

เทคโนโลยีการรู้จำใบหน้ามนุษย์ด้วยการประมวลผลภาพ

Image Recognition Technology

พิศณุ คุมีชัย¹

Pisanu Kumeechai¹

Received : May 5, 2022

Revised : June 10, 2022

Accepted : June 20, 2022

บทคัดย่อ

การรู้จำใบหน้าเป็นเทคโนโลยีได้รับความนิยมในด้านการเข้าถึงข้อมูลมัลติมีเดียในพื้นที่ต่าง ๆ บนเครือข่ายในปัจจุบัน เช่น ความปลอดภัยของเครือข่าย การจัดทำดัชนีถึงข้อมูลเนื้อหา และการปิดกั้นวิดีโอ ซึ่งประโยชน์จากเทคโนโลยีการจดจำใบหน้านั้นเกิดจาก “ผู้คน” เป็นศูนย์กลางของความสนใจในการเข้าถึงข้อมูลมัลติมีเดียต่าง ๆ เพราะฉะนั้นการควบคุมการเข้าถึงเครือข่ายด้วยเทคโนโลยีการรู้จำใบหน้าไม่เพียงแต่จะทำให้ผู้ก่อการร้ายแทบเป็นไปไม่ได้ที่จะขโมย “รหัสผ่าน” แต่ยังเพิ่มความคล่องตัวต่อผู้ใช้ในการปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์กับคอมพิวเตอร์อีกด้วย การจัดทำดัชนีหรือถึงข้อมูลวิดีโอตามลักษณะที่ปรากฏของบุคคลใดบุคคลหนึ่งจะเป็นประโยชน์สำหรับผู้ใช้งาน เช่น ผู้รายงานข่าว นักวิทยาศาสตร์ และผู้ชมภาพยนตร์ สำหรับการใช้งานวิดีโอโพนและการประชุมทางไกล โดยใช้เทคโนโลยีการรู้จำใบหน้ายังให้รูปแบบการเข้ารหัสที่มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้นอีกด้วย ในบทความวิจัยนี้จะนำเสนอข้อมูลเกี่ยวกับการประมวลผลข้อมูลภาพที่จะแสดงให้เห็นถึงกรอบการทำงานทั่วไปสำหรับระบบรู้จำใบหน้า และรูปแบบต่าง ๆ ที่มักพบในเครื่องรู้จำใบหน้า โดยจะมีการอธิบายขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้าที่มีชื่อเสียงหลายอย่าง เช่น ไอเกนเฟซ (Eigenface) และโครงข่ายประสาทเทียม ทำการทดสอบขั้นตอนการรู้จำภาพใบหน้าที่มีการแสดงออกทางสีหน้าที่หลากหลายเพื่อเปรียบเทียบกัน พบว่าอัตราข้อผิดพลาดวิธีการผสมผสานกันระหว่าง Self - Organizing Map และโครงข่ายประสาทเทียม มีอัตราความผิดพลาดน้อยสุดที่ร้อยละ 4.5 ใช้เวลาในการจำแนกน้อยสุดที่ 0.7 วินาที และใช้เวลาในการฝึก 6 ชั่วโมง วิธีการของไอเกนเฟซจะมีอัตราความผิดพลาดที่ร้อยละ 9 แต่ใช้เวลาในการฝึก 40 นาที เร็วที่สุดในทุกวิธีการที่ใช้ ซึ่งการเลือกขั้นตอนวิธีการใดในการใช้งานก็ขึ้นกับตัวเจ้าของผลงานที่จะเลือกให้เหมาะสมกับงานของตัวเองมากที่สุด และวิธีโครงข่ายประสาทเทียมได้ผลอัตราความถูกต้องมากกว่าวิธีอื่น

คำสำคัญ: การรู้จำใบหน้า, ความปลอดภัยของเครือข่าย, ไอเกนเฟซ, โครงข่ายประสาทเทียม

¹ อาจารย์กองวิชาวิศวกรรมไฟฟ้า ฝ่ายศึกษา โรงเรียนนายเรือ

Instructor, Department of Engineering, Education Branch, Royal Thai Naval Academy

E-mail: pisanu41984198@hotmail.com

Abstract

Presently, face recognition is a popular technology for accessing multimedia content in different networks, such as security, indexing retrieves content or video compression. The facial recognition technology is "people" as the center of attention for accessing various multimedia information. Controlling network access with facial recognition technology will not only protect "passwords" from stealing, but also stimulate interaction between users and computers. Indexing or extracting videos based on a specific person's appearance is helpful for users such as reporters, scientist and moviegoers. Video calling and teleconferencing applications using facial recognition technology also provide a more robust encryption scheme. Regarding image processing, the objective of this paper is to explain a general framework for facial recognition systems and the variations commonly found in facial recognition machines which are several well-known face recognition algorithms such as Eigenfaces and neural networks. Face image recognition procedures are tested with various facial expressions for comparing to each other. The result shows that the error rate of the mixed method Self-Organizing Map and Neural Networks is 4.5 percent, a minimum time of recognizing at 0.7 seconds for 6 hours training time. The error rate of the Eigenface method is 9 percent about 40 minutes for practice time which is the least time for testing. The selected method depends on which method is suitable for their own work. The Neural Network method shows the result better than others method.

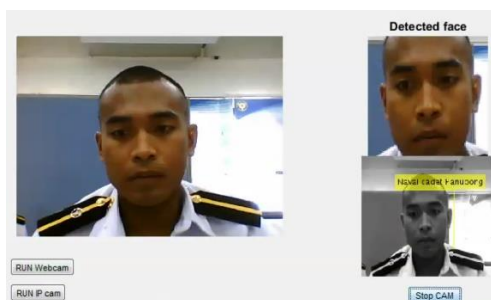
Keywords: Face Recognition, Network Security, Eigenface, Neural Networks

1. บทนำ

ในโลกเครือข่ายปัจจุบัน ความจำเป็นในการรักษาความปลอดภัยของข้อมูลหรือทรัพย์สินทางกายภาพ กำลังทวีความสำคัญและยากขึ้นเรื่อย ๆ นาน ๆ ครั้งจะได้ยินเกี่ยวกับอาชญากรรมของการฉ้อโกงบัตรเครดิต การทำลายคอมพิวเตอร์โดยแฮกเกอร์ หรือการละเมิดความปลอดภัยในบริษัทหรืออาคารราชการ ในปี 1998 อาชญากรไซเบอร์ที่มีความซับซ้อนก่อให้เกิดความสูญเสียมากกว่า 100 ล้านเหรียญดอลลาร์สหรัฐ [1] เป็นส่วนใหญ่ของอาชญากรรมเหล่านี้ อาชญากรเอาเปรียบของข้อบกพร่องพื้นฐานในระบบควบคุมการเข้าออก ระบบแบบเดิม ระบบไม่ให้สิทธิ์การเข้าถึงโดย "คนผู้นั้นเป็นใคร" แต่จะใช้โดย "สิ่งที่คนผู้นั้นมี" เช่น บัตรประชาชน กุญแจ รหัสผ่าน PIN ตัวเลขหรือนามสกุลเดิมของมารดา วิธีการเหล่านี้ไม่สามารถรู้ว่าเป็นผู้ใช้จริง ๆ แต่เป็นเพียงวิธีการรับรองความถูกต้องในการเข้าใช้งาน หากมีใครก็ตามที่สามารถขโมย ลอกเลียนแบบ หรือได้มาซึ่งอัตลักษณ์เหล่านี้ หมายความว่าคนผู้นั้นจะสามารถเพื่อเข้าถึงข้อมูลของคน ๆ นั้น หรือทรัพย์สินส่วนตัวของคน ๆ นั้น ได้ตลอดเวลาที่ต้องการ

เมื่อเร็ว ๆ นี้ มีเทคโนโลยีที่ช่วยให้สามารถตรวจสอบตัวตนบุคคล “ที่แท้จริง” ได้ เทคโนโลยีนี้มีพื้นฐานมาจากในสาขาที่เรียกว่า “ไบโอเมตริกซ์” การควบคุมการเข้าถึงไบโอเมตริกซ์เป็นวิธีการอัตโนมัติในการตรวจสอบหรือระบุตัวตนของบุคคลที่มีชีวิตอยู่บนพื้นฐานของลักษณะทางสรีรวิทยาบางอย่าง เช่น ลายนิ้วมือ หรือใบหน้า หรือบางแง่มุมของพฤติกรรมของบุคคล เช่น ลักษณะลายมือ หรือรูปแบบการกดแป้นพิมพ์ เนื่องจากระบบไบโอเมตริกซ์ระบุตัวตนบุคคลโดยลักษณะทางชีวภาพที่ยากต่อการปลอมแปลงในบรรดาวิธีการ Identification (ID) ไบโอเมตริกซ์ต่าง ๆ ทางสรีรวิทยา วิธีการ (ลายนิ้วมือ ใบหน้า ดีเอ็นเอ) มีความเสถียรมากกว่าวิธีการในประเภทพฤติกรรม (การกดแป้นพิมพ์ การพิมพ์ด้วยเสียง) เหตุผลก็คือลักษณะทางสรีรวิทยามักจะไม่เปลี่ยนแปลง ยกเว้นจากการบาดเจ็บสาหัส รูปแบบพฤติกรรมในอีกทางหนึ่งมีอาจผันผวนเนื่องจากความเครียด ความเหนื่อยล้า หรือความเจ็บป่วย อย่างไรก็ตาม ID พฤติกรรมมีข้อได้เปรียบในการไม่ล่วงล้ำ ผู้คนจะสบายใจกว่าที่จะเซ็นชื่อของเขา หรือพูดกับไมโครโฟนมากกว่าการตรวจม่านตาในการสแกน หรือให้เลือดหยดเพื่อจัดลำดับดีเอ็นเอ การจดจำใบหน้าเป็นหนึ่งในวิธีการไบโอเมตริกซ์ไม่กัวิธีที่มีทั้งความแม่นยำสูงและการล่วงล้ำต่ำ มีความถูกต้องของวิธีการทางสรีรวิทยาโดยไม่ต้องเป็นการล่วงล้ำ ด้วยเหตุนี้ตั้งแต่ช่วงต้นทศวรรษที่ 70 [2] การรู้จำใบหน้าได้รับความสนใจจากนักวิจัย

ในด้านความปลอดภัยด้านจิตวิทยา และการประมวลผลภาพ ไปจนถึงวิสัยทัศน์คอมพิวเตอร์ มีการเสนอขั้นตอนวิธีการจำนวนมากสำหรับการรู้จำใบหน้า สำหรับการสำรวจโดยละเอียด โดยสามารถดูได้ที่ [3, 4] แม้ว่าการรักษาความปลอดภัยเครือข่ายและการควบคุมการเข้าถึงจะกว้างขวางที่สุด การใช้งานที่กล่าวถึงการรู้จำใบหน้าได้รับการพิสูจน์แล้วว่ามีความประโยชน์ในด้านการประมวลผลข้อมูลมัลติมีเดียอื่น ๆ [3] ใช้เทคนิคการรู้จำใบหน้าเพื่อเรียกดูวิดีโอฐานข้อมูลเพื่อค้นหาชื่อของบุคคลใดบุคคลหนึ่ง [5] เขียนโค้ดรูปภาพใบหน้าด้วยพารามิเตอร์แบบย่อโมเดลใบหน้าสำหรับแอปพลิเคชันการสื่อสารแบบตัวต่อตัว เช่น วิดีโอโฟนและการประชุมทางไกล และเมื่อเร็ว ๆ นี้ เมื่อเทคโนโลยีเติบโตขึ้น ผลิตภัณฑ์เชิงพาณิชย์ ได้ปรากฏตัวในตลาด ทั้ง ๆ ความสำเร็จของผลิตภัณฑ์รู้จำใบหน้าเหล่านั้น การวิจัยบางส่วนประเด็นที่ยังคงต้องสำรวจ ในหัวข้อถัดไป โดยบทความนี้จะเริ่มศึกษาเรื่องการรู้จำใบหน้าโดยพูดคุยถึงตัวชี้วัดต่าง ๆ เพื่อประเมินประสิทธิภาพการรับรู้ ส่วนที่ (3) ให้เฟรมเวิร์กสำหรับขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้าทั่วไป จากนั้นในส่วนที่ (4) จะพูดถึงปัจจัยต่าง ๆ ที่ส่งผลต่อประสิทธิภาพของระบบรู้จำใบหน้า ในส่วนที่ (5) จะแสดงตัวอย่างการรู้จำใบหน้าที่มีชื่อเสียงหลายตัวอย่างให้อ่าน เช่น ไอเกนเฟส (Eigenface) และ โครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) สุดท้ายจะเป็นข้อสรุปในข้อ (6) รูปที่ 1 แสดงการทำงานของโปรแกรมในการตรวจจับและรู้จำใบหน้ามนุษย์



รูปที่ 1 ตัวอย่างการทำงานของโปรแกรมการรู้จำใบหน้า

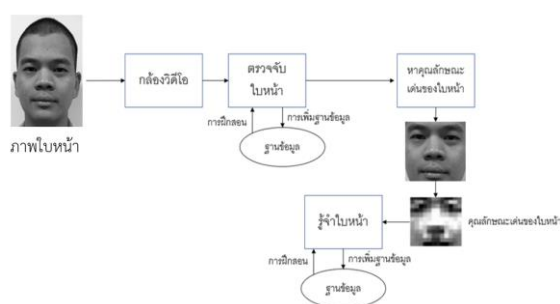
2. ตัวชี้วัดการประเมินประสิทธิภาพ

การวัดไบโอเมตริกซ์มาตรฐานสองแบบได้แก่ อัตราการปฏิเสธที่ผิดพลาด (False Rejection Rate : FRR) และอัตราการยอมรับที่ผิดพลาด (False Acceptation Rate : FAR) FRR (ข้อผิดพลาดประเภท 1) และ FAR (ข้อผิดพลาดประเภท 2) เป็นการวัดตามสัดส่วนผกผัน ตัวอย่างเช่น หากระบบ ID ปรับค่าเกณฑ์เพื่อปฏิเสธผู้แอบอ้างทั้งหมด (ลด FAR) นอกจากนี้นี้ยังอาจปฏิเสธผู้ใช้ที่ได้รับอนุญาตบางคนอย่างไม่เหมาะสม (เพิ่ม FRR สูงสุด) ดังนั้น ผู้ออกแบบระบบ ID มักจะให้การตั้งค่าเกณฑ์ตัวแปรสำหรับลูกค้าเพื่อสร้างสมดุลหากต้องการการปฏิเสธผู้แอบอ้างเกือบร้อยละ 100 ผู้ใช้ที่ได้รับอนุญาตจะต้องประสบอัตราการปฏิเสธร้อยละ 4 ระบบ ID ที่มีทั้ง FAR และ FRR ต่ำ ถือว่ามีอำนาจในการเลือกปฏิบัติที่ดี นักพัฒนาระบบ ID เสมอพยายามลดพื้นที่ใต้เส้นโค้ง FAR-FRR (ตัวบ่งชี้ที่ใช้กันได้อย่างจริงของอินทิกรัลนี้คือค่าที่ FAR เท่ากับ FRR โดยปกติ ยิ่งค่าเท่ากันยิ่งต่ำ แสดงว่าระบบมีกำลังในการระบุที่ดีกว่า) นักพัฒนาต้องการเพื่อเลือกอุปกรณ์เซ็นเซอร์ที่ดี การแยกคุณสมบัติที่เหมาะสมแบบแผนและ/หรือตัวจับคู่รูปแบบที่มีประสิทธิภาพเพื่อให้บรรลุงาน

3. ฐานข้อมูลที่ใช้ในการทดสอบ และกรอบงานทั่วไป

ฐานข้อมูลใบหน้าในงานวิจัยนี้ถูกสร้างเอง ซึ่งเป็นรูปภาพใบหน้าของ 40 บุคคล คนละ 10 รูป รวมทั้งหมด 400 รูป เป็นชุดข้อมูลที่แต่ละรูปภาพมีเพียงใบหน้าเดียว แต่มีลักษณะใบหน้าหลากหลาย เช่น หน้าตรง ใส่แว่น มี แสงเงา หน้ามีความสุข หน้าปกติ หน้าง่วงนอน ขยิบตา สำหรับประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจจับ และรู้จำใบหน้า

ในกรณีส่วนใหญ่ ขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้าสามารถแบ่งออกได้ลงในโมดูลการทำงานดังต่อไปนี้ เครื่องตรวจจับภาพใบหน้าหาตำแหน่งใบหน้าคนจากภาพปกติกับพื้นหลังที่เรียบง่ายหรือซับซ้อน และรู้จำใบหน้าที่กำหนดว่าคนนี้เป็นใคร ทั้งเครื่องตรวจจับใบหน้า และตัวรู้จำใบหน้าที่ใช้กรอบการทำงานเดียวกัน ทั้งสองเครื่องมือตัวแยกคุณลักษณะที่แปลงพิกเซลของภาพใบหน้าให้เป็นตัวแทนเวกเตอร์ที่มีประโยชน์ และตัวจำแนกรูปแบบที่ค้นหาฐานข้อมูลเพื่อค้นหาที่ตรงกันที่สุดกับภาพใบหน้าที่เข้ามา ตัวจำแนกรูปแบบจะจัดประเภทเวกเตอร์คุณสมบัติที่เข้ามาเป็นหนึ่งในสองคลาสรูปภาพคือ รูปภาพ “ใบหน้า” และ “รูปภาพที่ไม่ใช่ใบหน้า” ในสถานการณ์การรู้จำใบหน้า ในทางกลับกันการรู้จำใบหน้าจำแนกเวกเตอร์ ใบหน้าที่ลงทะเบียนแล้วในฐานข้อมูล รูปที่ 2 แสดงตัวอย่างหนึ่งของระบบรู้จำใบหน้า



รูปที่ 2 กรอบงานสำหรับระบบรู้จำใบหน้า

การแยกคุณลักษณะ จะเริ่มต้นจากการสร้างแบบจำลองภาพของใบหน้าเป็นอาร์เรย์ตัวเลขสองมิติ กล่าวคือ ค่าพิกเซลสามารถเขียนได้ว่า $X = \{x_i, i \in S\}$ โดยที่ S คือ โครงตาข่ายสี่เหลี่ยม บางครั้งก็สะดวกกว่าในการแสดง X เป็นคอลัมน์หนึ่งมิติเวกเตอร์ของแถวพิกเซลที่ต่อกัน $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ โดยที่ N คือ จำนวนพิกเซลทั้งหมดในภาพ สำหรับภาพ VGA แบบไตรมาส (320 x 240) N มีขนาดใหญ่ถึง 76,800 เช่น คุณสมบัติที่มีมิติสูงมักจะไม่มีประสิทธิภาพและยังทำให้แบ่งแยกยากยิ่งขึ้น จึงต้องแปลง X เข้าไปในเวกเตอร์คุณลักษณะ $f(x) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_M(X)]^T$ โดยที่ $f_1(X), f_2(X), \dots$ เป็นฟังก์ชันเชิงเส้นหรือไม่เชิงเส้น เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของการเป็นตัวแทนใหม่ โดยทั่วไป M จะน้อยกว่า N

4 ขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้า

ในส่วนที่กล่าวได้แสดงให้เห็นแล้วว่าหน้าที่ของการรับรู้จะต้องเผชิญกับรูปแบบที่ซับซ้อน เพื่อรับมือด้วยความซับซ้อนดังกล่าวและค้นหาค่าคงที่ที่แท้จริงของการรู้จำ นักวิจัยได้พัฒนาขั้นตอนวิธีการรู้จำต่าง ๆ ในส่วนนี้จะอธิบายตัวแทนวิธีการอย่างไคเนเฟสใช้ Karhonen - Loeve (KL) แปลงสำหรับการแยกคุณลักษณะ ช่วยลดมิติของใบหน้าแต่ยังคงรักษาส่วนสำคัญที่มีความเหมาะสม วิธีการโครงข่ายประสาทเทียมขั้นตอนวิธีการบางรุ่นทำงานบนการแยกคุณลักษณะเป็นส่วนใหญ่ มีรูปแบบการสร้างแบบจำลองที่ซับซ้อน สำหรับการประเมินความหนาแน่นของความเป็นไปได้ในระยะการรู้จำรูปแบบ

4.1 ไคเนเฟส

ดังที่กล่าวไว้ตอนต้นเป้าหมายหนึ่งของการแยกคุณลักษณะต้องการบรรลุคือการเพิ่มประสิทธิภาพวิธีการง่าย ๆ วิธีหนึ่งในการบรรลุเป้าหมายนี้คือการใช้ Orthonormal เป็นทางเลือกเบสอื่น ๆ ที่ไม่ใช่เบสธรรมชาติ พื้นฐานดังกล่าวคือ Karhonen - Loeve (KL) ฐาน KL เกิดขึ้นจากเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะของเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมของเวกเตอร์ใบหน้า X ในพื้นที่ “ใบหน้า” ที่มีมิติสูง ค่าลักษณะเฉพาะสองสามตัวแรกเท่านั้นที่มีค่าขนาดใหญ่ กล่าวอีกนัยหนึ่งคือส่วนใหญ่ตั้งอยู่ในสเปซย่อยประกอบด้วยเวกเตอร์ลักษณะเฉพาะสองสามตัวแรก ดังนั้นในการบีบอัดที่ยอดเยียมสามารถทำได้โดยปล่อยให้เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะเหล่านั้นที่มีค่าลักษณะเฉพาะมากเพื่อเป็นตัวแทนของเวกเตอร์ใบหน้า X นั่นเอง

$$X \cong \sum_{i=1}^M \hat{x}_i u_i \quad (1)$$

โดยที่

M คือ จำนวนขนาดของภาพ

$\hat{x}_i$ คือ เวกเตอร์ของภาพ

u_i คือ จำนวนเวกเตอร์ไคเน

ตั้งแต่เวกเตอร์ลักษณะเฉพาะที่เกี่ยวข้องกับค่าลักษณะเฉพาะสองสามตัวแรกดูเช่นเดียวกับภาพใบหน้า ฐาน KL ยังเรียกว่า ไคเนเฟส การแสดงลักษณะเฉพาะของใบหน้าเป็นที่รู้จักกันดีในเอกสารสถิติว่า

เป็นการวิเคราะห์หึ่งค์ประกอบหลัก เหมาะสมที่สุดในความรู้สึกของประสิทธิภาพ สำหรับ $M < N$ ที่ระบุการแทนค่า KL จะมีค่าคลาดเคลื่อนกำลังสองเฉลี่ยต่ำสุด ในการประมาณค่า X ที่เป็นไปได้ทั้งหมดที่ใช้เวกเตอร์ออร์โธนอร์มัล M อย่างไรก็ตาม ไม่ได้หมายความว่า การแสดง KL นั้นเหมาะสมที่สุดในความรู้สึกของการแบ่งภาพ ซึ่งอาศัยการแยกจากใบหน้าที่แตกต่างกันมากกว่าการแพร่กระจายของใบหน้าทั้งหมด [6] เป็นหนึ่งในการนำไอเกนเฟสมาใช้งานขั้นตอนวิธีการมันบีบอัดภาพใบหน้าด้วย 128×128 พิกเซล (16,384 พิกเซล) เป็นเวกเตอร์ที่มีเพียง 40 ไอเกนเฟส (80 ไบต์) รู้จำใบหน้าได้ร้อยละ 95 จาก 300 ใบหน้าที่เลือกจากฐานข้อมูลขนาดใหญ่ที่มีภาพใบหน้า 1000 ภาพ [6]

4.2 โครงข่ายประสาทเทียม

โดยหลักการแล้ว โครงข่ายประสาทเทียมแบบ Back - Propagation ที่เป็นที่นิยม อาจฝึกให้รู้จำภาพใบหน้าได้โดยตรง แม้กระทั่งภาพที่มีขนาดปานกลาง อย่างไรก็ตาม เครือข่ายที่มากและมีความซับซ้อนทำให้ฝึกฝนยาก ตัวอย่างเช่น ถ้ารูปภาพขนาด 128×128 พิกเซล จำนวนอินพุตของเครือข่ายจะเท่ากับ 16,384 เพื่อลดความซับซ้อน โครงข่ายประสาทเทียมคือมักใช้กับระยะการรู้จำรูปแบบมากกว่าที่จะใช้ขั้นตอนการสกัดคุณลักษณะ ขั้นตอนวิธีการตรวจจับใบหน้าของ [7] ย่อภาพใบหน้าเป็นเวกเตอร์ลักษณะใบหน้า 19×19 ก่อนที่จะใช้การจัดกลุ่ม k - mean วงรีเพื่อสร้างแบบจำลองการกระจายของ “ตัวอย่างใบหน้า” และ “ตัวอย่างที่ไม่ใช่ใบหน้า” [8] ยังลดขนาดของภาพใบหน้าเป็น 20×20 โดยการสุ่มตัวอย่างก่อนที่ภาพใบหน้าจะถูกป้อนเข้าเครื่องตรวจจับใบหน้า โครงข่ายประสาทหลายชั้น ตัวอย่างหนึ่งของตัวจำแนกประเภทประสาทคือโครงข่ายประสาทเทียม ที่ใช้การตัดสินใจเชิงความน่าจะเป็น [9] โครงข่ายประสาทเทียม แทนมันแบ่งเครือข่ายออกเป็น K ชั้นเน็ต แต่ละชั้นเน็ตมีไว้ใช้โดยเฉพาะเพื่อรู้จำบุคคลหนึ่งในฐานข้อมูล โครงข่ายประสาทเทียม ใช้ฟังก์ชันกระตุ้นแบบเกาส์เซียนสำหรับเซลล์ประสาทและผลลัพธ์ของแต่ละ “เครือข่ายย่อยใบหน้า” คือ ผลรวมถ่วงน้ำหนักของเซลล์ประสาทเอาต์พุต กล่าวอีกนัยหนึ่ง Subnet ใบหน้าจะประมาณความหนาแน่นของโอกาสโดยใช้แบบจำลองแบบผสมของ Gaussian ที่เป็นที่นิยมเมื่อเทียบกับแบบแผน Additive White Gaussian Noise (AWGN) ส่วนผสมของ Gaussian ให้รูปแบบที่ยืดหยุ่นและซับซ้อนกว่ามาก สำหรับการประมาณความหนาแน่นของโอกาสที่แท้จริงในพื้นที่ด้านหน้ารูปแบบการเรียนรู้ของโครงข่ายประสาทเทียมประกอบด้วยสองขั้นตอน ในช่วงแรก แต่ละชั้นเน็ตจะฝึกด้วยภาพใบหน้าของตัวเอง (ไม่มีการฝึกรอบมข้ามสายงาน) ในระยะนี้ น้ำหนักฝึกโดยขั้นตอนวิธีการ Expectation - Maximization (EM) [10] EM ได้รับการพิสูจน์แล้วว่า มีประสิทธิภาพ ขั้นตอนวิธีการสำหรับการประมาณค่า Machine Learning ในแง่ของการใช้งานระบบ ข้อดีของขั้นตอนวิธีการ EM คือ ไม่ต้องการพารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้ พารามิเตอร์อัตราการเรียนรู้ในโครงการฝึกรอบมโครงข่ายประสาทเทียมแบบเดิมจะควบคุมความเร็วของการปรับน้ำหนักเครือข่าย อัตราการเรียนรู้มักเป็นพารามิเตอร์ที่ละเอียดอ่อน การเลือกที่ไม่เหมาะสมอาจทำให้ทั้งเครือข่ายไม่สามารถบรรจบกันได้ขั้นตอนที่สองของการเรียนรู้ โครงข่ายประสาทเทียมเรียกว่าการเรียนรู้จากการตัดสินใจ ในขั้นตอนนี้พารามิเตอร์ชั้นเน็ตอาจได้รับการฝึกรอบมจากกลุ่มตัวอย่างบางส่วนจากคลาสใบหน้าอื่น ๆ รูปแบบการเรียนรู้ตามการตัดสินใจไม่ได้ใช้ตัวอย่างการฝึกรอบมทั้งหมด

สำหรับการฝึกอบรมใช้เฉพาะผู้ที่จำแนกผิดเท่านั้น หากตัวอย่างถูกจำแนกผิดเป็นความผิดซ้ำเน็ต ซับเน็ตที่ถูกต้องจะปรับพารามิเตอร์ของมันเพื่อให้ “อาณาเขต” (พื้นที่ตัดสินใจ) สามารถย้ายเข้าไปใกล้ตัวอย่างที่จัดประเภทผิดได้ กระบวนการเรียนรู้นี้เรียกอีกอย่างว่าเสริมการเรียนรู้ ในขณะที่เดียวกันซับเน็ตที่อ้างอย่างไม่ถูกต้องว่าตัวตนของตัวอย่างที่น่าสงสัยจะพยายามเคลื่อนตัวออกจากตัวอย่างนี้เรียกว่าการเรียนรู้ที่ต่อต้านการเสริมแรง [5]

โครงสร้างของการทดลองในงานวิจัยนี้จะมีขั้นตอนดังนี้ เริ่มจากการรับภาพสีแบบ RGB ทำการปรับภาพเป็นภาพระดับสีเทา (Grayscale Image) จากนั้นทำการตรวจจับภาพใบหน้าด้วยเทคนิค (Haar - like Feature Detection) และหาคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีการโอเกนเฟส สุดท้ายจะเข้าสู่กระบวนการรู้จำภาพใบหน้าด้วยโครงข่ายประสาทเทียม (Neural Network) ดังแสดงกระบวนการต่าง ๆ ในรูปที่ 3



รูปที่ 3 ขั้นตอนในการทำงาน

4.3 การรู้จำ

เนื่องจากรูปแบบต่าง ๆ เช่น มุมมอง การส่องสว่าง ใบหน้าการแสดงออกและอื่น ๆ เวกเตอร์คุณสมบัติใบหน้าที่ได้รับจากสมการก่อนหน้าสามารถมีการแปรผันแบบสุ่ม ดังนั้นมันเป็นแบบจำลองที่ดีกว่าเป็นเวกเตอร์สุ่ม หากผู้เข้ามามีแนวโน้มที่จะเป็นบุคคลใดในฐานข้อมูลเท่ากัน (เท่ากับความเป็นมาก่อน) จากนั้นตามทฤษฎีการตัดสินใจของเบย์อัตราข้อผิดพลาดในการรู้จำขั้นต่ำสามารถทำได้หากการรับรู้เป็นไปตามเกณฑ์ความเป็นไปได้สูงสุด นั่นคือ สมมติว่า $Y = f(X)$ เป็นเวกเตอร์คุณลักษณะและสมมติว่ามีบุคคล K ในฐานข้อมูล เอกลักษณ์ของบุคคลที่เข้ามาได้รับมอบหมายจาก $k_0 = \arg \min_{1 \leq k \leq K} \log p(Y|k)$ โดยที่ $p(Y|k)$ คือ ความหนาแน่นของความเป็นไปได้ของการปรับ Y ว่าเป็นบุคคลที่ K ถ้าสมมติความแปรผันของเวกเตอร์ลักษณะใบหน้าคือเกิดจากเสียงเกาส์เซียนที่เติมสี่เหลี่ยมสุ่ม (AWGN) จากนั้นการจับคู่ ML จะกลายเป็นการจับคู่ระยะทางขั้นต่ำทั่วไป นั่นก็คือตัวตนของผู้ที่เข้ามาบุคคลคือ K ถ้าระยะทางแบบยุคลิดระหว่างเวกเตอร์คุณลักษณะของบุคคลที่เข้ามาและเวกเตอร์เฉลี่ยของบุคคล K^{th} นั้นน้อยที่สุดในบรรดาบุคคลทั้งหมดในฐานข้อมูล นำเสียดายในสถานการณ์จริง รูปแบบของภาพใบหน้านั้นซับซ้อนกว่า AWGN มาก ในส่วนต่อไปนี้จะอธิบายรูปแบบต่าง ๆ ที่อาจปรากฏในปัญหาการจดจำใบหน้า

รูปแบบต่าง ๆ ของรูปภาพใบหน้าที่รู้จำใบหน้าเป็นหนึ่งในปัญหาที่ยากที่สุดในด้านการวิจัยการรู้จำภาพ ภาพใบหน้านักถูกถ่ายภายใต้สภาพแวดล้อมทางธรรมชาติ นั่นคือพื้นหลังของภาพอาจซับซ้อนมาก และสภาพแสงอาจรุนแรง รูปที่ 4 เป็นตัวอย่างของภาพที่มีพื้นหลังที่ซับซ้อน



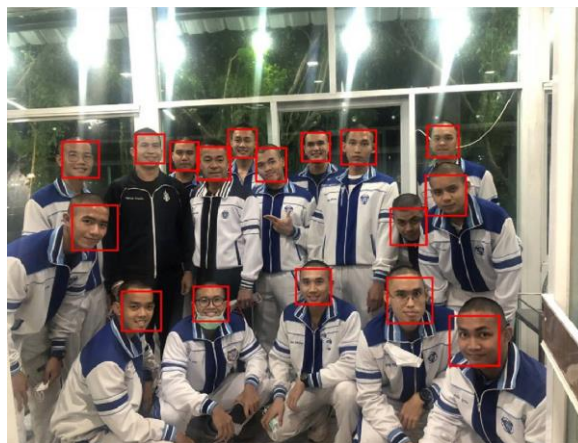
รูปที่ 4 เครื่องตรวจจับใบหน้าพบใบหน้าสี่ใบหน้าจากพื้นหลังที่ซับซ้อน

ความแตกต่างของภาพใบหน้าสามารถจำแนกได้ดังนี้

- การบิดเบือนและสัญญาณรบกวนของกล้อง
- พื้นหลังที่ซับซ้อน
- ไฟส่องสว่าง
- การแปล การหมุน การปรับขนาด และการบิดเบือน
- การแสดงออกทางสีหน้า
- แต่งหน้าทำผม

ความบิดเบือนและสัญญาณรบกวนของกล้องเป็นรูปแบบมาตรฐานของภาพที่ทำให้เกิดปัญหาการรับรู้ นักวิจัยก่อนหน้านี้ได้พัฒนาเครื่องมือมากมายในการเพิ่มอัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน เพื่อจัดการพื้นหลังของภาพที่ซับซ้อน ตัวจำแนกประเภทต้องใช้เครื่องตรวจจับใบหน้าที่ดีเพื่อแยกใบหน้าจริงออกจากส่วนอื่น ๆ ของรูปภาพ การส่องสว่างก็มักเป็นปัจจัยสำคัญในการขัดขวางกระบวนการรับรู้ เพื่อบรรเทาอิทธิพลของเอฟเฟกต์แสงที่ผู้คนอาจใช้ภาพธรรมดา เทคนิคการเพิ่มประสิทธิภาพจึงมีความจำเป็น (ขีดจำกัดแบบไดนามิก, ฮิสโตแกรมอีควอไลเซอร์) หรือฝึกโครงข่ายประสาทเทียมเพื่อแยกคุณลักษณะ [11, 12, 13] อีกหนึ่งแนวทางในการลดเอฟเฟกต์แสงใช้วิธีการไอเกนเฟส (Eigenface) ตามที่จะเป็นที่ยอมรับถึงในตอนหลังขั้นตอนวิธีการไอเกนเฟส ลดลงคุณสมบัติมิติสูงเป็นมิติต่ำ Subspace ที่พลังงานส่วนใหญ่อาศัยอยู่ (เช่น Eigenspace) ตามงานวิจัยเก่า [6] ไอเกนเฟส (ไอเกนเฟส) หนึ่งหรือสองสามตัว (คำศัพท์สำหรับ Eigenvectors ในขั้นตอนวิธีการไอเกนเฟส) สามารถใช้เพื่อแสดง “ผลการส่องสว่าง” บนภาพใบหน้าเลยทำให้น้ำหนักลดลง ไอเกนเฟสเมื่อทำการรู้จำจะลดเอฟเฟกต์การส่องสว่าง อีกวิธีหนึ่งสำหรับการแปรผันของแสงคือโดยใช้ขั้นตอนวิธีการของ Fisher Face ขั้นตอนวิธีการของ Fisher Face คือการปรับแต่งขั้นตอนวิธีการไอเกนเฟสยังช่วยลด Eigenspace โดย Fisher's Linear Discriminant (FLD) เลือกซิปสเปซในลักษณะที่อัตราส่วนของการกระจายระหว่างคลาสและการกระจายภายในคลาสถูกขยายให้ใหญ่สุด มีรายงานว่าขั้นตอนวิธีการของ Fisher Face มีประสิทธิภาพเหนือกว่าขั้นตอนวิธีการไอเกนเฟสบนฐานข้อมูลใบหน้าที่มีความหลากหลายในสภาพแสง [14, 15]

การแปลมาตราส่วน และรูปแบบการหมุนเวียนควรจัดการในขั้นตอนการตรวจจับใบหน้า [16 - 18] ในบรรดาแบบต่าง ๆ ทั้งสามรูปแบบ การแปลเป็นวิธีแก้ไขที่ง่ายที่สุด วิธีการทำหน้าต่าแบบเรียบง่ายก็สามารถทำงานได้ดี ปัญหามาตราส่วน (แตกต่างขนาดใบหน้า) ก็แก้ได้ง่ายเช่นกันหากเราสร้างภาพพีระมิดเพื่อแสดงภาพที่ป้อน (ภาพพีระมิดคือชุดของภาพเดียวกันที่มีความละเอียดต่างกัน) หมุนตามแกน Z (แกนที่ตั้งฉากกับระนาบภาพ) ซึ่งจะมีความยากขึ้นและใช้เวลานาน [8] สร้าง “เครือข่ายเราเตอร์” ต่อหน้าเครื่องตรวจจับใบหน้าเพื่อกำหนดมุมการหมุนแกน Z ของแพทช์รูปภาพ แพทช์รูปภาพจะหมุนกลับไปตั้งตรงตำแหน่งตามเอาต์พุตของเครือข่ายเราเตอร์ ปัญหาที่ยากที่สุดคือการจัดการการหมุนตามแนว แกน X แกน Y หรือทั้งสองอย่างรวมกัน การหมุนแบบนี้อาจทำให้เกิดการอุดตันของใบหน้า ปกติหน้าบึ้งไม่เหมาะสำหรับการรับรู้ ดังนั้นระบบการรับรู้ที่ออกแบบมักจะข้ามปัญหานี้โดยใช้เครื่องตรวจจับใบหน้า que เลือกเฉพาะภาพใบหน้าส่วนหน้าจากวิดีโอสตรีม [19] รูปที่ 5 แสดงผลการทดสอบเครื่องตรวจจับใบหน้า que ออกแบบมาเพื่อรู้จำใบหน้าเท่านั้น



รูปที่ 5 การตรวจจับใบหน้าของเครื่องตรวจจับใบหน้า

การแสดงออกทางสีหน้าและการเปลี่ยนแปลงทรงผมเป็นอีกสองรูปแบบที่สำคัญ ใบหน้าที่ยิ้มแย้มและใบหน้าที่ขมวดคิ้วถือเป็นเทมเพลตรูปภาพสองแบบที่แตกต่างกันโดยสิ้นเชิงในแง่ของร่าง กายที่ซับซ้อน เพื่อที่จะเอาชนะ “การเสียรูปของพื้นผิว” นี้ขั้นตอนวิธีการการจับคู่แบบยืดหยุ่นจะฝึกโครงข่ายประสาทเทียมแบบตาข่าย 2 มิติเพื่อสร้างแบบจำลองพื้นผิวใบหน้า [20]

5. ผลการทดลอง

งานวิจัยนี้ นำเสนอวิธีสำหรับการรู้จำหน้าใบหน้า วิธีการรู้จำหน้าใบหน้าที่บุคคลใช้หลักการไอเกนเฟส และโครงข่ายประสาทเทียม ซึ่งเอกสารนี้จะทำงานกับภาพใบหน้าบุคคลระดับสีขนาดสองมิติ ในขั้นตอนแรกใช้ฮาร์โลคฟ์เฟอร์ และให้ไอเกนเฟส (Eigenface) ในการหาคุณลักษณะเด่น เพื่อให้ได้ไอเกนเวกเตอร์ หลังจากนั้นนำไอเกนเวกเตอร์ของทั้งภาพทดลองและภาพทดสอบทั้งหมดในการรู้จำใช้วิธีโครงข่ายประสาทเทียม

โดยที่นำเสนอสำหรับวิธีการรู้จำใบหน้าบุคคลโดยใช้ไอเกนเฟสได้ ในบทความนี้ได้เสนอให้มีการสร้าง Back - Propagation เพื่อเรียนรู้กฎหลายชั้น เครือข่ายได้รับการฝึกอบรมโดยวิธีการเรียนรู้ อินพุตเวกเตอร์ และเวกเตอร์เป้าหมายที่เกี่ยวข้องกันถูกใช้เพื่อฝึกเครือข่ายจนกว่าจะสามารถประมาณฟังก์ชันได้ การเชื่อมโยงเวกเตอร์อินพุตกับเวกเตอร์เอาต์พุตเฉพาะ หรือจำแนกเวกเตอร์อินพุตด้วยวิธีที่เหมาะสมตามที่ผู้ใช้กำหนด

ขั้นตอนในการทำวิจัยนี้คือ สร้างโมเดลการตรวจจับและรู้จำใบหน้า ด้วยภาษา Python ไลบรารี OpenCV, พัฒนาเว็บแอปพลิเคชันด้วยภาษา Python และระบบจัดการฐานข้อมูล MySQL และทำการประเมินประสิทธิภาพของขั้นตอนวิธีการตรวจจับและการรู้จำใบหน้าแต่ละวิธีด้วยการคำนวณหาความถูกต้องในการตรวจจับใบหน้าและรู้จำใบหน้า

ในบทความนี้ มีการใช้วิธีการอัตโนมัติในการตรวจจับใบหน้า ทำการทดลองและวัดผลบนพีซีที่มี CPU P4 - 3.2 GHz และ RAM 1024 MB สำหรับข้อมูลการทดสอบ ฐานข้อมูลใบหน้าถูกผลิตขึ้นมาเอง โดยมี 40 คนในฐานข้อมูลและ 10 ภาพต่อคนมีการแสดงออกทางสีหน้าที่หลากหลาย (เปิด/ปิดตา, ยิ้ม/ขมวดคิ้ว) รายละเอียดใบหน้า (มีหรือไม่มีแว่น) มาตราส่วน (สูงสุดร้อยละ 10) ขนาดภาพ 512 x 512 และการวางแนว (สูงสุด 20 องศา) 5 ขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้าถูกเปรียบเทียบในการทดลองนี้ ตัวรู้จำ โครงข่ายประสาทเทียม มีอัตราข้อผิดพลาดร้อยละ 5 มีประสิทธิภาพดีกว่าตัวจำแนกตามไอเกนเฟส ซึ่งมีอัตราความผิดพลาดร้อยละ 9 อีกสามขั้นตอนวิธีการคือ SOM+CN (แผนที่จัดระเบียบตัวเองด้วยโครงข่ายประสาทเทียม), Hidden Markov Model (HMM) (แบบจำลอง Markov ที่ซ่อนอยู่) และ Pseudo 2D - HMM ตามตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ขั้นตอนวิธีการรู้จำ

System	Error rate	Classification Time	Training time
Deep Neural Network	5%	< 1.2 sec	50 min
SOM+CN [21]	4.5%	< 0.7 sec	6 Hrs.
Pseudo 2D-HMM [22]	6%	120 sec	7 Hrs.
Eigenface	9%	< 1.7 sec	40 min
Hidden Markov Model [23]	15%	< 2 sec	5 Hrs.

ในตารางที่ 2 แสดงผลการเปรียบเทียบความถูกต้องของแต่ละวิธีในการรู้จำใบหน้า สมการที่ (2) คือวิธีในการทดสอบของงานวิจัยนี้

$$Accuracy(\%) = \left(\frac{In-Out}{total} \right) \times 100 \quad (2)$$

In คือ จำนวนของภาพทดสอบทั้งหมด
 Out คือ จำนวนของภาพทดสอบที่ตอบผิด
 Total คือ จำนวนของภาพทดสอบทั้งหมด

ตารางที่ 2 ผลการทดลองของของแต่ละวิธีในการรู้จำใบหน้า

	Neural Network	SOM+CN	Pseudo 2D-HMM	Eigenface	HMM
อัตราความถูกต้อง (%)	95	96.5	94	91	85

6. บทสรุป

การรู้จำใบหน้าเป็นเทคนิคการรู้จำทั้งที่ท้าทายและมีความสำคัญในบรรดาเทคนิคไบโอเมตริกซ์ วิธีการรู้จำใบหน้ามีข้อดีอย่างหนึ่งคือเป็นมิตรกับผู้ใช้ (หรือไม่ล่วงล้ำ) ในบทความนี้ได้จัดทำแบบสำรวจเบื้องต้นสำหรับการรู้จำใบหน้าเทคโนโลยีให้ครอบคลุมประเด็นต่าง ๆ เช่น เรื่องทั่วไป กรอบการรู้จำใบหน้า ปัจจัยที่อาจส่งผลกระทบต่อประสิทธิภาพของตัวจำแนก และความล้าสมัยของขั้นตอนวิธีการรู้จำใบหน้า หวังว่าเอกสารฉบับนี้จะสามารถทำให้ผู้อ่านเข้าใจมากขึ้นเกี่ยวกับการรู้จำใบหน้าและสามารถนำไปต่อยอดและพัฒนาองค์ความรู้ในด้านนี้มากยิ่งขึ้นไปอีก

เอกสารอ้างอิง

- [1] Belhumeur PN, Hespanha JP, Kriegman DJ. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell [Internet]. 1997 [cited 2022 Apr 5];19(7):711–20. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/34.598228>
- [2] Brunelli R, Poggio T. Face recognition: features versus templates. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell [Internet]. 1993 [cited 2022 Apr 9];15(10):1042–52. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/34.254061>
- [3] Chan Y, Lin SH, Kung SY. Video Indexing and Retrieval. Multimedia Technology for Applications. 1998:253-81.
- [4] Chellappa R, Wilson CL, Sirohey S. Human and machine recognition of faces: a survey. Proc IEEE Inst Electr Electron Eng [Internet]. 1995 [cited 2022 Apr 11];83(5):705–41. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/5.381842>
- [5] Dempster AP, Laird N, Rubin D. Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm. J R Stat Soc Ser C Appl Stat [Internet]. 1977 [cited 2022 Apr 16];39(1):1-38. Available from: <https://www.jstor.org/stable/2984875>
- [6] Kelly MD. Visual Identification of People by Computer [Doctoral thesis]. CA: Stanford University; 1970.

-
- [7] Lades M, Vorbruggen JC, Buhmann J, Lange J, von der Malsburg C, Wurtz RP, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture. *IEEE Trans Comput* [Internet]. 1993 [cited 2022 Apr 20];42(3):300–11. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/12.210173>
- [8] Li H, Roivainen P, Forchheimer R. 3-D motion estimation in model-based facial image coding. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* [Internet]. 1993 [cited 2022 Apr 30];15(6):545–55. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/34.216724>
- [9] Lin SH, Kung SY, Lin LJ. Face recognition/detection by probabilistic decision-based neural network. *IEEE Trans Neural Netw* [Internet]. 1997 [cited 2022 May 3];8(1):114–32. Available from: <http://dx.doi.org/10.1109/72.554196>
- [10] Pentland A, Moghaddam B, Starner T. View based and Modular Eigenspaces for Face Recognition. *IEEE Comput Soc Conf Comput Vis Pattern Recognit* [Internet]. 1994 [cited 2022 May 10];245:[about 7 p.]. Available from: <https://vismod.media.mit.edu/pub/facereco/papers/TR-245.pdf>
- [11] Rowley HA, Baluja S, Kanade T. Rotation invariant neural network-based face detection. In: *Proceedings 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat No98CB36231)*. IEEE Comput. Soc; 2005.
- [12] Reuters News [Internet]. London: Reuters; c2022. Computer Security Threat On Rise – U.S. Survey; 1999 [cited 2022 May 19]. Available from: <https://www.reuters.com/>
- [13] Sung K-K, Poggio S. Learning a distribution-based face model for human face detection. In: *Proceedings of 1995 IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*. IEEE; 2002.
- [14] Zhang J, Yan Y, Lades M. Face Recognition: Eigenfaces, Elastic Matching, and Neural Nets. *Proc. IEEE* [Internet]. 1997 Sep [cited 2022 May 25];85(9):1423–35. Available from: https://www.academia.edu/7052960/Face_recognition_eigenface_elastic_matching_and_neural_nets
- [15] Yan H, Wang P, Chen WD, Liu J. Face Recognition Based on Global Wavelet Transform and Modular 2DPCA. In: *International Conference on Power Electronics and Energy Engineering*; 2015 Apr 19-20; Hong Kong, China: Atlantis Press; 2015. p. 245-8.
- [16] Gupta P, Saxena N, Sharma M, Tripathi J. Deep neural network for human face recognition. *Int J Eng Manuf* [Internet]. 2018 [cited 2022 May 30];8(1):63–71. Available from: <http://dx.doi.org/10.5815/ijem.2018.01.06>

-
- [17] Aledhari M, Razzak R, Parizi RM, Srivastava G. Deep Neural Networks for Detecting Real Emotions Using Biofeedback and Voice. In: , et al. Pattern Recognition. ICPR International Workshops and Challenges. ICPR 2021. Lecture Notes in Computer Science; 2021 Jan 10-15. New York: Springer; 2021.
- [18] Mondal SK, Mukhopadhyay I, Dutta S. Review and comparison of face detection techniques. In: Proceedings of International Ethical Hacking Conference 2019. Singapore: Springer Singapore; 2020. p. 3–14.
- [19] Ganakwar DG, Kadam VK. Comparative analysis of various face detection methods. In: 2019 IEEE Pune Section International Conference (PuneCon). IEEE; 2019.
- [20] Rai L, Wang Z, Rodrigo A, Deng Z, Liu H. Software development framework for real-time face detection and recognition in mobile devices. *Int J Interact Mob Technol* [Internet]. 2020;14(04):103. Available from: <http://dx.doi.org/10.3991/ijim.v14i04.12077>
- [21] Neagoe V-E, Mugioiu A-C, Stanculescu I-A. Face Recognition using PCA versus ICA versus LDA cascaded with the neural classifier of Concurrent Self-Organizing Maps. In: 2010 8th International Conference on Communications. IEEE; 2010.
- [22] Bevilacqua V, Cariello L, Carro G, Daleno D, Mastronardi G. A face recognition system based on Pseudo 2D HMM applied to neural network coefficients. *Soft Comput* [Internet]. 2008;12(7):615–21. Available from: <http://dx.doi.org/10.1007/s00500-007-0253-0>
- [23] Nefian AV, Hayes MH. Hidden Markov models for face recognition. In: Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP '98 (Cat No98CH36181). IEEE; 2002. p. 2721–4 vol.5.