

# Computer Vision Berbasis Deep Learning dalam Identifikasi Ekspresi Wajah sebagai Parameter Pengenalan Emosi Anak Usia Dini

Saptriasya Refanda<sup>1</sup>, Nurul Tsania Fazriah<sup>2</sup>, Cintami Oktafiani<sup>3</sup>, Tya Septiani Nurfauzia Koeswara<sup>4</sup>,  
Ramdhan Saepul Rohman<sup>5</sup>, Saeful Bahri<sup>6</sup>

<sup>1,2,3,4,5,6</sup> Universitas Bina Sarana Informatika

Jl. Kramat Raya No.98, RT.2/RW.9, Kwitang, Kec. Senen, Kota Jakarta Pusat, Daerah Khusus Ibukota Jakarta

e-mail: <sup>1</sup>asyarefanda@gmail.com, <sup>2</sup>ntsania23@gmail.com, <sup>3</sup>oktafianicintami@gmail.com, <sup>4</sup>tya.tsf@bsi.ac.id,

<sup>5</sup>ramdhan.rpe@bsi.ac.id, <sup>6</sup>saeful.sel@bsi.ac.id

Artikel Info : Diterima : 18-05-2026 | Direvisi : 26-05-2026 | Disetujui : 01-06-2026

**Abstrak** - Perkembangan teknologi kecerdasan buatan dan deep learning telah memungkinkan terciptanya alat pembelajaran interaktif bagi anak usia dini. Pengenalan emosi memiliki peran yang sangat penting dalam perkembangan sosial dan kognitif anak. Namun, proses identifikasi emosi dalam kegiatan pembelajaran umumnya masih dilakukan melalui pengamatan manual, yang dapat dipengaruhi oleh bias subjektif dan perbedaan penilaian antar pengamat. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang mampu mengenali ekspresi wajah sebagai media pembelajaran untuk membantu deteksi emosi pada anak usia dini. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan pendekatan eksperimental, dengan memanfaatkan data citra wajah dari dataset FER-2013 yang tersedia di platform Kaggle. Dataset tersebut terdiri dari citra wajah skala abu-abu, dengan fokus pada tiga emosi utama, yaitu senang, sedih, dan takut. Untuk meningkatkan efektivitas model, dilakukan tahapan pra-pemrosesan data berupa normalisasi dan augmentasi citra. Model CNN dilatih dan dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score, serta dianalisis menggunakan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang diusulkan mampu mengidentifikasi ekspresi wajah dengan kinerja yang baik, dengan tingkat akurasi tertinggi pada emosi senang, diikuti oleh emosi sedih dan takut. Model tersebut kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis kamera secara real-time yang secara otomatis mendeteksi ekspresi wajah selama sesi pembelajaran. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan deteksi ekspresi wajah berbasis CNN sebagai media pembelajaran interaktif dapat secara efektif mendukung pengenalan emosi pada pendidikan anak usia dini).

Kata Kunci : CNN, Emosi, Ekspresi Wajah

**Abstracts** - *The advancement of artificial intelligence and deep learning technologies has made it possible to create interactive learning tools for young children. Recognizing emotions is vital for children's social and cognitive growth; however, identifying emotions during educational activities is traditionally done through manual observation, which can be influenced by personal biases and vary between observers. This study seeks to develop a Convolutional Neural Network (CNN) model that can recognize facial expressions, serving as a learning tool to aid in emotion detection for young children.*

*The research uses a quantitative experimental method, relying on facial image data from the FER-2013 dataset available on Kaggle. The dataset contains grayscale images of faces, and the study focuses on three key emotions: happiness, sadness, and fear. To improve the model's effectiveness, data preprocessing steps such as normalization and image augmentation are applied. The CNN model is trained and assessed using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics, along with confusion matrix analysis. The outcomes demonstrate that the proposed CNN model successfully identifies facial expressions with good performance, achieving the highest accuracy for happiness, followed by sadness and fear. The model is then incorporated into a real-time camera application that automatically detects facial expressions during learning sessions. These results suggest that using CNN-based facial expression recognition as an interactive learning tool can effectively support emotion detection in early childhood education.*

Keywords : CNN, Emotion, face Expression



## PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) dan *deep learning* telah memberikan pengaruh signifikan di banyak sektor, termasuk dalam pendidikan dan psikologi anak. Salah satu aplikasi *AI* yang semakin populer adalah teknologi untuk mengenali ekspresi wajah, yang dapat secara otomatis mendeteksi emosi manusia melalui gambar digital. Menurut laporan *Markets and Markets* (Markets & Markets, 2024), pasar global teknologi pengenalan wajah diprediksi meningkat dari USD 6,3 miliar pada tahun 2023 menjadi USD 13,4 miliar pada tahun 2028, dengan tingkat pertumbuhan tahunan gabungan (*Compound Annual Growth Rate / CAGR*) sebesar 16,3%. Hal ini menunjukkan adanya peningkatan permintaan terhadap sistem cerdas yang mampu memahami aspek emosional manusia, khususnya dalam sektor pendidikan dan pembelajaran digital yang semakin menekankan interaksi sosial. Di Indonesia, pemanfaatan teknologi dalam proses belajar semakin berkembang setelah terjadinya pandemi *COVID-19*. Hal ini selaras dengan upaya pemerintah dalam mempercepat transformasi digital di bidang pendidikan (Kemendikbudristek, 2023). Kementerian Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi juga menegaskan pentingnya pendidikan sosial-emosional dalam Kurikulum Merdeka yang berfokus pada penguatan karakter seperti iman, kemandirian, kerja sama, dan pemikiran kritis (Kemendikbudristek, 2022). Kemampuan untuk mengenali serta mengelola emosi sangat penting bagi pertumbuhan sosial dan kognitif siswa, terutama pada anak-anak (Maulinda et al., 2020). Ekspresi wajah merupakan bentuk komunikasi non-verbal yang memiliki peran penting dalam pembelajaran anak usia dini, karena anak sering kali mengalami kesulitan dalam mengungkapkan emosi melalui kata-kata (Rahmawati, 2022; UNICEF, 2020; Widiyanarti et al., 2024). Namun, proses pembelajaran mengenai pengenalan emosi pada anak masih banyak dilakukan secara manual oleh guru. Pengamatan langsung bersifat subjektif dan sulit diukur secara konsisten, terutama karena emosi anak dapat berubah dengan cepat. Kondisi ini menunjukkan perlunya teknologi yang mampu mendeteksi ekspresi wajah secara otomatis, memberikan hasil yang lebih objektif, serta dapat dimanfaatkan sebagai sarana pembelajaran interaktif pada pendidikan anak usia dini.

Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas metode *deep learning* dalam mengidentifikasi ekspresi wajah manusia (Gupta et al., 2023) mengembangkan sistem deteksi keterlibatan siswa berbasis ekspresi wajah menggunakan model CNN seperti *Inception-V3*, *VGG19*, dan *ResNet-50*, di mana model *ResNet-50* mencapai akurasi tertinggi sebesar 92,3% dalam mendeteksi keterlibatan belajar secara *real-time*. Hasil serupa juga ditunjukkan oleh (Aly et al., 2023) yang membuktikan bahwa penerapan *deep learning* mampu mengidentifikasi emosi siswa dan meningkatkan kualitas pembelajaran daring. Di Indonesia (Mulyana et al., 2023) menerapkan metode *YOLOv5* untuk mendeteksi emosi wajah dan berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 99%, yang menunjukkan potensi besar teknologi ini dalam mendukung pembelajaran adaptif. Penelitian lain pada konteks anak usia dini juga menekankan pentingnya pengembangan aspek sosial dan emosional melalui aktivitas ekspresif. menyatakan bahwa permainan ekspresi wajah dapat meningkatkan kecerdasan sosial dan emosional anak, menegaskan pentingnya integrasi stimulasi sosial-emosional dalam proses pembelajaran (Mulyana et al., 2023; Nurjannah, 2025).

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada siswa tingkat menengah dan mahasiswa. Penelitian terkait deteksi ekspresi wajah pada anak usia dini masih relatif terbatas, padahal kelompok usia ini memiliki karakteristik ekspresi yang berbeda secara fisiologis dan emosional. Selain itu, mayoritas model yang digunakan masih bergantung pada dataset global seperti FER-2013, yang belum merepresentasikan karakteristik wajah anak-anak Indonesia. Kondisi ini menimbulkan kesenjangan penelitian dalam penerapan sistem *deep learning* yang sesuai dengan konteks lokal pendidikan anak usia dini.

Dalam penelitian ini, metode *deep learning* yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*, yang saat ini dikenal sebagai pendekatan paling efektif dalam pengenalan citra. CNN dirancang khusus untuk melakukan pengenalan dan klasifikasi gambar melalui beberapa lapisan yang mengekstraksi fitur visual dan menghasilkan skor klasifikasi (Nugroho et al., 2020). CNN merupakan struktur jaringan saraf tiruan yang efisien dalam pengolahan citra, dengan inti proses pada operasi konvolusi yang mengekstraksi fitur penting dari setiap citra untuk membentuk pola yang lebih sederhana dan mudah diklasifikasikan (Arsal et al., 2020). Pendekatan ini mampu meningkatkan efektivitas pembelajaran visual dan sangat relevan untuk diterapkan dalam sistem pengenalan ekspresi wajah.

Tujuan utama penelitian ini adalah menerapkan model *deep learning* berbasis CNN untuk mengidentifikasi ekspresi wajah sebagai sarana pembelajaran pengenalan emosi bagi anak usia dini. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem yang mampu mendeteksi ekspresi wajah secara otomatis menggunakan CNN, menilai tingkat akurasi model yang dihasilkan, serta mengintegrasikan hasil deteksi ke dalam media pembelajaran interaktif di lingkungan pendidikan anak usia dini. Secara teoretis, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu kecerdasan buatan, khususnya pada bidang pemrosesan citra dan psikologi perkembangan anak. Secara praktis, hasil penelitian ini diharapkan dapat dimanfaatkan oleh pendidik dan institusi pendidikan anak usia dini sebagai alat bantu pembelajaran yang adaptif untuk meningkatkan kemampuan anak dalam mengenali dan mengekspresikan emosi.

## METODE PENELITIAN

### 1. Tinjauan Pustaka

*Facial Expression Recognition* (FER) adalah proses mengenali perasaan manusia dengan menganalisis ekspresi wajah yang ditampilkan dalam bentuk gambar digital (Abdullah & Abdulazeez, 2021). Ekspresi wajah berfungsi sebagai bentuk komunikasi non-verbal yang penting karena dapat menunjukkan kondisi emosional seseorang secara visual dan langsung (Zhou et al., 2019). Karena hal tersebut, FER banyak digunakan dalam berbagai bidang seperti interaksi antara manusia dan komputer, sistem pemantauan perilaku, serta lingkungan pembelajaran yang menggunakan teknologi (Salihu et al., 2025). Perkembangan bidang *deep learning* memungkinkan sistem FER mampu mengekstraksi fitur wajah secara otomatis tanpa perlu membangun fitur secara manual. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu jenis arsitektur pembelajaran mendalam yang sering digunakan dalam tugas mengklasifikasikan emosi karena kemampuannya untuk mengekstrak fitur visual atau struktur ruang dari data seperti gambar atau spektrum suara. CNN bekerja dengan beberapa lapisan konvolusi dan *pooling* yang memungkinkan model belajar pola fitur secara otomatis tanpa perlu mengekstrak fitur secara manual, sehingga cocok untuk mengenali ciri-ciri ekspresi wajah atau sinyal yang berkaitan dengan emosi. Dalam proses klasifikasi emosi berdasarkan gambar wajah, CNN mampu meningkatkan ketahanan model terhadap perubahan data melalui teknik seperti augmentasi dan normalisasi, sehingga menghasilkan tingkat keakuratan yang baik (Yang et al., 2023).

Selain itu, CNN juga digunakan pada berbagai jenis data seperti suara, yang dikonversi menjadi bentuk spektrum, di mana model CNN pada pengenalan emosi dari suara dapat mengklasifikasikan berbagai jenis emosi berdasarkan fitur audio. Meskipun ada tantangan seperti variasi bentuk gelombang suara, diperlukan pendekatan pembelajaran mendalam yang lebih lanjut untuk meningkatkan tingkat akurasi. Pendekatan CNN terbukti efektif dalam berbagai penelitian mengenai klasifikasi emosi, baik berdasarkan data citra maupun data audio, sehingga menjadi salah satu metode utama dalam penelitian pengenalan emosi berbasis pembelajaran mendalam (Gupta et al., 2023).

Pengenalan ekspresi wajah kini mulai banyak digunakan dalam dunia pendidikan sebagai cara untuk mengukur sejauh mana siswa tertarik dan dalam kondisi emosional seperti apa selama belajar. Penelitian menunjukkan bahwa sistem yang menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu mendeteksi ekspresi wajah siswa secara otomatis, sehingga memberikan informasi yang objektif tentang tingkat minat siswa terhadap materi pelajaran di kelas [20]. Selain itu, pengenalan ekspresi wajah juga dikembangkan dalam lingkungan pembelajaran jarak jauh untuk mengklasifikasikan apakah siswa sedang aktif atau tidak terlibat dalam pembelajaran.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa teknologi ini dapat membantu guru memantau respon emosional siswa secara langsung, sehingga metode pengajaran bisa disesuaikan dengan kebutuhan siswa (Hadi & Arifin, 2021; Suryani, 2020). Hal ini menunjukkan bahwa pengenalan ekspresi wajah bisa menjadi alat pendukung pembelajaran yang adaptif dan berbasis data.

Penelitian ini menerapkan pendekatan kuantitatif dengan jenis penelitian eksperimental, karena mengutamakan pengujian terhadap kemampuan model *deep learning* yang berbasis CNN dalam mengenali ekspresi wajah anak usia dini. Pendekatan kuantitatif dipilih karena semua data yang diproses memiliki bentuk numerik dan dapat diukur melalui metode statistik. Data yang digunakan berasal dari dataset publik FER-2013 yang tersedia di platform *Kaggle*, yang terdiri dari ribuan gambar wajah yang telah dilabeli berdasarkan ekspresi emosi. Dataset ini kemudian dibagi menjadi bagian data latih dan data uji untuk mengembangkan serta menguji model CNN. Variabel independen dalam penelitian ini merupakan model CNN yang dibuat dan dikembangkan, sedangkan variabel dependen adalah hasil klasifikasi ekspresi wajah yang menunjukkan emosi anak. Proses pra-pemrosesan data mencakup normalisasi dan augmentasi gambar untuk meningkatkan variasi data serta meningkatkan kinerja model. Arsitektur CNN dirancang dengan memperhatikan lapisan konvolusi dan *pooling* yang mampu mengekstraksi fitur penting dari gambar wajah secara optimal.

Penilaian kinerja model dilakukan secara kuantitatif dengan menghitung berbagai metrik seperti *akurasi*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebagai indikator keandalan proses klasifikasi. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis distribusi hasil klasifikasi masing-masing emosi, dan validasi silang *k-fold* (biasanya dengan nilai  $k=5$ ) diterapkan guna memastikan stabilitas dan kemampuan generalisasi model terhadap data yang berbeda.

Perangkat yang digunakan meliputi komputer yang dilengkapi GPU untuk mempercepat proses pelatihan model, serta perangkat lunak *Python* yang menggunakan pustaka *TensorFlow* dan *Keras* sebagai *framework* pengembangan jaringan saraf konvolusi. Hasil deteksi ekspresi wajah kemudian diintegrasikan ke dalam media pembelajaran interaktif yang mendukung proses pengenalan emosi anak usia dini secara otomatis dan objektif.

Dengan metode ini, penelitian diharapkan dapat menghasilkan sistem yang efektif dalam mengenali emosi anak secara *real-time* dan memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi pendidikan berbasis AI di Indonesia.

### 2. Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah FER-2013, sebuah dataset yang berisi gambar wajah manusia untuk pengenalan ekspresi emosi, yang dapat diakses secara gratis di platform *Kaggle*. Dataset ini berisi total 35.887 gambar wajah dalam tujuh format skala abu-abu dengan ukuran resolusi 48×48 piksel. Setiap gambar telah diberi label berdasarkan tujuh kategori ekspresi emosi utama, yaitu marah, jijik, takut, bahagia, sedih,

terkejut, dan netral.

Namun, dalam penelitian ini hanya digunakan tiga kategori emosi, yaitu bahagia, sedih, dan takut. Pemilihan ketiga kategori tersebut dilakukan karena emosi tersebut dianggap cukup relevan dalam konteks pembelajaran anak usia dini dan memiliki ciri visual yang jelas untuk dibedakan. Selain itu, pembatasan jumlah kelas emosi bertujuan untuk menyederhanakan proses pelatihan model serta memfokuskan analisis pada performa klasifikasi, sehingga model dapat belajar secara lebih efektif dan menghasilkan prediksi yang lebih konsisten.

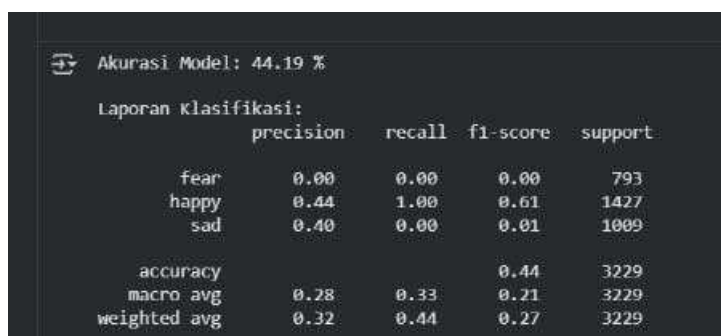
### 3. *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* yang digunakan dalam proses pelatihan model klasifikasi emosi berdasarkan dataset Kaggle berguna untuk menunjukkan hubungan antara label sebenarnya dengan label hasil prediksi dari model. Matriks ini memberikan penjelasan mengenai berapa banyak data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar dan berapa banyak yang salah diklasifikasikan untuk setiap kelas emosi. Dari hasil *confusion matrix*, dapat dilihat bahwa nilai-nilai pada diagonal utama memiliki jumlah yang cukup tinggi. Hal ini menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan emosi secara akurat untuk masing-masing kelas. Di sisi lain, adanya kesalahan klasifikasi pada nilai-nilai di luar diagonal menunjukkan adanya kesamaan karakteristik antar kelas emosi, yang menjadi tantangan dalam proses pengenalan emosi berdasarkan data teks.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan dataset yang berisi data analisis emosi didapat dari platform *Kaggle*. Dataset tersebut telah dibagi ke dalam berbagai kategori emosi. Namun, dalam penelitian ini hanya digunakan tiga kategori utama, yaitu *happy*, *sad*, dan *fear*, karena ketiga emosi ini sering muncul dan relevan untuk dianalisis dalam penelitian ini. Sebelum melatih model, ada tahap awal yaitu eksplorasi data untuk memahami karakteristik dan jumlah data di setiap kategori emosi. Data kemudian dikelompokkan berdasarkan folder masing-masing kategori untuk memastikan label sesuai dan memudahkan proses pengolahan data berikutnya. Hasil eksplorasi menunjukkan jumlah data di setiap kategori tidak sama.

Kondisi ini bisa memengaruhi hasil pelatihan dan klasifikasi model. Oleh karena itu, dilakukan tahap pra-pemrosesan data untuk meningkatkan kualitas dataset, seperti menyesuaikan distribusi data dan melakukan normalisasi agar model dapat belajar lebih efektif dan menghasilkan klasifikasi yang lebih baik. Setelah dilakukan pengelompokan data berdasarkan folder masing-masing emosi, diperoleh jumlah data sebagai berikut:



```

Akurasi Model: 44.19 %

Laporan klasifikasi:
              precision    recall  f1-score   support

   fear         0.00         0.00         0.00         793
   happy        0.44         1.00         0.61        1427
   sad          0.40         0.00         0.01        1009

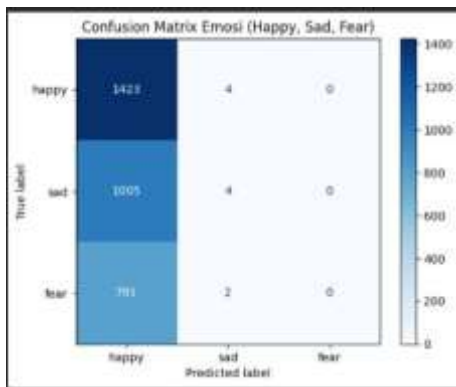
 accuracy              0.44         3229
 macro avg           0.28         0.33         0.21         3229
 weighted avg        0.32         0.44         0.27         3229

```

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 1. Distribusi data emosi

Dari grafik tersebut terlihat bahwa dataset memiliki komposisi yang tidak seimbang, di mana jumlah data pada kategori *happy* lebih banyak dibandingkan dengan kategori *sad* dan *fear*. Kondisi ini bisa memengaruhi hasil prediksi model, karena model lebih mudah belajar dan mengenali pola dari kelas yang memiliki data lebih banyak. Akibatnya, kinerja klasifikasi pada kelas dengan data lebih sedikit bisa menurun, sehingga perlu dilakukan penanganan khusus pada tahap pra-pemrosesan atau pelatihan model untuk mengurangi dampak ketidakseimbangan data tersebut.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 2. Confusion matrix

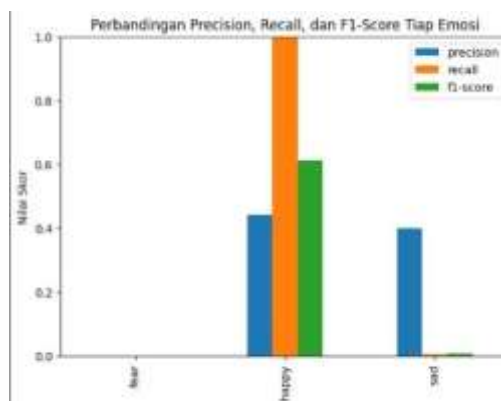
Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model sudah berhasil dalam mengenali emosi utama secara cukup baik. Meskipun demikian, kinerja model masih perlu ditingkatkan, terutama pada kelas emosi yang memiliki jumlah data lebih sedikit. Hal ini disebabkan oleh ketidakseimbangan data yang dapat memengaruhi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara optimal. Berdasarkan grafik perbandingan, emosi *happy* menunjukkan hasil yang terbaik dibandingkan dengan kategori emosi lainnya.

Hal ini terlihat dari angka *recall* yang sangat tinggi, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data yang berkaitan dengan *happy* berhasil dideteksi oleh model. Nilai *precision* dan *F1-score* pada kelas *happy* juga cukup tinggi, yang menunjukkan bahwa kata-kata yang bernada positif seperti senang, bahagia, dan ceria memiliki pola yang lebih konsisten, sehingga lebih mudah dipelajari oleh model.

Pada kategori emosi *sad*, nilai *precision* berada dalam tingkat sedang, tetapi nilai *recall* dan *F1-score* relatif rendah. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model cukup tepat dalam memprediksi data yang diklasifikasikan sebagai *sad*, masih ada sebagian data *sad* yang tidak terdeteksi dengan baik oleh model. Meskipun demikian, secara keseluruhan emosi *sad* menempati posisi kedua dalam kinerja klasifikasi karena masih menunjukkan keseimbangan yang cukup antara *precision* dan *recall* dibandingkan dengan emosi *fear*.

Sementara itu, emosi *fear* menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang paling rendah. Rendahnya nilai metrik ini mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengenali emosi *fear*. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh variasi kata dan ciri negatif yang beragam serta kesamaan karakteristik emosi *fear* dengan emosi lain, seperti *anger*, yang membuat model kesulitan dalam membedakan pola secara akurat.

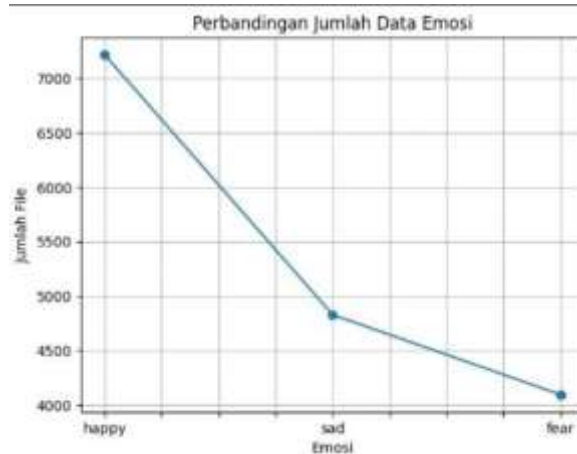
Secara keseluruhan, grafik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* menunjukkan bahwa model memiliki performa yang lebih baik pada emosi dengan pola yang jelas dan jumlah data yang dominan, seperti *happy*. Sebaliknya, performa model menurun pada emosi dengan jumlah data yang lebih sedikit serta kekompleksan karakteristik, terutama pada emosi *fear*. Hal ini menunjukkan bahwa diperlukan strategi tambahan, seperti penyeimbangan data atau peningkatan jumlah data latihan, untuk meningkatkan kinerja klasifikasi pada seluruh kategori emosi.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 3. Precision recall f1 score

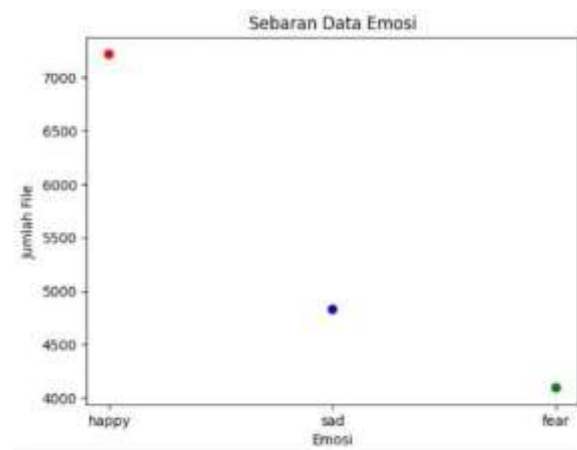
Jumlah data menampilkan perbandingan jumlah data pada setiap kategori emosi yang digunakan dalam penelitian ini, yakni *happy*, *sad*, dan *fear*. Dari gambar tersebut dapat dilihat bahwa kategori *happy* memiliki jumlah data terbanyak, kemudian diikuti oleh kategori *sad*, sedangkan kategori *fear* memiliki jumlah data paling sedikit. Perbedaan jumlah data seperti ini menunjukkan adanya ketidakseimbangan dalam data (*imbalanced data*), yang mungkin berdampak pada kemampuan model dalam melakukan klasifikasi emosi.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 4. Jumlah data tiap emosi

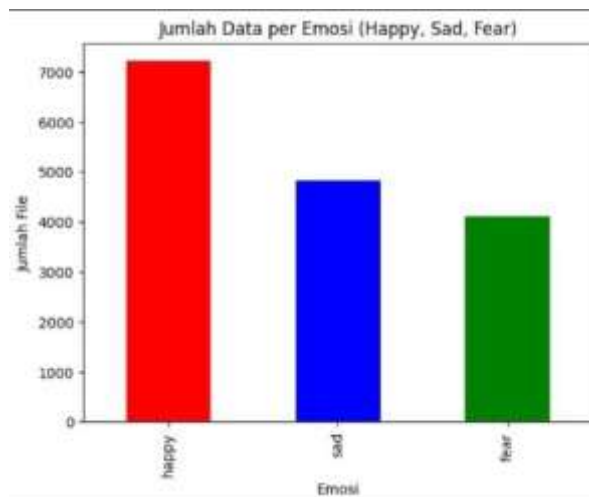
Distribusi data emosi menunjukkan perbedaan dalam jumlah data di setiap kelas yang cukup berarti. Kelas *happy* memiliki jumlah data yang paling besar, sedangkan kelas *sad* dan *fear* memiliki jumlah data yang lebih sedikit. Ketidakseimbangan ini dapat menyebabkan model lebih mudah mengenali kelas yang memiliki banyak data dibandingkan kelas dengan jumlah data sedikit.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 5. Distribusi Data Emosi

Akurasi model dipengaruhi oleh sebaran jumlah data pada setiap kategori emosi. Kelas yang memiliki lebih banyak data biasanya memberikan dampak lebih besar terhadap hasil kinerja model. Di sisi lain, jika suatu kelas memiliki jumlah data yang terbatas, maka kemampuan model dalam mengklasifikasikan emosi pada kelas tersebut bisa menjadi lebih rendah.



Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Gambar 6. Akurasi Model

## KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa penerapan model *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu mengenali ekspresi wajah secara otomatis dengan performa yang cukup baik. Model yang dikembangkan menggunakan dataset FER-2013 dengan fokus pada tiga kategori emosi, yaitu *happy*, *sad*, dan *fear*, berhasil mencapai tingkat akurasi yang memadai, di mana kategori *happy* menunjukkan hasil klasifikasi terbaik dibandingkan kategori lainnya. Hasil pengevaluasian menggunakan berbagai metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan ekspresi wajah.

Namun, masih terdapat keterbatasan dalam klasifikasi emosi yang memiliki jumlah data lebih sedikit. Selain itu, integrasi model CNN ke dalam aplikasi berbasis kamera *real-time* menunjukkan bahwa sistem mampu berjalan secara stabil, mengaktifkan kamera secara otomatis, serta mendeteksi dan mengklasifikasikan ekspresi wajah secara langsung.

Oleh karena itu, sistem deteksi ekspresi wajah berbasis CNN yang dikembangkan dalam penelitian ini dinilai layak digunakan sebagai alat pembelajaran interaktif untuk membantu pengenalan emosi pada anak usia dini secara objektif dan berbasis teknologi kecerdasan buatan.

## REFERENSI

- Abdullah, M. S., & Abdulazeez, A. M. (2021). Facial Expression Recognition Based on Deep Learning Convolution Neural Network. *Journal of Soft Computing and Data Mining*, 2(1), 53–65.
- Aly, M., Ghallab, A., & Fathi, I. S. (2023). Enhancing Facial Expression Recognition System in Online Learning Context Using Efficient Deep Learning Model. *IEEE Access*, 11, 121419–121433.
- Arsal, M., Wardijono, B. A., & Anggraini, D. (2020). Face Recognition untuk Akses Pegawai Bank Menggunakan Deep Learning dengan Metode CNN. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 6(1), 55–63.
- Gupta, S., Kumar, P., & Tekchandani, R. K. (2023). Facial Emotion Recognition Based Real-Time Learner Engagement Detection System in Online Learning Context Using Deep Learning Models. *Multimedia Tools and Applications*, 82(8), 11365–11394.
- Hadi, S., & Arifin, Z. (2021). Pengaruh Media Video terhadap Pembelajaran Anak Usia Dini. *Jurnal Pendidikan. Kemendikbudristek*. (2022). *Transformasi Digital Pendidikan Indonesia*.
- Kemendikbudristek. (2023). *Panduan Implementasi Kurikulum Merdeka dan Profil Pelajar Pancasila untuk PAUD*.
- Markets, & Markets. (2024). *Facial Recognition Market by Component (Software, Hardware, Services), Technology (2D, 3D, Facial Analytics), Application (Access Control, Attendance Tracking), and Region — Global Forecast to 2028*.
- Maulinda, R., Muslihin, H. Y., & Sumardi, S. (2020). Analisis Kemampuan Mengelola Emosi Anak Usia 5–6 Tahun (Literature Review). *Jurnal PAUD Agapedia*, 4(2), 300–313.

- Mulyana, A., Pratama, D. R., & Rizki, M. A. (2023). Deteksi Emosi Wajah Menggunakan Metode YOLOv5 untuk Mendukung Pembelajaran Daring. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi Pendidikan*, 10(2), 145–153.
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Arijanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–20.
- Nurjannah, S. (2025). Pengaruh Permainan Ekspresi (Expression Board) terhadap Kecerdasan Sosial Emosional Anak Usia Dini. *Jurnal Raudhah*, 13(2), 141–154.
- Rahmawati, D. (2022). Literasi Digital Guru dalam Era Pembelajaran Modern. *Jurnal Teknologi Pendidikan*.
- Salihu, S. A., Adebayo, S. O., Abikoye, O. C., Usman-Hamza, F. E., Mabayoje, M. A., Brahma, B., & Bandyopadhyay, A. (2025). Detection and Classification of Potato Leaves Diseases Using Convolutional Neural Network and Adam Optimizer. *Procedia Computer Science*, 258, 2–17. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.159>
- Suryani, N. (2020). *Pengembangan Media Pembelajaran Berbasis Teknologi*. Prenadamedia.
- UNICEF. (2020). *Digital Learning for Children*.
- Widiyanarti, T., Fadianti, C. A., Yunandar, F., Ningsih, F. S., Aji, J. F., & Syifa, M. (2024). Analisis Perbedaan Pola Komunikasi Verbal dan Non-Verbal dalam Interaksi Antar Budaya. *Interaction Communication Studies Journal*, 1(3), 12.
- Yang, J., Lyu, M., Qi, Z., & Shi, Y. (2023). Deep Learning Based Image Quality Assessment: A Survey. *Procedia Computer Science*, 221, 1000–1005. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.08.080>
- Zhou, T., Ruan, S., & Canu, S. (2019). A review: Deep learning for medical image segmentation using multi-modality fusion. *Array*, 3–4. <https://doi.org/10.1016/j.array.2019.100004>