

การประยุกต์ใช้เทคนิคค่าเฉลี่ยกับค่าสหสัมพันธ์ไขว้ในการจำแนกอารมณ์บนใบหน้า

An Application of K-Means and Cross-Correlation Techniques for Facial Emotion Recognition

สุชาติ แย้มเม่น และ พันธุ์ธิดา ลิ้มศรีประพันธ์

Suchat Yammen and Phantida Limsripraphan *

ภาควิชาวิศวกรรมไฟฟ้าและคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

Department of Electrical and Computer Engineering, Faculty of Engineering, Naresuan University, Thailand,

*Corresponding Author E-mail: phantidal62@nu.ac.th

Received: 6/9/25, Revised: 14/10/25, Accepted: 16/10/25

บทคัดย่อ

งานวิจัยนี้นำเสนอสถาปัตยกรรมสำหรับการรู้จำอารมณ์บนใบหน้า (Facial Emotion Recognition - FER) แบบจำเพาะเจาะจงบุคคล ที่มีประสิทธิภาพสูงและสามารถอธิบายผลได้ เพื่อแก้ไขข้อจำกัดด้านความซับซ้อนในการคำนวณของแบบจำลองการเรียนรู้เชิงลึก เปรียบวิธีที่นำเสนอมีพื้นฐานจากการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล โดยประยุกต์ใช้เทคนิคค่าเฉลี่ย (K-Means) เพื่อสกัดเวกเตอร์คุณลักษณะต้นแบบ (Template Vector Feature) จากพื้นที่การเปลี่ยนแปลง (Area of Change) ที่สำคัญ และใช้ชุดตัวกรองเปรียบเทียบ (Matched Filter) ภายใต้โครงสร้างแบบสองขั้นตอน (Two-Stage Structure) เพื่อจำแนกอารมณ์ ผลการทดสอบบนชุดข้อมูล JAFFE สำหรับบุคคลเป้าหมายโดยใช้การทวนสอบแบบไขว้ แสดงให้เห็นว่าสถาปัตยกรรมที่นำเสนอสามารถจำแนกอารมณ์พื้นฐานทั้ง 7 ได้อย่างสมบูรณ์ด้วยความแม่นยำ 100% ผลลัพธ์นี้ยืนยันศักยภาพของแนวทางที่นำเสนอในการสร้างระบบรู้จำอารมณ์ที่มีความแม่นยำสูง น้ำหนักเบา และสามารถปรับให้เข้ากับผู้ใช้แต่ละรายได้อย่างมีประสิทธิภาพ

คำสำคัญ: ค่าสหสัมพันธ์ไขว้ อัลกอริทึมค่าเฉลี่ย การจำแนกอารมณ์บนใบหน้า

Abstract

This research proposes a high-performance, explainable, and person-specific architecture for Facial Emotion Recognition (FER) that addresses the computational complexity limitations commonly found in deep learning models. The proposed methodology is based on digital signal processing and leverages K-Means clustering to extract template vector features from critical areas of change. A matched filter set under a two-stage structure is then applied for emotion classification. Experiments conducted on the JAFFE dataset using cross-validation for targeted individuals demonstrate that the proposed architecture can perfectly classify all seven basic emotions with an accuracy of 100%. These results highlight the

potential of the proposed approach in building highly accurate, lightweight, and user-adaptive emotion recognition systems.

Keywords: Cross-Correlation, K-mean Algorithm, Facial Emotion Recognition

1. บทนำ

ระบบรู้จำอารมณ์บนใบหน้า (Facial Expression Recognition – FER) เป็นเทคโนโลยีที่มีบทบาทสำคัญอย่างยิ่งในหลายสาขา ไม่ว่าจะเป็นการแพทย์ทางไกล ระบบปฏิสัมพันธ์ระหว่างมนุษย์กับเครื่องจักร (HCI) และการเฝ้าระวังด้านความปลอดภัย ความสามารถของระบบ FER ในการวิเคราะห์อารมณ์จากภาพใบหน้าโดยอัตโนมัติช่วยให้เกิดความเข้าใจอย่างลึกซึ้ง ในสภาวะทางอารมณ์ของผู้ใช้งาน ซึ่งเป็นสิ่งสำคัญสำหรับการพัฒนาระบบที่มีความเข้าใจและตอบสนองได้ดียิ่งขึ้น [1 – 5]

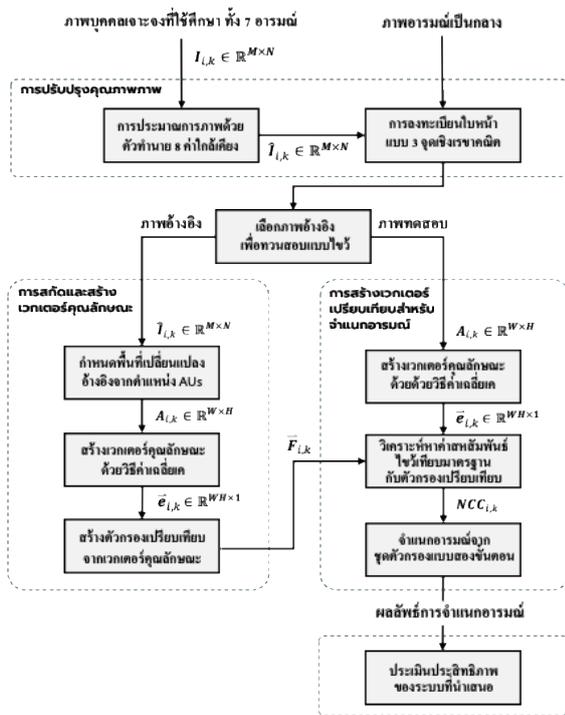
ปัจจุบันเทคนิคโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (Deep Learning) โดยเฉพาะโครงข่ายคอนโวลูชัน (Convolutional Neural Network: CNN) เป็นแนวทางหลักที่ได้รับความนิยมและแม่นยำสูง อย่างไรก็ตามการประยุกต์ใช้โมเดลเหล่านี้บนอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรจำกัด เช่น ระบบสมองกลฝังตัว หรือ อุปกรณ์พกพา ยังคงเป็นความท้าทาย เนื่องจากโมเดลเหล่านี้มักประกอบด้วยพารามิเตอร์จำนวนมาก จึงต้องการหน่วยความจำและพลังงานในการประมวลผลสูง อีกทั้งยังขาดความสามารถในการตีความภายในอย่างชัดเจน [6 – 9] นอกจากนี้วิธีการประมวลผลสัญญาณดิจิทัล (Digital Signal Processing – DSP) เช่น ตัวกรองแบบ Gabor หรือ การวิเคราะห์ลักษณะภาพด้วย Local Binary Patterns (LBP) สามารถสกัดคุณลักษณะใบหน้าจากฐานข้อมูล JAFFE หรือ FER2013 ได้ดีในสภาวะแวดล้อมที่ควบคุมได้ ยังคงมีข้อจำกัดสำคัญเมื่อต้องเผชิญกับความแปรปรวนในโลกความเป็นจริง ได้แก่ สภาพแสง มุมกล้อง และความแตกต่างเฉพาะตัวของใบหน้าแต่ละบุคคล อีกทั้งยังขาดความสามารถในการประมวลผลแบบเรียลไทม์บนอุปกรณ์ที่มีทรัพยากรจำกัด เช่น IoT หรือ Edge Computing [10 - 11]

ดังนั้น งานวิจัยนี้จึงมุ่งนำเสนอระบบรู้จำอารมณ์บนใบหน้าแบบจำเพาะเจาะจงที่มีประสิทธิภาพสูง ใช้ทรัพยากรในการคำนวณน้อย น้ำหนักเบา และสามารถอธิบายผลลัพธ์ได้ โดยออกแบบบนพื้นฐานของ

เทคนิคประมวลผลสัญญาณดิจิทัลควบคู่กับการวิเคราะห์กลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis) และประยุกต์ใช้วิธีค่าเฉลี่ย (K-Means) เพื่อสกัดเวกเตอร์คุณลักษณะจากพื้นที่การเปลี่ยนแปลง (Area of Change) สำคัญบนใบหน้า และนำไปใช้ร่วมกับชุดตัวกรองเปรียบเทียบกับ (Matched Filter Bank) ภายใต้โครงสร้างการจำแนกอารมณ์แบบสองขั้นตอน (Two-Stage Classification) ที่ถูกออกแบบเพื่อเพิ่มความแม่นยำการจำแนกระหว่างอารมณ์ที่มีลักษณะคล้ายคลึงกันจากอารมณ์พื้นฐานทั้งเจ็ด ได้แก่ ความสุข (Happiness), ความประหลาดใจ (Surprise), ความเศร้า (Sadness), ความรังเกียจ (Disgust), ความกลัว (Fear), ความโกรธ (Anger), และอารมณ์เป็นกลาง (Neutral) โดยประเมินประสิทธิภาพระบบที่นำเสนอบนชุดข้อมูล JAFFE โดยใช้วิธีทดสอบแบบไขว้ (Cross-Validation)

2. วิธีการวิจัย

ในการวิจัยครั้งนี้ คณะวิจัยใช้ชุดข้อมูล JAFFE (Japanese Female Facial Expression Database) ที่ประกอบด้วยภาพนิ่งของผู้หญิงญี่ปุ่นจำนวน 10 คน รวมทั้งสิ้น 213 ภาพ ที่แสดงอารมณ์พื้นฐาน 7 อารมณ์ ซึ่งจัดสภาพแวดล้อมที่ควบคุมทั้งด้านแสง มุมกล้อง และท่าทางให้เหมาะสมสำหรับการออกแบบและทดสอบระบบ FER ที่มุ่งจำแนกอารมณ์จากใบหน้าบุคคลเดียวโดยไม่พึ่งพาข้อมูลจากหลายบุคคล [12-13] ระบบที่พัฒนามีขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอน ได้แก่ การปรับปรุงคุณภาพภาพ การสร้างเวกเตอร์คุณลักษณะและชุดตัวกรองเปรียบเทียบ การสร้างระบบจำแนกประเภทอารมณ์แบบสองขั้นตอน และการประเมินประสิทธิภาพของระบบ ดังรูปที่ 1



รูปที่ 1 สถาปัตยกรรมระบบจำแนกอารมณ์ที่นำเสนอ

2.1 การปรับปรุงคุณภาพภาพ

การเตรียมภาพใบหน้าให้มีคุณภาพดีและพร้อมสำหรับการวิเคราะห์เป็นขั้นตอนแรกที่สำคัญ คณะวิจัยได้ดำเนินการ 2 ขั้นตอน ดังนี้

2.1.1 การประมาณการภาพด้วยตัวทำนัยเชิงเส้น

ในขั้นตอนการปรับปรุงคุณภาพภาพ เทคนิคการพยากรณ์เชิงเส้น (Linear Prediction) ถูกนำมาประยุกต์ใช้เพื่อลดสัญญาณรบกวน โดยมีแนวคิด คือ การประมาณค่าพิกเซลจุดศูนย์กลางใดๆ จากผลรวมเชิงเส้นของพิกเซลใกล้เคียงทั้ง 8 ทิศทาง

สำหรับภาพระดับเทา $I \in \mathbb{R}^{M \times N}$ เราจะสร้างปัญหากำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares Problem) โดยพิจารณาจากหน้าต่างย่อย (patch) ขนาด 3×3 ที่จะเลื่อนไปที่ละพิกเซล จำนวน $K = (M - 2)(N - 2)$ หน้าต่างในภาพ ทำให้ได้เมทริกซ์ข้อมูล $X \in \mathbb{R}^{K \times 8}$ และเวกเตอร์เป้าหมาย $\hat{y} \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ ดังสมการ (1)

$$X = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 \\ \hat{x}_2 \\ \vdots \\ \hat{x}_K \end{bmatrix}, \quad \hat{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_K \end{bmatrix} \quad (1)$$

โดยที่สำหรับแต่ละหน้าต่างย่อยที่ i ซึ่งมีจุดศูนย์กลางอยู่ที่พิกเซล $I_{(r,c)}$

$\hat{x}_i \in \mathbb{R}^{1 \times 8}$ คือ เวกเตอร์พิกเซลใกล้เคียงทั้ง 8 ของพิกเซล $I_{(r,c)}$

y_i คือ พิกเซลจุดศูนย์กลาง $I_{(r,c)}$ ของหน้าต่างย่อยที่ i

จากนั้นทำการหาค่าเวกเตอร์น้ำหนัก $\hat{w} \in \mathbb{R}^{8 \times 1}$ ที่เรียนรู้จากข้อมูลด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Least Squares) ซึ่งให้ผลเฉลยดังสมการ (3)

$$\hat{w} = (X^T X)^{-1} X^T \hat{y} \quad (3)$$

เวกเตอร์น้ำหนัก \hat{w} ที่ได้จะถูกนำไปใช้ประมาณค่าพิกเซลจุดศูนย์กลางทั้งหมดเพื่อสร้างเวกเตอร์ประมาณการ $\hat{y} \in \mathbb{R}^{K \times 1}$ ดังสมการ (4)

$$\hat{y} = X \hat{w} \quad (4)$$

สุดท้ายเวกเตอร์ประมาณการ \hat{y} จะถูกปรับเปลี่ยนรูปทรง (reshape) กลับไปเป็นเมทริกซ์ของภาพประมาณการ $\hat{I} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ที่ขอบภาพยังคงใช้ค่าพิกเซลเดิม แต่มีสัญญาณรบกวนลดลง (อัตราส่วนสัญญาณต่อสัญญาณรบกวน หรือ SNR สูงขึ้น) ทำให้มีความคมชัดพร้อมสำหรับขั้นตอนต่อไป

2.1.2 การลงทะเบียนใบหน้าแบบ 3 จุดเชิงเรขาคณิต

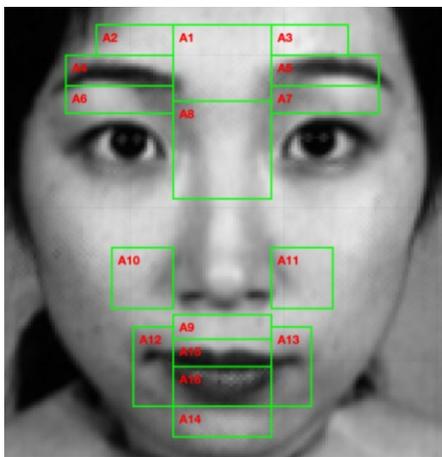
ขั้นตอนนี้ใช้เทคนิคการปรับภาพให้ตรงกัน (Image Registration) เพื่อให้ภาพใบหน้าทุกภาพอยู่ในพิกัดเดียวกันกับภาพพื้นแบบอ้างอิง โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อให้ตำแหน่งของการเปลี่ยนแปลงของกล้ามเนื้อใบหน้า (Facial Action Units: AUs) มีความแม่นยำตรงกันทุกภาพ ซึ่งจะช่วยให้ค่าพิกเซลที่เบี่ยงเบนสะท้อนเฉพาะการเคลื่อนไหวของกล้ามเนื้อบนใบหน้า ไม่ถูกรบกวนจากการขยับศีรษะ ใบหน้า หรือ มุมกล้อง

คณะวิจัยได้กำหนดใช้จุดศูนย์กลางของตำแหน่งอ้างอิง 3 จุดบนใบหน้า ได้แก่ คาซ้าย (P_L) คาขวา (P_R) และปลายจมูก (P_N) ซึ่งเป็นตำแหน่งที่มีความเสถียรและสามารถตรวจจับได้อย่างแม่นยำในทุกอารมณ์และท่าทางของใบหน้า โดยภาพต้นแบบอ้างอิง (T) ถูกสร้างจากค่าเฉลี่ยของภาพใบหน้าอารมณ์เป็นกลางจำนวน 3 ภาพของบุคคลหนึ่งเพื่อใช้เป็นแม่แบบในการจัดแนว จากนั้นนำภาพใบหน้าผ่านการปรับปรุงคุณภาพที่ต้องการจัดแนว มากำหนดตำแหน่ง P_L, P_R, P_N เช่นกัน

การหาตัวแปลงเชิงเรขาคณิตแบบ Similarity Transform ที่เหมาะสมระหว่างจุด P_L, P_R, P_N ของภาพเป้าหมายและภาพอ้างอิง ทำได้โดยวิธีกำลังสองน้อยที่สุดของ Umeyama [14] เพื่อคำนวณพารามิเตอร์การแปลงที่ดีที่สุด ได้แก่ มุมหมุน (θ) การปรับขนาด (s) และเวกเตอร์การเลื่อนตำแหน่ง (t_x, t_y) พารามิเตอร์เหล่านี้สามารถนิยามในรูปของเมทริกซ์เอกพันธ์ (homogeneous Transformation matrix) ดังสมการ (5)

$$A = \begin{bmatrix} s \cdot \cos(\theta) & -s \cdot \sin(\theta) & t_x \\ s \cdot \sin(\theta) & s \cdot \cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

ค่า A ที่คำนวณได้จะถูกนำไปใช้ในการแปลงพิกเซลของภาพเป้าหมายให้ตรงกับภาพอ้างอิงโดยใช้เทคนิค inverse mapping และ bilinear interpolation เพื่อให้ได้ค่าพิกเซลที่แม่นยำในภาพที่ลงทะเบียนแล้ว ผลลัพธ์ คือ ภาพใบหน้าที่ถูกจุดสำคัญ ถูกจัดให้อยู่ตำแหน่งพิกเซลเดียวกันกับภาพต้นแบบทำให้พร้อมสำหรับการเปรียบเทียบและสกัดคุณลักษณะในขั้นตอนต่อไป



รูปที่ 2 ตำแหน่ง 16 พื้นที่การเปลี่ยนแปลงบนอารมณ์เป็นกลางที่กำหนด

2.2 การสกัดและการสร้างเวกเตอร์คุณลักษณะต้นแบบ

2.2.1 การกำหนดพื้นที่การเปลี่ยนแปลง

หลังจากภาพทั้งหมดได้ผ่านการปรับปรุงคุณภาพภาพ ขั้นตอนต่อไป คือ การกำหนดพื้นที่สำหรับการสกัดเวกเตอร์คุณลักษณะเพื่อนำไปสร้างตัวกรองเปรียบเทียบ ในงานวิจัยนี้ได้เลือกพื้นที่การเปลี่ยนแปลง (Area of Change - AOC) จำนวน 16 พื้นที่บนใบหน้าอารมณ์เป็นกลางของบุคคลต้นแบบใช้ในการศึกษาดังรูปที่ 2

พื้นที่ที่เลือกมีความสอดคล้องกับการเปลี่ยนแปลงทางกายภาพที่สำคัญเมื่อแสดงทั้ง 7 อารมณ์ในชุดข้อมูล JAFFE และเชื่อมโยงกับหน่วยการเคลื่อนไหวกล้ามเนื้อบนใบหน้า (Facial Action Units - AUs) ในระบบ Facial Action Coding System (FACS) ของ Ekman & Friesen [15] ดังตารางที่ 1

ตารางที่ 1 ความเชื่อมโยงระหว่าง AOC และ AUs ที่เกี่ยวข้อง

AOC	AUs	คำอธิบายและเหตุผลในการเลือก
A1, A2, A3	AU1: Inner Brow Raiser, AU4: Brow Lowerer	ครอบคลุมบริเวณหน้าผากและหัวคิ้ว เพื่อตรวจจับการเลี้ยวคิ้วที่เป็นลักษณะเฉพาะของอารมณ์ประหลาดใจและกลัว หรือ การขมวดคิ้วของอารมณ์โกรธและเสียใจ
A4, A5	AU2: Outer Brow Raiser	การยกตัวของหางคิ้วซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของอารมณ์ประหลาดใจและกลัว
A6, A7	AU5: Upper Lid Raiser, AU7: Lid Tightener	บริเวณเปลือกตาบนและล่าง เพื่อตรวจจับการเบิกตากว้างที่เป็นลักษณะของอารมณ์ประหลาดใจและกลัว หรือ การหรี่ตาที่เป็นลักษณะของอารมณ์โกรธและรังเกียจ
A8	AU9: Nose Wrinkler	บริเวณสันจมูกเป็นคิ้วขมวดซึ่งสำคัญอย่างยิ่งสำหรับอารมณ์รังเกียจ
A9	AU10: Upper Lip Raiser	บริเวณเหนือริมฝีปากบน เพื่อตรวจจับการยกริมฝีปากบนขึ้นของอารมณ์รังเกียจและโกรธ
A10, A11	AU11: Nasolabial Furrow Deepener	บริเวณร่องแก้ม ซึ่งจะลึกขึ้นอย่างเห็นได้ชัดในอารมณ์มีความสุขและอารมณ์รังเกียจ
A12, A13	AU12: Lip Corner Puller, AU15: Lip Corner Depressor	บริเวณมุมปาก เป็นส่วนที่สำคัญที่สุดในการแยกระหว่างอารมณ์มีความสุข (ยกมุมปาก) และอารมณ์เสียใจ (คว่ำมุมปาก)
A14	AU17: Chin Raiser	บริเวณคาง เพื่อตรวจจับการยกและยื่นของคางซึ่งมักพบในอารมณ์เสียใจและอารมณ์โกรธ
A15, A16	AU23: Lip Tighten, AU26: Jaw Drop	บริเวณริมฝีปากและใต้ริมฝีปาก เพื่อตรวจจับอารมณ์โกรธ (การเม้มปาก) หรืออารมณ์ประหลาดใจ (การอ้าปาก)

2.1.2 การสร้างเวกเตอร์คุณลักษณะด้วยเทคนิคค่าเฉลี่ย

ในขั้นตอนนี้ จะใช้ภาพอ้างอิงของบุคคลต้นแบบที่ผ่านการปรับปรุงคุณภาพของแต่ละอารมณ์จำนวน 7 ภาพ เพื่อดึงข้อมูลพื้นที่ของการเปลี่ยนแปลงระดับเทาที่แทนด้วยเมทริกซ์ $A_{i,k} \in \mathbb{R}^{W \times H}$ โดยที่ i คือ ตำแหน่งพื้นที่การเปลี่ยนแปลง $i \in \{1, 2, 3, \dots, 16\}$ และ k คือ คัดนี้แทนอารมณ์บนใบหน้า $k \in \{1, 2, 3, \dots, 7\}$ ซึ่งมีความหมายดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 การอธิบายคัดนี้ k ที่แทนอารมณ์บนใบหน้า

คัดนี้ k	อารมณ์บนใบหน้า	ตัวย่อ	จำนวนภาพ
1	อารมณ์เป็นกลาง (Neutral)	NE	3
2	อารมณ์ประหลาดใจ (Surprise)	SU	3
3	อารมณ์โกรธ (Anger)	AN	3
4	อารมณ์รังเกียจ (Disgust)	DI	3
5	อารมณ์ความสุข (Happiness)	HA	4
6	อารมณ์เศร้า (Sadness)	SA	3
7	อารมณ์ความกลัว (Fear)	FE	4

จากนั้น เมทริกซ์ $A_{i,k}$ จะถูกแปลงเป็นเวกเตอร์ $\vec{a}_{i,k} \in \mathbb{R}^{WH \times 1}$ เพื่อประยุกต์ใช้แนวคิดการวิเคราะห์กลุ่มข้อมูล (Cluster Analysis) และอัลกอริทึมค่าเฉลี่ย (K-mean) เพื่อหาจุดศูนย์กลาง $c_{i,k}$ เพื่อเป็นตัวแทนของการกระจายค่าความเข้มในพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ดีที่สุดและทนทานต่อค่าผิดปกติ (Outliers) [16-17] การกำหนดปัญหาในลักษณะนี้สามารถเขียนในรูปหาค่าที่เหมาะสมที่สุด (Optimization Problem) ที่ต้องการลดค่าแอลวันนอร์ม ($L_1 - norm$) ของเวกเตอร์ความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าพิกเซลจุดศูนย์กลางของกลุ่มดังกล่าว (6)

$$c_{i,k} = \min_c \|\vec{a}_{i,k} - \vec{c}\|_1 \quad (6)$$

ค่าจุดศูนย์กลาง $c_{i,k}$ ที่ได้จะถูกนำไปใช้สร้างเวกเตอร์คุณลักษณะ (Feature Vector) $\vec{e}_{i,k}$ ที่ถูกขจัดอิทธิพลของค่าความสว่างโดยรวม (Global Intensity) ในบริเวณนั้นออกไปเหลือไว้เพียงรูปแบบการกระจายของความเข้มที่สำคัญต่อการจำแนกอารมณ์ ดังสมการ (7)

$$\vec{e}_{i,k} = \vec{a}_{i,k} - c_{i,k} \quad (7)$$

เวกเตอร์คุณลักษณะ $\vec{e}_{i,k}$ ที่ได้จะถูกนำไปใช้ในการวิเคราะห์เพื่อสร้างเวกเตอร์คุณลักษณะต้นแบบสำหรับใช้ตรวจสอบหาลักษณะเฉพาะของการเปลี่ยนแปลงเชิงพื้นที่สำหรับแต่ละอารมณ์ในขั้นตอนต่อไป

2.3 การสร้างเวกเตอร์เปรียบเทียบจำแนกอารมณ์

2.3.1 ค่าสหสัมพันธ์ไขว้เทียบมาตรฐาน

เพื่อลดความซับซ้อนของการคำนวณ คณะผู้วิจัยจึงต้องการคัดเลือกเฉพาะพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่มีนัยสำคัญในการจำแนกอารมณ์เท่านั้น จึงทดสอบโดยใช้เวกเตอร์คุณลักษณะ $\vec{e}_{i,k}$ สำหรับทุกอารมณ์ k ของพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ $i = 1 \dots 16$ จากภาพอ้างอิงที่ใช้ในขั้นตอนการสร้างเวกเตอร์เปรียบเทียบ เพื่อหาค่าสหสัมพันธ์ไขว้เทียบมาตรฐาน $NCC_{i,k}$ (Normalized Cross-Correlation) สำหรับตรวจสอบค่าความเหมือนระหว่างแต่ละอารมณ์ในพื้นที่เปลี่ยนแปลงเดียวกัน ดังสมการ (8)

$$NCC_{i,k} = \frac{\sum_{n=1}^L \vec{e}_{i,k}(n) \vec{F}_{i,k}(n)}{\|\vec{e}_{i,k}\|_2 \|\vec{F}_{i,k}\|_2} \quad (8)$$

กำหนดให้ $\vec{F}_{i,k}$ คือ เวกเตอร์คุณลักษณะต้นแบบในพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ i ของอารมณ์ k ค่า $NCC_{i,k}$ ที่ได้จะอยู่ในช่วง $[-1, +1]$ โดยหากค่าเข้าใกล้ $+1$ แสดงว่า เวกเตอร์คุณลักษณะของพื้นที่การเปลี่ยนแปลงนั้นมีความเหมือนกับตัวกรองเปรียบเทียบที่กำลังพิจารณาสูงค่านี้จะถูกนำมาใช้เป็นค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ในการบ่งชี้ว่าพื้นที่การเปลี่ยนแปลงนั้น สามารถจำแนกอารมณ์ k ได้แม่นยำเพียงใดในการสร้างชุดตัวกรองจำแนกอารมณ์ที่ต้องการนำเสนอ ผลการทดสอบ พบว่าพื้นที่บริเวณคิ้ว (A4, A5) พื้นที่บริเวณเปลือกตาบน (A6, A7) และพื้นที่บริเวณมุมปาก (A12, A13) เป็นบริเวณที่ให้ค่าความเหมือนสูงสุดในการจำแนกและครอบคลุมความแตกต่างของอารมณ์หลักได้ดีที่สุด

2.3.2 การสร้างชุดตัวกรองจำแนกอารมณ์

คณะผู้วิจัยเลือกเฉพาะพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ให้ค่าความเหมือนสูงสุดในการจำแนกจำนวน 6 ตำแหน่ง คือ $i \in \{4,5,6,7,12,13\}$ มาสร้างเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะต้นแบบ ซึ่งเกิดจากการต่อเวกเตอร์คุณลักษณะของพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่มีนัยสำคัญมาสร้างเป็นชุดตัวกรองเปรียบเทียบจำนวน 2 ชุด ประกอบไปด้วย

ชุดตัวกรองหลัก (Primary Filter Bank) $\vec{F}_{1,k}$

ทำหน้าที่จำแนกอารมณ์ที่มีการเปลี่ยนแปลงเด่นชัดบริเวณคิ้วทั้งสองข้าง (A4,A5) โดยใช้เวกเตอร์คุณลักษณะจากพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ $i \in \{4,5\}$ เพื่อจำแนก 5 อารมณ์ ดังสมการ (9)

$$\vec{F}_{1,k} = \begin{bmatrix} \vec{e}_{4,k} \\ \vec{e}_{5,k} \end{bmatrix}, \forall k \in \{1, 2, 3, 4, 5\} \quad (9)$$

ชุดตัวกรองยืนยันผล (Refinement Filter Bank) $\vec{F}_{2,k}$

ทำหน้าที่จำแนกสองอารมณ์ที่ซับซ้อนและไม่สามารถจำแนกได้จากชุดตัวกรองหลัก โดยใช้พื้นที่ที่มีความแตกต่างเด่นชัดระหว่างสองอารมณ์นี้ตามที่ได้อธิบายในตารางที่ 1 ได้แก่ บริเวณเปลือกตาบน (A6, A7) เพื่อตรวจสอบการเบียดกว้างซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของอารมณ์กลัว (FE) และพื้นที่บริเวณมุมปาก (A12, A13) เพื่อตรวจสอบการคว่ำมุมปากซึ่งเป็นการเปลี่ยนแปลงที่สำคัญของอารมณ์เสียใจ (SA) โดยใช้เวกเตอร์คุณลักษณะจากพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่ $i \in \{6,7,12,13\}$ เพื่อจำแนกสองอารมณ์ ดังสมการ (10)

$$\vec{F}_{2,k} = \begin{bmatrix} \vec{e}_{6,k} \\ \vec{e}_{7,k} \\ \vec{e}_{12,k} \\ \vec{e}_{13,k} \end{bmatrix}, \forall k \in \{6, 7\} \quad (10)$$

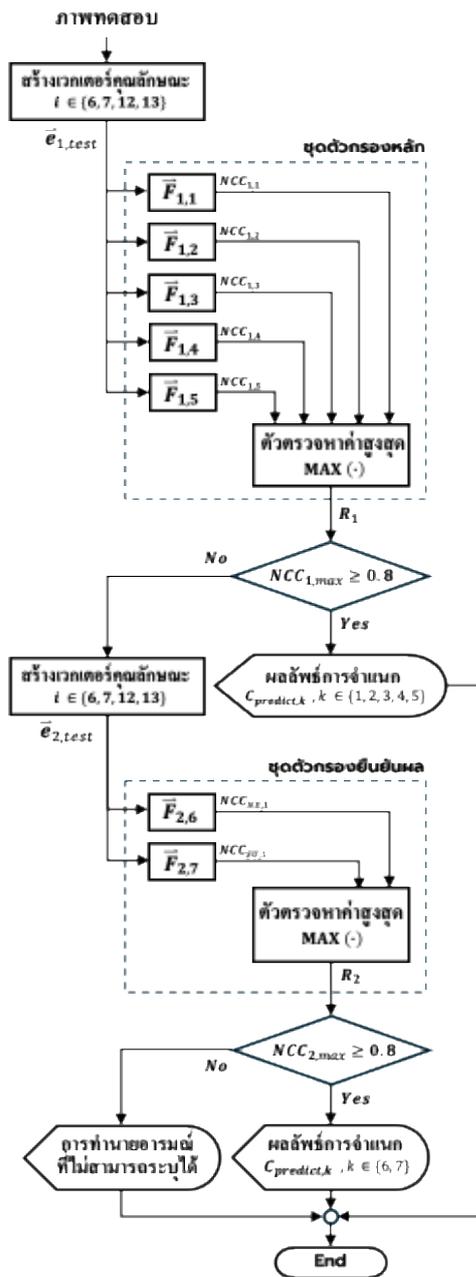
2.3.3 ระบบชุดตัวกรองจำแนกอารมณ์แบบสองขั้นตอน

เพื่อลดขั้นตอนการทำงานและเพิ่มประสิทธิภาพในการจำแนกอารมณ์ที่ซับซ้อน คณะผู้วิจัยจึงออกแบบระบบจำแนกอารมณ์แบบสองขั้นตอนที่ทำงานอิสระต่อกัน ประกอบไปด้วย ชุดตัวกรองหลักและชุดตัวกรองยืนยันผล โดยใช้ภาพทดสอบที่ผ่านกระบวนการปรับปรุงคุณภาพภาพเป็นสัญญาณนำเข้า ดังแสดงในรูปที่ 3 โดยมีขั้นตอนดังนี้

ขั้นตอนที่ 1 สัญญาณนำเข้าจะถูกสร้างเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะ $\vec{e}_{1,test}$ ในลักษณะเดียวกับกระบวนการสร้างตัวกรอง $\vec{F}_{1,k}$ เพื่อนำไปเปรียบเทียบกับตัวกรองเปรียบเทียบแต่ละ k ผลลัพธ์ที่ได้จะถูกป้อนเข้าสู่วงจรตรวจหาค่าสูงสุด (Maximum Detector) สำหรับเปรียบเทียบหาค่าสัญญาณที่ทำให้การตอบสนองสูงสุดออกมาเป็นผลลัพธ์ R_1 ในรูปแบบคู่ลำดับ $(C_{predict}, NCC_{max})$ โดยที่

NCC_{max} คือ ค่าสหสัมพันธ์ไขว้เทียบมาตรฐานระหว่างตัวกรองเปรียบเทียบกับเวกเตอร์คุณลักษณะภาพทดสอบแต่ละ k ตามลำดับ

$C_{predict}$ คือ คลาสชื่ออารมณ์ที่ทำนายได้ (Predicted Class) ซึ่งเกิดจากดัชนีที่ k ของตัวกรองที่ให้คะแนนความเหมือนสูงสุด



รูปที่ 3 ระบบชุดตัวกรองการจำแนกอารมณ์แบบสองขั้นตอนที่นำเสนอ

ขั้นตอนที่ 2 ค่า $NCC_{1,max}$ ของผลลัพธ์ R_1 จากชุดตัวกรองหลัก ถูกตัดสินใจเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ที่กำหนดไว้เท่ากับ 0.8 โดยหากค่าที่ได้สูงกว่าเกณฑ์จะให้ผลลัพธ์การจำแนกเป็นอารมณ์ $C_{predict}$ ซึ่งอยู่ในกลุ่ม $k \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ แล้วจบการทำงาน ในทางกลับกัน หากค่าที่ได้ไม่ผ่านเกณฑ์จะต้องดำเนินการตรวจสอบด้วยชุดตัวกรองยืนยันผลในขั้นตอนต่อไป

ขั้นตอนที่ 3 สัญญาณนำเข้าจะถูกสร้างเป็นเวกเตอร์คุณลักษณะ $\vec{e}_{2,test}$ ในลักษณะเดียวกับกระบวนการสร้างตัวกรอง $\vec{F}_{2,k}$ เพื่อนำผลลัพธ์ไปป้อนผ่านวงจรตรวจหาค่าสูงสุด (Maximum Detector) สำหรับเปรียบเทียบค่า R_2 ในรูปแบบคู่ลำดับเหมือนกับ R_1

ขั้นตอนที่ 4 ค่า $NCC_{2,max}$ ของผลลัพธ์ R_2 จากชุดตัวกรองยืนยันผล ถูกตัดสินใจเทียบกับค่าขีดเริ่มเปลี่ยน (Threshold) ที่กำหนดไว้เท่ากับ 0.8 โดยหากค่าที่ได้สูงกว่าเกณฑ์จะให้ผลลัพธ์การจำแนกเป็นอารมณ์ $C_{predict}$ ซึ่งอยู่ในกลุ่ม $k \in \{6, 7\}$ แล้วจบการทำงาน ในทางกลับกัน หากค่าที่ได้ไม่ผ่านเกณฑ์จะให้ผลลัพธ์การจำแนกเป็นการทำนายที่ไม่สามารถระบุอารมณ์ได้ (Unknow)

3. ผลการทดลองและการวิเคราะห์

ในขั้นตอนการทดสอบประสิทธิภาพระบบรู้จำอารมณ์บนใบหน้าที่น่าเสนอโดยใช้ข้อมูลภาพบุคคลต้นแบบที่ศึกษา ซึ่งมีจำนวนภาพแต่ละอารมณ์ดังตารางที่ 2 รวมทั้งหมด 23 ภาพ และเพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดลอย่างน่าเชื่อถือ คณะวิจัย ใช้วิธีทดสอบแบบไขว้ที่แบ่งข้อมูลออกเป็น 3 ส่วน (3-Fold Cross-Validation) ซึ่งเป็นวิธีที่ได้รับความนิยมในงานวิจัยด้าน FER [18] โดยในแต่ละรอบของการทดสอบจะใช้ข้อมูลจำนวน 1 fold เป็นชุดฝึกสอน (Train Set) เพื่อสร้างตัวกรองเปรียบเทียบ $\vec{F}_{1,k}$ และ $\vec{F}_{2,k}$ และใช้ข้อมูลจำนวน 2 fold ที่เหลือเป็นชุดทดสอบ (Test Set) โดยผลรวมการจำแนกอารมณ์ที่ถูกต้องหรือผิดพลาดของ แต่ละอารมณ์ ทั้ง 3 folds จะถูกรวมในรูปแบบเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ดังแสดงตารางที่ 3 และ 4

ตารางที่ 3 Confusion Matrix ที่ใช้ชุดตัวกรองแบบระดับเดียว $\vec{F}_{1,k}$

		อารมณ์จริงของภาพทดสอบ						
		NE	AN	DI	FE	HA	SA	SU
อารมณ์ที่ทำนายภาพทดสอบ	NE	6	0	0	0	0	0	0
	AN	0	6	0	0	0	0	0
	DI	0	0	6	6	0	0	0
	FE	0	0	0	3	0	0	0
	HA	0	0	0	0	9	0	0
	SA	0	0	0	0	0	6	0
	SU	0	0	0	0	0	0	6
	Unknow	0	0	0	0	0	0	0

ตารางที่ 4 Confusion Matrix ที่ใช้ชุดตัวกรองแบบระดับเดียว $\vec{F}_{2,k}$

		อารมณ์จริงของภาพทดสอบ						
		NE	AN	DI	FE	HA	SA	SU
อารมณ์ที่ทำนายภาพทดสอบ	NE	6	0	0	0	0	3	0
	AN	0	3	3	0	0	0	0
	DI	0	0	3	0	0	0	0
	FE	0	0	0	3	0	0	0
	HA	0	0	0	0	6	0	0
	SA	0	0	0	0	0	3	0
	SU	0	0	0	3	0	0	6
	Unknow	0	3	0	3	3	0	0

จากตารางที่ 3 และ 4 พบว่า ชุดตัวกรองแบบขั้นตอนเดียวที่ใช้เพียงพื้นที่การเปลี่ยนแปลงบริเวณคือ $F_{1,k}$ หรือ พื้นที่การเปลี่ยนแปลงบริเวณมุมปากและเปลือกตาบน $F_{2,k}$ ไม่สามารถจำแนกอารมณ์ได้ถูกต้องทั้งหมด โดยเฉพาะอย่างยิ่งอารมณ์ความกลัว (FE) ที่ผิดพลาดทั้งสองการทดสอบ รวมถึงเกิดการทำนายที่ไม่สามารถระบุอารมณ์ได้ (Unknow) เนื่องจากค่า NCC_{max} ต่ำกว่าเกณฑ์ที่กำหนดไว้ แสดงให้เห็นว่าแต่ละอารมณ์มีพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่เฉพาะเจาะจง และเมื่อทดสอบโดยใช้ชุดตัวกรองแบบสองขั้นตอนที่นำเสนอ ทำให้ได้ผลลัพธ์ดังตารางที่ 5

ตารางที่ 5 Confusion Matrix ผลทดสอบที่ใช้ระบบจำแนกที่นำเสนอ

		อารมณ์จริงของภาพทดสอบ						
		NE	AN	DI	FE	HA	SA	SU
อารมณ์ที่ทำนายภาพทดสอบ	NE	6	0	0	0	0	0	0
	AN	0	6	0	0	0	0	0
	DI	0	0	6	0	0	0	0
	FE	0	0	0	9	0	0	0
	HA	0	0	0	0	9	0	0
	SA	0	0	0	0	0	6	0
	SU	0	0	0	0	0	0	6
	Unknown	0	0	0	0	0	0	0

และเมื่อทำการวัดประสิทธิภาพของระบบโดยใช้เกณฑ์ค่าความถูกต้องโดยรวม (Overall Accuracy) ซึ่งนิยามถึง สัดส่วนของจำนวนภาพที่จำแนกถูกต้องต่อจำนวนภาพทั้งหมดแล้วคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ [19] ดังสมการ (11)

$$Overall Accuracy = \frac{Number\ of\ Corrected\ Prediction}{Total\ number\ of\ prediction} \quad (11)$$

เมื่อใช้จากผลจากตารางเมทริกซ์ความสับสนจากที่ตารางที่ 3 และ 4 พบว่า ชุดตัวกรองแบบขั้นตอนเดียว โดยใช้ $F_{1,k}$ หรือ $F_{2,k}$ สามารถจำแนกอารมณ์ได้ถูกต้องโดยรวม 87.50% และ 63.50% ตามลำดับ โดยอารมณ์ที่จำแนกผิดมากที่สุด คือ อารมณ์กลัว (FE) อย่างไรก็ดี เมื่อเพิ่มชุดตัวกรองเป็นสองขั้นตอนที่นำเสนอทำให้ประสิทธิภาพของการจำแนกอารมณ์ดีขึ้นอย่างชัดเจนอย่างมีนัยสำคัญ โดยให้ค่าความถูกต้องโดยรวมเป็น 100%

4. อภิปราย

ผลทดสอบที่ให้ค่าความถูกต้อง 100% บนชุดข้อมูลบุคคลอ้างอิงเป็นการพิสูจน์หลักการและประสิทธิภาพของระบบที่นำเสนอว่าสามารถลดความซับซ้อนและทรัพยากรในการคำนวณได้อย่างมีนัยสำคัญ โดยมีปัจจัยสำคัญ คือ (1) การลดมิติข้อมูล (Dimensionality Reduction) ผ่านการสกัดแควเตอร์คุณลักษณะต้นแบบจากพื้นที่การเปลี่ยนแปลงที่สำคัญเพียง 6 ตำแหน่ง และ (2) สถาปัตยกรรมการจำแนกแบบสองขั้นตอน (Two-Stage Classification) โดยในกรณีที่ดีที่สุด (Best Case) ซึ่งครอบคลุมอารมณ์ส่วนใหญ่ ระบบต้องการข้อมูลจากพื้นที่เพียง 1.5% ของภาพทั้งหมด

และในกรณีที่เลวร้ายที่สุด (Worst Case) ก็ยังใช้ข้อมูลเพียง 3.7% เท่านั้น การลดปริมาณข้อมูลในระดับนี้ส่งผลให้ความซับซ้อนเชิงเวลา (Time Complexity) ของระเบียบวิธีนี้อยู่ในระดับที่ใกล้เคียงเวลาของ $O(k)$ ซึ่งเป็นข้อได้เปรียบอย่างมากเมื่อเปรียบเทียบกับวิธีการของโครงข่ายประสาทเทียมแบบลึก (Deep Learning) โดยเฉพาะ โครงข่ายประสาทเทียมแบบคอนโวลูชัน (CNN) ที่มีจะประมวลผลข้อมูลจากภาพทั้งหมดผ่านหลายชั้นเลเยอร์ ซึ่งทำให้ความซับซ้อนเชิงเวลาเพิ่มขึ้นเป็นสัดส่วนโดยตรงกับจำนวนชั้นเลเยอร์ (L) และจำนวนพิกเซลของภาพทั้งหมด (N)

ดังนั้น ระบบที่นำเสนอแสดงให้เห็นอย่างชัดเจน ในการลดภาระการคำนวณและหน่วยความจำ ความต้องการทรัพยากรในการประมวลผลน้อยกว่าเหมาะสมอย่างยิ่งสำหรับแอปพลิเคชันที่ต้องการตอบสนองแบบทันทีบนอุปกรณ์ที่มีข้อจำกัด แต่ยังคงรักษาข้อมูลสำคัญที่จำเป็นต่อการจำแนกอารมณ์ไว้อย่างครบถ้วน รวมถึงสามารถอธิบาย (Interpretable) กระบวนการตัดสินใจได้อย่างชัดเจน

5. สรุป

ระบบที่นำเสนอและพิสูจน์หลักการของสถาปัตยกรรมสำหรับการรู้จำอารมณ์บนใบหน้าแบบจำเพาะเจาะจงบุคคล ซึ่งใช้หลักการประมวลผลสัญญาณดิจิทัลอย่างสมบูรณ์ เราได้แสดงให้เห็นว่าสถาปัตยกรรมที่ทำงานบนคุณลักษณะซึ่งสกัดมาจากพื้นที่การเปลี่ยนแปลง (Area of Change) ที่สำคัญเพียงไม่กี่แห่ง ผ่านกระบวนการหาคุณลักษณะต้นแบบ (Prototype Feature) และทำงานร่วมกับชุดตัวกรองเปรียบเทียบ (Matched Filter Bank) แบบสองขั้นตอน สามารถให้ประสิทธิภาพการจำแนกแบบจำเพาะเจาะจงบุคคล (Person-Specific) ได้อย่างสมบูรณ์แบบถึง 100%

ผลลัพธ์นี้ตอกย้ำถึงศักยภาพของระเบียบวิธีที่นำเสนอสำหรับงานประยุกต์ที่ต้องการความแม่นยำสูงและสามารถปรับให้เข้ากับผู้ใช้แต่ละคนได้ เช่น ระบบช่วยเหลือส่วนบุคคล หรือส่วนต่อประสานกับผู้ใช้แบบปรับตัวได้ (Adaptive User Interface) ความสำเร็จในการลดจำนวนพื้นที่ที่ต้องพิจารณาอย่างมาก โดยยังคงรักษาประสิทธิภาพสูงสุดไว้ได้แสดงให้เห็นถึงความสามารถของระบบในการทำงานอย่างมีประสิทธิภาพและมีน้ำหนักเบา

จากความสำเร็จด้านความแปรปรวนระหว่างบุคคล (Inter-subject Variability) ซึ่งเป็นปัญหาพื้นฐานในงานวิจัยด้าน FER งานวิจัยในอนาคต จึงควรมุ่งเน้นไปที่การพัฒนา ตัวกรองที่เป็นสากล หรือ การพัฒนาเทคนิคการปรับตัวข้ามโดเมน (Domain Adaptation) เพื่อปรับแก้ตัวกรองต้นแบบให้เข้ากับลักษณะของบุคคลเป้าหมายใหม่โดยอัตโนมัติ อันจะเป็นการขยายขอบเขตการใช้งานของระบบให้กว้างขวางและครอบคลุมยิ่งขึ้น

เอกสารอ้างอิง

- [1] M. Karnati, A. Seal, A. Seal, O. Krejcar, O. Krejcar, and A. Yazidi, "FER-net: facial expression recognition using deep neural net," *Neural Computing and Applications*, vol. 33, no. 15, pp. 9125–9136, Jan. 2021, doi: 10.1007/S00521-020-05676-Y.
- [2] C. Liu, K. Hirota, J. Ma, Z. Jia, and Y. Dai, "Facial Expression Recognition Using Hybrid Features of Pixel and Geometry," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 18876–18889, Jan. 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3054332.
- [3] O. Ekundayo and S. Viriri, "Facial Expression Recognition: A Review of Trends and Techniques," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 136944–136973, Sep. 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3113464.
- [4] P. Jiang, B. Wan, Q. Wang, and J. Wu, "Fast and Efficient Facial Expression Recognition Using a Gabor Convolutional Network," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 27, pp. 1954–1958, Oct. 2020, doi: 10.1109/LSP.2020.3031504.
- [5] J. Kommineni, S. Mandala, M. S. Sunar, and P. M. Chakravarthy, "Accurate computing of facial expression recognition using a hybrid feature extraction technique," *The Journal of Supercomputing*, vol. 77, no. 5, pp. 5019–5044, May 2021, doi: 10.1007/S11227-020-03468-8.
- [6] "Deep Facial Expression Recognition: A Survey," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 13, no. 3, pp. 1195–1215, Jul. 2022, doi: 10.1109/taffc.2020.2981446.
- [7] A. Khan, "Facial Emotion Recognition Using Conventional Machine Learning and Deep Learning Methods: Current Achievements, Analysis and Remaining Challenges," *Information*, vol. 13, no. 6, p. 268, May 2022, doi: 10.3390/info13060268.
- [8] "Understanding Deep Learning Techniques for Recognition of Human Emotions Using Facial Expressions: A Comprehensive Survey," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 72, pp. 1–31, Jan. 2023, doi: 10.1109/tim.2023.3243661.
- [9] S. Saurav et al., "Dual integrated convolutional neural network for real-time facial expression recognition in the wild," *The Visual Computer*, pp. 1–14, Feb. 2021, doi: 10.1007/S00371-021-02069-7.
- [10] Z. Song, "Facial Expression Emotion Recognition Model Integrating Philosophy and Machine Learning Theory," *Frontiers in Psychology*, vol. Volume 12-2021, 2021, doi: 10.3389/fpsyg.2021.759485.
- [11] M. J. Lyons, S. Akamatsu, M. Kamachi, and J. Gyoba, "Coding facial expressions with Gabor wavelets," *IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 200–205, Apr. 1998, doi: 10.1109/AFGR.1998.670949.
- [12] A. A. Kandeel, M. Rahmanian, F. Zulkernine, H. M. Abbas, and H. S. Hassanein, "Facial Expression Recognition Using a Simplified Convolutional Neural Network Model," *International Conference on Communications*, pp. 1–6, Mar. 2021, doi: 10.1109/ICCSIPA49915.2021.9385739.
- [13] M. Arora and M. Kumar, "AutoFER: PCA and PSO based automatic facial emotion recognition," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 80, no. 2, pp. 3039–3049, Jan. 2021, doi: 10.1007/S11042-020-09726-4.
- [14] S. Umeyama, "Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 13, no. 4, pp. 376–380, Apr. 1991, doi: 10.1109/34.88573.
- [15] P. Ekman, W. V. Friesen, and J. C. Hager, "Facial Action Coding System. Manual and Investigator's Guide," 2002.
- [16] X. Zhang, Y. He, Y. Jin, H. Qin, M. Azhar, and J. Z. Huang, "A Robust k-Means Clustering Algorithm Based on Observation Point Mechanism," *Complexity*, vol. 2020, pp. 1–11, Mar. 2020, doi: 10.1155/2020/3650926.
- [17] X. Li and H. Tan, "K-Means Algorithm Based on Initial Cluster Center Optimization," *Springer, Cham*, 2020, pp. 310–316. doi: 10.1007/978-3-030-43306-2_44.
- [18] S. Jayaraman and A. Mahendran, "CNN-LSTM based emotion recognition using Chebyshev moment and K-fold validation with multi-library SVM," *PLOS ONE*, vol. 20, no. 4, p. e0320058, 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0320058.
- [19] S. Yammen and W. Limsripraphan, "Matched Filter Detector for Textile Fiber Classification of Signals with Near-Infrared Spectrum," *Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference*, pp. 501–505, Nov. 2022, doi: 10.23919/APSIPAASC55919.2022.9980054.