

Pengenalan Jenis Daun Jambu Biji Menggunakan CNN MobileNetV2

^{1*}Rino Syahra Prasetyo, ²Umi Mahdiyah, ³Wahyu Cahyo Utomo

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

E-mail: ¹rinosyahra3502@gmail.com, ²umimahdiyah@gmail.com, ³wahyu.utomo@unpkdr.ac.id

Penulis Korespondens : Rino Syahra Prasetyo

Abstrak— Identifikasi jenis jambu biji berdasarkan daun masih sering dilakukan secara manual dan bergantung pada pengamatan visual, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan terutama pada jenis daun yang memiliki kemiripan bentuk dan pola tulang daun. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi jenis daun jambu biji menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas, yaitu jambu biji kristal merah, jambu varigata, jambu biji australia, dan jambu biji sukun dengan total 2000 citra. Proses penelitian meliputi preprocessing, augmentasi data, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Selain itu, sistem dilengkapi dengan mekanisme open set recognition untuk mengidentifikasi citra yang bukan termasuk daun jambu. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 0,99 dengan nilai evaluasi yang tinggi pada seluruh kelas. Hal ini menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu mengklasifikasikan citra daun jambu biji dengan baik dan dapat digunakan dalam sistem berbasis web.

Kata Kunci—CNN, klasifikasi citra, MobileNetV2, daun jambu biji, deep learning

Abstract— The identification of guava leaf types is commonly performed manually and relies on visual observation, which may lead to errors, especially when leaf shapes and vein patterns appear similar. This study aims to develop a classification system for guava leaves using a Convolutional Neural Network with the MobileNetV2 architecture. The dataset consists of four classes: red crystal guava, variegated guava, Australian guava, and sukun guava, with a total of 2000 images. The research process includes preprocessing, data augmentation, model training, and evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score. In addition, the system is equipped with an open set recognition mechanism to detect non-guava images. The results show that the model achieves an accuracy of 0.99 with high evaluation scores across all classes. These findings indicate that MobileNetV2 is effective in classifying guava leaf images and can be implemented in web-based systems.

Keywords— CNN, image classification, MobileNetV2, guava leaves, deep learning

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



I. PENDAHULUAN

Jambu biji merupakan salah satu tanaman buah yang cukup banyak ditemukan di Indonesia dan memiliki berbagai varietas. Setiap varietas memiliki karakteristik yang berbeda, salah satunya dapat dilihat dari bentuk daun dan pola tulang daunnya. Namun, proses identifikasi jenis jambu biji berdasarkan daun tidak selalu mudah dilakukan, terutama bagi orang yang tidak memiliki pengetahuan khusus di bidang pertanian atau botani.

Daun jambu biji dipilih sebagai objek penelitian karena memiliki karakteristik morfologi yang dapat digunakan sebagai pembeda antar varietas. Perbedaan tersebut dapat diamati pada bentuk daun, ukuran, tekstur permukaan, serta pola tulang daun yang dimiliki masing-masing varietas. Selain itu, identifikasi berdasarkan daun dapat dilakukan lebih awal tanpa harus menunggu tanaman menghasilkan buah. Beberapa penelitian sebelumnya juga menunjukkan bahwa citra daun dapat digunakan sebagai objek yang efektif dalam proses klasifikasi tanaman menggunakan metode *deep learning*.

Perbedaan visual antar daun jambu biji sering kali tidak terlalu mencolok, sehingga dapat menimbulkan kesalahan dalam proses identifikasi secara manual. Faktor lain seperti pencahayaan, latar belakang, serta sudut pengambilan gambar juga dapat mempengaruhi hasil pengamatan. Kondisi tersebut menyebabkan hasil identifikasi menjadi kurang konsisten apabila dilakukan oleh orang yang berbeda. Oleh karena itu, diperlukan metode otomatis yang mampu mengenali karakteristik daun secara lebih objektif dan akurat.

Perkembangan teknologi *computer vision* dan *deep learning* memungkinkan proses klasifikasi citra dilakukan secara otomatis. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang mampu mempelajari pola visual secara langsung dari data citra [1]. Kemampuan CNN dalam mengekstraksi fitur secara otomatis menjadikannya banyak digunakan pada berbagai penelitian klasifikasi citra tanaman.

MobileNetV2 merupakan salah satu arsitektur *CNN* yang dirancang ringan namun tetap memiliki performa yang baik [2]. Dengan memanfaatkan *transfer learning*, model dapat menggunakan pengetahuan dari dataset berskala besar sehingga proses pelatihan menjadi lebih efektif [3]. Arsitektur ini juga memiliki jumlah parameter yang lebih sedikit dibandingkan beberapa model CNN lainnya sehingga cocok digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas. Oleh karena itu, *MobileNetV2* dipilih sebagai metode utama dalam penelitian ini.

Berdasarkan permasalahan tersebut, diperlukan suatu sistem yang mampu mengidentifikasi jenis daun jambu biji secara otomatis dan akurat. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi jenis daun jambu biji menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* serta mengevaluasi kinerjanya berdasarkan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian diharapkan dapat mendukung proses identifikasi varietas jambu biji secara lebih cepat dan efisien melalui sistem berbasis web.

II. METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan pengembangan model klasifikasi citra. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu penyiapan dataset, preprocessing citra, augmentasi data, pembangunan model *MobileNetV2*, pelatihan model, pengujian, dan evaluasi performa[4]. Model yang dikembangkan diarahkan untuk mengklasifikasikan citra daun jambu biji ke dalam empat kelas, yaitu jambu biji kristal merah, jambu biji sukun, jambu biji varigata, dan jambu biji australia. Selain itu, penelitian ini juga menambahkan kelas *non_jambu* untuk mendukung kemampuan model dalam membedakan citra daun jambu biji dengan objek lain yang tidak termasuk dalam kategori yang dilatih. Dengan demikian, sistem tidak hanya mampu melakukan klasifikasi jenis daun jambu biji, tetapi juga dapat mengidentifikasi citra yang bukan merupakan daun jambu biji[5].

A. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan terdiri dari citra daun jambu biji yang dibagi menjadi empat kelas, yaitu:

Tabel 1 Jumlah Dataset Citra Daun Jambu Biji

Kelas Citra	Jumlah Data
Jambu Biji Kristal Merah	500
Jambu Biji Sukun	500
Jambu Biji Varigata	500
Jambu Biji Australia	500
Total	2.000

Berdasarkan Tabel 1, dataset yang digunakan terdiri dari empat kelas daun jambu biji dengan jumlah data yang seimbang, yaitu masing-masing 500 citra. Total *dataset* yang digunakan sebanyak 2.000 citra. Pembagian jumlah data yang seimbang bertujuan untuk mengurangi bias model terhadap kelas tertentu selama proses pelatihan.

B. Preprocessing dan Augmentasi

Tahapan *preprocessing* dilakukan sebagai langkah awal untuk mempersiapkan citra agar sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh model. Pada proses ini, setiap gambar diubah dimensinya menjadi 224×224 piksel sehingga selaras dengan spesifikasi input *MobileNetV2*. Selain itu, dilakukan penskalaan nilai piksel dengan mengubah rentang nilai dari 0–255 menjadi 0–1 melalui pembagian dengan 255. Proses ini bertujuan untuk menjaga kestabilan komputasi selama pelatihan serta membantu model dalam mencapai konvergensi lebih cepat.

Selain tahap tersebut, diterapkan pula teknik augmentasi pada data *training* untuk meningkatkan variasi dataset. Beberapa metode yang digunakan antara lain rotasi, pembesaran (*zoom*), serta pembalikan horizontal. Penerapan augmentasi ini bertujuan agar model tidak hanya bergantung pada pola tertentu dari data latih, tetapi mampu mengenali karakteristik daun dalam berbagai kondisi dan sudut pandang. Dengan demikian, kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data baru dapat meningkat[6].

C. Arsitektur Model

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *MobileNetV2*, yaitu arsitektur *CNN* ringan yang mampu menghasilkan performa yang baik. Model ini dimanfaatkan sebagai *feature extractor* untuk mengambil fitur penting dari citra daun, seperti pola tulang daun, bentuk, dan tekstur.

Pendekatan yang digunakan adalah *transfer learning* dengan bobot awal dari *ImageNet*, sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien. Pada bagian akhir model ditambahkan layer *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, *Dropout*, dan output *softmax* dengan empat neuron sesuai jumlah kelas. Selain itu, sistem dilengkapi dengan mekanisme *open set recognition* yang memanfaatkan nilai *confidence* untuk menentukan apakah citra termasuk daun jambu biji atau bukan.

D. Parameter Pelatihan

Pelatihan model dilakukan menggunakan beberapa parameter sebagai berikut:

Tabel 2 Parameter Pelatihan Model

Parameter	Nilai
Arsitektur	MobileNetV2
Ukuran input	224×224 piksel
Batch size	16
Optimizer	Adam
Learning rate	0,0001
Loss function	Categorical crossentropy
Jumlah kelas	4
Jumlah Epoch	30

Berdasarkan Tabel 2, proses pelatihan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan ukuran input 224×224 piksel. Model dilatih menggunakan *optimizer Adam* dengan *learning rate* 0,0001 dan *batch size* 16. Kombinasi parameter tersebut dipilih untuk menghasilkan proses pelatihan yang stabil dan mampu mencapai konvergensi dengan baik.

E. Skenario Pengujian

Pengujian dilakukan menggunakan lima skenario. Setiap skenario menggunakan *MobileNetV2* sebagai model utama, tetapi terdapat perbedaan pada karakteristik dataset dan jumlah *epoch*. Penyusunan skenario bertujuan untuk mengetahui kondisi pengujian yang menghasilkan performa paling sesuai untuk implementasi.

Tabel 3 Skenario Pengujian

Skenario	Karakteristik Dataset	Epoch
1	Dataset asli tanpa augmentasi dengan proses resize citra	10
2	Dataset asli dengan augmentasi sederhana (rotasi dan flip)	15
3	Dataset dengan augmentasi dan normalisasi citra	25
4	Dataset dengan augmentasi lengkap (rotasi, flip, zoom, dan brightness)	30
5	Dataset dengan augmentasi lengkap, normalisasi, serta fine-tuning MobileNetV2	30

Berdasarkan Tabel 3, setiap skenario dirancang dengan tingkat kompleksitas yang berbeda. Perbedaan tersebut terletak pada penggunaan augmentasi data, normalisasi citra, jumlah *epoch*, serta proses *fine-tuning* pada *MobileNetV2*. Melalui skenario tersebut dapat diketahui konfigurasi yang memberikan performa terbaik terhadap proses klasifikasi.

F. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan data *validation* yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Penilaian kinerja model dilakukan dengan beberapa metrik, yaitu *accuracy* untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi secara keseluruhan, *precision* untuk menilai ketepatan prediksi pada setiap kelas, *recall* untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali data yang benar, serta *F1-score* sebagai ukuran keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Selain itu, digunakan *confusion matrix* untuk melihat distribusi hasil prediksi pada setiap kelas serta mengidentifikasi kesalahan klasifikasi yang terjadi. Pada penelitian ini, model juga dilengkapi dengan mekanisme *open set recognition* yang memanfaatkan nilai *confidence* dan perbandingan probabilitas antar kelas untuk mendeteksi citra yang tidak termasuk dalam kategori yang telah dilatih.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \dots \dots \dots (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \dots \dots \dots (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \dots \dots \dots (3)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \dots \dots (4)$$

Hasil dari keempat metrik tersebut digunakan untuk membandingkan performa model pada setiap skenario pengujian.

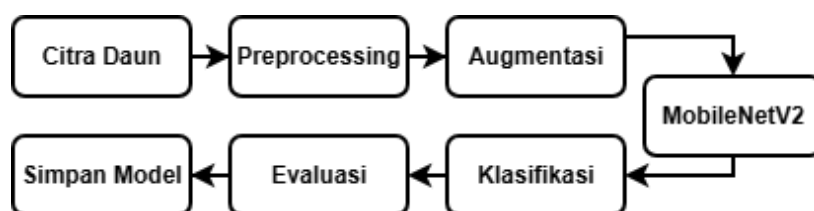
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Model

Implementasi model pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui lingkungan *Jupyter Notebook*. Beberapa pustaka yang dimanfaatkan meliputi *TensorFlow* dan *Keras* sebagai kerangka kerja utama dalam pembangunan dan pelatihan model deep learning, *NumPy* untuk pengolahan data berbasis numerik, *Matplotlib* untuk menampilkan visualisasi hasil pelatihan, serta *Scikit-Learn* yang digunakan dalam proses evaluasi performa model.

Tahapan implementasi diawali dengan proses *preprocessing* citra, yaitu mengubah ukuran gambar menjadi 224×224 piksel serta melakukan normalisasi nilai piksel. Setelah itu, dilakukan augmentasi data guna menambah variasi citra yang digunakan dalam pelatihan. Model dibangun dengan memanfaatkan arsitektur *MobileNetV2* sebagai ekstraktor fitur, kemudian dilengkapi dengan beberapa layer tambahan seperti *GlobalAveragePooling2D*, *Dense*, dan *Dropout*, serta layer output dengan fungsi aktivasi *softmax*[7].

Secara umum, alur kerja sistem dapat diringkas sebagai berikut:



Alur tersebut menunjukkan bahwa citra daun terlebih dahulu diproses agar sesuai dengan kebutuhan model. Setelah itu, MobileNetV2 mengekstraksi fitur visual dari citra dan layer klasifikasi menentukan kelas rimpang berdasarkan pola yang telah dipelajari.

B. Hasil Pengujian Antar Skenario

Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik dengan nilai akurasi yang tinggi. Model dapat mengenali pola visual daun jambu biji dengan cukup konsisten pada berbagai kondisi citra.

Tabel 4 Hasil Pengujian Antar Skenario

Skenario	Precision	Recall	F1-Score	Accuracy
1	1,00	1,00	1,00	1,00
2	1,00	0,95	0,98	0,96
3	0,97	0,96	0,96	0,96
4	0,95	1,00	0,97	0,95
5	0,97	0,96	0,97	0,96

Berdasarkan Tabel 4, hasil pengujian antar skenario menunjukkan bahwa model mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada seluruh skenario. Skenario pertama memperoleh nilai sempurna pada semua metrik evaluasi, yaitu *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *accuracy* sebesar 1,00. Meskipun demikian, hasil yang terlalu tinggi tersebut perlu dipertimbangkan karena kemungkinan data yang digunakan masih memiliki variasi yang terbatas. Pada skenario kedua dan ketiga, nilai *accuracy* berada pada 0,96 dengan sedikit penurunan pada nilai *recall* dan *F1-score*, yang menunjukkan bahwa model mulai diuji pada kondisi data yang lebih beragam sehingga menghasilkan performa yang lebih realistis.

Selanjutnya, pada skenario keempat diperoleh nilai *accuracy* sebesar 0,95 meskipun *precision* dan *recall* mencapai 1,00, yang menunjukkan adanya beberapa kesalahan klasifikasi yang mempengaruhi akurasi keseluruhan. Skenario kelima menunjukkan performa yang stabil dengan nilai *precision* sebesar 0,97, *recall* sebesar 0,96, *F1-score* sebesar 0,97, dan *accuracy* sebesar 0,96. Secara keseluruhan, hasil pengujian menunjukkan bahwa model *MobileNetV2* memiliki performa yang konsisten dan cukup baik, serta mampu mempertahankan keseimbangan antara ketepatan dan kemampuan dalam mengenali data pada berbagai kondisi.

C. Hasil Evaluasi Per Kelas

Evaluasi per kelas dilakukan untuk mengetahui kemampuan model dalam mengenali masing-masing jenis daun jambu biji berdasarkan metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berdasarkan Tabel 5, model menunjukkan performa yang sangat baik pada seluruh kelas yang diuji.

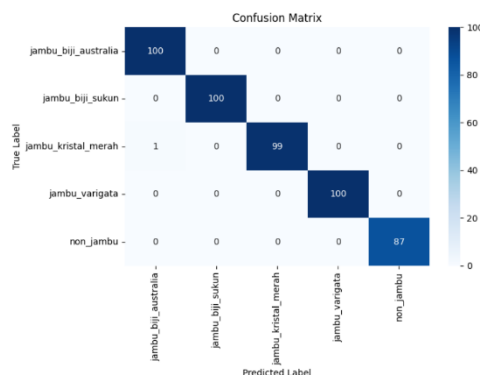
Tabel 5 Hasil Evaluasi Per Kelas pada Skenario Kelima

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Australia	1,00	1,00	0,93
Sukun	1,00	0,97	0,98

Kristal Merah	0,98	0,90	0,98
Varigata	1,00	1,00	1,00

Berdasarkan Tabel 5, kelas jambu varigata memperoleh nilai terbaik dengan *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 1,00. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali citra daun jambu varigata dengan sangat baik. Kelas jambu biji sukun juga menunjukkan hasil yang tinggi dengan *F1-score* sebesar 0,98. Pada kelas jambu biji australia, nilai *recall* mencapai 1,00, yang berarti seluruh citra pada kelas tersebut berhasil dikenali dengan benar. Sementara itu, kelas jambu kristal merah memperoleh *precision* sebesar 0,98 dan *F1-score* sebesar 0,98, namun nilai *recall* berada pada 0,90. Hal ini menunjukkan bahwa masih terdapat beberapa citra jambu kristal merah yang belum dikenali sesuai dengan kelas sebenarnya.

D. Analisis Confusion Matrix

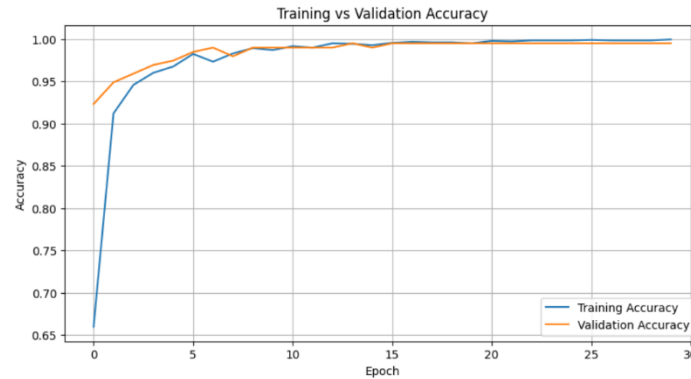


Gambar 1 Confusion Matrix Model MobileNetV2

Confusion matrix digunakan untuk mengetahui distribusi prediksi model pada setiap kelas. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada kelas jambu_biji_australia, seluruh 60 citra berhasil dikenali dengan benar. Kelas jambu_varigata dan non_jambu juga menunjukkan hasil klasifikasi sempurna tanpa kesalahan prediksi. Pada kelas jambu_biji_sukun terdapat beberapa citra yang diprediksi sebagai kelas lain sehingga *recall* sedikit menurun menjadi 0,97.

Secara umum, jumlah kesalahan klasifikasi sangat kecil dibandingkan jumlah keseluruhan data uji. Hal ini menunjukkan bahwa fitur yang diekstraksi oleh MobileNetV2 mampu membedakan karakteristik tulang daun, bentuk daun, dan tekstur daun dari masing-masing varietas jambu biji.

E. Analisis Grafik Accuracy



Gambar 2 Grafik Training Accuracy dan Validation Accuracy

Grafik *training accuracy* dan *validation accuracy* menunjukkan peningkatan yang konsisten selama proses pelatihan. Pada awal *epoch*, nilai *accuracy* masih relatif rendah karena model masih mempelajari pola dasar dari dataset. Namun setelah beberapa *epoch*, nilai *accuracy* meningkat secara signifikan hingga mencapai lebih dari 98%[8].

Perbedaan antara *training accuracy* dan *validation accuracy* relatif kecil, yang menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* secara signifikan. Kondisi ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

F. Analisis Grafik Loss



Gambar 3 Grafik Training Loss dan Validation Loss

Grafik *training loss* dan *validation loss* menunjukkan tren penurunan yang stabil selama proses pelatihan. Pada awal *epoch*, nilai *loss* masih cukup tinggi karena model belum mampu mengenali pola data secara optimal. Seiring proses pembelajaran berlangsung, nilai *loss* terus menurun hingga mencapai nilai yang sangat kecil.

Validation loss juga menunjukkan pola yang serupa tanpa adanya kenaikan signifikan pada akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur citra secara efektif dan tidak mengalami *overfitting* yang berlebihan.

G. Hasil Pengujian Model

Pengujian model dilakukan menggunakan citra daun jambu biji yang tidak termasuk dalam data pelatihan maupun data validasi. Citra uji terlebih dahulu melalui tahapan *preprocessing* berupa *resize* menjadi 224×224 piksel dan normalisasi nilai piksel. Selanjutnya, citra diproses

menggunakan model *MobileNetV2* yang telah dilatih untuk mengklasifikasikan lima kelas, yaitu jambu biji australia, jambu biji sukun, jambu kristal merah, jambu varigata, dan non_jambu.



Gambar 4 Hasil Pengujian Model Pada Jambu Kristal Merah

Berdasarkan Gambar 4, sistem berhasil memprediksi citra daun sebagai jambu_kristal_merah dengan nilai *confidence* sebesar 99,54%. Sementara itu, kelas lainnya memperoleh probabilitas yang sangat rendah, yaitu jambu_biji_australia sebesar 0,60%, jambu_biji_sukun sebesar 0,41%, jambu_varigata sebesar 0,04%, dan non_jambu sebesar 0,00%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model mampu membedakan karakteristik visual daun jambu kristal merah dengan sangat baik berdasarkan bentuk daun, pola tulang daun, tekstur permukaan, serta ciri-ciri visual lainnya yang telah dipelajari selama proses pelatihan[8].

H. Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan jenis daun jambu biji berdasarkan pola tulang daun dan karakteristik visual lainnya. Model berhasil mencapai akurasi pengujian sebesar 99,43% yang menunjukkan tingkat ketepatan klasifikasi yang sangat tinggi.

Keunggulan *MobileNetV2* terletak pada kemampuannya melakukan ekstraksi fitur yang baik dengan jumlah parameter yang relatif ringan dibandingkan arsitektur *CNN* yang lebih besar. Penggunaan *transfer learning* dari *ImageNet* juga membantu model mempelajari fitur visual secara lebih cepat sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien.

Penambahan kelas non_jambu pada penelitian ini memberikan kemampuan *open set recognition* sederhana sehingga sistem tidak hanya mampu mengenali empat jenis daun jambu, tetapi juga dapat mendeteksi objek yang bukan termasuk daun jambu. Kemampuan ini sangat penting untuk implementasi sistem di lingkungan nyata karena pengguna dapat mengunggah berbagai jenis gambar yang tidak selalu berasal dari daun jambu.

Secara keseluruhan, hasil penelitian membuktikan bahwa *MobileNetV2* merupakan metode yang efektif untuk klasifikasi jenis daun jambu biji dan berpotensi diimplementasikan pada aplikasi berbasis web maupun perangkat bergerak untuk membantu proses identifikasi tanaman secara otomatis[9].

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi jenis daun jambu biji menggunakan metode *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan arsitektur *MobileNetV2*. Dataset yang

digunakan terdiri dari lima kelas, yaitu jambu biji australia, jambu biji sukun, jambu kristal merah, jambu varigata, dan non_jambu. Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh *accuracy* sebesar 99,43% dengan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi pada seluruh kelas. Pengujian menggunakan citra baru juga menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi daun jambu kristal merah dengan nilai *confidence* sebesar 99,54%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *MobileNetV2* mampu mengenali karakteristik visual daun jambu biji dengan sangat baik, sehingga berpotensi[10].

DAFTAR PUSTAKA

- [1] T. Approach and Z. Leonowicz, "Identification of Plant-Leaf Diseases Using CNN and," 2021.
- [2] W. B. Demilie, "Plant disease detection and classification techniques : a comparative study of the performances," *J. Big Data*, 2024, doi: 10.1186/s40537-023-00863-9.
- [3] M. Salman *et al.*, "Heliyon IndoHerb : Indonesia medicinal plants recognition using transfer learning and deep learning," *Heliyon*, vol. 10, no. 23, p. e40606, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e40606.
- [4] B. Dey, J. Ferdous, R. Ahmed, and J. Hossain, "Heliyon Assessing deep convolutional neural network models and their comparative performance for automated medicinal plant identification from leaf images," *Heliyon*, vol. 10, no. 1, p. e23655, 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2023.e23655.
- [5] L. Falaschetti, L. Manoni, D. Di, D. Pau, V. Tomaselli, and C. Turchetti, "HardwareX A CNN-based image detector for plant leaf diseases classification," *HardwareX*, vol. 12, p. e00363, 2022, doi: 10.1016/j.ohx.2022.e00363.
- [6] A. S. Paymode and V. B. Malode, "Artificial Intelligence in Agriculture Transfer Learning for Multi-Crop Leaf Disease Image Classification using Convolutional Neural Network VGG," *Artif. Intell. Agric.*, vol. 6, pp. 23–33, 2022, doi: 10.1016/j.aiia.2021.12.002.
- [7] T. Open and A. Journal, "Classification of Various Plant Leaf Disease Using Pretrained Convolutional Neural Network On Imagenet," pp. 1–15, 2024, doi: 10.2174/0118743315305194240408034912.
- [8] B. Bharadwaj, A. Mishra, and S. Bharadwaj, "Transfer learning-based CNN models for plant species identification using leaf venation patterns," *arXiv Prepr. arXiv2509.03729*, pp. 1–19, 2025.
- [9] S. Auliani, D. Indra, and F. Umar, "Herbal Leaf Classification Using Convolutional Neural Network (CNN) Method With VGG16 Architecture," vol. 10, no. 2, 2026.
- [10] S. Salsabila and A. Suharso, "Comparison of Deep Learning Architectures in Identifying Types of Medicinal Plant Leaf Images," vol. 8, no. 1, pp. 39–46, 2024.