

PENERAPAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI EMOSI WAJAH PEKERJA

Dewi Alfinor Diana, Nanda Martyan Anggadimas, Dian Ahkam Sani

Teknik Informatika, Universitas Merdeka Pasuruan

Jl. Ir. H. Juanda No.68, Tapaan, Kec. Bugul Kidul, Kota Pasuruan, Jawa Timur 67129

dewidiana435@gmail.com

ABSTRAK

Stres dan kelelahan di lingkungan kerja berdampak pada penurunan produktivitas, keselamatan dan kesulitan konsentrasi. Deteksi emosi secara manual kurang efisien dan cenderung subjektif, padahal ekspresi wajah dapat menjadi indikator penting kondisi psikologis pekerja. Oleh karena itu, penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi emosi wajah berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi emosi secara otomatis dan real-time. Model CNN terdiri dari empat block *Conv2D*, *BatchNormalization*, *MaxPooling*, diikuti oleh *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, dan *Dropout*. Dataset yang digunakan berjumlah 12.000 gambar enam kelas emosi yang telah diproses melalui *preprocessing* dan augmentasi. Pelatihan dilakukan selama 100 epoch dengan optimizer *Adam* dan callback seperti *EarlyStopping*. Model terbaik mencapai akurasi 87,97% untuk train, 83,42% untuk valid, dan 82,92% untuk test dengan train loss 0.3262, valid loss 0.4672, test loss 0.4606. Sistem juga berhasil diimplementasikan dalam antarmuka real-time. Hasil menunjukkan bahwa CNN efektif untuk klasifikasi emosi wajah, dan penyesuaian arsitektur maupun parameter berperan penting dalam meningkatkan performa dan mengurangi *overfitting*.

Kata kunci : *Convolutional Neural Network, Ekspresi Wajah, Klasifikasi Emosi, real-time GUI, Deep Learning*

1. PENDAHULUAN

Menurut Barsade dalam [1] menunjukkan bahwa hanya 7 persen pemahaman emosi seseorang berasal dari kata-kata, sementara 38 persen dipengaruhi oleh nada suara dan 55 persen melalui ekspresi wajah. Psikolog Paul Ekman mengklasifikasikan enam emosi dasar yang umum dialami manusia, yaitu: bahagia, sedih, takut, marah, jijik, dan terkejut [2].

David Krech menjelaskan bahwa emosi muncul dari interaksi antara stimulus dengan sistem fisiologis dan psikologis. Meski tidak mengklasifikasikan emosi, ia menekankan peran lingkungan dan respons terhadap stres dalam pembentukannya [3].

Menurut Penelitian Asmony & Suryati dalam [4] stres kerja yang berlebihan dapat memperburuk kelelahan dan meningkatkan risiko kecelakaan kerja. Berdasarkan teori *International Loss Causation Model* ILCI, stres yang berlangsung lama mendorong perilaku tidak aman yang berdampak negatif bagi pekerja dan perusahaan [5]. *Data National Safety Council* (2018) menunjukkan bahwa kelelahan kerja berkontribusi terhadap sekitar 60% kecelakaan kerja dan berdampak negatif pada kondisi pekerja [6].

Stres kerja dapat dipicu oleh beban berlebih, tekanan waktu, konflik antar rekan, serta kurangnya dukungan organisasi. Jika tidak ditangani, hal ini berpotensi menurunkan produktivitas, mengganggu kinerja, dan memicu gangguan kesehatan mental [7].

Menurut Asih, Widhiastuti, & Dewi dalam [8], stres kerja berdampak negatif bagi karyawan maupun organisasi, termasuk peningkatan risiko gangguan imun dan kardiovaskular. Bagi individu, stres dapat menurunkan motivasi, meningkatkan kecemasan, serta menimbulkan frustrasi, yang juga berdampak pada

kehidupan pribadi seperti gangguan tidur, hilangnya nafsu makan, dan kesulitan konsentrasi.

Menurut *American Psychological Association* gejala yang umum terjadi meliputi mudah marah, cepat merasa lelah, munculnya rasa nyeri, hingga perasaan murung atau sedih. Ketakutan yang tinggi juga mempengaruhi kinerja pekerja. Mudah terkejut dan kaget juga termasuk gejala stres kerja [9] [10] [11]. Ekspresi wajah berkaitan erat dengan emosi dan dapat dimanfaatkan komputer untuk mengenali perasaan manusia, sehingga mendukung interaksi manusia komputer yang lebih efisien [12]. Untuk mengenali emosi melalui ekspresi wajah, dikembangkan sistem *Facial Expression Recognition* (FER) dengan pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang efektif dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis [13]. Seperti pada penelitian “Klasifikasi Ketertarikan Anak PAUD Melalui Ekspresi Wajah Menggunakan Metode CNN” oleh [14]. Penelitian ini menggunakan CNN untuk mengklasifikasi ketertarikan anak PAUD dari ekspresi wajah, meskipun model dilatih pada dataset dewasa seperti *FER-2013* dan *CK+*. Akurasi tertinggi mencapai 81,66%, melebihi arsitektur *Raj Mehrotra dan R. Cui*. Penelitian kedua oleh [15] yang berjudul “Emotion Recognition Using *Convolutional Neural Networks*”. Penelitian ini menggunakan CNN untuk ekspresi wajah yang terbagi dalam tujuh kategori: marah, jijik, takut, senang, netral, sedih, dan terkejut dengan akurasi atas 80% pada dua dataset berbeda. Kemudian yang ketiga oleh [16] yang berjudul “Fusi Algoritma *K-Means* dan CNN untuk Klasifikasi Emosi pada Anak”. Penelitian ini menggunakan dataset *FER2013* dengan menggunakan kombinasi metode CNN (untuk ekspresi wajah) dan *K-Means* (untuk

detak jantung dan konduktivitas kulit), sistem ini menggabungkan hasil melalui metode fusi. Hasilnya, sistem mampu memprediksi emosi anak dengan akurasi 80%.

Meskipun ekspresi wajah menyumbang sekitar 55% dalam memahami emosi, deteksi emosi secara manual di lingkungan kerja masih belum efisien, cenderung subjektif, dan rawan kesalahan interpretasi. Padahal emosi seperti *angry*, *sad*, *fear*, *surprise*, *fatigue*, dan *pain* berpengaruh langsung terhadap keselamatan, produktivitas, serta kesehatan fisik dan mental pekerja.

Ditambah, pemanfaatan ekspresi wajah pekerja dalam klasifikasi emosi berbasis *deep learning*, khususnya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) masih terbatas. Padahal, teknologi ini berpotensi besar dalam mendukung sistem pemantauan psikologis secara real-time.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi wajah menggunakan pendekatan CNN sebagai langkah awal menuju deteksi emosi kerja yang otomatis, objektif, dan adaptif terhadap kebutuhan keselamatan kerja.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian lain yang berjudul “Penerapan *Convolutional Neural Network* Untuk Klasifikasi Citra Ekspresi Wajah Manusia Pada *MMA Facial Expression Dataset*” oleh [17]. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan ekspresi wajah menjadi dua kelas, yaitu *happy* dan *sad*, menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) pada dataset *MMA Facial Expression*, serta mengevaluasi kinerja tujuh jenis optimizer. Hasil menunjukkan bahwa CNN dapat mengenali ekspresi dengan baik, dan optimizer SGD memberikan akurasi tertinggi sebesar 63%.

Penelitian lain berjudul “Pengembangan model pendeteksi ekspresi wajah menggunakan jaringan saraf konvolusi dengan akurasi tinggi” oleh [18]. Penelitian ini bertujuan untuk merancang model pengenalan ekspresi wajah dengan akurasi tinggi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Model dikembangkan untuk mengklasifikasikan tujuh ekspresi emosi pada dataset *CK+*. Setelah tahap *preprocessing* dan pelatihan selama 50 epoch, model mencapai akurasi 73% dengan nilai loss 0,8375. Hasil menunjukkan bahwa CNN efektif dalam mengenali emosi dan memiliki potensi penerapan pada *Human-Computer Interaction* (HCI).

Penelitian selanjutnya berjudul “Pengenalan Ekspresi Wajah dengan CNN dan *Wavelet*” oleh [19]. Penelitian ini bertujuan membuktikan bahwa transformasi *Haar wavelet* sebagai *preprocessing* dapat meningkatkan akurasi CNN dalam klasifikasi ekspresi wajah dari berbagai sudut pandang. Gambar diubah menjadi empat frekuensi, dan hasil terbaik diperoleh pada frekuensi *Low-Low* (LL). CNN mencapai akurasi tertinggi 79% pada dataset *KDEF*, sedangkan dataset buatan sendiri hanya mencapai rata-

rata 36,93% karena kualitas citra yang kurang konsisten. Temuan ini menunjukkan bahwa *wavelet* efektif dalam meningkatkan kinerja CNN dalam pengenalan ekspresi wajah.

Selanjutnya berjudul “Real-Time Facial Emotion Detection Application with Image Processing Based on *Convolutional Neural Network* (CNN)” oleh [20]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi emosi wajah real-time berbasis CNN dan *OpenCV*. Model mencapai akurasi keseluruhan 85% dan dinilai efektif untuk pemantauan kesehatan mental serta perilaku konsumen secara waktu nyata.

Dan yang terakhir berjudul “Sistem Deteksi Ekspresi Siswa Dalam *E-Learning* Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)” oleh [21]. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi emosi wajah siswa saat *e-learning* menggunakan CNN. Sistem bekerja real-time melalui webcam dan mengelompokkan ekspresi menjadi positif, netral, dan negatif. Uji coba pada dataset *FER-2013* menunjukkan *LeNet-5* unggul dengan akurasi pelatihan 98,84%, dibandingkan *AlexNet* yang mencapai 94,81%.

2.2. Emosi

Menurut Rere dan Usna dalam [22] mengatakan emosi merupakan bagian tak terpisahkan dari komunikasi individu dan dapat diekspresikan melalui berbagai cara, meskipun tidak selalu tampak secara langsung. Seiring perkembangan teknologi, perangkat elektronik semakin banyak dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi, seperti pada sistem e-parkir dan e-toll. Di bidang humaniora, kemampuan mengenali emosi juga krusial, khususnya dalam wawancara oleh HRD, psikolog, atau aparat, untuk memahami kondisi psikologis individu secara lebih mendalam [23].

2.3. Ekspresi Wajah

Menurut Mancini dalam [24] mengatakan kemampuan mengenali ekspresi wajah merupakan aspek penting dalam menjalin hubungan interpersonal yang sehat. Topik ini menjadi fokus utama dalam berbagai penelitian yang berkaitan dengan perkembangan manusia, kesejahteraan psikologis, serta adaptasi sosial. Ekspresi wajah berperan sebagai indikator utama dalam menggambarkan kondisi emosional seseorang [25]. Ekspresi wajah merupakan bentuk respons emosional yang paling umum dan mudah dikenali. Perubahan pada area seperti dahi, alis, kelopak mata, hidung, pipi, mulut, dan bibir mencerminkan emosi, misalnya wajah pucat, kemerahan, berseri, keriput, atau muram [26]. Penelitian ini berfokus pada enam jenis ekspresi wajah, yang terdiri dari empat emosi dasar berdasarkan teori Paul Ekman, yaitu *angry*, *sad*, *fear*, dan *surprise*, serta dua emosi tambahan yang tidak termasuk dalam kategori Ekman, yaitu *fatigue* dan *pain*. Berikut deskripsi dari ekspresi wajahnya:



Gambar 1. Ekspresi wajah angry

Ekspresi *angry* ditandai alis menurun ke dalam, dahi berkerut, mata menyipit, dan mulut tegang dengan gigi terlihat [26].

Gambar 2. Ekspresi wajah *fatigue*

Ekspresi *fatigue* ditunjukkan oleh mata yang mengecil, kelopak turun, lingkaran gelap, kulit pucat, dan kerutan di sekitar mulut yang menurun [27] [28].

Gambar 3. Ekspresi wajah *fear*

Ekspresi *fear* ditandai alis terangkat tanpa lengkung, kerutan pendek di dahi, kelopak bawah tegang, mulut terbuka, dan bibir meregang ke belakang [26].



Gambar 4. Ekspresi wajah surprise

Ekspresi *surprise* ditandai alis terangkat, dahi berkerut panjang, mata terbuka lebar, dan mulut terbuka tanpa ketegangan bibir [26].

Gambar 5. Ekspresi wajah *pain*

Ekspresi *pain* ditandai alis menurun, mata dan kelopak mengencang, pipi terangkat, hidung berkerut, serta mulut terbuka bervariasi [29].



Gambar 6. Ekspresi wajah sad

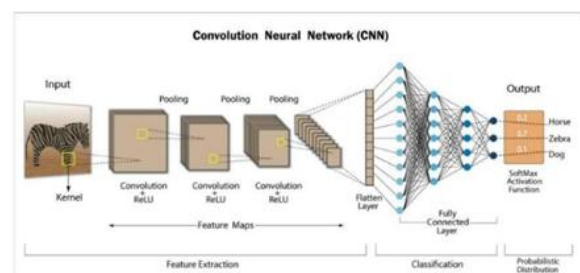
Ekspresi *sad* ditandai alis menurun ke tengah, dahi datar, kelopak mata menggantung, dan mulut menurun atau bergetar di sudut bibir [26].

2.4. Deep Learning

Deep learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang meniru cara kerja otak manusia dalam memproses informasi. Teknologi ini efektif dalam mengolah data mentah dan mengidentifikasi pola untuk mendukung pengambilan keputusan, serta memiliki arsitektur jaringan tersendiri sebagai bagian dari *machine learning* [30]. Menurut Attia dkk dalam [31] *deep learning* digunakan dalam metode dalam pembelajaran mesin untuk menyelesaikan tugas deteksi objek, klasifikasi citra, dan segmentasi semantik.

2.5. CNN (Convolutional Neural Network)

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan jaringan saraf tiruan berarsitektur *feed-forward* yang dirancang untuk mempelajari representasi fitur secara hierarkis, khususnya dalam tugas-tugas visi komputer seperti pengenalan objek [32]. CNN banyak diterapkan dalam deteksi objek, identifikasi wajah, dan pengenalan tulisan tangan. Proses penelitian meliputi pemilihan dataset, perancangan arsitektur, pelatihan model, dan evaluasi kinerja dengan metrik yang sesuai. Desain arsitektur mempertimbangkan jumlah lapisan, ukuran filter, dan jumlah neuron, sedangkan pelatihan model memerlukan penyesuaian parameter seperti learning rate, batch size, dan epoch. Dibandingkan metode konvensional, CNN unggul dalam meningkatkan akurasi klasifikasi [33].



Gambar 7. Arsitektur CNN [34]

3. METODE PENELITIAN

3.1. Pencarian Data

Dataset yang digunakan berasal dari beberapa sumber yaitu

<https://www.kaggle.com/datasets/chups1509/affectnet>,
<https://www.kaggle.com/datasets/kmrfan/micro-expressions>,
https://universe.roboflow.com/chocking/choking_face

, dan <https://universe.roboflow.com/pes-mai/drowsiness-detection-4-drivers>. Data yang digunakan mencakup enam kelas emosi: *angry*, *sad*, *fear*, *surprise*, *fatigue*, dan *pain*, dengan total 12.000 gambar yang telah diseimbangkan dan dibagi menjadi 80% train, 10% validasi, dan 10% test.

3.2. Pre-processing

Preprocessing dilakukan untuk menyelaraskan format data dari berbagai sumber sebelum digunakan dalam pelatihan model CNN. Tahapan ini mencakup pemotongan area wajah agar fokus pada ekspresi, konversi citra ke grayscale, dan pengubahan ukuran menjadi 80×80 piksel.



Gambar 8. Hasil preprocessing

Selanjutnya, dilakukan augmentasi data melalui rotasi, flipping, zoom, dan penyesuaian kecerahan untuk meningkatkan variasi data latih. Terakhir, dilakukan normalisasi nilai piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1 agar sesuai dengan kebutuhan model *deep learning*.



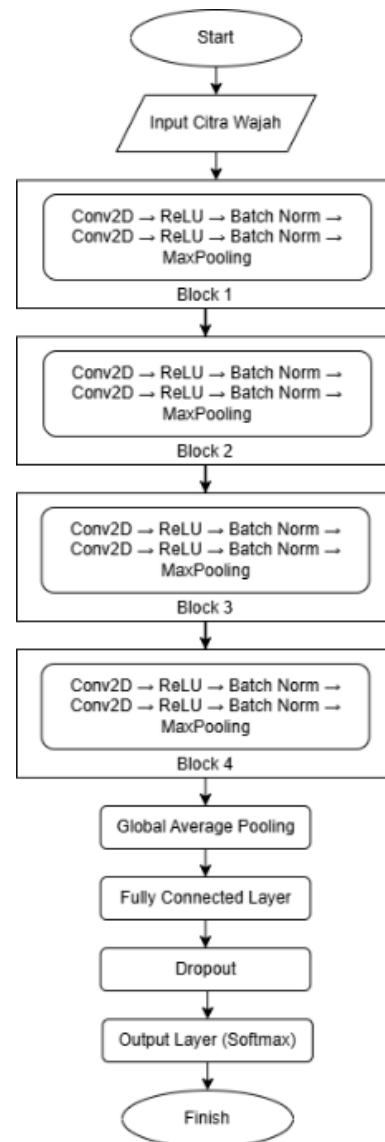
Gambar 9. Hasil augmentasi

3.3. Penerapan Algoritma

Setelah seluruh citra wajah melalui tahapan *preprocessing*. Data tersebut kemudian digunakan sebagai input untuk melatih model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dirancang khusus untuk tugas klasifikasi emosi.

Model dibangun menggunakan pendekatan *Sequential* dan terdiri dari empat block konvolusi utama. Setiap block memuat dua lapisan *Conv2D* dengan kernel berukuran 3×3, padding 'same', dan fungsi aktivasi *ReLU*, yang masing-masing diikuti oleh proses *Batch Normalization* guna menstabilkan distribusi aktivasi. Pada akhir setiap block, diterapkan *MaxPooling2D* untuk mengurangi dimensi spasial dan mempercepat proses pelatihan. Jumlah filter pada tiap block meningkat bertahap: 32, 64, 128, hingga 256.

Setelah proses ekstraksi fitur, digunakan lapisan *GlobalAveragePooling2D* untuk mereduksi output dari layer sebelumnya tanpa menambahkan parameter dalam jumlah besar, sehingga membantu menghindari *overfitting*.



Gambar 10. Arsitektur model CNN

Selanjutnya, hasil ekstraksi fitur diproses oleh satu lapisan *Dense* berisi 256 neuron dengan aktivasi *ReLU*, dilanjutkan dengan penerapan *Dropout* sebesar 0.6 sebagai bentuk regularisasi. Output layer terdiri dari enam neuron dengan aktivasi *softmax* untuk mengklasifikasikan citra ke dalam enam kelas emosi: *angry*, *sad*, *fear*, *surprise*, *fatigue*, dan *pain*.

Model dikompilasi menggunakan optimizer *Adam* dengan learning rate 0.0005 serta fungsi loss *categorical_crossentropy*, yang sesuai untuk klasifikasi multikelas. Proses pelatihan dilakukan selama maksimal 100 epoch batch size 32. Untuk menghindari *overfitting* dan meningkatkan efisiensi pelatihan, digunakan tiga callback utama: *EarlyStopping*, *ModelCheckpoint*, dan *ReduceLROnPlateau*.

3.4. Evaluasi

Evaluasi model dalam penelitian ini menggunakan confusion matrix. Confusion matrix disajikan dalam bentuk matriks persegi yang menggambarkan hubungan antara label sebenarnya dan prediksi yang dihasilkan oleh model. Umumnya, matriks ini terdiri dari empat komponen utama yang merepresentasikan hasil klasifikasi pada tiap kelas [35].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (3)$$

$$F1Score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision+recall} \dots\dots\dots (4)$$

Keterangan:

TP: Prediksi dan label sama-sama positif.

TN: Prediksi dan label sama-sama negatif.

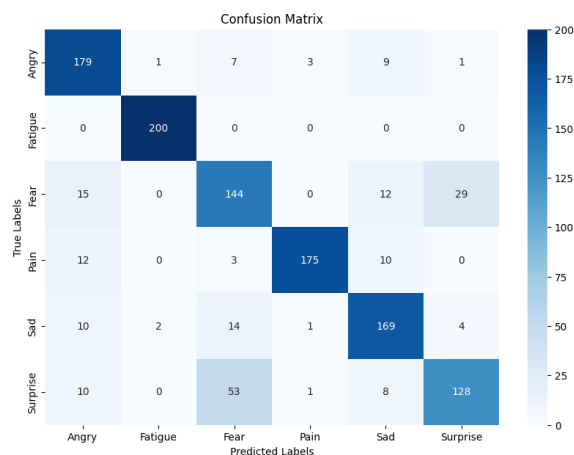
FP: Prediksi positif, label sebenarnya negatif.

FN: Prediksi negatif, label sebenarnya positif.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Beberapa kali percobaan dilakukan untuk memperoleh arsitektur model yang paling optimal. Percobaan ini mencakup penyesuaian arsitektur CNN, parameter pelatihan, serta teknik augmentasi data. Proses ini dilakukan secara bertahap, dimulai dari rancangan awal hingga diperoleh konfigurasi akhir yang memberikan hasil terbaik yang memperlihatkan perbedaan akurasi validasi dari masing-masing konfigurasi model.

Seluruh percobaan dilakukan dengan 100 epoch dengan variasi arsitektur CNN dan pengaturan hyperparameter. Model pertama menunjukkan *overfitting* dengan akurasi train/val/test sebesar 89,55% / 80,67% / 77,67%. Percobaan kedua lebih stabil 90,70% / 84,50% / 82,08%, namun percobaan ketiga dan keempat belum optimal meski dilakukan penyesuaian batch size dan learning rate.



Gambar 11. Confusion matrix

Mulai percobaan kelima sampai keenam, penggunaan *GlobalAveragePooling2D* dan

peningkatan *Dropout* meningkatkan stabilitas model. Percobaan ketujuh, dengan konfigurasi GAP, *Dropout* 0.6, batch size 32, dan learning rate 0.0005, menghasilkan akurasi terbaik: 87,97% train, 83,42% val, dan 82,92% test. Dengan train loss 0.3262, valid loss 0.4672, test loss 0.4606. serta dianggap sebagai model paling optimal.

Percobaan ketujuh menunjukkan akurasi tertinggi 82,92% dan dievaluasi melalui confusion matrix pada Gambar 11 pada 1.200 data test. Emosi fatigue, angry, dan pain diklasifikasi dengan baik, sedangkan fear dan surprise menunjukkan akurasi rendah akibat kemiripan visual. Emosi sad cukup baik dengan 169 prediksi benar.

Tabel 1. Classification report

Emosi	precision	recall	f1-score
Angry	0.79	0.90	0.84
Fatigue	0.99	1.00	0.99
Fear	0.65	0.72	0.68
Pain	0.97	0.88	0.92
Sad	0.81	0.84	0.83
Surprise	0.79	0.64	0.71

Berdasarkan Tabel di atas, nilai precision menunjukkan akurasi prediksi model terhadap tiap emosi. *Fatigue* mencatat precision tertinggi 0,99, disusul *pain* 0,97 dan *sad* 0,81, menandakan kesalahan prediksi jarang terjadi. Sebaliknya, precision terendah terdapat pada *fear* 0,65, menunjukkan masih banyak prediksi keliru.

Recall mengukur kemampuan model mengenali emosi yang sebenarnya. *Fatigue* memperoleh recall sempurna 1,00, sementara *surprise* terendah 0,64, menunjukkan banyak sampel *surprise* diklasifikasikan ke kelas lain.

F1-score, sebagai gabungan precision dan recall, mengonfirmasi hasil sebelumnya. *Fatigue* dan *pain* menunjukkan performa terbaik 0,99 dan 0,92, sedangkan *fear* dan *surprise* memiliki skor rendah 0,68 dan 0,71, mencerminkan kesulitan model dalam membedakan ekspresi yang mirip.

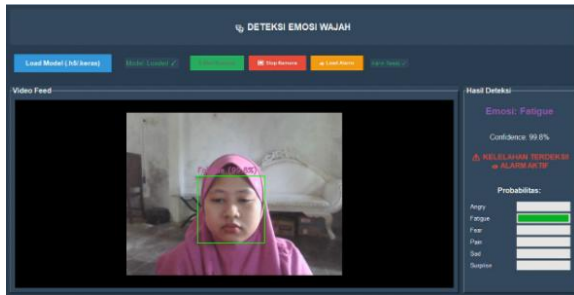


Gambar 12. Kurva akurasi dan loss

Pada Gambar diatas kinerja model terbaik pada percobaan ke-7 dianalisis melalui grafik akurasi dan loss. Akurasi pelatihan meningkat secara konsisten, sedangkan akurasi validasi stabil mendekati 83% setelah epoch ke-20, menunjukkan proses pembelajaran berjalan baik tanpa *overfitting*.

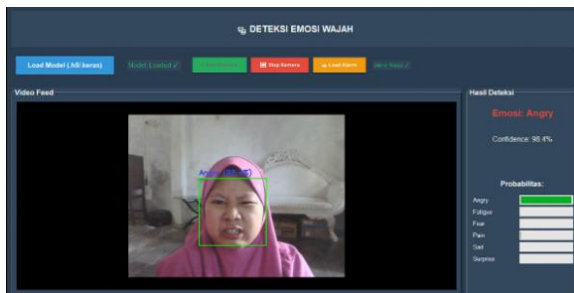
Meskipun loss validasi sempat fluktuatif, nilainya tetap rendah dan stabil sejak pertengahan pelatihan. Pelatihan berhenti otomatis pada epoch ke-34 melalui mekanisme *EarlyStopping*, dengan best epoch pada epoch ke-24. Hal ini dilakukan untuk mencegah *overfitting* dan meningkatkan efisiensi pelatihan.

Model kemudian diimplementasikan dalam antarmuka pengguna (GUI) berbasis real-time yang memanfaatkan kamera untuk mendeteksi wajah secara langsung seperti pada Gambar 13, 14, 15, 16, 17, 18.



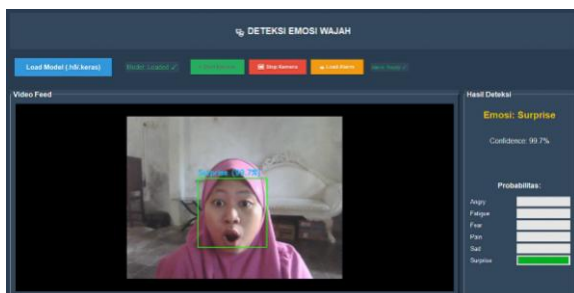
Gambar 13. Hasil emosi *fatigue*

Emosi *fatigue* berhasil diidentifikasi oleh sistem dengan confidence mencapai 99,8%. Pada kondisi ini, sistem secara otomatis mengaktifkan alarm sebagai bentuk notifikasi jika subjek terindikasi mengalami kelelahan.



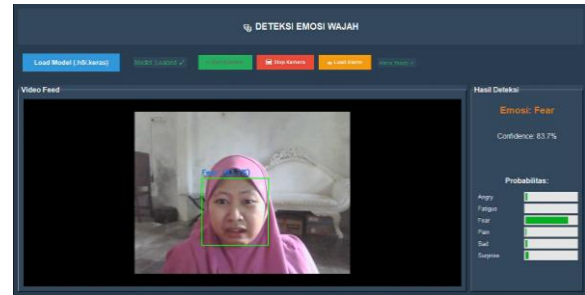
Gambar 14. Hasil emosi *angry*

Ekspresi *angry* terdeteksi dengan confidence 98.4%.



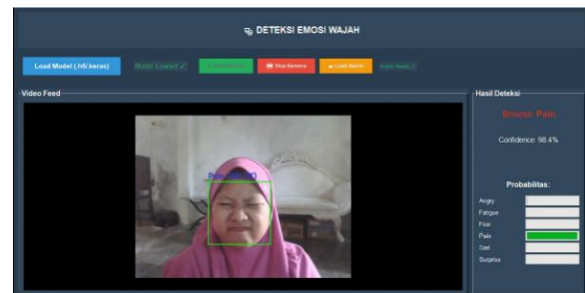
Gambar 15. Hasil emosi *surprise*

Ekspresi *surprise* dikenali dengan confidence sebesar 99.7%.



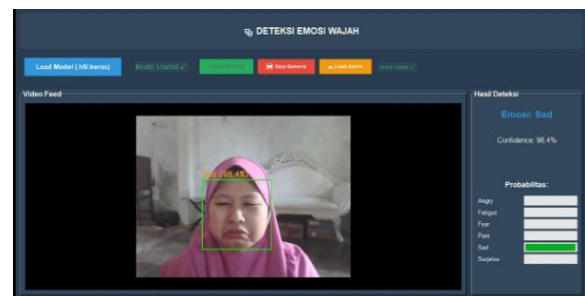
Gambar 16. Hasil emosi *fear*

Ekspresi *fear* dikenali dengan confidence 83.7%, lebih rendah dibanding emosi lainnya.



Gambar 17. Hasil emosi *pain*

Pain terdeteksi dengan confidence 98.4%.



Gambar 18. Hasil emosi *sad*

Ekspresi *sad* dikenali dengan confidence 98.4%, menunjukkan kemampuan generalisasi model yang baik.

Pencahayaan yang tidak stabil, jarak antara kamera dengan objek dapat mengaburkan detail ekspresi wajah, sehingga mengganggu ekstraksi fitur dan menurunkan confidence model. Selain itu, kemiripan visual antar emosi seperti *fatigue* dengan *sad*, *fear* dengan *surprise*, dan *angry* dengan *pain* menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi dan implementasi GUI ini.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari tujuh percobaan selama 100 epoch, konfigurasi terbaik ditemukan pada percobaan ketujuh dengan GAP, *Dropout* 0.6, batch size 32, dan learning rate 0.0005, yang menghasilkan akurasi train 87,97% validasi 83,42% dan test 82,92%, dengan train loss 0.3262, valid loss 0.4672, test loss 0.4606. Hasil ini menunjukkan bahwa penyesuaian arsitektur dan hyperparameter berperan penting dalam meningkatkan

performa dan mengurangi *overfitting*. Model selanjutnya diimplementasikan dalam GUI real-time dengan kamera untuk mendeteksi emosi secara langsung. Namun, akurasi dapat menurun akibat pencahayaan yang tidak stabil atau jarak kamera dengan subjek serta kemiripan visual antar emosi seperti *fatigue* dengan *sad*, *fear* dengan *surprise*, dan *angry* dengan *pain*. Penelitian selanjutnya dapat memperkuat fitur citra, dan menyempurnakan arsitektur serta hyperparameter untuk meningkatkan akurasi dan meminimalkan kesalahan pada emosi yang serupa.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Santoso Agus and Sari Dita Kurnia, "PENULARAN EMOSIONAL (EMOTIONAL CONTANGION) KAJIAN LITERATUR DAN REKOMENDASI," vol. 11, no. 2, pp. 278–298, 2021.
- [2] Deslinda Gadis, "TAHFIDZ QUR'AN DAN KECERDASAN EMOSIONAL: Peran Regulasi Diri Dalam Menggapai Hidayah," 2025.
- [3] S. Nurjannah and I. Suryaningsih, "KLASIFIKASI EMOSI TOKOH DALAM NOVEL LONTARA OLEH WINDY JOANA: TINJAUAN PSIKOLOGI SASTRA," 2025.
- [4] A. Rundu Wonua, F. Ilmu Sosial dan Ilmu Ekonomi, and U. Sembilanbelas November Kolaka, "PENGARUH STRES KERJA DAN BEBAN KERJA TERHADAP KELELAHAN KERJA PADA KARYAWAN TAMBANG DI PT KARYA MEGAH BUTON," *Jurnal Bisnis Net*, no. 2, pp. 2621–3982, 2024.
- [5] A. Helmi, N. Puspitasari, T. Martiana, I. Paskarini, Y. D. A. Wahyudiono, and M. Q. Ayuni, "Hubungan Stres Kerja dengan Unsafe Action pada Pekerja Konstruksi di PT. X Kota Surabaya," *Media Gizi Kemas*, vol. 12, no. 2, pp. 822–826, Nov. 2023, doi: 10.20473/mgk.v12i2.2023.822-826.
- [6] Majid Ruslan, Sidula Megasari, and Kamrin, "HUBUNGAN BEBAN KERJA, LAMA KERJA, DAN KELUHAN PERNAPASAN TERHADAP KELELAHAN KERJA PADA SOPIR ANGKUTAN TRAYEK UNIVERSITAS HALU OLEO TAHUN 2022," *Jurnal Kesehatan dan Keselamatan Kerja Universitas Halu Oleo*, vol. 3, no. 3, pp. 110–117, 2022.
- [7] R. Adhitia Gumilar, J. Muhammad Robani, R. Nur Iman, A. Nabila, and R. Wijaya Abdul Rozak, "J I P P ANALISIS FAKTOR PENYEBAB STRES KERJA PADA PEKERJA DENGAN MASA KERJA MINIMAL SATU TAHUN," 2024. [Online]. Available: <https://jurnalcendekia.id/index.php/jipp/>
- [8] S. B. Pasaribu, A. S. Hasibuan, D. A. Pratiwi, and Salianto, "DAMPAK STRESS KERJA DAN CARA MENGATASINYA TERHADAP KINERJA KARYAWAN," *Jurnal Review Pendidikan dan Pengajaran*, vol. 7, no. 3, 2024.
- [9] F. Dela Oktapiani, "Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Tingkat Stres Kerja Pada Karyawan Di Industri Manufaktur," *Juni*, 2024, doi: 10.59435/gjmi.v2i6.646.
- [10] Mahardika H.G. and Hidayati N., "PENGARUH LINGKUNGAN KERJA TERHADAP KECEMASAN KARYAWAN PT. MASPION ENERGY MITRATAMA," 2021.
- [11] N. Febryana Choiriyah, D. Yudi, and T. Harsono, "Prosiding Seminar Nasional dan Call for Paper Psikologi dan Ilmu Humaniora (SENAPIH 2022) Malang, 21 Mei 2022 Fakultas Psikologi," 2022.
- [12] M. F. Muntazhar, B. Irawan, and A. Dinimaharawati, "Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Arsitektur Resnet Pada Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Facial Expression Recognition Using ResNet Architecture On Convolutional Neural Network Algorithm," 2023.
- [13] R. J. Gunawan, B. Irawan, and C. Setianingsih, "PENGENALAN EKSPRESI WAJAH BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK DENGAN MODEL ARSITEKTUR VGG16 FACIAL EXPRESSION RECOGNITION BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK WITH VGG16 ARCHITECTURE MODEL," 2021.
- [14] A. R. Kusumastuti, Y. Kristian, and E. Setyati, "Klasifikasi Ketertarikan Anak PAUD Melalui Ekspresi Wajah Menggunakan Metode CNN," *Jurnal Teknologi Informasi dan Terapan*, vol. 7, no. 2, pp. 92–96, Dec. 2020, doi: 10.25047/jtit.v7i2.176.
- [15] S. Xu, Y. Cheng, Q. Lin, and J. P. Allebach, "Emotion Recognition Using Convolutional Neural Networks," Apr. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2504.03010>
- [16] F. Aure, R. Rokhana, R. Sigit, B. Sena Bayu Dewantara, D. Teknik Elektro, and P. Elektronika Negeri Surabaya, "Fusi Algoritma K-Means dan CNN untuk Klasifikasi Emosi pada Anak K-Means and CNN Algorithm Fusion for Children Emotion Classification," 2023.
- [17] T. Elizabeth, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Citra Ekspresi Wajah Manusia Pada MMA Facial Expression Dataset," 2021. [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [18] N. Ariyanto, Y. Lestari, S. Annest Pratama, D. Marutho, and A. Ilham, "Facial expression detection model development using convolutional neural network with high accuracy Pengembangan model pendeteksi ekspresi wajah menggunakan jaringan saraf konvolusi dengan akurasi tinggi," *Jurnal Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 1, pp. 7–11, 2025, doi: 10.26714/jkti.v3i1.13965.

- [19] E. Sentosa, H. Armanto, P. Pickerling, and L. Zaman, "Pengenalan Ekspresi Wajah dengan CNN dan Wavelet," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 4, no. 2, pp. 69–76, Oct. 2022, doi: 10.52985/insyst.v4i2.209.
- [20] G. J. P. Hakim *et al.*, "Real-Time Facial Emotion Detection Application with Image Processing Based on Convolutional Neural Network (CNN)," *International Journal of Electrical Engineering, Mathematics and Computer Science*, vol. 1, no. 4, pp. 27–36, Nov. 2024, doi: 10.62951/ijeemcs.v1i4.123.
- [21] J. H. Niasmara, I. Kadek, and D. Nuryana, "Sistem Deteksi Ekspresi Siswa Dalam E-Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Journal of Informatics and Computer Science*, vol. 06, 2024.
- [22] F. Rizky Rhomadon, M. Aldyandzah, M. F. Baihaqi, M. L. Hakim, and P. Rosyani, "BIIKMA : Buletin Ilmiah Ilmu Komputer dan Multimedia Implementasi Haar Cascade Dalam Sistem Pengenalan Emosi Dari Ekspresi Wajah," 2024. [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma>
- [23] R. R. Amaanullah, G. R. Pasfica, S. A. Nugraha, M. R. Zein, and F. D. Adhinata, "Implementasi Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Emosi Melalui Wajah," *JTIM : Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 3, no. 4, pp. 236–244, Feb. 2022, doi: 10.35746/jtim.v3i4.189.
- [24] S. Bahri, R. Samsinar, and P. S. Denta, "Pengenalan Ekspresi Wajah untuk Identifikasi Psikologis Pengguna dengan Neural Network dan Transformasi Ten Crops," *RESISTOR (Elektronika Kendali Telekomunikasi Tenaga Listrik Komputer)*, vol. 5, no. 1, 2022, Accessed: Feb. 22, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.24853/resistor.5.1.15-20>
- [25] F. Syah, T. Hastono, M. Fairuzabadi, P. Wahyu Ciptadi, and K. Warniasih, "Pengenalan Ekspresi Wajah untuk Mendeteksi Ketertarikan Siswa Sekolah Dasar dalam Mata pelajaran Menggunakan Metode CNN (Convolutional Neural Network)," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 3, pp. 859–867, Mar. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.724.
- [26] Affitri J. and Irdamurni., "Ekspresi Emosi Anak Autis dalam Berinteraksi Sosial," 2022. Accessed: Feb. 22, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.31004/jpdk.v4i6.8926>
- [27] Y. Wang, B. Liu, and H. Wang, "Fatigue detection based on facial feature correction and fusion," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Jan. 2022. doi: 10.1088/1742-6596/2183/1/012022.
- [28] D. Léger *et al.*, "'You look sleepy...' The impact of sleep restriction on skin parameters and facial appearance of 24 women," *Sleep Med*, vol. 89, pp. 97–103, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.sleep.2021.11.011.
- [29] W. T. Chen, F. J. Hsiao, G. Coppola, and S. J. Wang, "Decoding pain through facial expressions: a study of patients with migraine," *Journal of Headache and Pain*, vol. 25, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1186/s10194-024-01742-1.
- [30] E. Naf'an, F. Islami, and Gushelmi, "DASAR-DASAR DEEP LEARNING dan Contoh Aplikasinya," Sumatra Barat – Indonesia , 2022.
- [31] Nurmaini S., Darmawahyuni A., Sapitri A., Rachmatullah M., Firdaus., and Tutuko B., "PENGENALAN DEEP LEARNING DAN IMPLEMENTASINYA," 2021.
- [32] J. Nurhakiki and Y. Yahfizham, "Studi Kepustakaan: Pengenalan 4 Algoritma Pada Pembelajaran Deep Learning Beserta Implikasinya," *Jurnal Pendidikan Berkarakter*, no. 1, pp. 270–281, 2024, doi: 10.51903/pendekar.v2i1.598.
- [33] D. E. Marinda and I. H. Al Amin, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Deteksi Penggunaan Masker secara Real-Time," 2023.
- [34] N. Khairunisa, . C., and A. Jamaludin, "ANALISIS PERBANDINGAN ALGORITMA CNN DAN YOLO DALAM MENGIDENTIFIKASI KERUSAKAN JALAN," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4434.
- [35] N. A. Hasma, "Jurnal Rekayasa Sistem Informasi dan Teknologi Volume 1, No 3-Februari 2024 e-ISSN: 3025-888X IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DALAM MENGANALISIS DAN MENDETEKSI BERITA PALSU PADA PORTAL BERITA BAHASA INGGRIS," 2024.