

Klasifikasi 10 Jenis Daun Tanaman Herbal Indonesia Menggunakan CNN Dengan Arsitektur MobileNetV2 Berbasis WEB

Farhan Kumara Abdiel¹, Moch. Saefudin Yuhri²

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

E-mail: ¹farhankumara18@gmail.com, ²saefudinyuhri123@gmail.com

Abstrak – Pengenalan jenis daun tanaman herbal secara manual membutuhkan pengetahuan khusus dan berpotensi menimbulkan kesalahan, terutama karena beberapa daun memiliki kemiripan ciri visual. Penelitian ini membangun sistem klasifikasi citra untuk mengenali sepuluh jenis daun herbal Indonesia menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2. Citra daun dipersiapkan melalui penyesuaian ukuran dan normalisasi nilai piksel agar masukan model seragam, kemudian dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan rasio 80:20. MobileNetV2 melakukan identifikasi dengan mengekstraksi ciri visual daun melalui lapisan konvolusi secara bertahap, mulai dari pola dasar seperti tepi dan tekstur hingga membentuk representasi fitur yang lebih kompleks. Ciri tersebut kemudian dipetakan pada lapisan klasifikasi untuk menghasilkan probabilitas 10 kelas, dan kelas dengan nilai probabilitas terbesar dipilih sebagai hasil prediksi. Evaluasi pada data validasi dilakukan menggunakan akurasi serta analisis classification report dan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan model mencapai akurasi validasi sebesar 92% dan mampu mengklasifikasikan sepuluh jenis daun herbal dengan baik. Sistem kemudian diintegrasikan ke aplikasi web yang menampilkan jenis daun hasil klasifikasi beserta informasi manfaatnya, sehingga membantu pengguna melakukan identifikasi daun herbal secara lebih cepat dan praktis..

Kata Kunci — CNN, Daun Herbal, Klasifikasi Citra, MobileNetV2

1. PENDAHULUAN

Pemanfaatan tanaman herbal masih banyak dijumpai dalam kehidupan sehari-hari, baik untuk perawatan kesehatan maupun sebagai bahan pendukung pengobatan tradisional. Pada umumnya, pengenalan jenis daun sering dilakukan secara manual dengan mengandalkan pengamatan visual. Cara ini cukup membantu, tetapi hasilnya bisa berbeda-beda karena sangat bergantung pada pengalaman, sementara beberapa daun memiliki ciri yang mirip dari segi bentuk, warna, dan tekstur.

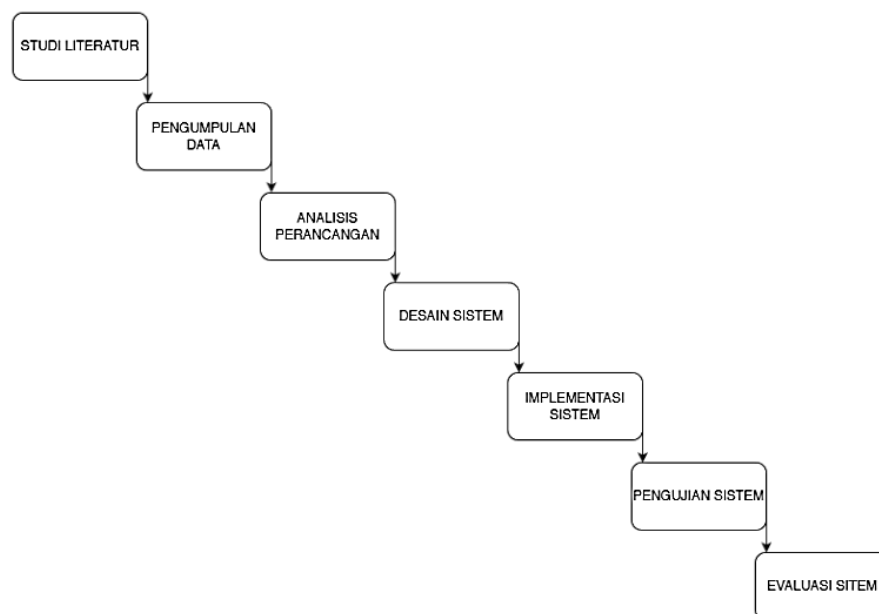
Perkembangan *computer vision* membuka peluang untuk menerapkan pengenalan objek berbasis citra dalam kasus daun herbal [4]. Namun, klasifikasi citra daun tetap memiliki tantangan karena hasil foto dapat dipengaruhi oleh kondisi pengambilan gambar, seperti pencahayaan, sudut kamera, serta latar belakang [3]. Variasi tersebut dapat memengaruhi ciri visual yang terbaca oleh sistem sehingga dibutuhkan metode yang mampu mengenali pola daun secara otomatis dan lebih konsisten.

Pendekatan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), banyak digunakan karena mampu mengekstraksi fitur citra tanpa perancangan fitur manual dan telah menunjukkan kinerja yang baik pada klasifikasi daun tanaman obat/herbal [1]. Beberapa penelitian juga menekankan bahwa pemilihan arsitektur dan strategi pelatihan dapat memengaruhi performa, serta ada perbedaan hasil ketika menggunakan model yang berbeda [5]. Pada penelitian ini, data citra daun diperoleh dari *Indonesian Herb Leaf Dataset 3500* yang memuat 10 kelas daun herbal sebagai dasar pelatihan model [6].

Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem klasifikasi sepuluh jenis daun herbal Indonesia menggunakan *MobileNetV2* dengan memanfaatkan bobot awal *ImageNet* (*transfer learning*). Sistem dikembangkan dalam bentuk aplikasi web yang menerima masukan foto daun dan menampilkan hasil berupa jenis daun yang terklasifikasi beserta informasi manfaatnya. Evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model dan memastikan sistem dapat membantu proses identifikasi daun herbal secara lebih cepat dan praktis.

2. METODE PENELITIAN

Pelaksanaan penelitian disusun dalam beberapa tahap yang saling berurutan. Tahap awal meliputi studi literatur dan pengumpulan data, lalu dilanjutkan dengan analisis–perancangan, desain sistem, serta implementasi model klasifikasi. Pada tahap akhir dilakukan pengujian dan evaluasi untuk mengetahui kinerja sistem dalam mengklasifikasikan daun herbal. Alur penelitian disajikan pada diagram berikut:



Gambar 1 *Diagram Waterfall*




2.1 Analisis Sistem








Studi literatur dilakukan untuk memperoleh landasan teori terkait klasifikasi citra daun herbal berbasis *computer vision*. Kajian mencakup konsep dasar *Convolutional Neural Network* (CNN), klasifikasi multi-kelas, serta karakteristik arsitektur MobileNetV2 yang dikenal efisien dan ringan. Selain itu, studi literatur juga memuat pembahasan penelitian terdahulu yang menerapkan CNN pada pengenalan daun tanaman obat/herbal sebagai acuan dalam menentukan alur pra-pemrosesan, strategi pelatihan, dan metode evaluasi yang sesuai. Hasil studi literatur digunakan sebagai dasar penyusunan tahapan penelitian, pemilihan model, serta penentuan bentuk keluaran sistem label daun dan informasi manfaat.

2.2 Pengumpulan Dataset

Data yang digunakan pada penelitian ini berupa citra daun herbal Indonesia yang terdiri dari 10 kelas. Dataset diperoleh dari *Indonesian Herb Leaf Dataset 3500* yang dipublikasikan melalui Mendeley Data [6]. Dataset kemudian disusun dalam folder sesuai kelas agar mudah diproses pada tahap pelatihan model. Setelah dataset terkumpul, dilakukan pengecekan struktur data untuk memastikan setiap kelas terbaca dengan benar dan siap digunakan. Selanjutnya dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi dengan rasio 80:20 untuk memisahkan proses pelatihan dan evaluasi. Berikut adalah tampilan dataset yang digunakan:

Tabel 1 Dataset

No.	Daun	Label
1		Belimbing Wuluh
2		Jambu Biji
3		Jeruk Nipis

4		Kemangi
5		Lidah Buaya
6		Nangka
7		Pandan
8		Pepaya
9		Seledri
10		Sirih

2.3 Analisis Perancangan

Tahap analisis dan perancangan sistem dilakukan untuk mengidentifikasi kebutuhan fungsional, alur pemrosesan, serta komponen utama dalam pengembangan sistem klasifikasi daun herbal berbasis citra. Sistem dirancang untuk menerima citra daun sebagai masukan dan menghasilkan keluaran berupa label jenis daun. Agar keluaran yang diberikan lebih bermanfaat bagi pengguna, sistem juga menampilkan ringkasan manfaat daun sesuai jenis daun yang terdeteksi.

Berdasarkan analisis kebutuhan, sistem harus mampu menjalankan proses utama mulai dari penerimaan citra, pra-pemrosesan, klasifikasi menggunakan model, hingga penyajian hasil. Citra daun yang digunakan dalam proses pelatihan maupun citra yang diunggah pengguna pada aplikasi web umumnya memiliki variasi ukuran dan rentang nilai piksel. Variasi ini dapat memengaruhi kestabilan masukan pada model apabila tidak diseragamkan. Oleh karena itu, diperlukan alur pra-pemrosesan yang jelas agar citra masukan menjadi konsisten sebelum masuk ke tahap klasifikasi.

Pada tahap perancangan data, ditetapkan pembagian dataset menjadi data latih dan data validasi. Pembagian ini dilakukan agar model dapat belajar menggunakan data latih, sementara performanya dipantau pada data validasi yang tidak ikut dipakai dalam pembentukan bobot model. Skema pembagian data yang digunakan adalah 80% untuk data latih dan 20% untuk data validasi. Secara matematis, pembagian tersebut dirumuskan sebagai berikut:

$$N_{train} = 0.8N \quad \dots \dots \dots (1)$$

$$N_{val} = 0.2N \quad \dots \dots \dots (2)$$

di mana N menyatakan jumlah seluruh data citra, N_{train} adalah jumlah data latih, dan N_{val} adalah jumlah data validasi. Pembagian ini bertujuan agar pelatihan dan evaluasi berlangsung pada data yang berbeda sehingga gambaran performa model menjadi lebih objektif.

Tahap pra-pemrosesan citra pada penelitian ini mencakup penyesuaian ukuran citra dan normalisasi nilai piksel. Penyesuaian ukuran dilakukan agar citra memiliki dimensi yang seragam sehingga dapat diproses oleh model *MobileNetV2*. Setelah itu, normalisasi nilai piksel diterapkan untuk menyesuaikan skala masukan sesuai karakteristik *MobileNetV2*, yaitu mengubah rentang nilai piksel dari $[0, 255]$ menjadi $[-1, 1]$. Proses normalisasi ini dapat dituliskan sebagai:

$$x' = \frac{x}{127.5} - 1 \quad \dots \dots \dots (3)$$

di mana x adalah nilai piksel awal pada rentang 0–255 dan x' adalah nilai piksel setelah normalisasi pada rentang –1 sampai 1. Normalisasi dilakukan untuk membuat sebaran nilai masukan lebih stabil, sehingga proses pelatihan dapat berjalan lebih konsisten dan model tidak terlalu sensitif terhadap perbedaan skala data.

Pada tahap perancangan model, metode yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Pemilihan *MobileNetV2* didasarkan pada karakteristiknya yang lebih ringan dan efisien, sehingga sesuai untuk kebutuhan integrasi ke aplikasi web yang membutuhkan waktu prediksi relatif cepat. Model kemudian disesuaikan untuk menyelesaikan tugas klasifikasi 10 kelas daun herbal dengan menambahkan bagian klasifikasi pada keluaran model.

Keluaran model pada klasifikasi multi-kelas dinyatakan dalam bentuk probabilitas menggunakan fungsi *softmax*. Fungsi ini mengubah skor keluaran model menjadi nilai probabilitas untuk setiap kelas sehingga hasilnya dapat ditafsirkan sebagai tingkat keyakinan model terhadap kelas tertentu. Secara matematis, fungsi *softmax* dirumuskan sebagai:

$$p_k = \frac{e^{a_k}}{\sum_{j=1}^K e^{a_j}} \quad \dots \dots \dots (4)$$

di mana p_k adalah probabilitas kelas ke- k , a_k adalah skor (logit) untuk kelas ke- k , dan K adalah jumlah kelas. Pada penelitian ini $K = 10$. Hasil prediksi ditentukan dengan memilih kelas yang memiliki nilai probabilitas terbesar sebagai label keluaran sistem.

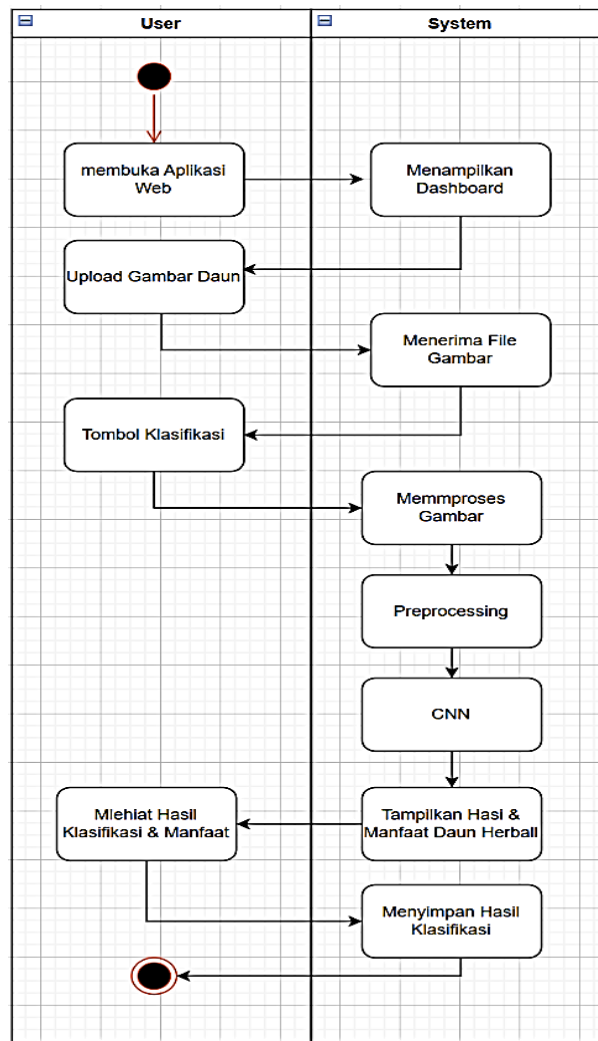
Untuk melatih model, digunakan fungsi kerugian *categorical cross-entropy* sebagai ukuran kesalahan antara probabilitas prediksi dan label sebenarnya. Fungsi ini banyak digunakan pada kasus klasifikasi multi-kelas karena memberikan penalti yang lebih besar ketika model memberikan probabilitas rendah pada kelas yang benar. Secara matematis, fungsi tersebut dirumuskan sebagai:

$$L = - \sum_{k=1}^K y_k \log(p_k) \quad \dots \dots \dots (5)$$

di mana y_k adalah label aktual dalam bentuk one-hot dan p_k adalah probabilitas prediksi pada kelas ke- k . Nilai L akan semakin kecil ketika probabilitas prediksi pada kelas yang benar semakin tinggi, sehingga proses pelatihan diarahkan untuk meminimalkan nilai kerugian tersebut.

Selain rancangan pemodelan, pada tahap analisis juga ditetapkan bentuk keluaran sistem agar sesuai kebutuhan pengguna. Sistem tidak hanya menampilkan hasil klasifikasi berupa nama jenis daun, tetapi juga menampilkan informasi manfaat daun berdasarkan label yang terdeteksi. Dengan demikian, sistem dapat digunakan tidak hanya untuk identifikasi, tetapi juga sebagai media informasi sederhana terkait daun herbal.

Tahap analisis dan perancangan ini menghasilkan alur pemrosesan yang tersusun secara sistematis, mulai dari pembagian data, pra-pemrosesan citra, pemodelan klasifikasi berbasis *MobileNetV2*, hingga penyajian keluaran pada aplikasi web. Setelah model terbentuk, kinerja sistem dievaluasi pada data validasi menggunakan akurasi, serta dianalisis menggunakan *classification report* dan *confusion matrix* untuk melihat pola kesalahan antar kelas daun herbal.

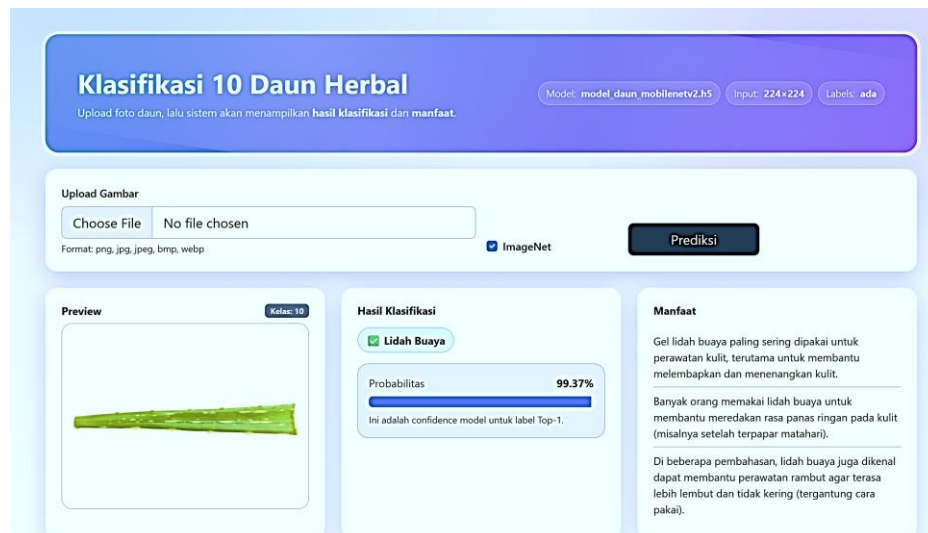


Gambar 2 Activity Diagram

2.4 Desain Sistem

Pada tahap desain sistem, dibuat *activity diagram* untuk menggambarkan alur kerja aplikasi web klasifikasi daun herbal dari sisi pengguna dan sistem. Diagram pada Gambar 2 dibagi menjadi dua *swimlane*, yaitu User dan System, sehingga aktivitas yang dilakukan pengguna dan proses yang dijalankan sistem dapat terlihat secara terstruktur.

Berdasarkan Gambar 2, proses dimulai ketika pengguna membuka aplikasi dan sistem menampilkan dashboard. Pengguna kemudian mengunggah gambar daun, sistem menerima file gambar, lalu pengguna menekan tombol klasifikasi untuk memulai prediksi. Selanjutnya sistem memproses gambar melalui tahap *preprocessing* dan melakukan klasifikasi menggunakan CNN, kemudian menampilkan hasil klasifikasi beserta informasi manfaat daun, serta menyimpan hasil klasifikasi. Alur ini menjadi dasar dalam penyusunan rancangan tampilan aplikasi web, sehingga komponen antarmuka seperti dashboard, fitur unggah gambar, tombol klasifikasi, dan halaman hasil disajikan pada desain tampilan website berikut:



Gambar 3. Tampilan Website

2.5 Implementasi Sistem

Tahap implementasi dilakukan dengan membangun model klasifikasi citra menggunakan arsitektur *MobileNetV2* untuk klasifikasi 10 kelas daun herbal. Model dibangun dengan memanfaatkan bobot awal dari ImageNet agar proses pembelajaran lebih efektif pada dataset yang digunakan. Selanjutnya dilakukan proses pelatihan menggunakan data latih dan pemantauan performa menggunakan data validasi.

Setelah model selesai dilatih, model disiapkan untuk proses prediksi dan diintegrasikan ke aplikasi web. Pada sisi aplikasi, dibuat alur unggah gambar dan pemrosesan input agar citra yang masuk mengikuti pra-pemrosesan yang sama dengan data pelatihan. Selain itu, disiapkan data ringkasan manfaat untuk masing-masing kelas daun, sehingga ketika hasil klasifikasi muncul, sistem dapat menampilkan manfaat yang sesuai secara otomatis.

2.6 Pengujian Sistem

Pengujian dilakukan untuk memastikan dua hal yaitu performa model klasifikasi dan fungsi aplikasi web berjalan sesuai rancangan. Pada pengujian model, evaluasi dilakukan menggunakan data validasi untuk menilai kemampuan model mengenali kelas daun yang benar. Hasil pengujian ditinjau melalui akurasi, kemudian diperdalam menggunakan *classification report* untuk melihat kualitas prediksi per kelas, serta *confusion matrix* untuk mengetahui kelas mana yang paling sering tertukar. Selain pengujian model, dilakukan pengujian fungsional aplikasi web, yaitu memastikan proses unggah gambar berjalan, sistem mampu memproses gambar yang diunggah, hasil prediksi tampil dengan benar, dan informasi manfaat yang muncul sesuai dengan jenis daun hasil klasifikasi.

2.7 Evaluasi Sistem

Tahap evaluasi dilakukan dengan meninjau hasil pengujian untuk menilai apakah sistem telah memenuhi tujuan penelitian. Evaluasi tidak hanya melihat nilai akurasi, tetapi juga menganalisis pola kesalahan pada *confusion matrix* untuk mengetahui pasangan kelas yang masih sering tertukar dan kemungkinan penyebabnya misalnya kemiripan bentuk atau tekstur daun. Hasil evaluasi kemudian digunakan untuk menyusun kesimpulan penelitian dan saran pengembangan, seperti peningkatan variasi data, perbaikan kualitas input, atau penyempurnaan tampilan aplikasi agar lebih nyaman digunakan.

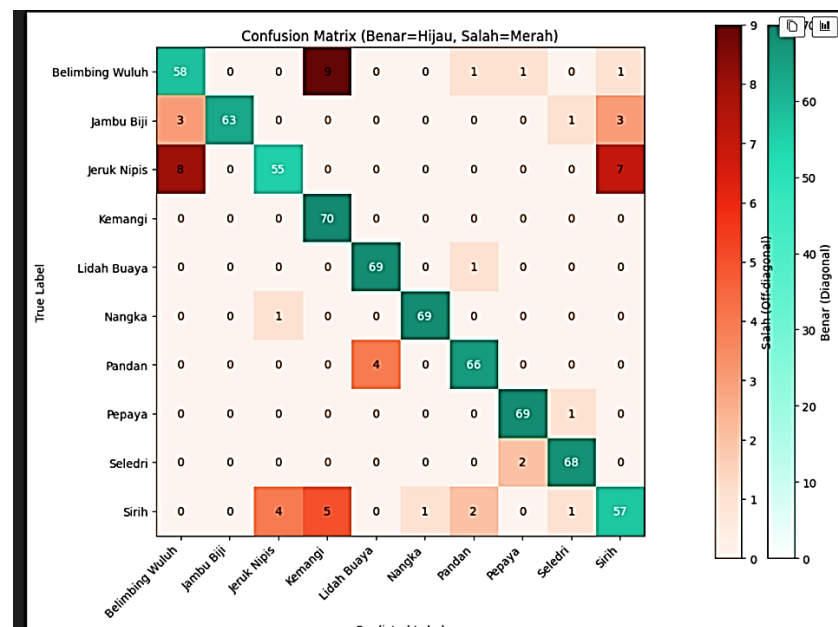
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan 10 jenis daun herbal berdasarkan citra daun. Evaluasi dilakukan untuk melihat kemampuan model mengenali setiap kelas serta mengetahui pola kesalahan prediksi yang masih terjadi. Pengukuran performa menggunakan akurasi dan metrik *precision*, *recall*, serta *F1-score* agar penilaian model lebih menyeluruh dan tidak hanya bergantung pada akurasi. Perbedaan karakteristik citra seperti pencahayaan, sudut pengambilan gambar, latar belakang, dan kondisi fisik daun dapat memengaruhi fitur yang dipelajari model. Oleh karena itu, hasil pengujian perlu dianalisis untuk memastikan model tidak hanya memiliki performa tinggi secara umum, tetapi juga konsisten pada tiap kelas.

Tabel 2 *Classification Matrix*

Item	Precision	Recall	F1-Score
Belimbing wulu	0.84	0.83	0.83
Jambu biji	1.00	0.90	0.95
Jeruk nipis	0.92	0.79	0.85
Kemangi	0.83	1.00	0.91
Lidah Buaya	0.95	0.99	0.97
Nangka	0.99	0.99	0.99
Pandan	0.94	0.94	0.94
Pepaya	0.96	0.99	0.97
Seledri	0.96	0.97	0.96
Sirihi	0.84	0.81	0.83
Accurasy			0.92
Macro avg	0.92	0.92	0.92
Weighted avg	0.92	0.92	0.92

Berdasarkan Tabel 2, performa model secara umum tergolong baik. Nilai akurasi dan rata-rata metrik menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar kelas dengan cukup konsisten. Namun, terdapat beberapa kelas yang performanya relatif lebih rendah dibanding kelas lainnya. Hal ini umumnya disebabkan oleh kemiripan ciri visual antardaun, seperti bentuk, tekstur permukaan, serta pola tulang daun, sehingga sebagian sampel masih berpotensi tertukar. Selain faktor kemiripan objek, variasi data pada masing-masing kelas juga dapat memengaruhi hasil. Kelas dengan variasi tampilan yang lebih besar atau kualitas citra yang kurang seragam cenderung lebih sulit dipelajari model dibanding kelas yang memiliki ciri visual lebih khas.



Gambar 4 *Confussion Matrix*

Pada Gambar 4, terlihat bahwa prediksi benar mendominasi, sehingga menunjukkan model sudah mampu membedakan sebagian besar kelas daun dengan baik. Meski begitu, masih terdapat sejumlah kesalahan prediksi pada beberapa kelas tertentu. Kesalahan ini umumnya terjadi karena kemiripan ciri visual antardaun (misalnya bentuk, tekstur, dan pola tulang daun) serta perbedaan kondisi citra seperti pencahayaan dan latar belakang, sehingga pada beberapa sampel model mengarah pada kelas yang paling mirip. Temuan pada confusion matrix ini menunjukkan bahwa kekeliruan model tidak terjadi secara acak, melainkan cenderung muncul pada kelas-kelas tertentu. Oleh karena itu, peningkatan dapat difokuskan pada penambahan variasi data, penerapan *data*

augmentation, serta pengambilan citra yang lebih konsisten agar ciri pembeda setiap daun semakin jelas dan kesalahan prediksi dapat diminimalkan.

4. SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* mampu digunakan untuk mengklasifikasikan sepuluh jenis daun herbal Indonesia berbasis citra digital. Model yang dilatih dengan pembagian data 80:20 menunjukkan performa yang baik, dengan akurasi pada data validasi mencapai 92%. Sistem klasifikasi yang dibangun juga berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi web sehingga pengguna dapat mengunggah gambar daun dan memperoleh hasil klasifikasi secara cepat. Selain menampilkan label jenis daun, aplikasi memberikan informasi manfaat daun sesuai hasil klasifikasi, sehingga sistem tidak hanya membantu proses identifikasi, tetapi juga menyediakan informasi yang lebih praktis bagi pengguna.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan menambah variasi data citra, misalnya perbedaan pencahayaan, sudut pengambilan gambar, jarak kamera, serta variasi latar belakang, agar model lebih tahan terhadap kondisi penggunaan nyata yang tidak selalu seragam. Selain itu, evaluasi dapat diperkuat dengan menyediakan data uji terpisah atau menggunakan skema validasi lain sehingga kemampuan generalisasi model dapat dinilai lebih objektif. Dari sisi pemodelan, dapat dicoba pengaturan *hyperparameter* yang berbeda misalnya *learning rate*, jumlah epoch, dan ukuran batch atau penerapan strategi pelatihan yang lebih lanjut untuk meningkatkan performa pada kelas-kelas yang masih sering tertukar. Pada aspek aplikasi, pengembangan antarmuka web dapat ditingkatkan dengan menampilkan tingkat keyakinan prediksi, menyediakan riwayat hasil klasifikasi, serta menambahkan informasi pendukung seperti contoh gambar tiap kelas agar pengguna lebih mudah memahami hasil yang ditampilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Auliani, R. S. Putra, dan R. Andrian. 2023. *Herbal Leaf Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) Method With VGG16 Architecture*. *Information Technology Journal Research and Development*. vol. 8. no. 2. pp. 85–92.
- [2] H. Basri, N. R. Putri, dan M. R. Faisal. 2022. Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan CNN dan Ekstraksi Fourier Descriptor. *Jurnal Teknik dan Manajemen Industri*. vol. 12. no. 1. pp. 45–53.
- [3] S. A. E. Albakia dan R. A. Saputra. 2022. Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan Model VGG16. *Jurnal Informatika Polinema*. vol. 8. no. 3. pp. 210–218.
- [4] A. Pratama dan D. S. Nugroho. 2021. Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Klasifikasi Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Daun. *Jurnal Kohesi*. vol. 5. no. 2. pp. 101–108.
- [5] R. Wicaksono dan L. M. Sari. 2020. Implementasi CNN untuk Klasifikasi Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Daun. *Jurnal Warunayama*. vol. 4. no. 1. pp. 55–62.
- [6] A. E. Minarno, G. W. Wicaksono, Y. Azhar, dan M. Y. Hasanuddin. 2022. Indonesian Herb Leaf Dataset 3500. *Mendeley Data*. version 1. doi: 10.17632/s82j8dh4rr.1
- [7] M. S. I. Musyaffa, N. Yudistira, M. A. Rahman, A. H. Basori, A. B. F. Mansur, dan J. Batoro. 2024. IndoHerb: Indonesia medicinal plants recognition using transfer learning and deep learning. *Heliyon*. vol. 10. no. 23. e40606. DOI: 10.1016/j.heliyon.2024.e40606.
- [8] T. Sinaga, D. R. Prehanto, dan M. B. R. Abdi. 2025. Deteksi dan Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan Model CNN dan Streamlit. *INCODING: Journal of Informatics and Computer Science Engineering*. vol. 5. no. 1. pp. 64–74. DOI: 10.26740/incoding.v5n1.p64-74.
- [9] D. M. S. A. Putri, G. K. Gandhiadi, dan I. G. N. Lanang Wijayakusuma. 2025. Kajian Metode Transfer Learning untuk Identifikasi Tumbuhan Herbal Berbasis Lontar Usada Taru Pramana. *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*. vol. 14. no. 1. pp. 77–89. DOI: 10.23887/jstundiksha.v14i1.92414.
- [10] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, dan L.-C. Chen. 2018. MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00474.
- [11] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C. Berg, dan L. Fei-Fei. 2015. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. *International Journal of Computer Vision*. vol. 115. no. 3. pp. 211–252. DOI: 10.1007/s11263-015-0816-y.

- [12] S. J. Pan dan Q. Yang. 2010. A Survey on Transfer Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. vol. 22. no. 10. pp. 1345–1359. DOI: 10.1109/TKDE.2009.191.
- [13] Y. LeCun, Y. Bengio, dan G. Hinton. 2015. Deep Learning. *Nature*. vol. 521. no. 7553. pp. 436–444. DOI: 10.1038/nature14539.
- [14] A. Krizhevsky, I. Sutskever, dan G. E. Hinton. 2012. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*. pp. 1097–1105.
- [15] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, dan R. Salakhutdinov. 2014. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting. *Journal of Machine Learning Research*. vol. 15. pp. 1929–1958.