

DETEKSI EKSPRESI WAJAH, USIA, DAN JENIS KELAMIN SECARA *REAL-TIME* MENGGUNAKAN OPENCV

Larasati¹, Desi Trisianti², Diajeng Sekar Prameswari³, Intan Adiba⁴, Alfian Rizaldy Pratama⁵, Wahyu S.J. Saputra⁶

Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional Jawa Timur, Surabaya

E-mail: *larasatiajha658@gmail.com¹, desi.trisianti17@gmail.com², Diajeng.sekar11@gmail.com³, intanadiba@gmail.com⁴, Alfan.fasilkom@upnjatim.ac.id⁵, Wahyu.s.j.saputra.if@upnjatim.ac.id⁶

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi ekspresi wajah, usia, dan *gender* menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dataset yang digunakan berasal dari platform Kaggle, mencakup UTKFace untuk klasifikasi usia dan *gender* serta FER2013 untuk klasifikasi ekspresi wajah. Model dilatih dan diuji menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model deteksi *gender* memiliki akurasi tertinggi sebesar 89%, diikuti oleh model deteksi usia dengan akurasi 58%, dan model deteksi ekspresi wajah dengan akurasi 50%. Model deteksi ekspresi dan usia menunjukkan keterbatasan dalam mengklasifikasikan beberapa kelas dengan jumlah sampel yang rendah, sehingga diperlukan peningkatan dalam augmentasi data dan optimasi model. Selain itu, implementasi sistem secara *real-time* menunjukkan bahwa performa masih kurang optimal dengan rata-rata FPS sebesar 12.86, sehingga perlu dilakukan optimasi agar dapat diterapkan dalam lingkungan nyata.

Kata kunci

Deep Learning, Convolutional Neural Network, Deteksi Ekspresi Wajah, Deteksi Usia, Deteksi Gender.

ABSTRACT

This research aims to develop a facial expression, age, and gender detection system using the Convolutional Neural Network (CNN) method. The dataset used is sourced from the Kaggle platform, including UTKFace for age and gender classification and FER2013 for facial expression classification. The model was trained and tested using evaluation metrics such as accuracy, precision, recall, and f1-score. Experimental results show that the gender detection model achieved the highest accuracy at 89%, followed by the age detection model with 58% accuracy and the facial expression detection model with 50% accuracy. The age and expression detection models exhibited limitations in classifying certain classes with low Sample sizes, indicating the need for data augmentation and model optimization. Additionally, real-time system implementation showed suboptimal performance with an average FPS of 12.86, necessitating further optimization for real-world applications.

Keywords

Deep Learning, Convolutional Neural Network, Facial Expression Detection, Age Detection, Gender Detection.

1. PENDAHULUAN

Visi komputer merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan komputer memahami dan menafsirkan informasi dari gambar atau video (Szeliski, 2022). Teknologi visi komputer telah berkembang pesat dan digunakan dalam berbagai bidang, termasuk keamanan, kesehatan, dan industri otomotif. Namun, masih terdapat beberapa tantangan yang perlu diatasi. Menurut laporan dari Statista (2023), lebih dari 80% sistem

pengenalan wajah masih mengalami kesalahan dalam mengidentifikasi ekspresi pada kondisi pencahayaan rendah. Selain itu, penelitian lain menunjukkan bahwa model deteksi *gender* dapat memiliki bias hingga 34% terhadap kelompok etnis tertentu, yang menimbulkan tantangan etis dalam penerapan teknologi ini (Buolamwini & Gebru, 2018). Oleh karena itu, diperlukan metode yang lebih akurat untuk meningkatkan performa sistem pengenalan ekspresi, usia, dan *gender*.

Salah satu penerapan utama dari visi komputer adalah deteksi wajah dan analisis ekspresi, yang berguna dalam interaksi manusia dengan mesin. Kemampuan komputer untuk mengenali ekspresi wajah, usia, dan *gender* secara *real-time* dapat diterapkan dalam sistem keamanan cerdas, analisis perilaku konsumen, serta aplikasi di bidang medis (Guo et al., 2019). Teknologi visi komputer juga diterapkan dalam deteksi pengenalan wajah, analisis citra medis, dan sistem keamanan berbasis deteksi objek (Gonzalez & Woods, 2018). Salah satu teknik utama dalam visi komputer adalah pengolahan citra, yang mencakup berbagai metode untuk mengekstrak informasi dari gambar (Jain et al., 2020). Dengan kemajuan deep learning, metode berbasis jaringan saraf tiruan seperti Convolutional Neural Network (CNN) semakin banyak digunakan dalam pengolahan citra karena kemampuannya mengenali pola dengan lebih akurat dibandingkan metode tradisional.

CNN adalah salah satu metode deep learning yang dirancang khusus untuk mengenali pola dalam gambar melalui operasi konvolusi (Krizhevsky et al., 2012). Teknik ini memungkinkan model memahami fitur penting dari gambar seperti tepi, bentuk, dan tekstur. CNN dapat mempelajari berbagai ekspresi wajah manusia serta mengklasifikasikan usia dan *gender* dengan lebih akurat dibandingkan metode tradisional. CNN menggunakan beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected layer untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik (He et al., 2016). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi ekspresi wajah, usia, dan *gender* secara *real-time* menggunakan OpenCV serta menerapkan metode CNN dengan dataset dari platform Kaggle untuk memastikan keberagaman data uji.

Dalam penelitian ini, metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan karena terbukti memiliki performa tinggi dalam klasifikasi gambar. Beberapa penelitian di Indonesia telah membahas penggunaan CNN dalam pengenalan ekspresi wajah, usia, dan *gender*. Misalnya, penelitian oleh Nugroho et al. (2022) menunjukkan bahwa CNN dapat mencapai akurasi 65% dalam klasifikasi ekspresi wajah menggunakan 7.066 dataset citra wajah. Selain itu, penelitian oleh Neviyani dan Asmunin (2023) menunjukkan bahwa model berbasis CNN dapat digunakan untuk identifikasi dan prediksi umur, jenis kelamin, serta deteksi emosi berdasarkan citra wajah. Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, CNN terbukti menghasilkan akurasi yang signifikan dalam pengenalan wajah. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan metode CNN sebagai metode utama dalam mendeteksi dan mengenali ketiga aspek pengenalan wajah untuk menghasilkan model yang lebih optimal.

Penelitian ini memiliki beberapa batasan yang perlu diperhatikan. Model yang dikembangkan hanya akan diuji menggunakan dataset citra wajah yang tersedia di Kaggle, sehingga belum diuji secara langsung dalam lingkungan nyata dengan variasi pencahayaan dan sudut wajah yang lebih kompleks. Selain itu, sistem ini hanya berfokus

pada deteksi ekspresi dasar seperti senang, sedih, marah, netral, terkejut, dan takut, serta tidak mempertimbangkan faktor eksternal seperti kacamata atau masker yang dapat memengaruhi hasil deteksi. Oleh karena itu, meskipun penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dan mengurangi bias dalam pengenalan wajah, masih ada keterbatasan yang perlu diatasi dalam penelitian lanjutan. Kontribusi utama penelitian ini adalah peningkatan akurasi deteksi ekspresi wajah, usia, dan *gender* melalui penggunaan dataset yang lebih beragam serta penerapan teknik CNN yang lebih optimal dibandingkan metode sebelumnya. Dengan mengintegrasikan OpenCV dan CNN, sistem ini diharapkan dapat menghasilkan deteksi *real-time* yang lebih andal untuk berbagai aplikasi seperti keamanan, analisis perilaku, dan interaksi manusia dengan mesin. Model ini juga akan dibandingkan dengan metode konvensional guna menunjukkan keunggulannya dalam hal kecepatan dan akurasi.

Sebagai dasar teori, OpenCV digunakan dalam penelitian ini sebagai pustaka utama untuk pemrosesan citra karena memiliki berbagai fungsi yang mendukung deteksi wajah secara efisien. OpenCV memungkinkan ekstraksi fitur wajah dengan menggunakan metode seperti Haar Cascade Classifier atau deep learning-based face detection. CNN dipilih sebagai algoritma utama karena kemampuannya dalam mengidentifikasi pola kompleks dalam gambar. CNN terdiri dari beberapa lapisan, termasuk lapisan konvolusi yang bertugas mengekstrak fitur, lapisan pooling yang mengurangi dimensi fitur, serta lapisan *fully connected* yang menghasilkan prediksi akhir (LeCun et al., 2015). Dengan pendekatan ini, diharapkan model yang dikembangkan dapat meningkatkan keandalan deteksi wajah dalam berbagai kondisi.

Berdasarkan temuan dari penelitian terdahulu, penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem deteksi *real-time* menggunakan OpenCV dan CNN. Metode CNN digunakan karena terbukti memiliki akurasi tinggi dalam pengenalan wajah. Penelitian ini mengintegrasikan CNN dan OpenCV untuk mendeteksi ekspresi wajah, usia, dan *gender* secara *real-time*. Model akan dilatih menggunakan dataset yang beragam guna mengurangi bias dan meningkatkan generalisasi. Untuk mengukur performanya, model ini akan diuji menggunakan dataset dari Kaggle dengan mempertimbangkan berbagai kondisi pencahayaan dan karakteristik wajah. Dengan demikian, penggunaan CNN diharapkan dapat menghasilkan sistem deteksi yang lebih optimal dibandingkan metode konvensional.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode eksperimen dengan pendekatan deep learning, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), dalam klasifikasi ekspresi wajah, usia, dan *gender*. CNN dipilih karena telah terbukti efektif dalam pengolahan citra (Sari & Wibowo, 2020). Dataset yang digunakan diperoleh dari platform Kaggle, mencakup berbagai variasi wajah untuk meningkatkan generalisasi model.

Tahapan penelitian dalam mendeteksi usia, *gender*, dan ekspresi wajah terdiri dari empat tahap utama, yaitu *Data Collection*, *Model Selection*, *Model Training*, dan *Prediction Implementation*.

2.1 Data collection

Pada tahap ini, dataset wajah yang memiliki label usia, *gender*, dan ekspresi wajah dikumpulkan untuk digunakan dalam pelatihan model. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari platform Kaggle, yang mencakup berbagai variasi wajah guna meningkatkan generalisasi model. Beberapa dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah UTKFace, yang berisi gambar wajah dengan informasi usia dan *gender*, serta FER2013, yang berisi gambar wajah dengan label ekspresi seperti marah, bahagia, netral, dan lainnya.

2.2 Model selection

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang merupakan salah satu teknik deep learning yang terkenal dalam bidang computer vision. CNN memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur visual dari gambar secara otomatis melalui berbagai lapisan konvolusi. Dengan kemampuan ini, CNN dapat mengidentifikasi pola yang kompleks dalam gambar wajah sehingga dapat digunakan untuk menentukan usia, *gender*, serta ekspresi seseorang.

2.3 Model training

Model CNN dilatih dengan jumlah iterasi atau epoch yang telah ditentukan agar dapat mempelajari pola yang ada dalam data. Selama pelatihan, model akan melalui proses optimasi menggunakan algoritma seperti Adam untuk meningkatkan akurasi dalam mengklasifikasikan wajah. Evaluasi model juga dilakukan untuk mengukur seberapa baik model dapat mengenali usia, *gender*, dan ekspresi wajah, dengan menggunakan metrik seperti akurasi, *precision*, *recall*, serta confusion matrix.

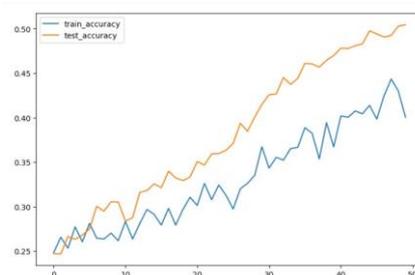
2.4 Prediction implementation

Pada tahap ini, model yang telah dilatih digunakan untuk mendeteksi usia, *gender*, dan ekspresi wajah dari gambar yang baru. Model ini dapat diterapkan dalam berbagai bentuk aplikasi, baik berbasis web maupun mobile, sehingga memungkinkan deteksi wajah secara *real-time*. Untuk memastikan model dapat digunakan secara luas, hasil pelatihan dapat diekspor dalam format seperti *TensorFlow SavedModel*.

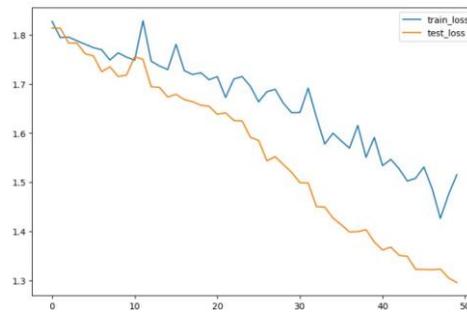
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan terhadap hasil penelitian dan pengujian yang diperoleh disajikan dalam bentuk uraian teoritik, baik secara kualitatif maupun kuantitatif. Hasil percobaan sebaiknya ditampilkan dalam berupa grafik atau pun tabel. Untuk grafik dapat mengikuti format untuk diagram dan gambar.

3.1 Emotion/Ekspresi



Gambar 1. Grafik akurasi



Gambar 2. Grafik loss

Tabel 1. Akurasi model ekspresi

	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1score</i>	<i>Support</i>
0	0.38	0.39	0.39	958
1	0.00	0.00	0.00	111
2	0.28	0.17	0.22	1024
3	0.66	0.81	0.73	1774
4	0.43	0.56	0.49	1233
5	0.40	0.32	0.36	1247
6	0.68	0.64	0.66	831
<i>accuracy</i>			0.50	7178
<i>macro avg</i>	0.41	0.41	0.41	7178
<i>weighted avg</i>	0.48	0.50	0.48	

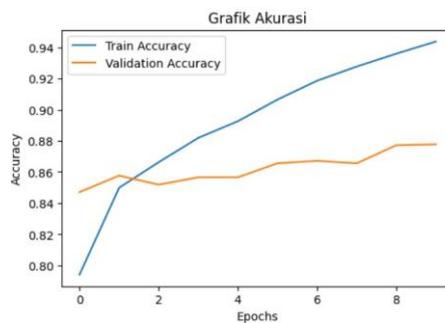
Berdasarkan hasil klasifikasi yang ditampilkan pada tabel, model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam mendeteksi ekspresi wajah menunjukkan akurasi keseluruhan sebesar 50%. Hal ini mengindikasikan bahwa model hanya mampu memberikan prediksi yang benar pada setengah dari total data uji.

Analisis lebih lanjut terhadap metrik evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa terbaik pada kelas 3 dengan *precision* sebesar 0.66, *recall* sebesar 0.81, dan *f1-score* sebesar 0.73. Nilai *recall* yang tinggi pada kelas ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar sampel yang termasuk dalam kelas tersebut dengan baik. Sebaliknya, kelas dengan performa terburuk adalah kelas 1, yang memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 0.00. Hal ini menunjukkan bahwa model sama sekali tidak dapat mengenali ekspresi yang termasuk dalam kelas ini, kemungkinan disebabkan oleh jumlah sampel yang sangat sedikit dalam kelas tersebut (111 sampel).

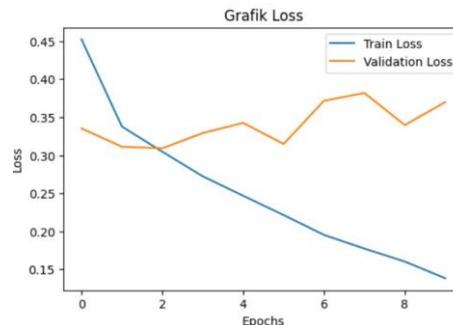
Dari segi rata-rata makro (macro average), nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 0.41, yang menunjukkan performa rata-rata model di semua kelas tanpa memperhitungkan distribusi data. Sementara itu, rata-rata tertimbang (*weighted average*) untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing sebesar 0.48, 0.50, dan 0.48, yang mempertimbangkan distribusi jumlah sampel di setiap kelas.

Secara keseluruhan, model masih memiliki keterbatasan dalam mendeteksi ekspresi wajah dengan baik. Beberapa kelas, terutama kelas 1, tidak teridentifikasi dengan benar, yang dapat mengurangi keandalan model dalam aplikasi nyata. Untuk meningkatkan kinerja model, beberapa langkah dapat diterapkan, antara lain augmentasi data untuk meningkatkan jumlah sampel pada kelas yang kurang terwakili, optimasi arsitektur model dengan menyesuaikan jumlah lapisan atau filter CNN, serta penggunaan dataset yang lebih besar dan beragam agar model dapat belajar pola ekspresi wajah dengan lebih baik. Selain itu, *fine-tuning* menggunakan data *real-time* dapat dilakukan untuk menyesuaikan model dengan kondisi aktual dalam penggunaannya.

3.2 Gender



Gambar 3. Grafik akurasi



Gambar 4. Grafik loss

Tabel 2. Akurasi model *gender*

	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1score</i>	<i>Support</i>
<i>Female</i>	0.93	0.86	0.89	9900
<i>Male</i>	0.86	0.93	0.89	9066
<i>accuracy</i>			0.89	18966
<i>macro avg</i>	0.89	0.89	0.89	18966
<i>weighted avg</i>	0.90	0.89	0.89	18966

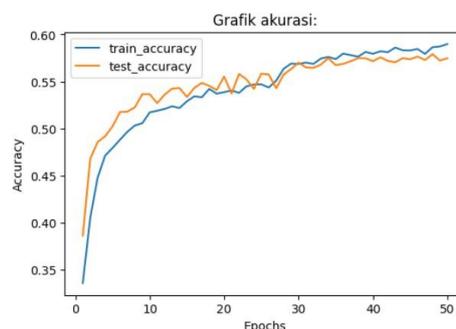
Berdasarkan hasil evaluasi model menggunakan metrik *precision*, *recall*, dan *f1-score*, sistem deteksi *gender real-time* yang dikembangkan menggunakan OpenCV dan CNN menunjukkan tingkat akurasi yang cukup tinggi, yaitu 89%. *Precision* untuk kategori

Female lebih tinggi (0.93) dibandingkan *Male* (0.86), yang menunjukkan bahwa ketika sistem memprediksi seseorang sebagai "*Female*", prediksi tersebut cenderung lebih akurat. Sebaliknya, *recall* untuk kategori *Male* lebih tinggi (0.93) dibandingkan *Female* (0.86), yang berarti sistem lebih baik dalam mengenali individu yang sebenarnya "*Male*". Perbedaan ini dapat terjadi karena karakteristik wajah yang digunakan sebagai fitur dalam model dapat lebih mudah dikenali pada salah satu *gender*. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk memahami faktor yang memengaruhi performa model dalam mendeteksi *gender* secara *real-time*.

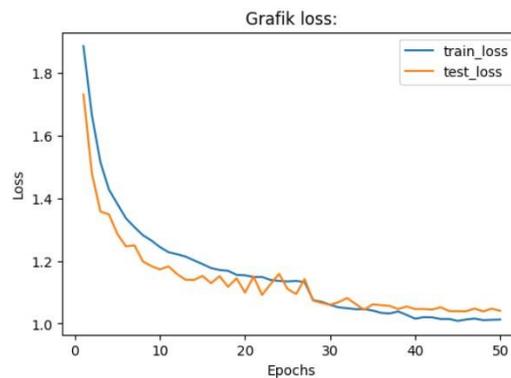
Metode CNN digunakan karena terbukti memiliki akurasi tinggi dalam pengenalan wajah, sebagaimana dibuktikan oleh penelitian terdahulu. Dalam implementasi sistem ini, CNN berperan dalam mengekstraksi fitur penting dari wajah, sementara OpenCV bertugas menangkap dan memproses gambar secara *real-time*. Evaluasi menunjukkan bahwa *macro average* dan *weighted average* memiliki nilai yang sama, yaitu 0.89, yang menandakan model memiliki keseimbangan dalam mengklasifikasikan kedua *gender*. Namun, adanya perbedaan antara *precision* dan *recall* menunjukkan bahwa model dapat mengalami bias dalam mendeteksi satu *gender* dibandingkan yang lain. Oleh karena itu, untuk meningkatkan akurasi, sistem dapat diperbaiki dengan meningkatkan jumlah data latih atau menyesuaikan *threshold* deteksi pada tahap klasifikasi.

Penelitian ini mengintegrasikan CNN dan OpenCV untuk mendeteksi *gender* secara *real-time* dengan tujuan mendapatkan hasil yang akurat dan efisien. Dengan akurasi keseluruhan sebesar 89%, sistem ini sudah cukup andal untuk digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti analisis demografi atau keamanan berbasis biometrik. Namun, untuk memastikan performa yang lebih seimbang antara kategori *Female* dan *Male*, diperlukan peningkatan model dengan melakukan augmentasi data atau *fine-tuning* hyperparameter. Selain itu, pengujian dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut wajah juga perlu dilakukan agar model tetap dapat berfungsi optimal dalam kondisi nyata. Dengan pengembangan lebih lanjut, sistem ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dalam mendeteksi *gender* secara *real-time* dan diaplikasikan dalam berbagai bidang teknologi.

3.3 Age



Gambar 5. Grafik akurasi



Gambar 6. Grafik loss

Tabel 3. Akurasi model *age*

	<i>Precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1score</i>	<i>Support</i>
0	0.92	0.93	0.92	649
1	0.49	0.27	0.35	311
2	0.66	0.82	0.73	1553
3	0.42	0.38	0.40	843
4	0.35	0.16	0.22	411
5	0.40	0.52	0.46	472
6	0.34	0.26	0.29	243
7	0.33	0.19	0.24	145
8	0.40	0.59	0.47	97
9	0.00	0.00	0.00	16
10	0.00	0.00	0.00	2
accuracy			0.89	18966
macro avg	0.89	0.89	0.89	18966
weighted avg	0.90	0.89	0.89	18966

Model Convolutional Neural Network (CNN) yang digunakan untuk mendeteksi usia memiliki tingkat akurasi 58%, yang menunjukkan bahwa model belum cukup andal dalam mengklasifikasikan usia dengan presisi tinggi. Dari hasil evaluasi, terlihat bahwa kelas usia 0 memiliki performa terbaik, dengan *precision* sebesar 0.92 dan *recall* 0.93, yang berarti model mampu mengenali usia pada kelas ini dengan sangat baik. Namun, untuk kelas lainnya, performa model cenderung bervariasi, dengan beberapa kelas memiliki *precision* dan *recall* yang rendah. Sebagai contoh, kelas usia 1, 4, 7, 9, dan 10 memiliki *f1-score* di bawah 0.30, yang menunjukkan bahwa model kesulitan dalam mengenali individu pada kelompok usia tersebut. Rendahnya *recall* di beberapa kelas menunjukkan bahwa model sering gagal mendeteksi usia yang sebenarnya, sehingga banyak individu diklasifikasikan ke dalam kategori yang salah.

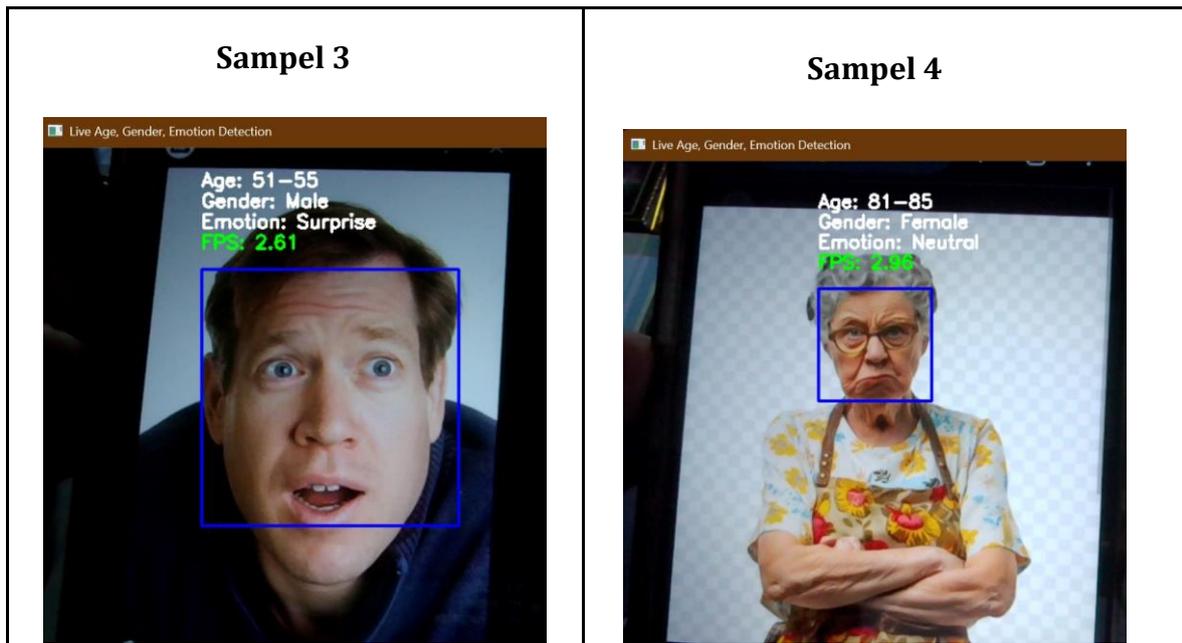
Analisis berdasarkan macro average menunjukkan bahwa *precision*, *recall*, dan *f1-score* masing-masing bernilai 0.39, 0.38, dan 0.37, yang mengindikasikan bahwa model memiliki ketidakseimbangan dalam mengenali semua kategori usia. Sementara itu, *weighted average* yang lebih tinggi, yaitu 0.55 untuk *precision* dan 0.56 untuk *f1-score*, menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sedikit lebih baik ketika mempertimbangkan distribusi jumlah sampel di setiap kelas. Performa terbaik ditemukan pada kelas usia dengan jumlah data yang lebih besar, seperti kelas 2 (*precision* 0.66, *recall* 0.82, *f1-score* 0.73), yang menunjukkan bahwa model bekerja lebih baik pada kelas dengan jumlah data yang lebih banyak. Sebaliknya, kelas dengan jumlah data kecil seperti usia 9 dan 10 memiliki *precision* dan *recall* 0.00, yang berarti model gagal mengenali individu pada kelompok usia tersebut.

Tingkat kesalahan yang tinggi ini bisa disebabkan oleh ketidakseimbangan data, di mana beberapa kelompok usia memiliki jumlah sampel yang jauh lebih sedikit dibandingkan lainnya. Selain itu, faktor kemiripan fitur wajah antarusia dapat membuat model sulit membedakan usia yang berdekatan, sehingga sering terjadi kesalahan klasifikasi. Untuk meningkatkan akurasi, model dapat ditingkatkan dengan augmentasi data, menyesuaikan bobot kelas, atau menggunakan teknik transfer learning dengan model pretrained yang lebih kompleks. Selain itu, *fine-tuning* hyperparameter dan eksplorasi arsitektur CNN yang lebih dalam dapat membantu meningkatkan performa dalam mengenali variasi usia dengan lebih akurat.

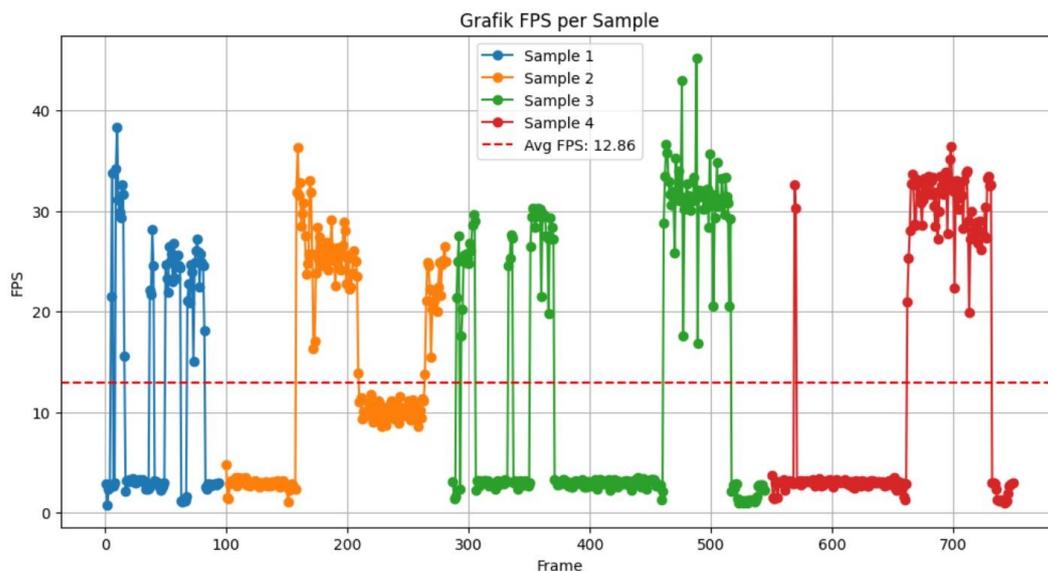
Secara keseluruhan, meskipun model memiliki akurasi 58%, hasil ini masih kurang optimal, terutama dalam mendeteksi kelompok usia tertentu yang memiliki jumlah data lebih sedikit. Diperlukan strategi tambahan, seperti peningkatan kualitas dataset dan perbaikan arsitektur model, agar sistem deteksi usia berbasis CNN dapat memberikan hasil yang lebih akurat dan stabil. Dengan perbaikan ini, model diharapkan mampu mendeteksi usia dengan lebih baik, terutama dalam kondisi *real-time* menggunakan OpenCV.

3.4 Implementasi





Grafik FPS :



Grafik ini menunjukkan performa FPS (Frame Per Second) dalam beberapa sampel saat menjalankan deteksi age, gender, dan ekspresi menggunakan live cam. Fluktuasi FPS yang signifikan menunjukkan variasi beban komputasi, kemungkinan dipengaruhi oleh jumlah wajah yang terdeteksi atau kompleksitas model. Rata-rata FPS yang rendah (12.86) menandakan bahwa sistem mungkin kurang optimal untuk aplikasi *real-time*, karena idealnya FPS untuk aplikasi *real-time* sebaiknya berada di kisaran 24–30 FPS agar tampilan tetap lancar dan responsif, sehingga perlu optimasi seperti model yang lebih ringan atau pemanfaatan GPU yang lebih baik.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi ekspresi wajah, usia, dan *gender* menggunakan dataset dari Kaggle. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model deteksi *gender* memiliki akurasi tertinggi sebesar 89%, sedangkan model deteksi usia dan ekspresi wajah masing-masing memiliki akurasi 58% dan 50%. Performa model dalam klasifikasi *gender* lebih baik dibandingkan klasifikasi usia dan ekspresi, yang kemungkinan disebabkan oleh distribusi data yang lebih seimbang serta pola fitur wajah yang lebih jelas dalam membedakan *gender* dibandingkan usia atau ekspresi.

Analisis lebih lanjut terhadap metrik evaluasi menunjukkan bahwa model deteksi ekspresi memiliki kelemahan dalam mengenali beberapa kelas tertentu, terutama kelas dengan jumlah sampel yang lebih sedikit. Model deteksi usia juga mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan kelompok usia tertentu, terutama yang memiliki data lebih sedikit atau fitur wajah yang sulit dibedakan. Performa sistem dalam kondisi *real-time* juga belum optimal, ditunjukkan oleh rata-rata FPS yang rendah (12.86), yang mengindikasikan perlunya optimasi lebih lanjut agar sistem dapat bekerja dengan lebih efisien

5. SARAN

Untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi sistem, disarankan untuk menerapkan augmentasi data guna menyeimbangkan jumlah sampel di setiap kelas, serta menggunakan model *pretrained* seperti EfficientNet atau ResNet untuk meningkatkan generalisasi. Optimasi *real-time* juga perlu dilakukan dengan teknik *quantization* dan *pruning* agar FPS lebih stabil, serta memanfaatkan perangkat keras yang lebih kuat seperti GPU yang lebih canggih. Selain itu, pengujian dalam berbagai kondisi pencahayaan dan sudut wajah perlu dilakukan agar model lebih adaptif dalam penggunaan nyata.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Buolamwini, J., & Gebru, T., 2018, *Gender Shades: Intersectional Accuracy Disparities in Commercial Gender Classification*, Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, vol. 1, hal. 77–91.
- Guo, G., Zhang, C., & Yi, D., 2019, *A Study on Deep Learning for Facial Expression Recognition*, IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 12, no. 2, hal. 447-460.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J., 2016, *Deep Residual Learning for Image Recognition*, Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), vol. 1, hal. 770–778.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E., 2012, *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*, Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), vol. 25, hal. 1097–1105.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G., 2015, *Deep Learning*, Nature, vol. 521, no. 7553, hal. 436–444.
- Li, H., Sun, J., & Wang, P., 2020, *Facial Expression Recognition Using Deep Learning: A Comparative Study*, Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 69, hal. 102653.

- Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia*, Jurnal Informatika Atma Jogja, vol. 3, no. 2, hal. 155-160.
- Neviyani, A., & Asmunin, 2023, *Identifikasi Dan Prediksi Umur, Jenis Kelamin Serta Deteksi Emosi Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Alogaritma Convolutional Neural Network (CNN)*, Jurnal Manajemen Informatika, vol. 13, no. 1, hal. 1-13.
- Nugroho, H., Rachmawati, L., & Suryadi, I., 2021, *Performance Evaluation of Deep Learning in Image Classification*, Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 9, no. 2, hal. 45-58.
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Ariyanto, R., 2022, *Implementasi Deep Learning*
- Sari, A., & Wibowo, T., 2020, *Application of CNN for Image Classification*, International Conference on Artificial Intelligence and Data Science (ICAIDS), Jakarta, 10-12 Oktober.
- Statista, 2023, *Facial Recognition Technology Accuracy Rate*, <https://www.statista.com>, diakses tgl 15 Maret 2024.
- Szeliski, R., 2022, *Computer Vision: Algorithms and Applications*, Springer, New York.
- Zhang, W., Liu, X., & Chen, J., 2021, *Age and Gender Prediction Using Deep Neural Networks*, Pattern Recognition Letters, vol. 143, hal. 12-19.
- Zhao, X., Zhang, S., & Li, H., 2021, *Challenges in Facial Expression Recognition: A Deep Learning Perspective*, IEEE Access, vol. 9, hal. 123456-123469