท้อนความสามารถของโมเดลในการตรวจจับตัวอย่างเพศที่แท้จริงได้อย่างครบถ้วนพบว่าแบบwithout

augmentation มีค่าเท่ากับร้อยละ 99.6 ในขณะที่แบบ with augmentation มีค่าสูงกว่าที่ร้อยละ 99.9 ซึ่งถือว่าใกล้เคียงกับความสมบูรณ์แบบ

นอกจากนี้ เมื่อพิจารณารูปแสดงผลการฝึกสอนโมเดล (Training/Validation curves) ในภาพที่ 2 แสดงให้เห็นความแตกต่างที่ชัดเจนในกระบวนการเรียนรู้ของโมเดลทั้งสองแบบ โดยในภาพที่ 2B (Without Augmentation) พบว่าค่า Loss ของชุดข้อมูลฝึกสอน (เช่น train/cls_loss) ลดลงอย่างรวดเร็ว ในขณะที่ค่า Loss ของชุดข้อมูลตรวจสอบ (val/cls_loss) ลดลงเพียงเล็กน้อยและค่อนข้างคงที่ ทำให้เกิดช่องว่าง (Gap) ระหว่างกราฟ train และ val ที่กว้างมาก ซึ่งเป็นสัญญาณบ่งชี้ที่ชัดเจนของสภาวะการเรียนรู้มากเกินไป (Overfitting) กล่าวคือโมเดลจดจำข้อมูลที่ใช้ฝึกสอนได้ดี แต่มีความสามารถในการเรียนรู้เชิงทั่วไป (Generalizability) กับข้อมูลใหม่ที่ต่ำ

ในทางตรงกันข้าม ภาพที่ 2A (With Augmentation) แสดงให้เห็นว่า ค่า Loss ของทั้งชุดข้อมูลฝึกสอน (train) และชุดข้อมูลตรวจสอบ (val) เคลื่อนที่ไปในทิศทางเดียวกันและมีช่องว่างระหว่างกราฟที่แคบกว่าอย่างมีนัยสำคัญ ผลลัพธ์นี้จึงเป็นหลักฐานเชิงประจักษ์ที่ยืนยันว่า การใช้เทคนิค Data Augmentation ไม่เพียงแต่ช่วยเพิ่มค่า precision และ recall ให้สูงขึ้นเล็กน้อยตามที่แสดงในตารางที่ 2 เท่านั้น แต่ยังมีบทบาทสำคัญในการช่วยบรรเทาปัญหา Overfitting และเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้เชิงทั่วไปของโมเดลได้อย่างมีประสิทธิภาพ



ภาพที่ 2 กราฟเปรียบเทียบผลการฝึกสอนโมเดล (Training Curves) A. โมเดลที่ใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (With Augmentation) 307 Epochs B. โมเดลที่ไม่ได้ใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Without Augmentation) 253 Epochs โดยกราฟแสดงค่า Loss (box, cls, dfl) และค่าชี้วัด (precision, recall, mAP) ของชุดข้อมูลฝึกสอน (train) และชุดข้อมูลตรวจสอบ (val)

ตารางที่ 2 ผลการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลปัญญาประดิษฐ์ระหว่างรูปแบบที่มีและไม่มี การเพิ่มข้อมูล (data augmentation)

รูปแบบโมเดล	mAP@50 (%)	Precision (%)	Recall (%)
โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation)	99.5	98.1	99.9
โมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล (without augmentation)	99.5	97.8	99.6

การทดสอบความแม่นยำระหว่างต้นแบบ
ปัญญาประดิษฐ์กับค่าพารามิเตอร์ใน
ตัวอย่าง Unknown

การทดสอบโมเดลทั้งสองรูปแบบกับ
ข้อมูลชุดใหม่ที่ไม่เคยถูกใช้ในการฝึกฝน พบ

ความแตกต่างที่ชัดเจนในด้านความครอบคลุม
ของการตรวจจับและค่าความมั่นใจในการ
ทำนายเพศ แม้ทั้งสองโมเดลจะสามารถ
ตรวจจับตำแหน่งของกระดูกสันคิ้ว
(Supraorbital ridge) และสันกระดูกท้ายทอย

(Nuchal Crest) ได้ตรงตามเป้าหมาย แต่โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation) ให้ผลการตรวจจับและทำนายที่ครอบคลุมมากกว่า โดยตรวจจับและทำนายเพศสำเร็จ 39 ตัวอย่าง จาก 40 ตัวอย่าง ในทั้งสองตำแหน่ง ขณะที่โมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล (without augmentation) ตรวจจับและทำนายผลได้เพียง 36 ตัวอย่าง ในตำแหน่ง Nuchal crest และ 39 ตัวอย่างในตำแหน่ง Supraorbital ridge

นอกจากนี้ โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation) สามารถตรวจจับตำแหน่งของกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยได้แม่นยำและครอบคลุมมากกว่า โดยให้ค่าความมั่นใจ (confidence score) สูงในทั้งตัวอย่างเพศหญิง (confidential ratio: ร้อยละ 69 – 94) และเพศชาย (confidential ratio: ร้อยละ 79 – 95) ในทางตรงกันข้าม โมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล (without augmentation) แสดงผลการตรวจจับที่มีความแม่นยำน้อยกว่าในเพศหญิงมีค่า confidential ratio: ร้อยละ 68 – 89 และ เพศชายมีค่า confidential ratio: ร้อยละ 50 – 87

จากการศึกษากล่องการตรวจจับ (bounding box) ของโมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลครอบคลุมตำแหน่งเป้าหมายได้อย่างชัดเจนและเสถียร ขณะที่โมเดลที่ไม่ได้เพิ่มข้อมูลแม้ตรวจจับได้ในหลายกรณี แต่ค่าความมั่นใจมีความผันผวนมากกว่า และในบางกรณีให้ความมั่นใจในระดับต่ำเมื่อเปรียบเทียบ (ภาพที่ 3)

ผลลัพธ์นี้สะท้อนให้เห็นว่า การเพิ่มข้อมูลช่วยให้โมเดลมีความสามารถในการตรวจจับและทำนายเพศจากตำแหน่งทางกายวิภาคได้ครอบคลุมและเสถียรมากขึ้น ลด

โอกาสเกิดกรณีที่โมเดลไม่สามารถให้ผลการทำนายได้

เมื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของโมเดลปัญญาประดิษฐ์กับค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวัดตำแหน่งและคำนวณตามสูตรทางกายวิภาค ด้วยวิธีการวิเคราะห์แบบ Discriminant analysis ของตำแหน่งวัด 2 ตำแหน่ง คือ Maximum cranial length (MCL) และ Lambda-opisthion chord (OCC) (ตารางที่ 3) เพื่อประเมินความสามารถในการจำแนกเพศจากตำแหน่งกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยในภาพเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างจากภาพ Unknown จำนวน 40 ตัวอย่าง โดยทราบภาพเบื้องต้นอยู่แล้ว แบ่งเป็น เพศชาย 20 ตัวอย่าง และเพศหญิง 20 ตัวอย่าง

สำหรับตำแหน่งกระดูกสันคิ้ว (ตารางที่ 4) โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation) ให้ค่า sensitivity ร้อยละ 90.00 specificity ร้อยละ 94.74 และ accuracy ร้อยละ 92.31 ขณะที่โมเดลที่ไม่ได้เพิ่มข้อมูลให้ค่า sensitivity ร้อยละ 73.68 specificity ร้อยละ 80.00 และ accuracy 76.76% ส่วนค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากการวัดทางกายวิภาคให้ค่า sensitivity ร้อยละ 63.33 specificity ร้อยละ 90.00 และ accuracy ร้อยละ 76.31 ซึ่งแสดงให้เห็นว่าโมเดลปัญญาประดิษฐ์ ที่ผ่านการเพิ่มข้อมูลสามารถจำแนกเพศได้แม่นยำและครอบคลุมมากกว่าค่าพารามิเตอร์ โดยเฉพาะในด้านความสามารถในการตรวจจับ (sensitivity) และค่าความถูกต้อง (accuracy)

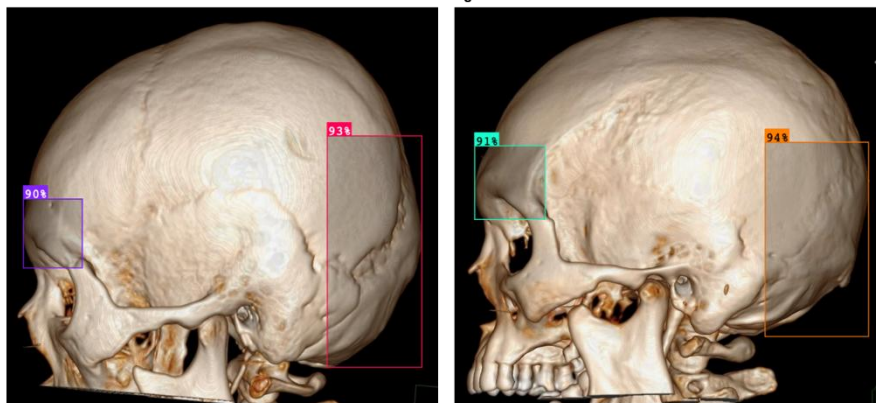
ในส่วน of สันกระดูกท้ายทอย (ตารางที่ 4) โมเดลที่เพิ่มข้อมูลให้ค่า sensitivity ร้อยละ 93.75 specificity ร้อยละ 82.61 และ accuracy ร้อยละ 88.33 ส่วนโมเดลที่ไม่ได้เพิ่มข้อมูลให้ค่า sensitivity ร้อย

ละ 88.24 specificity ร้อยละ 100 และ accuracy ร้อยละ 93.96 ด้านค่าพารามิเตอร์ ให้ค่า sensitivity ร้อยละ 52.00 specificity ร้อยละ 53.33 และ accuracy ร้อยละ 52.65 ผลลัพธ์ดังกล่าวแสดงให้เห็นว่า แม้โมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล จะให้ค่า specificity สูง แต่เมื่อพิจารณาพร้อมกับ sensitivity และ PPV/NPV แล้ว โมเดลที่เพิ่มข้อมูลแสดงความสมดุลและความสามารถในการตรวจจับได้ดีกว่า ในขณะที่ค่าพารามิเตอร์มีข้อจำกัด

ชัดเจนในด้านความไว (sensitivity) และความถูกต้อง (accuracy)

เมื่อวิเคราะห์ทั้ง 2 โมเดล ปัญหาประติษฐ์ พบว่า โมเดลที่ผ่านการเพิ่มข้อมูล (with augmentation) มีประสิทธิภาพโดยรวมดีกว่าโมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูล (without augmentation) ในหลายตัวชี้วัดทั้งในตำแหน่งกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอย

โมเดลที่ผ่านเทคนิคการเพิ่มข้อมูล (With Augmentation)



ตัวอย่างเพศหญิงที่ปัญญาประดิษฐ์ทำนายได้เพศหญิง

ตัวอย่างเพศชายที่ปัญญาประดิษฐ์ทำนายได้เพศชาย

โมเดลที่ไม่ได้ผ่านเทคนิคการเพิ่มข้อมูล (Without Augmentation)



ตัวอย่างเพศหญิงที่ปัญญาประดิษฐ์ทำนายได้เพศหญิง

ตัวอย่างเพศชายที่ปัญญาประดิษฐ์ทำนายได้เพศชาย

ภาพที่ 3 ตัวอย่างผลการทดสอบ validated data โดยใช้ปัญญาประดิษฐ์ทั้ง 2 โมเดล

ตารางที่ 3 การวิเคราะห์จำแนก (Discriminant Analysis) ด้วยวิธีแบบตรง (Direct Method)

Parameter	Wilks' Lambda	Canonical discriminant function coefficients ^a	Functions at Group Centroids ^b		Classification Function Coefficients ^c		Correctly classified (%)		
			Female	Male	Female	Male	Female	Male	Overall
			MCL (constant)	0.603	0.179 (-30.568)	-0.806	0.806	5.314 (-443.579)	5.601 (-492.838)
OCC (constant)	0.969	0.170 (-16.939)	-0.179	0.179	2.848 (-141.149)	2.909 (-147.216)	65.3	60.0	62.7

a: ค่าสัมประสิทธิ์ที่ไม่มาตรฐาน (Unstandardized coefficients),

b: ฟังก์ชันจำแนกเชิงบรรทัดฐานที่ไม่มาตรฐาน ซึ่งประเมินค่าที่ค่าเฉลี่ยของแต่ละกลุ่ม (Unstandardized canonical discriminant functions evaluated at group means),

c: ฟังก์ชันจำแนกเชิงเส้นของฟิชเชอร์ (Fisher's linear discriminant functions)

ตารางที่ 4 ผลการวิเคราะห์ตัวชี้วัดเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดล

ประเภท	รูปแบบ	Sensitivity	Specificity	Positive Predictive Value (*)	Negative Predictive Value (*)	Accuracy (*)		
				Value (*)	Value (*)			
กระดุก สั้นคิ้ว	โมเดลที่ผ่าน การเพิ่มข้อมูล	Value	90.00%	94.74%	94.74%	89.99%	92.31%	
		95%	68.30%-	73.97%-	72.68%-	70.61%-	79.13%-	
		CI	98.77%	99.87%	99.19%	97.11%	98.38%	
	โมเดลที่ไม่ได้ ผ่านการเพิ่ม ข้อมูล	Value	73.68%	80.00%	79.53%	74.25%	76.76%	
		95%	48.80%-	56.34%-	60.83%-	56.84%-	60.49%-	
		CI	90.85%	94.27%	90.67%	86.33%	88.75%	
	ค่าพารามิเตอร์	Value	63.33%	90.00%	86.97%	69.95%	76.31%	
		95%	43.86%-	55.50%-	50.48%-	58.21%-	60.24%-	
		CI	80.07%	99.75%	97.76%	79.56%	88.29%	
	สั้น กระดุก ท้าย	โมเดลที่ผ่าน การเพิ่มข้อมูล	Value	93.75%	82.61%	85.04%	92.61%	88.33%
			95%	69.77%-	61.22%-	69.80%-	65.06%-	73.99%-
			CI	99.84%	95.05%	93.32%	98.83%	96.36%
ทอย	โมเดลที่ไม่ได้ ผ่านการเพิ่ม ข้อมูล	Value	88.24%	100.00%	100.00%	88.97%	93.96%	
		95%	63.56%-	82.35%-	78.20%-	68.68%-	80.66%-	
		CI	98.54%	100.00%	100.00%	96.74%	99.16%	
ค่าพารามิเตอร์	Value	52.00%	53.33%	54.02%	51.31%	52.65%		
	95%	31.31%-	26.59%-	37.80%-	36.07%-	36.27%-		
	CI	72.20%	78.73%	69.43%	66.32%	68.62%		

* ร้อยละความชุกของกลุ่มประชากร (% disease prevalence): ร้อยละ 51.32

อภิปรายและสรุปผลการวิจัย

การศึกษานี้ยืนยันถึงศักยภาพของปัญญาประดิษฐ์ โดยใช้ Roboflow 3.0 Object Detection (Accurate) เป็นโมเดลพื้นฐานในการวิเคราะห์และจำแนกลักษณะโครงสร้างกะโหลกศีรษะจากภาพถ่ายทางการแพทย์ แม้อยู่ภายใต้ข้อจำกัดของขนาดชุดข้อมูลที่จำกัดหรือมีความหลากหลายต่ำซึ่งเป็นอุปสรรคที่พบได้บ่อยในบริบทของการวิจัยทางนิติวิทยาศาสตร์และการแพทย์

การทดลองในครั้งนี้พบว่า การใช้เทคนิคการเพิ่มข้อมูล (data augmentation) ส่งผลให้โมเดลสามารถเพิ่มความแม่นยำ (precision) และความสามารถในการตรวจจับ (recall) ได้อย่างมีนัยสำคัญ เมื่อเทียบกับโมเดลที่ไม่ได้ใช้เทคนิคดังกล่าว โมเดลที่ได้รับการเพิ่มข้อมูลแสดงให้เห็นถึงประสิทธิภาพที่เหนือกว่าในการตรวจจับโครงสร้างทางกายวิภาคเฉพาะ เช่น กระดูกสันคิ้ว (Supraorbital ridge) และสันกระดูกท้ายทอย (Nuchal crest) ได้อย่างครอบคลุมและแม่นยำมากขึ้น โดยเฉพาะในตำแหน่ง Nuchal crest ซึ่งแม้โมเดลที่ไม่ได้ผ่านการเพิ่มข้อมูลจะให้ค่า Specificity สูง แต่สามารถตรวจจับและทำนายผลได้เพียง 36 จาก 40 ภาพ ส่งผลให้ปริมาณข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณค่าสถิติลดลง และเพิ่มความเสี่ยงต่อการเกิดค่าคลาดเคลื่อนสูง

ผลการทดลองนี้ชี้ให้เห็นว่า การใช้ data augmentation มีบทบาทสำคัญในการเพิ่มประสิทธิภาพของโมเดล โดยเฉพาะในงานที่มีข้อจำกัดด้านจำนวนข้อมูล ซึ่งสอดคล้องกับแนวปฏิบัติทั่วไปที่การเพิ่มข้อมูล (data augmentation) ถูกนำมาใช้เพื่อเพิ่มความสามารถในการเรียนรู้เชิงทั่วไป (generalizability) และช่วยบรรเทาปัญหาการเรียนรู้มากเกินไป (overfitting) [12-13]

และเมื่อศึกษาศักยภาพของปัญญาประดิษฐ์ในการวิเคราะห์ภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของกะโหลกศีรษะด้านข้างเพื่อทำนายเพศ โดยเน้นที่โครงสร้างทางกายวิภาคเฉพาะ ได้แก่ กระดูกสันคิ้ว (Supraorbital ridge) และสันกระดูกท้ายทอย (Nuchal crest) ซึ่งต่างจากผลการวิจัยที่ทำการคำนวณจากค่าพารามิเตอร์และงานวิจัยก่อนหน้านี้ที่นิยมใช้ค่ามิติทางกะโหลกศีรษะ เช่น Maximum Cranial Length (MCL) และ Lambda-opisthion chord (OCC) ซึ่งวัดจากกะโหลกศีรษะโดยตรงหรือจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ จากการเปรียบเทียบพบว่า งานวิจัยที่ใช้ MCL และ OCC เป็นตัวแปรหลักสามารถทำนายเพศได้ในระดับ accuracy ประมาณร้อยละ 80-91 ขึ้นกับประชากรและวิธีการที่ใช้ [5,14-17] โดยจากการศึกษาก่อนหน้าพบว่าความแม่นยำในประชากรไทยโดยใช้ตำแหน่ง MCL อยู่ที่ ร้อยละ 90.60 ในขณะที่งานอื่น ๆ ในประชากรต่างประเทศที่ใช้ OCC หรือ linear cranial measures ให้ผลแม่นยำร้อยละ 70-85 [14-16] แม้ค่า accuracy จะอยู่ในระดับที่ใกล้เคียงกับโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่พัฒนาจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ในการศึกษานี้ แต่ข้อได้เปรียบที่เด่นชัดคือ ความสามารถในการเรียนรู้ลักษณะเฉพาะทางโครงสร้าง เช่น ความโค้ง ความนูน หรือความแปรผันเฉพาะรายของกะโหลก ซึ่งยากต่อการวัดเชิงมิติแบบเชิงเส้นตรง อีกทั้งเทคนิคปัญญาประดิษฐ์ยังแสดงศักยภาพในการยืดหยุ่นต่อความหลากหลายของตัวแปรทางชีวภาพและประชากรศาสตร์ ซึ่งอาจเป็นปัจจัยจำกัดในโมเดลทางสถิติแบบดั้งเดิม

จากงานวิจัยที่มีวัตถุประสงค์เพื่อพัฒนาต้นแบบปัญญาประดิษฐ์สำหรับการจำแนกเพศจากภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ของ

กะโหลกศีรษะด้านข้าง โดยเน้นที่ตำแหน่งกระดูกสันคิ้วและสันกระดูกท้ายทอยในประชากรไทย ซึ่งเป็นโครงสร้างทางกายวิภาคที่มีความแตกต่างระหว่างเพศอย่างชัดเจน ผลการทดลองสะท้อนถึงความเหมาะสมของการประยุกต์ใช้เทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง ร่วมกับการออกแบบชุดข้อมูลที่หลากหลายในการพัฒนาระบบจำแนกเพศเชิงกายวิภาค

ประเด็นสำคัญที่ถือเป็นข้อได้เปรียบหลักของระเบียบวิธีวิจัยนี้ คือการช่วยลดปัญหา "กล่องดำ" (Black-box) ซึ่งเป็นข้อจำกัดที่มักถูกวิจารณ์ในโมเดล Deep Learning ทั่วไปที่ใช้การจำแนกประเภท (Classification) โดยตรง ซึ่งโมเดลเหล่านั้นมักไม่สามารถอธิบายเหตุผลในการตัดสินใจได้ แต่วิธีการที่ใช้ในการศึกษานี้ ซึ่งเป็นการตรวจจับวัตถุ (Object Detection) เพื่อระบุตำแหน่งโครงสร้างทางกายวิภาคที่เฉพาะเจาะจง สร้างกระบวนการที่มีความโปร่งใส (Transparency) และสามารถตรวจสอบได้ (Accountability) มากกว่า

เนื่องจากโมเดลไม่ได้เพียงแค่ให้คำตอบสุดท้าย แต่ยังแสดงให้เห็นว่ากำลังพิจารณาจากข้อมูลส่วนใดของภาพ (Bounding box) ทำให้ผู้เชี่ยวชาญด้านนิติวิทยาศาสตร์หรือกายวิภาคสามารถตรวจสอบความถูกต้องของตำแหน่งที่โมเดลตรวจจับได้ และนำไปเปรียบเทียบกับทฤษฎีทางกายวิภาคที่ใช้ในการประเมินเพศโดยมนุษย์ได้โดยตรง การที่ผลลัพธ์ของ AI สามารถทวนสอบโดยผู้เชี่ยวชาญได้นี้ ถือเป็นคุณสมบัติที่สำคัญอย่างยิ่งต่อการสร้างความน่าเชื่อถือ และเพิ่มศักยภาพในการนำไปประยุกต์ใช้เป็นหลักฐานสนับสนุนในงานด้านนิติวิทยาศาสตร์ มานุษยวิทยา หรือกระบวนการยุติธรรมได้ในอนาคต

อย่างไรก็ตาม ด้วยงานวิจัยนี้มุ่งเน้นศึกษาเพียงแค่กลุ่มประชากรในประเทศไทย ซึ่งเป็นข้อจำกัดของงานวิจัยนี้ แต่เนื่องจากมนุษย์มีความหลากหลายอย่างมากทางด้านสรีรวิทยา ผู้วิจัยจึงมีข้อเสนอแนะที่ควรจะต้อง โดยการมุ่งเน้นพัฒนาปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถเรียนรู้โครงสร้างกระดูกของมนุษย์ในแต่ละพื้นที่และเชื้อชาติที่หลากหลายขึ้น เช่น การเปรียบเทียบระหว่างเชื้อสายเอเชียและยุโรป นอกจากนี้ เทคโนโลยีทางการคัดลอกกรรม เช่น การกรอกระดูกเพื่อปรับโครงสร้างใบหน้า ได้พัฒนาอย่างรวดเร็ว หากในอนาคตสามารถเพิ่มกลุ่มตัวอย่างของประชากรที่ทำคัดลอกกรรมให้มากขึ้น จะเป็นผลดีต่อการเพิ่มรูปแบบการเรียนรู้ที่หลากหลายยิ่งขึ้น และสิ่งสำคัญคือ หากสามารถเพิ่มการเรียนรู้ได้หลากหลายตำแหน่ง และนำแต่ละตำแหน่งที่ตรวจจับมาประเมินร่วมกันก่อนการทำนายผล จะส่งผลต่อประสิทธิภาพที่ก้าวหน้ามากยิ่งขึ้น

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับความอนุเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์ศูนย์พรีเมียมคลินิก โรงพยาบาลธรรมศาสตร์เฉลิมพระเกียรติ และศูนย์รังสีวินิจฉัยและรังสีร่วมรักษา ภาควิชารังสีวิทยา โรงพยาบาลธรรมศาสตร์เฉลิมพระเกียรติ มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ และได้รับช่วยเหลือในการใช้ข้อมูลและกำหนดของเขตภาพจากอาจารย์ขวัญลดา มิตรภักดี ผู้เชี่ยวชาญด้านภาพถ่ายเอกซเรย์คอมพิวเตอร์และตำแหน่งของกะโหลก

เอกสารอ้างอิง

1. บางกอกบรอดคาสติ้ง แอนด์ ทีวี. ลำบาแะแสปริศนากะโหลกสาวผมแดง [อินเทอร์เน็ต]. 28 พฤษภาคม 2568 [เข้าถึงเมื่อ 1 กรกฎาคม 2026]

- พ.ศ. 2568]. เข้าถึงได้จาก: <https://news.ch7.com/detail/805391>.
2. สยามรัฐ. เจ้าหน้าที่นิติเวชตรวจสอบชิ้นส่วนกะโหลกศีรษะและชิ้นส่วนสะบ้าซ้าย [อินเทอร์เน็ต]. 23 เมษายน 2567 [เข้าถึงเมื่อ 1 กรกฎาคม 2568]. เข้าถึงได้จาก: <https://siamrath.co.th/n/531058>
 3. ประชาไทย. เชื้อข้อพิพาทระหว่างกระบวนการชั้นสูตรพลิกศพกับหลักศาสนบัญญัติ [อินเทอร์เน็ต]. 1 มกราคม 2565 [เข้าถึงเมื่อ 1 กรกฎาคม 2568]. เข้าถึงได้จาก: <https://prachatai.com/journal/2022/01/96693>
 4. Uabundit N, Chaiyamoorn A, lamsaard S, Yurasakpong L, Nantasenamat C, Suwannakhan A, Phunchago N. Classification and Morphometric Features of Pterion in Thai Population with Potential Sex Prediction. *Medicina*. 2021; 57(11):1282. doi: 10.3390/medicina57111282
 5. Mahakkanukrauh P, Sinthubua A, Prasitwattanaseree S, Ruengdit S, Singsuwan P, Praneatpolgrang S, Duangto P. Craniometric study for sex determination in a Thai population. *Anat Cell Biol*. 2015;48(4):275–283. doi:10.5115/acb.2015.48.4.
 6. Zhan MJ, Cui JH, Zhang K, Chen YJ, Deng ZH. Estimation of stature and sex from skull measurements by multidetector computed tomography in Chinese. *Leg Med (Tokyo)*. 2019; 41:101625. doi:10.1016/j.legalmed.2019
 7. Gallagher J. Announcing Roboflow Train 3.0. *Roboflow Blog* [Internet]. 2023 Jul. 11 [cited 2025 Nov. 9]; Available from: <https://blog.roboflow.com/roboflow-train-3-0/>
 8. Packirisamy V, Aljarrah K, Nayak SB. Morphometric evaluation of the orbital region for sex determination in a Saudi Arabian population using 3DCT images. *Anat Sci Int*. 2024 ;99(1):118-126. doi: 10.1007/s12565-023-00742-6
 9. Hoshioka Y, Torimitsu S, Makino Y, Yajima D, Chiba F, Yamaguchi R, Inokuchi G, Motomura A, Tsuneya S, Iwase H. Sex estimation from skull measurements of a contemporary Japanese population using three-dimensional computed tomography images. *Int J Legal Med*. 2025 ; 139 (1) : 3 8 3 - 3 9 1 . doi : 10.1007/s00414-024-03319-8
 10. Torimitsu S, Nakazawa A, Flavel A, Swift L, Makino Y, Iwase H, et al. Estimation of ancestry from cranial measurements based on MDCT data acquired in a Japanese and Western Australian population. *Int J Legal Med*. 2024;138:1193–1203. doi:10.1007/s00414-024-03159-6
 11. Simmons-Ehrhardt TL, Parks CL, Monson KL. Cranial and facial interlandmark distances and tissue depth dataset from computed tomography scans of 388 living persons. *Data Brief*. 2022; 43:108334. doi: 10.1016/j.dib. 2022.108334

12. Shorten C, Khoshgoftaar TM. A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *J Big Data*. 2019 (60). doi: 10.1186/s40537-019-0197-0.
13. Elgendi M, Nasir MU, Tang Q, Smith D, Grenier JP, Batte C, et al. The effectiveness of image augmentation in deep learning networks for detecting COVID-19: a geometric transformation perspective. *Front Med (Lausanne)*. 2021;8:629134. doi:10.3389/fmed. 2021.629134
14. RSD. Sex estimation of Brazilian skulls using discriminant analysis of cranial measurements. [Internet]. 2021 Aug. 10 [cited 2025 Jul. 30];10(10):e266101018760. Available from: <https://rsdjournal.org/rsd/article/view/18760>
15. Toy S, Secgin Y, Oner Z, Turan MK, Oner S, Senol D. A study on sex estimation by using machine learning algorithms with parameters obtained from computerized tomography images of the cranium. *Sci Rep*. 2022;12(1):4278. doi:10.1038/ s41598-022-07415-w
16. Lopez-Capp TT, Rynn C, Wilkinson C, Paiva LAS, Michel-Crosato E, Biazevic MGH. Sexing the Cranium from the Foramen Magnum Using Discriminant Analysis in a Brazilian Sample. *Braz Dent J*. 2018; 29(6):592-598. doi: 10.1590/0103-6440201802087.
17. Toneva D, Nikolova S, Agre G, Harizanov S, Fileva N, Milenov G, Zlatareva D. Enhancing Sex Estimation Accuracy with Cranial Angle Measurements and Machine Learning. *Biology*. 2024; 13(10):780. doi: 10.3390/biology13100780