

Analisis Perfoma Resnet-50 Dalam Identifikasi Jenis Kulit Wajah

^{1*}Danny Putra Ardianto, ²Patmi Kasih, ³Muh. Aris Saputra

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹dputraardianto@gmail.com, ²patmikasih@unpkdr.ac.id, ³aris.saputra@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Danny Putra Ardianto

Abstrak— Identifikasi jenis kulit wajah secara manual sering menghasilkan penilaian yang subjektif dan kurang konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet-50 dalam mengidentifikasi jenis kulit wajah berdasarkan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu normal, *dry*, *oily*, dan *acne*. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, augmentasi citra, pelatihan model, dan evaluasi menggunakan *confusion matrix* serta *accuracy*. Proses pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* menggunakan *optimizer* SGD dan *learning rate scheduler*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mengalami peningkatan performa yang baik selama proses training dengan nilai *accuracy* mencapai 90%. Selain itu, hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar pada setiap kelas, terutama pada kelas *acne* yang memperoleh hasil prediksi sempurna. Berdasarkan hasil tersebut, arsitektur ResNet-50 memiliki performa yang baik dan berpotensi digunakan sebagai sistem identifikasi jenis kulit wajah secara otomatis.

Kata Kunci— CNN, ResNet-50, Klasifikasi citra, jenis kulit wajah, deep learning.

Abstract— *Manual identification of facial skin types often produces subjective and inconsistent assessments. This study aims to analyze the performance of the Convolutional Neural Network (CNN) method using the ResNet-50 architecture in identifying facial skin types based on digital images. The dataset used consisted of four classes, namely normal, dry, oily, and acne. The research stages included data preprocessing, image augmentation, model training, and evaluation using confusion matrix and accuracy metrics. The training process was conducted for 20 epochs using the SGD optimizer and a learning rate scheduler. The results showed that the model achieved good performance improvement during the training process with an accuracy of 90%. In addition, the confusion matrix results indicated that most of the data were successfully classified correctly in each class, especially the acne class which achieved perfect prediction results. Based on these results, the ResNet-50 architecture demonstrated good performance and has the potential to be used as an automatic facial skin type identification system.*

Keywords— *CNN, ResNet-50, image classification, facial skin type, deep learning.*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Kulit wajah merupakan bagian tubuh yang memiliki karakteristik berbeda pada setiap individu. Secara umum, jenis kulit wajah dibedakan menjadi kulit normal, berminyak, kering, dan kombinasi. Perbedaan karakteristik tersebut dipengaruhi oleh tingkat kelembapan, produksi minyak, serta sensitivitas kulit. Identifikasi jenis kulit wajah menjadi hal penting dalam dunia perawatan kulit karena dapat membantu menentukan perawatan yang sesuai untuk menjaga kesehatan kulit[1]. Namun, proses identifikasi jenis kulit masih sering dilakukan secara manual berdasarkan pengamatan visual, sehingga hasil yang diperoleh cenderung subjektif dan kurang konsisten[2].

Perkembangan industri perawatan kulit dan meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap kesehatan kulit menyebabkan kebutuhan akan sistem identifikasi jenis kulit wajah yang cepat dan akurat semakin meningkat. Dalam praktiknya, identifikasi jenis kulit secara manual sering mengalami kendala, terutama ketika dilakukan dalam jumlah besar atau tanpa bantuan tenaga ahli. Kesalahan identifikasi dapat menyebabkan penggunaan produk perawatan yang tidak sesuai dan berpotensi menimbulkan masalah pada kulit. Oleh karena itu, diperlukan solusi berbasis teknologi yang mampu membantu proses identifikasi jenis kulit wajah secara otomatis menggunakan citra digital dan kecerdasan buatan[3].

Dalam perkembangan teknologi saat ini, metode *deep learning* banyak digunakan dalam bidang pengolahan citra karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengenali pola visual secara otomatis[4]. Salah satu metode yang populer adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu arsitektur jaringan saraf yang dirancang khusus untuk pengolahan data citra[5]. Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah ResNet-50, yang menerapkan konsep *residual learning* untuk mengatasi permasalahan *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam sehingga mampu meningkatkan performa model dalam proses ekstraksi fitur dan pengenalan pola visual. Berdasarkan penelitian sebelumnya, metode *deep learning* telah banyak diterapkan dalam klasifikasi citra wajah dan identifikasi kondisi kulit. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penggunaan CNN dengan arsitektur ResNet-50 mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi jenis kulit wajah[6]. Selain itu, ResNet-50 juga terbukti memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur dan mengenali karakteristik visual pada citra kulit wajah. Penelitian lain menunjukkan bahwa penerapan *transfer learning* berbasis CNN efektif digunakan untuk mendeteksi jenis kulit wajah menggunakan citra digital. Selain itu, arsitektur ResNet-50 juga telah berhasil digunakan dalam berbagai penelitian pengenalan citra wajah dengan performa yang baik[7]. Hasil dari berbagai penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *deep learning*, khususnya ResNet-50, memiliki potensi yang besar untuk dikembangkan lebih lanjut dalam identifikasi jenis kulit wajah berbasis citra digital.

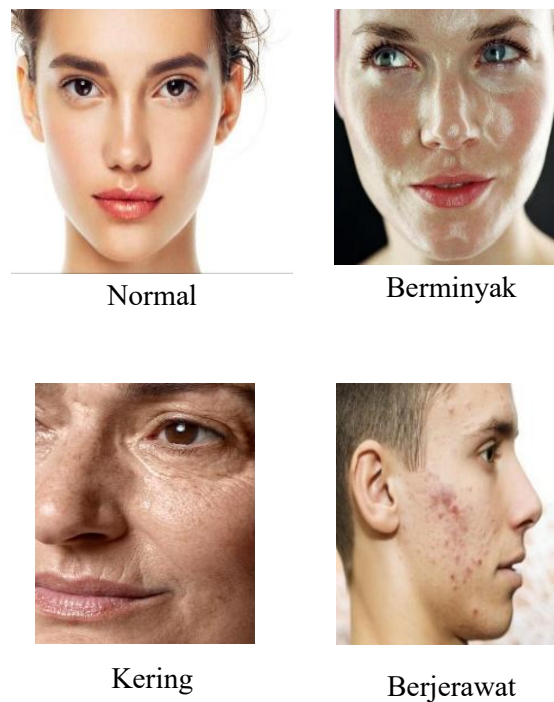
Solusi dalam permasalahan identifikasi jenis kulit wajah dapat dilakukan melalui pengembangan model berbasis ResNet-50 yang mampu mengenali karakteristik kulit secara otomatis dari citra digital. Dengan kemampuan ekstraksi fitur yang dimiliki ResNet-50, sistem ini diharapkan dapat membantu proses identifikasi jenis kulit wajah secara lebih cepat, objektif, dan konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa ResNet-50 dalam identifikasi jenis kulit wajah berdasarkan citra digital sehingga dapat menjadi dasar pengembangan sistem identifikasi kulit otomatis yang lebih optimal di masa mendatang.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan *deep learning* dengan arsitektur ResNet-50 untuk mengidentifikasi jenis kulit wajah berdasarkan citra digital. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, preprocessing data, pelatihan model ResNet-50, evaluasi model, dan analisis hasil performa. Setiap tahapan dilakukan secara sistematis untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan jenis kulit wajah secara akurat berdasarkan karakteristik visual yang terdapat pada citra.

2.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari dataset publik yang tersedia pada platform Kaggle dan Roboflow.. Dataset terdiri atas empat kategori jenis kulit wajah, yaitu kulit normal (*normal*), kulit berminyak (*oily*), kulit kering (*dry*), dan kulit berjerawat (*acne*). Total dataset yang digunakan sebanyak 4.482 citra wajah yang terdiri dari 1.274 citra kulit normal, 1.120 citra kulit berminyak, 758 citra kulit kering, dan 1.330 citra kulit berjerawat.



Gambar 1. Dataset

Data untuk kategori kulit normal, berminyak, dan kering diperoleh dari dataset *Oily, Dry and Normal Skin Types Dataset* yang tersedia pada platform Kaggle. Sementara itu, data untuk kategori kulit berjerawat diperoleh dari dataset *Skin Problem Multilabel Dataset* yang tersedia pada platform Roboflow Universe. Penggabungan kedua dataset tersebut dilakukan untuk meningkatkan variasi data dan memperkaya karakteristik citra pada setiap kategori kulit wajah sehingga model ResNet-50 dapat mempelajari pola visual secara lebih optimal. Distribusi dataset yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset per Kelas

Kelas	Jumlah Citra	Persentase
Normal	1274	28,42%
Berminyak (<i>Oily</i>)	1120	24,99%
Kering (<i>Dry</i>)	758	16,91%
Berjerawat (<i>Acne</i>)	1330	29,68%
Total	4482	100%

2.2 Preprocessing Data

Pada tahap *preprocessing*, seluruh citra wajah diproses agar sesuai dengan masukan model ResNet-50. Data latih (*training data*) diubah ukurannya menggunakan metode *Random Resized Crop* menjadi 224×224 piksel. Selanjutnya, citra dikonversi ke bentuk *tensor* dan dilakukan normalisasi menggunakan nilai *mean* [0,485; 0,456; 0,406] dan *standard deviation* [0,229; 0,224; 0,225] yang sesuai dengan model ResNet-50 pra-latih (*pre-trained*). Proses normalisasi bertujuan untuk menyeragamkan distribusi nilai piksel sehingga proses pelatihan model menjadi lebih stabil[8].

Untuk meningkatkan keragaman data dan mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan teknik augmentasi data pada data latih. Augmentasi dilakukan melalui beberapa transformasi citra, yaitu rotasi sebesar $\pm 30^\circ$, *horizontal flip*, *vertical flip*, serta penyesuaian tingkat kecerahan (*brightness*), kontras (*contrast*), saturasi (*saturation*), dan warna (*hue*) menggunakan metode *Color Jitter*. Sementara itu, data validasi dan data uji hanya melalui proses *resize* menjadi 256 piksel, center crop menjadi 224×224 piksel, konversi ke *tensor*, dan normalisasi tanpa augmentasi[9]. Parameter augmentasi yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Parameter Augmentasi Data

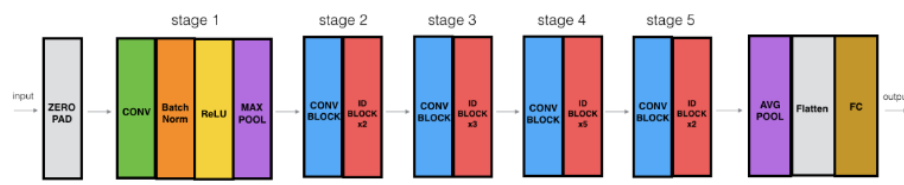
Parameter	Nilai
<i>Random Resized Crop</i>	224×224 piksel
Rotasi	$\pm 30^\circ$
<i>Horizontal & Vertical Flip</i>	Aktif
<i>Brightness</i>	20%
<i>Contrast</i>	20%
<i>Saturation</i>	20%
<i>Hue</i>	20%

2.3 Arsitektur Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan metode *deep learning* dengan arsitektur ResNet-50 yang telah menggunakan bobot awal (*pre-trained weights*). Model ini dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur visual dan telah banyak digunakan pada berbagai penelitian klasifikasi citra digital[10]. Citra wajah yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian digunakan sebagai data masukan untuk proses pelatihan model. Pada tahap ini, model mempelajari karakteristik visual dari setiap kategori jenis kulit wajah melalui proses ekstraksi fitur yang dilakukan oleh lapisan konvolusi pada ResNet-50[11].

Proses pelatihan menggunakan fungsi *loss CrossEntropyLoss* dan *optimizer Stochastic Gradient Descent (SGD)*. Dataset dibagi menjadi data pelatihan dan data validasi, kemudian model dilatih selama 20 *epoch* dengan ukuran batch (*batch size*) sebesar 32. Selain itu, digunakan

learning rate scheduler untuk menyesuaikan nilai *learning rate* selama proses pelatihan sehingga performa model dapat ditingkatkan secara optimal[12]. Hasil pelatihan model selanjutnya digunakan untuk melakukan identifikasi jenis kulit wajah ke dalam empat kategori, yaitu normal, berminyak (*oily*), kering (*dry*), dan berjerawat (*acne*).



Gambar 2 Arsitektur ResNet-50[13]

2.4 Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengetahui performa model *ResNet-50* dalam mengidentifikasi jenis kulit wajah berdasarkan citra digital. Pengujian dilakukan menggunakan data *testing* yang tidak digunakan pada saat pelatihan model. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-score*[14]. Hasil evaluasi digunakan untuk mengukur tingkat keberhasilan model dalam mengenali setiap kategori jenis kulit wajah secara akurat sehingga dapat diketahui efektivitas model yang dikembangkan.

a. Confusion Matrix

Digunakan untuk membandingkan antara label prediksi dan label sebenarnya. Menunjukkan berapa banyak gambar yang diklasifikasikan dengan benar (*True Positive*, *True Negative*) dan yang salah (*False Positive*, *False Negative*).

Table 1 Confusion Matrix

Class	Kelas Positif	Kelas Negatif
Positif	TP (True Positive)	TN (True Negative)
Negatif	FP (False Positive)	FN (False Negative)

$$b. \text{ Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (1)$$

$$c. \text{ Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

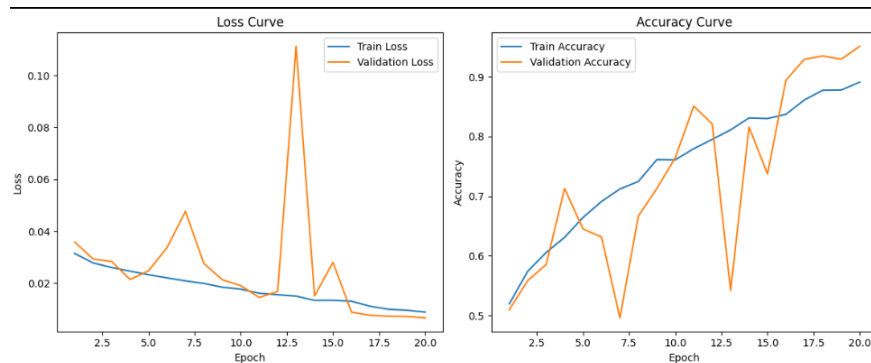
$$d. \text{ Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$e. \text{ F1 Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model ResNet-50 dilakukan selama 20 epoch menggunakan dataset citra wajah yang telah melalui tahap preprocessing dan augmentasi data. Hasil pelatihan ditunjukkan pada Gambar 3 yang memperlihatkan kurva akurasi (*accuracy*) dan kehilangan (*loss*) pada data pelatihan (*training*) dan validasi (*validation*)



Gambar 3. Kurva *Accuracy* dan *Loss* Model ResNet-50

Berdasarkan Gambar 3, nilai training loss menunjukkan tren penurunan yang konsisten seiring bertambahnya *epoch*, dari sekitar 0,035 pada awal pelatihan menjadi sekitar 0,009 pada akhir pelatihan. Sementara itu, *validation* loss juga mengalami penurunan secara umum meskipun terdapat beberapa fluktuasi pada beberapa epoch. Fluktuasi tersebut menunjukkan adanya variasi performa model terhadap data validasi, namun tidak mempengaruhi kestabilan proses pelatihan secara keseluruhan.

Pada kurva akurasi, *training accuracy* meningkat secara bertahap dari sekitar 52% hingga mencapai hampir 90% pada akhir pelatihan. Selain itu, *validation accuracy* juga mengalami peningkatan yang signifikan dan mencapai nilai sekitar 95% pada epoch terakhir. Hasil ini menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu mempelajari karakteristik visual dari setiap kategori jenis kulit wajah dengan baik.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa model ResNet-50 memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan identifikasi jenis kulit wajah. Peningkatan akurasi yang konsisten serta penurunan nilai *loss* selama proses pelatihan mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari pola-pola penting pada citra wajah dan mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data validasi.

3.2 Hasil Evaluasi Model

Model ResNet-50 dievaluasi menggunakan 369 citra data uji yang tidak terlibat dalam proses pelatihan maupun validasi. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur kemampuan model dalam mengidentifikasi jenis kulit wajah. Hasil evaluasi keseluruhan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model ResNet-50

Metrik	Nilai
Accuracy	90,24%
Precision	90,00%
Recall	90,00%
F1-Score	90,00%

Berdasarkan Tabel 3, model ResNet-50 memperoleh nilai akurasi sebesar 90,24% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 90,00%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi jenis kulit wajah pada empat kategori yang digunakan, yaitu normal, kering, berminyak, dan berjerawat. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dihasilkan model sesuai dengan kelas sebenarnya, sedangkan nilai *recall* yang tinggi menunjukkan kemampuan model dalam mengenali sampel pada setiap kategori kulit wajah. Selain itu, nilai *F1-score* yang seimbang mengindikasikan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kemampuan deteksi terhadap masing-masing kelas. Dengan demikian, arsitektur ResNet-50 terbukti mampu memberikan performa yang baik dalam tugas identifikasi jenis kulit wajah berbasis citra digital terbukti mampu memberikan performa yang baik dalam tugas identifikasi jenis kulit wajah berbasis citra digital.

3.3 Analisis Performa Per Kelas

Analisis performa untuk setiap kategori jenis kulit wajah disajikan pada Tabel 4 dan divisualisasikan pada Gambar 4.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
normal	0.86	0.88	0.87	118
dry	0.88	0.86	0.87	84
oily	0.86	0.85	0.85	65
acne	1.00	1.00	1.00	102
accuracy			0.90	369
macro avg	0.90	0.90	0.90	369
weighted avg	0.90	0.90	0.90	369

Gambar 3. Hasil Evaluasi Per Kelas

Analisis performa untuk setiap kategori jenis kulit wajah disajikan pada Tabel 4 dan divisualisasikan pada Gambar 4. Berdasarkan hasil evaluasi, kelas *acne* menunjukkan performa terbaik dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 1,00. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik visual kulit berjerawat dengan sangat baik tanpa menghasilkan kesalahan klasifikasi pada data uji.

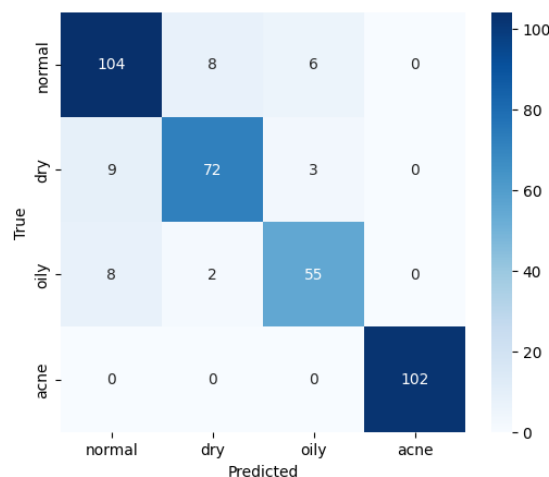
Kelas *normal* dan *dry* juga menunjukkan performa yang baik dengan nilai *F1-score* sebesar 0,87. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali karakteristik kedua jenis kulit tersebut secara konsisten. Sementara itu, kelas *oily* memperoleh nilai *F1-score* sebesar 0,85, yang

merupakan nilai terendah dibandingkan kelas lainnya. Kondisi ini mengindikasikan bahwa karakteristik kulit berminyak memiliki kemiripan visual dengan beberapa kategori kulit lainnya sehingga menyebabkan terjadinya kesalahan klasifikasi pada sebagian data uji.

Secara keseluruhan, nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada seluruh kelas berada di atas 0,85 dengan nilai rata-rata sebesar 0,90. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu melakukan identifikasi jenis kulit wajah secara konsisten pada setiap kategori yang diuji. Tingginya nilai evaluasi pada seluruh kelas membuktikan bahwa arsitektur ResNet-50 memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur dan mengenali pola visual pada citra wajah sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

3.4 Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk menganalisis distribusi prediksi model ResNet-50 pada setiap kategori jenis kulit wajah. Hasil *confusion matrix* ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix Identifikasi Jenis Kulit Wajah Menggunakan ResNet-50.

Berdasarkan Gambar 5, model berhasil mengklasifikasikan 104 dari 118 citra kulit normal, 72 dari 84 citra kulit kering (*dry*), 55 dari 65 citra kulit berminyak (*oily*), dan 102 dari 102 citra kulit berjerawat (*acne*) dengan benar. Kelas *acne* menunjukkan performa terbaik karena seluruh data uji berhasil dikenali secara tepat tanpa kesalahan klasifikasi. Hasil ini sejalan dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang mencapai 1,00 pada kelas tersebut.

Kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada kelas normal dan *dry*. Sebanyak 8 citra kulit normal diprediksi sebagai kulit kering dan 6 citra diprediksi sebagai kulit berminyak. Selain itu, terdapat 9 citra kulit kering yang diprediksi sebagai kulit normal dan 3 citra diprediksi sebagai kulit berminyak. Pada kelas *oily*, sebanyak 8 citra diprediksi sebagai kulit normal dan 2 citra diprediksi sebagai kulit kering. Pola ini menunjukkan bahwa beberapa karakteristik visual pada kulit normal, kering, dan berminyak memiliki kemiripan sehingga menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan ketiga kategori tersebut secara sempurna.

Secara keseluruhan, dominasi nilai pada diagonal utama *confusion matrix* menunjukkan bahwa model ResNet-50 mampu mengidentifikasi sebagian besar citra wajah dengan benar. Hasil ini mengindikasikan bahwa arsitektur ResNet-50 memiliki kemampuan yang baik dalam mengekstraksi fitur dan mengenali karakteristik visual pada berbagai jenis kulit wajah. Tingkat akurasi yang mencapai 90,24% semakin memperkuat bahwa model yang dikembangkan memiliki performa yang baik dalam tugas identifikasi jenis kulit wajah berbasis citra digital.

3.5 Keterbatasan Penelitian dan Rekomendasi

Penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan. Dataset yang digunakan berasal dari sumber dataset publik, yaitu Kaggle dan Roboflow, sehingga variasi kondisi citra wajah pada lingkungan nyata belum sepenuhnya terwakili. Perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, kualitas kamera, serta kondisi kulit yang beragam dapat memengaruhi hasil identifikasi. Selain itu, penelitian ini hanya mengevaluasi performa arsitektur ResNet-50 sehingga belum dapat memberikan perbandingan secara langsung dengan arsitektur *deep learning* lainnya dalam identifikasi jenis kulit wajah.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam dan berasal dari kondisi pengambilan citra yang lebih bervariasi agar model memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik. Selain itu, penelitian dapat dikembangkan dengan membandingkan performa ResNet-50 terhadap arsitektur lain seperti VGG16, EfficientNet, MobileNet, atau DenseNet. Pengembangan lebih lanjut juga dapat dilakukan dengan menambahkan kategori jenis kulit yang lebih spesifik serta mengimplementasikan sistem identifikasi secara real-time untuk mendukung aplikasi perawatan kulit berbasis kecerdasan buatan.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, arsitektur ResNet-50 berhasil diterapkan untuk mengidentifikasi jenis kulit wajah ke dalam empat kategori, yaitu normal, *dry*, *oily*, dan *acne* berdasarkan citra digital. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 90,24% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 90,00%, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik visual setiap jenis kulit wajah secara efektif. Analisis hasil klasifikasi menunjukkan bahwa kelas *acne* memiliki performa terbaik, sedangkan beberapa kesalahan klasifikasi masih terjadi pada kelas normal, *dry*, dan *oily* karena kemiripan karakteristik visual antar kelas. Dengan demikian, ResNet-50 memiliki potensi untuk digunakan sebagai metode identifikasi jenis kulit wajah secara otomatis, cepat, dan objektif. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam, melakukan optimasi parameter model, serta membandingkan performanya dengan arsitektur *deep learning* lainnya untuk memperoleh hasil yang lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. H. Muttaqin and A. M. Widodo, "Evaluation of Transfer Learning-Based Convolutional Neural Networks (InceptionV3 and MobileNetV2) for Facial Skin-Type Classification," *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, vol. 5, no. 1, pp. 11–32, Aug. 2025, doi: 10.54082/jiki.264.
- [2] D. Marya, C. Mustika, S. Ramadhani, and R. Ardiansyah, "Development of an Optimized Facial Skin Type Classification System using CNN MobileNetV2 for Real-Time Smartphone Applications," *Journal of Telecommunication Network*, vol. 15, no. 1, 2025.

- [3] K. Sakti Santriantara *et al.*, “JUTEKOM Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer DETEKSI ACNE VULGARIS DAN JENIS KULIT PADA CITRA WAJAH BERBASIS YOLOV7 DAN RESNET50”, [Online]. Available: <https://jurnal.nolsatu.co.id/jutekom>
- [4] Herimanto, A. S. Dharma, J. Amalia, D. Largo, and C. A. P. Sihite, “Performance Analysis of MobileNetV3-based Convolutional Neural Network for Facial Skin Disorder Classification,” *Jurnal RESTI*, vol. 8, no. 6, pp. 701–709, Dec. 2024, doi: 10.29207/resti.v8i6.5982.
- [5] K. Sakti Santriantara *et al.*, “JUTEKOM Jurnal Teknologi dan Ilmu Komputer DETEKSI ACNE VULGARIS DAN JENIS KULIT PADA CITRA WAJAH BERBASIS YOLOV7 DAN RESNET50”, [Online]. Available: <https://jurnal.nolsatu.co.id/jutekom>
- [6] N. I. Khani and S. Rakasiwi, “Penerapan Convolutional Neural Network dengan ResNet-50 untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Efektif,” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 217–225, Apr. 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29572.
- [7] M. Jiemesha and D. M. Wonohadidjojo, “Classification of Skin Diseases Using Transfer Learning with ResNet-50 Architecture and Data Preprocessing Using Real-ESRGAN and Wiener Filter,” *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 7, no. 1, pp. 01–10, May 2025, doi: 10.52985/insyst.v7i1.399.
- [8] N. I. Khani and S. Rakasiwi, “Penerapan Convolutional Neural Network dengan ResNet-50 untuk Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Efektif,” *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 9, no. 1, pp. 217–225, Apr. 2025, doi: 10.29408/edumatic.v9i1.29572.
- [9] J. Homepage, N. Nur Kumala, A. Muqtadir, and A. Arifia, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Performance Comparison of Facial Skin Type Classification Using the Segment Anything Model,” vol. 6, no. 2, pp. 599–607, 2026, doi: 10.57152/malcom.v6i2.2604.
- [10] S. Sa'idah, Y. N. Fuadah, F. Alia, N. Ibrahim, R. Magdalena, and S. Rizal, “Facial Skin Type Classification Based on Microscopic Images using Convolutional Neural Network (CNN).”
- [11] G. P. H. P. Gusti, E. Haerani, F. Syafria, F. Yanto, and S. K. Gusti, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Resnet-50) untuk Klasifikasi Kanker Kulit Benign dan Malignant,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 984–992, Jun. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1398.
- [12] M. Fauzan Novriandy, B. Rahmat, and A. Junaidi, “KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT KANKER MULUT MENGGUNAKAN ARSITEKTUR RESNET50 OPTIMASI ADAM DAN SGD,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4732.
- [13] Dian Anisa Agustina, “KLASIFIKASI CITRA JENIS KULIT WAJAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) RESNET-50,” *Jurnal Riset Sistem Informasi*, vol. 1, no. 3, pp. 01–07, Jul. 2024, doi: 10.69714/13sbby24.
- [14] J. Homepage, N. Nur Kumala, A. Muqtadir, and A. Arifia, “MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Performance Comparison of Facial Skin Type Classification Using the Segment Anything Model,” vol. 6, no. 2, pp. 599–607, 2026, doi: 10.57152/malcom.v6i2.2604.