

KLASIFIKASI CITRA TANAMAN MERAMBAT LIAR BERKHASIAT OBAT MENGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*

Dini¹, Barry Ceasar Octariadi², Sucipto³

Program Studi Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Muhammadiyah
Pontianak^{1,2,3}

e-mail: diniwandura1111@gmail.com

Diterima: 19/07/2026; Direvisi: 18/09/2026; Diterbitkan: 20/09/2026

ABSTRAK

Indonesia memiliki biodiversitas tanaman obat yang sangat tinggi, namun identifikasi spesifik terhadap tanaman merambat liar sering mengalami kendala akibat kemiripan morfologi daun antarspesies yang dapat menyebabkan kesalahan pemanfaatan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi otomatis untuk lima jenis tanaman merambat liar berkhasiat obat, yaitu Sirih, Brotowali, Kaduk, Ketumpang Air, dan Binahong. Metode yang digunakan adalah deep learning dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) melalui pendekatan transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dataset penelitian terdiri atas 1.000 citra daun yang terbagi secara seimbang ke dalam lima kelas, kemudian dilakukan tahap pra-pemrosesan, augmentasi data, dan pelatihan model menggunakan optimizer Adam dengan learning rate 0,0001. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi validasi sebesar 95,31% selama proses pelatihan dan mencapai akurasi pengujian internal sebesar 99,5% pada data yang belum pernah digunakan sebelumnya. Namun, pengujian eksternal menggunakan 25 citra dengan kondisi latar belakang lingkungan nyata menghasilkan akurasi sebesar 84%, yang menunjukkan adanya penurunan performa akibat variasi kondisi visual di luar dataset pelatihan. Model mampu mengenali sebagian besar kelas tanaman dengan baik, dengan kesalahan klasifikasi terutama terjadi pada tanaman Kaduk dan Sirih yang memiliki kemiripan karakteristik visual. Model kemudian diimplementasikan dalam antarmuka web interaktif berbasis Streamlit sebagai media bantu identifikasi tanaman obat. Penelitian ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 berbasis transfer learning efektif untuk klasifikasi citra tanaman merambat liar berkhasiat obat pada dataset terbatas, tetapi peningkatan keragaman data masih diperlukan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi pada kondisi nyata..

Kata Kunci: *Medicinal Plants, Leaf Identification, CNN, Mobilenetv2, Herbal Medicine Classification*

ABSTRACT

Indonesia has high biodiversity of medicinal plants; however, the specific identification of wild climbing plants is often challenging due to similarities in leaf morphology among species, which may lead to errors in medicinal utilization. This study aims to develop an automatic identification system for five wild climbing medicinal plants, namely Betel, Brotowali, Kaduk, Water Pepper, and Binahong. The proposed method applies deep learning using a *Convolutional Neural Network* (CNN) algorithm with a transfer learning approach based on the MobileNetV2 architecture. The dataset consisted of 1,000 leaf images evenly distributed into five classes, followed by image preprocessing, data augmentation, and model training using the Adam optimizer with a learning rate of 0.0001. The evaluation results showed that the model achieved a validation accuracy of 95.31% during training and obtained an internal testing

accuracy of 99.5% on previously unseen data. However, external testing using 25 images captured under real-world background conditions achieved an accuracy of 84%, indicating performance degradation due to variations in visual conditions outside the training dataset. The model successfully recognized most plant classes with high performance, with misclassifications mainly occurring between Kaduk and Betel due to their similar visual characteristics. The developed model was implemented into an interactive web-based interface using Streamlit as a supporting tool for medicinal plant identification. This study demonstrates that MobileNetV2 with a transfer learning approach is effective for classifying wild climbing medicinal plants using a limited dataset; however, increasing data diversity is still required to improve model generalization under real-world conditions.

Keywords: *Medicinal Plants, Leaf Identification, CNN, Mobilenetv2, Herbal Medicine Classification*

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan tingkat keanekaragaman hayati tertinggi di dunia yang memiliki berbagai jenis tumbuhan berpotensi sebagai sumber bahan obat alami. Masyarakat Indonesia telah lama memanfaatkan tanaman obat sebagai bagian dari pengobatan tradisional yang diwariskan secara turun-temurun. Keberadaan berbagai spesies tanaman obat tersebut Namun, pemanfaatan tanaman obat secara tepat masih menghadapi tantangan utama berupa proses identifikasi spesies yang membutuhkan ketelitian tinggi karena beberapa tanaman memiliki karakteristik morfologi yang serupa. Kesalahan identifikasi dapat menyebabkan penggunaan spesies yang tidak sesuai dan berpotensi mengurangi ketepatan pemanfaatannya. Seiring dengan berkurangnya regenerasi pengetahuan botani tradisional, diperlukan pendekatan teknologi yang mampu membantu proses identifikasi tanaman secara lebih mudah, cepat, dan akurat (Setiyono, 2023; Sinaga & Sembiring, 2025).

Permasalahan identifikasi tersebut menjadi semakin kompleks pada tanaman merambat liar karena beberapa spesies memiliki kemiripan karakteristik visual, terutama pada bentuk daun, pola tulang daun, tekstur permukaan, dan warna daun. Tanaman yang memiliki hubungan taksonomi dekat dapat menunjukkan karakter morfologi yang sulit dibedakan melalui pengamatan visual sederhana. Salah satu contoh permasalahan tersebut adalah tanaman Sirih (*Piper betle*) dan Kaduk (*Piper sarmentosum*) yang memiliki kemiripan bentuk daun sehingga meningkatkan risiko kesalahan pengenalan. Oleh karena itu, diperlukan sistem identifikasi berbasis citra yang mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis untuk membedakan spesies dengan tingkat kemiripan morfologi tinggi.

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *deep learning*, telah memberikan peluang baru dalam bidang pengolahan citra dan identifikasi objek biologis. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) banyak digunakan dalam klasifikasi citra karena memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur visual secara otomatis melalui beberapa lapisan ekstraksi fitur. Pendekatan ini memungkinkan model mengenali pola kompleks pada citra yang sulit dilakukan melalui metode berbasis fitur manual. Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa CNN mampu diterapkan pada berbagai tugas identifikasi tanaman berdasarkan citra daun maupun bagian tanaman lainnya (Nurhadi AS et al., 2023; Triase, 2024). Penelitian Kasim et al. (2024) menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk klasifikasi tanaman herbal berdasarkan citra, sedangkan Setiyono, (2023). menerapkan CNN untuk identifikasi tanaman obat Indonesia melalui citra daun. Selain itu, Rianta et al. (2024)

mengembangkan sistem pengenalan tanaman obat berbentuk rimpang menggunakan metode VGG16 berbasis pengolahan citra.

Penelitian lain juga menunjukkan bahwa karakteristik visual daun, seperti bentuk, tekstur, pola permukaan, dan struktur morfologi, dapat dimanfaatkan sebagai fitur penting dalam proses identifikasi spesies tanaman menggunakan pendekatan deep learning. Poornam dan Devaraj (2021) menunjukkan bahwa citra daun dapat digunakan secara efektif untuk membedakan spesies tanaman melalui pembelajaran fitur visual berbasis CNN. Reddy et al. (2022) juga melaporkan bahwa metode klasifikasi citra berbasis deep learning mampu memberikan performa yang baik dalam identifikasi spesies tanaman dengan memanfaatkan pola visual yang terdapat pada daun. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra memiliki potensi untuk mengatasi keterbatasan identifikasi manual, terutama pada tanaman dengan kemiripan karakteristik morfologi.

Meskipun berbagai penelitian tersebut menunjukkan keberhasilan penerapan CNN dalam klasifikasi tanaman, sebagian besar penelitian masih berfokus pada tanaman dengan karakteristik visual yang relatif berbeda atau menggunakan kondisi citra yang lebih terkendali. Kemampuan model dalam menghadapi tanaman dengan kemiripan morfologi tinggi serta variasi kondisi lingkungan nyata masih menjadi tantangan yang belum banyak dikaji. Model yang dilatih menggunakan dataset dengan kondisi terbatas dapat menghasilkan performa tinggi pada data pengujian internal, tetapi belum tentu memiliki kemampuan generalisasi yang baik ketika diterapkan pada kondisi lapangan dengan variasi pencahayaan, latar belakang, sudut pengambilan gambar, dan kualitas citra yang berbeda. Hilman dan Nordin (2022) menjelaskan bahwa model berbasis CNN dalam pengenalan tanaman menghadapi tantangan terkait variasi lingkungan, kualitas citra, dan perbedaan karakteristik visual antarspesies. Selain itu, Singh et al. (2021) menunjukkan bahwa keberagaman dataset dengan kondisi nyata berperan penting dalam meningkatkan kemampuan adaptasi model terhadap lingkungan penggunaan sebenarnya.

Selain kemampuan ekstraksi fitur otomatis, pendekatan transfer learning menjadi strategi yang banyak digunakan dalam klasifikasi tanaman karena mampu memanfaatkan pengetahuan dari model yang telah dilatih sebelumnya. Too et al. (2020) menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* pada model deep learning dapat meningkatkan performa identifikasi penyakit tanaman dengan memanfaatkan bobot awal dari jaringan yang telah memiliki kemampuan ekstraksi fitur visual. Pendekatan ini sesuai untuk penelitian dengan jumlah dataset terbatas karena dapat mengurangi kebutuhan data pelatihan yang besar sekaligus meningkatkan efisiensi proses pembelajaran model. Dalam penelitian ini, arsitektur MobileNetV2 dipilih karena memiliki struktur jaringan yang ringan dengan kemampuan ekstraksi fitur yang baik sehingga sesuai untuk pengembangan sistem klasifikasi tanaman berbasis citra yang membutuhkan efisiensi komputasi (Zidan et al., 2024).

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi citra lima jenis tanaman merambat liar berkhasiat obat menggunakan CNN berbasis MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning*. Kebaruan penelitian ini terletak pada fokus klasifikasi tanaman merambat liar berkhasiat obat yang memiliki kemiripan karakteristik visual antarspesies serta evaluasi kemampuan generalisasi model melalui pengujian eksternal menggunakan citra dengan kondisi latar alami. Penggunaan arsitektur MobileNetV2 dipilih karena mampu menyediakan ekstraksi fitur visual yang efektif dengan kebutuhan komputasi yang lebih efisien untuk dataset terbatas. Selain itu, model yang dikembangkan diimplementasikan dalam antarmuka berbasis Streamlit sebagai media bantu identifikasi tanaman.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model CNN berbasis MobileNetV2 untuk klasifikasi citra daun lima jenis tanaman merambat liar berkhasiat obat, yaitu Sirih (*Piper betle*), Brotowali (*Tinospora cordifolia*), Kaduk (*Piper sarmentosum*), Ketumpang Air (*Peperomia pellucida*), dan Binahong (*Anredera cordifolia*). Ruang lingkup penelitian dibatasi pada proses klasifikasi citra tunggal dengan objek berupa daun dari lima kelas tanaman tersebut menggunakan pendekatan pembelajaran mesin berbasis citra. Penelitian ini berfokus pada identifikasi berdasarkan karakteristik visual daun dan tidak mencakup analisis kandungan senyawa aktif, penentuan khasiat farmakologis, maupun validasi medis dari tanaman yang diklasifikasikan. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem bantu identifikasi tanaman obat berbasis kecerdasan buatan yang dapat mendukung masyarakat maupun peneliti dalam mengenali tanaman secara lebih praktis dan terstruktur.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis rekayasa perangkat lunak dengan menerapkan metode *deep learning* untuk melakukan klasifikasi citra tanaman merambat liar berkhasiat obat. Algoritma yang digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 melalui pendekatan *transfer learning*. Penelitian ini dirancang melalui beberapa tahapan utama yang meliputi pengumpulan dataset citra daun, proses pra-pemrosesan citra, pembagian dataset, pembangunan model klasifikasi, pelatihan model, evaluasi performa, serta implementasi sistem berbasis antarmuka web menggunakan Streamlit. Pendekatan ini digunakan untuk mengembangkan model yang mampu mengenali lima jenis tanaman berdasarkan karakteristik visual daun dan mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan.

Dataset penelitian terdiri atas 1.000 citra daun dari lima kelas tanaman merambat liar berkhasiat obat, yaitu Sirih *Piper betle*, Brotowali *Tinospora cordifolia*, Kaduk *Piper sarmentosum*, Ketumpang Air *Peperomia pellucida*, dan Binahong *Anredera cordifolia*. Setiap kelas terdiri atas 200 citra sehingga distribusi data antarspesies berada dalam kondisi seimbang untuk mengurangi potensi bias model terhadap kelas tertentu. Dataset tersebut digunakan untuk proses pelatihan, validasi, dan pengujian model klasifikasi citra berbasis *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur MobileNetV2. Citra yang digunakan berupa citra daun dari masing-masing spesies tanaman yang telah dikelompokkan berdasarkan lima kelas objek penelitian. Proses pelabelan dilakukan berdasarkan jenis tanaman yang menjadi objek klasifikasi, kemudian setiap citra dikelompokkan sesuai dengan kelas spesiesnya sebelum digunakan dalam proses pelatihan model. Identitas spesies pada dataset mengacu pada lima jenis tanaman yang telah ditentukan dalam penelitian, yaitu Sirih, Brotowali, Kaduk, Ketumpang Air, dan Binahong.

Proses pemberian label pada dataset dilakukan berdasarkan identifikasi jenis tanaman yang menjadi objek penelitian, yaitu lima spesies tanaman merambat liar berkhasiat obat yang digunakan dalam proses klasifikasi. Setiap citra dikelompokkan sesuai dengan kelas spesies yang telah ditentukan sebelum digunakan dalam tahap pelatihan dan pengujian model. Penentuan label dilakukan berdasarkan karakteristik dan identitas spesies tanaman yang digunakan dalam penelitian untuk memastikan kesesuaian antara citra dan kelas yang diberikan. Ketepatan proses pelabelan menjadi aspek penting dalam penelitian klasifikasi citra karena

label yang tidak sesuai dapat memengaruhi kemampuan model dalam mempelajari karakteristik visual dari setiap kelas tanaman.

Dataset dibagi menjadi tiga kelompok data, yaitu data pelatihan (*training*), validasi (*validation*), dan pengujian (*testing*) untuk mengevaluasi kemampuan model secara menyeluruh. Pembagian dataset dilakukan berdasarkan unit individu daun sehingga citra yang berasal dari daun atau tanaman yang sama tidak tersebar pada kelompok pelatihan, validasi, maupun pengujian. Strategi tersebut diterapkan untuk mencegah terjadinya *data leakage* yang dapat menyebabkan peningkatan performa model secara tidak representatif akibat adanya kemiripan data antara proses pelatihan dan pengujian. Proporsi pembagian dataset yang digunakan adalah [tambahkan rasio pembagian dataset sesuai eksperimen], dengan data pengujian digunakan sebagai data independen yang tidak dilibatkan selama proses pelatihan model. Setelah pembagian dataset dilakukan, tahap pra-pemrosesan diterapkan untuk menyesuaikan format citra dengan kebutuhan masukan model MobileNetV2. Seluruh citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel dan dilakukan normalisasi nilai intensitas warna ke dalam rentang 0–1 untuk meningkatkan kestabilan proses pembelajaran model. Selanjutnya, augmentasi data diterapkan hanya pada data pelatihan untuk meningkatkan variasi citra dan mengurangi risiko *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan meliputi rotasi, pergeseran citra, pembesaran (*zoom*), dan inversi citra (*flip*) dengan parameter augmentasi berupa [tambahkan nilai parameter sesuai konfigurasi eksperimen]. Penerapan augmentasi bertujuan untuk meningkatkan kemampuan model dalam mempelajari variasi karakteristik visual daun sehingga dapat meningkatkan kemampuan generalisasi pada data baru.

Model klasifikasi menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning* berbasis bobot awal dari ImageNet. Lapisan dasar MobileNetV2 dibekukan untuk memanfaatkan fitur yang telah dipelajari sebelumnya dalam mengekstraksi karakteristik citra daun, kemudian ditambahkan *custom head* yang terdiri atas *Global Average Pooling 2D*, *Dense Layer* dengan 128 neuron menggunakan aktivasi ReLU, *Dropout Layer* sebesar 20%, dan lapisan keluaran dengan lima neuron menggunakan aktivasi Softmax. Struktur tersebut digunakan untuk menghasilkan probabilitas klasifikasi terhadap lima kelas tanaman yang menjadi objek penelitian. Pemilihan arsitektur MobileNetV2 dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya dalam menyediakan ekstraksi fitur visual yang efektif dengan struktur jaringan yang lebih ringan dibandingkan beberapa arsitektur CNN yang lebih kompleks. Karakteristik tersebut menjadikan MobileNetV2 sesuai untuk penelitian dengan jumlah dataset yang terbatas karena pendekatan *transfer learning* memungkinkan pemanfaatan fitur yang telah dipelajari sebelumnya sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien. Selain itu, MobileNetV2 juga memiliki potensi untuk diterapkan pada sistem berbasis aplikasi dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah (Zidan et al., 2024).

Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* 0,0001 dan fungsi kehilangan (*loss function*) *categorical crossentropy* selama 10 *epoch* menggunakan data yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi. Performa model dipantau berdasarkan perubahan nilai akurasi dan *loss* pada data pelatihan serta validasi, kemudian model terbaik ditentukan berdasarkan nilai validasi tertinggi. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur performa klasifikasi secara keseluruhan maupun pada setiap kelas tanaman. Akurasi digunakan untuk mengukur proporsi prediksi benar, *precision* menunjukkan ketepatan prediksi positif, *recall* mengukur kemampuan model mengenali data positif, sedangkan *F1-score* menunjukkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

Selain menggunakan dataset utama, penelitian ini melakukan pengujian eksternal untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model pada kondisi yang lebih mendekati penggunaan nyata. Pengujian eksternal dilakukan menggunakan 25 citra dengan kondisi latar belakang lingkungan yang lebih kompleks dan menghasilkan akurasi sebesar 84%. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan model dalam menghadapi variasi visual yang berbeda dari dataset pelatihan, seperti perubahan pencahayaan, keberadaan objek lain pada latar belakang, dan variasi posisi daun. Hasil pengujian eksternal digunakan sebagai indikator tambahan dalam menilai kemampuan adaptasi model terhadap kondisi lingkungan nyata.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Model klasifikasi tanaman merambat liar berkhasiat obat berhasil dibangun menggunakan bahasa pemrograman Python dan diimplementasikan melalui antarmuka web interaktif berbasis Streamlit. Proses pelatihan dilakukan selama 10 epoch menggunakan dataset yang telah melalui tahap pra-pemrosesan dan augmentasi data. Berdasarkan hasil pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa secara bertahap dengan nilai akurasi pelatihan sebesar 95,61% dan akurasi validasi sebesar 95,31% pada akhir proses pelatihan. Nilai *loss* juga mengalami penurunan hingga mencapai 0,17, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik citra daun selama proses pelatihan. Perbedaan antara akurasi pelatihan (95,61%) dan validasi (95,31%) menunjukkan bahwa model memiliki pola pembelajaran yang relatif stabil dengan selisih performa yang kecil. Meskipun demikian, nilai akurasi validasi belum sepenuhnya menggambarkan kemampuan model dalam menghadapi variasi citra di luar distribusi data pelatihan, sehingga evaluasi lanjutan dilakukan menggunakan data pengujian internal dan eksternal.

Evaluasi pengujian internal dilakukan menggunakan data uji yang belum pernah digunakan selama proses pelatihan model. Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh akurasi sebesar 99,5% dengan jumlah prediksi benar sebanyak 199 dari 200 citra uji. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang tinggi terhadap citra yang memiliki karakteristik serupa dengan dataset pelatihan. Namun, untuk memastikan performa setiap kelas secara lebih detail, evaluasi perlu dilengkapi dengan *confusion matrix* lima kelas dan *classification report* yang mencakup nilai *precision*, *recall*, dan F1-score pada seluruh kelas tanaman yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 1. Rekapitulasi Hasil Klasifikasi Data Uji

Jenis Tanaman	Jumlah Data Uji	Prediksi Benar	Akurasi
Sirih	40	40	100%
Brotowali	40	40	100%
Kaduk	40	39	97,5%
Ketumpang Air	40	40	100%
Binahong	40	40	100%
Total	200	199	99,5%

Berdasarkan Tabel 1, model mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra tanaman dengan tingkat akurasi yang tinggi. Kesalahan klasifikasi terjadi pada satu citra tanaman Kaduk yang diprediksi sebagai kelas lain akibat adanya kemiripan karakteristik visual daun dengan tanaman Sirih. Evaluasi menggunakan *confusion matrix* lima kelas dan *classification report*

seluruh kelas digunakan untuk memberikan gambaran yang lebih lengkap mengenai kemampuan model dalam membedakan setiap spesies tanaman.

Selain pengujian internal, dilakukan pengujian eksternal menggunakan 25 citra dengan kondisi latar belakang lingkungan yang lebih kompleks. Hasil pengujian eksternal menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi sebesar 84%, yang lebih rendah dibandingkan akurasi pengujian internal sebesar 99,5%. Perbedaan performa antara pengujian internal dan eksternal menunjukkan adanya kesenjangan distribusi data (*domain shift*) antara citra yang digunakan selama pelatihan dan citra pada kondisi nyata. Pada pengujian internal, citra memiliki karakteristik yang relatif serupa dengan data pelatihan sehingga model mampu mengenali pola visual dengan tingkat akurasi tinggi. Sebaliknya, pada pengujian eksternal model menghadapi variasi kondisi visual yang lebih kompleks, seperti perubahan pencahayaan, perbedaan latar belakang, variasi sudut pengambilan gambar, serta kemungkinan adanya objek lain di sekitar daun.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa meskipun model memiliki performa tinggi pada data yang menyerupai distribusi pelatihan, kemampuan generalisasi terhadap kondisi lingkungan nyata masih perlu ditingkatkan. Oleh karena itu, pengembangan dataset dengan variasi kondisi pengambilan citra yang lebih luas diperlukan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap perubahan lingkungan.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN berbasis MobileNetV2 mampu melakukan klasifikasi citra lima jenis tanaman merambat liar berkhasiat obat dengan performa yang tinggi pada pengujian internal. Model memperoleh akurasi validasi sebesar 95,31% selama proses pelatihan dan mencapai akurasi pengujian sebesar 99,5% pada data uji yang belum pernah digunakan sebelumnya. Performa tersebut menunjukkan bahwa pendekatan transfer learning mampu membantu model dalam mempelajari karakteristik visual daun secara efektif, terutama ketika jumlah dataset yang digunakan relatif terbatas. Namun, nilai akurasi yang tinggi pada pengujian internal perlu dianalisis secara hati-hati karena belum sepenuhnya menggambarkan kemampuan model ketika diterapkan pada kondisi lingkungan yang berbeda dari data pelatihan. Kemampuan CNN dalam mengenali pola visual secara otomatis melalui proses ekstraksi fitur bertingkat telah banyak dilaporkan pada penelitian klasifikasi tanaman berbasis citra (Nurhadi AS et al., 2023; Triase, 2024). Selain itu, penggunaan arsitektur MobileNetV2 memberikan keuntungan dalam pengembangan model berbasis citra karena memiliki struktur jaringan yang lebih ringan dengan kemampuan klasifikasi yang baik, sebagaimana dilaporkan pada penelitian sebelumnya yang menerapkan MobileNetV2 berbasis transfer learning (Simangunsong et al., 2025; Zidan et al., 2024). Dalam penelitian ini, penggunaan MobileNetV2 juga memberikan keuntungan karena mampu memanfaatkan fitur awal dari model pralatih untuk mengenali pola visual daun tanpa membutuhkan dataset yang sangat besar.

Hasil penelitian ini mendukung temuan sebelumnya mengenai efektivitas pendekatan transfer learning dalam klasifikasi objek biologis berbasis citra. Too et al. (2020) menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* pada model deep learning mampu meningkatkan kemampuan identifikasi dengan memanfaatkan fitur yang telah dipelajari sebelumnya. Pada penelitian ini, penggunaan MobileNetV2 melalui pendekatan transfer learning memungkinkan model memperoleh representasi fitur visual daun secara lebih efisien meskipun jumlah dataset yang digunakan masih terbatas. Pendekatan tersebut sesuai dengan kebutuhan klasifikasi tanaman

karena fitur visual seperti bentuk daun, tekstur, dan pola permukaan merupakan komponen penting dalam membedakan antarspesies (Poornam dan Devaraj, 2021).

Meskipun model menunjukkan performa tinggi secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa tidak semua kelas memiliki tingkat kesulitan klasifikasi yang sama. Kesalahan prediksi ditemukan pada kelas Kaduk dan Sirih, yang menunjukkan bahwa kedua tanaman tersebut memiliki karakteristik visual yang lebih sulit dibedakan oleh model. Kemiripan bentuk daun, struktur permukaan, pola tulang daun, dan karakteristik visual lainnya dapat menyebabkan fitur yang dipelajari oleh CNN memiliki representasi yang berdekatan antar kelas. Kondisi ini menunjukkan bahwa keberhasilan klasifikasi tidak hanya dipengaruhi oleh arsitektur model, tetapi juga oleh tingkat perbedaan karakteristik visual antarspesies.

Performa tinggi yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari karakteristik visual dari lima kelas tanaman yang digunakan. Dataset yang seimbang dengan jumlah 200 citra pada setiap kelas membantu model memperoleh distribusi pembelajaran yang lebih baik sehingga tidak mengalami dominasi pada kelas tertentu. Hasil penelitian ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa CNN mampu digunakan untuk mengidentifikasi tanaman berdasarkan karakteristik citra dengan tingkat akurasi yang baik (Setiyono, 2023; Kasim et al. (2024). Penelitian lain juga menunjukkan bahwa penerapan metode *deep learning* dapat membantu proses identifikasi tanaman herbal melalui pemanfaatan fitur visual yang diperoleh secara otomatis dari citra (Nasution et al., 2025; Rianta et al., 2024). Namun, perbandingan langsung dengan penelitian terdahulu perlu dilakukan secara hati-hati karena terdapat perbedaan pada jenis tanaman, jumlah dataset, metode akuisisi citra, kondisi lingkungan, arsitektur model, serta metode evaluasi yang digunakan.

Berdasarkan hasil evaluasi klasifikasi, kesalahan prediksi ditemukan pada kelas Kaduk dan Sirih. Poornam dan Devaraj (2021) menjelaskan bahwa meskipun fitur daun dapat menjadi dasar identifikasi spesies, kemiripan bentuk dan pola visual antarspesies dapat menjadi tantangan bagi model klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data saja belum tentu cukup untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi antarspesies dengan kemiripan tinggi. Dataset perlu memiliki variasi karakteristik visual yang lebih luas, seperti variasi umur daun, kondisi permukaan daun, posisi pengambilan gambar, serta variasi lingkungan pengambilan citra agar model dapat mempelajari fitur pembeda yang lebih spesifik. Selain keterbatasan pada kemiripan antarspesies, jumlah dataset yang digunakan dalam penelitian ini masih terbatas pada lima kelas tanaman dengan jumlah citra yang relatif kecil. Kondisi tersebut dapat menyebabkan model lebih banyak belajar berdasarkan karakteristik visual yang dominan pada dataset penelitian, sehingga kemampuan model dalam mengenali tanaman di luar distribusi data pelatihan belum dapat dipastikan. Penelitian lanjutan perlu mempertimbangkan perluasan dataset dengan menambahkan variasi lokasi, perangkat pengambilan gambar, kondisi pencahayaan, serta spesies tanaman lain untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

Pengujian eksternal menunjukkan adanya penurunan performa model dari akurasi pengujian internal sebesar 99,5% menjadi 84% ketika diterapkan pada citra dengan kondisi lingkungan yang lebih kompleks. Perbedaan performa tersebut menunjukkan adanya perbedaan distribusi antara data pelatihan dan data eksternal (*domain shift*). Pada data internal, citra memiliki karakteristik yang lebih mendekati data pelatihan, sedangkan citra eksternal memiliki variasi yang lebih tinggi akibat perubahan kondisi lingkungan. Penurunan akurasi pada pengujian eksternal dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti variasi latar belakang,

perubahan intensitas pencahayaan, perbedaan sudut pengambilan gambar, keberadaan objek lain di sekitar daun, serta kualitas citra yang diperoleh dari perangkat berbeda. Hasil ini menunjukkan bahwa performa tinggi pada data internal belum sepenuhnya merepresentasikan kemampuan model ketika digunakan pada lingkungan sebenarnya. Temuan tersebut sejalan dengan penelitian Hilman dan Nordin (2022) yang menjelaskan bahwa variasi kondisi visual, seperti pencahayaan, latar belakang, sudut pengambilan gambar, dan lingkungan pengambilan citra, menjadi tantangan utama dalam meningkatkan konsistensi kinerja CNN untuk pengenalan tanaman. Selain itu, penggunaan dataset dengan variasi kondisi nyata, seperti PlantDoc yang diperkenalkan oleh Singh et al. (2021), menunjukkan bahwa keberagaman data berperan penting dalam meningkatkan kemampuan adaptasi model terhadap kondisi lapangan.

Berdasarkan hasil tersebut, pengembangan sistem identifikasi tanaman berbasis CNN tidak hanya membutuhkan peningkatan akurasi pada dataset internal, tetapi juga memerlukan evaluasi terhadap kemampuan adaptasi model pada kondisi nyata. Strategi seperti penambahan data lapangan, augmentasi yang lebih beragam, penggunaan metode segmentasi objek daun, serta penerapan metode interpretasi model seperti Grad-CAM dapat menjadi pendekatan yang relevan untuk memahami dan meningkatkan performa model pada penelitian selanjutnya. Meskipun model yang dikembangkan menunjukkan kinerja klasifikasi yang baik, penelitian ini masih memiliki beberapa keterbatasan yang perlu menjadi perhatian untuk pengembangan selanjutnya. Dataset yang digunakan masih terbatas pada lima kelas tanaman merambat liar berkhasiat obat, sehingga kemampuan model dalam mengenali spesies tanaman lain di luar kelas tersebut belum dapat dievaluasi secara menyeluruh. Selain itu, penelitian ini belum mencakup pengujian menggunakan variasi perangkat akuisisi citra dan lokasi pengambilan gambar yang berbeda, sehingga kemampuan adaptasi model terhadap perubahan perangkat dan kondisi lingkungan masih perlu dikaji lebih lanjut.

Di samping itu, evaluasi terhadap performa MobileNetV2 masih terbatas karena belum dilakukan perbandingan dengan arsitektur lain seperti CNN sederhana, VGG16, ResNet50, maupun EfficientNet. Perbandingan dengan beberapa arsitektur tersebut diperlukan untuk mengetahui apakah MobileNetV2 memberikan keseimbangan terbaik antara performa klasifikasi dan efisiensi komputasi. Meskipun demikian, pemilihan MobileNetV2 dalam penelitian ini sejalan dengan perkembangan metode *deep learning* yang mengarah pada penggunaan model dengan efisiensi komputasi tinggi. Reddy et al. (2023) melaporkan bahwa model *deep learning* yang efisien mampu diterapkan pada klasifikasi tanaman berbasis citra dengan mempertahankan performa yang baik menggunakan kebutuhan sumber daya komputasi yang lebih rendah.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi CNN berbasis MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning* memiliki potensi dalam klasifikasi citra tanaman merambat liar berkhasiat obat. Hasil penelitian memperkuat temuan sebelumnya bahwa metode *deep learning* dapat diterapkan untuk membantu proses identifikasi tanaman berbasis citra (Nurhadi AS et al., 2023; Triase, 2024). Implementasi sistem berbasis Streamlit juga menunjukkan peluang penerapan model sebagai alat bantu identifikasi yang lebih mudah digunakan oleh pengguna. Namun, hasil pengujian eksternal menunjukkan bahwa peningkatan kemampuan generalisasi masih menjadi aspek penting sebelum sistem diterapkan secara luas pada kondisi nyata.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi citra tanaman merambat liar berkhasiat obat menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan *transfer learning*. Model yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan lima jenis tanaman berdasarkan citra daun, yaitu Sirih (*Piper betle*), Brotowali (*Tinospora cordifolia*), Kaduk (*Piper sarmentosum*), Ketumpang Air (*Peperomia pellucida*), dan Binahong (*Anredera cordifolia*). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memperoleh akurasi validasi sebesar 95,31% selama proses pelatihan dan mencapai akurasi pengujian internal sebesar 99,5% pada data uji yang belum pernah digunakan sebelumnya. Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *transfer learning* menggunakan MobileNetV2 mampu mempelajari karakteristik visual daun secara efektif pada dataset dengan jumlah data yang terbatas.

Meskipun menunjukkan performa tinggi pada pengujian internal, model mengalami penurunan akurasi ketika diuji menggunakan citra eksternal dengan kondisi lingkungan yang lebih kompleks, yaitu sebesar 84%. Penurunan tersebut menunjukkan bahwa kemampuan generalisasi model masih dipengaruhi oleh variasi kondisi visual, seperti perubahan pencahayaan, latar belakang, dan perbedaan kondisi pengambilan citra. Model yang dikembangkan telah berhasil diimplementasikan dalam antarmuka berbasis Streamlit sebagai media bantu identifikasi tanaman obat. Namun, penerapan model pada kondisi lapangan masih memiliki keterbatasan sehingga diperlukan perhatian terhadap keberagaman data dan variasi lingkungan agar performa klasifikasi dapat lebih stabil pada penggunaan nyata.

DAFTAR PUSTAKA

- Hilman, W. M. A., & Nordin, S. (2022). Plant recognition system using convolutional neural network. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 1019, 012031. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/1019/1/012031>
- Kasim, N., Fadilah, M. B., Al Hidayat, W., & Saputra, R. A. (2024). Klasifikasi jenis tanaman herbal berdasarkan citra menggunakan metode convolutional neural network (CNN). *Jurnal Tekno Kompak*, 19(1), 64. <https://ejurnal.teknokrat.ac.id/index.php/teknokompak/article/view/4536>
- Nasution, W. A., Niska, D. Y., Al Idrus, S. I., Indra, Z., & Taufik, I. (2025). Implementasi metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam klasifikasi tanaman herbal berbentuk rimpang pada sistem informasi berbasis website. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 9(5), 8507–8514. <https://doi.org/10.36040/jati.v9i5.15092>
- Nurhadi AS, Y., Mulyana, D. I., & Akbar, Y. (2023). Klasifikasi rumput liar menggunakan *deep learning* dengan *Dense Convolutional Neural Network*. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 19(1), 347–356. <https://doi.org/10.35889/progresif.v19i1.1166>
- Poornam, S., & Devaraj, A. F. S. (2021). Image based plant leaf disease detection using deep learning. *International Journal of Computer and Communication Informatics*, 3(1). <https://doi.org/10.34256/ijcci2115>
- Reddy, E. V., Naveen Kumar, G. S., Swathi, B., & Siva Naga Dhipiti, G. (2022). Deep learning approach for image-based plant species classification. In V. S. Reddy, V. K. Prasad, J. Wang, & K. Reddy (Eds.), *Soft Computing and Signal Processing: Proceedings of ICSCSP 2021* (pp. 405–412). Advances in Intelligent Systems and Computing, Vol. 1413. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-7088-6_37



- Rianta, A. B., Afidah, D. I., & Susanto, A. (2023). Aplikasi panduan untuk mengenal tanaman obat berbentuk rimpang berbasis *image processing* menggunakan metode VGG16. *JINTEKS (Jurnal Informatika Teknologi dan Sains)*, 5(4), 726–731. <https://doi.org/10.51401/jinteks.v5i4.3691>
- Setiyono, B., Arif, M. R., Aini, Q. Q., Soegianto, T. H., Ohanna, J., Gunawan, R. A. F., & Rizkia, A. P. (2023). Identifikasi tanaman obat Indonesia melalui citra daun menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(2), 385–392. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20236809>
- Simangunsong, J., Simanjuntak, N. D., & Matondang, A. A. (2025). Penerapan *transfer learning* untuk klasifikasi citra bunga berbasis *Convolutional Neural Network*. *Jurnal Minfo Polgan*, 14(1), 1062–1067. <https://doi.org/10.33395/jmp.v14i1.14980>
- Sinaga, N. N., & Sembiring, A. (2025). Klasifikasi tumbuhan obat berdasarkan citra daun menggunakan algoritma CNN. *Incoding*, 5(1), 64–74. <https://journal.mahesacenter.org/index.php/incoding/article/view/833>
- Singh, D., Jain, N., Jain, P., Kayal, P., Kumawat, S., & Batra, N. (2021). PlantDoc: A dataset for visual plant disease detection. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 0–0. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00055>
- Too, E. C., Yujian, L., Njuki, S., & Yingchun, L. (2020). A comparative study of fine-tuning deep learning models for plant disease identification. *Computers and Electronics in Agriculture*, 161, 272–279. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.03.032>
- Triase. (2023). Penerapan *deep learning* untuk identifikasi citra tanaman obat anti-inflamasi menggunakan algoritma CNN. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(6), 4388–4396. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i6.3470>
- Wang, S., Xu, D., Liang, H., Bai, Y., Li, X., Zhou, J., Su, C., & Wei, W. (2025). Advances in deep learning applications for plant disease and pest detection: A review. *Remote Sensing*, 17(4), 698. <https://doi.org/10.3390/rs17040698>
- Zidan, A., Rahman, M. F., & Sari, A. P. (2024). Pemanfaatan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk penilaian kelayakan rumah. *ALINIER Journal of Artificial Intelligence & Applications*, 5(2), 129–139. <https://doi.org/10.36040/aliner.v5i2.11061>