

KLASIFIKASI KONDISI MENTAL MAHASISWA DARI CITRA EKSPRESI WAJAH DEEP SIAMESE NETWORK

Widya Ayu Lestari^{1*}, Dadang Iskandar Mulyana²

^{1,2}St Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika; Duren Sawit, Jakarta Timur; 0812-9275-1753

Keywords:

Deteksi Mental Dini;
Ekspresi Wajah;
Deep Siamese Network;
Emosi.

Correspondent Email:

widylestari9@gmail.com

Abstrak. Kesehatan mental mahasiswa merupakan aspek penting yang perlu diperhatikan seiring meningkatnya tekanan akademik, sosial, maupun emosional yang mereka hadapi. Deteksi dini kondisi mental masih banyak mengandalkan metode konvensional seperti kuesioner, yang dinilai kurang efisien dan bersifat subjektif. Untuk mengatasi hal tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan baru dengan memanfaatkan *Deep Siamese Network* (DSN) guna mengklasifikasikan kondisi mental mahasiswa berdasarkan ekspresi wajah. Dataset citra wajah dikumpulkan dari mahasiswa dengan berbagai ekspresi, kemudian dikategorikan ke dalam tiga kondisi mental utama, yaitu normal, cemas, dan stres. DSN digunakan untuk mengukur tingkat kemiripan antar ekspresi wajah sehingga mampu membedakan kondisi mental berdasarkan pola visual yang halus. Proses penelitian meliputi tahap preprocessing citra, ekstraksi fitur, pembentukan pasangan data, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik akurasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dibangun mampu mencapai tingkat akurasi 89%, sehingga dinilai cukup andal untuk dijadikan alat bantu dalam pemantauan kesehatan mental mahasiswa secara real-time.

Abstract. Mental health among university students is an important aspect that needs to be considered due to the increasing academic, social, and emotional pressures they face. Early detection of mental conditions still relies heavily on conventional methods such as questionnaires, which are often inefficient and subjective. To address this limitation, this study proposes a new approach by utilizing a *Deep Siamese Network* (DSN) to classify students' mental conditions based on facial expressions. A dataset of facial images was collected from students with various expressions, which were then categorized into three primary mental states: normal, anxious, and stressed. The DSN is employed to measure the similarity between facial expressions, enabling the distinction of mental conditions based on subtle visual patterns. The research process includes image preprocessing, feature extraction, pair generation, model training, and evaluation using accuracy metrics. Experimental results show that the developed system achieves an accuracy of 89%, making it a reliable tool for real-time monitoring of students' mental health. Under 30 minutes, thereby supporting more effective cybersecurity needs. Thus, this approach has proven capable of significantly improving malware detection accuracy and accelerating the mitigation process.



Copyright © [JITET](http://www.jitet.org) (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan). This article is an open access article distributed under terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY NC)

1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan aspek penting dalam kehidupan manusia, terutama bagi

mahasiswa yang berada pada fase transisi menuju kedewasaan. Masa perkuliahan sering kali menjadi periode yang penuh tekanan, baik dari segi akademik, sosial, maupun finansial. Beban tugas yang menumpuk, tekanan untuk berprestasi, perasaan kesepian, serta ketidakpastian masa depan dapat memengaruhi kondisi psikologis mahasiswa. Berbagai penelitian menunjukkan peningkatan angka stres, kecemasan, bahkan depresi di kalangan mahasiswa dalam beberapa tahun terakhir [2], [4], [7]. Sayangnya, banyak dari mereka tidak menyadari perubahan kondisi mentalnya, atau merasa takut dan malu untuk mencari bantuan profesional karena stigma sosial yang masih melekat [2].

Salah satu indikator paling alami dari emosi dan kondisi psikologis manusia adalah ekspresi wajah. Wajah manusia dapat mencerminkan berbagai macam emosi seperti senang, sedih, takut, cemas, atau marah. Penelitian dalam bidang psikologi dan neurosains juga menunjukkan bahwa ekspresi wajah sering kali merefleksikan kondisi mental seseorang, baik secara sadar maupun tidak sadar [3], [11]. Dengan kata lain, ekspresi wajah bisa dijadikan sebagai data biometrik non-verbal yang sangat berharga dalam memahami kondisi mental seseorang.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi pengenalan ekspresi wajah berbasis deep learning telah berkembang pesat. Berbagai model seperti Convolutional Neural Network (CNN), ResNet, dan Long Short-Term Memory (LSTM) telah digunakan untuk mengklasifikasikan emosi dari gambar atau video wajah [3], [8], [11]. Namun, dalam konteks klasifikasi kondisi mental yang lebih kompleks dan tidak selalu terlihat secara eksplisit, diperlukan metode yang mampu memahami hubungan mendalam antara pola ekspresi yang halus. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah Deep Siamese Network.

Deep Siamese Network merupakan arsitektur jaringan saraf dalam yang dirancang untuk membandingkan dua input dan mengukur kesamaannya. Metode ini sangat cocok untuk tugas-tugas klasifikasi berbasis kemiripan, seperti verifikasi wajah, identifikasi tanda-tanda emosi, dan bahkan klasifikasi kondisi mental [5], [6], [9], [10]. Kelebihan utama dari Siamese

Network adalah kemampuannya untuk bekerja dengan jumlah data terbatas dan tetap menghasilkan model yang kuat, menjadikannya ideal untuk kasus di mana data pelatihan ekspresi mental yang terlabel terbatas. [6]

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi kondisi mental mahasiswa menggunakan Deep Siamese Network untuk menganalisis ekspresi wajah. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam menyediakan tools deteksi dini yang praktis, akurat, dan dapat diakses secara luas untuk mendukung kesehatan mental mahasiswa di lingkungan akademik.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kondisi Mental

Kondisi mental adalah keadaan emosional dan psikologis seseorang yang mencerminkan bagaimana ia merasa, berpikir, dan merespons terhadap situasi sehari-hari. Kondisi ini mencakup berbagai aspek seperti suasana hati, tingkat stres, kecemasan, motivasi, dan kemampuan dalam mengelola emosi. Seseorang yang memiliki kondisi mental yang sehat umumnya mampu berpikir jernih, menjalani aktivitas dengan baik, serta menjalin hubungan sosial yang positif. Sebaliknya, kondisi mental yang terganggu bisa ditandai dengan stres berlebihan, kecemasan, depresi, atau kesulitan dalam mengatur pikiran dan perasaan. Dalam konteks penelitian ini, kondisi mental mahasiswa dikaitkan dengan keadaan psikologis mereka yang dapat dikenali melalui ekspresi wajah, karena ekspresi

2.2. Ekspresi Wajah

Ekspresi wajah adalah perubahan atau gerakan pada wajah seseorang yang terjadi secara alami sebagai respons terhadap emosi atau perasaan tertentu, seperti senang, sedih, marah, takut, terkejut, atau jijik. Ekspresi ini muncul melalui gerakan otot-otot di sekitar mata, mulut, alis, dan pipi, dan sering kali terjadi secara spontan tanpa disadari. Ekspresi wajah menjadi salah satu cara utama manusia berkomunikasi secara nonverbal, karena dapat menyampaikan perasaan tanpa perlu kata-kata. Dalam konteks psikologi dan kecerdasan

buatan, ekspresi wajah digunakan sebagai indikator untuk mengenali kondisi emosional atau mental seseorang, karena ekspresi ini cenderung jujur dan sulit dipalsukan dibandingkan dengan ucapan.

2.3. Citra Digital

Citra digital adalah representasi visual dari suatu objek atau pemandangan yang disimpan dalam bentuk data digital, biasanya berupa kumpulan piksel (titik-titik kecil) yang masing-masing memiliki nilai warna dan intensitas tertentu. Citra ini bisa diambil menggunakan perangkat seperti kamera digital, pemindai (*scanner*), atau alat perekam lainnya, dan kemudian ditampilkan di layar komputer atau perangkat elektronik. Karena disimpan dalam format digital, citra ini dapat diproses, dianalisis, atau dimodifikasi menggunakan perangkat lunak, sehingga sangat berguna dalam berbagai bidang seperti fotografi, kedokteran, keamanan, dan penelitian, termasuk untuk mengenali pola atau fitur tertentu seperti ekspresi wajah.

2.4. Deep Learning

Deep learning adalah cabang dari kecerdasan buatan (AI) yang memungkinkan komputer belajar dan membuat keputusan secara otomatis dengan meniru cara kerja otak manusia. Teknologi ini menggunakan struktur yang disebut jaringan saraf tiruan (*neural networks*) yang terdiri dari banyak lapisan (*layer*), sehinggadisebut “deep”. Deep learning sangat efektif dalam mengenali pola atau fitur dari data yang sangat kompleks, seperti gambar, suara, atau teks, tanpa perlu diprogram secara langsung. Misalnya, dengan deep learning, komputer bisa mengenali wajah seseorang dalam foto, memahami suara manusia, atau bahkan menerjemahkan bahasa secara otomatis.

2.5. Deep Siamese Network Deep Siamese Network adalah salah satu jenis arsitektur deep learning yang dirancang untuk membandingkan dua input dan menentukan seberapa mirip keduanya. Model ini terdiri dari dua jaringan saraf kembar (identik dalam struktur dan bobot) yang memproses dua data input secara paralel, kemudian hasilnya dibandingkan menggunakan fungsi jarak (seperti Euclidean distance) untuk

mengukur tingkat kemiripan. Dalam konteks pengenalan wajah atau ekspresi, Deep Siamese Network sangat berguna karena mampu mengenali pola-pola yang mirip meskipun berasal dari data yang berbeda, misalnya membandingkan dua ekspresi wajah untuk menentukan apakah menunjukkan kondisi mental yang serupa. Model ini efektif dalam tugas-tugas klasifikasi berbasis kemiripan, terutama ketika data yang tersedia terbatas atau tidak seimbang.

2.6. Akurasi Model

Akurasi model adalah ukuran seberapa tepat sebuah model dalam membuat prediksi atau klasifikasi yang benar dibandingkan dengan data yang sebenarnya. Dalam konteks *machine learning*, akurasi menunjukkan persentase jumlah prediksi yang benar dari seluruh data yang diuji. Semakin tinggi nilai akurasi, berarti model tersebut semakin baik dalam mengenali pola dan membuat keputusan yang sesuai. Misalnya, jika sebuah model klasifikasi wajah bisa menebak dengan benar 90 dari 100 gambar, maka akurasinya adalah 90%. Akurasi sering digunakan sebagai indikator utama untuk menilai kinerja model, meskipun pada beberapa kasus, metrik lain juga perlu dipertimbangkan tergantung pada jenis data dan tujuan penggunaan model tersebut

2.7. Machine Learning

Machine Learning adalah cabang dari kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) yang berfokus pada pengembangan algoritma dan model yang memungkinkan komputer untuk belajar dari data dan meningkatkan kinerjanya secara otomatis tanpa harus diprogram secara eksplisit. Dalam prosesnya, sistem machine learning menganalisis data, menemukan pola, membuat prediksi atau keputusan, serta menyesuaikan perilakunya berdasarkan pengalaman baru, sehingga dapat digunakan untuk berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, deteksi spam, analisis sentimen, hingga prediksi tren.

3. METODE PENELITIAN

Metode yang digunakan meliputi *Deep Siamese Network* untuk klasifikasi kondisi mental mahasiswa dari citra ekspresi wajah untuk mendeteksi dini kondisi mental mendukung pengambilan keputusan yang cepat

dan tepat terkait mental mahasiswa itu sendiri.

3.1. Dataset

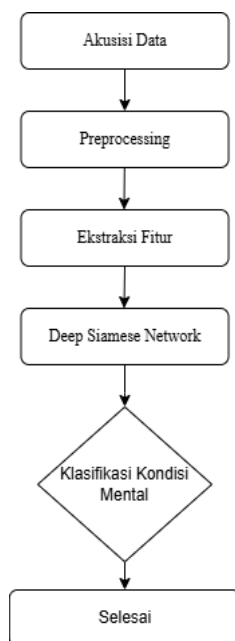
Penelitian ini menggunakan dataset **FER-2013** (Facial Expression Recognition 2013) yang terdiri dari 35.887 citra wajah dengan ekspresi yang telah dilabeli ke dalam 7 kategori emosi: marah, jijik, takut, senang, sedih, terkejut, dan netral. Untuk penelitian ini, kategori emosi dipetakan menjadi tiga kondisi mental yaitu :

- **Normal:** senang, netral
- **Cemas:** takut, sedih
- **Stres:** marah, jijik, terkejut

Dengan ini dataset dibagi menjadi:

- **Data latih:** 28.709 citra (80%)
- **Data validasi:** 3.589 citra (10%)
- **Data uji:** 3.589 citra (10%)

3.2. Data Penelitian



Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif karena seluruh proses analisis didasarkan pada data numerik yang dihasilkan dari citra ekspresi wajah. Kumpulan dataset citra wajah yang tersedia secara publik dan sering digunakan dalam penelitian tentang pengenalan

ekspresi wajah. Dengan dataset FER2013 yang berisi gambar wajah dengan label emosi

3.3. Penerapan Metodologi

Proses penelitian dimulai dengan tahap Akusisi Data. Pada tahap ini, data citra ekspresi wajah dikumpulkan dari sumber FER-2013. Data yang diperoleh kemudian diproses lebih lanjut untuk memastikan kualitas dan kesesuaiannya dengan kebutuhan analisis. Setelah data diperoleh, tahap Preprocessing dilakukan untuk mempersiapkan data mentah menjadi format yang siap digunakan oleh model. Proses ini meliputi beberapa langkah penting seperti resizing citra ke ukuran seragam, konversi ke grayscale untuk mengurangi kompleksitas komputasi, deteksi dan cropping area wajah, normalisasi nilai piksel, serta augmentasi data untuk meningkatkan variasi dan mencegah overfitting. Hasil dari preprocessing ini kemudian digunakan untuk Ekstraksi Fitur, di mana ciri-ciri penting dari ekspresi wajah (seperti bentuk mulut, mata, dan alis) diidentifikasi dan dikonversi menjadi representasi vektor yang bermakna.

Selanjutnya, vektor fitur yang telah diekstraksi diproses menggunakan Deep Siamese Network untuk membandingkan dan mengukur kemiripan antara pasangan citra. Arsitektur ini memanfaatkan dua jaringan saraf identik yang bekerja secara paralel untuk menghasilkan embedding representatif. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, sistem melakukan Klasifikasi Kondisi Mental dengan mengelompokkan input ke dalam kategori tertentu (seperti normal, cemas, atau stres) menggunakan pendekatan similarity-based learning. Proses ini diakhiri dengan evaluasi performa model untuk memastikan keakuratan dan keandalan sistem secara keseluruhan.

Sehingga alur metodologi penelitian dilakukan sebagaimana pada Gambar 1 berikut.

Gambar 1 Alur Penelitian

3.3.1. Akusisi Data

Langkah awal dalam penelitian ini adalah melakukan akuisisi data berupa citra wajah mahasiswa sebagai data primer. Proses ini dilakukan dengan cara mengumpulkan gambar wajah yang merepresentasikan berbagai ekspresi yang mencerminkan kondisi mental tertentu, seperti Normal, Cemas, atau Netral.

3.3.2. Preprocessing

Proses preprocessing ini bertujuan untuk memastikan citra memiliki format yang konsisten sebelum masuk ke tahap pelatihan model. Proses ini mencakup:

- a. Resizing
Menyesuaikan ukuran citra (dengan 48 x 48 piksel) agar seragam.
- b. Grayscale Conversion
Mengubah citra menjadi skala abu-abu untuk mengurangi kompleksitas komputasi tanpa kehilangan informasi ekspresi.
- c. Face Detection & Cropping
Untuk mendeteksi wajah dan memotong area di luar wajah.
- d. Normalisasi piksel
Mengubah nilai piksel ke rentang 0 - 1 agar model dapat belajar lebih stabil.
- e. Augmentasi Data
Menambah variasi gambar dengan sedikit memutar, membalik ke kanan/kiri, atau mengubah pencahayaan. Tujuannya supaya model tidak kaget saat menghadapi kondisi nyata yang berbeda-beda.

3.3.3. Ekstraksi Fitur

Pada tahap ini, citra wajah yang telah diproses diekstrak untuk memperoleh representasi fitur yang bermakna. Fitur-fitur tersebut mencakup pola atau ciri khas dari ekspresi wajah seperti perubahan bentuk mulut, alis, dan mata. Ekstraksi fitur dapat dilakukan secara Convolutional Neural Network (CNN) yang terintegrasi dengan Deep Siamese Network. Hasil ekstraksi akan menghasilkan vektor fitur yang nantinya digunakan sebagai input dalam model klasifikasi.

3.3.4. Deep Siamese Network

Deep Siamese Network merupakan model utama yang digunakan dalam penelitian ini. Arsitektur ini terdiri dari dua jaringan neural identik yang berbagi bobot dan struktur. Model ini bekerja dengan cara membandingkan dua buah citra wajah dan mengukur tingkat

kemiripan di antara keduanya berdasarkan representasi fitur yang telah diekstrak sebelumnya. Hasil dari masing-masing cabang jaringan dibandingkan menggunakan fungsi jarak untuk menghasilkan nilai kemiripan. Model ini efektif digunakan dalam kondisi data yang terbatas, karena hanya membutuhkan pasangan data untuk belajar mengenali kemiripan, bukan klasifikasi secara langsung. Pelatihan model ini meliputi :

- a. Pasangan positif : Dua Gambar dari kondisi mental yang sama.
- b. Pasangan negatif : Dua Gambar dari kondisi mental yang berbeda.

3.3.5. Klasifikasi Kondisi Mental

Berdasarkan hasil pengolahan dari Deep Siamese Network, sistem akan mengklasifikasikan kondisi mental dari wajah input dengan cara mengukur tingkat kemiripan terhadap data referensi yang telah diberi label. Proses klasifikasi ini dapat dilakukan dengan pendekatan thresholding, di mana nilai kemiripan yang melebihi batas tertentu akan diklasifikasikan ke dalam kategori kondisi mental tertentu untuk memetakan hasil embedding ke dalam kelas-kelas emosi atau kondisi mental yang telah ditentukan

3.3.6. Evaluasi

Langkah terakhir dalam metodologi ini adalah melakukan evaluasi terhadap performa model yang telah dibangun. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik kuantitatif seperti akurasi, dilakukan pada data uji (testing data) yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya, sehingga dapat diketahui seberapa baik model dapat menggeneralisasi data baru. Evaluasi ini penting untuk memastikan bahwa model benar-benar dapat digunakan secara andal dalam situasi nyata. Akurasi dihitung sebagai perbandingan antara jumlah prediksi yang benar dengan jumlah total sampel uji. Persamaan perhitungannya dapat ditulis sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Sampel Uji}} \times 100\%$$

Proses evaluasi dilakukan pada testing set yang tidak digunakan selama pelatihan, untuk memastikan bahwa kinerja model mencerminkan kemampuan generalisasi

terhadap data baru. Nilai yang diperoleh menjadi indikator utama seberapa baik model membedakan ketiga kelas kondisi mental yang ada.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Hasil Akurasi Data

Hasil pengujian model *Deep Siamese Network* terhadap data uji yang terdiri dari tiga kelas ekspresi wajah, yaitu **normal**, **cemas**, dan **stres**, menunjukkan kinerja yang cukup baik. Proses pengujian dilakukan dengan memberikan citra wajah yang telah melalui tahap *preprocessing* meliputi deteksi wajah, *cropping*, *resize* menjadi 48x48 piksel, konversi ke skala keabuan, dan normalisasi piksel. Berdasarkan perhitungan berikut hasil metrik akurasi :

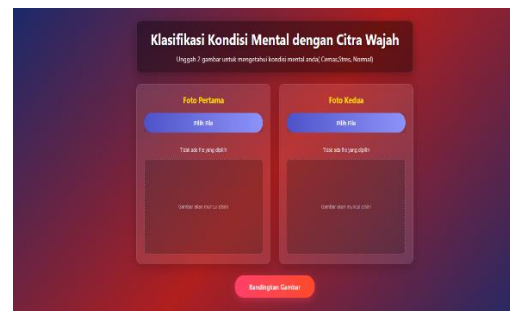
Tabel 4.1 Akurasi Data

| Metric | Nilai |
|------------|-------|
| Akurasi | 89 |
| presisi | 88 |
| recall | 87 |
| F1 - Score | 87 |

- **Akurasi:** 89% menunjukkan model dapat mengklasifikasikan dengan baik.
- **Presisi:** 88% berarti sebagian besar prediksi positif benar.
- **Recall:** 87% menunjukkan model dapat mendeteksi sebagian besar instance aktual.
- **F1-Score:** 87,5% menandakan keseimbangan antara presisi dan recall.

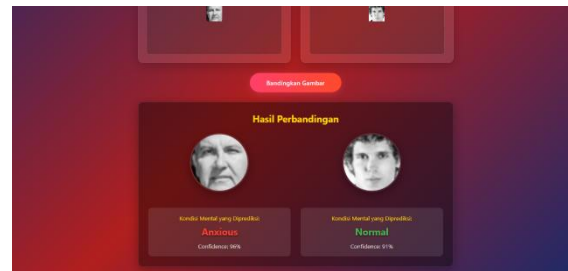
Hal ini menunjukkan bahwa model cukup efektif dalam membedakan ketiga kategori kondisi mental meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa sampel, terutama pada ekspresi yang memiliki kemiripan visual antara kategori cemas dan stres. Secara keseluruhan, hasil ini membuktikan bahwa pendekatan *Deep Siamese Network* memiliki potensi untuk digunakan dalam sistem deteksi kondisi mental berbasis citra wajah, namun diperlukan peningkatan performa melalui optimasi arsitektur model dan penambahan variasi data latih.

4.2. Hasil Tampilan Web



Gambar 2 Input Foto Pada Web

Gambar 2 menampilkan antarmuka awal aplikasi Klasifikasi Kondisi Mental dengan Citra Wajah yang dirancang untuk mengunggah dan membandingkan dua citra wajah. Pada bagian atas terdapat judul dan deskripsi singkat mengenai fungsi aplikasi, diikuti oleh dua kotak unggahan yaitu Foto Pertama dan Foto Kedua, masing-masing dilengkapi tombol “Pilih File” berwarna biru gradasi serta area pratinjau untuk menampilkan gambar yang telah dipilih. Setelah pengguna mengunggah dua gambar, tombol “Bandingkan Gambar” di bagian tengah bawah dapat ditekan untuk memulai proses klasifikasi menggunakan model *Deep Siamese Network*.



Gambar 3 Input Foto Pada Web

Gambar 3 memperlihatkan hasil keluaran setelah proses klasifikasi dilakukan. Bagian ini menampilkan judul “Hasil Perbandingan” diikuti dengan dua kolom hasil, masing-masing berisi citra wajah yang diunggah sebelumnya, label kondisi mental yang diprediksi (*Anxious* dan *Normal*), serta tingkat keyakinan model (*confidence score*) sebesar 90% untuk prediksi *Anxious* dan 91% untuk prediksi *Normal*. Informasi ini ditampilkan secara visual dengan tata letak simetris dan penekanan warna pada label kondisi mental, yaitu merah untuk *Anxious* dan hijau untuk *Normal*, sehingga

pengguna dapat dengan mudah membedakan hasil prediksi.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penggunaan *Deep Siamese Network* (DSN) untuk mengklasifikasikan kondisi mental mahasiswa dari citra ekspresi wajah memberikan hasil yang cukup baik. Model ini dirancang untuk membedakan tiga kondisi utama, yaitu normal, cemas, dan stres, dengan pendekatan *similarity-based learning*. Pada pengujian menggunakan data yang belum pernah dilihat model sebelumnya, sistem mampu mencapai akurasi sebesar 89%. Hasil ini menunjukkan bahwa metode ini berpotensi besar untuk dimanfaatkan dalam deteksi dini kondisi mental mahasiswa.

Keberhasilan ini tidak lepas dari proses *preprocessing* yang dilakukan secara terstruktur, mulai dari deteksi wajah, pemotongan (*cropping*), penyesuaian ukuran (*resize*), konversi citra ke skala keabuan, normalisasi nilai piksel, hingga *augmentasi data* untuk menambah variasi. Langkah-langkah ini membantu model mengenali detail halus pada ekspresi wajah, sehingga dapat mengurangi risiko *overfitting* meskipun data pelatihan yang tersedia tidak terlalu banyak.

Arsitektur DSN yang menggunakan dua jaringan identik dengan bobot yang sama memungkinkan sistem mempelajari representasi fitur wajah secara efektif. Dengan memanfaatkan fungsi jarak seperti *Euclidean distance*, model dapat menghitung tingkat kemiripan antar citra dan menentukan kategori yang sesuai. Pendekatan ini terbukti fleksibel, sehingga dapat diterapkan pada berbagai masalah klasifikasi berbasis kemiripan, terutama jika jumlah data terbatas.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa *Deep Siamese Network* layak dipertimbangkan sebagai solusi pendukung sistem deteksi dini kondisi mental berbasis citra wajah. Ke depan, teknologi ini bisa dikembangkan lebih lanjut untuk diintegrasikan dalam layanan konseling digital atau sistem peringatan dini di lingkungan kampus. Dengan penambahan data yang lebih beragam, optimasi arsitektur model, serta penerapan teknik *regularization* dan *hyperparameter tuning*, performanya

diharapkan semakin akurat, stabil, dan andal di berbagai kondisi nyata.

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa hal yang dapat menjadi acuan untuk pengembangan penelitian selanjutnya, di antaranya:

- Menambahkan dan variasi data latih Dataset yang di gunakan diperluas.
- Meningkatkan resolusi citra menggunakan resolusi yang lebih tinggi.
- Optimasi arsitektur dan parameter model dilakukan *hyperparameter tuning* dan penyesuaian struktur jaringan untuk meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur
- Menambahkan data real – time untuk melihat performa.
- Integrasi kedalam sistem layanan.

Dengan pengembangan pada aspek-aspek tersebut, diharapkan sistem deteksi kondisi mental berbasis *Deep Siamese Network* dapat mencapai akurasi yang lebih tinggi, bekerja secara stabil di berbagai kondisi, dan siap digunakan dalam skala yang lebih luas.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada pihak-pihak yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini, terutama kepada Dosen Pembimbing saya bapak Dadang Iskandar Mulyana, M.Kom. yang tanpa lelah selalu memberikan bimbingan dan motivasi kepada saya. Kemudian kepada *support system* saya mas Adam, Ayah, Ibu dan adik-adik yang telah memberikan berbagai macam bantuan baik itu moril maupun materil. Semoga kebaikan kalian dibalas berkali lipat oleh Yang Maha Kuasa.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. Bertinetto, J. Valmadre, J. F. Henriques, A. Vedaldi, and P. H. S. Torr, "Fully-convolutional siamese networks for object tracking," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 9914 LNCS, pp. 850–865, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-48881-3_56.
- [2] D. I. Mulyana, A. Sufriman, and M. B. Yel, "IMPLEMENTASI DETEKSI EMOSIONAL PADA WAJAH MENGGUNAKAN DEEP

- LEARNING - YOLOv5,” *JUTECH J. Educ. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 12–22, 2023, doi: 10.31932/jutech.v4i1.2174.
- [3] F. L. Le Yang, Yiming Chen, Shiji Song and AndGaoHuang, “Sensing Images,” pp. 1–19, 2021..
- [4] P. A. Nugroho, I. Fenriana, and R. Arijanto, “Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia,” *Algor*, vol. 2, no. 1, pp. 12–21, 2020.
- [5] Y. Li, X. Zhang, and D. Chen, “SiamVGG: Visual Tracking using Deeper Siamese Networks,” pp. 1–18, 2019, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1902.02804>
- [6] M. RIZQI ARIEL GIFFARI, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada,” vol. 3, no. September, pp. 67–77, 2021.
- [7] M. Wang, K. Tan, X. Jia, X. Wang, and Y. Chen, “A deep Siamese network with hybrid convolutional feature extraction module for change detection based on multi-sensor remote sensing images,” *Remote Sens.*, vol. 12, no. 2, 2020, doi: 10.3390/rs12020205.
- [8] P. Goncharov, A. Uzhinskiy, G. Ososkov, A. Nechaevskiy, and J. Zudikhina, “Deep Siamese Networks for Plant Disease Detection,” *EPJ Web Conf.*, vol. 226, p. 03010, 2020, doi: 10.1051/epjconf/202022603010.
- [9] M. R. Edy, “Deteksi Emosi dari Ekspresi Wajah dengan Deep Learning,” *Inf. Technol. Educ. J.*, vol. 3, no. 2, pp. 116–123, 2024, [Online]. Available: <https://journal.unm.ac.id/index.php/INTEC/article/view/2866>
- [10] J. Yu, M. Li, X. Hao, and G. Xie, “Deep Fusion Siamese Network for Automatic Kinship Verification,” *Proc. - 2020 15th IEEE Int. Conf. Autom. Face Gesture Recognition, FG 2020*, pp. 892–899, 2020, doi: 10.1109/FG47880.2020.00127.
- [11] H. Lee *et al.*, “Local Similarity Siamese Network for Urban Land Change Detection on Remote Sensing Images,” *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 14, pp. 4139–4149, 2021, doi: 10.1109/JSTARS.2021.3069242.
- [12] K. Zhu *et al.*, “Single object tracking in satellite videos: Deep network incorporating an interframe difference centroid inertia motion model,” *Remote Sens.*, vol. 13, no. 7, 2021, doi: 10.3390/rs13071298.
- [13] I. Azhar and Fitriyani, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Dalam Deteksi Emosi Manusia Berdasarkan Ekspresi Wajah,” *eProsiding Tek. Inform.*, vol. 1, no. 1, pp. 112–118, 2021, [Online].
- [14] M. Mohammed Kataa and W. Kaur, “Recognizing Facial Emotion in Real- Time Using MuWNet a Novel Deep Learning Network,” *Asia-Pacific J. Inf. Technol. Multimed.*, vol. 13, no. 01, pp. 01–20, 2024, doi: 10.17576/apjitm-2024-1301-01.
- [15] J. Chen, D. Wei, T. Long, T. Luo, and H. Wang, “Pest classification based on convolutional neural network,” *J. Chinese Agric. Mech.*, vol. 43, no. 11,
- [16] S. Rahmadani, Cicih Sri Rahayu, Agus Salim, and Karno Nur Cahyo, “Deteksi Emosi Berdasarkan Wicara Menggunakan Deep Learning Model,” *J. Inform. Teknol. dan Sains*, vol. 4, no. 3, pp. 220–224, 2022, doi: 10.51401/jinteks.v4i3.1952.
- [17] C. Fu *et al.*, “Siamese object tracking for unmanned aerial vehicle: a review and comprehensive analysis,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. X, pp. 1417– 1477, 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10558-5.
- [18] C. Abeysinghe, I. Perera, and D. A. Meedeniya, “Capsule Networks for Character Recognition in Low Resource Languages,” *Mach. Vis. Insp. Syst. Vol. 2 Mach. Learn. Approaches*, vol. 2, pp. 23–46, 2021, doi: 10.1002/9781119786122.ch2.
- [19] S. Fang, K. Li, J. Shao, and Z. Li, “SNUNet-CD: A Densely Connected Siamese Network for Change Detection of VHR Images,” *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, vol. 19, pp. 1–5, 2022, doi: 10.1109/LGRS.2021.3056416.
- [20] N. Y. Pradanya, “PENERAPAN ASYMMETRIC WINDOWING RECURRENCE PLOTS DALAM ENCODING SINYAL JANTUNG UNTUK KLASIFIKASI EMOSI MENGGUNAKAN DEEP LEARNING Noan Yaseka Pradanya, Ir. Noor Akhmad Setiawan, S.T., MT., Ph.D., IPM. ; Dra. Sri Kusrohmaniah, M.Si., Ph.D., Ps,” 2024.
- [21] D. I. Mulyana and S. F. Banase, “Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi) Optimasi Deteksi Gerak Bahasa Isyarat dan Ekpresi Wajah Real,” vol. 9, no. March, pp. 277–284, 2025.
- [22] H. Jain, G. Harit, and A. Sharma, “Action Quality Assessment Using Siamese Network-Based Deep Metric Learning,” *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, vol. 31, no. 6, pp. 2260–2273, 2021, doi: 10.1109/TCSVT.2020.3017727.
- [23] B. Li, W. Wu, Q. Wang, F. Zhang, J. Xing, and J. Yan, “SIAMRPN++: Evolution of siamese visual tracking with very deep networks,” *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, vol. 2020-June, pp. 4277–4286, 2020, doi: 10.1109/CVPR.2019.00441.
- [24] A. Kumar, *Visual Object Tracking Using Deep*

- Learning*. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2023.
- [25] W. Xing, W. Liu, J. Wang, S. Zhang, L. Wang, Y. Yang, and B. Song, *Visual Object Tracking from Correlation Filter to Deep Learning*. Singapore: Springer Nature Singapore, 2021.
- [26] I. S. Panggalo, S. K. Arta, S. N. Qarimah, M. R. F. Adha, R. D. Laksono, K. Aini, S. A. C. Kirana, and L. Judijanto, *Kesehatan Mental*. Jakarta, Indonesia: PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [27] P. Angelov, A. Papaleonidas, C. Jayne, and L. Iliadis, *Artificial Networks and Machine Learning – ICANN 2023: 32nd International Conference on Artificial Neural Networks, Heraklion, Crete, Greece, September 26–29, 2023, Proceedings, Part IV*. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland, 2023