

APLIKASI DETEKSI USIA BERBASIS CITRA MENGGUNAKAN MODEL DEEP LEARNING DENGAN ARSITEKTUR CNN

Robet, Chandra, Jerico Setiawan[✉]

Program Studi Teknik Informatika , STMIK TIME, Medan, Indonesia

Email: jericosetiawan123@gmail.com

ABSTRACT

This research aims to design and implement an age detection application based on facial images using a deep learning approach with a Convolutional Neural Network (CNN) architecture. The model is built to recognize and extract facial features in order to estimate an individual's age automatically. Facial image datasets were obtained from public sources and enhanced through augmentation techniques such as rotation, flipping, and lighting adjustment to increase data variability. The training process involved splitting the data into training, validation, and testing sets. The model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The gender detection system achieved an accuracy of 82.99% with a precision of 80.95% for males and 84.47% for females. Recall scores were 85.15% for males and 80.12% for females. For age detection, precision, recall, and F1-score varied across different age groups. Overall, the model demonstrates exemplary performance in age prediction, though it still faces challenges in distinguishing closely spaced age categories.

Keyword: Deep Learning, CNN, Age Detection, Facial Image.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan aplikasi deteksi usia berbasis citra wajah menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN). Model dirancang untuk mengenali dan mengextraksi fitur wajah guna memprediksi usia individu secara otomatis. Dataset citra wajah diperoleh dari sumber public dan diperkaya melalui teknik augmentasi seperti rotasi, flipping, dan perubahan pencahayaan untuk meningkatkan keragaman data. Proses pelatihan dilakukan dengan membagi data menjadi set latih, validasi, dan uji. Evaluasi model menggunakan metric akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem deteksi gender mencapai akurasi sebesar 82.99%, dengan presisi untuk laki-laki 80.95% dan perempuan 84.47%. Nilai recall masing-masing adalah 85.15% untuk laki-laki dan 80.12% untuk perempuan. Untuk deteksi usia, nilai presisi, recall, dan F1-Score bervariasi tergantung kelompok usia. Secara keseluruhan, model menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam memprediksi usia, namun masih menghadapi tantangan dalam membedakan usia yang berdekatan.

Kata Kunci: Deep Learning, CNN, Deteksi Usia, Citra Wajah.

PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi informasi dalam bidang pengenalan citra dan analisis data telah membuka peluang luas bagi penerapan model *deep learning*, khususnya dalam tugas pengenalan wajah, dan deteksi usia berbasis citra wajah (Agbo-Ajala et al., 2022). Deteksi usia berdasarkan citra wajah merupakan salah satu aplikasi yang tengah berkembang, di mana proses estimasi usia seseorang secara otomatis dengan menganalisis karakteristik wajahnya (Melangi, 2020). Teknologi ini memiliki relevansi tinggi dalam berbagai bidang seperti keamanan, pemasaran berbasis demografi, layanan kesehatan, dan sistem interaktif berbasis usia (Angga Marcelio et al., 2024).

Deteksi usia berbasis citra wajah merupakan tantangan tersendiri karena faktor-faktor seperti pencahayaan, ekspresi wajah, sudut pengambilan gambar, dan kualitas citra sangat memengaruhi hasil

estimasi. Selain itu, perbedaan fitur wajah antar individu yang berada dalam rentang usia berdekatan sering kali sangat tipis, sehingga menyulitkan model dalam membedakan usia secara akurat. Untuk mengatasi tantangan ini, diperlukan pendekatan yang mampu menangkap fitur-fitur visual yang kompleks dan halus, seperti yang ditawarkan oleh metode *deep learning* (Eman et al., 2023).

Dalam beberapa tahun terakhir, metode *deep learning*, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah menjadi standar dalam berbagai tugas pengenalan pola visual (Othmani et al., 2020). CNN memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur spasial dari citra secara otomatis melalui lapisan konvolusi yang berlapis-lapis. Berbeda dengan pendekatan konvensional yang mengandalkan ekstraksi fitur secara manual, CNN dapat belajar langsung dari data untuk mengenali pola-pola kompleks dalam citra wajah

(Pavel & Moldovanu, 2025). Keunggulan ini menjadikan *CNN* sangat potensial dalam tugas prediksi usia dan jenis kelamin dari citra wajah.

Penelitian-penelitian terkini menunjukkan bahwa *CNN* mampu menghasilkan performa yang kompetitif dalam tugas estimasi usia. Misalnya (George et al., 2024) menggunakan kustom model *CNN* untuk estimasi usia dari citra wajah dengan tiga kelompok umur yaitu 5-12 tahun, 13-17 tahun, dan 18-30 tahun. Hasil menunjukkan bahwa model tersebut mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi keseluruhan mencapai 93%.

(Bhardwaj et al., 2024) dalam penelitiannya menggunakan model *CNN* untuk menangkap fitur-fitur wajah, dan model tersebut juga menunjukkan efektifitas, dan akurasi tinggi dalam estimasi usia. Begitu juga (Abirami et al., 2020) mengembangkan sistem berbasis *CNN* yang mampu memprediksi usia dan jenis kelamin seseorang secara *real time* dari citra wajah. Hasil menunjukkan akurasi yang baik pada dataset *Adience* dan *UTKFace* dengan masing-masing nilai akurasi 86.42%, dan 81.96%.

Perbandingan beberapa model *Transfer Learning* juga dilakukan oleh peneliti lain, di mana terdapat tiga model yang diuji yaitu *VGG_f*, *ResNet50_f*, dan *SENet50_f*. Hasil menunjukkan bahwa model *SENet50_f* lebih unggul diikuti dengan model *ResNet50_f* (Sheoran et al., 2021).

Penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengimplementasikan model *ResNet50* untuk sistem deteksi usia berbasis citra wajah. Fokus utama terletak pada bagaimana model dapat mengenali fitur wajah dan mengklasifikasikan usia dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain deteksi usia, sistem juga diuji kemampuannya dalam mengklasifikasikan gender sebagai bagian dari validasi model.

TINJAUAN PUSTAKA

Citra merupakan representasi visual dua dimensi dari objek nyata, sedangkan deteksi usia berbasis citra berupaya memprediksi usia melalui analisis fitur wajah. Untuk memprediksi usia melalui fitur wajah dibutuhkan metode *machine learning* yang merupakan cabang dari *Artificial Intelligence (AI)* yang memungkinkan sistem belajar dari data, sedangkan *deep learning* menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk pembelajaran fitur kompleks. *Convolutional Neural Network (CNN)*, sebagai salah satu arsitektur *deep learning*, yang telah terbukti efektif dalam tugas pengenalan citra (Chalista et al., 2024) sudah banyak digunakan oleh peneliti sebelumnya, dan menunjukkan keberhasilan *CNN* dalam klasifikasi usia dan gender berbasis citra wajah.

Deteksi Usia Berbasis Citra

Deteksi usia berbasis citra bertujuan memperkirakan usia seseorang berdasarkan gambar wajah, memanfaatkan perubahan tekstur kulit, kontur wajah, dan kerutan seiring bertambahnya usia. Teknik ini diterapkan dalam keamanan, biometrika, pemasaran, dan bidang kesehatan (Munarto & Darma, 2021).

Machine Learning

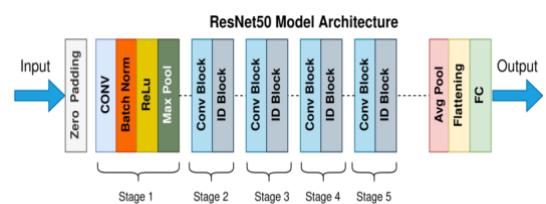
Machine learning adalah cabang dari kecerdasan buatan yang mengembangkan sistem untuk belajar dari data dan membuat prediksi atau keputusan. Pendekatan ini mencakup *supervised learning*, *unsupervised learning*, dan *reinforcement learning* (Febriawan, 2022).

Deep Learning

Deep learning adalah sub-bidang dari *machine learning* yang menggunakan jaringan saraf tiruan berlapis-lapis untuk memodelkan data kompleks. *Deep learning* efektif untuk tugas-tugas seperti pengenalan suara, pengolahan bahasa alami, dan pengenalan citra (Karenina et al., 2023).

Convolutional Neural Networks (CNN)

CNN adalah jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk pengolahan data berbentuk grid seperti gambar. *CNN* menggunakan lapisan konvolusi untuk mengekstrak fitur, lapisan *pooling* untuk mereduksi dimensi data, dan lapisan *fully connected* untuk klasifikasi. Beberapa arsitektur *CNN* di antaranya *AlexNet*, *VGG16*, *VGG19*, dan *ResNet50*. *ResNet50* merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang efektif untuk pengolahan citra. *ResNet50* dipilih karena kemampuannya dalam mengekstrak fitur dari gambar secara otomatis, yang sangat penting dalam memahami karakteristik objek (Robet et al., 2025). adapun contoh arsitektur *ResNet50* ditunjukkan pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Arsitektur *ResNet50* (Kundu, 2023)

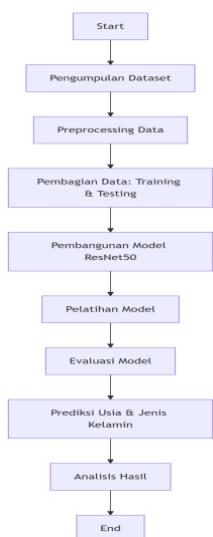
PyCharm

PyCharm adalah lingkungan pengembangan terintegrasi *Integrated Development Environment (IDE)* yang dirancang untuk bahasa *Python*, menyediakan fitur seperti *code completion*, *debugger*,

version control, dan integrasi dengan *framework deep learning* seperti *TensorFlow* dan *PyTorch*(Anwar & Manuharawati, 2021).

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan jenis penelitian eksperimental dengan pendekatan kuantitatif untuk mengukur seberapa optimal model yang diusulkan dalam melakukan prediksi usia, dan jenis kelamin. Adapun tahapan dalam penelitian ini sebagai berikut:



Gambar 2. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian ini diawali dengan studi literatur mengenai *deep learning* dan *Convolutional Neural Network (CNN)*, dilanjutkan dengan pengumpulan dataset citra wajah yang berasal dari sumber publik yaitu *Kaggle* dengan variasi usia, pencahayaan, ekspresi wajah (Risky Aditia, 2023).

Tahapan berikutnya adalah *preprocessing data* dengan melakukan Teknik augmentasi seperti rotasi, *flipping*, *zooming*, dan perubahan intensitas pencahayaan, *resize* citra menjadi ukuran 224x224 piksel, dan terakhir melakukan normalisasi piksel citra untuk memudahkan proses pelatihan model.

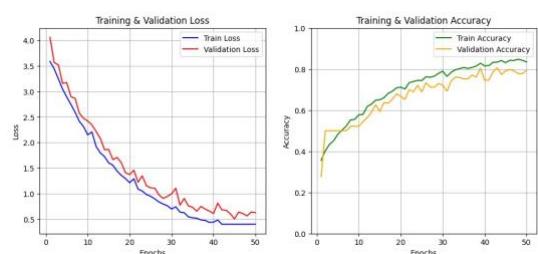
Setelah tahap *preprocessing* selesai, maka dataset dibagi menjadi data latih sebesar 80%, dan data uji sebesar 20%. Proses berikutnya adalah pembangunan dan pelatihan model *ResNet50* dengan konfigurasi beberapa parameter sebagai berikut *epochs* = 1000, *batch_size* = 32 *learning rate* = 0.01, *early stopping* = 5, *optimizer* = *Adam* dan fungsi *loss categorical crossentropy*.

Evaluasi kinerja model dalam prediksi usia dan jenis kelamin menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* untuk memberikan gambaran menyeluruh terhadap performa model dalam menghadapi data nyata. Tahapan terakhir model

tersebut diimplementasi dalam aplikasi berbasis website.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam proses pelatihan model *ResNet50*, model mampu mencapai akurasi pelatihan dan validasi masing-masing 83%, dan 80%. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup optimal dalam menangkap fitur wajah untuk melakukan prediksi. Adapun hasil pelatihan model dapat dilihat pada gambar 3 di bawah ini.

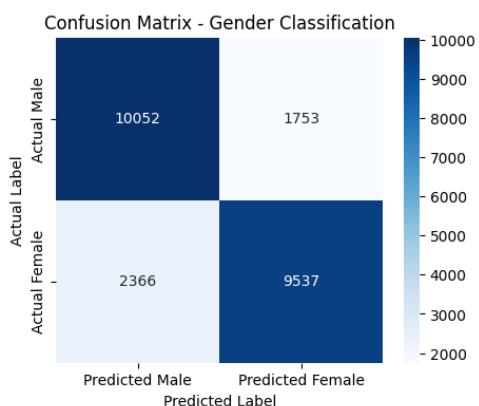


Gambar 3. Hasil Plot Loss dan Accuracy

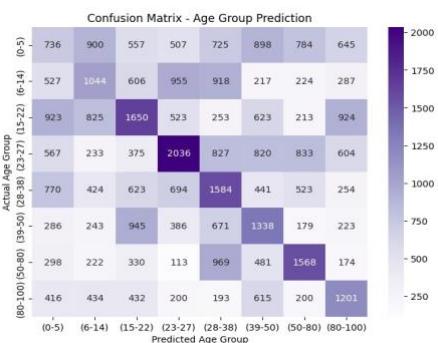
Hasil *plot loss* dan *accuracy* dari data latih, dan uji berdasarkan gambar di atas dapat disimpulkan bahwa:

1. **Polanya menurun**, baik *train loss* (biru) maupun *validation loss* (merah) seiring bertambahnya epoch, yang menunjukkan bahwa model sedang belajar dengan baik.
2. Stabil setelah *Epoch* 30, pada sekitar epoch ke-30, loss mulai mendekati nilai minimum dan tidak banyak berubah, yang menandakan model telah mulai konvergen.
3. Sedikit fluktuasi di *validation loss*, setelah *epoch* ke-30, yang bisa disebabkan oleh *overfitting* ringan terhadap data latih dibandingkan data validasi. Hal ini juga dapat dilihat dari *validation loss* tetap lebih tinggi dari *train loss*.
4. Peningkatan akurasi, baik *train accuracy* (hijau) maupun *validation accuracy* (kuning) meningkat secara bertahap, yang menunjukkan model mampu belajar fitur penting dari data.
5. *Gap* antara *train* dan *validation Accuracy*, ada perbedaan kecil antara *train* dan *validation accuracy* setelah sekitar epoch ke-30, yang bisa menunjukkan *overfitting* ringan.
6. Stabil di akhir *training*, setelah epoch ke-50, baik *train accuracy* maupun *validation accuracy* tidak mengalami perubahan besar, yang menandakan model telah mencapai batas optimasi.

Sedangkan hasil evaluasi model terhadap data uji dapat dilihat pada *confusion matrix* di bawah ini.



Gambar 4. Confusion Matrix Jenis Kelamin



Gambar 5. Confusion Matrix Usia

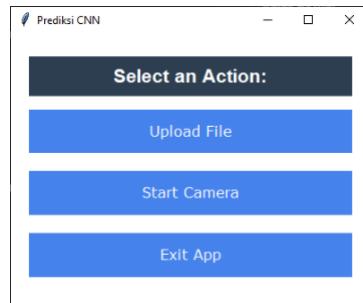
Berdasarkan *confusion matrix* di atas, dapat dihitung beberapa metrik evaluasi model:

1. Akurasi (*Accuracy*) dari perhitungan, diperoleh akurasi untuk : Deteksi *Gender*: 82.99% dan untuk Deteksi Usia: Berdasarkan masing-masing usia.
2. Presisi (*Precision*)
 - a. Presisi untuk *Male*: 80.95%.
 - b. Presisi untuk *Female*: 84.47%.
 - c. Presisi rata-rata untuk deteksi usia: Bervariasi untuk tiap usia.
3. *Recall*
 - a. *Recall* untuk *Male*: 85.15%.
 - b. *Recall* untuk *Female*: 80.12%.
 - c. *Recall* rata-rata untuk deteksi usia: Bervariasi untuk tiap usia.
4. *F1-Score*
 - a. *F1-Score* untuk *Male*: 82.99%.
 - b. *F1-Score* untuk *Female*: 82.24%.
 - c. *F1-Score* rata-rata untuk deteksi usia: Bervariasi untuk tiap usia.

Berdasarkan hasil evaluasi model, dapat disimpulkan bahwa model *ResNet50* yang dikembangkan masih memiliki beberapa kesalahan klasifikasi terutama pada kategori usia 28-38 dan 39-50. Kesalahan ini terjadi karena model masih belum dapat membedakan dengan baik antara kelompok usia yang berdekatan, sehingga terkadang memprediksi individu pada kategori usia 28-38 sebagai kelompok

yang lebih muda (misalnya 18-27) atau lebih tua (misalnya 51-60). Demikian pula, individu pada kategori usia 39-50 terkadang diprediksi sebagai kelompok yang lebih muda (misalnya 28-38) atau lebih tua (misalnya 51-60).

Untuk memudahkan penggunaan model tersebut, sistem deteksi usia berbasis citra yang dikembangkan dibangun dalam bentuk aplikasi website dengan tampilan antarmuka yang dapat dilihat pada gambar 6 di bawah ini.



Gambar 6. Tampilan Menu Utama Aplikasi

Pada menu utama aplikasi ada beberapa tombol yang bisa diklik, yaitu :

1. Upload File : berfungsi untuk memasukkan citra yang bersumber dari media penyimpanan di computer.
2. Start Camera : berfungsi untuk mengaktifkan *webcam* komputer untuk menangkap citra sebagai input pada sistem.

Salah satu contoh citra yang diambil dari *webcam* dan diprediksi oleh model dapat dilihat pada gambar 7 di bawah ini.



Gambar 7. Tampilan Hasil Prediksi

Berdasarkan contoh hasil prediksi di atas, menunjukkan hasil estimasi usia dan jenis kelamin berdasarkan fitur wajah yang diinput melalui gambar statis maupun kamera secara langsung dan menghasilkan nilai akurasi yang cukup optimal.

KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian dan pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

1. Model *ResNet50* yang dikembangkan memiliki hasil yang bervariasi dalam mendekripsi gender dan usia, namun model sudah mencapai nilai akurasi yang optimal.
2. Evaluasi menggunakan *confusion Matrix* menunjukkan bahwa model masih memiliki kesalahan klasifikasi yang cukup signifikan pada deteksi gender.
3. Kesalahan klasifikasi pada usia juga lebih sering terjadi pada kategori usia 28-38 dan 39-50, yang terkadang diprediksi sebagai kelompok usia yang lebih muda atau lebih tua. Hal ini menunjukkan bahwa model masih belum dapat membedakan dengan baik antara kelompok usia yang berdekatan.

Untuk pengembangan lebih lanjut, maka ada beberapa saran yang dapat dilakukan yaitu :

1. Penambahan *dataset* dengan variasi usia, pencahayaan, dan ekspresi wajah yang lebih banyak.
2. Optimasi arsitektur *ResNet50* dengan melakukan *fine-tuning* beberapa *hyperparameter*.
3. Menggunakan arsitektur yang lebih kompleks seperti *ResNext* atau *EfficientNet*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abirami, B., Subashini, T. S., & Mahavaishnavi, V. (2020). Gender and age prediction from real time facial images using CNN. *Materials Today: Proceedings*, 33, 4708–4712.
<https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.08.350>
- Agbo-Ajala, O., Viriri, S., Oloko-Oba, M., Ekundayo, O., & Heymann, R. (2022). Apparent age prediction from faces: A survey of modern approaches. *Frontiers in Big Data*, 5.
<https://doi.org/10.3389/fdata.2022.1025806>
- Angga Marcelio, C., Adlan Azzikra, M., Putra Mufazzal, D., Rahman Illahi, A., Al Husain, S., & Abdiansyah. (2024). Aplikasi Analisis Wajah, Klasifikasi Gender dan Prediksi Usia Menggunakan Deep Learning pada Dataset Citra Wajah Manusia. *Jurnal Media Infotama*, 20(1), 378–383.
- Anwar, K., & Manuharawati. (2021). KLASIFIKASI KELOMPOK UMUR MANUSIA BERDASARKAN ANALISIS DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING DARI CITRA WAJAH DENGAN DETEKSI TEPI CANNY. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(2), 437–446.
- Bhardwaj, V., Agarwal, S., Kumar, M., Kaur, N., Dhaliwal, B. K., & Kishore, J. (2024). DeepAge: A Convolutional Neural Network Approach for Accurate Age Estimation. *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies, ICCCNT 2024*.
<https://doi.org/10.1109/ICCCNT61001.2024.10725562>
- Chalista, N., Natun, I., Santhia, M. A., Kaesmetan, Y. R., Studi, P., Teknik, J., & Uyelindo, S. (2024). *Identifikasi Pengenalan Wajah Berdasarkan Jenis Kelamin Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*. 6(1). <https://doi.org/10.37802/joti.v6i1.694>
- Eman, M., Mahmoud, T. M., Ibrahim, M. M., & Abd El-Hafeez, T. (2023). Innovative Hybrid Approach for Masked Face Recognition Using Pretrained Mask Detection and Segmentation, Robust PCA, and KNN Classifier. *Sensors*, 23(15). <https://doi.org/10.3390/s23156727>
- Feibriawan, R. (2022). Klasifikasi Gender Pada Citra Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network Dan Transfer Learning. *Uinjkt*, 59.
- George, G., Adeshina, S. A., & Boukar, M. M. (2024). *A Deep CNN technique for Age Estimations from Facial Images Journal of Institutional Research , Big Data Analytics and Innovation A Deep CNN technique for Age Estimations from Facial Images. December*.
- Karenina, V., Erinsyah, M. F., & Wibowo, D. S. (2023). Klasifikasi Rentang Usia Dan Gender Dengan Deteksi Suara Menggunakan Metode Deep Learning Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network). *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, 12(2), 75–82.
<https://doi.org/10.34010/komputika.v12i2.10516>
- Kundu, N. (2023). *Exploring ResNet50: An In-Depth Look at the Model Architecture and Code Implementation*. Medium.Com.
<https://medium.com/@nitishkundu1993/exploring-resnet50-an-in-depth-look-at-the-model-architecture-and-code-implementation-d8d8fa67e46f>
- Melangi, S. (2020). Klasifikasi Usia Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network dan Gabor Filter. *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 2(2), 60–67.
<https://doi.org/10.37905/jjeee.v2i2.6956>
- Munarto, R., & Darma, A. (2021). Klasifikasi Gender dan Usia Berdasarkan Citra Wajah Manusia Menggunakan Convolutional Neural Network. *Setrum : Sistem Kendali-Tenaga-Elektronika-Telekomunikasi-Komputer*, 10(2), 30–43.
<https://doi.org/10.36055/setrum.v10i2.12991>
- Othmani, A., Taleb, A. R., Abdelkawy, H., & Hadid, A. (2020). Age estimation from faces using deep learning: A comparative analysis. *Computer Vision and Image Understanding*, 196.
<https://doi.org/10.1016/j.cviu.2020.102961>
- Pavel, M. S., & Moldovanu, S. (2025). *On Classification of the Human Emotions from Facial Thermal Images : A Case Study Based on Machine Learning*.
- Risky Aditia, M. S. A. F. A. (2023). Implementation of OpenCV Face Recognition in Real-Time Age and Gender Detection Using Python with Classification Method. *Jurnal Garuda Pengabdian Kepada Masyarakat*, 1(2), 49–55.

- Robet, R., Terang, J., Perangin, K., & Wijaya, E. (2025). Improving Resnet Model in Safety Gear Classification using Finest Optimizer. *Journal of Artificial Intelligence and Engineering Applications*, 4(2).
- Sheoran, V., Joshi, S., & Bhayani, T. R. (2021). Age and Gender Prediction Using Deep CNNs and Transfer Learning. *Communications in Computer and Information Science*, 1377 CCIS, 293–304. https://doi.org/10.1007/978-981-16-1092-9_25