

IMPLEMENTASI *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)* UNTUK KLASIFIKASI TANAMAN HIAS BERBASIS APLIKASI *WEB LARAVEL*

Mochammad Fajar Fadhillah^{1*}, Aris Haris Rismayana²

¹*Program Studi Teknik Informatika, ²Politeknik TEDC Bandung*

ajay.fadillah22@gmail.com¹, rismayana@poltektedc.ac.id²

*Penulis Korespondensi: ajay.fadillah22@gmail.com

ABSTRAK

The automatic classification of ornamental plants plays a vital role in improving efficiency in garden management and digital agriculture. This study aims to develop an image-based ornamental plant classification system using the Convolutional Neural Network (CNN) method, integrated into a Laravel-based web application. The CNN model was trained on a dataset comprising over 14,000 images from 29 ornamental plant classes. Data augmentation techniques were applied to enhance the model's generalization ability. The research process involved image preprocessing, CNN model training, performance evaluation using accuracy, precision, recall, and F1-score, and system deployment through a web interface developed with Laravel. The training results showed a validation accuracy of 77.38%. The deployed system is capable of real-time prediction based on user-uploaded plant images. In one of the tests, a rose image yielded a classification accuracy of 56%, indicating varying performance depending on plant class. These results suggest that integrating CNN with a Laravel-based web platform can provide a reliable tool for classifying ornamental plants. The system demonstrates potential use in household plant identification, gardening support, and plant education. Further improvements may include expanding the dataset, refining class balance, and optimizing model architecture to increase accuracy for specific plant types.

Keywords Convolutional Neural Network, deep learning, klasifikasi tanaman hias,

PENDAHULUAN

Tanaman hias merupakan salah satu komoditas pertanian yang semakin populer di kalangan masyarakat, baik sebagai elemen dekoratif, penyejuk ruangan, hingga objek koleksi yang memiliki nilai jual tinggi. Indonesia, dengan keanekaragaman hayatinya, menyimpan potensi besar dalam pengembangan tanaman hias lokal, seperti aglaonema, calathea, dan jenis-jenis anggrek. Namun, seiring meningkatnya jumlah dan ragam tanaman hias, proses pengenalan dan klasifikasi jenis tanaman secara manual menjadi tantangan tersendiri, khususnya bagi masyarakat awam atau pelaku usaha pemula. Ketidaktepatan dalam mengidentifikasi jenis tanaman dapat berdampak pada kesalahan perawatan, penurunan kualitas visual, dan bahkan kematian tanaman akibat perlakuan yang tidak sesuai kebutuhan fisiologisnya (Febriarta, Sulistyaningsih, and Irwan 2023).

Dalam upaya mengatasi permasalahan tersebut, perkembangan teknologi kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang *deep learning*, telah memberikan solusi yang menjanjikan. Salah satu metode yang terbukti efektif dalam pengolahan citra digital adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. *CNN* telah terbukti sangat efektif dalam mengekstraksi dan mengenali fitur visual penting dari citra tanaman, seperti bentuk daun, warna, pola venasi, dan tekstur permukaan. Metode ini cocok digunakan untuk klasifikasi citra tanaman secara otomatis karena *CNN* mampu mempelajari pola kompleks dari data visual tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual. Misalnya, penelitian oleh Suswati (2024) yang menerapkan *CNN* pada klasifikasi citra daun berbagai varietas tanaman hias lokal seperti Aglaonema dan Syngonium

menunjukkan bahwa jaringan konvolusi mampu menangkap perbedaan substansial dalam bentuk dan tekstur daun, sehingga mencapai akurasi klasifikasi yang tinggi pada data uji. Studi lain oleh Sibarani et al. (2023) menerapkan *CNN* pada berbagai jenis tanaman hias—menggunakan preprocessing seperti penghilangan noise dan augmentasi— dan membuktikan bahwa *CNN* secara konsisten efektif dalam mengenali fitur visual penting seperti warna bunga, bentuk mahkota dan karakteristik morfologi daun serta batang.

Seiring dengan itu, pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan arsitektur *CNN* pra-latih seperti VGG16, MobileNet, atau EfficientNet, mulai banyak digunakan untuk meningkatkan performa klasifikasi pada domain citra tanaman (Saputro et al. 2022). Penelitian oleh Setiyono (2023) menunjukkan bahwa penggunaan *model* EfficientNetV2 untuk klasifikasi tanaman obat Indonesia mampu mencapai akurasi hingga 98,94%, menunjukkan potensi tinggi dari pemanfaatan *model* pre-trained dalam konteks flora lokal.

dalam klasifikasi, tetapi juga untuk mengkaji bagaimana performa *CNN* terhadap citra tanaman hias lokal yang memiliki keragaman tinggi. Sebagai bentuk pembaruan, sistem ini akan diintegrasikan ke dalam platform berbasis *web* menggunakan framework *Laravel*, sehingga hasil klasifikasi dapat diakses secara real-time dan user-friendly oleh pengguna.

Harapannya, sistem ini dapat menjadi solusi yang praktis, efisien, dan akurat untuk membantu masyarakat, pelaku usaha, maupun akademisi dalam mengidentifikasi jenis tanaman hias.

METODOLOGI PENELITIAN

Pendekatan Penelitian

Penelitian ini termasuk ke dalam jenis penelitian terapan (applied research) yang bersifat eksperimental kuantitatif. Penelitian terapan dipilih karena bertujuan untuk menerapkan teori dan teknologi yang telah ada, dalam hal ini algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)*, untuk menyelesaikan permasalahan praktis, yaitu proses klasifikasi tanaman hias berbasis citra secara otomatis. Pendekatan kuantitatif

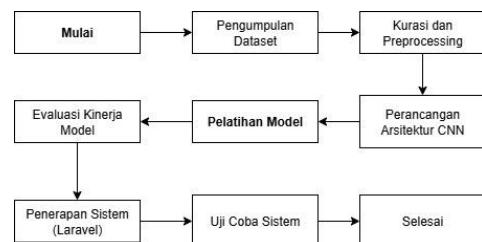
digunakan karena hasil penelitian akan dianalisis menggunakan metrik numerik seperti akurasi, *loss*, *precision*, dan *recall* dari *model CNN*.

Penelitian ini tidak hanya berfokus pada akurasi klasifikasi *model*, tetapi juga mengembangkan sistem dalam bentuk aplikasi *web* berbasis framework *Laravel* agar dapat diakses dan dimanfaatkan secara langsung oleh masyarakat umum, pecinta tanaman, serta pelaku industri pertanian dan florikultura.

Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan sistematis yang dirancang untuk menghasilkan sistem klasifikasi otomatis tanaman hias berbasis citra digital. Pendekatan yang digunakan bersifat eksperimen terapan, dengan fokus utama pada pemanfaatan *Convolutional Neural Network (CNN)* dan integrasinya ke dalam sistem berbasis *web* menggunakan framework *Laravel*. Seluruh proses dirancang agar sistem akhir dapat digunakan secara praktis oleh pengguna untuk mengenali jenis tanaman hias secara otomatis.

Untuk memperjelas alur penelitian, Gambar 1 berikut menyajikan diagram alur penelitian yang menggambarkan proses mulai dari *input* citra hingga penerapan sistem klasifikasi tanaman hias berbasis *web*:



Gambar 1. Alur Penelitian

Tahapan-tahapan dalam penelitian ini mencakup:

1. Pengumpulan Dataset

Dataset terdiri dari total 14.525 gambar tanaman hias yang diklasifikasikan ke dalam 29 kelas, seperti Anggrek, Anthurium, Euphorbia, Monstera, dan lain-lain. Gambar dikumpulkan dari

- sumber terbuka di internet serta koleksi pribadi.
2. Kurasi dan Preprocessing Data Proses kurasi dilakukan untuk memastikan kualitas gambar memadai dari sisi resolusi dan kejelasan objek. Gambar dikonversi ke format RGB dan diubah ukurannya menjadi 150×150 piksel. Augmentasi data diterapkan secara real-time menggunakan *ImageDataGenerator* dengan teknik rotasi acak, horizontal flip, zoom, dan shifting untuk memperkaya data pelatihan serta mengurangi overfitting.
 3. Perancangan Arsitektur CNN Model CNN dirancang menggunakan TensorFlow/Keras dengan arsitektur bertahap: tiga lapisan konvolusi dan pooling, dilanjutkan dengan Flatten, Dense, dan Dropout, serta output layer menggunakan fungsi aktivasi softmax yang menyesuaikan jumlah kelas (29 kelas) secara otomatis.
 4. Pelatihan Model Model dilatih selama 10 epoch menggunakan data latih sebanyak 11.625 gambar dan divalidasi dengan 2.900 gambar. Proses pelatihan dilakukan dengan fungsi *model.fit()* dan hasil model disimpan dalam format .h5.
 5. Evaluasi Kinerja Model Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi serta confusion matrix untuk melihat sejauh mana model dapat mengenali setiap kelas secara presisi (Pratama and Ghozi 2025).
 6. Penerapan Sistem Model yang telah dilatih kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis Laravel menggunakan pendekatan REST API. Proses integrasi ini memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar tanaman dan menerima hasil klasifikasi secara real-time melalui antarmuka web.
 7. Uji Coba Sistem Sistem diuji untuk memastikan seluruh fungsi berjalan sebagaimana mestinya, termasuk akurasi klasifikasi, kecepatan respons API, serta pengalaman pengguna saat mengunggah dan menerima hasil prediksi.

Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 14.525 citra tanaman hias yang diperoleh dari platform *Kaggle*. Setiap citra telah diklasifikasikan ke dalam 29 kelas tanaman hias berdasarkan nama umum dan ciri khas morfologis, seperti bentuk daun, warna bunga, dan struktur visual lainnya. *Label* atau nama kelas sudah tersedia langsung dari sumber, sehingga peneliti tidak perlu melakukan pelabelan manual ulang.

Gambar-gambar dalam *dataset* telah disusun dalam direktori terpisah berdasarkan kelas masing-masing, dan setiap gambar dikonversi ke dalam format RGB dengan resolusi seragam sebesar 150×150 piksel. Untuk memastikan kualitas *input* yang baik, proses kurasi awal dilakukan dengan memperhatikan aspek resolusi, pencahayaan, dan kejelasan objek utama pada citra.

Dalam upaya memperkaya keragaman data dan menghindari overfitting, dilakukan proses augmentasi data secara real-time menggunakan *ImageDataGenerator* dari pustaka Keras. Augmentasi yang diterapkan mencakup:

- a. Rotasi acak hingga 15 derajat
 - b. *Flipping horizontal*
 - c. *Zoom* hingga 20%
 - d. *Shifting* posisi objek dalam batas wajar
- Langkah ini bertujuan agar *model* dapat belajar dari berbagai variasi bentuk, sudut pandang, serta kondisi nyata tanaman di lapangan yang sangat bervariasi (Kencana, Umar, and Murinto 2025).

Total gambar sejumlah 14.525 tersebut terdiri dari jumlah yang relatif seimbang pada tiap kelas, yaitu sekitar 500 gambar per kelas, dengan beberapa kelas memiliki sedikit perbedaan jumlah akibat variasi dari sumber asli. Adapun rincian jumlah gambar untuk masing-masing kelas tanaman hias dapat dilihat pada Tabel 1 berikut:

Tabel 1. Rincian Jumlah Gambar Tiap Kelas Tanaman Hias

| No | Nama Kelas | Jumlah Gambar |
|----|--------------------------------------|---------------|
| 1 | Anggrek Pot (<i>Potted Orchid</i>) | 500 |

| | | |
|--------------|---|---------------|
| 2 | Anggrek Potong (<i>Cut Orchid</i>) | 500 |
| 3 | Anthurium Bunga (<i>Flamingo Lily Flower</i>) | 500 |
| 4 | Anthurium Daun (<i>Anthurium Leaf</i>) | 500 |
| 5 | Balanceng (<i>Dieffenbachia</i>) | 500 |
| 6 | Bromelia | 510 |
| 7 | Bugenvil | 500 |
| 8 | Dracaena | 510 |
| 9 | Euphorbia | 500 |
| 10 | Hanjuang (<i>Cordyline</i>) | 510 |
| 11 | Herbras (<i>Gerbera</i>) | 500 |
| 12 | Kamboja Jepang (<i>Adenium</i>) | 500 |
| 13 | Keladi Hias (<i>Caladium</i>) | 500 |
| 14 | Krisan (<i>Chrysanthemum</i>) | 500 |
| 15 | Mawar (<i>Rose</i>) | 500 |
| 16 | Melati (<i>Jasmine</i>) | 508 |
| 17 | Monstera | 500 |
| 18 | Pakis (<i>Leather Leaf Fern</i>) | 473 |
| 19 | Palem (<i>Palm</i>) | 510 |
| 20 | Pedang-pedangan (<i>Sansevieria</i>) | 500 |
| 21 | Philodendron | 500 |
| 22 | Pisang-Pisangan (<i>Heliconia</i>) | 500 |
| 23 | Puring (<i>Croton</i>) | 504 |
| 24 | Sedap Malam (<i>Tuberose</i>) | 500 |
| 25 | Soka (<i>Ixora</i>) | 500 |
| 26 | Sri Rejeki (<i>Aglaonema</i>) | 500 |
| 27 | Tulip | 500 |
| 28 | Daisy | 500 |
| 29 | Dandelion | 500 |
| Total | | 14.525 |

Setelah proses kurasi dan augmentasi, *dataset* kemudian dibagi menjadi dua subset, yaitu:

- Data latih (*training set*) sebanyak 11.625 gambar
- Data validasi (*validation set*) sebanyak 2.900 gambar

Pembagian ini mengikuti rasio 80:20, yang dianggap ideal dalam pelatihan *model* deep learning agar keseimbangan antara proses

belajar dan pengujian tetap terjaga. Pembagian dilakukan secara manual berdasarkan struktur folder kelas yang sudah tersedia, dan kemudian dipanggil ke dalam pipeline pelatihan menggunakan fungsi `flow_from_directory()` dari Keras.

Sebagai pelengkap, pada Gambar 2 ditampilkan contoh visualisasi dari beberapa kelas tanaman hias yang digunakan, untuk memberikan gambaran awal terkait bentuk dan variasi visual data.



Gambar 2. Visualisasi *Dataset* Tanaman Hias (Sumber : Kaggle)

Arsitektur *Model CNN*

Arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang digunakan dalam penelitian ini dirancang untuk menangani klasifikasi multikategori tanaman hias berbasis citra digital. *Model* dibangun secara bertahap dengan pendekatan *sequential*, yang terdiri dari tiga blok utama konvolusi dan pooling, diikuti oleh lapisan *fully connected* untuk proses klasifikasi akhir (Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi 2016).

Lapisan pertama dari jaringan menggunakan kernel konvolusi berukuran 3x3 sebanyak 32 buah dengan fungsi aktivasi *ReLU (Rectified Linear Unit)*, yang diikuti oleh proses downsampling melalui MaxPooling2D berukuran 2x2. Pola ini diulang pada lapisan kedua dan ketiga dengan jumlah filter bertambah menjadi 64 dan 128 secara berturut-turut, untuk memungkinkan *model* mengekstraksi fitur spasial yang lebih kompleks.

Setelah melalui proses ekstraksi fitur, *output* dari lapisan konvolusi diratakan menggunakan *Flatten()*, kemudian diteruskan ke lapisan *Dense* dengan 128 neuron dan aktivasi *ReLU*, serta disisipkan

Dropout sebesar 0.3 guna mengurangi risiko overfitting. Lapisan terakhir berupa *Dense output layer* dengan fungsi aktivasi *Softmax*, yang menghasilkan 29 probabilitas *output*, sesuai dengan jumlah kelas tanaman hias pada *dataset*.

Model dikompilasi menggunakan *optimizer Adam* yang dikenal efisien dalam konvergensi pada jaringan dalam skala menengah, dengan fungsi *loss categorical crossentropy*, karena masalah ini bersifat klasifikasi multikategori. Evaluasi *model* dilakukan berdasarkan metrik akurasi.

Proses pelatihan dilakukan selama 10 *epoch*, menggunakan subset data latih dan validasi yang telah dipisahkan sebelumnya. Setelah pelatihan selesai, *model* disimpan dalam format .h5 (HDF5) agar dapat digunakan kembali dalam tahap integrasi ke aplikasi *web* berbasis *Laravel* melalui *REST API*.

Struktur ini telah terbukti efektif untuk tugas klasifikasi citra sederhana hingga menengah (Kim, 2022) dan sangat relevan diterapkan dalam domain klasifikasi tanaman, terutama dengan karakteristik visual seperti bentuk daun, warna bunga, dan tekstur permukaan sebagai penentu utama tiap kelas (Mujahid et al. 2024).

Implementasi

Implementasi sistem dalam penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan *model* klasifikasi tanaman hias berbasis *CNN* ke dalam aplikasi *web* agar dapat diakses dengan mudah oleh pengguna. Sistem dibangun dengan memanfaatkan framework *Laravel* di sisi *frontend* dan *backend* PHP, serta *Flask* di sisi *backend* Python untuk pemrosesan *model CNN*.

Setelah proses pelatihan *model CNN* selesai dilakukan di lingkungan Python menggunakan TensorFlow dan Keras, *model* disimpan dalam format .h5 (HDF5). *Model* ini kemudian dipanggil kembali melalui layanan *REST API* berbasis *Flask* yang bertugas menjalankan inferensi terhadap gambar yang diunggah pengguna.

Secara umum, arsitektur implementasi sistem terdiri dari tiga komponen utama:

a. Antarmuka *Web* (*Laravel*)

Laravel digunakan untuk membangun tampilan *frontend* yang memungkinkan

pengguna mengunggah gambar tanaman hias. Setelah gambar dipilih dan dikirimkan melalui formulir, *Laravel* meneruskan file tersebut ke server *Flask* melalui metode HTTP POST.

b. *REST API* (*Flask* + Python)

API ini menerima gambar dari *Laravel*, melakukan preprocessing (mengubah ukuran ke 150×150 piksel, normalisasi, dan ubah ke array), lalu meneruskannya ke *model CNN* untuk diprediksi. Hasil klasifikasi dikembalikan ke *Laravel* dalam bentuk *label* tanaman beserta nilai confidence-nya.

c. *Model CNN* Pra-latih

Model CNN yang telah dilatih selama 10 *epoch* dengan 29 kelas tanaman hias digunakan sebagai *model* prediktif utama. *Model* ini dirancang untuk mengenali karakteristik visual tanaman seperti bentuk daun dan warna bunga, dan mampu mengklasifikasikan citra secara otomatis dengan tingkat akurasi yang optimal.

Pengujian dilakukan dengan menjalankan *Laravel* melalui php artisan serve dan menghubungkannya dengan server *Flask* yang berjalan secara paralel. Proses ini memastikan komunikasi antara sistem *frontend* dan *backend* berjalan secara real-time dan efisien.

Dengan pendekatan ini, sistem tidak hanya akurat secara *model*, tetapi juga mudah diakses dan diterapkan dalam skenario nyata oleh pengguna umum maupun pelaku industri tanaman hias.

HASIL DAN PEMBAHASAN

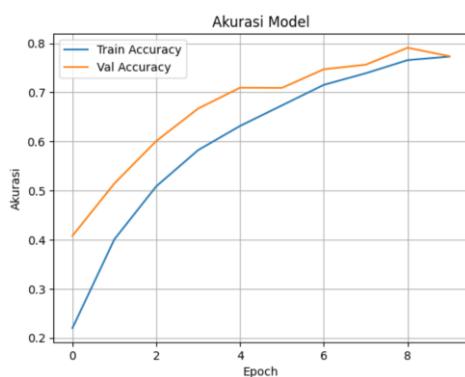
Hasil Pelatihan *Model CNN*

Proses pelatihan *model* dilakukan menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* dengan tiga lapisan konvolusi dan satu lapisan fully connected. *Model* ini dilatih selama 10 *epoch* dengan *input* citra berukuran 150×150 piksel dalam format RGB. *Optimizer* yang digunakan adalah *Adam*, sementara fungsi *loss* yang diterapkan adalah *categorical crossentropy* karena klasifikasi yang dilakukan bersifat multikategori. *Dataset* yang digunakan terdiri dari 29 kelas tanaman hias dengan total 14.525 gambar, yang telah dibagi menjadi data latih dan validasi dengan

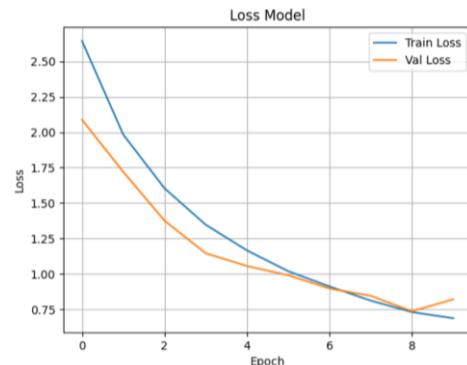
proporsi sekitar 80:20. Data augmentasi diterapkan secara real-time untuk meningkatkan generalisasi *model* dan mencegah overfitting.

Selama proses pelatihan, *model* menunjukkan peningkatan performa yang signifikan baik dari sisi akurasi maupun penurunan nilai *loss*. Pada awal pelatihan (*epoch* 1), akurasi pada data latih hanya sebesar 14,5%, sementara akurasi pada data validasi tercatat sebesar 40,8%. Namun seiring bertambahnya *epoch*, akurasi meningkat secara konsisten. Hingga *epoch* ke-10, akurasi data latih mencapai 77,37% dan akurasi validasi mencapai 77,38%. Kecenderungan ini menunjukkan bahwa *model* berhasil mempelajari pola dari data secara bertahap dan menghindari overfitting.

Nilai *loss* juga mengalami penurunan yang stabil dari 2,96 pada *epoch* pertama menjadi 0,69 pada *epoch* kesepuluh untuk data latih. Hal serupa terlihat pada data validasi, di mana *loss* turun dari 2,08 menjadi 0,82. Perbandingan kurva akurasi dan *loss* untuk data latih dan validasi dapat dilihat pada Gambar 3 dan Gambar 4 berikut. Dari visualisasi tersebut tampak bahwa performa *model* pada data validasi relatif seimbang dengan data latih, menandakan bahwa *model* memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 3. Grafik Akurasi Data Latih dan Validasi selama 10 Epoch



Gambar 4. Grafik Loss Data Latih dan Validasi selama 10 Epoch

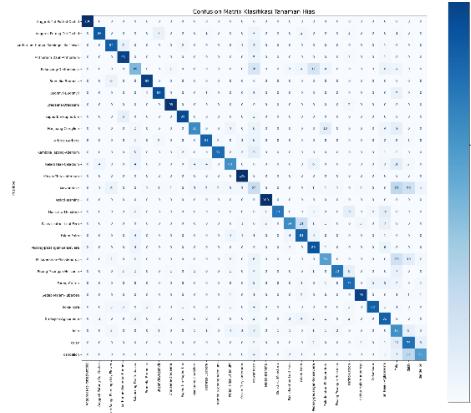
Berdasarkan grafik tersebut, dapat disimpulkan bahwa *model CNN* yang digunakan cukup efektif dalam mengenali fitur visual khas dari citra tanaman hias. Tidak ditemukan indikasi overfitting yang signifikan karena akurasi dan *loss* pada data validasi mengikuti pola yang relatif serupa dengan data pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa *model* telah belajar secara optimal dan siap digunakan dalam tahap evaluasi lebih lanjut maupun integrasi ke dalam aplikasi klasifikasi berbasis *web*.

Evaluasi Kinerja Model

Setelah proses pelatihan selesai, *model CNN* dievaluasi menggunakan data validasi yang terdiri dari 2.900 citra tanaman hias. Evaluasi dilakukan untuk mengetahui seberapa baik *model* mengenali 29 kelas tanaman berdasarkan fitur visual seperti bentuk daun, warna bunga, dan struktur morfologis lainnya. Penilaian tidak hanya berfokus pada akurasi keseluruhan, tetapi juga melihat kualitas prediksi pada tiap kelas melalui *confusion matrix* serta metrik klasifikasi seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

Confusion matrix menunjukkan bahwa *model* mampu mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan cukup baik, terlihat dari dominasi angka pada diagonal utama. Kelas seperti Philodendron, Palem, dan Tulip berhasil diprediksi dengan akurasi tinggi karena memiliki karakter visual yang sangat khas. Sementara itu, beberapa kelas seperti Anggrek Potong dan Anggrek Pot, atau Krisan dan Gerbera, mengalami kesalahan klasifikasi yang lebih sering akibat kemiripan bentuk dan warna bunga. Visualisasi

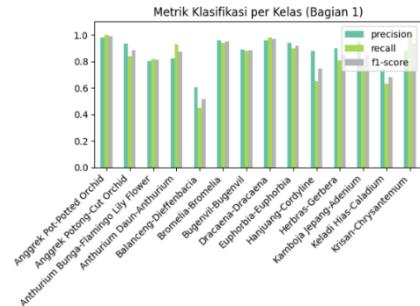
confusion matrix yang ditampilkan pada Gambar 5 memperjelas distribusi prediksi benar dan salah untuk masing-masing kelas.



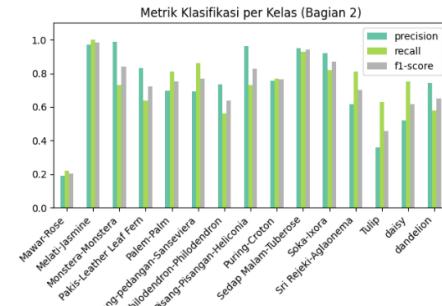
Gambar 5. *Confusion Matrix* dari Hasil Prediksi Model *CNN* terhadap Data Validasi

Gambar di atas menunjukkan performa klasifikasi dari *model CNN* pada 29 kelas tanaman hias. Terlihat bahwa *model* mampu mengenali pola visual secara akurat pada sebagian besar kelas, khususnya pada jenis tanaman yang memiliki bentuk atau warna yang sangat khas. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan prediksi antar kelas yang mirip dari segi morfologi.

Selain itu, evaluasi metrik klasifikasi per kelas dilakukan untuk mengukur performa *model* secara lebih rinci. Hasil menunjukkan bahwa sebagian besar kelas memiliki *precision* dan *recall* di atas 75%, dengan *F1-score* tertinggi dimiliki oleh kelas Tulip, Bugenvil, dan Palem. Sebaliknya, performa rendah ditemukan pada kelas seperti Keladi Hias, Krisan, dan Sedap Malam, yang sering tertukar karena kemiripan visual atau gangguan dari latar belakang gambar. Visualisasi skor metrik ini ditampilkan pada Gambar 6 dan 7 untuk memberikan gambaran perbandingan antar kelas.



Gambar 6. Metrik Klasifikasi per Kelas (1)



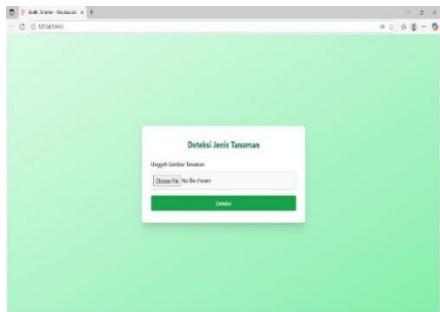
Gambar 7. Metrik Klasifikasi per Kelas (2)

Dengan akurasi validasi mencapai 77,38%, dapat disimpulkan bahwa *model CNN* yang dibangun cukup efektif dalam menangani klasifikasi multikategori tanaman hias, meskipun masih terdapat ruang untuk perbaikan khususnya pada kelas-kelas dengan ciri visual yang ambigu atau kompleks.

Hasil Pengujian Sistem

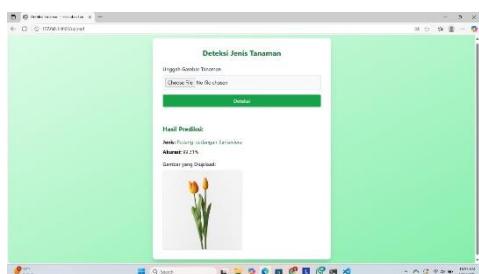
Setelah proses integrasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) ke dalam sistem berbasis web menggunakan framework Laravel dan REST API Flask berhasil dilakukan, dilakukan serangkaian uji coba untuk mengevaluasi performa sistem. Pengujian ini bertujuan untuk menilai kemampuan sistem dalam menerima input citra dari pengguna, memprosesnya melalui model klasifikasi, serta menampilkan hasil prediksi secara real-time melalui antarmuka web.

Pengujian dilakukan dengan menggunakan beberapa gambar tanaman hias yang tidak termasuk dalam data pelatihan. Gambar 8 menunjukkan tampilan antarmuka sistem (*frontend*) sebelum proses unggah gambar dilakukan.



Gambar 8. Tampilan Antarmuka Sistem Sebelum Proses Upload

Tulip berwarna kuning menunjukkan fenomena sebaliknya. Meskipun model memberikan akurasi sangat tinggi sebesar 99,31%, hasil prediksi justru salah, karena gambar diklasifikasikan sebagai *Pedang-pedangan (Sansevieria)*.



Gambar 9. Tampilan Hasil Klasifikasi oleh Sistem pada Bunga Tulip

Secara keseluruhan, sistem mampu menjalankan fungsinya secara utuh: menerima input gambar, mengirimkannya ke model, dan menampilkan hasil klasifikasi Bunga Tulip di antarmuka pengguna. Komunikasi antara frontend dan backend juga berjalan stabil, tanpa kendala teknis.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang dan mengimplementasikan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk melakukan klasifikasi citra tanaman hias ke dalam 29 kelas berdasarkan karakteristik visualnya. Model yang telah dilatih dan divalidasi menunjukkan performa yang cukup baik, dengan rata-rata akurasi validasi mencapai 77,38%. Capaian ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali fitur visual utama seperti bentuk daun dan warna bunga secara

efektif. Implementasi model ke dalam sistem berbasis web melalui integrasi framework Flask dan Laravel juga berhasil direalisasikan, memungkinkan pengguna untuk melakukan prediksi citra tanaman secara langsung melalui antarmuka web. Berdasarkan pengujian sistem, model menunjukkan variasi dalam tingkat akurasi prediksi, seperti pada kasus tanaman *Mawar* yang terkласifikasi benar dengan tingkat akurasi sebesar 56%. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan menunjukkan potensi untuk digunakan sebagai alat bantu dalam identifikasi tanaman hias secara otomatis. Namun demikian, untuk meningkatkan akurasi

DAFTAR PUSTAKA

- Febriarta, Her Anggara, Endang Sulistyaningsih, and Siti Nurul Rofiqo Irwan. 2023. "Identifikasi Karakteristik Dan Fungsi Tanaman Hias Untuk Taman Rumah Di Dataran Medium Dan Dataran Rendah." *VEGETALIKA* 1(1):410–21.
- Kencana, Nagala wangsa, Rusydi Umar, and Murinto. 2025. "Implementasi Transfer Learning Untuk Klasifikasi Jenis Ras Ayam Menggunakan Arsitektur MobileNetV2." *Jurnal Informatika Polinema* 11:147–54.
- Kim, Haesik. 2022. "Deep Learning." *Artificial Intelligence for 6G* 22(4):247–303.
- Mujahid, Putra Edi, Rosianni Manik, Junpri Sardodo Simbolon, Maria Riska Ratna, Sari Sinaga, Siti Aisyah, and Marlince Nababan. 2024. "Herbal Leaf Image Classification Using Convolutional Neural Network (CNN)." *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer Prima* 8(1):52–68.
- Pratama, Andriyan Yoga, and Wildanil Ghozi. 2025. "Prediksi Potensi Kinerja Calon Karyawan Customer Service Call Center Menggunakan Model Machine Learning Berbasis Data Rekrutmen." *Building of Informatics, Technology*

- and Science* 7(1):201–12.
- Saputro, Arief, Syahri Mu'min, Moch. Lutfi, and Helmanita Putri. 2022. “Deep Transfer Learning Dengan Model Arsitektur Vgg16 Untuk Klasifikasi Jenis Varietas Tanaman Lengkeng Berdasarkan Citra Daun.” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)* 6(2):609–14.
- Setiyono, Budi. 2023. “Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network (Cnn)* Identification of Indonesian Medicine Plants Through Leaf Image Using the *Convolutional Neural Network (Cnn)* Method.” *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer* 10(2):385–92.
- Sibarani, Jeremia SP, Sadion Tumpal Damanik, Rezeki Nurkhalizah, Sri Mulyana, and Budiman Nasution. 2023. “Klasifikasi Tanaman Hias Menggunakan Algoritma Convulation Neural Network.” *Journal of Information Technology Ampera* 4(3):2774–2121.
- Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, Soelaiman Rully. 2016. “Klasifikasi Citra Menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* Pada Caltech 101.” *Jurnal Teknik ITS* 5(1):76.
- Suswati, Betty. 2024. “Implementasi *Convolutional Neural Network* Pada Klasifikasi Citra Daun Tanaman Hias.” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi* 4(2):554–65.