

EVALUASI KOMPARATIF TEKNIK MIXUP DAN CUTMIX UNTUK PENINGKATAN AKURASI DETEKSI SAMPAH BERBASIS CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Suryadi¹, Nana Suarna², Agus Bahtiar³, Ade Rizki Rinaldi⁴.

Program Studi Teknik Informatika¹²
Program Studi Sistem Informasi³
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁴

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
sy8024917@gmail.com

(*) Corresponding Author : sy8024917@gmail.com
Published : 16 Juli 2026

Abstract—*Leaf diseases are one of the main factors causing decreased productivity in cayenne pepper plants (Capsicum frutescens). Traditional detection methods such as visual inspection are often subjective, require expert knowledge, and are less effective for early disease detection. Therefore, a more accurate and efficient technology-based approach is needed. This study aims to develop a Convolutional Neural Network (CNN) model based on MobileNetV2 to classify cayenne pepper leaf diseases using digital images. The dataset used consists of 500 images divided into 400 training data, 50 validation data, and 50 testing data, with five classes: leaf spot, leaf curl, yellowish leaves, whiteflies, and healthy leaves. The research stages include data preprocessing such as resizing images to 224×224 pixels and pixel normalization, data augmentation during training, CNN model design using MobileNetV2 architecture based on transfer learning, model training, and performance evaluation using accuracy, precision, recall, F1-score, and confusion matrix metrics. The results show that the developed model achieved an accuracy of 82% on testing data, with an average precision of 86%, recall of 82%, and F1-score of 82%. The model is able to classify the five classes of cayenne pepper leaf diseases fairly well, although there are similarities in visual characteristics between classes. Therefore, this study demonstrates that the MobileNetV2-based CNN method is sufficiently effective in classifying cayenne pepper leaf diseases using digital images and has the potential to be further developed as a supporting system for early detection in precision agriculture.*

Keywords: *Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Leaf Disease Classification, Digital Image, Cayenne Pepper*

Abstrak—*Penyakit daun merupakan salah satu faktor utama penyebab penurunan produktivitas tanaman cabai rawit (Capsicum frutescens). Metode deteksi tradisional seperti inspeksi visual sering kali bersifat subjektif, memerlukan tenaga ahli, serta kurang efektif dalam mendeteksi penyakit secara dini. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis teknologi yang lebih akurat dan efisien. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai rawit menggunakan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 citra yang terbagi menjadi 400 data pelatihan, 50 data validasi, dan 50 data pengujian, dengan lima kelas yaitu bintik daun, keriting daun, kuning*

kekuningan, kutu putih, dan daun sehat. Tahapan penelitian meliputi preprocessing data berupa resizing citra menjadi 224×224 piksel dan normalisasi nilai piksel, augmentasi data pada tahap pelatihan, perancangan model CNN menggunakan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning*, pelatihan model, serta evaluasi performa menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai akurasi sebesar 82% pada data pengujian, dengan nilai rata-rata precision sebesar 86%, recall sebesar 82%, dan F1-score sebesar 82%. Model juga mampu mengklasifikasikan lima kelas penyakit daun cabai dengan cukup baik, meskipun terdapat kemiripan visual antar kelas. Dengan demikian, penelitian ini menunjukkan bahwa metode CNN berbasis MobileNetV2 cukup efektif dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai rawit berbasis citra digital, serta berpotensi untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai sistem pendukung dalam deteksi dini di bidang pertanian presisi.

Kata Kunci : Convolutional Neural Network, MobileNetV2, Klasifikasi Penyakit Daun, Citra Digital, Cabai Rawit

INTRODUCTION

Penyakit daun pada tanaman cabai rawit telah diidentifikasi sebagai salah satu penyebab utama penurunan produktivitas pertanian secara global [1]. Infeksi foliar seperti Chili Leaf Curl Disease yang disebabkan oleh begomovirus dapat menyebabkan penurunan signifikan dalam pembentukan buah dan hasil panen cabai [2]. Hal ini menunjukkan bahwa intensitas serangan penyakit daun memiliki hubungan langsung dengan penurunan produktivitas tanaman hortikultura [3]. Dalam kondisi tertentu, serangan penyakit dan hama bahkan dapat menyebabkan kehilangan hasil hingga 33% pada tanaman cabai [4] serta mencapai 66% pada kasus bacterial leaf spot jika tidak ditangani dengan baik [5].

Metode diagnosis penyakit tanaman yang umum digunakan saat ini masih bersifat konvensional, seperti inspeksi visual dan pengujian laboratorium. Pendekatan ini memiliki berbagai keterbatasan, di antaranya bersifat subjektif, membutuhkan keahlian khusus, serta kurang efektif dalam mendeteksi penyakit pada tahap awal [6]. Selain itu, kemiripan gejala antar penyakit sering menyebabkan kesalahan klasifikasi serta ketergantungan pada tenaga ahli menjadikan proses diagnosis tidak efisien untuk skala pertanian yang luas [7]. Metode manual juga dinilai kurang mampu memberikan diagnosis secara cepat dan akurat dalam konteks pertanian presisi (Mursyid et al., 2025).

Seiring dengan perkembangan teknologi Artificial Intelligence (AI), khususnya Deep Learning, muncul pendekatan baru yang mampu

mengatasi keterbatasan metode konvensional tersebut [9]. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur citra secara otomatis tanpa memerlukan rekayasa fitur manual [9]. CNN terbukti mampu menghasilkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi penyakit tanaman dibandingkan metode tradisional seperti Support Vector Machine (SVM) atau K-Nearest Neighbor (KNN) ("Plant Leaf Disease Detection and Classification Using CNN Deep Learning Models," 2025). Selain itu, CNN memiliki kemampuan untuk beradaptasi terhadap variasi pencahayaan, latar belakang, dan kondisi lingkungan yang beragam [10].

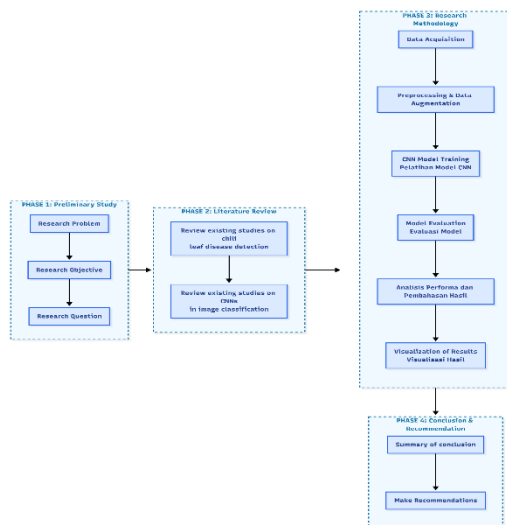
Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah MobileNetV2, yang dirancang dengan pendekatan *depthwise separable convolution* sehingga lebih efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi tanpa mengorbankan performa. Model ini sangat cocok diterapkan pada sistem deteksi penyakit berbasis citra digital, khususnya dalam konteks pengembangan sistem pertanian presisi yang membutuhkan kecepatan dan efisiensi.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Convolutional Neural Network berbasis MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai rawit menggunakan citra digital. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 citra yang terbagi menjadi 400 data training, 50 data validasi, dan 50 data testing, dengan lima kelas yaitu bintik daun, keriting daun, kuning kekuningan, kutu putih, dan daun sehat.

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mencapai akurasi sebesar 82% pada data testing. Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan CNN berbasis MobileNetV2 cukup efektif dalam membantu proses deteksi dan klasifikasi penyakit daun cabai rawit secara otomatis. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra digital yang lebih akurat, cepat, dan efisien.

MATERIALS AND METHODS

Penelitian eksperimental (*experimental research*) yang bertujuan untuk menguji kinerja dan keandalan model *Convolutional Neural Network* (CNN), secara spesifik menggunakan arsitektur MobileNetV2, dalam mendeteksi penyakit daun cabai rawit berdasarkan citra digital. Penelitian eksperimental dipilih karena mampu memberikan bukti empiris melalui pengujian terkontrol terhadap berbagai variabel seperti kondisi pencahayaan, latar belakang, serta parameter model untuk mengevaluasi kinerja sistem secara objektif [9]. Alur jenis dan desain penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan Gambar 1 desain penelitian ini berfokus pada implementasi model CNN dengan pendekatan kuantitatif, di mana data citra daun cabai rawit dibagi menjadi tiga subset, yaitu data pelatihan (*training set*), data validasi (*validation set*), dan data pengujian (*testing set*). Proporsi pembagian data dilakukan secara sistematis, misalnya 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, dan 10% untuk pengujian agar hasil yang diperoleh bersifat replikatif dan dapat digeneralisasikan [11]. Pembagian ini memfasilitasi evaluasi model secara adil

terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Pada tahap pelatihan, dilakukan pra-pemrosesan dan augmentasi data seperti rotasi, *flipping*, *zooming*, dan perubahan intensitas warna untuk memperkaya variasi dataset dan mengurangi risiko *overfitting* [12]. Selain itu, digunakan strategi *hyperparameter tuning* dengan menyesuaikan nilai *learning rate*, *batch size*, *dropout rate*, dan jumlah *epoch* untuk memperoleh konfigurasi model yang optimal. Proses pelatihan juga memanfaatkan fungsi *callback* seperti *EarlyStopping* untuk menghentikan pelatihan secara otomatis ketika akurasi tidak lagi meningkat guna menjaga efisiensi komputasi dan menghindari *overfitting* [11].

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimental bertahap yang difokuskan secara mendalam pada optimalisasi arsitektur *lightweight* CNN, yaitu MobileNetV2, menggunakan pendekatan *transfer learning*. Setiap tahapan diuji dalam kondisi eksperimental yang sama untuk memastikan validitas pengujian. Hasil eksperimen kemudian dievaluasi menggunakan metrik performa kuantitatif, yaitu akurasi (*accuracy*), presisi (*precision*), *recall*, dan *F1-score*, serta dilakukan analisis mendalam menggunakan *Confusion Matrix* untuk menilai kontribusi tiap komponen model terhadap performa keseluruhan dan memetakan kesalahan klasifikasi antar kelas penyakit [9].

Selain evaluasi numerik, penelitian ini juga menganalisis *robustness* dan generalisasi model dengan memvariasikan kondisi pengambilan gambar seperti pencahayaan alami, latar belakang daun, dan orientasi citra [12]. Melalui pendekatan eksperimental ini, diharapkan model CNN yang dikembangkan tidak hanya memiliki akurasi tinggi di lingkungan laboratorium, tetapi juga tetap andal ketika diterapkan pada kondisi lapangan yang kompleks dan dinamis.

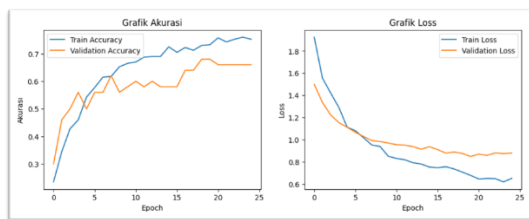
RESULTS AND DISCUSSION

Pada tahap ini dilakukan proses pelatihan model menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 sebagai pengekstraksi fitur. Model dilatih menggunakan data latih yang telah melalui tahap pra-proses dan penambahan variasi data, serta divalidasi menggunakan data validasi untuk memantau kinerja selama proses pelatihan.

Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan algoritma optimasi Adam dan fungsi kesalahan *categorical crossentropy* karena penelitian ini termasuk dalam klasifikasi multi-kelas. Selain itu, digunakan teknik penghentian dini untuk menghentikan proses pelatihan secara otomatis apabila tidak terjadi peningkatan kinerja

pada data validasi, sehingga dapat mencegah terjadinya overfitting.

Selama proses pelatihan, model menghasilkan nilai akurasi dan nilai kesalahan baik pada data latih maupun data validasi pada setiap iterasi pelatihan. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk melihat perkembangan kemampuan model dalam mempelajari pola dari data citra daun cabai rawit. Berikut merupakan hasil pelatihan model dalam bentuk grafik akurasi dan nilai kesalahan yang di tujukan pada Gambar 2



Berdasarkan Gambar 2 grafik akurasi dan nilai kesalahan yang diperoleh selama proses pelatihan, terlihat perbedaan antara kinerja model pada data latih dan data validasi.

Pada grafik akurasi, nilai akurasi data latih menunjukkan peningkatan yang stabil dari awal pelatihan hingga mencapai nilai sekitar 0,75 pada iterasi akhir. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola dari data latih dengan baik. Sementara itu, akurasi data validasi juga mengalami peningkatan, meskipun cenderung lebih rendah dibandingkan data latih, yaitu berada pada kisaran 0,65. Perbedaan ini menunjukkan bahwa model masih dapat melakukan generalisasi terhadap data baru, meskipun tidak sebaik pada data latih.

Pada grafik nilai kesalahan, terlihat bahwa nilai kesalahan pada data latih mengalami penurunan yang signifikan seiring bertambahnya iterasi pelatihan, yang menandakan bahwa model semakin baik dalam menyesuaikan prediksi dengan data latih. Nilai kesalahan pada data validasi juga mengalami penurunan, namun cenderung lebih stabil pada nilai tertentu. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting yang berlebihan.

Pada tahap ini dilakukan evaluasi terhadap model yang telah dilatih untuk mengukur tingkat kinerja dalam mengklasifikasikan citra daun cabai rawit. Evaluasi dilakukan menggunakan data uji sebanyak 50 citra yang sebelumnya tidak digunakan dalam proses pelatihan.

Berdasarkan hasil pengujian, model yang dikembangkan memperoleh tingkat akurasi sebesar 0,82 atau 82%. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik

dalam mengklasifikasikan citra daun cabai rawit ke dalam lima kelas yang telah ditentukan.

Selain akurasi, evaluasi juga dilakukan menggunakan ukuran kinerja lain, yaitu presisi, recall, dan nilai F1 untuk masing-masing kelas. Hasil evaluasi per kelas disajikan pada Tabel 1

Tabel 1 Hasil evaluasi

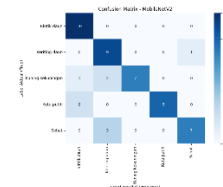
Kelas	Presisi	Recall	Nilai F1
Bintik Daun	0.77	1.00	0.87
Keriting Daun	0.64	0.90	0.75
Kuning Kekuningan	1.00	0.70	0.82
Kutu Putih	1.00	0.80	0.89
Sehat	0.88	0.70	0.78

Berdasarkan Tabel 1 dapat diketahui bahwa kelas bintik daun memiliki nilai recall tertinggi sebesar 1,00, yang menunjukkan bahwa seluruh data pada kelas tersebut berhasil dikenali dengan baik oleh model. Sementara itu, kelas kutu putih dan kuning kekuningan memiliki nilai presisi tertinggi sebesar 1,00, yang menunjukkan bahwa prediksi yang dilakukan oleh model pada kelas tersebut sangat akurat.

Namun demikian, terdapat beberapa kelas yang memiliki nilai recall lebih rendah, seperti kelas sehat dan kuning kekuningan, yang menunjukkan bahwa masih terdapat data yang belum berhasil diklasifikasikan dengan tepat. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh kemiripan karakteristik visual antar kelas.

Secara keseluruhan, nilai rata-rata presisi sebesar 0,86, recall sebesar 0,82, dan nilai F1 sebesar 0,82 menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dan mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Untuk melihat distribusi prediksi secara lebih rinci, hasil klasifikasi juga disajikan dalam bentuk matriks pada Gambar 3



Gambar Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 3 terlihat bahwa sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar oleh model. Hal ini ditunjukkan oleh dominasi nilai pada diagonal utama matriks.

Namun demikian, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang ditunjukkan oleh nilai di luar diagonal matriks. Kesalahan ini umumnya

terjadi pada kelas yang memiliki kemiripan karakteristik visual, seperti perbedaan warna yang tidak terlalu kontras atau tekstur daun yang hampir serupa. Kondisi ini menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan fitur secara optimal, terutama pada citra dengan kualitas pencahayaan yang bervariasi.

Selain itu, distribusi kesalahan pada confusion matrix juga menunjukkan bahwa beberapa kelas memiliki tingkat kesalahan yang lebih tinggi dibandingkan kelas lainnya. Hal ini dapat dipengaruhi oleh jumlah data latih yang tidak seimbang maupun kompleksitas pola penyakit yang berbeda-beda. Kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit cenderung memiliki performa yang lebih rendah karena model tidak memperoleh cukup informasi selama proses pelatihan.

Secara keseluruhan, analisis confusion matrix ini memperkuat hasil evaluasi sebelumnya bahwa model CNN berbasis MobileNetV2 memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi penyakit daun cabai rawit. Meskipun demikian, masih diperlukan peningkatan lebih lanjut, seperti penambahan dataset, peningkatan kualitas citra, serta optimasi parameter model, agar akurasi dan kemampuan generalisasi model dapat ditingkatkan secara lebih optimal.

CONCLUSION

Melalui serangkaian tahapan penelitian yang meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, hingga evaluasi menggunakan berbagai metrik, hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa seluruh rumusan masalah tersebut telah berhasil dijawab dengan baik dan sesuai dengan tujuan penelitian yang telah ditetapkan.

Penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) berbasis citra digital dalam penelitian ini terbukti mampu membantu mengurangi keterbatasan metode deteksi manual yang bersifat subjektif dan kurang konsisten. Metode manual yang bergantung pada pengamatan visual manusia sangat dipengaruhi oleh pengalaman dan persepsi individu, sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan diagnosis, terutama pada penyakit dengan gejala yang memiliki kemiripan visual. Dengan menggunakan pendekatan CNN, proses klasifikasi dilakukan secara otomatis berdasarkan pola visual yang dipelajari oleh model selama pelatihan. Hal ini menghasilkan proses identifikasi yang lebih objektif, konsisten, dan efisien, yang dibuktikan dengan hasil

evaluasi model yang mencapai akurasi sebesar **82%**, sehingga dapat menjadi alternatif solusi dalam membantu proses deteksi penyakit daun cabai rawit.

Penelitian ini berhasil menjawab rumusan masalah terkait pembangunan sistem klasifikasi penyakit daun cabai rawit berbasis citra digital. Sistem yang dikembangkan mampu mengidentifikasi lima kelas penyakit, yaitu bintik daun, keriting daun, kuning kekuningan, kutu putih, dan daun sehat. Proses pengembangan sistem meliputi tahapan preprocessing seperti resizing, normalisasi, dan augmentasi data, dilanjutkan dengan pelatihan model menggunakan arsitektur MobileNetV2 serta evaluasi menggunakan data testing. Hasil yang diperoleh menunjukkan bahwa sistem mampu mengenali pola visual dari masing-masing kelas dengan cukup baik, meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kondisi tertentu. Dengan demikian, sistem yang dibangun telah mampu memenuhi kebutuhan klasifikasi penyakit daun cabai rawit secara otomatis.

Penerapan model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 dalam penelitian ini menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan citra daun cabai rawit. Hal ini ditunjukkan dengan nilai akurasi sebesar **82%**, precision sebesar **86%**, recall sebesar **82%**, dan F1-score sebesar **82%**, yang menunjukkan adanya keseimbangan antara ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam mendeteksi data pada setiap kelas. Analisis confusion matrix juga menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model berada pada diagonal utama, yang menandakan klasifikasi yang benar, meskipun masih terdapat kesalahan pada kelas yang memiliki kemiripan visual seperti keriting daun dan kuning kekuningan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa model yang digunakan cukup efektif dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi yang diajukan dalam penelitian ini.

REFERENCE

- [1] Muafa, "Penyakit daun pada tanaman cabai rawit telah diidentifikasi sebagai salah satu penyebab utama penurunan produktivitas pertanian secara global," 2022.
- [2] M. K. Afkar, M. Wali, and Imilda, "Aplikasi Prediksi Produksi Cabai dengan Algoritma C.45 untuk Dinas Pertanian Provinsi Aceh Berbasis Web," *Jurnal Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 1, pp. 1–13, 2024, doi: 10.35870/jikti.v1i1.732.
- [3] Y. Lebrini, "Crops Disease Detection, from Leaves to Field: What We Know and What

- We Need," *Agronomy*, vol. 14, no. 11, p. 2719, 2024, doi: 10.3390/agronomy14(11)2719.
- [4] A. Ahmad, "Deep learning and computer vision in plant disease detection: A comprehensive review of techniques, models, and trends in precision agriculture," *Artificial Intelligence Review*, vol. 58, p. 92, 2023, doi: 10.1007/s10462-024-11100-x.
- [5] P. Keawmanee *et al.*, "Sustainable Management of Bacterial Leaf Spot in Bell Pepper by Biological and Chemical Resistance Inducers," *Agriculture*, vol. 15, no. 17, p. 1859, 2025, doi: 10.3390/agriculture15171859.
- [6] A. Siddiqua, M. A. Kabir, T. Ferdous, I. B. Ali, and L. A. Weston, "Evaluating Plant Disease Detection Mobile Applications: Quality and Limitations," *Agronomy*, vol. 12, no. 8, p. 1869, 2022, doi: 10.3390/agronomy12081869.
- [7] M. Demilie, T. Abate, and A. Kebede, "Expert-labeled image datasets for agricultural disease identification and validation," *Plant Methods*, vol. 20, p. 112, 2024, doi: 10.1186/s13007-024-01234-9.
- [8] F. Mursyid, M. A. Albarzah, I. Irnawat, W. C. Juliana, M. R. Adiyatma, and F. M. Hamundu, "Aplikasi Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Teknologi Machine Learning dan Flask," *Jurnal Pustaka Data*, vol. 5, no. 1, pp. 176–182, 2025.
- [9] B. Tugrul, E. Elfatimi, and R. Eryigit, "Convolutional Neural Networks in Detection of Plant Leaf Diseases: A Review," *Agriculture*, vol. 12, no. 8, p. 1192, 2022, doi: 10.3390/agriculture12081192.
- [10] R. A. Mehta, P. Kumar, G. Prem, S. Aggarwal, and R. Kumar, "Leveraging artificial intelligence for disease diagnosis in agricultural crops: A review," *Indian Journal of Agricultural Research*, vol. 59, no. 5, pp. 681–690, 2025, doi: 10.18805/IJArE.A-6363.
- [11] T. Elfouly and [Tambahkan penulis lainnya jika ada], "Comparative Evaluation of CNN Optimization Techniques for Plant Leaf Disease Detection," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. [Volume], no. [Issue], p. [Halaman awal]-[Halaman akhir], 2025, doi: [Tambahkan DOI jika tersedia].
- [12] A. Shafik and [Tambahkan penulis lainnya jika ada], "Computational Constraints and Bias in CNN-Based Crop Disease Classification," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. [Volume], no. [Issue], p. [Halaman awal]-[Halaman akhir], 2024, doi: [Tambahkan DOI jika tersedia].