

Analisis Kinerja MobileNetV2 dalam Klasifikasi Penyakit Daun Cabai Berdasarkan Citra

Firma Nahwa Firdaus¹

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: *1firmanaus11@gmail.com

Abstrak – Penyakit daun pada tanaman cabai merupakan salah satu penyebab utama penurunan kualitas dan produktivitas hasil panen. Identifikasi penyakit yang masih dilakukan secara manual rentan terhadap kesalahan karena kemiripan gejala visual di antara berbagai penyakit. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis performa model *Convolutional Neural Network* berbasis MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai melalui citra. Penelitian ini menggunakan dataset gambar daun cabai yang terbagi ke dalam empat kelas, yaitu *Bacterial Spot*, *Cercospora*, *Curl Virus*, dan daun sehat. Metode yang diterapkan mencakup *preprocessing* gambar seperti *resize* dan *normalisasi*, pembagian data dengan proporsi 80:20, serta pelatihan model dengan pendekatan *transfer learning*. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model MobileNetV2 dapat mencapai akurasi sebesar 97% dengan nilai *macro average* dan *weighted average* yang identik, yang menunjukkan kinerja yang seimbang di semua kelas. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki potensi besar untuk digunakan sebagai model klasifikasi penyakit daun cabai berbasis citra digital.

Kata Kunci — CNN, citra daun, klasifikasi penyakit, MobileNetV2, tanaman cabai

1. PENDAHULUAN

Cabai dengan nama latin *Capsicum annuum L.* masuk ke dalam tanaman hortikultura yang paling populer karena permintaannya yang konsisten dan besar di pasar[1]. Meskipun potensi ekonominya dianggap signifikan, tidak sedikit tantangan yang dihadapi pada proses produksi cabai yang ada di Indonesia. Serangan hama dan penyakit menjadi salah satu tantangan utama[2]. Beberapa penyakit yang sering menghambat produksi cabai diantaranya *Bacterial Spot*, *Cercospora*, dan *Curl Virus*. Penyakit-penyakit ini bisa membuat perubahan warna, bintik-bintik pada daun, serta keriting dan pertumbuhan tanaman yang tidak sewajarnya. Bila tidak segera diambil tindakan dan ditangani dengan tepat, akan berimbas pada hasil panen[3].

Penyakit daun cabai yang muncul seringkali hanya diidentifikasi secara manual, yaitu dengan mengamati gejala yang sudah terlihat secara visual. Namun keakuratan hasil identifikasi yang dilakukan dengan metode tersebut tentu saja sangat tergantung dengan pengalaman serta keahlian petani atau pengamat. Dan hasil identifikasi cenderung subjektif dan rentan terhadap kesalahan diagnosis, terutama jika gejala dari berbagai penyakit itu terlihat mirip. Hal itu bisa mengakibatkan kurang tepat dalam melakukan penanganan, sehingga menyebabkan kerugian pada hasil panen[4].

Kemajuan dalam teknik pemrosesan citra digital dan *deep learning* telah memungkinkan klasifikasi penyakit tanaman dilakukan secara otomatis. Salah satu metode yang populer adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), yang dapat mengekstrak fitur visual dari gambar secara mandiri dan menghasilkan klasifikasi yang tepat. CNN telah banyak diaplikasikan dalam berbagai penelitian untuk mengklasifikasi penyakit daun pada tanaman[5]. Banyak penelitian dilakukan dengan menggunakan sistem klasifikasi untuk mendiagnosis penyakit melalui gambar sebagai input, serta sistem yang dirancang untuk menggantikan fungsi seorang ahli[6]. Penelitian menunjukkan bahwa arsitektur CNN dengan *transfer learning* seperti MobileNetV2 dapat mencapai akurasi tinggi sambil efisien dalam penggunaan komputasi pada dataset gambar tanaman, sehingga ideal untuk pertanian digital dan perangkat dengan keterbatasan sumber daya.

Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan *deep learning* untuk deteksi penyakit daun tanaman. Fadil Mursyid et al. (2025) mengembangkan aplikasi berbasis web menggunakan CNN untuk mendeteksi penyakit daun cabai, yaitu Antraknosa dan Gemini Virus, dengan akurasi sebesar 92%, namun sistem tersebut masih terbatas pada dua jenis penyakit dan belum mendukung deteksi *real-time* maupun platform mobile[7]. Selanjutnya, Eprisa Nova Rahmawati dkk. (2025) mengembangkan aplikasi Android berbasis MobileNetV2 untuk deteksi penyakit daun tomat secara *real-time* dengan akurasi pelatihan 95% dan akurasi *real-time* 88,33%, namun akurasinya

menurun pada kondisi nyata akibat pengaruh pencahayaan dan variasi citra serta masih terbatas pada satu jenis tanaman[8].

Berdasarkan studi sebelumnya, masih ada keterbatasan dalam penilaian performa model klasifikasi penyakit daun cabai yang mencakup berbagai jenis penyakit dengan evaluasi yang menyeluruh. Sebagian penelitian lebih fokus pada pengembangan sistem atau aplikasi, dengan jumlah kelas penyakit yang terbatas dan tanpa analisis detail terhadap kinerja model. Karena itu, penelitian ini bertujuan menganalisis performa model MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai ke dalam empat kelas, yaitu *Bacterial Spot*, *Cercospora*, *Curl Virus*, dan daun sehat. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengetahui kemampuan model dalam membedakan setiap kelas penyakit secara obyektif dan konsisten.

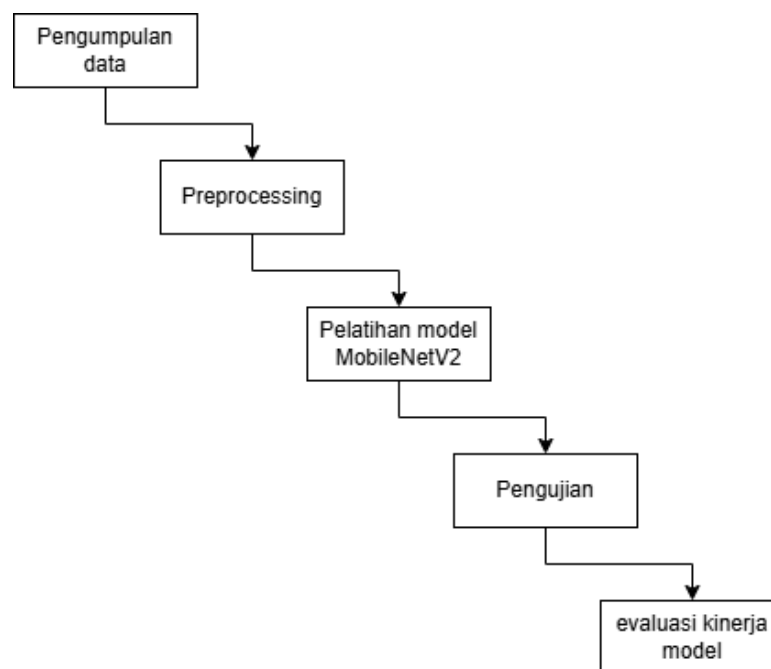
2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Metode pengumpulan dalam penelitian ini menggunakan studi literatur, yang melibatkan proses telaah dan mengkaji berbagai sumber bacaan yang berkaitan dengan topik. Data yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari gambar daun cabai yang dikategorikan ke dalam empat kelas, antara lain *Bacterial Spot*, *Cercospora*, *Curl Virus*, dan juga daun sehat. Dataset diperoleh dari sumber terbuka dan diorganisir dalam folder berdasarkan kelasnya. Yang kemudian dipisahkan menjadi bagian untuk pelatihan dan pengujian dengan tujuan untuk mendukung proses pembelajaran dan evaluasi model klasifikasi.

2.2 Metode Penelitian

Pada penelitian ini, proses penelitian disusun secara sistematis dengan mengadopsi metode *Waterfall*. Metode ini dipilih karena memiliki tahapan yang jelas dan terstruktur sehingga setiap proses dapat dilakukan secara berurutan dan terkontrol. Tahapan *Waterfall* meliputi pengumpulan data, perancangan model MobileNetV2 dan alur preprocessing, implementasi berupa preprocessing citra dan pelatihan model, pengujian menggunakan data uji, serta evaluasi kinerja model berdasarkan metrik performa.



Gambar 1. Metode *Waterfall*

2.3 Preprocessing Data

Tujuan preprocessing data adalah untuk mempersiapkan citra input agar cocok dengan persyaratan model klasifikasi yang digunakan. Preprocessing dilakukan untuk menyamakan ukuran citra, menstabilkan distribusi nilai piksel, serta mengurangi dampak variasi yang tidak relevan pada data. Dengan preprocessing yang tepat, model dapat melakukan proses pelatihan dan pengujian secara lebih optimal, stabil, dan konsisten, sehingga mampu meningkatkan akurasi serta keandalan hasil klasifikasi. Dan berikut adalah tahapan preprocessing data yang digunakan pada penelitian ini:

a. Resize

Resize dilakukan dengan mengubah ukuran citra asli menjadi 224×224 piksel. Penyeragaman ukuran citra ini diperlukan agar seluruh citra memiliki dimensi yang sama dan sesuai dengan ukuran input MobileNetV2, sehingga proses ekstraksi fitur dapat dilakukan secara konsisten. Selain itu, proses resize membantu mengurangi beban komputasi serta memastikan bahwa proses ekstraksi fitur oleh lapisan konvolusi dapat berjalan secara optimal dan stabil selama tahap pelatihan dan pengujian model.

b. Normalisasi

Normalisasi dilakukan dengan mengubah nilai piksel citra dari rentang 0-255 menjadi 0-1. Proses ini bertujuan untuk menyamakan skala nilai piksel dan mempercepat konvergensi selama pelatihan model. Normalisasi dilakukan dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255[9]. Secara teknis, normalisasi bertujuan untuk mempercepat laju konvergensi selama proses pelatihan model, yang memungkinkan algoritma gradient descent bekerja lebih efisien dalam menemukan titik optimal. Berikut persamaannya:

$$x' = \frac{x}{255} \dots\dots\dots (1)$$

x adalah nilai piksel asli, sedangkan x' merupakan piksel hasil normalisasi.

2.4 Pelatihan Model MobileNetV2

Pelatihan model dalam penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan metode transfer learning, di mana MobileNetV2 dimanfaatkan sebagai ekstraktor fitur, sementara lapisan akhirnya digunakan untuk mengklasifikasikan gambar daun cabai ke dalam empat kelas, yaitu *Bacterial Spot*, *Cercospora*, *Curl Virus*, dan *daun sehat*. Lapisan output menggunakan fungsi aktivasi Softmax untuk menghasilkan probabilitas masing-masing kelas, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$P(y_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^n e^{z_j}} \dots\dots\dots (2)$$

di mana z_i merupakan nilai logit kelas ke- i dan n adalah jumlah kelas.

2.5 Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi performa model dilakukan dengan menggunakan data uji untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan penyakit daun cabai, menggunakan metrik evaluasi yang mencakup akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, di mana akurasi mengukur tingkat ketepatan prediksi model secara keseluruhan, *precision* dan *recall* menilai ketepatan dan kelengkapan hasil klasifikasi pada setiap kelas, serta *F1-score* sebagai rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*, dengan perhitungan metrik evaluasi dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \dots\dots\dots (3)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots (4)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots (5)$$

$$\text{F1-score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \dots\dots\dots (6)$$

Confusion matrix juga digunakan untuk menganalisis pola kesalahan klasifikasi antar kelas penyakit daun cabai.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Model

Tahapan-tahapan yang dilakukan untuk mengimplementasikan model dalam penelitian ini antara lain:

a. Pemuatan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar daun cabai yang dibagi ke dalam empat kelas, yaitu *Bacterial Spot*, *Cercospora*, *Curl Virus*, dan daun sehat. Total dataset mencapai 400 gambar, yang kemudian dipisahkan menjadi data latih dan data uji. Untuk keperluan pelatihan dan pengujian model, dataset kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20, di mana sebanyak 320 gambar digunakan sebagai data latih dan 80

gambar digunakan sebagai data uji. Pembagian ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat mempelajari pola dari data latih secara optimal serta diuji kemampuannya menggunakan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 2. *Bacterial Spot*



Gambar 3. *Cercospora*



Gambar 4. *Curl Virus*



Gambar 5. Daun Sehat

b. *Preprocessing Data*

Citra diubah ukurannya atau masuk ke dalam proses *resize* untuk diubah ke ukuran 224×224 piksel dan selanjutnya dinormalisasi ke rentang $[0,1]$. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa semua citra memiliki dimensi yang seragam dan nilai piksel yang stabil, sehingga model dapat memproses data dengan lebih efisien dan akurat.

c. *Pembagian Data*

Dari jumlah dataset mencapai 400, dengan masing-masing 100 data per kelasnya, kemudian dibagi untuk dijadikan data latih dan data uji. Data latih terdiri dari 320 gambar, sementara data uji terdiri dari 80 gambar, dengan setiap kelas terdistribusi secara merata di kedua kelompok data tersebut.

d. *Pelatihan Model*

Pelatihan model dilakukan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan pendekatan transfer learning. Model dilatih menggunakan data latih untuk mempelajari pola visual dari masing-masing kelas penyakit daun cabai. Proses pelatihan menghasilkan nilai akurasi dan loss yang digunakan sebagai indikator keberhasilan model dalam mempelajari data.

e. *Pengujian dan Evaluasi*

Setelah proses pelatihan selesai, model diuji menggunakan data uji untuk menghasilkan prediksi kelas penyakit daun cabai. Hasil prediksi kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Nilai evaluasi tersebut digunakan untuk menggambarkan performa model dalam melakukan klasifikasi penyakit daun cabai secara keseluruhan.

3.2 Analisis Hasil

Berdasarkan hasil evaluasi yang diperoleh dari pengujian model MobileNetV2 pada dataset citra daun cabai, analisis berikut ini akan membahas secara mendalam performa klasifikasi yang dicapai:

a. Analisis *Preprocessing* Data

Berdasarkan hasil *preprocessing*, proses *resize* berhasil mempertahankan informasi visual penting pada citra daun cabai, seperti bentuk daun dan pola bercak penyakit. Normalisasi nilai piksel terbukti membantu proses pelatihan dengan membuat distribusi data lebih stabil, sehingga model dapat belajar dengan lebih optimal.



Gambar 6. Citra Asli



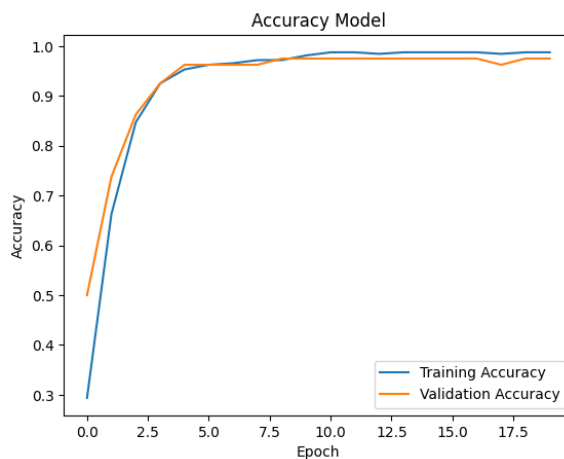
Gambar 7. Setelah Resize



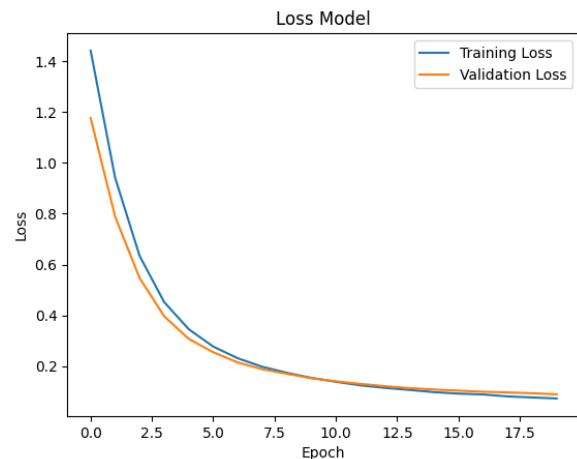
Gambar 8. Setelah Normalisasi

b. Analisis Pelatihan Model

Hasil pelatihan menunjukkan bahwa nilai akurasi meningkat secara bertahap seiring bertambahnya epoch, sementara nilai loss mengalami penurunan. Pola ini mengindikasikan bahwa model MobileNetV2 mampu mempelajari karakteristik citra daun cabai dengan baik tanpa menunjukkan gejala overfitting yang signifikan. Proses ini dilakukan selama beberapa epoch untuk memastikan model mencapai performa optimal sebelum evaluasi akhir. Hasil pelatihan ditampilkan dalam bentuk grafik akurasi dan loss pada Gambar 9 dan 10.



Gambar 9. Grafik Akurasi Model



Gambar 10. Grafik Loss Model

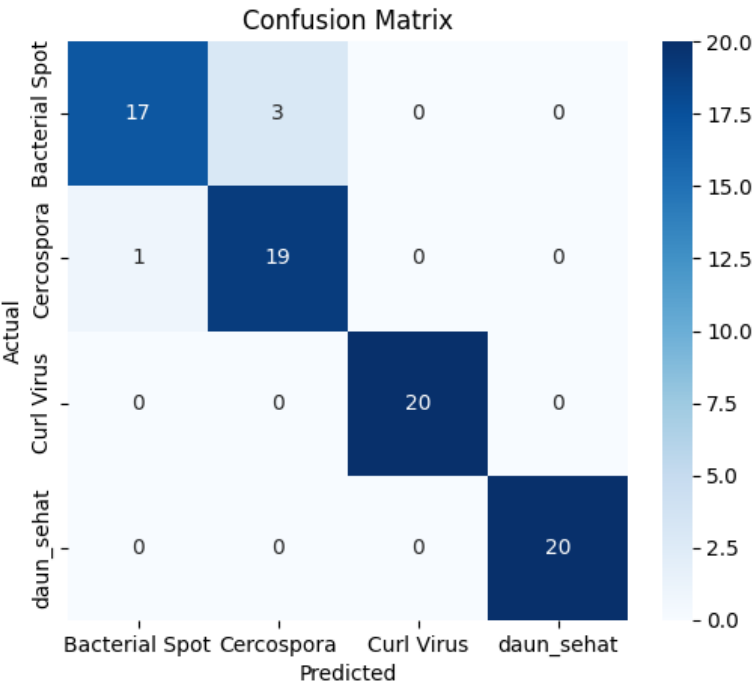
c. Analisis Hasil Pengujian

Tabel 1. Tabel Evaluasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Bacterial Spot	0,95	0,95	0,95	20
Cercospora	0,95	0,95	0,95	20
Curl Virus	1,00	1,00	1,00	20
Daun sehat	1,00	1,00	1,00	20
accuracy			0,97	80
macro avg	0,97	0,97	0,97	80
weighted avg	0,97	0,97	0,97	80

Berdasarkan hasil pengujian dengan 80 data uji, model MobileNetV2 mencapai akurasi sebesar 0,97, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dalam mengenali dan membedakan penyakit daun cabai. Pada level kelas, *Bacterial Spot* dan *Cercospora* mendapatkan nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 0,95, yang menunjukkan kemampuan model yang solid dalam menangani klasifikasi untuk penyakit-penyakit tersebut meskipun terdapat kesamaan ciri visual yang mungkin menimbulkan kebingungan. Sementara kelas *Curl Virus* dan daun sehat mencapai nilai sempurna yaitu 1,00. Nilai *macro average* dan *weighted average* yang sama-sama 0,97 menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang seimbang di semua kelas dan konsisten secara keseluruhan.

d. Analisis Confusion Matrix



Gambar 11. Confusion Matrix

Berdasarkan *Confusion Matrix* di atas, model MobileNetV2 berhasil mengklasifikasikan sebagian besar data uji dengan benar. Pada kelas *Bacterial Spot*, 17 dari 20 gambar diklasifikasikan

dengan tepat, sedangkan 3 gambar salah dikategorikan sebagai *Cercospora*. Kelas *Cercospora* menunjukkan performa yang baik dengan 19 gambar terklasifikasi benar dan 1 gambar salah diklasifikasikan sebagai *Bacterial Spot*. Di sisi lain, kelas *Curl Virus* dan daun sehat masing-masing diklasifikasikan dengan benar sepenuhnya tanpa ada kesalahan. Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada kelas *Bacterial Spot* dan *Cercospora*, yang memiliki kemiripan ciri visual, sehingga berpotensi menimbulkan kebingungan dalam proses klasifikasi.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan mengenai analisis kinerja model Convolutional Neural Network berbasis MobileNetV2 dalam klasifikasi penyakit daun cabai menggunakan citra digital, dapat disimpulkan bahwa:

1. Arsitektur MobileNetV2 dengan menggunakan pendekatan transfer learning pada penelitian ini dapat melakukan klasifikasi penyakit daun cabai berdasarkan citra dengan performa yang tinggi dan stabil pada empat kelas penyakit yang diuji.
2. Hasil evaluasi kinerja menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang seimbang di antara kelas-kelas tersebut, yang ditandai oleh nilai *macro average* dan *weighted average* yang tinggi, sehingga model tidak hanya menonjol pada kelas tertentu saja.
3. Kelebihan utama dari model yang digunakan adalah efisiensi dalam penggunaan komputasi serta kemampuan ekstraksi fitur yang baik meskipun hanya menggunakan tahapan *preprocessing* yang sederhana, sehingga sangat sesuai untuk diterapkan pada sistem dengan keterbatasan sumber daya.
4. Meskipun demikian, penelitian ini masih memiliki keterbatasan terkait jumlah dan variasi dataset, terutama dalam hal kondisi pencahayaan dan lingkungan saat pengambilan citra, yang berpotensi memengaruhi kemampuan model untuk generalisasi pada data lapangan.
5. Pengembangan selanjutnya dapat dilakukan dengan menambahkan variasi data citra dari lapangan, menerapkan teknik augmentasi data, serta mengintegrasikan model ke dalam sistem atau aplikasi berbasis web maupun mobile untuk mendukung deteksi penyakit daun cabai secara lebih luas dan praktis.

5. SARAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, masih terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas variasi dataset, khususnya citra daun cabai yang diambil langsung dari kondisi lapangan dengan perbedaan pencahayaan dan lingkungan yang lebih beragam. Selain itu, pengembangan lebih lanjut dapat dilakukan dengan mengevaluasi kinerja model menggunakan arsitektur CNN lain atau teknik optimasi yang berbeda guna memperoleh performa klasifikasi yang lebih optimal. Penelitian lanjutan juga dapat mengkaji pengaruh berbagai variasi *preprocessing* citra, termasuk teknik augmentasi data seperti rotasi, *flipping*, atau penambahan *noise*, terhadap peningkatan akurasi dan stabilitas hasil klasifikasi, sehingga dapat memberikan wawasan baru tentang bagaimana *preprocessing* dapat ditingkatkan untuk menghadapi tantangan data yang lebih beragam dan tidak terstruktur.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. S., “Analisis Usahatani dan Pemasaran Cabai Merah (*Capsicum annum* L.),” *Jurnal Ilmu Pertanian Indonesia*, 2021.
- [2] Y. A. Kleruk, H. D. Beja, and Y. Wahyuni, “Identifikasi Hama Dan Penyakit Serta Pengendalian Pada Tanaman Cabai (*Capsicum Annum* L.)Di Kelompok Tani Sinar Bahagia Desa Nitakloang Kabupaten Sikka,” 2024.
- [3] J. S. W. Pramana, S. A. Sudiro, M. I. Zulfa, and M. G. Ragil, “Klasifikasi Penyakit Daun Cabai Menggunakan Metode Convolutional Neural Network.,” *RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 2023.
- [4] R. Mujahiddin, Zaeniah, and B. Imran, “Rancang Bangun Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Tanaman Cabai Dengan Metode Certanty Factor,” *Jurnal Kecerdasan Buatan dan Teknologi Informasi (JKBTI)*, 2023.

- [5] E. L. P. Ristanti, “Analisis dan Perbandingan Arsitektur VGG16 dan MobileNetV2 Untuk Klasifikasi dan Identifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Cabai Menggunakan CNN,” *Jurnal Ilmiah Sain dan Teknologi*, 2024.
- [6] B. N. T. C. Ningrum, E. N. Ni'mah, M. P. Arifin, and M. A. D. W. Dara, “Klasifikasi Dan Pengenalan Pola Penyakit Cabai Dengan Metode CNN (Convolution Neural Network),” 2024.
- [7] F. Mursyid, M. A. Albarzah, 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*, 2025.
- [8] E. N. Rahmawati, T. Pinandita, M. A. Fitriani, and E. A. Pambudi, “Deteksi Penyakit Daun Tomat Real-Time pada Platform Android Berbasis Convolutional Neural Network,” *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia (JPTI)*, Aug. 2025.
- [9] R. C. Gonzalez and Woods Richard E., *Digital Image Processing*. Pearson, 2018.