

Pengembangan Aplikasi Deteksi Kondisi Kulit Wajah untuk Perawatan Personal

Yan Yusril Muzaky¹

¹Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹yanyusril22@gmail.com

Abstrak – Perkembangan *deep learning* dan *computer vision* memberikan peluang signifikan dalam analisis citra kulit wajah secara lebih objektif dan konsisten. Namun, keterbatasan dalam identifikasi kondisi kulit secara akurat serta masih terbatasnya sistem analisis kulit berbasis web yang mampu bekerja secara *real-time* menjadi tantangan yang perlu diatasi. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis kulit wajah berbasis *deep learning* menggunakan algoritma YOLOv8 yang terintegrasi dengan aplikasi web berbasis Flask. Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan terdiri atas 2.000 citra kulit wajah yang diklasifikasikan ke dalam empat kategori, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *combination*. Tahap pra-pemrosesan meliputi penyeragaman ukuran citra menjadi 224×224 piksel serta penerapan *light histogram equalization* untuk meningkatkan kualitas visual citra. Model YOLOv8 untuk klasifikasi dilatih selama 50 epoch dan diimplementasikan dalam sistem yang mendukung pengambilan citra wajah secara *real-time* melalui kamera. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai akurasi *top-1* sekitar 67% dan *top-5* sebesar 100%, serta mampu mengidentifikasi karakteristik utama setiap jenis kulit. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi YOLOv8 dengan aplikasi web berbasis Flask berpotensi menjadi solusi praktis untuk analisis dan rekomendasi perawatan kulit wajah secara otomatis dan *real-time*.

Kata Kunci — *Deep Learning, Flask, Klasifikasi Jenis Kulit, Real-time, YOLOv8*

1. PENDAHULUAN

Kemajuan pesat *deep learning* dalam beberapa tahun terakhir telah memberikan kontribusi besar terhadap perkembangan *computer vision*, terutama pada pengolahan citra digital yang berfokus pada wajah [1]. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mempelajari dan mengenali pola visual secara otomatis dan berulang tanpa keterlibatan analisis manusia secara langsung [2]. Seiring dengan itu, pemanfaatan *computer vision* berbasis *deep learning* semakin meluas dalam berbagai aplikasi cerdas, seperti sistem klasifikasi dan personalisasi yang memanfaatkan data citra [3]. Salah satu arsitektur yang banyak digunakan adalah *convolutional neural network* (CNN), yang terbukti mampu mengekstraksi fitur visual kompleks dari citra wajah dengan tingkat akurasi yang tinggi [4].

Namun demikian, analisis kondisi wajah masih menghadapi sejumlah tantangan, khususnya karena masih banyak metode konvensional yang bergantung pada penilaian subjektif dan cenderung tidak konsisten [5]. Ketidakakuratan dalam mengidentifikasi kondisi wajah berpotensi menghasilkan rekomendasi perawatan yang kurang tepat bagi pengguna [6]. Selain itu, beberapa aplikasi pengolahan citra yang telah dikembangkan belum sepenuhnya mampu memberikan hasil analisis secara *real-time* dengan kinerja yang stabil [7]. Kondisi tersebut menunjukkan perlunya pendekatan *deep learning* yang tidak hanya memiliki tingkat akurasi tinggi, tetapi juga efisien serta mudah diimplementasikan dalam aplikasi berbasis web [8].

Sejumlah penelitian dalam tiga tahun terakhir mengindikasikan bahwa YOLOv8 menjadi salah satu model yang banyak dimanfaatkan pada sistem deteksi dan klasifikasi visual *real-time* karena keunggulannya dalam kecepatan inferensi dan performa akurasi. H. D. Nugroho and D. R. Nugroho menerangkan bahwa penerapan YOLOv8 pada klasifikasi objek berbasis perangkat mobile mampu menghasilkan performa deteksi yang stabil dalam skenario *real-time* [9]. Sementara itu, Ardiansyah dkk. mengembangkan sistem rekomendasi musik berbasis ekspresi wajah dengan memanfaatkan YOLOv8 dan memperoleh hasil klasifikasi yang memadai [10]. Penelitian lain juga menunjukkan bahwa YOLOv8 efektif digunakan untuk deteksi wajah dan objek berkat efisiensi arsitekturnya [11]. Di sisi lain, integrasi model *deep learning* ke dalam aplikasi web menggunakan Flask banyak diteliti karena kemudahan pengembangan dan fleksibilitas sistem yang ditawarkan [12]. Beberapa studi mulai mengombinasikan klasifikasi visual dengan sistem rekomendasi, meskipun masih ditemukan kendala terkait kemampuan generalisasi model serta ketimpangan distribusi kelas data [13], [14], [15].

Berdasarkan tinjauan tersebut, pengembangan aplikasi deteksi kondisi wajah berbasis *deep learning* masih memiliki potensi yang signifikan untuk diteliti lebih lanjut. Integrasi model YOLOv8n dengan aplikasi web Kediri, 24 Januari 2026

berbasis Flask diharapkan dapat menghasilkan sistem deteksi kondisi wajah secara *real-time* yang tidak hanya akurat, tetapi juga mampu memberikan rekomendasi perawatan personal secara lebih objektif, adaptif, dan mudah diakses oleh pengguna.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Studi Literatur

Tahapan studi literatur dilakukan sebagai landasan untuk membangun pemahaman teoritis yang relevan dengan penelitian. Kajian pustaka mencakup konsep fundamental dalam pengolahan citra digital, metode klasifikasi citra, karakteristik berbagai jenis kulit wajah, serta pemanfaatan deep learning dalam pengenalan pola visual. Selain itu, studi literatur juga difokuskan pada pemahaman arsitektur YOLOv8, khususnya dalam konteks klasifikasi citra, serta metode peningkatan kualitas citra melalui teknik *histogram equalization*. Hasil dari studi ini digunakan sebagai dasar dalam pemilihan dan perumusan metode yang diterapkan pada penelitian.

2.2 Pengumpulan Data

Data yang dimanfaatkan dalam penelitian ini berupa kumpulan citra kulit wajah yang diperoleh dari *platform* Kaggle. Dataset tersebut terdiri atas 2.000 citra kulit wajah yang diklasifikasikan ke dalam empat kategori jenis kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *combination*. Seluruh data kemudian dibagi ke dalam tiga subset, yakni 80% sebagai data pelatihan, 10% sebagai data validasi, dan 10% sebagai data pengujian. Skema pembagian ini diterapkan untuk memastikan proses pelatihan model berlangsung secara optimal, memungkinkan evaluasi kinerja selama tahap pelatihan, serta memberikan pengujian yang objektif menggunakan data yang belum pernah digunakan sebelumnya.

Tabel 1. Contoh Dataset

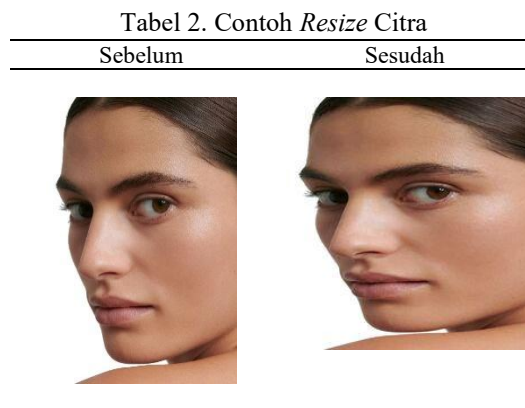
Label	Gambar
Combination	
Dry	
Normal	
Oily	

2.3 Pra-pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk meningkatkan kualitas citra dan menyesuaikannya dengan kebutuhan model. Tahapan pra-pemrosesan yang diterapkan pada penelitian ini meliputi:

1. *Resize Citra*

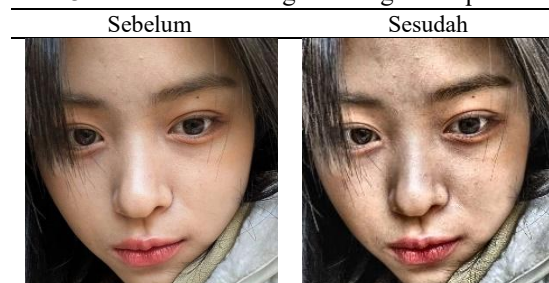
Seluruh citra wajah dilakukan proses *resizing* menjadi berukuran 224×224 piksel. Penyeragaman dimensi ini diterapkan agar setiap data masukan memiliki ukuran yang konsisten, sehingga sesuai dengan spesifikasi arsitektur model YOLOv8 dalam tugas klasifikasi citra.



2. *Light Histogram Equalization*

Dalam upaya meningkatkan kualitas kontras pada citra wajah, diterapkan teknik *Light Histogram Equalization* dengan menggunakan metode *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). Proses peningkatan kontras dilakukan pada kanal luminansi (L) dalam ruang warna LAB. Pendekatan ini bertujuan untuk menonjolkan detail dan tekstur kulit wajah tanpa menyebabkan perubahan warna yang berlebihan, sehingga fitur visual yang penting dapat diekstraksi secara lebih efektif oleh model.

Tabel 3. Contoh Proses *Light Histogram Equalization*



Hasil dari tahap pra-pemrosesan ini kemudian disimpan dan digunakan sebagai data masukan pada proses pelatihan dan evaluasi model.

2.4 Pelatihan Model

Pada tahap ini, proses pelatihan model klasifikasi dilakukan dengan memanfaatkan arsitektur YOLOv8 menggunakan skema *image classification*. Model yang digunakan merupakan varian pra-latih YOLOv8 versi ringan (yolov8n-cls), yang selanjutnya dilakukan *fine-tuning* menggunakan dataset hasil tahapan pra-pemrosesan. Proses pelatihan dilaksanakan selama 50 epoch dengan ukuran citra masukan sebesar 224×224 piksel, *batch size* 16, serta *learning rate* awal sebesar 0,001. Seluruh proses pelatihan dijalankan menggunakan perangkat CPU. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan model yang mampu mengenali dan mengklasifikasikan jenis kulit wajah secara tepat berdasarkan karakteristik pola visual yang terdapat pada citra.

2.5 Implementasi Sistem

Model hasil pelatihan kemudian diintegrasikan ke dalam sistem aplikasi berbasis web dengan memanfaatkan *framework* Flask. Aplikasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah citra wajah, yang selanjutnya diproses oleh model guna memprediksi jenis kulit beserta nilai tingkat kepercayaan (*confidence*). Berdasarkan hasil klasifikasi tersebut, sistem juga menyajikan rekomendasi perawatan kulit yang sesuai. Seluruh output prediksi

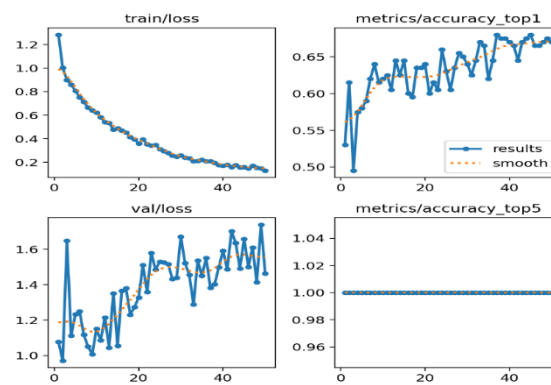
disimpan dalam basis data SQLite sebagai catatan riwayat analisis, yang selanjutnya dapat diakses kembali melalui halaman history.

2.6 Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk menilai kinerja klasifikasi yang dihasilkan oleh model YOLOv8. Proses evaluasi ini didasarkan pada pengamatan nilai *training loss* dan *validation loss*, serta metrik akurasi top-1 dan top-5 yang diperoleh selama proses pelatihan. Selain itu, analisis kinerja model juga dilakukan melalui *confusion matrix* untuk mengidentifikasi pola distribusi hasil prediksi pada setiap kelas jenis kulit. Temuan dari tahap evaluasi ini digunakan sebagai dasar dalam menganalisis performa model dan selanjutnya dibahas secara lebih rinci pada bagian hasil dan pembahasan.

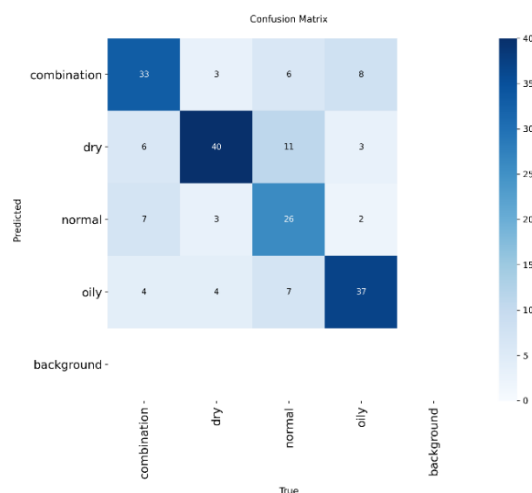
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model YOLOv8 dalam tugas klasifikasi jenis kulit wajah berdasarkan citra wajah yang diperoleh secara *real-time* maupun dari gambar statis. Data yang digunakan bersumber dari *platform* Kaggle dan mencakup 2.000 citra kulit wajah yang dikelompokkan ke dalam empat kategori, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *combination*. Dataset tersebut selanjutnya dibagi menjadi data pelatihan, data validasi, dan data pengujian guna memastikan proses pembelajaran serta evaluasi model dapat berlangsung secara optimal. Pelatihan model dilakukan selama 50 *epoch* dengan ukuran citra masukan 224×224 piksel, menggunakan arsitektur YOLOv8 untuk klasifikasi dengan bobot awal YOLOv8n-cls.



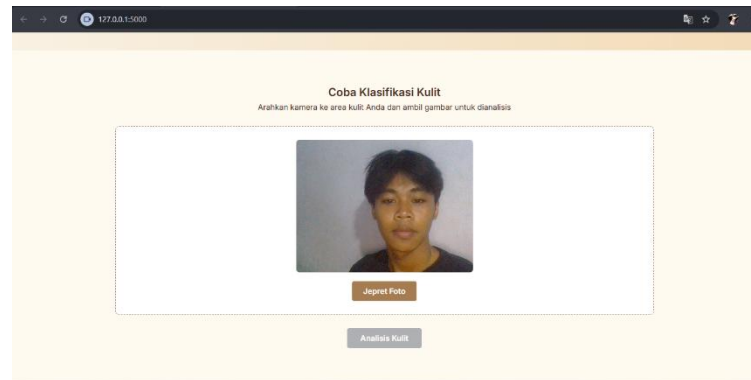
Gambar 1. Grafik Hasil Pelatihan Model

Berdasarkan hasil proses pelatihan model yang ditunjukkan pada Gambar 1, nilai *training loss* memperlihatkan kecenderungan menurun seiring dengan bertambahnya jumlah *epoch*, yang mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari pola dan karakteristik data latih secara efektif. Sebaliknya, nilai *validation loss* menunjukkan fluktuasi dan mengalami peningkatan pada beberapa *epoch* terakhir, yang menandakan adanya potensi terjadinya *overfitting*. Meskipun demikian, kinerja model secara umum masih dapat dikatakan relatif stabil. Pada grafik akurasi, terlihat bahwa nilai top-1 *accuracy* mencapai sekitar 67%, sementara top-5 *accuracy* menunjukkan nilai sebesar 100%. Temuan ini mengindikasikan bahwa walaupun prediksi utama model belum selalu tepat, kelas yang benar hampir selalu tercakup dalam lima prediksi teratas yang dihasilkan oleh model.



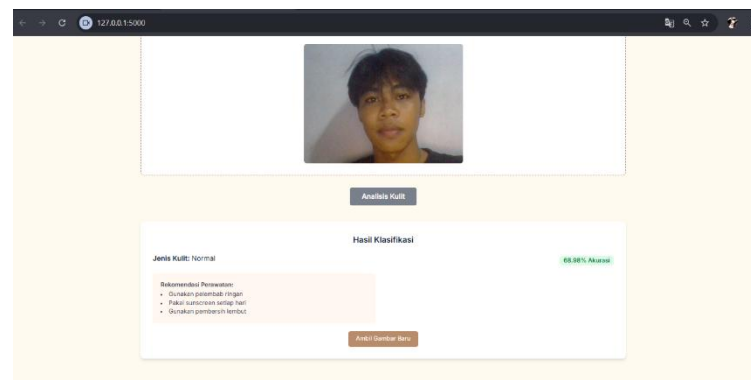
Gambar 2. Evaluasi *Confusion Matrix*

Evaluasi lanjutan dilakukan dengan memanfaatkan *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi hasil klasifikasi pada setiap kelas jenis kulit, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, terlihat bahwa kinerja model tidak seragam pada seluruh kelas. Kelas *dry* dan *oily* menunjukkan tingkat prediksi yang lebih akurat dibandingkan kelas lainnya. Sebaliknya, kelas *normal* dan *combination* masih mengalami sejumlah kesalahan klasifikasi, yang sebagian besar dipengaruhi oleh kemiripan ciri visual antar jenis kulit, seperti pola tekstur dan tingkat kilap permukaan kulit. Meskipun demikian, secara keseluruhan model telah mampu mengidentifikasi dan membedakan karakteristik utama masing-masing jenis kulit dengan tingkat ketepatan yang cukup baik.



Gambar 3. Tampilan Pengambilan Foto *Realtime*

Selain dilakukan pengujian menggunakan data uji statis, model yang telah dilatih juga diintegrasikan ke dalam sistem aplikasi berbasis web menggunakan *framework* Flask, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Sistem ini mendukung akuisisi citra wajah secara *real-time* melalui kamera perangkat, sehingga pengguna dapat melakukan analisis jenis kulit secara langsung tanpa harus mengunggah citra secara manual. Setelah proses pengambilan citra selesai, sistem akan menampilkan hasil klasifikasi yang meliputi jenis kulit wajah, nilai tingkat kepercayaan (*confidence*), serta rekomendasi perawatan kulit yang sesuai. Seluruh hasil analisis tersebut disimpan ke dalam basis data SQLite dan dapat diakses kembali melalui halaman riwayat analisis.



Gambar 4. Tampilan Hasil Prediksi

Hasil implementasi sistem *real-time* menunjukkan bahwa model klasifikasi YOLOv8 dapat beroperasi secara efektif dalam lingkungan aplikasi web, sebagaimana ditunjukkan pada percobaan pada Gambar 4. Proses *inferensi* berlangsung dengan waktu yang relatif singkat, sehingga sistem mampu memberikan respons secara langsung kepada pengguna. Meskipun demikian, kondisi pencahayaan serta posisi wajah pada saat pengambilan citra *real-time* memiliki pengaruh yang signifikan terhadap hasil klasifikasi. Pencahayaan yang kurang optimal atau sudut pengambilan wajah yang tidak tepat dapat menurunkan tingkat akurasi prediksi. Walaupun terdapat keterbatasan tersebut, secara umum sistem yang dikembangkan telah mampu melakukan klasifikasi jenis kulit wajah secara *real-time* dengan performa yang cukup baik dan memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut di masa mendatang.

4. SIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan algoritma YOLOv8 untuk mengklasifikasikan jenis kulit wajah ke dalam empat kategori, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *combination*, serta mengintegrasikannya ke dalam aplikasi web berbasis Flask yang mendukung akuisisi citra wajah secara *real-time*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model

memiliki kinerja klasifikasi yang cukup baik dengan nilai top-1 *accuracy* sekitar 67% dan top-5 *accuracy* mencapai 100%, meskipun masih ditemukan kesalahan pada kelas dengan karakteristik visual yang saling menyerupai. Penerapan pra-pemrosesan citra berkontribusi dalam meningkatkan kualitas fitur visual sehingga sistem dapat bekerja secara lebih stabil. Keunggulan sistem terletak pada kemudahan akses dan kemampuan analisis otomatis secara *real-time*, sementara keterbatasannya dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan, sudut pengambilan citra, serta keterbatasan variasi data. Oleh karena itu, pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada perluasan dataset dan optimasi model guna meningkatkan akurasi serta adaptivitas sistem.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan variasi dataset, khususnya pada kelas jenis kulit yang memiliki kemiripan karakteristik visual, guna meningkatkan kemampuan generalisasi model. Selain itu, penerapan teknik pra-pemrosesan tambahan atau kombinasi metode *augmentasi* data dapat dieksplorasi untuk memperkaya fitur visual citra kulit wajah. Optimalisasi parameter pelatihan serta penggunaan arsitektur model yang lebih kompleks juga berpotensi meningkatkan akurasi dan stabilitas klasifikasi. Selanjutnya, pengujian sistem pada berbagai kondisi pencahayaan dan perangkat kamera yang berbeda perlu dilakukan untuk mengevaluasi konsistensi kinerja model dalam skenario penggunaan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. D. Nugroho and D. R. Nugroho, “Klasifikasi Jenis Ikan Hiu Menggunakan Algoritma YOLOv8 Berbasis Mobile,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, vol. 4, pp. 102–107, 2025.
- [2] A. Ardiansyah, R. A. Ramadhani, and D. Swanjaya, “Pengembangan Sistem Rekomendasi Lagu Berdasarkan Ekspresi Wajah Menggunakan YOLO v8,” *Prosiding Seminar Nasional Teknologi dan Sains*, vol. 4, pp. 79–87, 2025.
- [3] R. Setiawan and A. Maulana, “Deteksi Wajah Secara Real-Time Menggunakan Algoritma YOLOv8,” *Jurnal Informatika Mulawarman*, vol. 19, no. 1, pp. 33–41, 2024.
- [4] D. Saputra and I. K. Putra, “Klasifikasi Citra Wajah Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 8, no. 2, pp. 134–142, 2024.
- [5] L. Anggraini, S. Nurhaliza, and D. Puspitasari, “Analisis Subjektivitas dalam Penilaian Kondisi Wajah,” *Jurnal Kesehatan Digital*, vol. 2, no. 1, pp. 21–29, 2023.
- [6] F. Ramadhan and Y. Sari, “Pengaruh Kesalahan Identifikasi Jenis Kulit terhadap Rekomendasi Perawatan Wajah,” *Jurnal Sistem Informasi Kesehatan*, vol. 4, no. 2, pp. 88–96, 2024.
- [7] A. Nugraha and R. P. Wibowo, “Tantangan Sistem Deteksi Citra Real-Time pada Aplikasi Berbasis Web,” *Jurnal Informatika dan Multimedia*, vol. 6, no. 1, pp. 55–63, 2023.
- [8] M. Hakim, R. Wahyuni, and A. Setiawan, “Implementasi Deep Learning pada Aplikasi Berbasis Web,” *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 12, no. 2, pp. 201–209, 2024.
- [9] S. Lestari and N. Amalia, “Sistem Rekomendasi Berbasis Citra Menggunakan Deep Learning,” *Jurnal Sistem Cerdas*, vol. 3, no. 1, pp. 1–9, 2023.
- [10] R. Fadillah, B. Prakoso, and I. Gunawan, “Evaluasi Kinerja Sistem Rekomendasi Berbasis Visual,” *Jurnal Informatika Terapan*, vol. 9, no. 2, pp. 67–75, 2024.
- [11] Y. Prakoso and A. Firmansyah, “Analisis Keterbatasan Model Deep Learning pada Klasifikasi Citra Digital,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 10, no. 1, pp. 11–19, 2025.
- [12] R. Kurniawan and A. Wijaya, “Penerapan Deep Learning pada Pengolahan Citra Digital,” *Jurnal Informatika*, vol. 19, no. 2, pp. 115–123, 2023.
- [13] S. Hidayat and M. R. Fauzi, “Analisis Computer Vision Berbasis Deep Learning,” *Jurnal Teknologi Informasi*, vol. 11, no. 1, pp. 45–53, 2023.
- [14] A. Pratama, B. Santoso, and R. Handayani, “Aplikasi Computer Vision untuk Sistem Cerdas,” *Jurnal RESTI*, vol. 7, no. 3, pp. 512–520, 2023.
- [15] D. Prabowo, A. Fauzan, and N. Putri, “Integrasi Model Deep Learning Menggunakan Framework Flask,” *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 5, no. 2, pp. 145–153, 2024.