

Klasifikasi Jenis Rambut Berbasis Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2

^{1*}Nafika S.M., ²Made Ayu Dusea Widyadara, ³Daniel Swanjaya

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

E-mail: ¹nafikashahmastura@gmail.com, ²madedara@gmail.com,

³daniel@unpkediri@gmail.com

Penulis Korespondens : Nafika S.M

Abstrak—Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan jenis rambut berbasis citra menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Model dikembangkan menggunakan pendekatan *transfer learning* dengan bobot awal dari *dataset ImageNet* untuk meningkatkan performa klasifikasi. *Dataset* terdiri dari tiga kelas, yaitu rambut lurus, bergelombang, dan keriting. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* citra, augmentasi data, pelatihan model, serta proses *fine-tuning*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 91% pada data validasi. Selain itu, diperoleh nilai *precision* sebesar 0,90, *recall* sebesar 0,90, dan *f1-score* sebesar 0,90. Performa terbaik diperoleh pada kelas rambut keriting dengan nilai *recall* sebesar 0,99. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* dengan teknik *transfer learning* efektif digunakan untuk klasifikasi jenis rambut berbasis citra dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Kata Kunci—CNN, Klasifikasi Citra, *MobileNetV2*, *Deep Learning*, Jenis Rambut

Abstract—This study aims to classify hair types based on digital images using a *Convolutional Neural Network* (CNN) with the *MobileNetV2* architecture. The model was developed using a *transfer learning* approach with pre-trained weights from the *ImageNet* dataset to improve classification performance. The dataset consisted of three hair type classes: straight, wavy, and curly hair. The research process included image preprocessing, data augmentation, model training, and fine-tuning. Experimental results showed that the proposed model achieved an accuracy of 91% on the validation dataset. In addition, the model obtained a precision of 0.90, a recall of 0.90, and an F1-score of 0.93. The best performance was achieved in the curly hair class, with a recall value of 0.99. These results indicate that the *MobileNetV2* architecture combined with *transfer learning* is effective for image-based hair type classification and can provide high classification accuracy.

Keywords— *Convolutional Neural Network*, *Deep Learning*, *Hair Type Classification*, *Image Classification*, *MobileNetV2*.

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



I. PENDAHULUAN

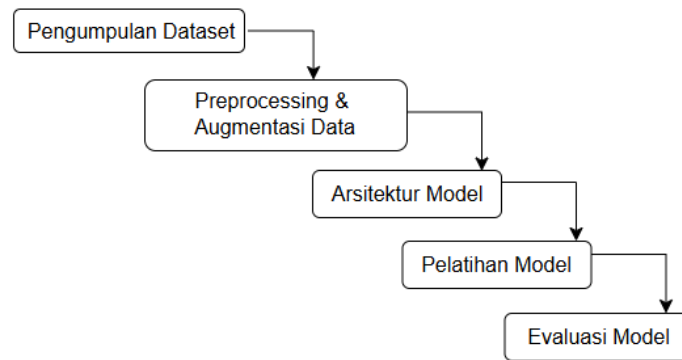
Perkembangan teknologi pengolahan citra dan kecerdasan buatan, khususnya pada bidang *deep learning*, telah memberikan kontribusi besar dalam berbagai sektor, termasuk kesehatan, kecantikan, dan sistem rekomendasi perawatan personal [1]. Salah satu penerapan yang berkembang adalah klasifikasi jenis rambut berbasis citra digital. Identifikasi jenis rambut seperti

lurus, bergelombang, dan keriting memiliki peranan penting dalam menentukan metode perawatan rambut yang sesuai. Namun, proses identifikasi secara manual masih bersifat subjektif dan bergantung pada pengamatan manusia, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi [2]. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem otomatis yang mampu melakukan klasifikasi jenis rambut secara akurat, konsisten, dan efisien. Dalam beberapa tahun terakhir, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menjadi pendekatan yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur secara otomatis tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual. CNN telah berhasil diterapkan pada berbagai penelitian klasifikasi citra, seperti klasifikasi penyakit tanaman, pengenalan wajah, klasifikasi tekstur, hingga identifikasi objek berbasis citra digital [3]. Salah satu arsitektur CNN yang memiliki performa tinggi dengan kompleksitas komputasi yang ringan adalah *MobileNetV2*. Arsitektur ini menggunakan konsep *depthwise separable convolution* yang mampu mengurangi jumlah parameter dan kebutuhan komputasi tanpa mengurangi performa klasifikasi secara signifikan [4].

Beberapa penelitian sebelumnya telah menerapkan CNN untuk klasifikasi rambut dan tekstur rambut. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa penggunaan CNN mampu menghasilkan akurasi yang cukup baik dalam mengenali pola rambut berdasarkan karakteristik tekstur dan bentuk gelombang [5]. Namun, sebagian besar penelitian masih menggunakan arsitektur dengan kompleksitas tinggi atau membutuhkan jumlah *dataset* yang besar agar memperoleh performa optimal. Selain itu, penelitian terkait klasifikasi jenis rambut menggunakan arsitektur *MobileNetV2* masih relatif terbatas, terutama pada *dataset* dengan jumlah data yang tidak terlalu besar [6]. Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penerapan arsitektur *MobileNetV2* dengan teknik *transfer learning* untuk klasifikasi jenis rambut berbasis citra. Teknik *transfer learning* digunakan dengan memanfaatkan bobot awal (*pretrained weights*) dari *dataset ImageNet* sehingga model dapat mempelajari fitur umum citra secara lebih efektif meskipun menggunakan *dataset* terbatas [7]. Selain itu, dilakukan proses *fine-tuning* untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik spesifik pada citra rambut [8]. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi jenis rambut berbasis citra menggunakan CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* yang mampu mengklasifikasikan tiga jenis rambut, yaitu lurus, bergelombang, dan keriting. Diharapkan model yang dihasilkan mampu memberikan performa klasifikasi yang tinggi serta dapat menjadi solusi dalam pengembangan sistem identifikasi jenis rambut secara otomatis.

II. METODE

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan, yaitu pengumpulan *dataset*, *preprocessing* dan augmentasi data, perancangan arsitektur model, pelatihan model, serta evaluasi model. Tahapan penelitian dilakukan secara berurutan mulai dari pengumpulan data citra rambut hingga proses evaluasi performa model klasifikasi [9]. Diagram alir penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

A. Pengumpulan *Dataset*

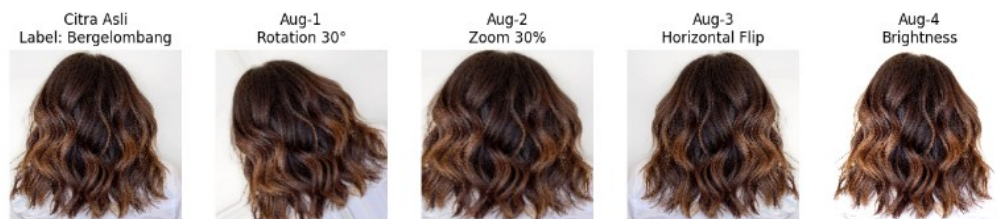
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra rambut yang diklasifikasikan ke dalam tiga kelas, yaitu rambut lurus, bergelombang, dan keriting. Data diperoleh dari *platform Kaggle* yang menyediakan dataset publik untuk keperluan penelitian [10]. Total *dataset* yang digunakan berjumlah 1.332 citra, dengan distribusi masing-masing kelas yaitu keriting sebanyak 514 citra, lurus sebanyak 488 citra, dan bergelombang sebanyak 330 citra. Setiap citra merepresentasikan karakteristik visual rambut seperti pola tekstur, bentuk gelombang, dan tingkat keriting [11]. Sebelum digunakan, *dataset* dilakukan proses validasi manual untuk memastikan kesesuaian antara label dengan kondisi citra [12]. Selanjutnya, *dataset* dibagi menjadi dua bagian, yaitu data *training* sebanyak 1.067 citra (80%) dan data validasi sebanyak 265 citra (20%). Pembagian data ini bertujuan agar model dapat dilatih menggunakan data *training* dan dievaluasi menggunakan data validasi untuk mengukur kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan jenis rambut [13].

B. *Preprocessing* Citra Dan Augmentasi Data

Pada tahap ini, citra diproses untuk menyesuaikan dengan kebutuhan model. Proses *preprocessing* dilakukan dengan mengubah ukuran citra menjadi 224×224 piksel serta melakukan normalisasi nilai piksel dengan skala $1/255$, sehingga nilai piksel berada pada rentang 0 hingga 1 [12]. Normalisasi ini bertujuan untuk meningkatkan stabilitas dan mempercepat proses pelatihan model. Selain itu, dilakukan teknik augmentasi data untuk meningkatkan variasi dataset dan mengurangi risiko *overfitting*. Augmentasi yang digunakan meliputi rotasi, *horizontal flip*, *zoom*, dan penyesuaian *brightness*. Dengan adanya augmentasi, model dapat lebih mampu mengenali pola citra dalam berbagai kondisi dan variasi. Hasil proses augmentasi ditunjukkan melalui perbandingan antara citra asli dan citra hasil augmentasi [13]. Contoh citra asli ditampilkan pada Gambar 2, sedangkan hasil augmentasi ditampilkan pada Gambar 3 hingga Gambar 5.



Gambar 2. Citra Rambut Asli



Gambar 3. Citra Rambut Bergelombang Setelah Diaugmentasi



Gambar 4. Citra Rambut Keriting Setelah Diaugmentasi

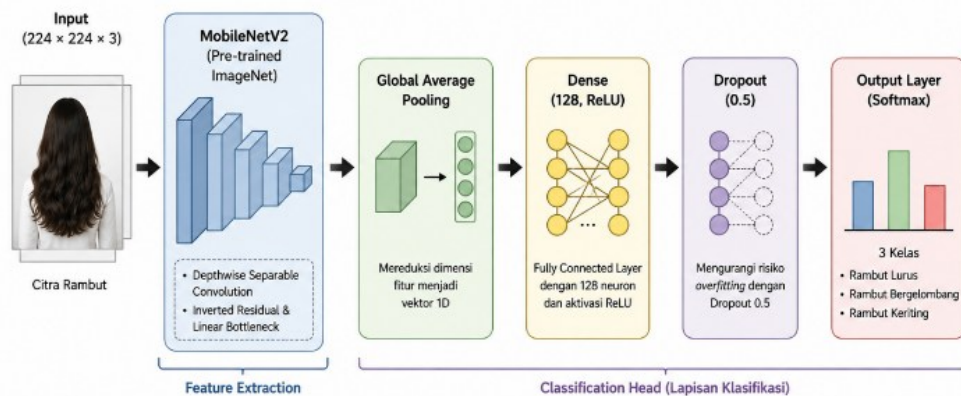


Gambar 5. Citra Rambut Lurus Setelah Diaugmentasi

C. Arsitektur Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* sebagai *backbone* [14]. Arsitektur ini dipilih karena memiliki efisiensi komputasi yang tinggi dengan jumlah parameter yang lebih sedikit, namun tetap mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik. *MobileNetV2* menggunakan konsep *depthwise separable convolution*, serta menerapkan *inverted residual* dan *linear bottleneck* untuk mempertahankan informasi penting dari fitur citra [15]. Dalam penelitian ini, digunakan teknik *transfer learning* dengan memanfaatkan bobot awal dari *dataset ImageNet*. Bagian akhir model dimodifikasi dengan menambahkan beberapa lapisan (*fully connected layer*) untuk menyesuaikan dengan kebutuhan klasifikasi. *Output* dari *MobileNetV2* terlebih dahulu diproses menggunakan *Global Average Pooling* untuk mereduksi dimensi fitur. Selanjutnya, ditambahkan *dense layer*

dengan 128 neuron dan fungsi aktivasi ReLU untuk meningkatkan kemampuan pembelajaran fitur. Untuk mengurangi risiko overfitting, digunakan lapisan *Dropout* sebesar 0.5. Pada bagian akhir, digunakan output *layer* dengan fungsi aktivasi *softmax* yang disesuaikan dengan jumlah kelas, yaitu tiga kelas (rambut lurus, bergelombang, dan keriting). Arsitektur ini memungkinkan model untuk melakukan klasifikasi citra secara efektif dan efisien [16].



Gambar 6. Penerapan Arsitektur Model *MobileNetv2*

D. Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan beberapa parameter utama, yaitu optimizer Adam, fungsi *loss categorical crossentropy*, *batch size* sebesar 32, serta jumlah *epoch* yang dibagi menjadi dua tahap, yaitu *feature extraction* dan *fine-tuning* [17]. Optimizer Adam dipilih karena mampu mengoptimalkan proses pembelajaran secara cepat dan stabil, sedangkan fungsi *loss categorical crossentropy* digunakan karena sesuai untuk permasalahan klasifikasi multi-kelas. Pada tahap awal, yaitu *feature extraction*, model dilatih selama 15 *epoch* dengan *learning rate* sebesar 0,0001. Pada tahap ini, *layer backbone MobileNetV2* dibekukan (*freeze*) sehingga hanya *layer* tambahan (*fully connected layer*) yang dilatih. Tujuannya adalah untuk memanfaatkan fitur umum yang telah dipelajari dari *dataset ImageNet*.

Selanjutnya, dilakukan tahap *fine-tuning* dengan membuka (*unfreeze*) sebagian layer terakhir dari *MobileNetV2* agar model dapat menyesuaikan bobot secara lebih spesifik terhadap karakteristik *dataset* rambut. Pada tahap ini, pelatihan dilakukan selama 20 *epoch* dengan *learning rate* yang lebih kecil, yaitu 0,00001, untuk menjaga stabilitas proses pembelajaran dan mencegah perubahan bobot yang terlalu drastis. *Batch size* sebesar 32 digunakan untuk mengatur jumlah data yang diproses dalam setiap iterasi selama pelatihan. Dengan kombinasi parameter tersebut, model diharapkan mampu mempelajari fitur citra secara optimal dan menghasilkan performa klasifikasi yang baik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini dijelaskan hasil pelatihan dan evaluasi model klasifikasi jenis rambut menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Pembahasan meliputi performa model selama proses pelatihan, hasil *fine-tuning*, serta evaluasi model menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* untuk mengetahui tingkat akurasi dan kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis rambut.

A. Hasil Pelatihan Model

Berdasarkan hasil pelatihan model menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan *backbone MobileNetV2*, diperoleh performa klasifikasi yang baik pada *dataset* citra rambut yang terdiri atas tiga kelas, yaitu rambut lurus, bergelombang, dan keriting. *Dataset* yang digunakan berjumlah 1.332 citra, yang dibagi menjadi 1.067 citra *data training* dan 265 citra *data validasi*. Distribusi data pada masing-masing kelas menunjukkan ketidakseimbangan ringan, di mana kelas rambut keriting memiliki jumlah data yang lebih banyak dibandingkan kelas lainnya. Meskipun demikian, model tetap mampu mempelajari karakteristik setiap kelas dengan baik.

Pada tahap awal pelatihan (*feature extraction*), seluruh *layer backbone MobileNetV2* dibekukan (*freeze*) dan hanya *layer* klasifikasi yang dilatih. Proses pelatihan dilakukan selama 15 *epoch* dengan *learning rate* sebesar 0,0001. Hasil pelatihan menunjukkan peningkatan performa yang konsisten. Akurasi *data training* meningkat dari 40,02% pada *epoch* pertama menjadi 80,97% pada *epoch* ke-15. Sementara itu, akurasi validasi meningkat dari 64,15% menjadi 88,30%. Selain peningkatan akurasi, nilai *loss* pada *data training* dan validasi juga mengalami penurunan secara bertahap, yang menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari representasi fitur citra rambut dengan baik tanpa indikasi *overfitting* yang signifikan.

Setelah tahap *feature extraction* selesai, dilakukan proses *fine-tuning* dengan membuka sebagian *layer* pada *MobileNetV2* agar model dapat menyesuaikan bobot jaringan secara lebih spesifik terhadap karakteristik *dataset* rambut. Pada tahap ini, nilai *learning rate* diturunkan menjadi 0,00001 untuk menjaga stabilitas proses pembelajaran. Model kemudian dilatih kembali selama 20 *epoch* tambahan.

Hasil *fine-tuning* menunjukkan peningkatan performa yang lebih baik dibandingkan tahap sebelumnya. Akurasi *training* meningkat hingga mencapai 90,25% pada *epoch* terakhir, sedangkan akurasi validasi mencapai nilai tertinggi sebesar 90,19% pada *epoch* ke-11. Selain itu, nilai *loss* validasi terus mengalami penurunan hingga mencapai nilai terendah sebesar 0,2378, yang menunjukkan kemampuan generalisasi model yang semakin baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

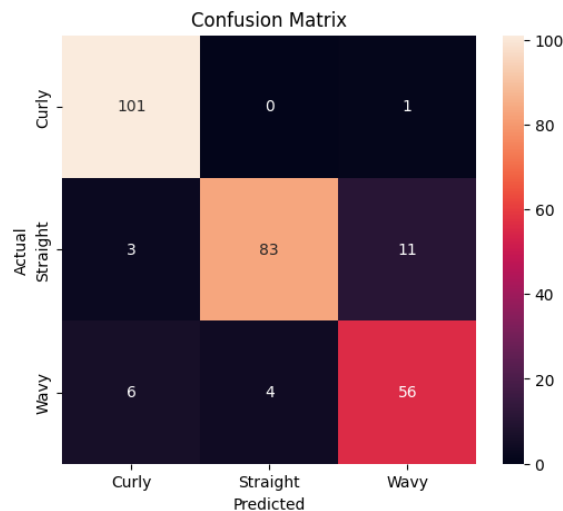
Evaluasi akhir dilakukan menggunakan fungsi *model.evaluate()* pada *data validasi*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 91,32% dengan nilai *loss* sebesar 0,2049. Nilai akurasi tersebut menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan jenis rambut dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Peningkatan performa yang diperoleh setelah proses *fine-tuning* juga menunjukkan bahwa penerapan teknik *transfer learning* efektif dalam meningkatkan kemampuan model untuk mengenali pola dan karakteristik citra rambut.

Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan bahwa kombinasi arsitektur *MobileNetV2*, teknik *transfer learning*, *data augmentation*, dan *fine-tuning* mampu menghasilkan model klasifikasi jenis rambut yang memiliki performa tinggi dan stabil. Model yang dihasilkan selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam sistem rekomendasi bahan aktif sampo yang dikembangkan pada penelitian ini.

B. Evaluasi Model

Berdasarkan pada Gambar 7, terlihat bahwa model mampu mengklasifikasikan kelas keriting dengan sangat baik, di mana 101 dari 102 data berhasil diprediksi dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat tinggi dalam mengenali karakteristik rambut keriting. Pada kelas bergelombang, terdapat 56 data yang berhasil

diklasifikasikan dengan benar dari total 66 data, sementara sisanya mengalami kesalahan prediksi ke kelas lain. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik rambut bergelombang dengan kelas lainnya yang memiliki kemiripan tekstur. Pada kelas lurus, model juga menunjukkan performa yang cukup baik dengan 83 data yang diklasifikasikan dengan benar dari total 97 data, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan prediksi ke kelas bergelombang dan keriting. Secara keseluruhan, *confusion matrix* menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik, namun masih mengalami kesulitan dalam membedakan kelas dengan karakteristik tekstur yang mirip, terutama pada kelas bergelombang.



Gambar 7. *Confusion Matrix* hasil klasifikasi jenis rambut

Berdasarkan hasil evaluasi yang ditunjukkan pada Gambar 8, model klasifikasi jenis rambut memperoleh akurasi sebesar 0,91 (91%), yang menunjukkan bahwa model memiliki tingkat ketepatan yang tinggi dalam mengklasifikasikan citra rambut ke dalam tiga kelas, yaitu keriting, lurus, dan bergelombang. Pada kelas keriting (*Curly*), model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,92, *recall* sebesar 0,99, dan *f1-score* sebesar 0,95. Nilai *recall* yang sangat tinggi menunjukkan bahwa hampir seluruh citra rambut keriting berhasil dikenali dengan benar oleh model. Pada kelas lurus (*Straight*), diperoleh nilai *precision* sebesar 0,95, *recall* sebesar 0,86, dan *f1-score* sebesar 0,90. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi rambut lurus dengan tingkat kesalahan klasifikasi yang relatif rendah. Sementara itu, pada kelas bergelombang (*Wavy*), model memperoleh nilai *precision* sebesar 0,82, *recall* sebesar 0,85, dan *f1-score* sebesar 0,84. Nilai tersebut merupakan yang terendah dibandingkan kelas lainnya, yang mengindikasikan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik rambut bergelombang dengan kelas rambut lainnya, terutama karena adanya kemiripan pola tekstur. Secara keseluruhan, model memperoleh nilai *macro average* sebesar 0,90 untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Selain itu, nilai *weighted average* sebesar 0,91 menunjukkan bahwa performa model tetap konsisten ketika mempertimbangkan distribusi jumlah data pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi ini menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* yang digunakan mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dan stabil dalam mengidentifikasi jenis rambut berdasarkan citra digital.

	precision	recall	f1-score	support
Curly	0.92	0.99	0.95	102
Straight	0.95	0.86	0.90	97
Wavy	0.82	0.85	0.84	66
accuracy			0.91	265
macro avg	0.90	0.90	0.90	265
weighted avg	0.91	0.91	0.91	265

Gambar 8. *Classification Report* hasil evaluasi model

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* berhasil diterapkan untuk klasifikasi jenis rambut berbasis citra dengan performa yang baik. Model yang dibangun memperoleh akurasi sebesar 91% pada data validasi, yang menunjukkan kemampuan yang tinggi dalam mengklasifikasikan tiga jenis rambut, yaitu lurus, bergelombang, dan keriting. Hasil evaluasi juga menunjukkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang baik pada seluruh kelas, dengan performa terbaik diperoleh pada kelas rambut keriting yang memiliki nilai *recall* tertinggi sebesar 0,99. Penerapan teknik *transfer learning* dan *fine-tuning* terbukti mampu meningkatkan kemampuan model dalam mengenali karakteristik citra rambut meskipun jumlah dataset yang digunakan relatif terbatas. Meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas rambut bergelombang yang memiliki karakteristik visual yang mirip dengan kelas lainnya, secara keseluruhan model menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik dan stabil. Selain itu, hasil klasifikasi jenis rambut berhasil diintegrasikan dengan metode *Content-Based Filtering* (CBF) untuk menghasilkan rekomendasi bahan aktif sampo yang sesuai dengan karakteristik rambut pengguna. Dengan demikian, sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu mengidentifikasi jenis rambut secara otomatis, tetapi juga dapat memberikan rekomendasi bahan aktif sampo yang relevan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi *MobileNetV2* dan *Content-Based Filtering* dapat digunakan sebagai solusi yang efektif untuk mendukung identifikasi jenis rambut dan pemilihan bahan aktif sampo berbasis citra digital.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Riyadi, M. Jamaludin, and R. N. Munawarah, "Pengembangan Aplikasi Manajemen Laporan Keuangan Dan Kegiatan di IAIN Palangka Raya," *Generation Journal*, no. 1, 2025, doi: <https://doi.org/10.29407/gj.v9i1.23970>.
- [2] M. H. Fauzi *et al.*, "Perancangan Strategi Pemeliharaan Dengan Pendekatan Metode Cmm Dan Ommp Dengan Fmeca Sebagai Perspektif (Studi Kasus : Instrument Air Compressor Pt. Xyz)," *Jurnal Nusantara Of Engineering*, vol. 8, no. 1, 2025, doi: doi.org/10.29407/noe.v8i01.24674.
- [3] A. Z. Abdullah and E. B. Setiawan, "Sentiment Analysis Accuracy for 2024 Indonesian Election Tweets Using CNN-LSTM With Genetic Algorithm Optimization," *INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, vol. 9, no. 1, pp. 1–14, Feb. 2025, doi: [10.29407/intensif.v9i1.22999](https://doi.org/10.29407/intensif.v9i1.22999).

- [4] S. Syafika and S. Marianingsih, "Analisis Komparatif Arsitektur MobileNet untuk Klasifikasi Tipe Jerawat pada Citra Wajah," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 6, no. 2, pp. 839–851, 2026, doi: 10.57152/malcom.v6i2.2643.
- [5] M. S. Azzahra, S. S. Maesaroh, and R. G. Guntara, "Penggunaan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning untuk Rekomendasi Gaya Rambut Pria," *Jurnal Algoritma*, vol. 21, no. 2, pp. 173–183, Nov. 2024, doi: 10.33364/algoritma/v.21-2.2134.
- [6] S. Arnandito and T. B. Sasongko, "Comparison of EfficientNetB7 and MobileNetV2 in Herbal Plant Species Classification Using Convolutional Neural Networks," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 8, no. 1, pp. 176–185, 2024, doi: 10.30871/jaic.v8i1.7927.
- [7] M. U. Ridlo, "Klasifikasi Ras Kucing Real-Time Pada Android Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2," *Pros. Semin. Nas. Teknol. DAN SAINS*, vol. 5, 2026.
- [8] R. Imanuel, R. N. W. Dafalah, R. C. P. Murdoko, F. Budiman, and Muslih Muslih, "Deteksi Dan Klasifikasi Citra Wajah Menggunakan MTCNN Dan MOBILENET," *Integrative Research in Computer Science*, vol. 1, no. 1, pp. 23–39, 2025.
- [9] E. Setia Budi, A. Nofriyaldi Chan, P. Priscillia Alda, and M. Arif Fauzi Idris, "Optimasi Model Machine Learning untuk Klasifikasi dan Prediksi Citra Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *RESOLUSI : Rekayasa Teknik Informatika dan Informasi*, vol. 4, no. 5, p. 509, 2024, [Online]. Available: <https://djournals.com/resolusi>
- [10] Z. Fatah and M. S. Mori, "Klasifikasi Bentuk Rambut Manusia (Lurus, Keriting, Bergelombang) Menggunakan Teachable Machine Pendekatan berbasis Gambar," *JAMASTIKA*, vol. 5, no. 1, p. 1, 2026.
- [11] A. Faouzi, N. Suarna, A. Bahtiar, C. L. Rohma, and G. Dwilestari, "Analisis Performa Metode Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Convnext Dalam Klasifikasi Varietas Beras," *JOURNAL OF COMPUTER SCIENCE AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE (JCSAI)*, vol. 6, no. 2, 2025, doi: 10.32485/jcsai.
- [12] Rio Subandi, Herman, and Anton Yudhana, "Pre-Processing Pada Klasifikasi Citra Medis Pneumonia," *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 86–93, Nov. 2023, doi: 10.51454/decode.v4i1.198.
- [13] B. Dyas Suci, S. Putriayu Sefriani, R. Pakpahan, and I. Budiawan, "Klasifikasi Penyakit Daun Tanaman Berbasis Citra Menggunakan Convolutional Neural Network Data Augmentation," 2026. doi: 10.30998/semnasristek.v10i1.8894.
- [14] M. A. Hakiki, N. Rachmat, and K. Kunci-Cnn, "Klasifikasi Spesies Jamur Menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur MobileNetV2," *Jurnal Algoritme*, vol. 6, no. 1, pp. 11–24, 2025, doi: 10.35957/algoritme.v6i1.11077.
- [15] Ricky Putra Sardika and W. Widhiarso, "Klasifikasi Otomatis Tingkat Kerusakan Retak Bangunan pada Citra Digital Menggunakan MobileNetV2 dan Augmentasi Data," *Arcitech: Journal of Computer Science and Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 1, pp. 108–124, Jun. 2025, doi: 10.29240/arcitech.v5i1.13938.
- [16] I. P. Agus, K. Hidjah, N. Sulistianingsih, and G. Hendro, "Implementasi Arsitektur Deep Convolutional Neural Network (CNN) dengan Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Kulit," *JTIM Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 7, no. 3, pp. 461–477, 2025.

- [17] S. Bahri, A. Sunyoto, and M. P. Kurniawan, "Klasifikasi Hama Pada Daun Sawi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Algoritma Xcaption dan Optimasi Adam," *Journal of Electrical Engineering and Computer*, vol. 6, no. 2, pp. 359–370, 2024.