

DETEKSI PENYAKIT TANAMAN MERICA MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) BERBASIS CITRA DAUN

Pepper Plant Disease Detection Using A Convolutional Neural Network (Cnn) Algorithm Based On Leaf Images

Reski Anugrah Sari, reskianugrahsari45@gmail.com^{1)*}, Chyquitha Danuputri, S.Kom., M.Kom, chyquithadanuputri@unismuh.ac.id^{2)*}, Lukman, S.Kom., M.T, lukman@unismuh.ac.id³⁾, Ir. Muhammad Syafaat S. Kuba, S.T., M.T, syafaat_skuba@unismuh.ac.id⁴⁾, Muhyiddin A M Hayat S.Kom., M.T, muhyiddin@unismuh.ac.id⁵⁾

¹⁾²⁾³⁾⁵⁾ Informatika/Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Makassar

⁴⁾ Sipil Pengairan/Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah makassar

Diterima 11 Agustus 2025 / Disetujui 21 Februari 2026

ABSTRACT

*Disease detection in pepper (*Piper nigrum*) plants is crucial for maintaining productivity and crop quality, but manual identification methods by farmers are often inefficient and subjective. These limitations encourage the use of artificial intelligence technology, specifically Convolutional Neural Networks (CNN), to create a fast and accurate detection system. This study aims to apply the MobileNetV2 CNN architecture to classify four pepper leaf conditions (healthy, basal stem rot, yellowing, and leaf spot) and quantitatively evaluate the effect of data augmentation techniques on model performance. The research method used is an experimental approach by comparing two scenarios: Model A trained using 420 original leaf images and Model B trained with the same dataset but augmented through augmentation techniques including rotation, flipping, and brightness adjustment. Both models were tested using 60 separate test data images and their performance was evaluated based on accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed a significant difference in performance, where Model B (with augmentation) achieved an overall accuracy of 93%, an increase from 88% achieved by Model A (without augmentation). Training curve analysis also demonstrated that data augmentation effectively suppressed overfitting and improved the model's generalizability. In conclusion, the MobileNetV2 architecture proved effective for pepper leaf disease detection, and the application of data augmentation techniques was a crucial strategy that substantially improved the model's accuracy and reliability. These findings offer the potential for developing practical and reliable smartphone-based disease detection applications to assist farmers in making more effective crop care decisions.*

Keywords: Disease Detection, Pepper Plant, CNN, MobileNet, Data Augmentation

ABSTRAK

Deteksi penyakit pada tanaman merica (*Piper nigrum*) sangat penting untuk menjaga produktivitas dan kualitas panen, namun metode identifikasi manual oleh petani seringkali tidak efisien dan subjektif. Keterbatasan ini mendorong pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), untuk menciptakan sistem deteksi yang cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan arsitektur CNN MobileNetV2 untuk mengklasifikasi empat kondisi daun merica (sehat, busuk pangkal batang, penyakit kuning, dan bercak daun) serta mengevaluasi secara kuantitatif pengaruh teknik augmentasi data terhadap performa model. Metode penelitian yang digunakan adalah pendekatan eksperimental dengan membandingkan dua skenario: Model A yang dilatih menggunakan 420 citra daun asli dan Model B yang dilatih dengan dataset yang sama namun diperbanyak melalui teknik augmentasi meliputi rotasi, flipping, dan penyesuaian kecerahan. Kedua model diuji menggunakan 60 citra data uji yang terpisah dan dievaluasi kinerjanya berdasarkan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan perbedaan kinerja yang signifikan, di mana Model B (dengan augmentasi)

*Korespondensi Penulis:

E-mail: chyquithadanuputri@unismuh.ac.id

mencapai akurasi keseluruhan sebesar 93%, meningkat dari 88% yang dicapai oleh Model A (tanpa augmentasi). Analisis kurva pelatihan juga membuktikan bahwa augmentasi data efektif menekan *overfitting* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Kesimpulannya, arsitektur MobileNetV2 terbukti efektif untuk deteksi penyakit daun merica, dan penerapan teknik augmentasi data merupakan strategi krusial yang secara substansial meningkatkan akurasi dan keandalan model. Implikasi dari temuan ini adalah terbukanya potensi pengembangan aplikasi deteksi penyakit berbasis *smartphone* yang praktis dan dapat diandalkan untuk membantu petani dalam pengambilan keputusan perawatan tanaman yang lebih efektif.

Kata Kunci: Deteksi Penyakit, Tanaman Merica, CNN, MobileNet, Augmentasi Data

PENDAHULUAN

Tanaman merica (*Piper nigrum*) merupakan salah satu komoditas perkebunan bernilai ekonomi tinggi di Indonesia, yang perannya sangat fundamental bagi sektor pertanian dan industry [1]. Meskipun demikian, keberlangsungan produksinya seringkali terancam oleh serangan penyakit yang dapat menurunkan hasil panen secara drastis [2]. Tiga penyakit utama yang sering menyerang daun merica adalah busuk pangkal batang (*Phytophthora capsici*), penyakit kuning, dan bercak daun (*Colletotrichum gloeosporioides*), yang penyebarannya dapat dipercepat oleh kondisi lingkungan [3]. Saat ini, identifikasi penyakit masih sangat bergantung pada metode manual oleh petani, sebuah pendekatan yang memiliki banyak kelemahan, seperti membutuhkan keahlian khusus, memakan waktu lama, dan memiliki risiko tinggi terhadap kesalahan manusia (*human error*) [4]. Kelemahan pendekatan manual ini memerlukan solusi berbasis teknologi yang lebih objektif dan efisien.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, kemajuan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*), khususnya pada bidang *deep learning*, menawarkan Solusi yang menjanjikan [5]. Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti sangat efektif dalam tugas klasifikasi dan analisis pola visual pada gambar, sehingga sangat cocok untuk identifikasi penyakit tanaman berbasis citra daun [6]. Namun, agar dapat diimplementasikan pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti *smartphone*, diperlukan arsitektur CNN yang ringan namun tetap andal. Oleh karena itu, penelitian ini mengadopsi MobileNetV2, sebuah arsitektur yang dirancang efisien dengan kompleksitas komputasi yang rendah tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan [7]

Salah satu tantangan utama dalam penerapan model CNN adalah ketersediaan data latih yang cukup dan bervariasi. Keterbatasan dalam pengumpulan citra daun secara manual dapat diatasi dengan teknik augmentasi data, yaitu sebuah metode untuk memperbanyak data secara artifisial melalui transformasi seperti rotasi, flipping, dan penyesuaian kecerahan [8]. Augmentasi tidak hanya memperkaya variasi data, tetapi juga terbukti mampu meningkatkan kemampuan generalisasi model dan mengurangi risiko *overfitting* [9]

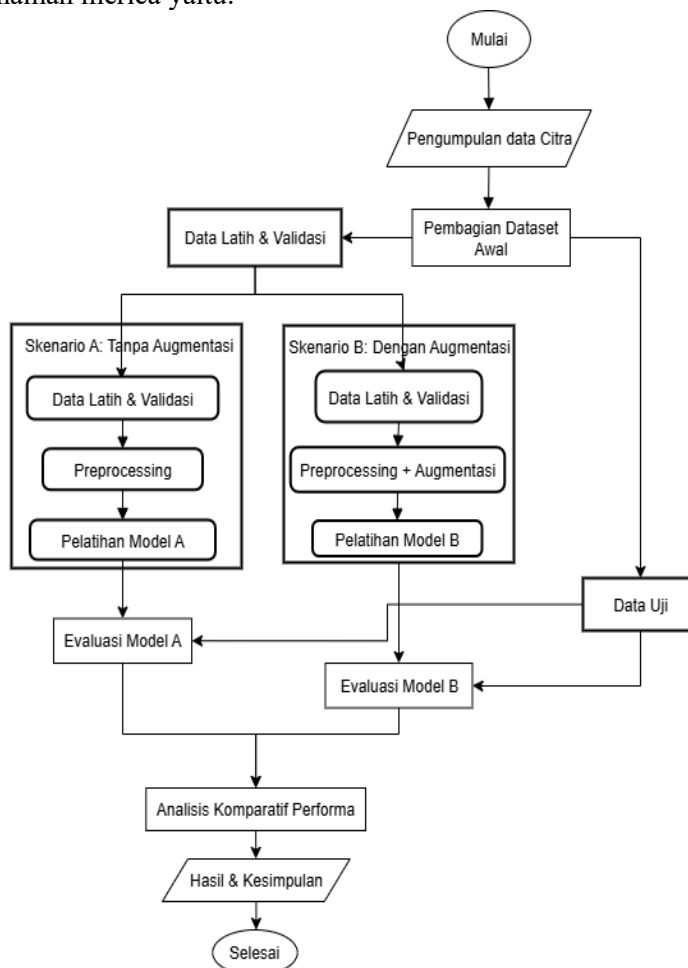
Meskipun penerapan CNN untuk deteksi penyakit pada tanaman lain seperti padi dan tomat telah banyak dilakukan, penelitian khusus untuk tanaman merica masih sangat terbatas [10][11]. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model CNN dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mendeteksi dan mengklasifikasi penyakit pada daun tanaman merica, serta mengetahui perbandingan performa model yang dilatih dengan dan tanpa penerapan teknik augmentasi data. Manfaat dari penelitian ini adalah memberikan bukti kuantitatif mengenai efektivitas augmentasi data pada studi kasus penyakit merica, serta menghasilkan model klasifikasi yang dapat menjadi dasar pengembangan alat bantu deteksi bagi para petani, sehingga dapat membantu mengamankan produktivitas tanaman merica secara lebih efektif.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimental untuk mengevaluasi pengaruh teknik augmentasi data terhadap kinerja model klasifikasi penyakit daun merica.

1. Tahapan Perancangan Penelitian dan Pembangunan Model

Pada penelitian ini terdapat beberapa proses tahapan cara untuk melakukan pendeteksian penyakit pada daun tanaman merica yaitu:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini dirancang dengan dua skenario eksperimen untuk membandingkan model dengan dan tanpa augmentasi data. Alur kerja penelitian secara keseluruhan, mulai dari pengumpulan data hingga analisis komparatif. Model A (Grup Kontrol) dilatih menggunakan 420 citra data latih asli. Citra hanya melalui tahap preprocessing standar, yaitu diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel dan dinormalisasi nilainya ke rentang.





Model B (Grup Eksperimen) dilatih menggunakan 420 citra yang sama, namun diperbanyak melalui teknik augmentasi data. Transformasi yang diterapkan meliputi rotasi acak (-20 hingga +20 derajat), flip horizontal, dan penyesuaian tingkat kecerahan (*brightness adjustment*). Kedua model dikembangkan menggunakan framework TensorFlow dan Keras. Pengaturan hyperparameter dibuat identik untuk keduanya guna memastikan augmentasi data menjadi satu-satunya variabel pembeda. Konfigurasi pelatihan yang digunakan adalah optimizer Adam,

learning rate 0.0001, fungsi *loss sparse categorical crossentropy*, dengan proses pelatihan berjalan selama 35 epoch dan ukuran batch 32.

2. Pengumpulan dan Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 600 citra daun merica, yang dikumpulkan secara langsung dari perkebunan di Desa Matano, Kabupaten Luwu Timur, Sulawesi Selatan yang dapat dilihat pada tabel 1 yaitu Dataset:

Tabel 1. Dataset

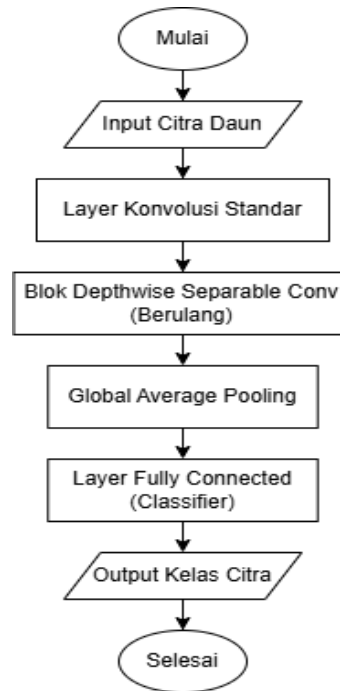
Label	Gambar
Busuk pangkal batang	
Bercak daun	
Penyakit kuning	
Sehat	

Untuk membangun dan mengevaluasi model secara sistematis, dataset ini dialokasikan ke dalam tiga bagian spesifik dengan proporsi 70% untuk data latih, 20% untuk data validasi, dan 10% untuk data uji. Data latih mencakup total 420 citra, dengan distribusi seimbang sebanyak 105 citra untuk masing-masing dari empat kelas: busuk pangkal batang, bercak daun, penyakit kuning, dan sehat. Set data validasi terdiri dari 120 citra (30 citra per kelas), sementara set data uji terdiri dari 60 citra (15 citra per kelas). Secara metodologis, data uji dipisahkan sejak awal untuk menjamin bahwa proses evaluasi akhir tidak dipengaruhi oleh data yang telah digunakan dalam pelatihan maupun validasi.

Penerapan pembagian dataset yang konsisten ini krusial untuk menjaga integritas eksperimen, terutama dalam membandingkan Model A (tanpa augmentasi) dan Model B (dengan augmentasi). Kedua model dikembangkan menggunakan basis data latih yang sama (420 citra), namun Model B diperkaya dengan teknik augmentasi data seperti rotasi, flipping, dan penyesuaian kecerahan. Selanjutnya, kedua model dievaluasi kinerjanya menggunakan set data validasi dan data uji yang identik. Pendekatan ini bertujuan untuk mengisolasi variabel penelitian, sehingga memastikan bahwa setiap perbedaan performa yang terukur antara kedua model dapat diatribusikan secara valid dan meyakinkan kepada pengaruh penerapan teknik augmentasi data, bukan karena variasi pada data evaluasi.

3. Penerapan Model CNN

Penelitian ini menerapkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNet yang mengolah input citra daun melalui tahapan lapisan konvolusi standar, blok *depthwise separable convolution*, global *average pooling*, dan lapisan *fully connected* untuk menghasilkan prediksi kelas kondisi daun yang kinerjanya dievaluasi menggunakan metrik akurasi, loss, dan confusion matrix yang bisa dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Penerapan CNN

4. Teknik Analisis Data dan Evaluasi Kinerja

Analisis data dalam penelitian ini dirancang untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja dari dua model CNN secara kuantitatif. Evaluasi performa model dilakukan dengan menghitung beberapa metrik klasifikasi yang didasarkan pada confusion matrix, antara lain:

4.1. **Akurasi (Accuracy):** Mengukur persentase prediksi yang benar dari keseluruhan data uji.

$$Akurasi = \left(\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \right) \times 100\% \dots\dots\dots(1)$$

4.2. **Presisi (Precision):** Mengukur tingkat ketepatan model dari total prediksi positif yang dibuat.

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

4.3. **Recall (Sensitivitas):** Mengukur kemampuan model untuk menemukan kembali semua data positif yang sebenarnya.

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

4.4. **F1-Score:** Rata-rata harmonik dari Presisi dan Recall, yang memberikan gambaran keseimbangan antara keduanya.

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

Dengan keterangan:

TP (True Positive): Data penyakit yang diprediksi dengan benar sebagai penyakit.

TN (True Negative): Data sehat yang diprediksi dengan benar sebagai sehat.

FP (False Positive): Data sehat yang salah diprediksi sebagai penyakit.

FN (False Negative): Data penyakit yang salah diprediksi sebagai sehat.

5. Proses Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan sesuai dengan dua skenario yang telah dirancang sebelumnya. Kedua model dilatih menggunakan data latih dan divalidasi dengan data validasi, dengan konfigurasi hyperparameter yang identik untuk memastikan perbandingan yang adil. Kinerja setiap model setelah pelatihan kemudian dievaluasi menggunakan data uji yang terpisah.

6. Hasil dan Evaluasi

Hasil dan evaluasi model merupakan tahap terakhir dari pemeriksaan ini. Keakuratan dan presentasi loss dari hasil model CNN yang dibuat akan ditentukan pada tahap ini. Evaluasi dan hasil tersebut kemudian menjadi landasan untuk mengambil kesimpulan dari penelitian yang dilakukan.

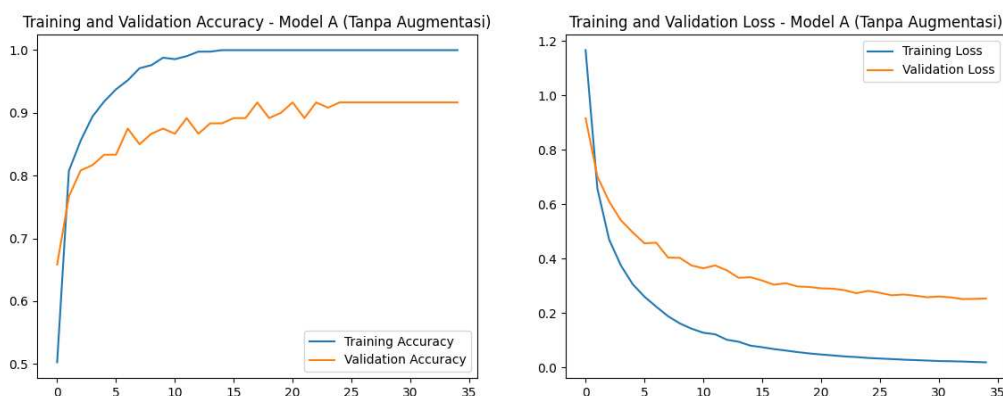
HASIL DAN PEMBAHASAN

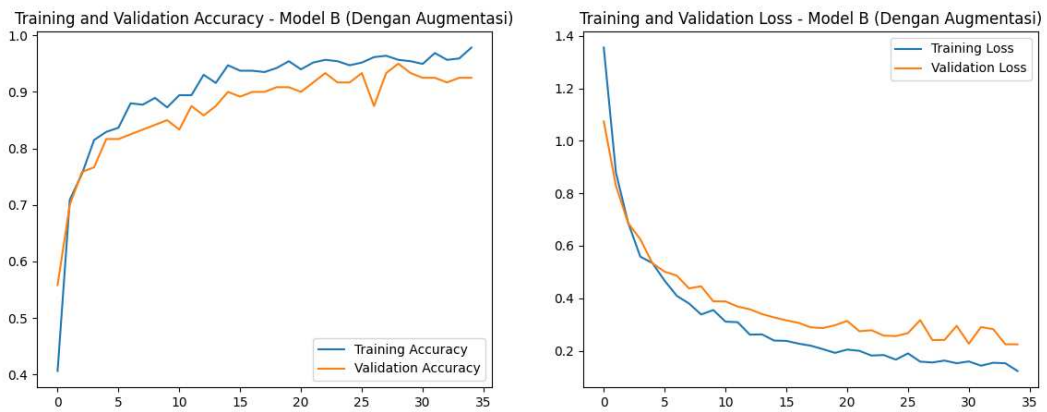
Pada tahap ini, disajikan hasil dari arsitektur model CNN yang telah dibangun untuk deteksi dini penyakit pada tanaman merica menggunakan pendekatan *deep learning* dengan arsitektur MobileNetV2. Dalam penelitian ini, model CNN yang dibangun dapat memprediksi dan mengklasifikasikan empat kondisi daun (tiga jenis penyakit dan satu daun sehat) yang dibuktikan dengan hasil pengujian pada data latih, data validasi, dan data uji. Model ini memanfaatkan lapisan konvolusi standar, blok *depthwise separable convolution*, *global average pooling*, dan lapisan *fully connected* untuk melakukan klasifikasi. Dalam prosesnya, dilakukan pengujian pada dua skenario untuk dievaluasi:

1. Hasil Pengujian Dan Evaluasi Model

1.1. Kinerja Proses Pelatihan

Proses pelatihan selama 35 epoch menghasilkan kurva akurasi dan loss yang disajikan pada Gambar 3. Grafik ini membandingkan secara langsung kinerja Model A dan Model B pada data latih dan data validasi.



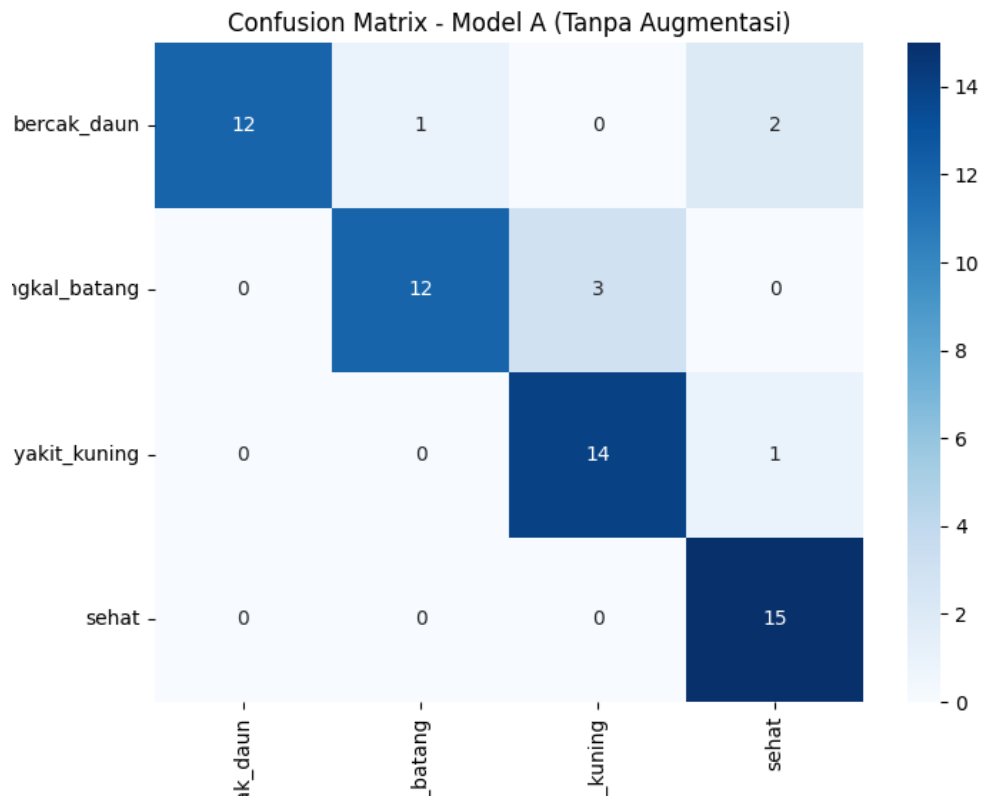


Gambar 3. Grafik Perbandingan Akurasi dan Loss Pelatihan & Validasi

Dari gambar 3, dapat disimpulkan bahwa celah antara kurva pelatihan dan validasi pada Model B (dengan augmentasi) tampak lebih sempit dibandingkan Model A, yang merupakan indikasi awal berkurangnya *overfitting*. Model B (Dengan Augmentasi) menunjukkan akurasi validasi yang lebih tinggi dan stabil tanpa *overfitting*, sehingga memiliki generalisasi yang lebih. Model B lebih baik karena mampu memberikan performa yang lebih konsisten dan andal pada data baru.

1.2. Evaluasi Kinerja Model A dengan Confusion Matrix

Untuk mengevaluasi performa klasifikasi dari Model A (Tanpa Augmentasi), digunakan metode confusion matrix. Metrik ini memberikan gambaran visual yang rinci mengenai kinerja model dalam memprediksi setiap kelas pada data uji. Hasil evaluasi disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix Model A

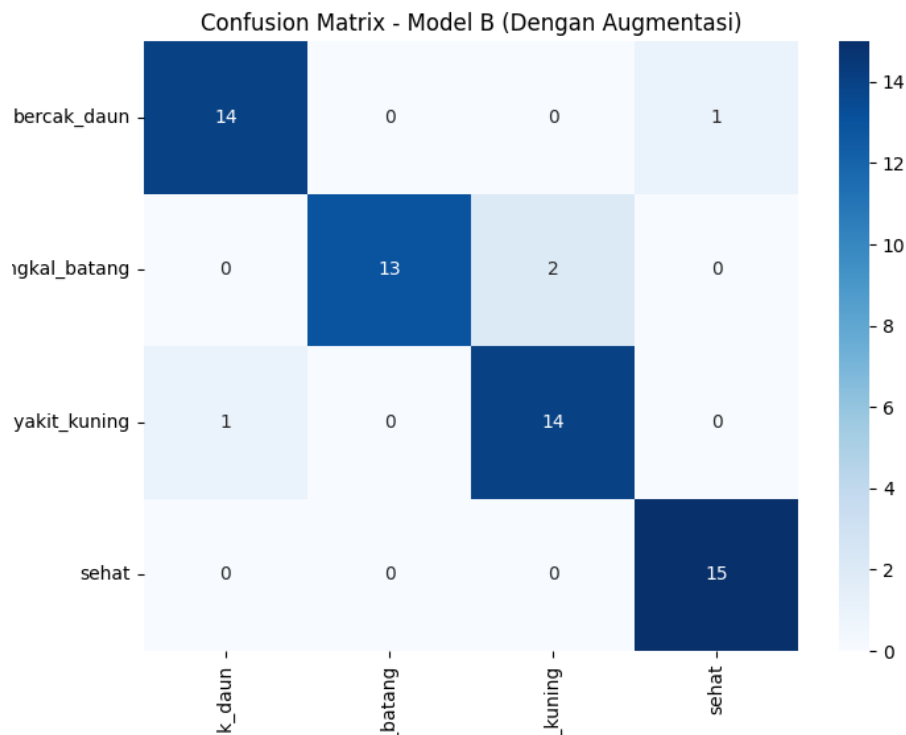
Berdasarkan pengujian pada 60 data uji, Model A (Tanpa Augmentasi) menunjukkan bahwa model ini cenderung melakukan kesalahan klasifikasi *False Negative* yang fatal. Hal ini terlihat jelas di mana model salah mengklasifikasikan 2 kasus bercak daun dan 1 kasus penyakit kuning sebagai sehat. Kesalahan semacam ini sangat berisiko dalam penerapan praktis karena dapat menyebabkan penyakit yang ada tidak terdeteksi sehingga penanganan menjadi terlambat. Kemudian menghasilkan sebuah *Classification report* dengan hasil yang diperoleh dari matrix pengujian seperti pada gambar 5.

Classification Report (Model A):				
	precision	recall	f1-score	support
bercak_daun	1.00	0.80	0.89	15
busuk_pangkal_batang	0.92	0.80	0.86	15
penyakit_kuning	0.82	0.93	0.88	15
sehat	0.83	1.00	0.91	15
accuracy			0.88	60
macro avg	0.89	0.88	0.88	60
weighted avg	0.89	0.88	0.88	60

Gambar 5. Metrik Evaluasi model A pada data uji

Model ini mencapai akurasi keseluruhan 88% pada dataset uji yang seimbang, di mana nilai *macro average* dan *weighted average* untuk setiap metriknya identik. Namun, recall yang rendah 0.80 untuk mendeteksi penyakit bercak daun dan busuk pangkal batang yang berarti gagal mengenali 20% kasusnya, serta memiliki presisi yang lebih rendah di beberapa kategori, dengan busuk pangkal batang menjadi kelas berkinerja terlemah F1-Score 0.86.

1.3. Evaluasi Kinerja Model B Dengan Confusion Matrix



Gambar 6. Confusion Matrix Model B

Berdasarkan pengujian pada 60 data uji, Model B (Dengan Augmentasi) menunjukkan kinerja yang sangat baik di semua kelas. Sebaliknya, analisis pada confusion matrix menunjukkan bahwa model ini berhasil meminimalisir kesalahan fatal (*False Negative*) secara signifikan. Jumlah total kasus penyakit yang keliru dideteksi sebagai sehat berkurang dari tiga kasus pada Model A menjadi hanya satu kasus pada Model B yaitu satu kasus bercak daun. Peningkatan ini membuktikan bahwa penerapan teknik augmentasi data tidak hanya meningkatkan akurasi secara keseluruhan, tetapi juga secara krusial meningkatkan keandalan model dalam mendeteksi keberadaan penyakit sehingga tidak ada yang terlewat. Kemudian menghasilkan sebuah *Classification report* dengan hasil yang diperoleh dari matrix pengujian seperti pada gambar 7.

Classification Report (Model B):				
	precision	recall	f1-score	support
bercak_daun	0.93	0.93	0.93	15
busuk_pangkal_batang	1.00	0.87	0.93	15
penyakit_kuning	0.88	0.93	0.90	15
sehat	0.94	1.00	0.97	15
accuracy			0.93	60
macro avg	0.94	0.93	0.93	60
weighted avg	0.94	0.93	0.93	60

Gambar 7. Metrik evaluasi model B pada data uji

Model ini mencapai akurasi keseluruhan yang sangat tinggi sebesar 93% pada dataset uji yang seimbang, di mana nilai *macro average* dan *weighted average* untuk setiap metriknya identik. Seperti yang ditunjukkan pada perbandingan laporan klasifikasi, akurasi keseluruhan meningkat dari 88% pada Model A menjadi 93% pada Model B, sebuah peningkatan substansial sebesar 5%. Peningkatan ini juga tercermin pada rata-rata F1-Score *macro avg*, yang naik sebesar 5 poin dari 0.88 menjadi 0.93.

Model A: Bukan Daun Merica (54.74%)

Model B: daun_sehat (93.68%)



Gejala (Model A: Bukan Daun Merica):
 Gambar yang diuji tidak teridentifikasi sebagai daun merica.

Gejala (Model B: daun_sehat):
 Tidak ada gejala penyakit yang terlihat. Daun tampak hijau segar dan normal.

Gambar 8. Perbandingan Hasil Prediksi Model A dan B Untuk Citra Daun Sehat

Secara rinci, performa F1-Score meningkat di semua kategori penyakit. Peningkatan paling signifikan terlihat pada kelas busuk pangkal batang, yang F1-Score-nya melonjak sebesar 7 poin dari 0.86 menjadi 0.93. Selain itu, kelas sehat juga menunjukkan peningkatan keandalan yang signifikan, dengan F1-Score naik 6 poin dari 0.91 menjadi 0.97.

1.4. Visualisasi Hasil Prediksi Sistem

Sistem diuji kemampuannya untuk mengidentifikasi daun merica yang sehat. Hasil pengujian ini, yang disajikan pada gambar 8, secara efektif menyoroti keunggulan model yang dilatih dengan augmentasi data.

Keunggulan Model B (dengan augmentasi) paling jelas terlihat pada hasil yang ditampilkan dalam gambar 8. Saat diuji menggunakan citra daun sehat, Model A gagal total dengan salah mengklasifikasikannya sebagai Bukan Daun Merica. Sebaliknya, Model B berhasil mengidentifikasi citra tersebut dengan benar sebagai daun sehat dan dengan tingkat keyakinan yang sangat tinggi, yaitu 93.68%. Hasil ini secara visual membuktikan dampak langsung dari teknik augmentasi data dalam meningkatkan kemampuan generalisasi dan ketangguhan model, sehingga mampu mengenali semua kelas, termasuk kondisi normal (sehat), dengan andal.

2. Pembahasan

Hasil penelitian ini secara jelas menunjukkan bahwa penerapan teknik augmentasi data memberikan dampak krusial pada kinerja model MobileNetV2. Peningkatan performa yang signifikan seperti yang tercermin pada akurasi dan F1-Score bukan sekadar peningkatan numerik, melainkan bukti bahwa kemampuan generalisasi model menjadi lebih baik.

Analisis kurva pelatihan dan confusion matrix menegaskan bahwa augmentasi data efektif mengatasi masalah overfitting sekaligus secara substansial mengurangi kesalahan deteksi fatal (*False Negative*). Temuan ini memperkuat argumen bahwa untuk membangun sistem deteksi penyakit yang andal, variasi data melalui augmentasi merupakan strategi yang sangat fundamental.

SIMPULAN

Penerapan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 sangat efektif untuk deteksi penyakit pada daun tanaman merica. Fakta ini dibuktikan secara kuantitatif melalui model yang dilatih menggunakan teknik augmentasi data (Model B), yang berhasil mencapai akurasi klasifikasi sebesar 93%. Performa ini menunjukkan peningkatan yang signifikan dan menjawab hipotesis penelitian jika dibandingkan dengan model identik tanpa augmentasi (Model A) yang hanya mencapai akurasi 88%.

Peningkatan akurasi sebesar 5% ini bukan sekadar angka, melainkan cerminan dari kemampuan generalisasi model yang lebih baik. Penerapan augmentasi data terbukti secara efektif menekan overfitting selama proses pelatihan dan, yang lebih krusial, berhasil meminimalisir kesalahan fatal (*False Negative*) di mana daun berpenyakit salah dideteksi sebagai sehat dari tiga kasus pada Model A menjadi hanya satu kasus pada Model B. Penemuan ini memberikan landasan ilmiah yang kuat bahwa untuk membangun sistem deteksi yang andal, augmentasi data merupakan sebuah kebutuhan strategis. Implikasinya, model yang dihasilkan memiliki potensi besar untuk dikembangkan menjadi alat bantu deteksi penyakit yang praktis dan terpercaya bagi para petani.

Secara keseluruhan, penelitian ini tidak hanya memvalidasi penggunaan arsitektur MobileNetV2 pada studi kasus tanaman merica, tetapi juga memberikan bukti kuantitatif yang tegas mengenai peran augmentasi data. Meskipun penelitian ini memiliki keterbatasan, seperti penggunaan dataset dari satu lokasi geografis dan belum mengklasifikasikan tingkat keparahan penyakit, hasil yang diperoleh menjadi fondasi yang kokoh untuk pengembangan teknologi

pertanian presisi di masa depan, khususnya dalam mengamankan produktivitas salah satu komoditas terpenting di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Yazid *et al.*, “SERI MANAJEMEN AGRIBISNIS AGRIBISNIS LADA,” 2023.
- [2] D. Manohara *et al.*, “HAMA DAN PENYAKIT PADA TANAMAN LADA DI INDONESIA,” 2020. [Online]. Available: www.balittro.litbang.pertanian.go.id
- [3] F. Denaneera Waardhana and T. Sarianti, “FAKTOR-FAKTOR YANG MEMENGARUHI PRODUKSI LADA DI INDONESIA FACTORS AFFECTING PEPPER PRODUCTION IN INDONESIA,” *Jurnal Ekonomi Pertanian dan Agribisnis (JEPA)*, vol. 8, no. 2, pp. 677–686, 2024, doi: 10.21776/ub.jepa.2024.008.02.23.
- [4] S. Anam Alidrus, M. Aziz, O. Virgantara Putra, and U. Darussalam Gontor Jl Raya Siman KecSiman KabPonorogo, *Deteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network*. 2021.
- [5] M. Rijal, Y. A. Muhammad, and Rahman Abdul, “DETEKSI CITRA DAUN UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT PADI MENGGUNAKAN PENDEKATAN DEEP LEARNING DENGAN MODEL CNN,” *Jurnal Teknologi Terpadu Vol. 10 No. 1 2024*, 56-62, 2024.
- [6] S. Julyani, “Pemanfaatan Pengolahan Citra Untuk Deteksi dan Identifikasi Hama pada Tanaman Secara Otomatis,” *R2J*, vol. 7, no. 5, 2025, doi: 10.38035/rj.v7i5.
- [7] A. Fitriatuzzahra, A. Zahira, F. Ihsani, T. Diah, R. Octavia, and S. Rizdafayi, “Deteksi Penyakit Tanaman Menggunakan Arsitektur MobileNetV2,” 2024.
- [8] M. FARHAN-FST, “Analisis perbandingan pengaruh variasi data augmentasiterhadap kinerja mobilenetv2 dalam klasifikasi penyakit daun teh,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(4), 763-768., 2024.
- [9] M. Fadli Gunardi, “Implementasi Augmentasi Citra pada Suatu Dataset,” 2023.
- [10] A. Jinan and B. H. Hayadi, “Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Melalui Citra Daun (Multilayer Perceptron),” 2022.
- [11] C. R. Kotta, D. Paseru, M. Sumampouw, T. Informatika, U. Katolik De La Salle Manado, and K. I. Kombos Manado -, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit pada Citra Daun Tomat Implementation of Convolutional Neural Network Method to Detect Diseases in Tomato Leaf Image,” 2022.