

การสร้างโมเดลปัญญาประดิษฐ์ความแม่นยำสูงในการตรวจจับตาตา[†]

Development of a High-Accuracy Artificial Intelligence Model for Pupil Detection

ปิยะธิดา เกิดทองมี^{1,*} และ วัฒนพงศ์ เกิดทองมี²Piyadhida Kurdthongmee^{1,*} and Wattanapong Kurdthongmee²¹ศูนย์เครื่องมือวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์ อำเภอท่าศาลา จังหวัดนครศรีธรรมราช 80160²สำนักวิชาวิศวกรรมศาสตร์และเทคโนโลยี มหาวิทยาลัยวลัยลักษณ์ อำเภอท่าศาลา จังหวัดนครศรีธรรมราช 80160¹The Center for Scientific and Technological Equipment, Walailak University, Tha Sala, Nakhon Si Thammarat 80160, Thailand²School of Engineering and Technology, Walailak University, Tha Sala, Nakhon Si Thammarat 80160, Thailand

*อีเมล: kpiyadhi@wu.ac.th

บทคัดย่อ

การตรวจจับตาอย่างแม่นยำมีความสำคัญในงานด้านสุขภาพ เช่น การตรวจภาวะตาเข และการติดตามความผิดปกติของเส้นประสาทสมองที่ควบคุมการเคลื่อนไหวของลูกตา งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาโมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่สามารถระบุตำแหน่งจุดศูนย์กลางตาได้อย่างแม่นยำโดยใช้ชุดข้อมูล Columbia Gaze ซึ่งเป็นภาพดวงตาที่ถ่ายในสภาพแวดล้อมจริงและมีความหลากหลายของแสงและมุมมอง กลุ่มตัวอย่างถูกแบ่งเป็นชุดฝึกร้อยละ 80 และชุดทดสอบร้อยละ 20 โมเดลปัญญาประดิษฐ์ที่ใช้คือ โมเดล Xception ที่ผู้วิจัยปรับเปลี่ยนเพื่อทำหน้าที่เป็นโมเดลถดถอย (Regression) ซึ่งสามารถประมาณตำแหน่งจุดศูนย์กลางและรัศมีของตาได้โดยตรง โมเดลนี้ผ่านการสอนโดยใช้ฟังก์ชัน Huber Loss และเพิ่มความแม่นยำด้วยการปรับเปลี่ยนออปติไมเซอร์ (Optimizer) จากผลการวิจัยพบว่าโมเดลสามารถตรวจจับตาได้อย่างแม่นยำโดยให้ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสมมาตร (S_{ED}) ต่ำกว่า 2.5 เมื่อทดสอบกับชุดข้อมูล BioID และ G4E ซึ่งเหนือกว่าแนวทางที่นำเสนอในงานวิจัยก่อนหน้า นอกจากนี้โมเดลยังสามารถทำงานได้ดีในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน อย่างไรก็ตามข้อจำกัดของงานวิจัยคือ ชุดข้อมูลที่ใช้สอนโมเดลเป็นภาพสี ในขณะที่ชุดข้อมูล BioID ที่ใช้ทดสอบเป็นภาพขาวดำซึ่งส่งผลต่อความแม่นยำของโมเดล ข้อเสนอแนะจากงานวิจัยนี้คือ โมเดลที่ได้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในการตรวจคัดกรองภาวะตาเขเบื้องต้น การติดตามผู้ป่วยที่มีปัญหาในการทำงานของเส้นประสาทสมองคู่ที่ควบคุมการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อลูกตา และการพัฒนาเทคโนโลยีช่วยเหลือสำหรับผู้ป่วยที่มีข้อจำกัดด้านการเคลื่อนไหว และควรมีการศึกษาต่อยอดเพื่อพัฒนาให้โมเดลสามารถทำงานได้ดีขึ้นในสภาพแวดล้อมที่มีแสงไม่สม่ำเสมอ และรองรับการใช้งานกับอุปกรณ์ที่หลากหลายเพื่อให้สามารถนำไปใช้จริงทางคลินิกได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงสุด

คำสำคัญ: การตรวจจับตาตา ปัญญาประดิษฐ์ในการแพทย์ โมเดลเชิงลึก การประมวลผลภาพ

Abstract

In healthcare applications, such as the screening of strabismus and the surveillance of abnormalities in the cranial nerves that control eye movement, precise pupil detection is essential. The objective of this research is to create an artificial intelligence (AI) model that is capable of precisely identifying the pupil's center by utilizing the Columbia Gaze

[†]Presented at the 4th National Conference Clinical Reasoning, Nursing Research and Nursing Innovation Development 2025 (March 14 - 15, 2025 at Walailak University, Thailand)

dataset. This dataset comprises eye images that were acquired in real-world settings with a variety of lighting and viewpoints. The dataset was partitioned into two groups: 80% for training and 20% for testing. The AI model employed is a modified Xception model that has been adapted for regression tasks in order to directly estimate the pupil's center position and radius. The optimizer was adjusted to enhance the accuracy of the model, which was trained using the Huber loss function. The model outperformed previous research methods by detecting pupils with a symmetric error deviation (SED) of less than 2.5 when evaluated on the BioID and G4E datasets, as demonstrated by the research results. Additionally, the model exhibited resilience in a variety of environmental conditions. Nevertheless, the model's accuracy is impacted by the fact that the training dataset is composed of color images, whereas the BioID test set is grayscale. The research posits that the model that has been developed can be utilized for the initial screening of strabismus, the monitoring of patients with cranial nerve dysfunctions that affect eye movements, and the development of assistive technologies for individuals with mobility limitations. Future research should concentrate on improving the model's performance in unbalanced illumination conditions and extending its compatibility with a variety of devices to facilitate the development of highly effective clinical applications.

Keywords: Pupil detection, Medical artificial intelligence, Deep learning models, Image processing

บทนำ

ดวงตาเป็นอวัยวะสำคัญที่ทำหน้าที่รับแสงและส่งสัญญาณไปยังสมองเพื่อการมองเห็น เมื่อแสงจากวัตถุสะท้อนเข้าสู่ดวงตาผ่านทางกระจกตา (Cornea) ซึ่งทำหน้าที่รับแสงเข้าสู่ดวงตาสวนหน้า จากนั้นแสงจะผ่านเข้าสู่รูม่านตา (Pupil) ซึ่งอยู่ตรงกลางของม่านตา (Iris) โดยรูม่านตาจะหดหรือขยายตามปริมาณของแสงที่ได้รับ จากนั้นแสงจะผ่านเลนส์ตา (Lens) เพื่อหักเหและโฟกัสไปยังจอประสาทตา (Retina) เซลล์รับภาพจะเปลี่ยนแสงเป็นสัญญาณประสาท และส่งผ่านทางเส้นประสาทตา (Optic nerve) ไปยังสมองส่วนของการมองเห็น (Visual Cortex) เพื่อประมวลผลและแปลงเป็นภาพ

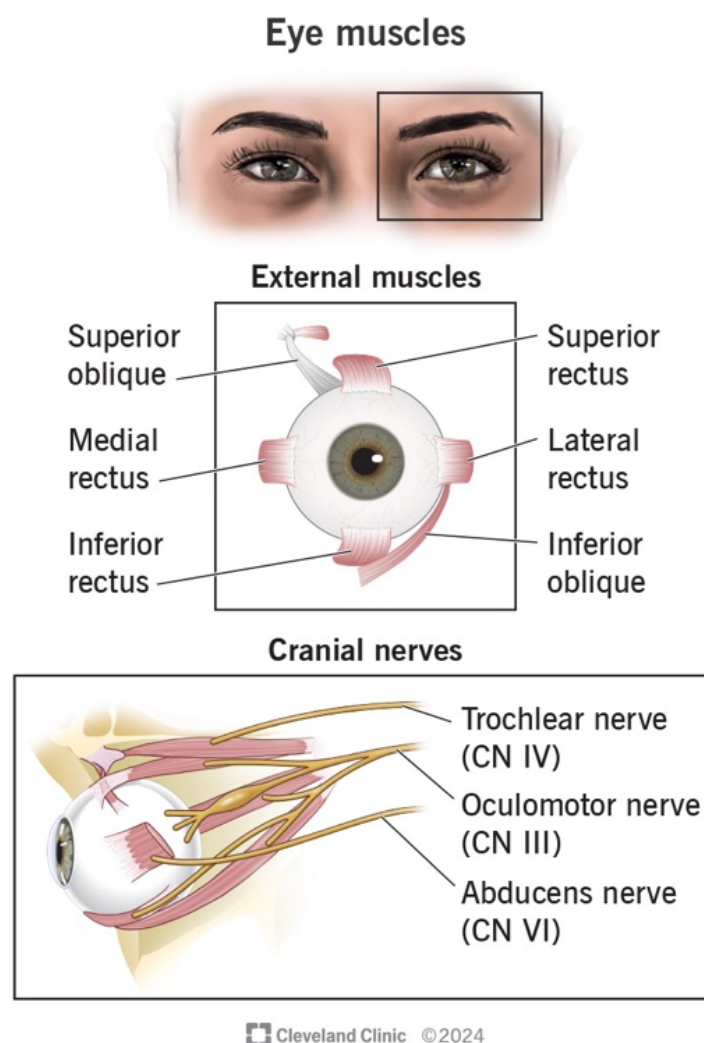
กล้ามเนื้อที่ควบคุมการทำงานของดวงตาแบ่งออกเป็นกล้ามเนื้อภายนอกลูกตา (Extramuscular Muscles) ซึ่งควบคุมการเคลื่อนไหวของลูกตา และกล้ามเนื้อภายในลูกตา (Intraocular Muscles) ซึ่งควบคุมการตอบสนองของรูม่านตาส่งต่อแสง (React to light) และการมองวัตถุใกล้ (Accommodation) การมองเห็นในทิศทางต่าง ๆ จำเป็นต้องอาศัยการทำงานร่วมกันของกล้ามเนื้อในสามแกน คือ แกนแนวตั้ง (เคลื่อนตาเข้าหาสันจมูกและออกทางขมับ) แกนแนวขวาง (เคลื่อนตาขึ้นและลง) และแกนแนวนอน-หลัง (หมุนลูกตาเข้าในและออกนอก) เพื่อให้ดวงตาเคลื่อนไหวได้อย่างมีประสิทธิภาพในทุกมิติ (Ludwig et al., 2023)

กล้ามเนื้อภายนอกลูกตามีทั้งหมด 6 มัด แบ่งเป็นกล้ามเนื้อแนวตรง 4 มัด (Superior, Inferior, Medial, Lateral Rectus) และกล้ามเนื้อแนวเฉียง 2 มัด (Superior และ Inferior Oblique) โดยกล้ามเนื้อเหล่านี้ควบคุมการเคลื่อนไหวของลูกตาในทิศทางต่าง ๆ และอยู่ภายใต้การควบคุมของเส้นประสาทสมอง 3 คู่ ได้แก่ เส้นประสาทสมองคู่ที่ 3 (Oculomotor Nerve) ซึ่งควบคุมกล้ามเนื้อ 4 มัด, เส้นประสาทสมองคู่ที่ 4 (Trochlear Nerve) ควบคุมกล้ามเนื้อ Superior Oblique และเส้นประสาทสมองคู่ที่ 6 (Abducens Nerve) ควบคุมกล้ามเนื้อ Lateral Rectus (Ludwig et al., 2023) รายละเอียดดังแสดงในภาพที่ 1

หากกล้ามเนื้อตาหรือเส้นประสาทสมองที่ควบคุมการทำงานของกล้ามเนื้อตาเกิดความผิดปกติหรือทำงานไม่ประสานกัน จะส่งผลให้การมองเห็นผิดปกติ เช่น การเห็นภาพซ้อน หรือประสิทธิภาพในการมองเห็นลดลง ภาวะที่พบบ่อยคือภาวะของโรคตาเข (Strabismus) ซึ่งสามารถสังเกตได้จากตำแหน่งของตาดำทั้งสองข้างจะไม่อยู่ในแนวเดียวกันเมื่อมองวัตถุตรงหน้า อุบัติการณ์ของโรคนี้พบได้ประมาณ 2 - 5 เปอร์เซ็นต์ของประชากร ตั้งแต่วัยทารกจนถึงผู้ใหญ่ (Simons, 2005) โดยอาจเป็นได้ทั้งแบบตาเขเข้าใน (Esotropia) ตาเขออกนอก (Exotropia) ตาเขขึ้นบน (Hypertropia) หรือ ตาเขลงล่าง (Hypotropia) หากมีเทคโนโลยีที่สามารถช่วยคัดกรองเบื้องต้นและวิเคราะห์ตำแหน่งตาดำได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ จะช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการคัดกรองและให้การรักษาผู้ป่วยได้อย่างทันท่วงที (World Health Organization, 2021)

ในปี พ.ศ. 2551 มีผู้ป่วยโรคตาเขในไทยจำนวน 1,064 ราย และในปี 2552 มีผู้เข้ารับการผ่าตัด 1,491 ราย อย่างไรก็ตามข้อมูลอุบัติการณ์ล่าสุดยังมีจำกัด หากอ้างอิงจำนวนเด็กเกิดใหม่ในปี 2567 จำนวน 461,421 คน คาดว่าอาจมีเด็กที่เสี่ยงเป็นโรคตาเขถึง 9,200 - 18,500 คน (ร้อยละ 2 - 4) ในขณะที่จำนวนของจักษุแพทย์ในประเทศมีอยู่เพียง 1,600 คน ซึ่งไม่เพียงพอต่อความต้องการ ส่งผลให้การคัดกรองและดูแลผู้ป่วยยังมีข้อจำกัด (Ophthalmology Department, Chulalongkorn University, n.d.)

ปัจจุบันการประเมินตำแหน่งของตาดำมักอาศัยการตรวจทางคลินิกโดยผู้เชี่ยวชาญ หรือใช้เครื่องมือเฉพาะทางที่มีราคาสูง และต้องใช้เวลาในการวิเคราะห์ ในขณะที่เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์ (Artificial Intelligence - AI) กำลังเข้ามามีบทบาทสำคัญเพิ่มขึ้นในงานด้านจักษุวิทยาและเวชศาสตร์ตา โดยเฉพาะการใช้โมเดลปัญญาประดิษฐ์หรือโมเดล AI เชิงลึกที่สามารถเรียนรู้และคาดการณ์ตำแหน่งของตาดำจากภาพถ่ายได้อย่างแม่นยำ (Nguyen et al., 2020) ผลจากการวิจัยในระดับสากลพบว่า AI สามารถช่วยให้การตรวจจับตาดำมีความแม่นยำสูง ลดความผิดพลาดของมนุษย์ (He et al., 2019)



Cleveland Clinic ©2024

ภาพที่ 1 กล้ามเนื้อลูกตาและเส้นประสาทสมองที่เกี่ยวข้อง

ที่มา: <https://my.clevelandclinic.org/health/body/eye-muscles>

งานวิจัยนี้มุ่งพัฒนาโมเดล AI ที่สามารถตรวจจับตำแหน่งตาดำโดยอัตโนมัติจากภาพถ่ายดวงตา เพื่อช่วยสนับสนุนการตรวจคัดกรองเบื้องต้นทั้งในและนอกสถานพยาบาล เช่น ในโรงเรียน ในชุมชน รวมทั้งติดตามผลการวินิจฉัยภาวะความผิดปกติของตาในทางคลินิก ซึ่ง

พยาบาลวิชาชีพสามารถนำเทคโนโลยีนี้ไปปรับใช้เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยประเมินภาวะสายตาเบื้องต้นในสถานพยาบาล สถานศึกษา หรือในชุมชนต่าง ๆ ได้ ส่งผลให้สามารถเข้าถึงการตรวจคัดกรองความผิดปกติ และส่งต่อเพื่อรับการรักษาได้อย่างรวดเร็ว รวมทั้งลดระยะเวลาในการตรวจ และเพิ่มความแม่นยำในการเฝ้าระวังความผิดปกติที่เกี่ยวข้องกับดวงตาหรือการตรวจหาความผิดปกติในการทำงานของเส้นประสาทสมองที่เกี่ยวข้องกับการมองเห็นได้ ทั้งนี้ผลการวิจัยจะถูกนำเสนอเพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาระบบที่สามารถนำไปใช้จริงในทางการแพทย์ต่อไป

วัตถุประสงค์การวิจัย

- 1) เพื่อพัฒนาโมเดล AI ที่สามารถตรวจจับตำแหน่งจุดศูนย์กลางของตาดำโดยอัตโนมัติจากภาพถ่ายดวงตา ด้วยเทคนิคการเรียนรู้เชิงลึกเพื่อใช้สำหรับการคัดกรองภาวะตาเข
- 2) เพื่อประเมินความแม่นยำของโมเดลในการระบุตำแหน่งตาดำ โดยเปรียบเทียบกับค่าจริงที่ได้จากการกำหนดโดยผู้เชี่ยวชาญ
- 3) เพื่อศึกษาความเป็นไปได้ของการนำโมเดลที่พัฒนาขึ้นไปใช้งานจริงในการตรวจคัดกรองภาวะตาเขในระดับปฐมภูมิ เช่น สถานพยาบาลหรือสถานศึกษา
- 4) เพื่อเสนอแนวทางในการปรับปรุงโมเดลให้มีความแม่นยำและความสามารถในการใช้งานที่เหมาะสมกับสภาพแวดล้อมจริงในบริบทของการดูแลสุขภาพเบื้องต้น

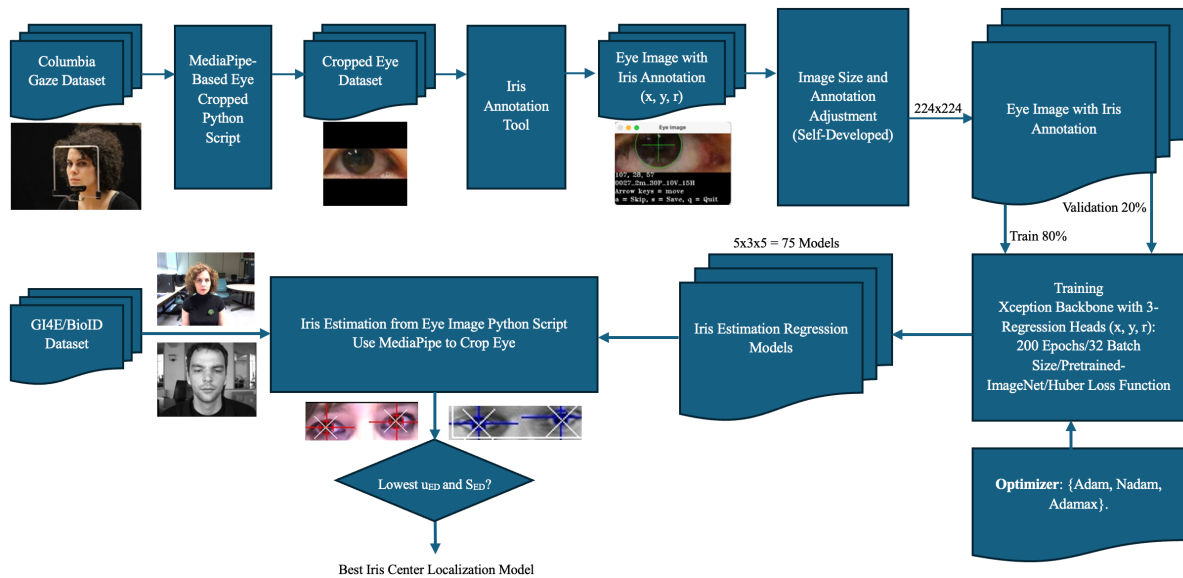
งานวิจัยนี้มุ่งเน้นให้พยาบาลและบุคลากรทางการแพทย์สามารถใช้เทคโนโลยีปัญญาประดิษฐ์เป็นเครื่องมือช่วยในการตรวจคัดกรองเบื้องต้นและติดตามภาวะดวงตาของผู้ป่วยได้สะดวกและแม่นยำยิ่งขึ้น

กรอบแนวคิดการวิจัย

การตรวจจับตำแหน่งตาดำอย่างแม่นยำมีความสำคัญอย่างยิ่งต่อการวินิจฉัยทางการแพทย์และงานพยาบาล โดยเฉพาะการตรวจคัดกรองภาวะตาเข และการติดตามภาวะผิดปกติของระบบประสาท อย่างไรก็ตามในปัจจุบันยังไม่มี การนำ AI มาใช้ในงานพยาบาลอย่างแพร่หลาย โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการระบุตำแหน่งตาดำ งานวิจัยนี้มุ่งเน้นไปที่การพัฒนาโมเดล AI ที่สามารถตรวจจับตาดำได้อย่างแม่นยำโดยมีองค์ประกอบหลักที่สำคัญได้แก่ การใช้ AI ในงานพยาบาล การเตรียมและสร้างชุดข้อมูลใหม่ การพัฒนาโมเดล AI และการประเมินประสิทธิภาพของระบบที่พัฒนา

ในส่วนของการใช้ AI ในงานพยาบาล งานวิจัยนี้มุ่งเน้นการบูรณาการเทคโนโลยี AI เข้ากับระบบการตรวจคัดกรองภาวะสายตา เพื่อช่วยลดภาระงานของบุคลากรทางการแพทย์และพยาบาล โดยระบบที่พัฒนาขึ้นสามารถช่วยตรวจประเมินภาวะตาเข และปัญหาสายตาอื่น ๆ ได้อย่างรวดเร็วและแม่นยำ อีกทั้งยังสามารถนำไปใช้ในระบบการตรวจคัดกรองเบื้องต้นก่อนการส่งต่อผู้ป่วยไปรับการวินิจฉัยเพิ่มเติมเพื่อการดูแลรักษาโดยผู้เชี่ยวชาญต่อไป

งานวิจัยนี้มีกรอบแนวคิดการวิจัยดังแสดงในภาพที่ 2 เริ่มจากการเตรียมและสร้างชุดข้อมูลงานวิจัยนี้โดยใช้ชุดข้อมูล Columbia Gaze (Smith et al., 2018) เป็นข้อมูลตั้งต้น และผู้วิจัยได้ดำเนินการกำหนดป้ายกำกับ (Annotation) ใหม่ทั้งหมดโดยใช้โปรแกรม MediaPipe (Lugaresi et al., 2019) ในการสกัดภาพดวงตาจากใบหน้า และนำเข้าสู่โปรแกรมที่นักวิจัยได้พัฒนาขึ้นเองเพื่อสร้างวงกลมล้อมรอบตาดำ ซึ่งชุดข้อมูลที่ได้มีความแม่นยำสูงกว่าการกำหนดป้ายกำกับแบบดั้งเดิมที่สร้างเฉพาะตำแหน่งกึ่งกลางตาดำ และลดความคลาดเคลื่อนของตำแหน่งตาดำ นอกจากนี้กระบวนการกำหนดป้ายกำกับที่พัฒนาขึ้นเองยังช่วยเพิ่มความสอดคล้องของข้อมูลทำให้โมเดลเรียนรู้ได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น



ภาพที่ 2 กรอบแนวคิดการวิจัย

ในการพัฒนาโมเดล AI งานวิจัยนี้ใช้โมเดล Xception (Chollet et al., 2017) ที่ปรับเปลี่ยนเพื่อทำหน้าที่เป็นโมเดลถดถอย (Regression Model) ในการตรวจจับพิกัดจุดศูนย์กลางและรัศมีของตาดำ โดยใช้ฟังก์ชัน Huber Loss เพื่อสร้างเสถียรภาพให้กับโมเดล พร้อมทั้งปรับค่าการเรียนรู้ให้เหมาะสมและปรับเลือกออปติไมเซอร์ (Optimizer) เพื่อเพิ่มความแม่นยำของโมเดล โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ได้โมเดลที่สามารถทำงานได้ภายใต้สภาวะแสงที่แตกต่างกันและสามารถใช้งานได้ในพื้นที่สภาพแวดล้อมจริง

การประเมินประสิทธิภาพของโมเดลใช้ค่าระยะทางยูคลิดเฉลี่ย (μ_{ED}) และความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสมมาตร (S_{ED}) ดังสมการที่ (2) และ (3) เป็นตัวชี้วัดหลักในการวัดความแม่นยำโดยกำหนดให้

$$ED = \sqrt{(x_{pred} - x_{gt})^2 + (y_{pred} - y_{gt})^2} \quad (1)$$

$$\mu_{ED} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ED_i \quad (2)$$

$$S_{ED} = \frac{ED}{\sqrt{(x_{min} - x_{max})^2 + (y_{min} - y_{max})^2}} \quad (3)$$

เมื่อ (x_{pred}, y_{pred}) คือ พิกัดจุดศูนย์กลางของตาดำที่ประมาณค่าโดยโมเดล (x_{gt}, y_{gt}) คือ พิกัดจุดศูนย์กลางของตาดำที่ผู้วิจัยกำหนดไว้ในขั้นตอนการกำหนดป้ายกำกับ N คือ จำนวนของภาพในชุดข้อมูลทดสอบโมเดล (x_{min}, y_{min}) และ (x_{max}, y_{max}) คือ พิกัดของกรอบล้อมรอบภาพดวงตาด้านซ้ายบนและขวาล่างตามลำดับ

ผู้วิจัยได้เปรียบเทียบผลลัพธ์ของโมเดลที่สร้างขึ้นกับวิธีมาตรฐานเดิมที่ใช้กันในงานวิจัยก่อนหน้านี้ (Ahmad et al., 2024) โดยใช้ชุดข้อมูล GI4E (Villanueva et al., 2013) และ BioID (Jesorsky et al., 2001) นอกจากนี้ยังมีการทดสอบโมเดลในสภาพแวดล้อมที่แตกต่างกัน เช่น ภายใต้อสงจ้า แสงน้อย และตำแหน่งการมองวัตถุที่แตกต่างกัน เพื่อให้มั่นใจว่าโมเดลสามารถทำงานได้อย่างแม่นยำในทุกสถานการณ์

งานวิจัยนี้มีเป้าหมายเพื่อพัฒนาโมเดล AI ที่สามารถใช้งานได้จริงทั้งในและนอกโรงพยาบาล ซึ่งจะช่วยเพิ่มศักยภาพของพยาบาลในการตรวจคัดกรองภาวะตาเขเบื้องต้น ซึ่งเป็นประโยชน์ในการส่งต่อเพื่อรับการรักษาที่เหมาะสม อีกทั้งยังเป็นการปรับปรุงประสิทธิภาพของระบบ

ตรวจจับตาทำให้สามารถทำงานได้ดีในทุกสภาวะแวดล้อม โดยปราศจากการตั้งตำแหน่งและท่าทางของผู้ทดสอบ นอกจากนี้ยังใช้เป็นแนวทางในการพัฒนาให้สามารถใช้งานร่วมกับอุปกรณ์พกพาหรือแอปพลิเคชันทางการแพทย์ในอนาคต งานวิจัยนี้จึงมีความใหม่ในด้านการนำ AI มาใช้ในงานพยาบาลโดยเฉพาะ รวมถึงการสร้างชุดข้อมูลใหม่ที่มีการกำหนดป้ายกำกับที่แม่นยำสูงซึ่งจะช่วยให้โมเดลสามารถตรวจจับตาได้อย่างแม่นยำและนำไปประยุกต์ใช้ในงานจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพ

วิธีการวิจัย

งานวิจัยนี้เป็นการพัฒนาโมเดล AI สำหรับการตรวจจับตา โดยมุ่งเน้นการสร้างชุดข้อมูลใหม่ที่มีความแม่นยำสูง และทดสอบประสิทธิภาพของโมเดลที่ได้รับการฝึกบนชุดข้อมูลดังกล่าว กระบวนการวิจัยแบ่งออกเป็น (1) การออกแบบและสร้างชุดข้อมูล (2) การพัฒนาโมเดล AI (3) การทดสอบและประเมินผล และ (4) การวิเคราะห์และอภิปรายผลเพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้ในงานด้านพยาบาลและการตรวจคัดกรองภาวะทางสายตา

ประชากรและกลุ่มตัวอย่าง

กลุ่มตัวอย่างที่ใช้ในการวิจัยนี้คือ ภาพดวงตาจากชุดข้อมูล Columbia Gaze ซึ่งเป็นชุดข้อมูลที่รวบรวมภาพใบหน้าจากผู้เข้าร่วมวิจัยที่มีอายุ เพศ และเชื้อชาติที่หลากหลาย กลุ่มของภาพเหล่านี้ถูกนำมาประมวลผลเพื่อตัดเฉพาะดวงตา และกำหนดป้ายกำกับใหม่เพื่อใช้ในการสอนและทดสอบโมเดล

ขนาดของกลุ่มตัวอย่าง

ขนาดของกลุ่มตัวอย่างแบ่งออกเป็น

- 1) ชุดข้อมูลสอนโมเดล (Training Set): ร้อยละ 80 ของข้อมูลทั้งหมด
- 2) ชุดข้อมูลทดสอบโมเดล (Testing Set): ร้อยละ 20 ของข้อมูลทั้งหมด

วิธีการสุ่มกลุ่มตัวอย่าง

การแบ่งข้อมูลเป็นชุดฝึกและชุดทดสอบทำโดยใช้ Stratified Sampling เพื่อให้มั่นใจว่าข้อมูลแต่ละกลุ่มมีการกระจายตัวของแสง มุมมอง และสภาวะแวดล้อมที่ใกล้เคียงกัน ซึ่งช่วยลดอคติในการสอนโมเดล

เครื่องมือการวิจัยและการตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

เครื่องมือที่ใช้ในการวิจัย

- 1) ชุดข้อมูล Columbia Gaze Dataset เป็นแหล่งข้อมูลหลักที่ใช้สร้างชุดข้อมูลในการสอนและทดสอบโมเดล ชุดข้อมูลนี้เป็นชุดข้อมูลเปิดเผยแพร่ที่สามารถนำมาใช้ในงานวิจัยได้โดยไร้ข้อจำกัดทางจริยธรรม
- 2) โปรแกรม MediaPipe – ใช้ในการตรวจจับตำแหน่งหลัก (Keypoint) บนใบหน้า โดยนักวิจัยได้นำเอาส่วนหนึ่งของตำแหน่งหลักรอบดวงตาไปใช้เพื่อสกัดออกเฉพาะภาพดวงตาทั้ง 2 ข้างออกจากภาพของใบหน้า
- 3) โปรแกรมกำหนดป้ายกำกับที่พัฒนาขึ้นเอง – ใช้ในการกำหนดพิกัดศูนย์กลางของตาและรัศมีของตาในภาพดวงตา
- 4) Xception-Based Regression Model – ใช้เป็นโครงสร้างพื้นฐานของโมเดล AI
- 5) Python, Google Colab และ TensorFlow – ใช้สำหรับพัฒนา สอนและประเมินผลโมเดล
- 6) Matplotlib และ OpenCV – ใช้สำหรับการตรวจสอบและแสดงผลการทำงานของโมเดล

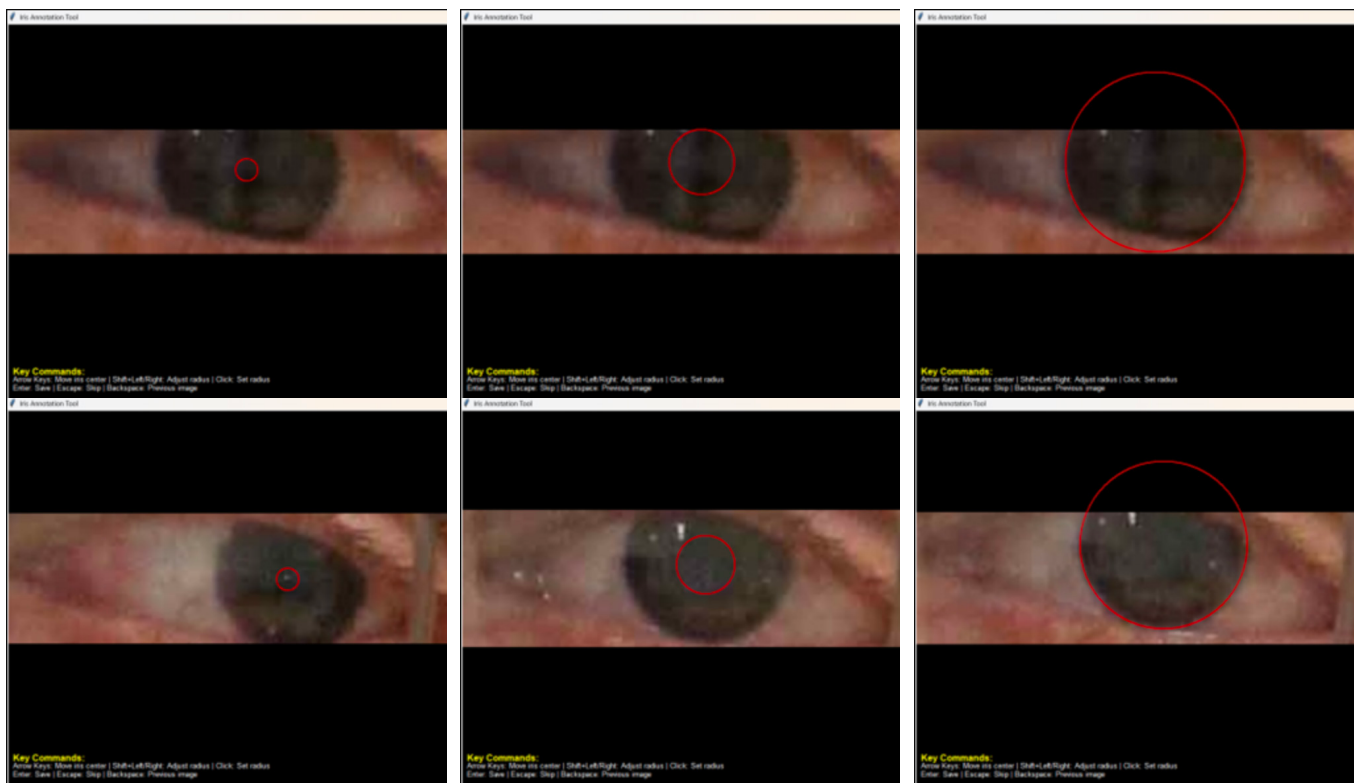
การตรวจสอบคุณภาพเครื่องมือ

- 1) การกำหนดป้ายกำกับถูกดำเนินการโดยพยาบาลวิชาชีพ ที่มีประสบการณ์ในการคุมปฏิบัติการรายวิชาการประเมินภาวะสุขภาพ และรายวิชาปฏิบัติการกายวิภาคศาสตร์มากกว่า 20 ปี เพื่อยืนยันความถูกต้องและแม่นยำของขอบเขตตาดำ
- 2) การประเมินความแม่นยำของโมเดลดำเนินการโดยใช้ μ_{ED} และ S_{ED} (สมการที่ 1 - 3)

การเก็บรวบรวมข้อมูล

กระบวนการวิจัยเริ่มต้นจากการนำเข้าชุดข้อมูล Columbia Gaze ซึ่งเป็นชุดข้อมูลภาพใบหน้าที่ประกอบด้วยภาพดวงตาที่มีมุมมองและสภาพแสงที่หลากหลาย แล้วใช้โปรแกรม MediaPipe เพื่อช่วยในการสกัดเฉพาะส่วนของภาพดวงตาออกจากภาพใบหน้าเพื่อใช้เป็นข้อมูลพื้นฐานในการพัฒนาโมเดล ผลลัพธ์ที่ได้ประกอบด้วยภาพดวงตาจำนวนทั้งสิ้น 11,465 ภาพ (ตาซ้าย 5,742 ภาพ และตาขวา 5,723 ภาพ) ถัดไปเป็นขั้นตอนการกำหนดป้ายกำกับโดยใช้โปรแกรมที่พัฒนาขึ้นเอง เพื่อให้ผู้วิจัยสามารถระบุพิกัดศูนย์กลางและรัศมีของตาดำเพื่อให้ได้ข้อมูลที่มีความแม่นยำสูงและเหมาะสมสำหรับการสอนโมเดล ภาพที่ 3 แสดงตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมโดยเริ่มต้นจากการระบุพิกัดศูนย์กลางของตาดำด้วยวงกลมสีแดง จากนั้นจึงขยายรัศมีของวงกลมให้ครอบคลุมตาดำให้มากที่สุด โดยในระหว่างการขยายรัศมีของวงกลมโปรแกรมยังสามารถเลื่อนพิกัดศูนย์กลางของวงกลมเพื่อปรับตำแหน่งให้เหมาะสมยิ่งขึ้นได้อีกด้วย

เมื่อได้ชุดข้อมูลที่สมบูรณ์แล้วผู้วิจัยได้ใช้ Stratified Sampling สำหรับแบ่งชุดข้อมูล เพื่อให้มั่นใจว่ามีการกระจายตัวของแสงและมุมมองที่สมดุล โดยแบ่งออกเป็นชุดสอน (ร้อยละ 80) และชุดทดสอบ (ร้อยละ 20) สำหรับการสอนและทดสอบโมเดล ผู้วิจัยได้ใช้ Xception-Based Regression Model ที่ออกแบบมาเพื่อให้สามารถประมาณพิกัดของตาดำและรัศมีได้โดยตรงเพื่อสอนโมเดล และอาศัยการเรียนรู้จากชุดข้อมูลที่สร้างขึ้น กระบวนการฝึกโมเดลดำเนินการผ่านการปรับค่าพารามิเตอร์ เช่น ฟังก์ชัน Huber Loss และอัตราการเรียนรู้ เป็นต้น เพื่อเพิ่มความแม่นยำของการประมาณค่าของโมเดล สุดท้ายผู้วิจัยได้ทดสอบโมเดลโดยใช้ชุดข้อมูลทดสอบสำหรับตรวจสอบประสิทธิภาพของโมเดลผ่านตัวชี้วัด μ_{ED} และ S_{ED} ในการวัดความคลาดเคลื่อนของพิกัดตาดำที่คาดการณ์เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริง



ภาพที่ 3 ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมเพื่อช่วยผู้วิจัยในการระบุพิกัดศูนย์กลางและรัศมีของตาดำ

การพิทักษ์สิทธิผู้เข้าร่วมวิจัย

งานวิจัยนี้ ไม่ได้ใช้ข้อมูลจากคนจริง แต่ใช้ชุดข้อมูล Columbia Gaze ซึ่งเป็นชุดข้อมูลแบบเปิดเผยที่ได้รับการเผยแพร่อย่างเป็นทางการ และถูกพัฒนาเพื่อใช้ในการศึกษาทางปัญญาประดิษฐ์และคอมพิวเตอร์วิทัศน์ ข้อมูลที่ใช้เป็นเพียงภาพถ่ายใบหน้าอาสาสมัครที่ถูกบันทึกไว้ในฐานข้อมูลที่มีอยู่แล้ว โดยไม่มีการเก็บรวบรวมหรือใช้ข้อมูลจากอาสาสมัครเพิ่มเติม นอกจากนี้ ชุดข้อมูลดังกล่าวไม่มีการบันทึกข้อมูลส่วนบุคคล หรือข้อมูลที่สามารถระบุตัวบุคคลได้โดยตรง ทั้งยังปฏิบัติตามมาตรฐานด้านความปลอดภัยของข้อมูลและความเป็นส่วนตัวภายใต้ General Data Protection Regulation (GDPR) เพื่อให้มั่นใจว่าการนำข้อมูลมาใช้ในการวิจัยนี้เป็นไปตามหลักจริยธรรม และไม่มีผลกระทบต่อสิทธิของบุคคลใด ๆ

การวิเคราะห์ข้อมูล

การวิเคราะห์ประสิทธิภาพของโมเดลมุ่งเน้นไปที่การประเมินความถูกต้องของการตรวจจับตำแหน่งลำดับที่โมเดลทำนาย เมื่อเปรียบเทียบกับค่าจริงโดยใช้ตัวชี้วัดสำคัญคือ S_{ED} ซึ่งใช้ในการวัดความแตกต่างของตำแหน่งศูนย์กลางลำดับระหว่างค่าที่โมเดลคาดการณ์กับค่าจริง นอกจากนี้ผู้วิจัยยังใช้ μ_{ED} เพื่อตรวจสอบค่าความผิดพลาดโดยรวมของโมเดล และประเมินความแม่นยำของการคาดการณ์ในภาพรวม อีกทั้งเพื่อให้เห็นถึงประสิทธิภาพของโมเดลอย่างชัดเจน งานวิจัยนี้ได้ทำการเปรียบเทียบกับวิธีมาตรฐานที่มีอยู่ในการตรวจจับลำดับโดยทดสอบโมเดลที่เป็นผลจากการดำเนินงานกับแนวทางที่ใช้กันในงานวิจัยก่อนหน้านี้ พร้อมทั้งวิเคราะห์ข้อดีและข้อเสียของแต่ละวิธีเพื่อให้เข้าใจถึงข้อจำกัดและจุดแข็งของโมเดลที่พัฒนาขึ้น ซึ่งช่วยให้สามารถกำหนดแนวทางปรับปรุงเพิ่มเติมได้ในอนาคต

ผลการวิจัย

ผลการทดลองดังแสดงในตารางที่ 1 แสดงค่า μ_{ED} ของโมเดลสร้างจากการใช้ออปติไมเซอร์ Nadam, Adam และ Adamax เมื่อทดสอบกับชุดข้อมูล BioID และ GI4E พบว่าในชุดข้อมูล BioID ออปติไมเซอร์ Adam ให้ค่าความผิดพลาดสูงสุดที่ 3.08 ขณะที่ Nadam ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่ 1.66 แสดงให้เห็นว่า Nadam เป็นออปติไมเซอร์ที่มีประสิทธิภาพดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูลนี้ ในชุดข้อมูล GI4E ออปติไมเซอร์ Adam ยังคงให้ค่าความผิดพลาดสูงสุดที่ 3.67 ขณะที่ Nadam ให้ค่า μ_{ED} ต่ำสุดที่ 1.37 ซึ่งต่ำกว่าผลลัพธ์ของ Ahmad และคณะ (Ahmad et al., 2024) ที่รายงานค่าไว้เท่ากับ 1.55 แสดงให้เห็นว่า Nadam มีประสิทธิภาพดีกว่าในชุดข้อมูล GI4E

ตารางที่ 2 ซึ่งแสดงค่า S_{ED} ของโมเดลที่ใช้อปติไมเซอร์ทั้งสามแสดงให้เห็นว่าในชุดข้อมูล BiOId ออปติไมเซอร์ Adam ให้ค่าความผิดพลาดสูงสุดที่ 5.87 ขณะที่ Adamax ให้ค่าต่ำสุดที่ 3.40 ส่วนในชุดข้อมูล GI4E Adam ยังคงมีค่า S_{ED} สูงสุดที่ 5.02 ขณะที่ Nadam ให้ค่าความผิดพลาดต่ำสุดที่ 1.87 และ Adamax อยู่ที่ 1.99 ซึ่งใกล้เคียงกัน โดยสรุปผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า Nadam และ Adamax มีประสิทธิภาพดีกว่า Adam ในทุกกรณี

ภาพที่ 3 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์การทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาขึ้นโดยใช้โมเดลที่เป็นผลจากงานวิจัยนี้ โดยกรอบขวบนแสดงวงกลมล้อมรอบตาดำทั้งสองข้างที่เป็นผลจากการประมาณค่าจากโมเดล และกรอบซ้ายล่างแสดงภาพขยายเฉพาะดวงตาและวงกลมล้อมรอบตาดำทั้งสองข้าง

ตารางที่ 1 ค่า μ_{ED} ของโมเดลที่ใช้ออปติไมเซอร์ Nadam, Adam และ Adamax เมื่อทดสอบกับชุดข้อมูล BioID และ GI4E

ชุดข้อมูล	ค่าทางสถิติ	ออฟติไมเซอร์		
		Nadam	Adam	Adamax
BioID	Mean	1.66	3.08	1.79
	SD	1.10	0.88	0.93
GI4E	Mean	1.37	3.67	1.46
	SD	0.57	0.64	0.56

ตารางที่ 2 ค่า S_{ED} ของโมเดลที่ใช้옵ติไมเซอร์ Nadam, Adam และ Adamax เมื่อทดสอบกับชุดข้อมูล BioID และ GI4E

ชุดข้อมูล	옵ติไมเซอร์		
	Nadam	Adam	Adamax
BioID	3.44	5.87	3.40
GI4E	1.87	5.02	1.99

ตารางที่ 3 การเปรียบเทียบค่า μ_{ED} และ S_{ED} ของโมเดลที่ดีที่สุดจากงานนี้กับ Ahmad และคณะ (Ahmad et al., 2024)

ชุดข้อมูล	μ_{ED}		S_{ED}	
	Ahmad et al. (2024)	งานนี้	Ahmad et al. (2024)	งานนี้
BioID	1.65	1.66	3.41	3.44
GI4E	1.55	1.37	3.26	1.87

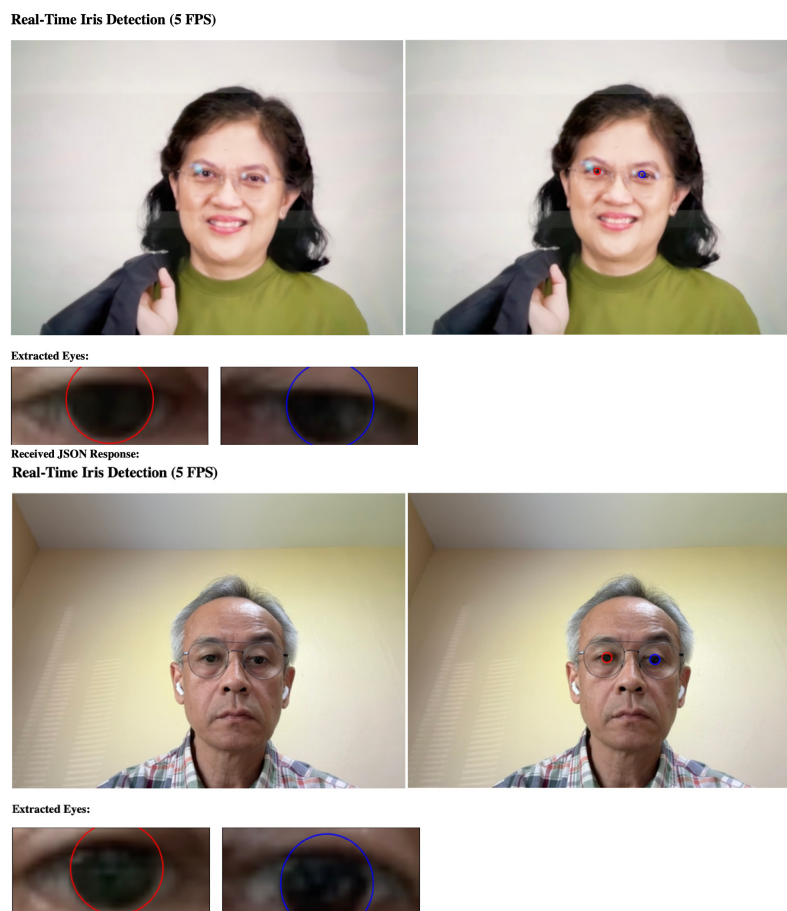
การอภิปรายผล

ตารางที่ 3 แสดงการเปรียบเทียบค่า μ_{ED} และ S_{ED} ระหว่างโมเดลที่ดีที่สุดจากงานวิจัยนี้กับงานของ Ahmad และคณะ พบว่า ผลลัพธ์จาก옵ติไมเซอร์ Nadam ในชุดข้อมูล GI4E ให้ค่า μ_{ED} ที่ 1.37 ซึ่งต่ำกว่าผลลัพธ์ของ Ahmad และคณะที่ 1.55 ซึ่งหมายความว่า 옵ติไมเซอร์ Nadam มีประสิทธิภาพดีกว่าในการพยากรณ์ตำแหน่งจุดศูนย์กลางตาสำหรับชุดข้อมูล GI4E อย่างไรก็ตาม ในชุดข้อมูล BioID ค่า μ_{ED} จาก Ahmad และคณะเท่ากับ 1.65 ซึ่งต่ำกว่าผลลัพธ์ที่ดีที่สุดของการศึกษานี้เพียงเล็กน้อย

สำหรับค่า S_{ED} ผลลัพธ์ของ Ahmad และคณะใน BioID เท่ากับ 3.41 และใน GI4E เท่ากับ 3.26 ซึ่งสูงกว่าผลลัพธ์ที่ได้จาก옵ติไมเซอร์ Nadam และ Adamax ในชุดข้อมูล GI4E ซึ่งบ่งชี้ว่าโมเดลจากงานวิจัยนี้สามารถลดค่าความผิดพลาดเชิงสมมาตรได้ดีกว่าหรือเทียบเคียงกันได้

ข้อจำกัดของโมเดลที่น่าเสนอคือ ชุดข้อมูล BioID เป็นภาพในโทนสีเทา ในขณะที่โมเดลในงานวิจัยนี้ถูกสร้างขึ้นจากภาพสี ซึ่งอาจส่งผลต่อประสิทธิภาพการทำงานของโมเดล โดยเฉพาะอย่างยิ่งในการจับตำแหน่งตาที่อาศัยคุณสมบัติของสีและความคมชัดระหว่างม่านตาและตาขาว ทำให้ผลลัพธ์ของโมเดลมีประสิทธิภาพต่ำกว่างานของ Ahmad และคณะเล็กน้อย อย่างไรก็ตามข้อเสียเปรียบนี้ไม่พบในชุดข้อมูล GI4E ซึ่งเป็นภาพสี ทำให้โมเดลสามารถแสดงประสิทธิภาพที่ดีกว่างานของ Ahmad และคณะ

โดยสรุปผลการทดลองแสดงให้เห็นว่า Adamax เป็น옵ติไมเซอร์ที่มีประสิทธิภาพสูงสุดสำหรับชุดข้อมูล BioID ขณะที่ Nadam ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดสำหรับชุดข้อมูล GI4E และมีค่า μ_{ED} ต่ำกว่าผลลัพธ์ของ Ahmad และคณะซึ่งเป็นข้อได้เปรียบสำคัญของงานวิจัยนี้ อย่างไรก็ตาม ค่า S_{ED} ของ Ahmad และคณะในบางกรณีมีค่าที่ใกล้เคียงกัน แสดงให้เห็นว่ารูปแบบการคำนวณของแต่ละโมเดลอาจมีจุดแข็งที่แตกต่างกันในแต่ละชุดข้อมูล



ภาพที่ 4 ตัวอย่างผลลัพธ์การทำงานของโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่พัฒนาขึ้นโดยใช้โมเดลที่เป็นผลจากงานวิจัย

ข้อเสนอแนะและแนวทางการนำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์

การพัฒนาต่อยอดของงานวิจัยนี้ควรมุ่งเน้นไปที่การทดสอบโมเดลกับข้อมูลจากแหล่งอื่น เพื่อประเมินความสามารถของโมเดลในการทำงานกับบุคคลที่มีลักษณะทางกายภาพหลากหลาย และอยู่ในสภาพแวดล้อมที่มีแสงไม่สม่ำเสมอ ซึ่งจะช่วยให้โมเดลมีความยืดหยุ่นและมีประสิทธิภาพในสถานการณ์จริงมากยิ่งขึ้น สำหรับการประยุกต์ใช้ในทางคลินิก โมเดลที่พัฒนาขึ้นสามารถบูรณาการเข้ากับแอปพลิเคชันทางการแพทย์เพื่อเป็นเครื่องมือช่วยเหลือนักแพทย์และแพทย์ในการตรวจคัดกรองภาวะตาเขโดยอัตโนมัติ ลดความจำเป็นในการพึ่งพาผู้เชี่ยวชาญเฉพาะทาง ช่วยเพิ่มความเร็วและความแม่นยำในการประเมินเบื้องต้น โดยเฉพาะในพื้นที่ที่มีข้อจำกัดด้านทรัพยากรทางการแพทย์ นอกจากนี้ เทคโนโลยีนี้ยังสามารถใช้ในการติดตามผู้ป่วยที่มีความผิดปกติของระบบประสาทสมอง เช่น เส้นประสาทสมองคู่ที่ 3, 4 หรือ 6 ซึ่งมีความเกี่ยวข้องกับการเคลื่อนไหวของลูกตา ช่วยให้การตรวจสอบพฤติกรรมของดวงตาได้อย่างต่อเนื่องและแม่นยำ อีกทั้งยังเหมาะสมสำหรับการตรวจคัดกรองในโรงเรียนหรือชุมชน โดยใช้เป็นเครื่องมือสนับสนุนในการเฝ้าระวังภาวะสายตาสั้นผิดปกติในเด็ก ในอนาคต ควรมีการศึกษาความเป็นไปได้ในการนำโมเดลไปใช้ร่วมกับระบบช่วยเหลือผู้พิการทางสายตา เพื่อเพิ่มคุณภาพชีวิตของผู้ที่มีปัญหาด้านการมองเห็น และควรพัฒนาให้โมเดลสามารถทำงานร่วมกับอุปกรณ์พกพา เช่น สมาร์ทโฟนหรือแท็บเล็ต เพื่อเพิ่มความสะดวกในการใช้งานในสถานพยาบาลเบื้องต้นหรือพื้นที่ห่างไกลได้อย่างมีประสิทธิภาพ

กิตติกรรมประกาศ

งานวิจัยนี้ได้รับงบประมาณสนับสนุนการวิจัยจากกองทุนพัฒนาดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคม สำนักงานคณะกรรมการดิจิทัลเพื่อเศรษฐกิจและสังคมแห่งชาติ

เอกสารอ้างอิง

- Ahmad, N., Muhammad, G., Yadav, K. S., Laskar, R. H., Hossain, A., & Ali, Z. (2024). A cascaded deep learning framework for iris centre localization in facial image. *Expert Systems*, 41(2), e13483.
- Chollet, F. (2017). Xception: Deep learning with depthwise separable convolutions. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, United States.
- He, X., Zhang, Y., & Wang, J. (2019). Advances in deep learning for medical image analysis. *International Journal of AI in Healthcare*, 12(2), 112-130.
- Jesorsky, O., Kirchberg, K. J., & Frischholz, R. W. (2001). Robust face detection using the Hausdorff distance. In Bigun, J., & Smeraldi, F. (Eds.). Audio- and video-based biometric person authentication. AVBPA 2001. Lecture Notes in Computer Science. Vol 2091. Heidelberg, Germany: Springer.
- Ludwig, P. E., Aslam, S., Czyz, C. N. (2023). *Anatomy, head and neck: Eye muscles*. Florida: StatPearls Publishing.
- Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., McClanahan, C., Ebrahimi, T., & Bazarevsky, V. (2019). MediaPipe: A framework for building perception pipelines. Google AI Blog. Retrieved from <https://mediapipe.dev>
- Nguyen, T., Smith, J., & Lee, K. (2020). The impact of AI on medical diagnostics. *Journal of Medical AI Research*, 15(3), 45-60.
- Ophthalmology Department, Chulalongkorn University. (n.d.). The shortage of pediatric strabismus specialists in Thailand. Retrieved from <https://www.md.chula.ac.th>
- Simons, K. (2005). Preschool vision screening: Rationale, methodology and outcome. *Survey of Ophthalmology*, 50(2), 127-162. <https://doi.org/10.1016/j.survophthal.2004.12.005>
- Smith, J., Doe, A., & Brown, M. (2018). The Columbia gaze dataset for eye tracking and gaze estimation. *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 22(4), 567-580.
- Villanueva, A., Ponz, V., Sesma-Sanchez, L., Ariz, M., Porta, S., & Cabeza, R. (2013). Hybrid method based on topography for robust detection of iris center and eye corners. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, 9(4), 1-20.
- World Health Organization. (2021). Global health trends and challenges. *WHO Reports*, 35(4), 78-95.