

Klasifikasi Tanaman Herbal Untuk Kesehatan Kulit Dan Rambut Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Algoritma CNN dengan Arsitektur *Inceptionv3*

Winda Ayu Melati^{1*}, Teguh Iman Hermanto², Imam Maruf Nugroho³

^{1*,2,3}*Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Teknologi Wastukencana, Purwakarta*

* *Email: windaayu50@wastukencana.ac.id*

Abstract

Herbal plants have long been used in traditional medicine, particularly for skin and hair care. However, identifying herbal plants based on visual characteristics such as leaf shape is still done manually and lacks accuracy. This study aims to develop an automatic classification system for ten types of herbal plants based on leaf images using the InceptionV3 Convolutional Neural Network (CNN) architecture. The model was built using a deep learning approach and followed the CRISP-DM framework. The dataset of 1.000 leaf images processed through augmentation and resizing. The model was trained using Adamax algorithm with a learning rate of 0.0001 for 20 epochs. The training result showed high accuracy, achieving 97,50% on the training data, 99,00% on validation, and 98,00% on testing. Evaluation was also conducted using a confusion matrix and classification report to assess class-wise performance. The best-performing model was converted to TensorFlow Lite format and integrated into an offline Android application. This application allows users to classify plants using leaf images and provides information about their benefits. The developed system has proven to be effective, accurate, and applicable for everyday use.

Keywords: Android application, CNN, herbal plants, leaf images, plant classification

Abstrak

Tanaman herbal telah dimanfaatkan dalam pengobatan tradisional, terutama untuk perawatan kulit dan rambut. Namun, pengenalan tanaman herbal berdasarkan ciri visual seperti bentuk daun masih dilakukan secara manual dan kurang akurat. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem klasifikasi otomatis sepuluh tanaman herbal berbasis citra daun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN) InceptionV3*. Model dibangun menggunakan pendekatan *deep learning* dan mengikuti kerangka kerja CRISP-DM. Dataset yang digunakan terdiri dari 1.000 citra daun yang telah diproses melalui augmentasi dan penyesuaian ukuran. Model dilatih menggunakan algoritma Adamax dengan *learning rate* sebesar 0,0001 selama 20 epoch. Hasil pelatihan menunjukkan akurasi tinggi, yaitu 97,50% pada data pelatihan, 99,00% pada validasi, dan 98,00% pada pengujian. Evaluasi juga dilakukan dengan *confusion matrix* dan *classification report* untuk menilai performa per kelas. Model terbaik kemudian dikonversi ke format *TensorFlow Lite* dan diintegrasikan ke dalam aplikasi Android *offline*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna melakukan klasifikasi tanaman hanya dengan gambar daun dan memberikan informasi manfaat tanaman secara langsung. Sistem yang dikembangkan terbukti efektif, akurat, dan dapat digunakan dalam kehidupan sehari-hari.

Kata kunci: Aplikasi android, citra daun, CNN, klasifikasi tanaman, tanaman herbal

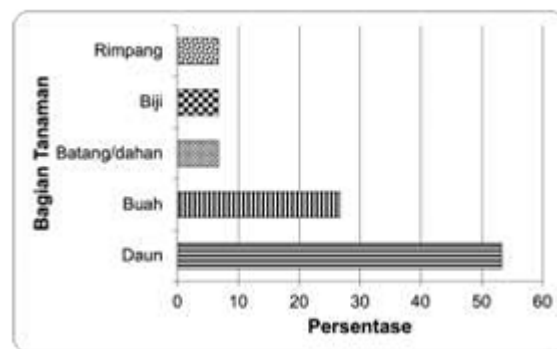
1. Pendahuluan

Tanaman memiliki peranan utama dalam ekosistem dan memberikan berbagai manfaat penting bagi kelangsungan hidup manusia. Saat ini, terdapat sekitar 374.000 jenis tumbuhan di dunia. Selain berfungsi sebagai penghasil utama oksigen, tumbuhan juga memiliki peran signifikan dalam dunia Kesehatan. Berbagai jenis tumbuhan secara khusus dimanfaatkan sebagai bahan pengobatan dan dikenal sebagai tanaman herbal [1]. Indonesia memiliki keanekaragaman flora yang sangat besar dengan lebih dari 38.000 jenis tanaman, dengan sekitar 20.000 di antaranya tergolong sebagai tanaman herbal. Namun, hanya sekitar 1.000 jenis tanaman herbal yang telah tercatat secara resmi, dan sekitar 300 jenis yang telah dimanfaatkan dalam pengobatan tradisional [2].

Tanaman herbal ini telah dimanfaatkan sebagai obat tradisional sejak lama dan diwariskan secara turun-menurun. Tanaman herbal juga memiliki manfaat ekonomi dan sosial karena dapat dimanfaatkan sebagai bahan dasar industri pangan dan kosmetik [3]. Salah satu kelebihan utama dari pengguna tanaman herbal adalah minimnya risiko efek samping karena kandungannya yang alami. Bagian tanaman seperti rimpang, bunga, dan daun dapat dimanfaatkan, namun banyak individu yang belum menyadari potensi dari bagian tanaman herbal yang diambil dari daun. Daun sebagai bagian penting dari tanaman herbal, kerap tumbuh di selingkungan sekitar tetapi karena keterbatasan pengetahuan masyarakat, potensi ini belum dimanfaatkan secara optimal [4].

Masalah kulit dan rambut kini menjadi gangguan kesehatan yang cukup umum terjadi di Indonesia, yang sebagian besar disebabkan oleh faktor lingkungan dan pola hidup [5]. Kondisi iklim tropis di Indonesia, seperti suhu panas dan kelembapan tinggi, sangat mendukung timbulnya masalah kulit, khususnya infeksi jamur dan iritasi [6]. Jika tidak ditangani dengan baik, gangguan ini dapat mengakibatkan dampak serius bagi

kesehatan. Kerusakan rambut sendiri umumnya dipicu oleh sinar matahari, polusi, stress, serta penggunaan produk kimia secara berlebihan [7]. Tanaman herbal memiliki potensi dalam mengatasi masalah tersebut, tetapi keterbatasan pengetahuan masyarakat sering menyebabkan kesalahan dalam pemilihan tanaman yang tepat [8]. Bagian tanaman yang paling sering digunakan untuk perawatan kulit dan rambut yaitu daun 53,3% dan buah 26,7%. Karena daun dan buah lebih mudah ditemukan dan diolah [9]. Namun, klasifikasi tanaman herbal berdasarkan daun masih mengandalkan pengamatan secara manual yang prosesnya lambat dan rentan terhadap kesalahan akibat variasi ciri-ciri daun yang sangat beragam.



Gambar 1. Bagian tanaman yang digunakan untuk kesehatan kulit dan rambut

Pengolahan citra digital merupakan bidang yang mempelajari cara terbentuknya gambar, mengatur gambar tersebut, dan melakukan analisis untuk menemukan informasi yang berguna bagi manusia. Salah satu cara penerapannya adalah dalam klasifikasi gambar, yang mengelompokkan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik visualnya. Klasifikasi gambar ini sangat berguna dalam menggambarkan variasi objek agar lebih mudah dikenali, termasuk dalam penelitian tentang klasifikasi gambar tanaman herbal ini [10]. Teknologi ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi tanaman herbal secara otomatis berdasarkan citra daun.

Salah satu algoritma yang unggul dalam mengenali pola dalam gambar secara otomatis,

salah satunya adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN bekerja dengan meniru cara kerja saraf manusia dan terdiri dari beberapa lapisan seperti *convloution*, *pooling*, dan *fully connected* untuk mengekstraksi pola gambar [11].

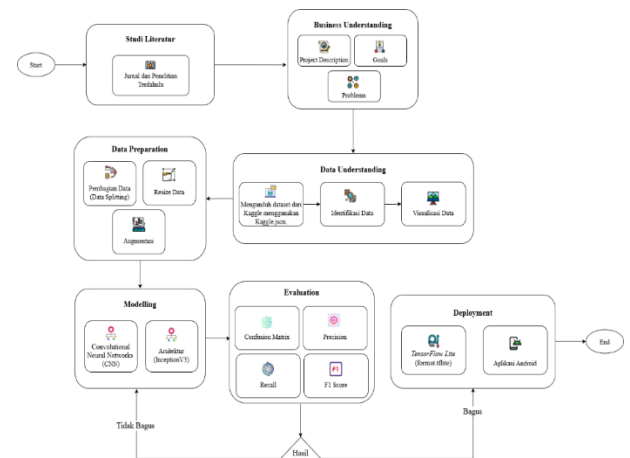
Algoritma CNN merupakan salah satu metode *Deep Learning* yang sering digunakan untuk mengklasifikasi jenis tanaman berdasarkan citra digital daun. CNN dikembangkan dari *Multilayer Perceptron* (MLP) dan dirancang khusus untuk mengolah data dua dimensi. Sebagai bagian dari *Deep Neural Network*, CNN memiliki kedalaman jaringan yang tinggi, sehingga banyak diterapkan dalam analisis data citra. Dibandingkan dengan algoritma lainnya, CNN menunjukkan kinerja yang lebih baik dalam analisis data citra [12].

Penelitian ini menggunakan arsitektur CNN *InceptionV3* karena kemampuannya dalam menangani variasi bentuk dan tekstur daun secara efektif. *InceptionV3* dirancang untuk mengurangi parameter dan kompleksitas model tanpa mengurangi akurasi, menjadikannya cocok untuk klasifikasi daun herbal [13]. Pada penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan sepuluh jenis tanaman herbal berdasarkan citra daun untuk kesehatan kulit dan rambut yaitu daun jambu biji, daun kari, daun kemangi, daun kunyit, daun mint, daun pepaya, daun sirih, daun sirsak, lidah buaya, dan daun teh hijau. Tanaman-tanaman tersebut dipilih karena memiliki manfaat untuk membantu mengatasi berbagai permasalahan yang berkaitan dengan kesehatan kulit dan rambut. Dengan adanya penerapan teknologi ini, diharapkan dapat membantu proses klasifikasi tanaman herbal menjadi lebih cepat dan akurat, serta memberikan informasi yang berguna tentang manfaat masing-masing tanaman dalam mendukung kesehatan rambut dan kulit.

2. Metoda Penelitian

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja CRISP-DM sebagai panduan dalam melaksanakan langkah-langkah terstruktur

untuk membuat model klasifikasi tanaman herbal untuk kesehatan kulit dan rambut berdasarkan citra daun menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CRISP-DM merupakan pendekatan sistematis yang banyak diterapkan dalam industri data mining karena fleksibel dan lengkap dalam mendukung pelaksanaan proyek pengolahan data [14]. Model yang dikembangkan kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis Android. Diagram kerangka kerja penelitian dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Kerangka Penelitian

2.1 Business Understanding

Business Understanding ini menjelaskan gambaran umum proyek (*Project Description*), tujuan yang ingin dicapai (*Goals*), dan permasalahan (*Problems*) yang ada dalam penelitian ini. Penelitian ini membuat aplikasi Android untuk mengklasifikasikan sepuluh jenis tanaman herbal berdasarkan citra daun menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *InceptionV3*. Aplikasi ini memungkinkan pengguna mengenali tanaman herbal hanya dengan foto daun dari kamera atau galeri, yang berkerja secara *offline*, memudahkan pengguna mengenali tanaman dan mendapatkan informasi manfaatnya untuk kesehatan kulit dan rambut. Permasalahan utama dalam penelitian ini adalah klasifikasi manual yang lambat dan kurang akurat serta minimnya pengetahuan masyarakat. Oleh karena itu, diperlukan teknologi yang dapat

mengklasifikasikan tanaman herbal secara otomatis.

2.2 Data Understanding

Tahap *data understanding* bertujuan untuk memahami karakteristik dataset yang digunakan melalui pengambilan, identifikasi, dan visualisasi dataset guna memastikan kualitas dan kelayakan data untuk pelatihan model. Dataset diunduh dari *Kaggle.com* menggunakan file *kaggle.json*, lalu di ekstrak ke direktori lokal. Dataset berisi 1.000 citra daun tanaman herbal dalam format RGB berformat JPG dengan ukuran total 3,61GB, terbagi merata dalam sepuluh kelas, yaitu Daun Jambu Biji, Kari, Kemangi, Kunyit, Mint, Pepaya, Sirih, Sirsak, Lidah Buaya, dan Teh Hijau, masing-masing berjumlah 100 gambar sehingga distribusi data bersifat seimbang. Proses identifikasi dilakukan untuk memastikan struktur direktori dan ekstensi file konsisten. Berikut merupakan visualisasi gambar dari setiap kelas dalam dataset ini yang ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Visualisasi Sampel Dataset Tanaman Herbal

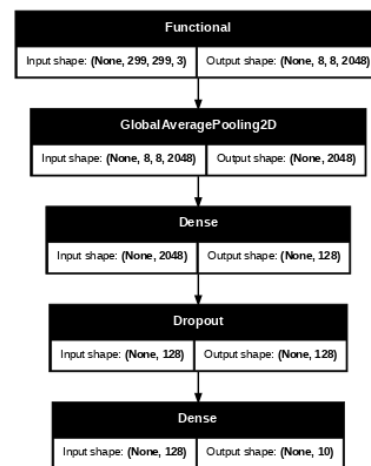
2.3 Data Preparation

Proses *data preparation* dilakukan untuk mempersiapkan dataset agar siap digunakan dalam pelatihan model, dengan tujuan meningkatkan kualitas data agar model dapat mengenali pola gambar dengan lebih akurat. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 80% untuk pelatihan 10% untuk validasi dan 10% untuk pengujian. Seluruh gambar direzimen menjadi 299x299 piksel agar sesuai dengan dimensi input model *InceptionV3*, sehingga ekstraksi fitur dapat berjalan secara konsisten dan optimal. Selain itu, dilakukan augmentasi data berupa rotasi 30°, pergeseran posisi dan shear hingga 20% dan zoom hingga

20%, serta pembalikan horizontal dari berbagai sudut, ukuran, dan posisi, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi pada data baru.

2.4 Modelling

Model klasifikasi tanaman herbal dalam penelitian ini dikembangkan menggunakan pendekatan *deep learning*, yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis untuk mengenali pola kompleks pada data [15]. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network (CNN) InceptionV3*. Model menerima input gambar berukuran 299x299 dengan tiga saluran warna (RGB), kemudian mengekstrak fitur melalui sejumlah lapisan konvolusi hingga menghasilkan output berdimensi 8x8x2048, Fitur tersebut kemudian diringkas menggunakan *Global Average Pooling 2D* untuk mengurangi dimensi menjadi 2048, yang lebih efisien dan membantu mengurangi risiko *overfitting* dibandingkan dengan penggunaan *fully connected layer* tradisional. Selanjutnya, fitur diproses oleh lapisan Dense dengan 128 neuron untuk meningkatkan kemampuan dalam mengenali pola, dan dilengkapi dengan lapisan *Dropout* untuk mencegah *overfitting* dengan cara menonaktifkan neuron secara acak selama pelatihan. Lapisan akhir adalah klasifikasi dengan 10 neuron sesuai jumlah kelas tanaman herbal. Struktur model dapat dilihat pada Gambar 4 di bawah ini.



Gambar 4. Struktur Model

2.5 Evaluation

Tahap evaluasi bertujuan untuk menilai kinerja model dalam mengklasifikasikan tanaman herbal berdasarkan citra daun menggunakan *Confusion Matrix*, yang membandingkan prediksi model dengan label asli. *Confusion Matrix* terdiri dari *True positive* (TP), *False Negative* (FN), *False Positive* (FP), dan *True Negative* (TN), yang menggambarkan keberhasilan dan kesalahan model dalam klasifikasi. Untuk mengukur performa secara lebih terukur dan objektif, digunakan metrik *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. *Precision* mengukur ketepatan prediksi positif, *Recall* menunjukkan kemampuan model mendeteksi data positif yang sebenarnya, dan *F1-Score* mengkombinasikan keduanya untuk memberikan gambaran keseimbangan antara ketepatan dan kemampuan deteksi model. Ketiga metrik ini penting untuk menilai efektivitas model klasifikasi tanaman herbal secara menyeluruh.

2.6 Deployment

Tahap *deployment* merupakan proses penerapan model yang telah di evaluasi ke dalam aplikasi. Model dikonversi ke dalam format *TensorFlow Lite* (format.tflite) menggunakan *TFLiteConverter*. Setelah proses konversi, model kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Android, sehingga pengguna dapat langsung menggunakannya untuk mengklasifikasikan jenis tanaman herbal berdasarkan citra daun melalui perangkat pengguna.

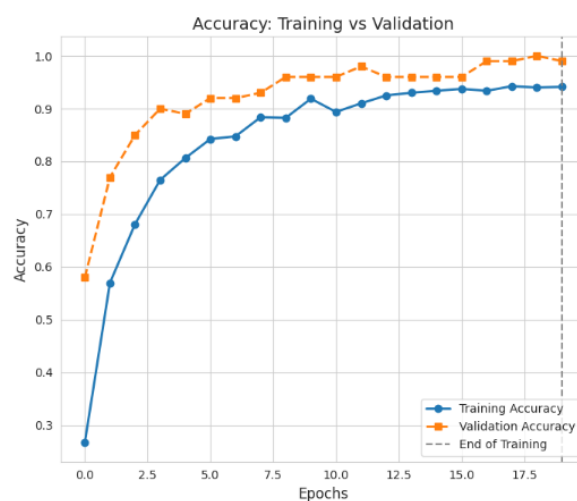
3. Hasil Penelitian

Penelitian ini menghasilkan sistem klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) *InceptionV3* yang dioptimalkan melalui pendekatan *transfer learning*. Sistem ini dikembangkan dengan tujuan untuk mengenali 10 jenis tanaman herbal berdasarkan citra daun, dan kemudian diintegrasikan kedalam android yang dapat digunakan secara *offline*.

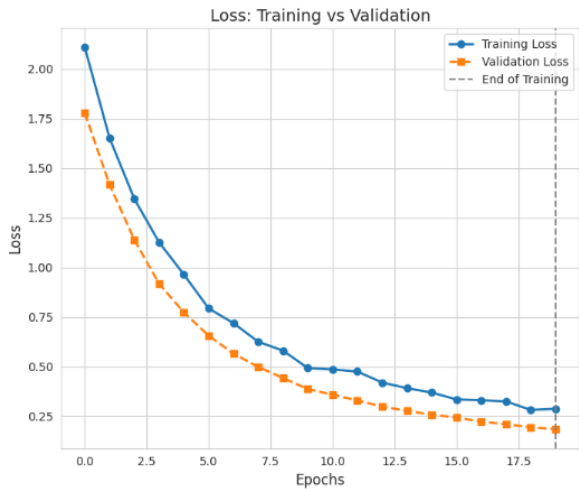
3.1. Pelatihan Model

Penelitian model dilakukan menggunakan 1000 citra daun yang telah dibagi menjadi tiga bagian 800 gambar (80%) untuk pelatihan (*Train*), 100 gambar (10%) untuk validasi (*validation*), dan 100 gambar (10%) untuk pengujian (*Test*). Setiap gambar telah diproses melalui tahap augmentasi yang mencakup rotasi, pergeseran posisi (*Width shift* dan *Height Shift*), Transformasi shear, zoom, pembalikan horizontal (*Horizontal flip*), dan penyesuaian kontras guna meningkatkan variasi data dan mencegah *overfitting*. Pelatihan model menggunakan 20 epoch dengan *batch size* 16, menggunakan *optimizer Adamax* dan *learning rate* sebesar 0,0001.

Hasil pelatihan menunjukkan model mencapai akurasi sebesar 97,50% pada data pelatihan dan 99,00% pada data validasi, dengan nilai *loss* yang rendah masing-masing sebesar 0,2022 untuk pelatihan dan 0,1839 untuk validasi. Saat diuji pada data pengujian yang tidak pernah dilihat sebelumnya, model mencapai akurasi 98,00% dengan nilai *loss*, 0,2250. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan baik dari data pelatihan sekaligus melakukan generalisasi yang efektif untuk data baru. Grafik akurasi dan *loss* selama proses pelatihan dan validasi dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6.



Gambar 5. Grafik Akurasi



Gambar 6. Grafik Loss

Berdasarkan Gambar 5 yang menunjukkan Grafik Akurasi dan Gambar 6 yang menunjukkan Grafik Loss, proses pelatihan model menunjukkan hasil yang optimal. Grafik akurasi mengalami peningkatan signifikan pada awal proses, baik pada data pelatihan maupun validasi, kemudian stabil mendekati nilai maksimum. Akurasi data validasi yang sedikit lebih tinggi dibandingkan data pelatihan menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru. Selain itu, grafik loss juga menunjukkan penurunan secara konsisten tanpa adanya kenaikan pada loss validasi.

Hal ini menandakan bahwa model tidak mengalami *overfitting*, yaitu kondisi ketika model hanya menghafal data pelatihan dan gagal mengenali data baru. Model juga tidak mengalami *underfitting*, karena akurasi yang diperoleh tinggi dan nilai loss rendah. *Underfitting* biasanya terjadi ketika model gagal mempelajari pola data, sehingga akurasinya rendah dan loss tetap tinggi. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang baik dan mampu melakukan klasifikasi citra daun tanaman herbal secara akurat.

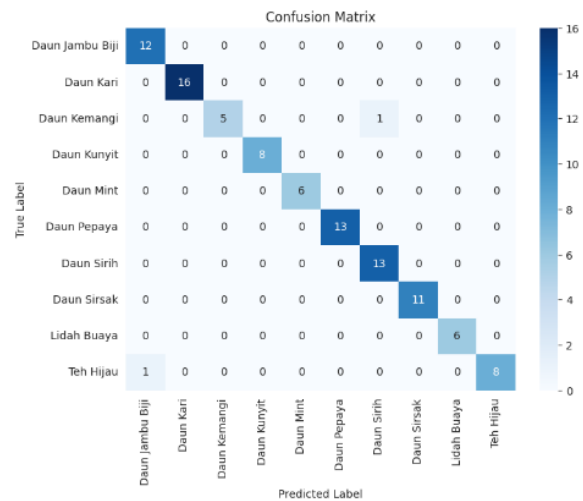
Ringkasan evaluasi model pada berbagai tahap dapat dilihat pada Tabel 1

Tabel 1. Evaluasi Model

Metode	Akurasi	Loss
Pelatihan (<i>Train</i>)	97,50%	0,2022
Validasi (<i>Validation</i>)	99,00%	0,1839
Pengujian (<i>Test</i>)	98,00%	0,2250

3.2 Evaluasi Kinerja Model

Untuk mengukur seberapa baik model mengenali tiap jenis daun, dilakukan evaluasi dengan confusion matrix dan classification report pada 100 citra dari 10 kelas tanaman herbal. Evaluasi ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana model dapat membedakan antara satu jenis daun dengan jenis lainnya berdasarkan citra yang diberikan. *Confusion Matrix* yang menunjukkan distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Confusion Matrix

Confusion matrix pada Gambar 7 memperlihatkan bahwa sebagian besar gambar diklasifikasikan dengan benar, ditandai dengan nilai tinggi di diagonal utama.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Daun Jambu Biji	0.92	1.00	0.96	12
Daun Kari	1.00	1.00	1.00	16
Daun Kemangi	1.00	0.83	0.91	6
Daun Kunyit	1.00	1.00	1.00	8
Daun Mint	1.00	1.00	1.00	6
Daun Pepaya	1.00	1.00	1.00	13
Daun Sirih	0.93	1.00	0.96	13
Daun Sirsak	1.00	1.00	1.00	11
Lidah Buaya	1.00	1.00	1.00	6
Teh Hijau	1.00	0.89	0.94	9
accuracy			0.98	100
macro avg	0.99	0.97	0.98	100
weighted avg	0.98	0.98	0.98	100

Gambar 8. Classification Report

Classification report pada Gambar 8 menampilkan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-Score* untuk setiap kelas. Pada gambar tersebut menunjukkan hampir semua kelas memperoleh skor yang sangat tinggi, dengan nilai sempurna (1,00) pada ketiga metrik evaluasi, seperti Daun Kari, Daun Kunyit, Daun Pepaya, Daun Sirsak, dan Lidah Buaya. Namun, terdapat penurunan performa pada beberapa kelas tertentu. Misalnya, Daun Kemangi memiliki nilai *precision* sempurna (1,00), tetapi *recall* menurun menjadi (0,83), sehingga menghasilkan *F1-Score* sebesar (0,91). Penurunan serupa juga terjadi pada Teh Hijau yang memiliki *precision* sempurna (1,00) tetapi *recall* turun menjadi (0,89), sehingga menghasilkan *F1-Score* sebesar (0,94). Penurunan performa ini dapat disebabkan oleh kemiripan visual antar kelas, seperti bentuk dan tekstur daun yang menyerupai, serta kondisi pencahayaan dan pengambilan gambar yang kurang ideal. Sebagai contoh, kemiripan antara Daun Kemangi dan Teh Hijau yang sama-sama bentuk oval dan memiliki warna serta permukaan yang serupa dapat menyulitkan model dalam membedakannya. Selain itu, faktor eksternal seperti latar belakang gambar yang tidak sama dan kualitas kamera yang dapat memengaruhi akurasi klasifikasi.

3.3 Deployment Model ke Dalam Aplikasi Android

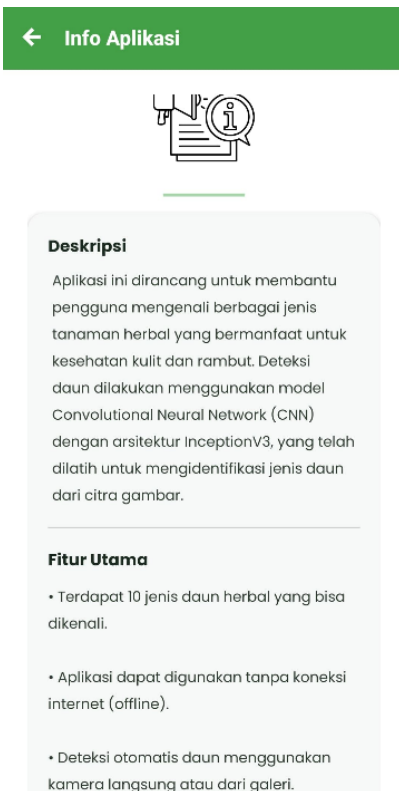
Model terbaik yang diperoleh dari proses pelatihan kemudian dikonversi ke format *TensorFlow Lite* (.tflite) menggunakan *TensorFlow Lite Converter* agar ukurannya

lebih kecil dan dapat dijalankan secara efisien di perangkat Android. Ukuran model menjadi lebih kecil karena hanya menyimpan bagian yang diperlukan untuk proses prediksi, sehingga lebih ringan digunakan di perangkat Android. Proses konversi ini dilakukan agar aplikasi dapat digunakan secara *offline* tanpa memerlukan koneksi internet. Model yang sudah dikonversi kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Android menggunakan *library TensorFlow Lite* sehingga proses klasifikasi dapat berjalan langsung di perangkat pengguna.

Aplikasi dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Kotlin dan menyediakan dua pilihan input gambar, yaitu mengambil gambar langsung dengan kamera atau memilih gambar dari galeri. Setelah gambar dipilih, model akan memproses citra daun tersebut dan menampilkan hasil klasifikasi berupa nama tanaman herbal yang sesuai dengan gambar yang dipilih pengguna. Selain nama tanaman, aplikasi juga menyajikan informasi mengenai manfaat daun tanaman herbal tersebut untuk kesehatan kulit dan rambut. Tampilan aplikasi dirancang sederhana agar mudah dipahami dan digunakan oleh berbagai kalangan. Gambar dibawah ini memperlihatkan beberapa tampilan utama aplikasi, yaitu:



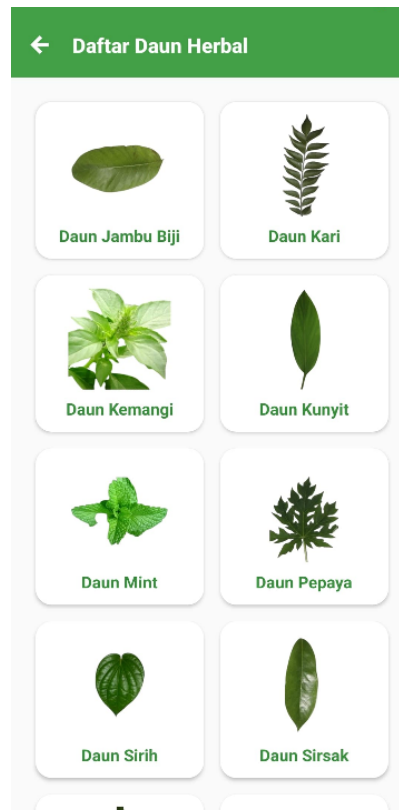
Gambar 9. Tampilan Halaman Utama



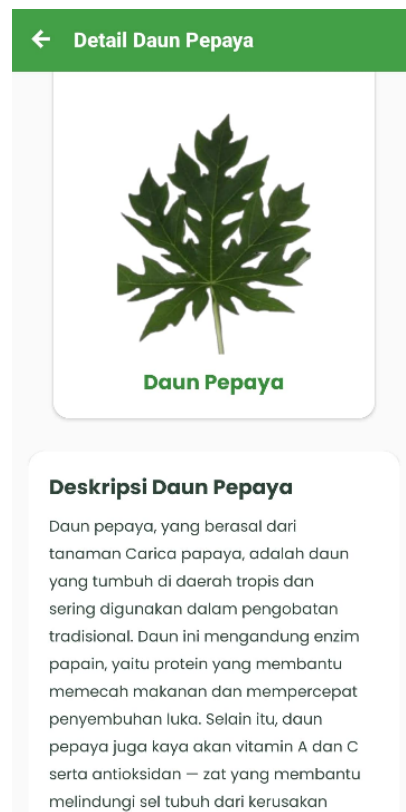
Gambar 10. Halaman Info Aplikasi



Gambar 11. Halaman Deteksi Daun



Gambar 12. Gambar Daftar Daun



Gambar 13. Gambar Detail Daun

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil membangun sistem klasifikasi tanaman herbal berbasis citra daun menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *InceptionV3*. Model yang dibangun mampu mencapai akurasi sebesar 97,50% pada data pelatihan dengan nilai *loss* 0,2022, akurasi 99,00% pada data validasi dengan *loss* 0,1839, serta akurasi 98,00% pada data pengujian dengan *loss* 0,2250. Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur visual daun secara efektif dan melakukan generalisasi dengan baik terhadap data baru. Evaluasi lanjutan menggunakan *confusion matrix* dan *classification report* mengonfirmasi performa tinggi pada sebagian besar kelas, meskipun masih ditemukan sedikit penurunan pada kelas-kelas dengan kemiripan visual yang tinggi. Selain aspek akurasi, penelitian ini juga menunjukkan keberhasilan dalam integrasi model ke dalam aplikasi Android berbasis *offline*, yang memungkinkan pengguna mengidentifikasi tanaman herbal secara otomatis hanya melalui gambar daun. Sistem ini tidak hanya memberikan hasil klasifikasi, tetapi juga menyajikan informasi manfaat masing-masing tanaman secara langsung, sehingga berpotensi menjadi alat edukasi yang membantu masyarakat dalam mengenali tanaman herbal untuk kesehatan kulit dan rambut.

5. Saran

Penelitian ini masih bisa dikembangkan dengan menambah jumlah dataset, terutama untuk daun yang bentuknya mirip agar akurasi model menjadi lebih baik. Selain itu, perlu ditambahkan jenis tanaman herbal lain yang bermanfaat untuk kesehatan kulit dan rambut supaya aplikasi dapat mengenali lebih banyak tanaman dan memberikan informasi yang lengkap tentang manfaatnya. Pengujian pada berbagai kondisi pencahayaan dan latar belakang juga disarankan untuk memastikan aplikasi dapat berfungsi secara optimal dalam berbagai situasi penggunaan.

6. Daftar Pustaka

- [1] N. P. D. A. S. Dewi, M. W. A. Kesiman, I. M. G. Sunarya, I. G. A. A. D. Indradewi, And I. G. Andika, "Tpherbleaf: Dataset Untuk Klasifikasi Jenis Daun Tumbuhan Herbal Berdasarkan Lontar Usada Taru Pramana," *Jurnal Resistor (Rekayasa Sistem Komputer)*, Vol. 6, No. 2, Pp. 57–68, Aug. 2023, Doi: 10.31598/Jurnalresistor.V6i2.1421.
- [2] R. A. Akmal, S. Hartati, And A. Kurniasih, "Penerapan Pre-Trained Networks Untuk Deteksi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Daun," *Infomatek*, Vol. 26, No. 2, Pp. 265–272, Dec. 2024, Doi: 10.23969/Infomatek.V26i2.19474.
- [3] A. Fadhila, Nurhayati, And M. M. Parenreng, "Pengenalan Tanaman Herbal Daun Merica Dan Daun Sirih Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn)," *Prosiding Seminar Nasional Teknik Elektro Dan Informatika (Sntei)*, 2023.
- [4] M. H. Ahmad, M. Hana, T. Ghazi Pratama, And H. Aulida, "Klasifikasi Empat Jenis Daun Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," 2023.
- [5] W. W. Ariesty, Y. E. Praptiningsih, And D. N. Syahputri, "Implementasi Metode Forward Chaining Pada Sistem Pakar Penyakit Kulit," *Jurnal Ilmiah Fifo*, Vol. 13, No. 2, P. 182, Nov. 2021, Doi: 10.22441/Fifo.2021.V13i2.007.
- [6] A. Irjayanti, A. Wambrauw, I. Wahyuni, And A. A. Maranden, "Personal Hygiene With The Incidence Of Skin Diseases," *Jurnal Ilmiah Kesehatan Sandi Husada*, Vol. 12, No. 1, Pp. 169–175, Jun. 2023, Doi: 10.35816/Jiskh.V12i1.926.
- [7] E. Karuna And J. Petrus, "Penentuan Tingkat Kerontokan Rambut Kepala Pria Dengan Metode Fuzzy Inference System Sugeno," *Jurnal Algoritme*, Vol. 3, No. 2, Apr. 2023, Doi: 10.35957/Algoritme.V3i2.4204.

- [8] A. M. Atha And E. Zuliarso, “Deteksi Tanaman Herbal Khusus Untuk Penyakit Kulit Dan Penyakit Rambut Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dan Tensorflow,” *Jurnal Jupiter*, Vol. 14, 2022.
- [9] M. H. Dinata, C. A. Atha, E. P. Dewiyanti, W. A. S. Tunjung, K. Anam, And F. Sofyantoro, “Kajian Pemanfaatan Tanaman Tradisional Indonesia Untuk Perawatan Kulit Atau Rambut,” *Biotropic The Journal Of Tropical Biology*, Vol. 8, 2024, [Online]. Available: [Http://jurnalsaintek.uinsby.ac.id/index.php/Biotropic](http://jurnalsaintek.uinsby.ac.id/index.php/Biotropic)
- [10] R. J. Rumandan, R. Nuraini, N. Sadikin, And Y. Rahmanto, “Klasifikasi Citra Jenis Daun Berkhasiat Obat Menggunakan Algoritma Jaringan Syaraf Tiruan Extreme Learning Machine,” *Journal Of Computer System And Informatics (Josyc)*, Vol. 4, No. 1, Pp. 145–154, Dec. 2022, Doi: 10.47065/Josyc.V4i1.2586.
- [11] Y. A. Suwitono And F. J. Kaunang, “Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Daun Dengan Metode Data Mining Semma Menggunakan Keras,” *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, Vol. 6, No. 2, Pp. 109–121, Nov. 2022, Doi: 10.31603/Komtika.V6i2.8054.
- [12] C. Oktaviany, “Pengembangan Perangkat Lunak Untuk Pengelompokkan Tumbuhan Berdasarkan Citra Digital Daun Menggunakan Cnn,” *Jurnal Mahasiswa Institut Teknologi Dan Bisnis Kalbis*, Vol. 8, No. 2, 2022.
- [13] B. Karnadi And T. Handhayani, “Klasifikasi Jenis Buah Dengan Menggunakan Metode Mobilenetv2 Dan Inceptionv3,” *Jurnal Eksplora Informatika*, Vol. 14, No. 1, Pp. 35–42, Sep. 2024, Doi: 10.30864/Eksplora.V14i1.1067.
- [14] A. Hardirega, I. Jaelani, And M. Minarto, “Implementasi Convolutional Neural Network (Cnn) Klasifikasi Motif Batik Menggunakan Efficientnet-B1,” *Jati (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, Vol. 8, No. 5, Pp. 10023–10028, Sep. 2024, Doi: 10.36040/Jati.V8i5.10901.
- [15] N. Lubis, Mhd. Z. Siambaton, And R. Aulia, “Implementasi Algoritma Deep Learning Pada Aplikasi Speech To Text Online Dengan Metode Recurrent Neural Network (Rnn),” *Sudo Jurnal Teknik Informatika*, Vol. 3, no. 3, pp. 113–126, Sep. 2024, doi: 10.56211/sudo.v3i3.583.