



## Klasifikasi jenis tanaman philodendron berdasarkan citra daun menggunakan algoritma CNN

Muhammad Alif Fathan<sup>1</sup>, Tito Sugiharto<sup>2</sup>, Iwan Lesmana<sup>3</sup>

Email: <sup>1</sup>fathanaif34@gmail.com, <sup>2</sup>[tito@uniku.ac.id](mailto:tito@uniku.ac.id), <sup>3</sup>iwanesmana@uniku.ac.id

<sup>1</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Kuningan

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Kuningan

<sup>3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Kuningan

Diterima: 19 Juni 2025 | Direvisi: - | Disetujui: 30 Juli 2025

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,  
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

### Abstrak

Identifikasi tanaman hias secara akurat menjadi penting seiring meningkatnya minat masyarakat terhadap koleksi tanaman tropis, salah satunya dari genus *Philodendron*. Tanaman hias ini memiliki banyak varietas yang seringkali sulit dibedakan karena kemiripan visual pada bentuk dan pola daunnya. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem untuk klasifikasi jenis *Philodendron* berdasarkan citra daun menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) untuk membantu proses identifikasi. Metode yang digunakan adalah dengan dataset 5000 citra daun dari lima jenis *Philodendron*, yang dibagi menjadi 80% data latih, 10% data validasi, dan 10% data uji. Model CNN dengan arsitektur SSD MobileNetV2 FPNLite diimplementasikan dan dilatih selama 50.000 langkah, lalu dioptimalkan untuk perangkat bergerak menggunakan TensorFlow Lite. Analisis kinerja dilakukan menggunakan confusion matrix untuk mengevaluasi metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu melakukan klasifikasi citra daun secara akurat, baik dalam bentuk gambar statis maupun secara real-time. Sistem ini telah berhasil diimplementasikan dalam aplikasi Android yang diharapkan dapat menjadi alat bantu identifikasi praktis bagi pengguna umum maupun pecinta tanaman hias.

**Kata kunci:** Convolutional Neural Network; Klasifikasi Gambar; *Philodendron*; SSD MobileNetV2; Android.

## Classification of philodendron plant species based on leaf images using a CNN algorithm

### Abstract

Accurate identification of ornamental plants is becoming important as public interest in tropical plant collections increases, one of which is from the *Philodendron* genus. This ornamental plant has many varieties that are often difficult to distinguish due to visual similarities in the shape and pattern of their leaves. This research aims to develop a system for *Philodendron* type classification based on leaf images using the Convolutional Neural Network (CNN) algorithm to help the identification process. The method used is with a dataset of 5000 leaf images of five *Philodendron* species, which are divided into 80% training data, 10% validation data, and 10% test data. A CNN model with MobileNetV2 FPNLite SSD architecture was implemented and trained for 50,000 steps, then optimised for mobile devices using TensorFlow Lite. Performance analysis was conducted using confusion matrix to evaluate accuracy, precision, recall, and F1-Score metrics. The results show that the developed model is able to accurately classify leaf images, both in the form of static images and in real-time. This system has been successfully implemented in an Android application that is expected to be a practical identification tool for general users and ornamental plant enthusiasts

**Keywords:** Convolutional Neural Network; Image Classification; *Philodendron*; SSD MobileNetV2; Android.

## 1. PENDAHULUAN

Popularitas tanaman hias di Indonesia terus meningkat, salah satunya adalah Philodendron dari keluarga Araceae[1]. Jawa Barat merupakan salah satu provinsi dengan produksi Philodendron tertinggi, mencapai lebih dari 9 juta tanaman[2]. Namun, banyaknya varietas dengan kemiripan visual yang tinggi seringkali menjadi tantangan bagi penggemar maupun pelanggan di toko tanaman untuk mengidentifikasi jenisnya secara akurat. Masalah ini juga ditemui di toko tanaman "Galeri Hejo" di Kuningan, di mana proses identifikasi masih bergantung pada keahlian seorang pakar, yang tidak selalu efisien dari segi waktu dan biaya.

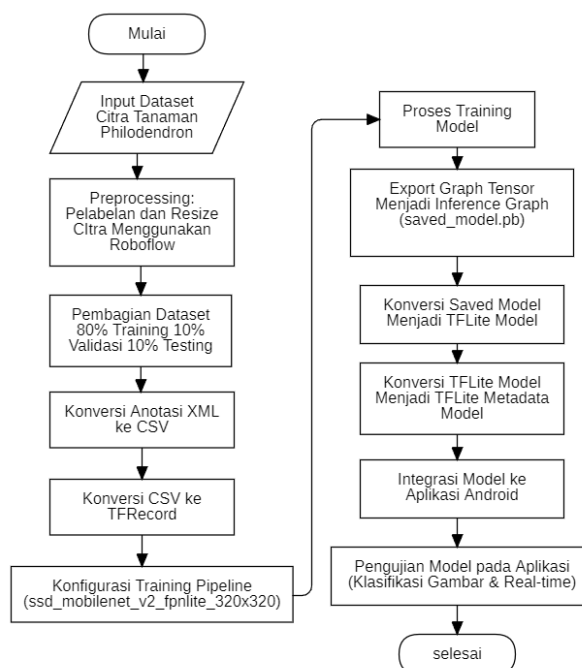
Untuk mengatasi tantangan ini, teknologi *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), menawarkan solusi yang menjanjikan untuk klasifikasi citra. Algoritma CNN adalah salah satu algoritma yang menerapkan teknologi deep learning. CNN mampu untuk mengklasifikasi image, video, maupun mendeteksi obyek yang ada pada image atau bahkan wilayah yang ada didalam image[3], [4]. Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan efektivitas CNN dalam bidang ini. Penelitian oleh Tama & Santi (2023) berhasil mengklasifikasikan tiga jenis tanaman hias dengan akurasi 98,75%[5]. Sementara itu, Insany, dkk. secara spesifik menerapkan arsitektur MobileNetV2 untuk mengkategorikan empat jenis Philodendron dengan akurasi 95%[1].

Berdasarkan latar belakang dan tujuan penelitian, hipotesis yang diajukan dalam penelitian ini adalah bahwa algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan tanaman Philodendron berdasarkan citra daun. Khususnya, algoritma ini diharapkan mampu mengenali dan membedakan lima jenis Philodendron, yaitu *Rhaphidophora tetrasperma*, *Epipremnum pinnatum*, *Monstera deliciosa*, *Mayoi*, dan *Amydrium*, dengan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, pengimplementasian CNN dalam bentuk aplikasi Android dihipotesiskan dapat membantu pengguna dalam mengidentifikasi jenis tanaman tersebut secara praktis, efisien, dan real-time hanya melalui pengambilan gambar daun. Dengan demikian, sistem klasifikasi yang dikembangkan diperkirakan akan menjadi alat bantu yang andal dalam proses identifikasi Philodendron, baik bagi kolektor tanaman maupun pelanggan toko tanaman hias.

Berdasarkan permasalahan dan potensi solusi tersebut, penelitian ini berfokus pada implementasi algoritma CNN dengan arsitektur SSD MobileNetV2 FPNLite untuk membangun sebuah sistem klasifikasi tanaman Philodendron. Pemilihan arsitektur ini sejalan dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan efektivitas model berbasis MobileNet untuk perangkat bergerak, seperti yang ditunjukkan oleh Syahputra (2023) dalam penerapan SSD-MobileNet untuk identifikasi objek[6]. Sistem ini dikembangkan dalam bentuk aplikasi Android untuk mengklasifikasikan lima jenis Philodendron: *Rhaphidophora tetrasperma*, *Epipremnum pinnatum*, *Monstera deliciosa*, *Mayoi*, dan *Amydrium*. Tujuannya adalah menyediakan alat bantu identifikasi yang praktis dan akurat bagi pelanggan di "Galeri Hejo".

## 2. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian ini diilustrasikan pada Gambar 1, yang mencakup tahapan pengumpulan data, perancangan model, hingga implementasi pada aplikasi.

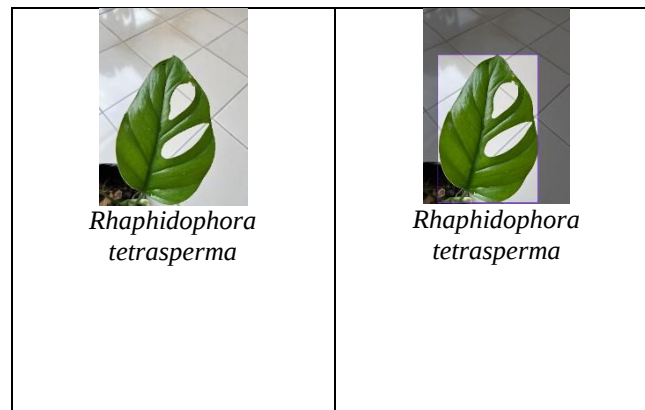


Gambar 1. Alur Penelitian

1. Akuisisi dan Preprocessing Dataset

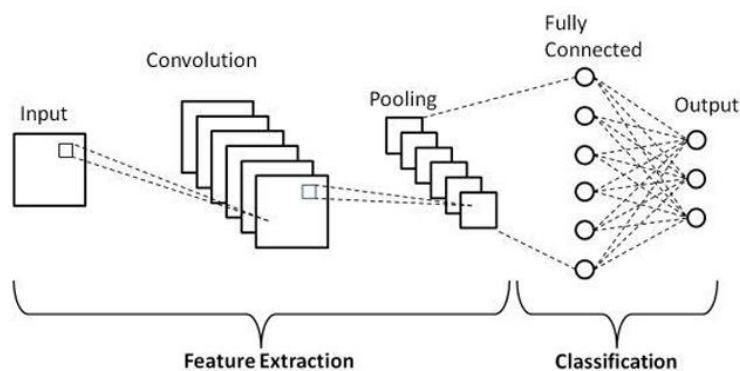
Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 5000 citra daun dari lima jenis Philodendron. Setiap jenis memiliki 1000 citra yang diperoleh melalui pemotretan langsung di "Galeri Hejo" menggunakan kamera *smartphone* untuk mereplikasi kondisi penggunaan di dunia nyata. Langkah krusial dalam tahap *preprocessing* adalah proses anotasi atau *labelling* data. Proses ini dilakukan menggunakan platform Roboflow, di mana setiap citra daun dari kelima kelas Philodendron diberi label secara manual. Pelabelan dilakukan dengan menggambar kotak pembatas (*bounding box*) yang secara presisi melingkupi area daun pada setiap gambar, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 2. Setiap anotasi yang dibuat kemudian disimpan dalam format file XML. File XML ini berisi informasi metadata penting, termasuk nama kelas dari objek (misalnya, 'Mayoi') serta koordinat piksel dari kotak pembatas (xmin, ymin, xmax, ymax) yang akan digunakan oleh model untuk mempelajari lokasi objek. Setelah pelabelan, seluruh citra diseragamkan ukurannya menjadi 320×320 piksel. Proses ini penting untuk memastikan konsistensi ukuran input pada model CNN[7].

| Sebelum diberi label(a)                                                                                                       | Sesudah diberi label(b)                                                                                                        |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <div></div> <div>Amydrium</div>              | <div></div> <div>Amydrium</div>              |
| <div></div> <div>Epipremnum pinnatum</div>  | <div></div> <div>Epipremnum pinnatum</div>  |
| <div></div> <div>Mayoi</div>               | <div></div> <div>Mayoi</div>               |
| <div></div> <div>Montstera Deliciosa</div> | <div></div> <div>Montstera Deliciosa</div> |



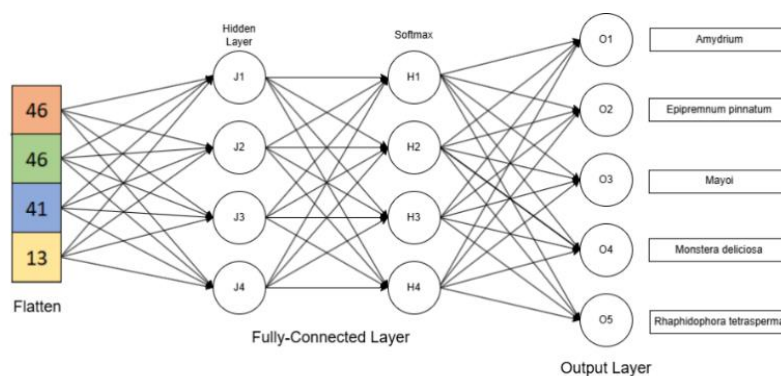
Gambar 2 Proses Sebelum diberi label(a) Sesudah diberi label(b)

## 2. Arsitektur dan Konfigurasi Model



Gambar 3 Arsitektur Algoritma CNN[8].

Penelitian ini mengimplementasikan algoritma CNN dengan arsitektur SSD (Single Shot MultiBox Detector) MobileNetV2 FPNLite. Arsitektur MobileNetV2 dipilih karena dikenal efisien dan memiliki performa tinggi pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone. Dataset yang telah disiapkan kemudian dibagi dengan rasio 80% untuk data latih (4000 citra), 10% untuk data validasi (500 citra), dan 10% untuk data uji (500 citra). Untuk mempersiapkan data pelatihan, file anotasi XML dikonversi menjadi format CSV, yang kemudian diubah ke format TFRecord.



Gambar 4 Tahapan Klasifikasi pada Arsitektur CNN

Setelah proses *feature extraction* melalui lapisan konvolusi dan *pooling*, fitur-fitur tersebut diratakan (*flatten*) menjadi sebuah vektor. Vektor ini kemudian menjadi masukan untuk tahap klasifikasi akhir, seperti yang diilustrasikan pada Gambar 3. Vektor masukan diproses melalui lapisan *fully-connected* yang bertugas untuk mempelajari kombinasi fitur non-linear. Pada lapisan akhir, fungsi aktivasi Softmax digunakan untuk menghitung probabilitas setiap kelas, dan kelas dengan probabilitas tertinggi dipilih sebagai hasil prediksi.

3. Proses Pelatihan dan Implementasi

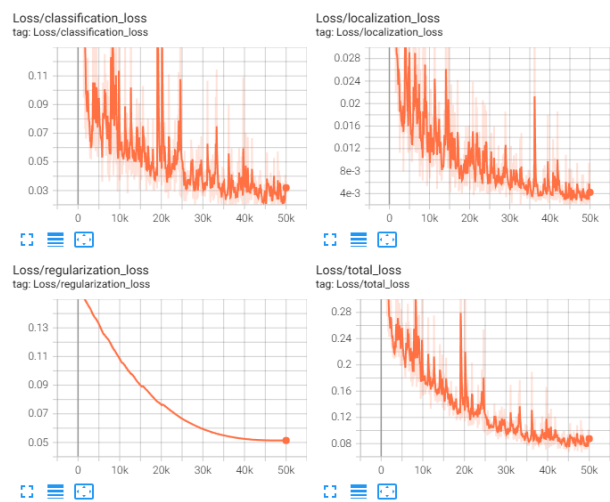
Proses pelatihan model dijalankan selama 50.000 langkah iterasi menggunakan *framework* TensorFlow. Selama pelatihan, *checkpoint* disimpan secara berkala untuk memantau kemajuan model. Setelah pelatihan selesai, *graph* tensor dari *checkpoint* terbaik diekspor menjadi *inference graph* (*saved\_model.pb*). Model ini kemudian dikonversi menjadi format TensorFlow Lite (*.tflite*) agar dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi Android. Aplikasi dikembangkan menggunakan Android Studio dengan bahasa pemrograman Kotlin.

4. Metrik Evaluasi

Untuk mengukur kinerja model, dilakukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* pada 500 data uji. Dari matriks tersebut, dihitung nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* untuk setiap kelas guna menilai akurasi dan keandalan sistem klasifikasi secara komprehensif

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Pelatihan dan Pengujian Fungsional

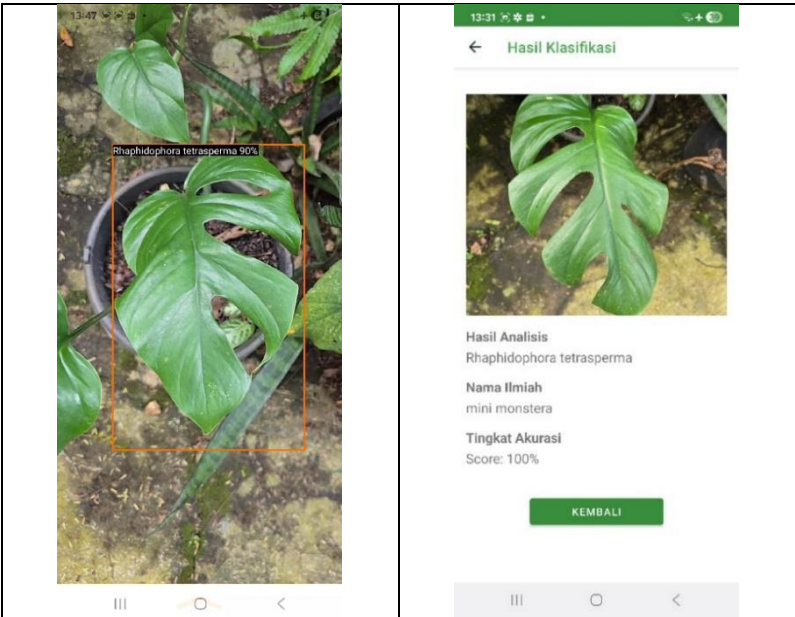


Gambar 5 Grafik Loss Pada Training Tabel

Pada gambar 2 proses pelatihan model selama 50.000 langkah berhasil diselesaikan. Pada akhir pelatihan, model menunjukkan nilai *loss* yang rendah, dengan *classification\_loss* sebesar 0.036, *localization\_loss* sebesar 0.051, dan *total\_loss* sebesar 0.091, yang mengindikasikan bahwa model telah belajar dengan baik.

Penelitian ini berhasil mengembangkan sebuah aplikasi Android yang mampu melakukan klasifikasi tanaman Philodendron secara akurat. Pengujian fungsional menunjukkan bahwa aplikasi dapat menjalankan klasifikasi baik melalui gambar yang diambil dari kamera maupun dari galeri, serta klasifikasi secara *real-time*. Gambar 5 menunjukkan antarmuka hasil klasifikasi pada aplikasi.

| Hasil Pengujian          |                        |
|--------------------------|------------------------|
| Klasifikasi Realtime (a) | Klasifikasi Gambar (b) |



Gambar 6 Hasil Pengujian (a) Klasifikasi Real-time (b) Klasifikasi Gambar

Sistem yang dikembangkan berhasil diimplementasikan menjadi aplikasi Android yang fungsional. Pengujian menunjukkan aplikasi mampu melakukan klasifikasi melalui tiga metode: pengambilan gambar langsung dengan kamera, pemilihan gambar dari galeri, dan deteksi secara *real-time*. Pengujian berdasarkan jarak menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi tertinggi dicapai pada jarak 25 cm dari objek, dengan akurasi mencapai 99% untuk jenis *Amydrium* dan 100% untuk *Monstera Deliciosa*.

Table 1 Ringkasan hasil uji berdasarkan jarak

| Jenis Philodendron        | Akurasi (15cm) | Akurasi (25cm) | Akurasi (30cm) |
|---------------------------|----------------|----------------|----------------|
| Amydrium                  | 83%            | 99%            | 98%            |
| Mayoi                     | 82%            | 97%            | 97%            |
| Monstera Deliciosa        | 85%            | 100%           | 97%            |
| Epipremnum pinnatum       | 91%            | 99%            | 96%            |
| Rhaphidophora tetrasperma | 89%            | 99%            | 100%           |

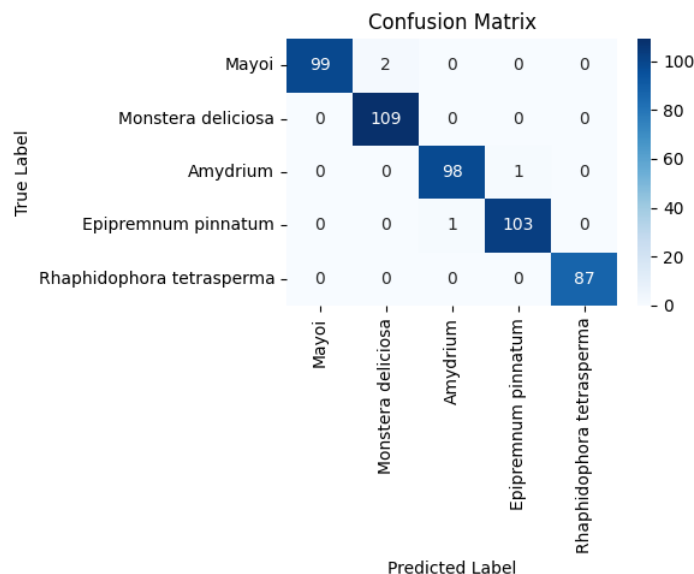
Table 2 Ringkasan hasil uji berdasarkan intensitas cahaya

| Jenis Philodendron        | Akurasi (Gelap) | Akurasi (Terang) |
|---------------------------|-----------------|------------------|
| Amydrium                  | 97%             | 97%              |
| Mayoi                     | 93%             | 93%              |
| Monstera Deliciosa        | 98%             | 99%              |
| Epipremnum pinnatum       | 100%            | 99%              |
| Rhaphidophora tetrasperma | 88%             | 100%             |

"Hasil pengujian yang lebih mendalam (Tabel 1) menunjukkan bahwa jarak optimal untuk klasifikasi adalah 25 cm, di mana model secara konsisten memberikan akurasi tertinggi untuk semua jenis tanaman. Penurunan akurasi pada jarak yang lebih dekat (15 cm) kemungkinan disebabkan oleh fitur daun yang tidak sepenuhnya tertangkap oleh kamera, sementara pada jarak yang lebih jauh (30 cm) beberapa detail pembeda mulai hilang. Selain itu, Tabel 2 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang robust terhadap kondisi pencahayaan yang berbeda, dengan tingkat akurasi yang tetap tinggi baik dalam kondisi terang maupun gelap, membuktikan keandalan model di berbagai situasi pencahayaan."

2. Evaluasi Kinerja Kuantitatif

Untuk mengukur performa model secara kuantitatif, dilakukan evaluasi pada 500 data uji. Hasil dari pengujian ini divisualisasikan dalam bentuk *confusion matrix* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Matriks ini memetakan prediksi model terhadap label yang sebenarnya untuk setiap kelas.



Gambar 7 Confusion Matrix Hasil Pengujian pada 500 Data Uji

Dari data yang disajikan pada *confusion matrix* di atas, kemudian dihitung metrik performa yang lebih detail seperti *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*. Hasil perhitungan metrik tersebut dirangkum pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Kinerja Model

| Jenis Philodendron        | Precision | Recall | F1-Score |
|---------------------------|-----------|--------|----------|
| Mayoi                     | 1.00      | 0.98   | 0.99     |
| Monstera deliciosa        | 0.98      | 1.00   | 0.99     |
| Amydrium                  | 0.99      | 0.99   | 0.99     |
| Epipremnum pinnatum       | 0.99      | 0.99   | 0.99     |
| Rhaphidophora tetrasperma | 1.00      | 1.00   | 1.00     |

Tabel 3 menunjukkan bahwa model mencapai performa yang sangat tinggi di semua kelas. Nilai F1-Score, yang merupakan rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall*, mencapai 0.99 hingga 1.00. Ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga sangat andal dalam membedakan kelima jenis Philodendron. Kelas *Rhaphidophora tetrasperma* berhasil diklasifikasikan dengan sempurna tanpa kesalahan. Sedikit ketidaksempurnaan terdeteksi pada kelas Mayoi, di mana model salah mengklasifikasikan dua citra sebagai *Monstera deliciosa*. Kesalahan ini dapat dimaklumi karena kedua jenis tersebut memiliki karakteristik daun berlubang yang mirip secara visual. Namun, dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah, performa model secara keseluruhan dapat dianggap sangat baik. Hasil ini melampaui penelitian sebelumnya, yang membuktikan efektivitas arsitektur SSD MobileNetV2 FPNLite untuk tugas klasifikasi ini. Keberhasilan implementasi pada platform Android juga menunjukkan bahwa sistem ini siap digunakan sebagai alat bantu praktis di lapangan.

### 3. Pembahasan

Kinerja superior dari model ini dapat diatribusikan pada pemilihan arsitektur SSD MobileNetV2 FPNLite yang efisien serta kualitas dataset yang representatif. Hasil ini melampaui beberapa penelitian sebelumnya dan mengonfirmasi bahwa pendekatan yang digunakan sangat efektif untuk tugas klasifikasi tanaman hias. Sedikit ketidaksempurnaan terdeteksi pada kelas Mayoi, di mana model salah mengklasifikasikan dua citra sebagai *Monstera deliciosa*. Kesalahan ini dapat dimaklumi karena kedua jenis tersebut memiliki karakteristik daun berlubang yang sekilas tampak mirip secara visual, yang menjadi tantangan dalam ekstraksi fitur unik. Meskipun demikian, tingkat kesalahan yang sangat rendah ini tidak mengurangi keandalan model secara signifikan. Keberhasilan implementasi pada platform Android juga membuktikan bahwa sistem ini tidak hanya akurat secara teoretis tetapi juga siap digunakan sebagai alat bantu praktis di lapangan.

"Kelas *Rhaphidophora tetrasperma* menunjukkan performa klasifikasi yang sempurna dengan nilai Precision, Recall, dan F1-Score masing-masing 1.00. Keberhasilan ini kemungkinan besar disebabkan oleh karakteristik visual daunnya yang sangat unik dan khas, seperti bentuk sobekan yang dalam dan teratur, yang membuatnya mudah dibedakan oleh model dari kelas lainnya.

"Kelas *Amydrium* dan *Epipremnum pinnatum* juga menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan F1-Score 0.99. Meskipun terjadi satu kasus kesalahan klasifikasi antara kedua kelas ini, tingkat akurasi tetap sangat baik, menunjukkan model mampu mengenali sebagian besar fitur pembeda mereka."

"Analisis lebih dalam pada *confusion matrix* menunjukkan sedikit tantangan pada klasifikasi kelas *Mayoi*, di mana terdapat dua kasus kesalahan klasifikasi yang memprediksinya sebagai *Monstera deliciosa*. Kesalahan ini dapat dipahami karena kedua spesies sama-sama memiliki daun berlubang (*fenestration*), meskipun pola dan tekstur keseluruhannya berbeda. Hal ini mengindikasikan bahwa model mungkin memerlukan data tambahan pada sudut-sudut tertentu untuk lebih baik dalam membedakan fitur-fitur halus pada kedua jenis ini."

#### 4. Keterbatasan Penelitian

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang dapat menjadi acuan untuk pengembangan di masa depan. Pertama, dataset, meskipun besar, diambil dari satu lokasi dengan kondisi lingkungan yang relatif terkontrol. Kedua, model tidak menggunakan teknik segmentasi untuk memisahkan objek daun dari latar belakang yang kompleks, yang berpotensi menyebabkan kesalahan jika latar belakang terlalu ramai. Ketiga, variasi seperti kualitas gambar dan sudut pengambilan belum distandarisasi secara ketat, yang dapat memengaruhi konsistensi prediksi

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa sistem klasifikasi tanaman Philodendron berbasis citra daun berhasil dikembangkan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network dengan arsitektur SSD MobileNetV2 FPNLite. Sistem ini mampu mengidentifikasi lima jenis Philodendron, yaitu *Rhaphidophora tetrasperma*, *Epipremnum pinnatum*, *Monstera deliciosa*, *Mayoi*, dan *Amydrium* secara efektif. Model yang dikembangkan menunjukkan kinerja yang sangat tinggi dan andal, yang dibuktikan dengan perolehan nilai F1-Score berkisar antara 0,99 hingga 1,00 pada seluruh kelas dalam pengujian. Selain itu, implementasi sistem ke dalam aplikasi berbasis Android juga berhasil dilakukan dengan baik, memungkinkan proses klasifikasi gambar maupun real-time secara praktis. Aplikasi ini diharapkan dapat menjadi alat bantu identifikasi yang berguna bagi pelanggan maupun penggemar tanaman hias dalam mengenali jenis Philodendron secara cepat dan akurat.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] G. P. Insany, I. L. Kharisma, and C. Al-Basori, "Klasifikasi Tanaman Hias Philodendron Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," vol. 10, no. 2, pp. 136–144, 2024, doi: 10.33050/cerita.v10i2.3238.
- [2] A. Fauzia, D. Sukma, and K. Krisantini, "Budidaya, Panen, Dan Pascapanen Philodendron Giganteum, Philodendron Selloum, Dan Philodendron Xanadu Di Jawa Barat," *Buletin Agrohorti*, vol. 10, no. 3, pp. 388–396, 2023, doi: 10.29244/agrob.v10i3.46455.
- [3] T. Sugiharto, S. Kom, and M. Eng, *PENGOLAHAN CITRA DIGITAL MENGGUNAKAN PROSES KONVOLUSI*. 2021. [Online]. Available: [www.penerbitlitnus.co.id](http://www.penerbitlitnus.co.id).
- [4] T. Sugiharto et al., *Pengolahan Citra Digital dan Deteksi Objek*. Malang: PT Literasi Nusantara Abadi Grup, 2025. [Online]. Available: [www.penerbitlitnus.co.id](http://www.penerbitlitnus.co.id).
- [5] A. Mareta Tama and R. Candra Noor Santi, "KLASIFIKASI JENIS TANAMAN HIAS MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) ORNAMENTAL PLANT CLASSIFICATION USING THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) METHOD," *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 6, no. 2, 2023.
- [6] Z. Syahputra, "Penerapan SSD-MobileNet Dalam Identifikasi Jenis Buah Apel," *Indonesian Journal of Education And Computer Science*, vol. 1, no. 1, 2023.
- [7] T. Sugiharto, Saparudin, and W. Fawwaz Al Maki, "Indonesian Cued Speech Transliterate System Using Convolutional Neural Network MobileNet," in *2024 Ninth International Conference on Informatics and Computing (ICIC)*, Medan, Indonesia: IEEE, 2024, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICIC64337.2024.10957117.
- [8] Ihsan Maulana, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) untuk Klasifikasi Motif Batik pada Aplikasi Computer Vision Berbasis Android," 2023.