

Penerapan Algoritma *Fuzzy C-Means* untuk Mendeteksi Emosi Berbasis Fitur Mata

Inez Hafizhah Febrina¹, Yuni Yamasari²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Surabaya

¹inez.22122@mhs.unesa.ac.id

²yuniyamasari@unesa.ac.id

Abstrak— Emosi mengkomunikasikan dan membangkitkan perilaku manusia, oleh karena itu analisis emosi sangat diperlukan untuk memahami kondisi afektif secara objektif. Salah satu cara potensial untuk melakukannya adalah melalui analisis biometrik mata karena Fitur mata dapat digunakan untuk merepresentasikan perubahan emosional sebagai data numerik. Pendekatan pembelajaran tanpa pengawasan dari pengelompokan untuk deteksi emosi berdasarkan fitur Mata digunakan untuk membandingkan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) dalam penelitian ini.

Untuk yang pertama, kumpulan Data dikumpulkan dari 27 partisipan dengan jumlah 72.632 *frame* termasuk *FrameNo*, *A_p2p6_L/R*, *B_p3p5_L/R*, *C_p1p4_L/R*, *ear_L/R*, dan *avg_ear* dalam format numerik yang mewakili fitur biometrik mata. Penelitian ini memiliki tahapan sebagai berikut: Penggabungan kumpulan data, perhitungan dimensi *valence* dan *arousal*, normalisasi data, penggabungan pengelompokan FCM untuk proses masuk dengan jarak euclidean invers FCM dari emosi tertentu dengan probabilitas yang sama untuk setiap label *cluster* untuk menemukan pusatnya; kemudian menerapkan kriteria pemungutan suara mayoritas dengan menggunakan emosi dominan dari partisipan sebelumnya yang terdapat pada label berbeda dalam kelompok. Hasilnya menunjukkan Skor Silhouette sebesar 0,3936 yang diberikan oleh FCM; oleh karena itu, menunjukkan bahwa *Fuzzy C-Means* memiliki kualitas yang lebih baik pada pemisahan *cluster* dalam mengatur pola emosi berdasarkan fitur Mata.

Kata Kunci— *Fuzzy C-Means*, fitur mata, *valence-arousal*, emosi

I. PENDAHULUAN

Manusia adalah makhluk emosional. Emosi mereka memainkan peran besar dalam komunikasi, pengambilan keputusan, dan respons. Jadi, untuk mendapatkan penilaian keadaan emosi yang lebih objektif baik dari segi konteks pendidikan maupun interaksi digital, diperlukan analisis emosi [1]. Salah satu pendekatan yang berkembang adalah analisis biometrik berdasarkan ciri-ciri Mata karena Daerah mata memiliki kepekaan yang sangat tinggi dalam hal titik reaksi emosional dan mampu direpresentasikan secara numerik *Eye Aspect Ratio* (EAR), pola kedipan dan gerakan mata [2], [3]. Studi menunjukkan bahwa ciri-ciri mata sangat berkorelasi dengan emosi dan dapat digunakan sebagai parameter untuk analisis afektif berbasis komputasi [4].

Metode Pengelompokan pengolahan data emosi merupakan prosedur Pengelompokan yang tidak menggunakan label awal. Algoritma *K-Means* merupakan metode yang sederhana dan efisien untuk diterapkan pada data numerik berdimensi tinggi [5]. *K-Means* berhasil bekerja paling baik di antara ketiga algoritma pengelompokan tersebut yang dapat dilihat dari jumlah *cluster* = 2 dan Skor Silhouette dari semua algoritma

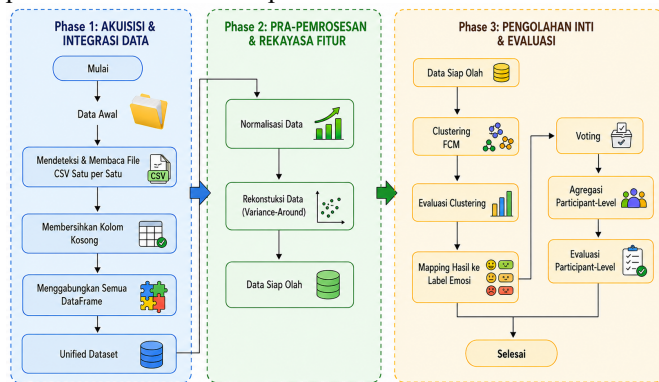
pengelompokan ditunjukkan pada hasil tersebut dengan skor tinggi adalah 0,7702. Hal itu berdasarkan referensi yang ditulis oleh Dhendy Mardiansyah Putra, *K-Means* performa dipilih untuk membentuk *cluster* kompak dengan menggunakan *K-Means* sebagai pusat *cluster* yang memiliki kinerja tinggi dibandingkan dengan dua metode lainnya *Fuzzy C-Means* dan DBSCAN [6]. Tetapi *K-Means* terbatas karena setiap data hanya dimiliki oleh 1 *cluster* (*hard clustering*) sehingga tidak fleksibel

Metode Pengelompokan pengolahan data emosi merupakan prosedur Pengelompokan yang tidak menggunakan label awal. Algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) adalah algoritma berbasis pengelompokan lunak yang memungkinkan setiap data menjadi bagian dari beberapa *cluster* dengan derajat keanggotaan terkait [7]. Penelitian Krasnov dkk. menunjukkan bahwa pendekatan FCM yang disebutkan di atas berkinerja jauh lebih baik, dalam segmen dengan tingkat tumpang tindih yang tinggi, karena menangkap transisi antar data secara lebih alami [8]. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan informasi visual di daerah mata dan arah pandangan merupakan isyarat utama dalam persepsi emosi manusia [9]. Penelitian sebelumnya juga menunjukkan informasi visual di daerah mata dan arah pandangan merupakan isyarat utama dalam persepsi emosi manusia [5], [2], sehingga memungkinkan fitur biometrik mata berfungsi sebagai representasi korelasional kuantitatif dalam analisis emosi berbasis data. Referensi dari literatur, dalam penelitian ini FCM dipilih untuk membandingkan pada dataset fitur mata untuk dianalisis cara yang sesuai untuk membentuk struktur emosi dengan data numerik melalui pendekatan *valence-arousal*.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan *Fuzzy C-Means* (FCM) algoritma untuk mendeteksi emosi berdasarkan mata biometrik fitur dengan tanpa pengawasan pendekatan pembelajaran pada pengelompokan tanpa label menggunakan data berdasarkan pola-pola yang sama. Tahap penelitian dimulai dengan mengumpulkan data biometrik mata yang diambil dari ekstraksi *eye-tracking* di *file csv*, kemudian masuk ke tahap pra-pemrosesan seperti penggabungan dataset, normalisasi fitur dan transformasi data menjadi representasi emosi menggunakan model *valence-arousal* dengan menggabungkan *Eye Aspect Ratio* (EAR). Data yang diproses selanjutnya dikelompokkan dengan menggunakan *Fuzzy C-Means* sebagai algoritma pengelompokan lunak yang memungkinkan setiap data memiliki tingkat keanggotaan tertentu di lebih dari satu *cluster*.

Hasil pengelompokan pada *frame-level* dipetakan dalam kategori emosi, dan untuk meningkatkan konsistensi hasil, mekanisme *voting* mayoritas dilakukan pada level partisipan dengan menggabungkan label emosi dari semua *frame* sehingga diperoleh emosi yang dominan pada masing-masing subjek. Selain dari pengelompokan *frame-level*, dan kinerja level partisipan dievaluasi dengan beberapa parameter yaitu *Silhouette Index*, *Davies-Bouldin Index (DBI)*, *Calinski-Harabasz Index (CHI)*, *Fuzzy Partition Coefficient (FPC)*, serta *Manhattan Distance* untuk mengevaluasi bagaimana struktur *cluster* yang kompak, dapat dipisahkan dan jelas terbentuk. Kumpulan data terdiri dari 27 partisipan yang memiliki jumlah total data *frame* 72.632 dimana setiap data merepresentasikan kondisi mata terhadap nilai *Eye Aspect Ratio (EAR)* dan fitur turunannya. Alur kerja umum metode penelitian diilustrasikan pada Gambar 1.



Gbr. 1 Diagram Alur Pembangunan Model

A. Lingkungan Komputasi dan Library yang Digunakan

Algoritma Python sebagai bahasa pemrograman utama untuk memproses data dan menerapkan algoritma pengelompokan dalam penelitian ini. Penggunaan lingkungan komputasi bergaya *notebook* memungkinkan eksplorasi, pemodelan, dan evaluasi data dilakukan secara interaktif dan terorganisir. Pustaka yang digunakan dalam penelitian ini termasuk *Pandas* untuk memproses data penelitian ini, *NumPy* untuk komputasi numerik, *Scikit-learn* dan juga pustaka lain yang digunakan seperti *Matplotlib* untuk visualisasi data, *Scipy* dan *skfuzzy* untuk mengimplementasikan algoritma *Fuzzy C-Means*. Alasan untuk menggunakan pustaka yang berbeda adalah untuk mengikuti proses analisis data yang lazim digunakan mulai dari pra-pemrosesan hingga memeriksa hasil pengelompokan secara efisien.

B. Deskripsi Data

Kumpulan data ini berisi data numerik yang diperoleh dari ekstraksi fitur biometrik mata yang Diperkirakan berdasarkan Pelacakan Mata dan disimpan dalam format *.csv*. Kumpulan data tersebut terdiri dari data dari 27 partisipan yang mencakup total 72.632 jumlah *frame* data dimana setiap baris data sesuai dengan kondisi mata pada satu *frame* video.

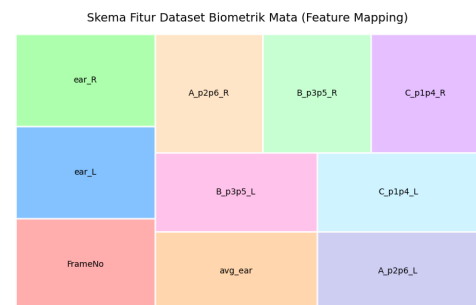
Fitur utama yang penelitian gunakan dalam pekerjaan ini adalah *Eye Aspect Ratio (EAR)* saat dihitung menggunakan koordinat *landmark* wajah untuk mata, serta beberapa fitur

turunan seperti: *ear L* (nilai EAR dihitung pada mata kiri), *ear R* (nilai EAR dihitung pada mata kanan) dan *avg ear* (nilai EAR rata-rata). Karakteristik ini mewakili kondisi pembukaan mata yang terkait dengan ekspresi dan keadaan emosional.

Terlepas dari ciri-ciri dasarnya, penelitian ini juga menggunakan ciri-ciri yang lebih kompleks: asimetri antara mata kiri dan kanan, yang menunjukkan bahwa kondisi pada kedua mata ini berbeda, dan *delta EAR* untuk menunjukkan perubahan nilai EAR pada *frame-level* yang berdekatan. Selain itu, parameter geometrik jarak antara titik-titik tengara menjadi berbobot (A, B, dan C) yang merupakan komponen dasar untuk perhitungan EAR. Penelitian ini menggunakan kombinasi atribut statis dan dinamis yang memberikan gambaran yang lebih komprehensif tentang kondisi mata dalam analisis emosi.

Kumpulan data disusun sedemikian rupa sehingga analisis dapat dilakukan pada dua tingkat: pada tingkat kerangka gambaran umum tentang bagaimana emosi bervariasi, dan pada tingkat partisipan dengan menggabungkan (pemungutan suara) untuk mendapatkan emosi yang paling dominan untuk setiap individu. Untuk digunakan mengelompokkan emosi seperti melalui metode pembelajaran tanpa pengawasan seperti *Fuzzy C-Means*, kumpulan data ini kurang lebih merupakan data numerik kontinu.

Kumpulan Data di penelitian ini terdiri dari sejumlah file *.CSV*, dengan masing-masing partisipan sebagai data. Dalam keadaan pertama, file kumpulan data terdiri dari 9 kolom, termasuk nomor *frame-level* dan parameter A, B, C untuk setiap mata bersama dengan *Eye Aspect Ratio (EAR)* untuk mata kiri (*ear L*) dan mata kanan (*ear R*). Struktur menunjukkan jika geometri mata sesuai dengan titik tengara wajah. Gambar 2 juga menunjukkan templat pertama tentang tampilan kumpulan data kita. setiap baris menunjukkan satu fitur *frame-level* dan mata (tidak ada identitas sumber data).



Gbr. 2 Dataset Awal (Sebelum Penggabungan)

Pada langkah selanjutnya, tahap menggabungkan semua data dari setiap partisipan menjadi satu kumpulan data utama untuk analisis yang lebih mudah. Kolom Sumber Merging Penggabungan Data: Saat menambahkan kolom baru, yang memiliki 2 tujuan; menampilkan asal data, atau identitas partisipan pada setiap baris data. Jadi, kumpulan data gabungan terakhir akan memiliki 10 kolom.

Menyertakan kolom sumber membantu melacak data, yang memungkinkan dua kemungkinan: analisis dapat dilakukan pada tingkat kerangka dan orang, terutama dalam hal

memperoleh keluaran melalui agregasi menggunakan metode pemungutan suara. Gambar 3 menunjukkan format kumpulan data setelah proses penggabungan ini. yang menunjukkan adanya lebih banyak kolom, sebagai indikator bahwa ini bukan sumber data.

Dataset Biometrik Mata Setelah Penggabungan Kolom
(11 Kolom – Termasuk Kolom "Source")



Gbr. 3 Dataset Setelah Penggabungan dengan Penambahan Kolom Source

C. Preprocessing Data

Pra-pemrosesan data Tahap pra-pemrosesan data dilakukan agar kumpulan data siap untuk proses pengelompokan. Fokus dari proses ini adalah menyiapkan data dalam struktur yang konsisten, dengan kualitas yang tepat dan representasi fitur yang relevan dalam penerapan analisis emosi berbasis biometrik mata. Penelitian ini memiliki tahapan pra-pemrosesan termasuk penggabungan kumpulan data, rekayasa fitur, dan normalisasi data yang merupakan tahapan standar dalam setiap proses yang melibatkan penambahan data dan pembelajaran mesin [10].

1. Penggabungan Dataset

Kumpulan Data Awalnya Terdiri dari 27 File. Semuanya memiliki nama kolom yang sama, yang berarti setiap csv sesuai dengan satu partisipan. Untuk analisis yang lebih mudah, dan karena sebagian besar langkah sebelumnya dikodekan dalam Pandas, kumpulan data umum diekspor dalam Pandas.

Di sini, kolom baru yang ditambahkan menunjukkan kolom sumber yang akan bertindak sebagai penanda ID partisipan untuk setiap baris data. Tujuan untuk memiliki kolom ini adalah dalam rangka untuk melacak data, dan melaksanakan analisis tidak hanya di tingkat *frame* tetapi juga di tingkat partisipan yaitu selama proses agregasi menggunakan metode *voting*.

Ini logika integrasi data berfungsi sebagai langkah perantara dalam proses yang disebut data preprocessing di mana anda mengintegrasikan semua struktur dari waktu ke waktu sebelum analisis. [11].

2. Perhitungan dan Rekayasa Fitur

Tujuan dari tahap ini adalah untuk mendapatkan representasi fitur yang lebih deskriptif sehubungan dengan data mentah. Mereka menggunakan *Eye Aspect Ratio* (EAR) sebagai fitur utama dengan perhitungan geometrik berdasarkan jarak titik penanda wajah A, B, dan C pada mata.

Di luar fitur dasar ini, fitur turunan tertentu dihitung sebagai berikut:

- *ear_L* dan *ear_R*, yaitu nilai EAR untuk mata kiri dan kanan
- *avg_ear*, yaitu rata-rata EAR yang merepresentasikan kondisi umum bukaan mata
- *asymmetry*, yaitu selisih antara *ear_L* dan *ear_R* yang digunakan untuk mendeteksi ketidakseimbangan kondisi mata
- *delta EAR*, yaitu perubahan nilai EAR antar *frame* yang digunakan untuk menangkap dinamika temporal pergerakan mata

Proses pengembangan fitur ini merupakan bagian dari *feature engineering* yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas representasi data sehingga lebih relevan dalam proses analisis dan pembelajaran mesin [4]. Penggunaan kombinasi fitur statis dan dinamis memungkinkan model menangkap pola emosi yang lebih kompleks dan tidak hanya bergantung pada kondisi sesaat.

3. Normalisasi Data

Setelah kita memiliki fitur-fitur tertentu normalisasi ini dilakukan untuk membawa semua fitur menjadi serupa scaling. Normalisasi ini dimaksudkan agar tidak ada fitur untuk mendominasi *clustering*, yang akan terjadi jika ada fitur yang lebih besar skala nilai.

Fuzzy C-Means adalah jarak berbasis algoritma yang dapat secara signifikan dipengaruhi oleh skala perbedaan data. Hasil *Clustering* dapat menjadi bias untuk beberapa fitur tanpa normalisasi dan ini adalah mengapa penelitian ini menggunakan normalisasi [12]. Oleh karena itu, normalisasi menjadi langkah penting untuk meningkatkan kualitas hasil pengelompokan.

Pada penelitian ini, proses normalisasi dilakukan menggunakan metode *Min-Max Normalization* untuk mengubah rentang nilai fitur menjadi skala 0–1. Persamaan normalisasi ditunjukkan sebagai berikut:

$$V' = \frac{V - V_{min}}{V_{Max} - V_{min}} \quad (1)$$

4. Seleksi dan Penyesuaian Fitur untuk *Clustering*

Pada langkah pra-pemrosesan terakhir, fitur yang bertanggung jawab untuk pengelompokan dipilih dan digunakan. Sedangkan fitur yang digunakan diilustrasikan dalam dimensi *valence-arousal*, dan nilai *valence* diberikan dengan mengubah *avg_ear* dan fitur seperti *delta EAR* mewakili gerakan perubahan emosi.

Tahap ini bertujuan untuk memastikan bahwa penggunaan fitur benar-benar relevan dalam merangkum kondisi emosional sehingga dapat meningkatkan kualitas keluaran pengelompokan yang dihasilkan [4].

D. Representasi Emosi (*Valence-Arousal*)

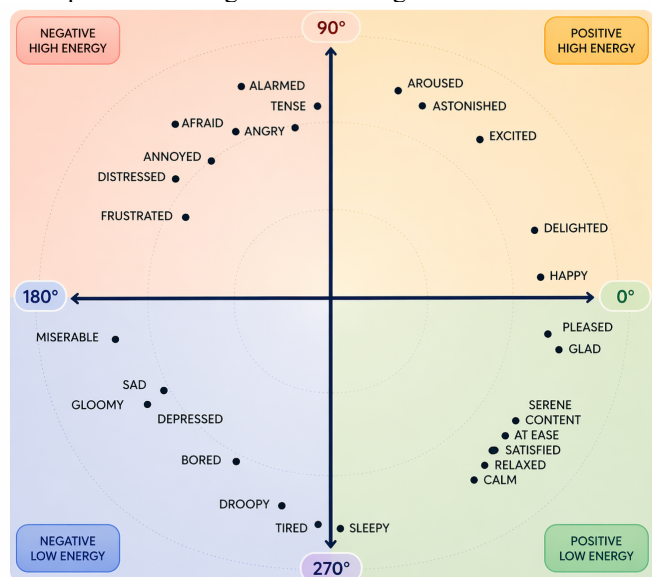
Dalam penelitian ini, penulis menggunakan *valence-arousal* dimensi representasi dari emosi yang dipetakan ke keadaan emosional dalam ruang 2D. *Valence* dimensi ini terkait dengan positif/negatif dari emosi, sementara *arousal* menjelaskan bagaimana intens atau diaktifkan (bukan

dinonaktifkan) adalah bahwa emosi [13]. Ini pada dasarnya masih berlangsung representasi dari emosi, dan juga memungkinkan untuk lebih fleksibel daripada metode kategorikal.

Nilai *valence* diturunkan dari rata-rata fitur mata yang memahami perilaku membuka mata, dan *arousal* emosi dimana fitur dinamis *delta EAR* akan menunjukkan perubahan kondisi mata di sela-sela *frame*. Kedua atribut ini digabungkan untuk membuat ruang fitur 2D yang digunakan sebagai dasar untuk pengelompokan.

Dalam ruang *valence-arousal* konseptual terdapat beberapa kuadran yang diklasifikasikan sebagai berikut: positif dan berenergi tinggi (gembira/*Joy*); positif dan berenergi rendah (tenang/*Calm*); tingkat energi negatif dan tinggi (marah/*Anger* dan frustrasi/*Frustration*) dan negatif dengan tingkat energi rendah (sedih/*Sad*). Representasi ini membantu dalam menafsirkan hasil pengelompokan mengingat ia menghubungkan distribusi data dengan kategori emosi tertentu.

Hasil transformasi data ke dimensi *valence-arousal* kemudian digunakan sebagai masukan dalam metode *Fuzzy C-Means* untuk mengklasifikasikan data ke dalam kelompok-kelompok sesuai dengan kecenderungan distribusi emosi.



Gbr. 4 Representasi Emosi dalam Dimensi *Valence-Arousal* Koordinat Skala Sirkular Langsung untuk 28 Kata Emosi (Russell, 1980).

E. Proses Clustering

Setelah data ditransformasi menggunakan *valence-arousal* dimensi, dua metode *clustering* (*Fuzzy C-Means* (FCM) yang bekerja sebagai tanpa pengawasan teknik pembelajaran. Proses *clustering* mengelompokkan data berdasarkan kesamaan pola dan apakah ini tanpa menggunakan label awal.

Fuzzy C-Means adalah algoritma pengelompokan lunak yang memungkinkan setiap data memiliki keanggotaan di lebih dari satu *cluster*. Ini karena setiap titik data memiliki tingkat keanggotaan di setiap *cluster*, dan dengan demikian pengelompokan dengan persimpangan fuzzy dapat lebih sesuai untuk kumpulan data tertentu di mana karakteristiknya

tidak begitu mudah didefinisikan karena sering kali berada dalam emosi. FCM meminimalkan fungsi objektif berdasarkan jarak dan derajat keanggotaan [8].

Penelitian ini menerapkan algoritma *Fuzzy C-Means* ke dalam data transformasi *valence-arousal* dan menciptakan serangkaian emosi berdasarkan bagaimana data menyebar. Kemudian, melalui pendekatan soft clustering, setiap data memiliki derajat keanggotaan pada lebih dari satu *cluster* sehingga mampu merepresentasikan transisi dan tumpang tindih emosi secara lebih fleksibel. Hasil clustering kemudian digunakan untuk menganalisis pola emosi berdasarkan fitur biometrik mata.

F. Mapping Klaster ke Emosi

Langkah terakhir dari proses *clustering* dilakukan dengan algoritma *Fuzzy C-Means* yang hanya akan menghasilkan label dalam bentuk indeks *cluster* yang tidak berkorelasi langsung dengan makna emosional. Dengan demikian pemetaan dilakukan untuk menghubungkan di setiap *cluster* dengan kategori emosi tertentu menggunakan distribusi nilai dari ruang *valence-arousal*.

Proses pemetaan dilakukan berdasarkan analisis karakteristik masing-masing *cluster*, terutama dilihat dari nilai rata-rata *valence* dan *arousal* data yang termasuk dalam *cluster*. Selanjutnya, kelompok dipetakan ke dalam kategori emosi berdasarkan posisinya dalam ruang dua dimensi (kegembiraan, ketenangan, kemarahan sedih atau frustrasi).

Misalnya, kelompok dengan *valence* angka positif dan *arousal* tinggi dapat diartikan sebagai emosi kegembiraan dan kelompok dengan *valence* negatif melakukan kesedihan dengan *arousal* rendah. Metode ini disebut model *valence-arousal* yang telah banyak digunakan saat bekerja dengan representasi dimensi emosi [13].

Proses pemetaan ini bersifat interpretatif; tidak mempengaruhi hasil pengelompokan, namun sangat penting untuk memberikan makna pada kelompok data yang dibentuk agar hasil analisis dapat masuk akal dalam kaitannya dengan emosi manusia. Contoh umum lain dari ukuran jenis relasi ini adalah pada penelitian pengelompokan untuk menghubungkan antara hasil pengelompokan dengan label semantik [14].

G. Mekanisme Voting Emosi

Setelah pemetaan klaster ke dalam kategori emosi selesai, kita dapat mengidentifikasi emosi dominan pada tingkat masing-masing partisipan. Karena data yang penulis gunakan berada pada *frame-level*, pengelompokan dapat menghasilkan perubahan label emosi yang cukup bervariasi di satu partisipan. Oleh karena itu, pemungutan suara mayoritas digunakan untuk memperoleh representasi emosi yang lebih rendah.

Untuk metode *voting*, ujaran dari semua *frame* dalam satu partisipan akan dikumpulkan hasil pemetaan label emosinya dan kemudian dihitung berapa kali masing-masing muncul. Emosi yang paling sering muncul dipilih sebagai emosi dominan yang mewujudkan status emosional masing-masing partisipan.

Skema pemungutan suara semacam itu berfokus pada pengurangan ketidakkonsistenan di antara hasil pengelompokan berdasarkan objek dan menstabilkan hasil

analisis dari perspektif tingkat *frame-level* individu. Metode agregasi ini biasanya digunakan untuk menganalisis data temporal untuk menghasilkan keputusan yang lebih invarian dan stabil [15].

Akibatnya, meskipun hasil akhir dari penelitian ini adalah kategorisasi emosi pada tingkat *frame*, penelitian ini juga menghasilkan klasifikasi emosi utama untuk setiap partisipan yang dapat digunakan untuk eksplorasi lebih lanjut.

H. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi dilakukan untuk mengukur kualitas hasil pengelompokan pada algoritma *Fuzzy C-Means*. Penelitian ini tidak menerapkan pembelajaran yang diawasi tanpa label awal dengan menggunakan pemisahan dalam *cluster* dan kohesi *cluster*, yang merupakan metrik evaluasi internal.

Evaluasi dilakukan pada dua tingkatan, yaitu *frame-level* untuk kualitas pengelompokan pada satu data dan *participant-level* setelah menerapkan metode *voting* untuk mengevaluasi kestabilan hasil pada level *participant*.

Metrik evaluasi spesifik yang digunakan dalam penelitian ini dirinci di bawah ini:

1. Silhouette Index

Silhouette Index digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan suatu data terhadap *cluster*-nya dibandingkan dengan *cluster* lain. Nilai *Silhouette* berada pada rentang -1 hingga 1, di mana nilai yang mendekati 1 menunjukkan bahwa data berada pada *cluster* yang tepat dan memiliki pemisahan yang baik dengan *cluster* lain [16]. Tingkat kemiripan suatu data terhadap *cluster*-nya dibandingkan dengan *cluster* lain dihitung menggunakan *Silhouette Index* dengan rumus sebagai berikut:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (2)$$

2. Davies-Bouldin Index (DBI)

Davies-Bouldin Index (DBI) digunakan untuk mengevaluasi rasio antara jarak *intra-cluster* dan *inter-cluster*. Nilai DBI yang lebih kecil menunjukkan kualitas *cluster* yang lebih baik karena menandakan *cluster* yang lebih kompak dan memiliki pemisahan yang baik [17]. Untuk mengevaluasi rasio antara jarak *intra-cluster* dan *inter-cluster*, digunakan *Davies-Bouldin Index* yang dirumuskan sebagai berikut:

$$DBI = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left(\frac{S_i + S_j}{M_{ij}} \right) \quad (3)$$

3. Calinski-Harabasz Index (CHI)

Calinski-Harabasz Index (CHI) mengukur perbandingan antara dispersi antar *cluster* dan dispersi dalam *cluster*. Nilai CHI yang lebih tinggi menunjukkan bahwa *cluster* memiliki struktur yang lebih jelas dan terpisah dengan baik [18]. Perbandingan antara dispersi antar *cluster* dan dispersi dalam *cluster* diukur menggunakan *Calinski-Harabasz Index* melalui persamaan di bawah ini:

$$CH = \frac{Tr(B_k)/(k-1)}{Tr(W_k)/(n-k)} \quad (4)$$

4. Fuzzy Partition Coefficient (FPC)

Fuzzy Partition Coefficient (FPC) digunakan khusus untuk mengevaluasi hasil *clustering* pada metode *Fuzzy C-Means*. Metrik ini mengukur tingkat kejelasan pembagian data ke

dalam *cluster* berdasarkan nilai keanggotaan (*membership value*). Nilai FPC yang mendekati 1 menunjukkan kualitas partisi yang lebih baik [19]. Kualitas pembagian data pada metode *Fuzzy C-Means* dievaluasi berdasarkan nilai keanggotaannya menggunakan *Fuzzy Partition Coefficient* dengan rumus

$$FPC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2 \quad (5)$$

5. Manhattan Distance

Manhattan Distance digunakan sebagai alternatif pengukuran jarak antar data dalam proses evaluasi *clustering*. Metrik ini menghitung jarak berdasarkan jumlah selisih absolut antar dimensi, sehingga dapat memberikan perspektif tambahan dalam menilai kedekatan data dalam suatu *cluster* [20]. Penghitungan jarak antar data berdasarkan jumlah selisih absolut antar dimensi dilakukan dengan menggunakan *Manhattan Distance* sebagai berikut:

$$D(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| \quad (6)$$

Penggunaan beberapa metrik evaluasi ini bertujuan untuk memberikan analisis yang lebih komprehensif terhadap performa algoritma *Fuzzy C-Means* dalam mengelompokkan data emosi berbasis fitur biometrik mata.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Evaluasi Model pada Berbagai Metode Klasterisasi

Banyak metrik validasi internal yang digunakan untuk evaluasi model pengelompokan emosi berdasarkan fitur biometrik mata seperti *Silhouette Score*, *Davies-Bouldin Index* (DBI), *Calinski-Harabasz Index* (CHI), *Fuzzy Partition Coefficient* (FPC), serta *Mean Manhattan Distance*. Evaluasi ini dirancang untuk mengevaluasi kualitas struktur *cluster* berdasarkan seberapa baik mereka dipisahkan (jarak antar *cluster*), kekompakan (ukuran *cluster*) serta kedekatan distribusi data terhadap sentroid *cluster*. Penelitian ini menggunakan algoritma *Fuzzy C-Means* (FCM) sebagai metode *soft clustering* pada data *frame-level* (*non-voting*) untuk menganalisis pola emosi berdasarkan fitur biometrik mata.

TABEL II
HASIL EVALUASI CLUSTERING

| Metode | Silhouette | DBI | CHI | FPC | Manhattan |
|--------|------------|--------|----------|--------|-----------|
| FCM | 0,3936 | 0,8044 | 63845,09 | 0,8014 | 2,5194 |

Analisis hasil yang ditunjukkan pada Tabel II dapat dilihat bahwa Metode FCM tersebut menghasilkan kualitas *cluster* yang cukup baik dalam memetakan fitur biometrik mata ke dalam ruang emosi berbasis *valence-arousal*. Pada *Fuzzy C-Means* dengan nilai Skor *Silhouette* sebesar 0,3936, menunjukkan bahwa struktur *cluster* yang terbentuk memiliki tingkat pemisahan yang cukup baik antar *cluster*, sehingga pola emosi pada data biometrik mata dapat direpresentasikan dengan cukup jelas melalui pendekatan *soft clustering*. Hal ini menunjukkan bahwa FCM masih dapat membentuk struktur *cluster* yang kompetitif, meskipun memerlukan pendekatan *soft clustering*.

Nilai Davies-Bouldin Index (DBI) sebesar 0,8044 menunjukkan bahwa cluster yang dihasilkan memiliki tingkat kekompakan yang baik dan jarak antar cluster yang cukup terpisah. Semakin kecil nilai DBI, maka kualitas cluster yang terbentuk semakin baik karena data dalam satu cluster lebih homogen dan tidak terlalu tumpang tindih dengan cluster lain.

Selain itu, nilai Calinski-Harabasz Index (CHI) sebesar 63845,09 menunjukkan bahwa perbandingan antara variasi antar cluster dan variasi dalam cluster tergolong tinggi. Nilai ini mengindikasikan bahwa struktur cluster yang dihasilkan cukup jelas dan memiliki pemisahan global yang baik pada data emosi berbasis biometrik mata.

Diperoleh nilai koefisien partisi fuzzy tertinggi sebesar 0,8014 yang merepresentasikan FPC yang relatif jelas, kesamaannya menunjukkan derajat keanggotaan yang relatif kuat pada satu pusat dominan dengan pengaruh hanya pada spher lain untuk sebagian besar data.

Data Nilai Jarak Manhattan rata-rata yang lebih rendah dalam FCM (2,5194) menunjukkan bahwa sentroid fuzzy lebih fleksibel terhadap distribusi data terutama di dekat perbatasan negara bagian yang membuat emosi sulit dibedakan.

B. Analisis Efektivitas Hasil Clustering

Berdasarkan hasil penilaian, kaedah pengelompokan *Fuzzy C-Means* (FCM) menunjukkan prestasi yang agak sama pada semua metrik. Walau bagaimanapun, heterogenitas ciri-ciri ini berkaitan dengan fakta bahwa setiap kaedah mempunyai tingkah laku khas dalam membina struktur kluster pada data biometrik mata.

Selain itu, nilai *Davies-Bouldin Index* (DBI) sebesar 0,8044 menunjukkan bahwa cluster yang dihasilkan memiliki tingkat kekompakan yang cukup baik serta jarak antar cluster yang relatif terpisah. Nilai DBI yang rendah mengindikasikan bahwa data dalam satu cluster memiliki kemiripan yang tinggi sehingga kualitas clustering menjadi lebih optimal.

Pada metrik *Calinski-Harabasz Index* (CHI), diperoleh nilai sebesar 63845,09 yang menunjukkan bahwa variasi antar cluster lebih besar dibandingkan variasi di dalam cluster. Hal ini mengindikasikan bahwa struktur cluster yang terbentuk cukup baik dalam memisahkan pola emosi berdasarkan distribusi data biometrik mata.

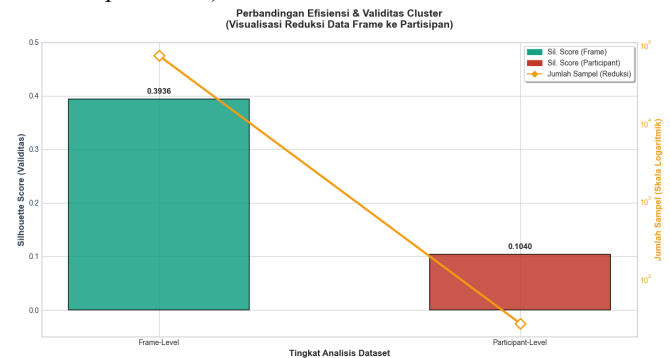
Sementara itu, nilai *Fuzzy Partition Coefficient* (FPC) sebesar 0,8014 menunjukkan bahwa sebagian besar data memiliki derajat keanggotaan yang dominan terhadap satu cluster tertentu. Nilai tersebut menandakan bahwa proses partisi *fuzzy* yang dihasilkan cukup stabil dan mampu merepresentasikan hubungan antar data secara fleksibel, terutama pada area emosi yang saling tumpang tindih.

Selain itu, nilai *Mean Manhattan Distance* sebesar 2,5194 menunjukkan bahwa jarak rata-rata data terhadap sentroid cluster relatif dekat. Hal ini menunjukkan bahwa sentroid fuzzy mampu beradaptasi dengan distribusi data dan menangkap pola emosi yang bersifat kontinu serta tidak memiliki batas yang kaku.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode FCM mampu merepresentasikan struktur emosi berbasis biometrik mata dengan cukup baik melalui

pendekatan soft clustering. Kemampuan FCM dalam memberikan derajat keanggotaan pada setiap data memungkinkan model menangkap karakteristik emosi yang ambigu dan saling overlap, sehingga lebih sesuai untuk merepresentasikan sifat emosi manusia yang kontinu dan dinamis.

C. Analisis Efisiensi Clustering (Kompleksitas Data Frame vs Participant-level)



Gbr. 5 Perbandingan efisiensi jumlah data dan validitas kluster pada tingkat *frame* dan partisipan.

Dalam penelitian ini, penulis mengevaluasi dampak kompleksitas data pada proses komputasi dan selanjutnya stabilitas representasi emosi melalui analisis efisiensi model. Penilaian tersebut membandingkan data menurut *frame-level* (*non-voting*) dengan data menurut level partisipan (*post-voting*).

Data yang digunakan pada level *frame-level* adalah 72.632 *frame*, Semua volume data yang sangat besar ini menunjukkan bahwa setiap mutasi kecil pada atribut biometrik mata (misalnya, *Eye Aspect Ratio* (EAR), perubahan parameter bukaan — geometris mata), serta pengaruh yang relatif dan lebih besar pada setiap *frame*. Kondisi ini menimbulkan resolusi temporal yang sangat tinggi, sehingga mampu melacak dinamika emosi dalam skala waktu milidetik.

Tetapi jumlah data yang tinggi pada tingkat *frame-level* juga membawa beberapa konsekuensi yang signifikan. Hal ini membuatnya rumit secara komputasi karena algoritma pengelompokan harus menangani seluruh variasi data individual secara terpisah. Kedua, hasil klasifikasi sering menunjukkan variasi yang signifikan dalam label emosi karena *frame-level* diperlakukan secara independen dan informasi temporal antar *frame* tidak digunakan. Hal ini menyebabkan perubahan cepat pada label emosi meskipun berasal dari partisipan yang sama dalam waktu singkat.

Sebagai perbandingan, data tingkat partisipan dikurangi menjadi 27 sampel menggunakan skema pemungutan suara mayoritas. Jadi semua hasil tingkat *frame-level* digabungkan untuk mendapatkan satu emosi dominan dengan label untuk setiap subjek. Pengurangan kompleksitas data baik dari segi jumlah sampel maupun variasi dalam distribusi label sangat besar.

Secara komputasi, pengurangan data ini berfungsi untuk meningkatkan interpretabilitas-model tidak lagi diperlukan untuk memproses ribuan perubahan temporal per *frame*, tetapi rata-rata satu deret waktu tingkat agregat per individu. Hal ini

membuat hasil lebih mudah untuk dianalisis dan lebih kuat secara visual maupun statistik.

Meskipun tingkat partisipasi mengurangi stabilitas dalam representasi, ada *tradeoff*-hilangnya informasi temporal skala halus. Detail tentang perubahan jangka pendek dari keadaan emosi seseorang seperti perubahan dari satu emosi ke emosi lainnya atau kedipan mikro di dalamnya sepenuhnya dikaburkan oleh hasil akhirnya. Dengan demikian, data tingkat partisipasi lebih tepat untuk mengkodifikasi kecenderungan emosional secara keseluruhan daripada proses disposisi terdekat secara real time.

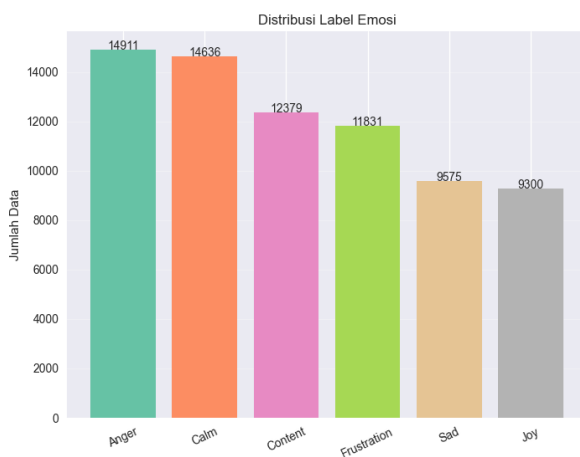
Dari sudut pandang analisis emosi, perbedaan-perbedaan ini menunjukkan bahwa ada pertukaran langsung antara kedua pendekatan tersebut. Tingkat *Frame-level* memungkinkan evaluasi terperinci dari perubahan temporal dalam emosi dengan menangkap informasi waktu nyata, tetapi kurang stabil dibandingkan interpretasi di tingkat global. Di sisi lain, ini berada pada tingkat representasi yang lebih sederhana dan lebih stabil tetapi kehilangan informasi yang relevan dengan dinamika emosional dengan mengabaikan detail temporal dibandingkan dengan kesimpulan tingkat partisipasi.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa:

- *Frame-level* lebih optimal untuk analisis dinamika emosi jangka pendek dan variasi mikro-ekspresi,
- sedangkan *participant-level* lebih optimal untuk analisis kecenderungan emosi dominan individu secara global.

Kedua pendekatan ini tidak saling menggantikan, tetapi saling melengkapi dalam memberikan gambaran menyeluruh mengenai struktur emosi manusia berbasis biometrik mata.

D. Evaluasi Struktur Clustering (Confusion matrix / Distribusi Kluster Emosi)



Gbr. 6 Distribusi Label Emosi.

Analisis distribusi emosi pada penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi sebaran label emosi yang dihasilkan dari proses klusterisasi dan pemetaan *valence-arousal*. Hasil distribusi ini menggambarkan jumlah *frame* yang terklasifikasi ke masing-masing kategori emosi, yaitu *Anger*, *Calm*, *Content*, *Frustration*, *Sad*, dan *Joy*.

Berdasarkan hasil pengujian, diperoleh distribusi sebagai berikut:

- *Anger*: 14.911 *frame*
- *Calm*: 14.636 *frame*
- *Content*: 12.379 *frame*
- *Frustration*: 11.831 *frame*
- *Sad*: 9.575 *frame*
- *Joy*: 9.300 *frame*

Berdasarkan hasil di atas, penulis dapat mengamati bahwa label emosi tidak merata (distribusi tidak seimbang) tetapi agak condong ke kategori tertentu terutama Kemarahan dan Ketenangan. Kondisi ini menunjukkan bahwa selama fase pengamatan percobaan, fitur biometrik mata partisipasi lebih mungkin diamati dalam pola yang sesuai dengan keadaan emosi yang aktif dan stabil.

Lebih memperhatikan emosi Kemarahan berarti bahwa dalam banyak *frame-level*, kombinasi fitur termasuk *Eye Aspect Ratio* (EAR), perubahan bukaan mata, dan rasio geometris mata berada dalam kondisi tereksitasi. Menunjukkan bahwa sistem lebih sering merekam ekspresi yang bersifat aktif, atau emosional.

Di sisi lain, Emosi yang tenang dengan *frame-level* yang juga tinggi menunjukkan bahwa terdapat keadaan emosional dengan tingkat *arousal* rendah hingga netral yang sebagian besar mendominasi data ini. Itu menunjukkan titik tengah antara fluktuasi emosional dan stabilitas emosional selama pengambilan data.

Emosi Suka dan Duka, di sisi lain, memiliki jumlah *frame-level* yang lebih sedikit dibandingkan dengan kategori lain. Ini menunjukkan bahwa kondisi ekstrim pada dimensi *valence* (baik positif maupun negatif) juga tidak terwakili dengan baik dalam kumpulan data penelitian. Ini adalah kondisi pertama-tama karena emosi manusia tidak selalu ekstrem, melainkan oleh kondisi transisi atau netral.

Distribusi ini sehubungan dengan model rangsangan *valence* menyiratkan bahwa data dikelompokkan ke arah wilayah tengah ruang emosi, di mana kombinasi *valence* dan rangsangan rendah. Hasil dari *scatter plot* sebelumnya juga menguatkan hal ini, karena kelas-kelas yang berbeda tidak dipisahkan secara jelas, dan sebagian besar emosi saling tumpang tindih.

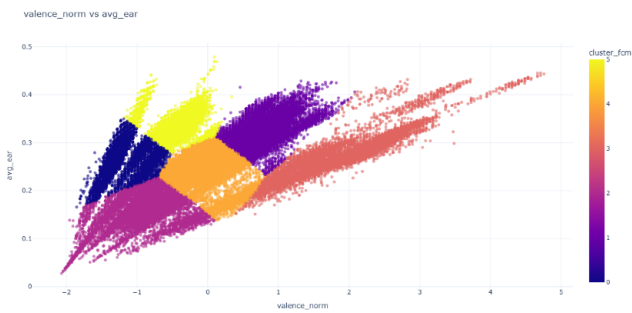
Selain itu, distribusi miring adalah salah satu skenario umum dari data emosi berbasis fisiologis. Karena emosi manusia bersifat dinamis dan bergantung pada banyak faktor internal maupun eksternal, tidak semua kategori emosi muncul secara merata dalam pengamatan.

Secara keseluruhan, hasil analisis distribusi emosi menunjukkan bahwa:

- Data didominasi oleh emosi *Anger* dan *Calm*,
- Emosi dengan intensitas ekstrem (*Joy* dan *Sad*) lebih jarang muncul,
- Distribusi emosi mencerminkan sifat kontinu dan tidak seimbang dari emosi manusia.

Dengan demikian, hasil ini memperkuat bahwa representasi emosi berbasis biometrik mata tidak bersifat diskrit, melainkan berada dalam ruang kontinu yang dipengaruhi oleh variasi fitur fisiologis.

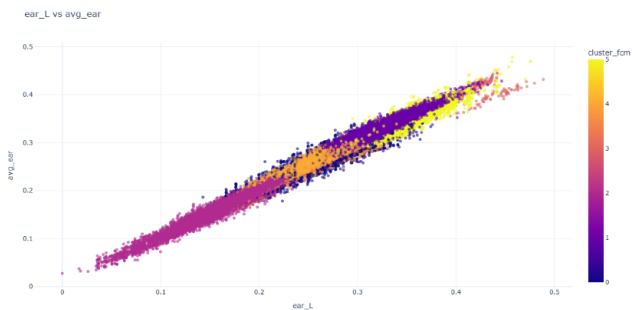
E. Analisis Hasil Visualisasi Pola Data (Scatter plot Emosi dan Fitur Biometrik Mata)



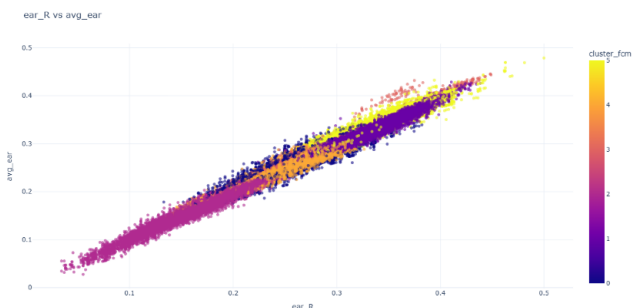
Gbr. 7 Scatter plot Valence terhadap avg_ear Berbasis Kluster FCM.



Gbr. 8 Scatter plot Arousal terhadap avg_ear Berbasis Kluster FCM.



Gbr. 9 Hubungan ear_L dan avg_ear (Fuzzy C-Means).



Gbr. 10 Hubungan ear_R dan avg_ear (Fuzzy C-Means).



Gbr. 11 Pemetaan Emosi pada Ruang Valence-Arousal (FCM).

Analisis *scatter plot* menunjukkan bahwa distribusi data emosi pada ruang *valence-arousal* bersifat kontinu dan memiliki area *overlap* antar *cluster*. Kondisi ini menunjukkan bahwa emosi manusia tidak memiliki batas yang sepenuhnya tegas, melainkan berada pada pola transisi yang saling berdekatan. Hasil visualisasi juga memperlihatkan bahwa metode Fuzzy C-Means (FCM) mampu membentuk *cluster* dengan pola distribusi yang fleksibel sesuai karakteristik data biometrik mata.

Pada hubungan antara *valence_norm* dan *avg_ear*, terlihat bahwa beberapa *cluster* memiliki pola penyebaran yang cukup terpisah meskipun masih terdapat *overlap* pada area tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa fitur biometrik mata memiliki hubungan terhadap representasi *valence* emosi, terutama pada perubahan kondisi bukaan mata.

Sementara itu, pada visualisasi *arousal_norm* terhadap *avg_ear*, distribusi data terlihat lebih menyebar dan tumpang tindih antar *cluster*. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa dimensi *arousal* memiliki variasi yang lebih dinamis sehingga pemisahan *cluster* menjadi kurang tegas dibandingkan dimensi *valence*.

Selain itu, hubungan antara *ear_L* dan *avg_ear* menunjukkan korelasi positif yang kuat, di mana peningkatan nilai *ear_L* diikuti oleh peningkatan *avg_ear*. Pola distribusi yang relatif linear ini menunjukkan bahwa fitur biometrik mata memiliki konsistensi yang cukup baik dalam merepresentasikan kondisi pembukaan mata.

Visualisasi pada ruang *valence-arousal* juga menunjukkan bahwa *cluster* emosi tersebar mengikuti pola kontinu sesuai konsep *circumplex model of emotion*. Meskipun demikian, masih terdapat area transisi antar *cluster* yang menunjukkan adanya sifat ambigu dan *overlap* pada emosi manusia. Secara keseluruhan, hasil visualisasi mengindikasikan bahwa representasi emosi berbasis biometrik mata lebih sesuai direpresentasikan dalam bentuk kontinu dibandingkan kategori emosi yang bersifat kaku dan diskrit.

F. Analisis Hasil Voting pada Tingkat Partisipan

Selain dilakukan pada tingkat *frame-level*, penelitian ini juga menerapkan proses agregasi pada tingkat partisipan menggunakan pendekatan *majority voting* untuk memperoleh emosi dominan setiap individu. Proses ini dilakukan dengan menggabungkan hasil *clustering* dari seluruh *frame* milik partisipan, kemudian menentukan label emosi yang paling sering muncul sebagai representasi emosi utama.

Berdasarkan hasil evaluasi, metode Fuzzy C-Means (FCM) menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mempertahankan kestabilan struktur *cluster* pada tingkat partisipan. Pendekatan *soft clustering* memungkinkan setiap data memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu *cluster*, sehingga transisi emosi antar *frame* dapat direpresentasikan dengan lebih fleksibel.

Selain itu, nilai *Mean Manhattan Distance* yang relatif kecil menunjukkan bahwa distribusi data partisipan cenderung dekat terhadap sentroid *cluster*. Kondisi ini mengindikasikan bahwa hasil *clustering* pada tingkat partisipan cukup stabil dan mampu merepresentasikan pola emosi dominan secara lebih konsisten.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa mekanisme *voting* membantu mengurangi fluktuasi label emosi pada tingkat *frame-level*, sehingga representasi emosi pada tingkat partisipan menjadi lebih terstruktur dan mudah diinterpretasikan. Dengan demikian, kombinasi metode FCM dan pendekatan *majority voting* mampu menghasilkan representasi emosi yang lebih stabil pada data biometrik mata.

G. Analisis Perbandingan Akhir Model Clustering

Berdasarkan hasil evaluasi dan visualisasi, metode Fuzzy C-Means (FCM) menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam membentuk struktur *cluster* emosi berbasis fitur biometrik mata. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik validasi internal seperti *Silhouette Score*, *Davies-Bouldin Index (DBI)*, *Calinski-Harabasz Index (CHI)*, *Mean Manhattan Distance*, dan *Fuzzy Partition Coefficient (FPC)*.

Pada pengujian *frame-level (non-voting)*, metode FCM menghasilkan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,3936 yang menunjukkan bahwa struktur *cluster* memiliki tingkat pemisahan yang cukup baik. Nilai *Davies-Bouldin Index* sebesar 0,8044 menunjukkan bahwa *cluster* yang terbentuk cukup kompak dan memiliki pemisahan antar *cluster* yang relatif baik. Selain itu, nilai *Calinski-Harabasz Index* sebesar 63845,09 mengindikasikan bahwa variasi antar *cluster* lebih besar dibandingkan variasi di dalam *cluster*, sehingga struktur *cluster* dapat dikatakan cukup jelas.

Sementara itu, nilai *Fuzzy Partition Coefficient (FPC)* sebesar 0,8014 menunjukkan bahwa sebagian besar data memiliki derajat keanggotaan yang dominan terhadap satu *cluster* tertentu. Hal ini menandakan bahwa proses partisi fuzzy yang dihasilkan cukup stabil meskipun terdapat area *overlap* antar emosi.

Pada aspek distribusi data, nilai *Mean Manhattan Distance* sebesar 2,5194 menunjukkan bahwa sentroid fuzzy mampu beradaptasi dengan pola distribusi data biometrik mata. Kemampuan ini memungkinkan metode FCM merepresentasikan karakteristik emosi yang bersifat kontinu dan ambigu, terutama pada area transisi antar emosi dalam ruang *valence-arousal*.

Hasil visualisasi *scatter plot* juga menunjukkan bahwa distribusi emosi memiliki pola yang saling tumpang tindih dan tidak memiliki batas yang sepenuhnya tegas. Kondisi tersebut mencerminkan sifat alami emosi manusia yang bersifat dinamis dan kontinu. Pendekatan *soft clustering* pada FCM memungkinkan data berada pada lebih dari satu *cluster*,

sehingga representasi emosi menjadi lebih fleksibel dibandingkan pendekatan *hard clustering*.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa metode FCM mampu merepresentasikan struktur emosi berbasis biometrik mata dengan cukup baik. Kemampuan dalam menangani data ambigu, merepresentasikan transisi emosi, serta menyesuaikan diri terhadap distribusi data yang *overlap* menjadikan FCM sesuai digunakan untuk analisis emosi berbasis fitur biometrik mata.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Fuzzy C-Means (FCM)* untuk analisis emosi berbasis fitur biometrik mata menggunakan pendekatan *unsupervised learning*. Fitur yang digunakan meliputi *Eye Aspect Ratio (EAR)* mata kiri dan kanan, *avg ear*, serta fitur geometrik turunan lainnya yang ditransformasikan ke dalam ruang *valence-arousal*. Dataset penelitian terdiri dari 27 partisipan dengan total 72.632 *frame* pada tingkat *frame-level*.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode FCM menghasilkan nilai *Silhouette Score* sebesar 0,3936, *Davies-Bouldin Index (DBI)* sebesar 0,8044, *Calinski-Harabasz Index (CHI)* sebesar 63845,09, dan *Fuzzy Partition Coefficient (FPC)* sebesar 0,8014. Hasil tersebut menunjukkan bahwa metode FCM mampu membentuk struktur *cluster* yang cukup baik, stabil, dan mampu merepresentasikan distribusi emosi yang bersifat kontinu.

Selain itu, penggunaan mekanisme *majority voting* pada tingkat partisipan berhasil meningkatkan konsistensi hasil analisis emosi dengan mengurangi fluktuasi label emosi pada tingkat *frame-level*. Hasil distribusi emosi menunjukkan bahwa kategori emosi seperti *Anger*, *Calm*, dan *Content* menjadi emosi yang paling dominan pada data penelitian.

Berdasarkan hasil evaluasi dan visualisasi, metode FCM mampu menangkap karakteristik emosi manusia yang bersifat ambigu dan saling *overlap*. Pendekatan *soft clustering* memungkinkan setiap data memiliki derajat keanggotaan terhadap lebih dari satu *cluster*, sehingga representasi emosi menjadi lebih fleksibel dan realistis. Dengan demikian, metode FCM dapat digunakan sebagai pendekatan yang efektif dalam analisis emosi berbasis biometrik mata.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan puji syukur kepada Tuhan Yang Maha Esa atas rahmat dan karunia-Nya, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik dan tepat waktu. Penelitian ini tidak terlepas dari berbagai dukungan, bimbingan, serta bantuan dari berbagai pihak yang telah memberikan kontribusi selama proses penyusunan hingga penyelesaian artikel ini.

Penulis menyampaikan terima kasih kepada orang tua yang senantiasa memberikan doa, dukungan moral, serta motivasi yang tidak pernah putus selama proses penelitian berlangsung. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan, masukan, serta bimbingan akademik sehingga penelitian ini dapat tersusun dengan lebih terarah dan sistematis. Selain itu, penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang terlibat,

baik secara langsung maupun tidak langsung, dalam proses penelitian ini. Dukungan, kerja sama, serta kontribusi yang diberikan sangat berarti dalam membantu penulis menyelesaikan penelitian ini dengan baik.

REFERENSI

- [1] T. Jørgen Schjælde and I. Nilsen Lie, "The impact of emotions on learning and motivation in producing and presenting digital stories," vol. 17, no. 1, pp. 1504–4831, 2021, doi: 10.7577/seminar3761.
- [2] C. M. Klingner and O. Guntinas-Lichius, "Mimik und Emotion," *Laryngorhinootologie.*, vol. 102, no. S 01, pp. S115–S125, May 2023, doi: 10.1055/a-2003-5687.
- [3] Z. Ahmad and N. Khan, "A Survey on Physiological Signal-Based Emotion Recognition," *Bioengineering*, vol. 9, no. 11, Nov. 2022, doi: 10.3390/bioengineering9110688.
- [4] Q. Wu, Y. Xie, X. Liu, and Y. Liu, "Oxytocin Impairs the Recognition of Micro-Expressions of Surprise and Disgust," *Front. Psychol.*, vol. 13, Jun. 2022, doi: 10.3389/fpsyg.2022.947418.
- [5] J. Liang, Y. Q. Zou, S. Y. Liang, Y. W. Wu, and W. J. Yan, "Emotional Gaze: The Effects of Gaze Direction on the Perception of Facial Emotions," *Front. Psychol.*, vol. 12, Aug. 2021, doi: 10.3389/fpsyg.2021.684357.
- [6] D. M. Putra and F. F. Abdulloh, "Comparison of Clustering Algorithms: Fuzzy C-Means, K-Means, and DBSCAN for House Classification Based on Specifications and Price," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 8, no. 2, pp. 509–515, 2024, doi: 10.30871/jaic.v8i2.8671.
- [7] D.-W. Kim and K. H. Lee, "A new validity measure for fuzzy c-means clustering," pp. 1–6, 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2407.06774>
- [8] D. Krasnov, D. Davis, K. Malott, Y. Chen, X. Shi, and A. Wong, "Fuzzy C-Means Clustering: A Review of Applications in Breast Cancer Detection," *Entropy*, vol. 25, no. 7, pp. 1–14, 2023, doi: 10.3390/e25071021.
- [9] X. Chen and M. Zeng, "Multimodal modeling of emotion regulation in interactive art therapy: EEG and PANAS-based dynamic simulation," *Front. Psychol.*, vol. 16, no. December, pp. 1–12, 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1665506.
- [10] C. M. Klingner and O. Guntinas-Lichius, "Mimik und Emotion," *Laryngorhinootologie.*, vol. 102, no. S 01, pp. S115–S125, 2023, doi: 10.1055/a-2003-5687.
- [11] Z. B. Wikjatmiko, E. Setyati, and Y. Kristian, "Clustering dan Visualisasi Data ASN dalam Penunjang Analisis Kecukupan Data di Perangkat Daerah Pemerintah Provinsi Jawa Timur," *J. Inform. Eng.*, pp. 184–193, 2025.
- [12] C. Wongoutong, "The impact of neglecting feature scaling in k-means clustering," *PLoS One*, vol. 19, no. 12, pp. 1–19, 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0310839.
- [13] J. Bruin *et al.*, "Detection of arousal and valence from facial expressions and physiological responses evoked by different types of stressors," *Front. Neuroergonomics*, vol. 5, 2024, doi: 10.3389/fnrgo.2024.1338243.
- [14] A. M. Ikotun, F. Habyarimana, and A. E. Ezugwu, "Cluster validity indices for automatic clustering: A comprehensive review," *Heliyon*, vol. 11, no. 2, 2025, doi: 10.1016/j.heliyon.2025.e41953.
- [15] A. M. Ikotun, F. Habyarimana, and A. E. Ezugwu, "Cluster validity indices for automatic clustering: A comprehensive review," *Heliyon*, vol. 11, no. 2, p. e41953, 2025, doi: 10.1016/j.heliyon.2025.e41953.
- [16] I. F. Ashari, E. Dwi Nugroho, R. Baraku, I. Novri Yanda, and R. Liwardana, "Analysis of Elbow, Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz, and Rand-Index Evaluation on K-Means Algorithm for Classifying Flood-Affected Areas in Jakarta," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 89–97, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i1.4947.
- [17] D. Chicco, A. Campagner, A. Spagnolo, D. Ciucci, and G. Jurman, "The Silhouette coefficient and the Davies-Bouldin index are more informative than Dunn index, Calinski-Harabasz index, Shannon entropy, and Gap statistic for unsupervised clustering internal evaluation of two convex clusters," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 11, 2025, doi: 10.7717/peerj-cs.3309.
- [18] J. Hämäläinen, T. Kärkkäinen, and T. Rossi, "Improving scalable k-means++," *Algorithms*, vol. 14, no. 1, pp. 1–20, Dec. 2021, doi: 10.3390/a14010006.
- [19] T. H. Dang, X. H. Nguyen, V. M. Nguyen, M. H. Hoang, L. G. Nguyen, and D. S. Mai, "Border Fuzzy C-Means Clustering Algorithm," *Commun. Comput. Inf. Sci.*, vol. 2352 CCIS, no. 2, pp. 186–197, 2025, doi: 10.1007/978-981-96-4288-5_15.
- [20] C. Gao, X. Yong, Y. L. Gao, and T. Li, "An improved black hole algorithm designed for K-means clustering method," *Complex Intell. Syst.*, vol. 10, no. 4, pp. 5083–5106, 2024, doi: 10.1007/s40747-024-01420-4.