

Sistem Klasifikasi Tipe Kulit Wajah Menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan Rekomendasi Tahap Perawatan Kulit

Alfin Yusuf Isnawan Prayoga¹, Dhimas Taka Desfrika Perdana²

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *¹yusufalfin762@gmail.com, ²dhimastak@gmail.com

Abstrak – Perawatan kulit wajah sering kali dilakukan tanpa mengetahui tipe kulit secara pasti, padahal kondisi kulit dapat berbeda-beda dan dipengaruhi oleh berbagai faktor lingkungan. Hal ini membuat banyak orang kesulitan menentukan tahapan perawatan yang sesuai dan efektif. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi tipe kulit wajah berbasis citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *ResNet50*, serta mengintegrasikannya dengan sistem rekomendasi tahap perawatan kulit. Data yang digunakan berasal dari dataset publik Kaggle yang mencakup empat tipe kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*. Sebelum proses pelatihan, citra wajah melalui tahap pra-pemrosesan berupa konversi warna, perubahan ukuran menjadi 224×224 piksel, normalisasi berbasis *ImageNet*, serta augmentasi pada data latih untuk meningkatkan variasi data. Model dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix* serta metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 91,78% dengan performa yang stabil pada seluruh kelas, terutama pada kelas *acne* yang memiliki nilai *F1-score* mendekati sempurna. Sistem rekomendasi kemudian memanfaatkan hasil klasifikasi tersebut untuk menampilkan tahapan perawatan kulit yang sesuai dengan tipe kulit pengguna, tanpa mengacu pada merek produk tertentu. Dengan adanya sistem ini, pengguna diharapkan dapat memperoleh panduan perawatan kulit wajah yang lebih objektif, praktis, dan mudah diterapkan dalam kehidupan sehari-hari.

Kata Kunci — Klasifikasi, CNN, *ResNet50*, Perawatan, Kulit.

1. PENDAHULUAN

Kulit wajah merupakan bagian tubuh yang paling sensitif karena selalu terpapar berbagai faktor lingkungan seperti polusi udara, asap kendaraan bermotor, debu, kondisi cuaca, hingga paparan sinar matahari yang berlebihan. Interaksi terus-menerus dengan faktor eksternal tersebut sering menyebabkan perubahan kondisi kulit, mulai dari kekeringan, minyak berlebih, iritasi, hingga munculnya jerawat [1]. Situasi ini menunjukkan bahwa perawatan kulit yang tepat sangat diperlukan untuk menjaga kesehatan kulit wajah. Perawatan kulit wajah tidak dapat dilakukan secara umum, melainkan harus disesuaikan dengan tipe dan kondisi kulit [2]. Setiap tipe kulit, seperti kulit kering, normal, berminyak, dan berjerawat, memiliki karakteristik serta kebutuhan perawatan yang berbeda. Ketidaksiuaian tahapan perawatan, misalnya penggunaan pembersih atau produk lanjutan yang tidak sesuai dengan tipe kulit, justru dapat memperburuk kondisi kulit dan menurunkan efektivitas perawatan [3].

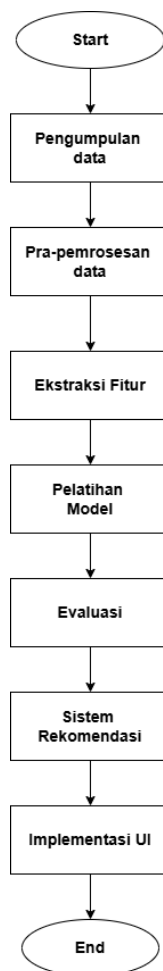
Kesulitan dalam menentukan langkah perawatan kulit yang sesuai dengan tipe dan kondisi kulit wajah masih sering dialami oleh masyarakat [5]. Hal ini disebabkan oleh kurangnya pemahaman mengenai karakteristik masing-masing tipe kulit, serta adanya perubahan kondisi kulit yang dipengaruhi oleh gaya hidup, aktivitas luar ruangan, perubahan suhu, dan tingkat stres [4]. Selain itu, penilaian kondisi kulit secara manual cenderung bersifat subjektif karena sangat bergantung pada persepsi individu, pencahayaan, dan kualitas pengamatan [6]. Kondisi tersebut berpotensi menyebabkan kesalahan dalam menentukan tahapan perawatan kulit yang tepat, sehingga efektivitas perawatan menjadi tidak optimal dan bahkan dapat memperburuk kondisi kulit wajah [7].

Sejumlah penelitian telah mencoba memanfaatkan teknologi pengolahan citra untuk menganalisis kulit wajah [8], namun sebagian besar masih berfokus pada identifikasi tipe kulit saja tanpa memberikan panduan lanjutan mengenai langkah perawatan yang ideal [9]. Selain itu, beberapa model klasifikasi yang telah dikembangkan cenderung menunjukkan performa optimal pada dataset terkontrol, tetapi mengalami penurunan akurasi ketika digunakan pada kondisi nyata yang melibatkan variasi cahaya, *noise* gambar, atau kualitas kamera berbeda [10]. Sistem yang tersedia juga umumnya memberikan rekomendasi produk tertentu, bukan rekomendasi *tahapan perawatan* yang bersifat netral dan dapat diterapkan secara umum [11]. Hal ini menciptakan kebutuhan akan sistem yang tidak hanya mampu mengenali tipe kulit dengan akurat, tetapi juga dapat menyusun rekomendasi perawatan yang bersifat universal tanpa terikat merek tertentu.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pengembangan Sistem Klasifikasi Tipe Kulit Wajah Berbasis Citra dengan Rekomendasi Tahap Perawatan Kulit Otomatis. Sistem ini memanfaatkan teknik pengolahan citra untuk mengidentifikasi empat tipe kulit wajah, kemudian menghasilkan rekomendasi tahapan perawatan yang sesuai, seperti jenis cleanser, tahapan hidrasi, moisturizer yang diperlukan, hingga perlindungan kulit berupa sunscreen tanpa menyebutkan merek atau produk spesifik. Pendekatan ini tidak hanya memberikan hasil analisis yang lebih objektif, tetapi juga menawarkan panduan perawatan yang aman, netral, dan mudah diterapkan oleh pengguna. Sistem ini diharapkan mampu mendukung masyarakat dalam merawat kulit secara lebih terarah dan efektif, sekaligus memberikan kontribusi baru dalam penelitian terkait integrasi klasifikasi kulit dan rekomendasi tahap perawatan otomatis.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian mengenai pengembangan sistem klasifikasi jenis kulit menggunakan arsitektur *ResNet50* ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang disusun secara teratur, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Kerangka kerja dirancang secara sistematis agar setiap proses dapat dipercaya dan ditelusuri, mulai dari pengumpulan citra wajah hingga evaluasi kemampuan model. Rangkaian langkah yang terstruktur ini memungkinkan sistem menghasilkan klasifikasi yang akurat, kuat, dan dapat dijadikan landasan ilmiah dalam penyusunan tahapan perawatan wajah otomatis.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini memanfaatkan dataset publik dari Kaggle sebagai sumber utama untuk membangun sistem klasifikasi jenis kulit. Dataset pertama adalah “*Oily, Dry and Normal Skin Types Dataset*” dari

repositori publik *kaggle* milik Shakya Dissanayake. Terdiri dari tiga kelas yaitu *Oily* (berminyak), *Dry* (kering), dan *Normal* (normal) <https://www.kaggle.com/datasets/shakyadissanayake/oily-dry-and-normal-skin-types-dataset>. Dataset ini menyediakan contoh nyata dari variasi jenis kulit yang umum dijumpai pada populasi, sehingga berfungsi sebagai data primer dalam pelatihan model klasifikasi.

Dataset kedua yang digunakan adalah “*Acne Dataset*” dari repositori publik *kaggle* oleh Nayyan Chaure <https://www.kaggle.com/datasets/nayanchaure/acne-dataset>, yang berisi citra wajah dengan kondisi *acne* atau kulit berjerawat. Penambahan dataset ini bertujuan memperluas cakupan klasifikasi menjadi empat kelas utama, yaitu *oily*, *dry*, *normal*, dan *acne*, sehingga sistem dapat mengenali kondisi kulit yang tidak hanya bersifat umum tetapi juga kondisi yang bersifat problematik. Dengan menggabungkan kedua dataset ini, penelitian memperoleh keragaman citra yang lebih baik serta memungkinkan model untuk belajar dari spektrum kondisi kulit yang lebih luas, sehingga meningkatkan akurasi dan ketahanan sistem saat digunakan dalam skenario nyata.

Pada Tabel 1 terdapat ringkasan mengenai distribusi sumber data dan label kelas yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 1. Ringkasan Distribusi Label <i>Dataset</i>	
Sumber Data	Label/Kelas
Kaggle (Shakya Dissanayake)	Oily, Dry, Normal
Kaggle (Nayyan Chaure)	Acne

2.2 Pra-pemrosesan Data

Pada penelitian ini, tahap pra-pemrosesan data dilakukan untuk menyeragamkan format citra sebelum digunakan sebagai masukan pada model *Convolutional Neural Network (CNN)* berbasis *ResNet50*. Setiap citra terlebih dahulu dibaca menggunakan pustaka *Python Imaging Library (PIL)* dan dikonversi ke dalam format RGB guna memastikan konsistensi kanal warna. Selanjutnya, citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran masukan standar arsitektur *ResNet50*. Proses ini diikuti dengan konversi citra menjadi tensor menggunakan fungsi *ToTensor()*, sehingga nilai intensitas piksel yang semula berada pada rentang 0–255 dipetakan ke dalam rentang 0-1.

Untuk menyesuaikan distribusi data dengan karakteristik model *pretrained* pada dataset ImageNet, dilakukan proses normalisasi menggunakan nilai *mean* [0.485, 0.456, 0.406] dan *standard deviation* [0.229, 0.224, 0.225]. Selain itu, pada tahap pelatihan diterapkan teknik augmentasi data berupa *RandomVerticalFlip* dengan probabilitas 0,6 untuk meningkatkan variasi data latih dan membantu model menjadi lebih *unggah* terhadap perubahan orientasi citra. Sementara itu, data validasi dan data pengujian hanya diproses melalui transformasi standar tanpa augmentasi, sehingga proses evaluasi performa model dapat dilakukan secara objektif.

2.3 Ekstraksi fitur

Tahap ekstraksi fitur pada penelitian ini dilakukan secara otomatis menggunakan arsitektur *ResNet50* yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Citra yang telah melalui pra-pemrosesan (konversi RGB, *resize* 224×224, konversi tensor, dan normalisasi berbasis statistik ImageNet) kemudian dilewatkan ke dalam blok-blok konvolusi *ResNet50* untuk menghasilkan representasi fitur bertingkat. *LAPIS* awal mengekstraksi pola dasar seperti tepi dan gradasi, sedangkan *LAPIS* yang lebih dalam menangkap fitur tingkat tinggi yang relevan dengan karakteristik kulit, seperti tekstur permukaan, tingkat kilap, dan pola noda/lesi. Sesuai arsitektur *ResNet50*, keluaran fitur dari tahap konvolusi selanjutnya dipadatkan menggunakan mekanisme *Global Average Pooling* bawaan jaringan, sehingga peta fitur berdimensi spasial diringkas menjadi vektor fitur yang lebih kompak. Vektor ini kemudian diteruskan ke *fully connected layer* yang disesuaikan jumlah neuron keluarannya untuk melakukan klasifikasi tipe kulit ke dalam empat kelas, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*. Dengan konfigurasi tersebut, proses ekstraksi fitur dan klasifikasi berlangsung dalam satu alur end-to-end, di mana parameter model dioptimasi selama pelatihan menggunakan fungsi *loss* multikelas sehingga fitur yang dipelajari menjadi semakin sesuai untuk tugas pengenalan tipe kulit wajah.

2.4 Pelatihan Model

Tahap pemodelan pada penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi tipe kulit wajah berbasis *deep learning* menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)*. Model yang digunakan adalah *ResNet50*, yang merupakan jaringan *CNN* dengan konsep *residual learning* dan telah terbukti efektif dalam menangani permasalahan klasifikasi citra. Untuk mempercepat proses pelatihan serta meningkatkan kemampuan

generalisasi model, penelitian ini memanfaatkan bobot awal (*pretrained weights*) *ResNet50* yang telah dilatih pada dataset ImageNet (*transfer learning*).

Citra wajah yang telah melalui tahap pra-pemrosesan selanjutnya dimasukkan ke dalam model *ResNet50*. Lapisan konvolusi pada arsitektur *ResNet50* digunakan sebagai feature extractor untuk mengekstraksi karakteristik visual penting dari citra kulit wajah, seperti pola tekstur, tingkat kilap, dan distribusi intensitas warna. Pada tahap ini, bobot awal jaringan dipertahankan, sementara bagian akhir jaringan dimodifikasi dengan menyesuaikan *fully connected layer* agar sesuai dengan jumlah kelas target. Dalam penelitian ini, model dikonfigurasi untuk melakukan klasifikasi ke dalam empat kelas tipe kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan fungsi kerugian *CrossEntropyLoss*, yang sesuai untuk permasalahan klasifikasi multikelas. Optimasi parameter model dilakukan menggunakan algoritma Stochastic Gradient Descent (SGD) dengan laju pembelajaran awal tertentu. Untuk meningkatkan stabilitas dan efektivitas proses pelatihan, diterapkan mekanisme penyesuaian laju pembelajaran (*learning rate scheduler*) menggunakan metode StepLR, di mana nilai *learning rate* diturunkan secara bertahap setelah sejumlah *epoch* tertentu.

Dataset dibagi ke dalam data latih, data validasi, dan data pengujian untuk memastikan proses evaluasi model dapat dilakukan secara objektif. Selama proses pelatihan, performa model dipantau menggunakan data validasi dengan mengukur nilai *loss* dan *akurasi*. Model dengan performa validasi terbaik disimpan sebagai model akhir (*best model*) dan selanjutnya digunakan pada tahap pengujian untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi sistem dalam mengklasifikasikan tipe kulit wajah.

2.5 Evaluasi Model

Untuk menilai kinerja model klasifikasi jenis kulit wajah berbasis arsitektur *ResNet50* yang telah dilatih, digunakan metode evaluasi berupa *Confusion matrix*. Metode ini digunakan untuk mengetahui sejauh mana model mampu mengklasifikasikan citra wajah ke dalam empat kelas jenis kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*. *Confusion matrix* merupakan alat evaluasi yang umum digunakan dalam klasifikasi multi-kelas karena mampu memberikan gambaran rinci mengenai kesesuaian antara label prediksi dan label aktual pada setiap kelas.

Dalam kasus klasifikasi multi-kelas, evaluasi model didasarkan pada empat komponen utama hasil prediksi, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *True Negative* (TN), dan *False Negative* (FN). Komponen-komponen ini menggambarkan hubungan antara kondisi aktual data dan hasil prediksi model, sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Tabel <i>Confusion matrix</i>		
Kelas Data	Positif Prediksi	Negatif Prediksi
Positif Aktual	TP	FN
Negatif Aktual	FP	TN

Berdasarkan komponen tersebut, kinerja model diukur menggunakan empat metrik utama yang direkomendasikan oleh Sokolova dan Lapalme [17] untuk pemodelan klasifikasi, yaitu:

1. Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi adalah perbandingan antara prediksi yang benar dengan total data uji. Akurasi menunjukkan keseluruhan kemampuan sistem secara keseluruhan. Rumus untuk menghitung akurasi bisa dilihat pada Persamaan 1:

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

2. Presisi (*Precision*)

Presisi mengukur seberapa tepat model dalam mengklasifikasikan prediksi positif. Presisi penting untuk mengurangi kesalahan FP, seperti memastikan suara anjing tidak dianggap sebagai suara kucing. Rumus presisi bisa dilihat pada Persamaan 2.:

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

3. Recall (*Sensitivity*)

Recall mengukur kemampuan model dalam menemukan semua informasi positif yang relevan dari data yang sebenarnya positif. Metrik ini penting untuk mencegah kesalahan FN. Rumus *recall* bisa dilihat pada Persamaan 3:

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

4. *F1-score*

F1-score adalah rata-rata harmonik dari presisi dan *recall*. *F1-score* memberikan penilaian yang lebih seimbang dibandingkan akurasi, terutama ketika data tidak seimbang antar kelas. Rumus *F1-score* bisa dilihat pada Persamaan 4:

$$F1 - Score = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots \dots \dots (4)$$

2.6 Sistem rekomendasi

Sistem rekomendasi pada penelitian ini dirancang sebagai tahap lanjutan dari proses klasifikasi tipe kulit wajah berbasis citra menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* [12]. Hasil klasifikasi tipe kulit yang diperoleh dari model *ResNet50* tidak hanya digunakan sebagai informasi diagnostik, tetapi juga dimanfaatkan sebagai dasar dalam menyusun rekomendasi tahap perawatan kulit yang sesuai dengan kondisi kulit wajah pengguna.

Proses sistem rekomendasi dimulai ketika pengguna mengunggah citra wajah ke dalam sistem melalui layanan *Application Programming Interface (API)* berbasis *Flask*. Citra yang diterima terlebih dahulu diproses menggunakan modul deteksi wajah berbasis *MediaPipe* untuk memastikan bahwa area yang dianalisis merupakan wajah pengguna. Sistem secara otomatis memilih wajah terbesar pada citra dan melakukan pemotongan (*cropping*) dengan penambahan margin tertentu, sehingga area kulit wajah yang menjadi objek analisis dapat tercakup secara optimal. Apabila wajah tidak terdeteksi, sistem akan menghentikan proses dan memberikan informasi bahwa citra tidak memenuhi syarat untuk dianalisis. Wajah hasil *cropping* selanjutnya melalui tahap pra-pemrosesan yang sama dengan proses pelatihan model, meliputi pengubahan ukuran citra menjadi 224×224 piksel, konversi ke tensor, dan normalisasi nilai piksel. Citra yang telah dipra-pemrosesan kemudian dimasukkan ke dalam model *CNN ResNet50* untuk menghasilkan prediksi tipe kulit wajah ke dalam empat kelas, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*.

Label hasil klasifikasi tipe kulit tersebut menjadi parameter utama dalam sistem rekomendasi tahap perawatan kulit. Berdasarkan tipe kulit yang teridentifikasi, sistem mengakses basis data relasional untuk mengambil informasi yang relevan, meliputi deskripsi karakteristik tipe kulit, kandungan perawatan yang direkomendasikan, kandungan yang perlu dihindari, serta rekomendasi produk pembersih wajah (*facial wash*) yang sesuai. Informasi-informasi ini disusun sebagai panduan tahap perawatan kulit awal yang dapat diterapkan oleh pengguna sesuai dengan kondisi kulitnya. Seluruh hasil rekomendasi disajikan oleh sistem dalam format terstruktur dan dikirimkan kembali melalui *API* untuk ditampilkan pada antarmuka aplikasi. Dengan pendekatan ini, sistem rekomendasi tidak berdiri sendiri, melainkan terintegrasi secara langsung dengan hasil klasifikasi citra wajah. Integrasi antara klasifikasi tipe kulit berbasis *CNN* dan sistem rekomendasi tahap perawatan kulit memungkinkan sistem memberikan saran perawatan yang bersifat personal, otomatis, dan relevan berdasarkan kondisi kulit wajah pengguna.

2.7 Implementasi Antarmuka

Tahap implementasi antarmuka bertujuan untuk menjembatani model klasifikasi jenis kulit berbasis *ResNet50* dengan pengguna melalui aplikasi web. Sistem dikembangkan menggunakan website berbasis *PHP* sebagai antarmuka utama, sementara proses klasifikasi dijalankan pada layanan *backend* menggunakan *Flask*. Komunikasi antara antarmuka dan model dilakukan melalui mekanisme *REST API*, sehingga input citra wajah yang diunggah pengguna dapat diproses secara langsung oleh model dan hasil prediksi dikembalikan dalam format terstruktur. Basis data *MySQL* digunakan untuk menyimpan informasi tahapan perawatan wajah, sehingga data dapat dikelola secara terpisah tanpa memengaruhi proses inferensi model.

Antarmuka sistem dirancang dengan dua jenis halaman utama, yaitu halaman pengguna dan halaman admin, yang memiliki fungsi dan hak akses berbeda. Pemisahan ini bertujuan untuk memudahkan penggunaan sistem oleh pengguna umum sekaligus memberikan kontrol pengelolaan data kepada administrator.

2.7.1 Halaman Pengguna

Halaman pengguna berfungsi sebagai antarmuka utama yang dapat diakses secara langsung tanpa proses login. Pada halaman ini, pengguna dapat mengunggah citra wajah untuk dilakukan klasifikasi jenis kulit. Setelah proses klasifikasi selesai, sistem menampilkan hasil prediksi jenis kulit beserta rekomendasi tahapan perawatan wajah yang sesuai berdasarkan data yang tersimpan di basis data. Perancangan halaman ini difokuskan pada kemudahan penggunaan dan kecepatan akses, sehingga pengguna dapat memperoleh informasi perawatan wajah secara praktis.

2.7.2 Halaman Admin

Halaman admin merupakan antarmuka khusus yang hanya dapat diakses melalui proses autentikasi menggunakan pengguna dan password yang telah ditentukan. Admin dapat masuk ke halaman ini melalui tautan yang tersedia pada halaman pengguna. Pada halaman admin, pengguna dengan hak akses administrator dapat mengelola informasi yang ditampilkan pada halaman pengguna, terutama data tahapan perawatan wajah untuk setiap jenis kulit. Dengan adanya halaman admin, sistem menjadi lebih fleksibel karena pembaruan informasi perawatan dapat dilakukan tanpa perlu melakukan perubahan pada model klasifikasi atau kode aplikasi secara keseluruhan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data pada penelitian ini telah berhasil dilakukan dengan memanfaatkan dua dataset publik yang bersumber dari repositori Kaggle. Seluruh citra wajah yang diperoleh disimpan dalam struktur folder terpisah berdasarkan sumber dan label kelas untuk memudahkan proses identifikasi serta pengolahan data selanjutnya. Dataset pertama yang digunakan adalah *Oily, Dry and Normal Skin Types Dataset* milik Shaky Dissanayake, yang menyediakan citra wajah dengan tiga kategori jenis kulit, yaitu oily, dry, dan normal. Dataset ini memberikan representasi visual yang cukup beragam terhadap kondisi kulit yang umum dijumpai pada populasi

Dataset tambahan yang digunakan adalah *Acne Dataset* milik Nayan Chaur, yang berisi citra wajah dengan kondisi kulit berjerawat. Penambahan dataset ini bertujuan memperluas cakupan klasifikasi menjadi empat kelas utama, yaitu oily, dry, normal, dan acne, sehingga sistem dapat mengenali kondisi kulit yang tidak hanya bersifat umum tetapi juga bersifat problematik. Dari hasil pengamatan terhadap jumlah data yang dikumpulkan, ditemukan adanya perbedaan distribusi citra antar kelas, di mana kelas acne memiliki jumlah data yang lebih besar dibandingkan kelas lainnya. Kondisi ini menunjukkan adanya potensi ketidakseimbangan data yang perlu diperhatikan pada proses pengolahan dan pelatihan model agar sistem tetap memiliki kinerja yang stabil pada penggunaan nyata.

3.2 Pra-pemrosesan Data

Modul pra-pemrosesan telah diterapkan pada semua data mentah yang telah ditata sebelumnya. Pada tahap awal standarisasi sinyal, semua file audio, baik berformat *.wav* maupun *.mp3*, berhasil diubah ke laju sampel yang sama dan amplitudo-nya dinormalisasi. Penggunaan algoritma penghapusan bagian hening juga berhasil mengurangi rata-rata durasi file dengan menghilangkan bagian yang tidak penting, sehingga sinyal menjadi lebih padat dan informatif.

Hasil terbesar pada tahap ini datang dari penerapan strategi augmentasi data. Berdasarkan log sistem, pemrosesan pada *dataset* sekunder dan *dataset non-cat* berhasil menghasilkan variasi data sintesis secara langsung di memori. Setiap file fisik pada kelas-kelas ini berhasil diubah menjadi 10 vektor fitur berbeda melalui variasi *noise*, *pitch*, dan *speed*. Sebaliknya, *dataset* primer diproses menggunakan jalur standar tanpa penambahan variasi, sehingga mempertahankan karakteristik asli.

Perubahan jumlah data ini langsung memengaruhi keseimbangan distribusi kelas. Perubahan jumlah data dari kondisi mentah menjadi data latih yang siap digunakan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Jumlah Data Sebelum dan Sesudah Pra-pemrosesan

Sumber Data	Label/Kelas	Format Awal	Jumlah Awal	Setelah Augmentasi
Kaggle (Shakya Dissanayake)	Oily,	.JPG	1.120	2.240
	Dry	.JPG	758	2.274
	Normal	.JPG	1.274	2.548
Kaggle (Nayyan Chaur)	Acne	.JPG	1.833	2.500
TOTAL			4.985	9.562

Seluruh data hasil pemrosesan dan augmentasi tersebut kemudian diekstraksi menjadi matriks fitur numerik dan disimpan ke dalam file *features.csv*.

3.3 Feature Extraction

Tahap ekstraksi fitur bertujuan mengubah citra wajah hasil pra-pemrosesan menjadi representasi numerik yang mencerminkan karakteristik visual jenis kulit. Proses ini dilakukan secara otomatis menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network ResNet50* yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel dan dinormalisasi menggunakan nilai *mean* dan *standard deviation* ImageNet. Pada data latih, diterapkan augmentasi berupa *random vertical flip* untuk meningkatkan variasi data dan mengurangi risiko *overfitting*.

Ekstraksi fitur dilakukan melalui *LAPIsan* konvolusi *ResNet50* yang menangkap pola visual secara hierarkis, mulai dari tekstur dan gradasi warna hingga fitur tingkat tinggi seperti kilap, pori, dan indikasi jerawat. Output dari *LAPIsan* konvolusi terakhir direpresentasikan dalam bentuk *feature maps* berdimensi 2048, yang selanjutnya direduksi menggunakan *Global Average Pooling* menjadi vektor fitur berdimensi tetap. Vektor fitur tersebut kemudian diteruskan ke *LAPIsan fully connected* yang disesuaikan dengan jumlah kelas, yaitu dry, normal, oily, dan acne. Dengan pendekatan *transfer learning*, fitur yang dihasilkan menjadi lebih spesifik terhadap domain citra kulit wajah dan mendukung proses klasifikasi jenis kulit secara efektif. Struktur dan dimensi vektor fitur hasil ekstraksi ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Struktur dan Dimensi Vektor Fitur *ResNet50*

Tahap Ekstraksi	Bentuk Representasi	Dimensi	Keterangan
Output Konvolusi Akhir	<i>Feature maps</i>	2048	Representasi fitur visual tingkat tinggi
<i>Global Average Pooling</i>	Vektor Fitur	2048	Reduksi spasial peta fitur
<i>Fully connected layer</i>	Vektor Kelas	4	Output klasifikasi (dry, normal, oily, acne)
Total Vektor Fitur Akhir		2048	Input Model Klasifikasi

Struktur data akhir terdiri dari vektor fitur berdimensi 2048, identitas citra, dan label target numerik untuk empat kelas jenis kulit.

3.4 Pemodelan

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network ResNet50* dengan pendekatan *transfer learning*. Model *ResNet50* yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet digunakan sebagai dasar, kemudian *LAPIsan* klasifikasi akhirnya disesuaikan untuk tugas pengenalan tipe kulit wajah. Proses pelatihan dilaksanakan menggunakan pustaka PyTorch dengan memanfaatkan fungsi *cross-entropy loss* sebagai fungsi objektif dan algoritma optimasi *Stochastic Gradient Descent (SGD)*.

Dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi dibagi menjadi data latih dan data validasi. Selama proses pelatihan, model dilatih selama 20 *epoch*, dengan laju pembelajaran awal sebesar 0,1. Untuk meningkatkan stabilitas pelatihan dan mencegah *overshooting*, digunakan skema penurunan laju pembelajaran (*learning rate scheduler*) bertipe StepLR, yang secara otomatis menurunkan nilai *learning rate* setelah *epoch* tertentu.

Evaluasi performa model dilakukan pada data validasi di setiap *epoch* dengan mengamati nilai *loss* dan *accuracy*. Model dengan akurasi validasi terbaik disimpan sebagai model akhir (*best model*). Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model mampu mencapai konvergensi yang stabil, ditandai dengan menurunnya nilai *loss* serta meningkatnya akurasi pada data latih dan validasi secara konsisten.

Pada tahap pengujian, model dievaluasi menggunakan data uji yang tidak pernah dilibatkan dalam proses pelatihan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *ResNet50* mampu mengklasifikasikan tipe kulit wajah ke dalam kelas dry, normal, oily, dan acne dengan tingkat akurasi yang memadai. Analisis lebih lanjut menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa kelas yang memiliki karakteristik visual yang saling tumpang tindih. Detail tentang ruang pencarian dan parameter yang dipilih dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Konfigurasi Hyperparameter Model *ResNet50*

Hyperparameter	Nilai / Konfigurasi
Arsitektur Model	<i>ResNet50 (pretrained ImageNet)</i>
Ukuran Input Citra	224 × 224 piksel
Jumlah Kelas Output	4 (dry, normal, oily, acne)
Batch Size	32
Jumlah Epoch	20

<i>Optimizer</i>	Stochastic Gradient Descent (SGD)
<i>Learning rate Awal</i>	0.01
<i>Learning rate Scheduler</i>	StepLR
<i>Step Size</i>	15 <i>epoch</i>
<i>Gamma Scheduler</i>	0.01
<i>Fungsi Loss</i>	Cross-Entropy Loss
<i>Augmentasi Data</i>	RandomVerticalFlip (p = 0.6)
<i>Pretrained Weights</i>	ImageNet

Model dengan konfigurasi hyperparameter yang telah ditetapkan selanjutnya dilatih menggunakan seluruh data latih untuk memaksimalkan kemampuan model dalam mempelajari pola karakteristik tipe kulit wajah. Selama proses pelatihan, bobot jaringan diperbarui secara iteratif hingga mencapai konvergensi yang optimal berdasarkan performa pada data validasi. Model dengan akurasi validasi terbaik kemudian dipilih sebagai model akhir dan disimpan dalam bentuk *state dictionary* menggunakan format berkas. Penyimpanan model dalam format ini memungkinkan proses pemanggilan model yang efisien pada tahap implementasi sistem, sehingga dapat digunakan secara langsung pada layanan prediksi berbasis *API* tanpa menimbulkan beban memori yang berlebihan.

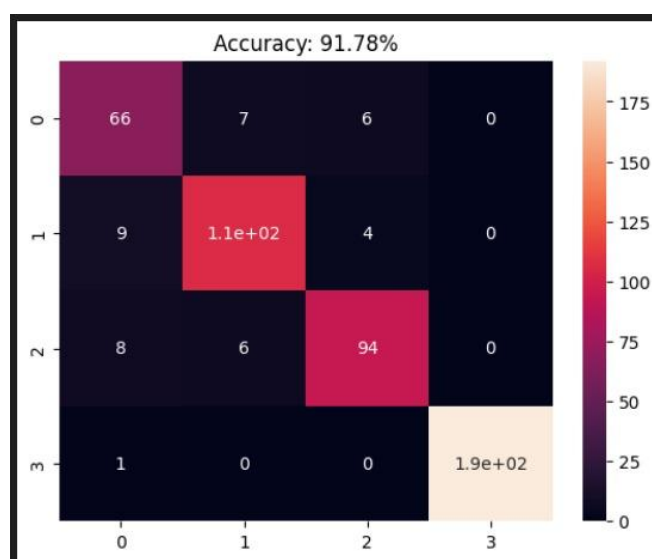
3.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji sebesar 10% dari total dataset. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model klasifikasi jenis kulit berbasis *ResNet50* mencapai tingkat akurasi sebesar 91,78%. Dalam penelitian ini, label kelas dibagi menjadi empat kategori, yaitu label 0 untuk kulit dry, label 1 untuk kulit normal, label 2 untuk kulit oily, dan label 3 untuk kulit acne. Berdasarkan hasil evaluasi, sebagian besar kelas menunjukkan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, yang menandakan bahwa model mampu membedakan karakteristik visual masing-masing jenis kulit secara konsisten. Performa terbaik ditunjukkan pada kelas acne (label 3), yang memiliki tingkat kesalahan klasifikasi paling rendah dibandingkan kelas lainnya. Hasil ini mengindikasikan bahwa fitur visual yang diekstraksi oleh *ResNet50*, khususnya fitur tingkat tinggi, efektif dalam merepresentasikan perbedaan kondisi kulit wajah untuk tugas klasifikasi jenis kulit.

Analisis lebih lanjut mengenai kinerja model untuk setiap kelas disajikan dalam Tabel 6. Tabel tersebut merangkum nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang diperoleh dari laporan klasifikasi.

Tabel 6. Laporan Klasifikasi

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
0	0,79	0,84	0,81
1	0,89	0,89	0,89
2	0,90	0,87	0,89
3	1,00	0,99	1,00



Gambar 2. Confusion matrix Display

Visualisasi *confusion matrix* pada Gambar 2 menunjukkan distribusi hasil prediksi model klasifikasi jenis kulit secara lebih rinci. Pola diagonal yang dominan pada matriks tersebut mengindikasikan bahwa sebagian besar citra

wajah pada data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar sesuai dengan label aslinya. Kesalahan klasifikasi relatif sedikit dan umumnya terjadi antar kelas yang memiliki karakteristik visual yang saling mendekati, seperti antara kulit *dry* dan *normal* atau *normal* dan *oily*. Hasil ini menunjukkan bahwa model *ResNet50* memiliki kemampuan yang baik dalam membedakan empat jenis kulit wajah berdasarkan fitur visual yang diekstraksi. Dengan melihat intensitas warna dan sebaran angka pada matriks, dapat ditarik dua poin utama:

1. *Confusion matrix* menunjukkan dominasi warna intens pada diagonal utama, yang menandakan sebagian besar data uji diklasifikasikan dengan benar. Hal ini sejalan dengan nilai akurasi sebesar 91,78% serta nilai *weighted average precision*, *recall*, dan *F1-score* yang berada pada kisaran 0,92. Konsistensi antara visualisasi matriks dan metrik kuantitatif ini menunjukkan bahwa model *ResNet50* memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
2. Kelas *acne* menunjukkan performa terbaik dibandingkan kelas lainnya, yang tercermin dari nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang mendekati sempurna. Pada *confusion matrix*, kelas ini juga memperlihatkan intensitas warna diagonal yang paling kuat dengan jumlah kesalahan yang sangat minimal. Hal ini mengindikasikan bahwa karakteristik visual kulit berjerawat, seperti keberadaan lesi dan perbedaan tekstur yang kontras, relatif lebih mudah dikenali oleh model dibandingkan jenis kulit lainnya.

3.6 Sistem Rekomendasi

Pada penelitian ini, sistem rekomendasi tidak berdiri sebagai modul prediksi independen, melainkan berfungsi sebagai fitur lanjutan yang memanfaatkan hasil klasifikasi tipe kulit wajah. Dengan kata lain, rekomendasi tahapan perawatan kulit sepenuhnya ditentukan oleh keluaran model klasifikasi *Convolutional Neural Network (CNN)* yang telah mengidentifikasi tipe kulit pengguna.

Setelah citra wajah diproses oleh model *CNN* berbasis *ResNet50*, sistem menghasilkan label tipe kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, atau *acne*. Label ini kemudian digunakan sebagai parameter utama untuk menentukan jenis rekomendasi perawatan kulit yang sesuai. Setiap tipe kulit telah dipetakan ke seperangkat aturan rekomendasi tahapan perawatan kulit yang disusun berdasarkan karakteristik umum masing-masing tipe kulit.

Sebagai contoh, apabila hasil klasifikasi menunjukkan tipe kulit *acne*, sistem akan menampilkan rekomendasi tahapan perawatan yang berfokus pada pengendalian minyak, pencegahan penyumbatan pori, dan perlindungan terhadap peradangan. Sebaliknya, untuk tipe kulit *dry*, rekomendasi lebih diarahkan pada tahapan perawatan yang menekankan hidrasi dan perlindungan *LAPIS*an kulit.

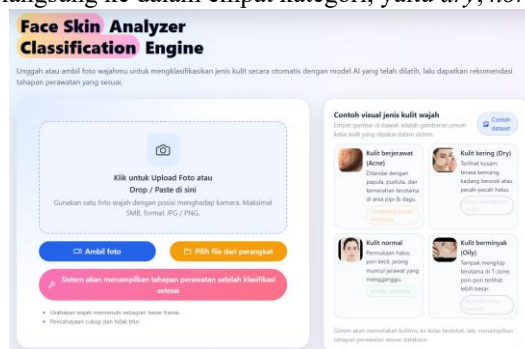
Pendekatan ini memastikan bahwa rekomendasi yang dihasilkan bersifat konsisten, deterministik, dan mudah dijelaskan, karena seluruh keputusan rekomendasi dapat ditelusuri langsung ke hasil klasifikasi tipe kulit wajah. Dengan demikian, kualitas rekomendasi sangat bergantung pada akurasi model klasifikasi yang telah dibahas pada subbab evaluasi kinerja model sebelumnya.

3.7 Implementasi Pengguna Interface (UI)

3.7.1 Halaman Pengunjung

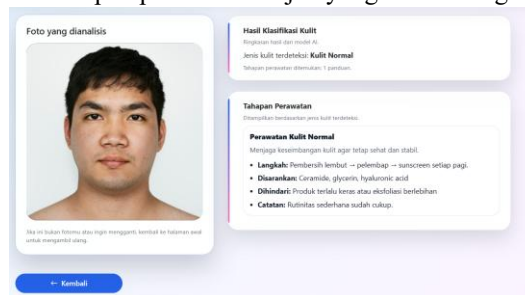
a. Halaman Utama

Halaman utama merupakan antarmuka awal yang dapat diakses oleh pengguna tanpa melalui proses autentikasi. Pada halaman ini, pengguna dapat melakukan klasifikasi jenis kulit wajah secara langsung ke dalam empat kategori, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*.



Gambar 3. Halaman Utama

Tampilan pada halaman utama pada gambar 3. Sistem menyediakan dua metode input citra, yaitu pengambilan foto secara langsung melalui perangkat pengguna serta pengunggahan citra dari penyimpanan lokal menggunakan mekanisme *upload* atau *seret dan lepas*. Setelah citra diproses oleh sistem, hasil klasifikasi jenis kulit akan ditampilkan kepada pengguna, disertai dengan informasi tahapan perawatan wajah yang sesuai dengan jenis kulit yang terdeteksi.

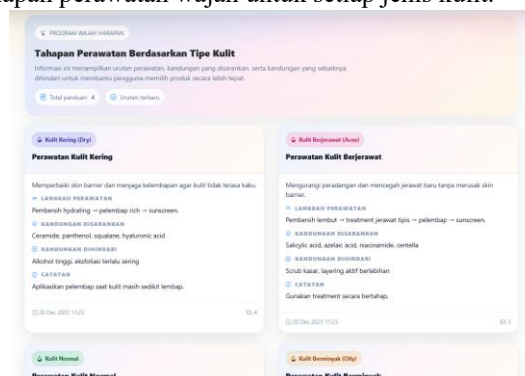


Gambar 4. Halaman Hasil

Untuk hasilnya seperti pada gambar 4. Untuk hasilnya akan ada tiga card, disebelah kiri ada satu card untuk menampilkan wajah yang dianalisis. Disebelah kanan akan menampilkan dua card, yang atas untuk menampilkan jenis klasifikasi kulitnya, kemudian yang bawahnya akan menampilkan untuk tahapan perawatannya.

b. Halaman Tahapan Perawatan

Halaman tahapan perawatan berfungsi sebagai media informasi yang menampilkan rangkaian tahapan perawatan wajah untuk setiap jenis kulit.

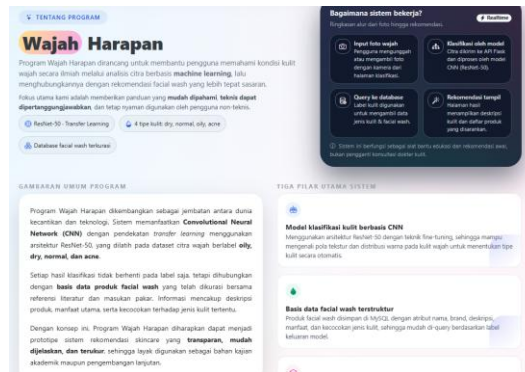


Gambar 5 Halaman Tahapan Perawatan

Untuk tampilannya seperti pada gambar 5. Pada halaman ini, pengguna dapat melihat penjelasan mengenai urutan perawatan yang direkomendasikan sesuai dengan karakteristik kulit masing-masing, sehingga pengguna memperoleh panduan perawatan wajah yang lebih terstruktur dan mudah dipahami.

c. Halaman About

Halaman *About* berisi informasi umum mengenai sistem yang dikembangkan, termasuk tujuan pembuatan website dan ruang lingkup fungsionalitasnya. Selain itu, halaman ini juga memuat informasi mengenai penulis atau pengembang sistem sebagai bentuk dokumentasi dan identitas aplikasi.

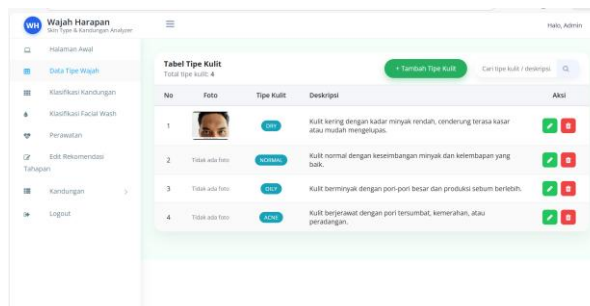


Gambar 6. Halaman About

Tampilannya seperti pada gambar 5. Pada halaman ini akan menunjukkan tujuan pembuatan website dan ruang lingkup fungsionalitasnya. Selain itu, halaman ini juga memuat informasi mengenai penulis atau pengembang sistem sebagai bentuk dokumentasi dan identitas aplikasi.

3.7.2 Halaman Admin

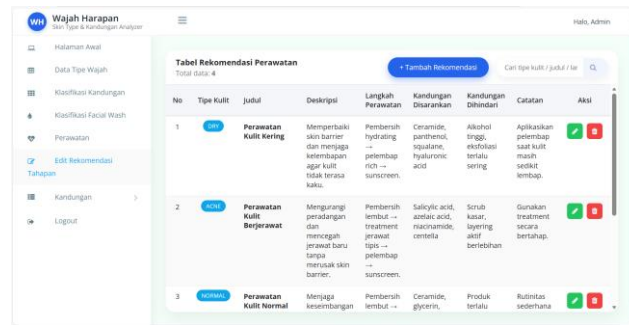
a. CRUD Kulit Wajah



Gambar 7 Halaman CRUD Kulit Wajah

Pada Gambar 7 menunjukkan sistem ini berfungsi untuk mengelola data tipe kulit wajah yang menjadi dasar proses klasifikasi dan rekomendasi. Pada fitur *Create*, admin dapat menambahkan tipe kulit baru dengan memasukkan nama tipe kulit, deskripsi, dan foto pendukung jika diperlukan. Read memungkinkan admin melihat seluruh data tipe kulit dalam bentuk tabel yang rapi, lengkap dengan informasi foto, nama tipe kulit, dan penjelasan singkatnya. Melalui *Update*, admin dapat mengubah atau memperbaiki data tipe kulit yang sudah ada agar tetap sesuai dengan kebutuhan sistem dan perkembangan informasi. Sementara itu, *Delete* digunakan untuk menghapus data tipe kulit yang tidak lagi digunakan, sehingga data yang tersimpan tetap relevan dan terkelola dengan baik.

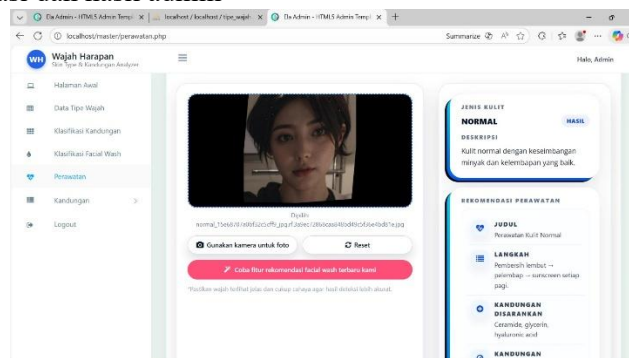
b. CRUD Rekomendasi Tahap Perawatan



Gambar 8 Halaman CRUD Tahapan Perawatan

Gambar 8 Halaman CRUD Tahapan Perawatan digunakan oleh admin untuk mengelola data rekomendasi tahapan perawatan kulit berdasarkan tipe kulit. Pada halaman ini, admin dapat menambah (*Create*) rekomendasi perawatan baru, melihat (*Read*) daftar tahapan perawatan yang sudah tersimpan, mengubah (*Update*) informasi seperti judul, deskripsi, langkah perawatan, serta kandungan yang disarankan atau dihindari, dan menghapus (*Delete*) data yang tidak diperlukan. Fitur pencarian juga disediakan untuk memudahkan admin menemukan data berdasarkan tipe kulit atau judul perawatan, sehingga pengelolaan rekomendasi perawatan dapat dilakukan secara cepat dan terstruktur.

c. Klasifikasi dan hasil admin



Gambar 9

Gambar 9 adalah Halaman Hasil Klasifikasi Admin menampilkan hasil analisis tipe kulit berdasarkan foto wajah yang diunggah atau diambil melalui kamera. Pada halaman ini, admin dapat melihat pratinjau gambar wajah, hasil klasifikasi jenis kulit (misalnya normal), serta deskripsi singkat karakteristik kulit tersebut. Selain itu, sistem juga menampilkan rekomendasi perawatan yang relevan, meliputi judul perawatan, langkah perawatan harian, kandungan yang disarankan, dan kandungan yang perlu dihindari. Halaman ini berfungsi sebagai pusat validasi hasil klasifikasi sekaligus referensi rekomendasi perawatan yang akan disajikan kepada pengguna

4. SIMPULAN

Berdasarkan analisis mendalam terhadap hasil implementasi dan pengujian sistem klasifikasi Tipe wajah dan rekomendasi tahapan perawatan yang telah dibangun, dapat ditarik beberapa kesimpulan utama, yaitu:

1. Berdasarkan hasil implementasi dan pengujian yang telah dilakukan, penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi tipe kulit wajah berbasis citra menggunakan arsitektur *Convolutional*

Neural Network ResNet50 yang terintegrasi dengan sistem rekomendasi tahap perawatan kulit. Model dilatih menggunakan pendekatan *transfer learning* dan diuji pada data citra wajah yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan normalisasi sesuai standar ImageNet.

2. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 91,78%, yang menandakan bahwa sistem memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan empat kelas tipe kulit, yaitu *dry*, *normal*, *oily*, dan *acne*. Berdasarkan *classification report*, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* rata-rata berada di kisaran 0,90, baik pada *macro average* maupun *weighted average*, yang menunjukkan performa model yang seimbang antar kelas dan tidak bias terhadap kelas mayoritas.
3. Analisis *confusion matrix* memperlihatkan bahwa sebagian besar citra berhasil diklasifikasikan secara tepat pada kelas yang sesuai. Kesalahan klasifikasi relatif kecil dan umumnya terjadi pada kelas dengan karakteristik visual yang saling beririsan, seperti antara tipe *dry* dan *normal* atau *oily* dan *acne*. Namun demikian, kelas *acne* menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan nilai *recall* mendekati sempurna, menandakan bahwa model sangat sensitif terhadap ciri visual jerawat dan peradangan kulit.
4. Kurva *training loss* dan *validation loss* menunjukkan tren penurunan yang stabil seiring bertambahnya *epoch*, sedangkan kurva *accuracy* memperlihatkan peningkatan performa yang konsisten tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan. Hal ini mengindikasikan bahwa proses pelatihan berlangsung secara optimal dan model mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang tidak dilihat sebelumnya.
5. Secara keseluruhan, hasil penelitian ini membuktikan bahwa penggunaan *CNN ResNet50* efektif untuk tugas klasifikasi tipe kulit wajah berbasis citra. Integrasi hasil klasifikasi dengan sistem rekomendasi tahap perawatan kulit memungkinkan sistem tidak hanya memberikan prediksi tipe kulit, tetapi juga menyajikan informasi lanjutan yang bersifat aplikatif dan bermanfaat bagi pengguna. Dengan performa yang diperoleh, sistem ini berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai pendukung keputusan dalam perawatan kulit berbasis teknologi kecerdasan buatan.

5. SARAN

Sebagai tindak lanjut dari penelitian ini, pengembangan selanjutnya disarankan untuk meningkatkan akurasi dan kestabilan sistem klasifikasi tipe kulit wajah pada kondisi penggunaan nyata. Optimalisasi dapat dilakukan melalui penyesuaian tahapan pra-pemrosesan citra, seperti peningkatan penanganan variasi pencahayaan dan kualitas gambar, agar sistem tetap mampu memberikan hasil klasifikasi yang konsisten pada berbagai kondisi lingkungan pengambilan citra. Selain itu, penelitian selanjutnya dapat diarahkan pada penyempurnaan sistem rekomendasi tahap perawatan kulit. Rekomendasi yang dihasilkan tidak hanya menampilkan urutan tahapan perawatan secara umum, tetapi juga dapat disajikan dengan penjelasan yang lebih informatif dan mudah dipahami oleh pengguna, sehingga sistem tidak hanya berfungsi sebagai alat klasifikasi, tetapi juga sebagai media edukasi dalam penerapan perawatan kulit wajah yang sesuai dengan tipe kulit masing-masing.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Puri, S. K. Nandar, S. Kathuria, and V. Ramesh, "Effects of air pollution on the skin : A review," pp. 415–423, 2017, doi: 10.4103/0378-6323.199579.
- [2] S. D. Kusumaningrum and I. Muhimmah, "ANALISIS FAKTOR DAN METODE UNTUK MENENTUKAN TIPE KULIT WAJAH," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 4, pp. 753–762, 2023, [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.PHP/jtiik/article/view/6955/pdf>
- [3] R. H. Nugraha, *The Shortcut: Perawatan Dasar Kulit*. Deepublish, 2021.
- [4] N. Andriani, "Karakteristik Dan Perawatan Kulit Untuk Orang Asia," *J. Pandu Husada*, vol. 4, no. 3, pp. 14–23, 2023.
- [5] P. P. MIHARJA, "PRIORITAS YANG MEMPENGARUHI PEMBELIAN SKINCARE PADA PRODUK TONER EKSFOLIASI MENGGUNAKAN METODE ANALYTICAL HIERARCHY PROCESS (AHP)," 2024, *Nusa Putra University*.
- [6] B. Wiranti, "Urgensi aspek psikodermatologi dalam perawatan kulit: Memahami keterkaitan emosi dan kesehatan kulit," *Mutiara J. Ilm. Multidisiplin Indones.*, vol. 2, no. 1, pp. 224–244, 2024.
- [7] A. B. Darmawan and A. N. Handitasari, "Kembali ke Alam untuk Meminimalkan Risiko: Alasan Perempuan Muda Memilih Perawatan Kecantikan Tradisional," *Umbara*, vol. 6, no. 1, pp. 1–16, 2021.
- [8] N. F. Muchlis, "Deteksi kemerahan pada kulit wajah dengan teknik pengolahan citra," 2018.

- [9] S. D. W. I. YUNITA, “ANALISIS INTEGRITAS KULIT DAN JARINGAN PADA PASIEN POST DEBRIDEMENT DENGAN INTERVENSI PERAWATAN LUKA METODE MODERN DRESSING CUTIMED SORBACT® DI RSU MUHAMMADIYAH KOTA METRO TAHUN 2025,” 2025, *POLTEKKES KEMENKES TANJUNGPUR*.
- [10] S. Halim, “Klasifikasi pada citra biji Kopi Arabica hasil Roasting menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN) ResNet50V2*,” 2025, *Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim*.
- [11] A. A. Jannatin, “Perancangan Ontologi Skincare Untuk Sistem Rekomendasi Berbasis Preferensi Pengguna,” 2025, *Universitas Islam Indonesia*.
- [12] A. A. Irfita and M. Muttaqin, “Implementasi *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk Klasifikasi Jenis Jerawat Berbasis Web Menggunakan Streamlit,” *J. Nas. Teknol. Komput.*, vol. 5, no. 3, pp. 296–311, 2025.