Penerapan CNN dengan Arsitektur ResNet50 Berbasis Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit Daun Mangga

Riyan Farismana[*1], Naila Fathirani Zain[2], A Lubis Ghozali[3], Sahid Triambudhi[4]

[1-4]Jurusan Teknik Informatika, Politeknik Negeri Indramayu

E-mail: riyanfarismana@polindra.ac.id[1], zainnf03@gmail.com [2], lubis@polindra.ac.id[3], sahid@polindra.ac.id[4]

Abstrak. Penyakit yang menyerang daun mangga adalah salah satu tantangan signifikan yang dapat mengurangi produktivitas panen mangga. Tujuan dari penelitian ini untuk menciptakan suatu model klasifikasi otomatis untuk penyakit daun mangga dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network (CNN) yang menggunakan arsitektur ResNet50 melalui pendekatan transfer learning (ekstraksi fitur). Kebutuhan sistem ini muncul akibat keterbatasan metode identifikasi visual manual yang lambat serta kurang tepat, terutama di Kabupaten Indramayu. Dataset utama yang telah divalidasi oleh Dinas Pertanian Indramayu terdiri dari 1.178 citra yang bersih, yang mencakup enam kategori (Anthracnose, Die Back, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mould, dan Daun Sehat). Dataset tersebut dibagi menjadi 70% untuk data pelatihan (824 citra), 15% untuk data validasi (177 citra), dan 15% untuk data uji (177 citra). Pra-pemrosesan citra meliputi pengubahan ukuran menjadi 224 × 224 piksel, normalisasi, serta augmentasi data. Proses pelatihan dilakukan selama 25 epoch dengan membekukan layer dasar dari ResNet50. Hasil analisis menunjukkan bahwa model mencapai konvergensi optimal dengan tingkat akurasi mencapai 100% dan penurunan loss hingga sekitar 0,05. Evaluasi terhadap 177 data uji independen menghasilkan nilai precision, recall, F1-score, serta akurasi semua mencapai 100% tanpa adanya kesalahan dalam klasifikasi. Model ini terbukti efisien untuk mendukung otomatisasi dalam proses identifikasi penyakit pada daun mangga.

Kata kunci: Klasifikasi, Penyakit, Daun Mangga, CNN, Rsenet50.

Abstract.. *Diseases affecting mango leaves pose a significant challenge that can reduce mango harvest productivity. This study aims to develop an automated classification model for mango leaf diseases using a Convolutional Neural Network (CNN) based on the ResNet50 architecture via a transfer learning approach (feature extraction). The need for this system arises from the limitations of manual visual identification methods, which are slow and prone to inaccuracy, particularly in Indramayu Regency. The primary dataset, validated by the Indramayu Agriculture Office, consists of 1,178 clean images covering six categories: Anthracnose, Dieback, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mold, and Healthy Leaves. The dataset was partitioned into 70% for training (824 images), 15% for validation (177 images), and 15% for testing (177 images). Image preprocessing involved resizing to 224 × 224 pixels, normalization, and data augmentation. The training process was conducted over 25 epochs with the base layers of ResNet50 frozen. Analysis results indicate that the model achieved optimal convergence, reaching 100% accuracy and a loss value of approximately 0.05. Evaluation using the 177 independent test images yielded precision, recall, F1-score, and accuracy values of 100%, with no classification errors. The model proves to be an efficient tool for supporting the automation of mango leaf disease identification.*

Keywords:. *Classification, Disease, Mango Leaf, CNN, ResNet50.*

1. Pendahuluan

Sektor hortikultura, khususnya tanaman mangga (*Mangifera indica L.*), merupakan salah satu komoditas unggulan yang memberikan kontribusi besar terhadap Produk Domestik Bruto (PDB) daerah. Kabupaten Indramayu, yang dikenal secara luas sebagai Kota Mangga, memiliki peran sentral sebagai produsen utama mangga nasional dengan berbagai varietas unggulan [1]. Di sisi lain, produktivitas mangga semakin terancam menurun akibat perubahan iklim yang tidak menentu dengan penyebab penyebaran patogen yang menyerang bagian daun seperti bakteri maupun jamur sehingga proses fotosintesis tanaman dalam memproduksi buah mangga menjadi berkurang [2]. Serangan penyakit pada daun mangga yang tidak segera diidentifikasi dapat menyebabkan kerugian tidak hanya bagi petani tapi bagi kapasitas keseluruhan hasil panen mangga sampai usaha agribisnis di Indramayu[3].

Ahli patologi tanaman dan petani umumnya menggunakan pengamatan mata secara langsung untuk mendeteksi dan mendiagnosis penyakit tanaman. Mereka bergantung pada pengalaman dan indra dalam proses ini. Namun, metode ini bisa terkadang kurang akurat, membingungkan, dan membutuhkan tenaga yang lebih banyak karena harus memeriksa daun secara manual [4] . pada skala yang lebih besar. Beberapa upaya peningkatan pengetahuan kepada petani mangga telah dilakukan oleh balai maupun dinas terkait dengan mengumpulkan informasi dari berbagai sumber literatur terkait hama dan penyakit tanaman mangga, namun pendekatan tersebut masih memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan dan akurasi, serta keterbatasan pakar yang dimiliki.

Dengan berkembangnya teknologi saat ini seperti kecerdasan buatan, terutama bidang pengolahan citra digital dan *deep learning*, memberikan solusi yang lebih efisien untuk mendeteksi penyakit pada tanaman secara otomatis [5]. Salah satu pendekatan yang banyak digunakan dan dikatakan efektif dalam pengolahan citra digital adalah *deep learning*, dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) [6]. CNN dikenal memiliki kemampuan untuk secara otomatis dan efektif dalam mengekstraksi fitur dari gambar, sehingga sangat cocok digunakan dalam tugas klasifikasi gambar, seperti klasifikasi penyakit pada daun tanaman [7]. Penerapan CNN dalam mengklasifikasikan citra penyakit pada daun memungkinkan proses pengenalan dilakukan lebih cepat, lebih tepat, dan lebih konsisten dibandingkan cara manual.

Penelitian ini bertujuan untuk menciptakan model klasifikasi penyakit pada daun mangga dengan menggunakan teknik *Convolutional Neural Network* (CNN). Model yang dibuat akan mengklasifikasikan kondisi daun ke dalam berbagai kategori, termasuk jenis penyakit dan daun yang sehat, kemudian dievaluasi dengan menggunakan *confusion matrix* yang mencakup besaran akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas.[8]. Dalam penelitian ini, model ResNet50 digunakan dengan pendekatan *transfer learning* berupa *feature extraction* [9] , dimana seluruh layer dasar ResNet50 yang telah dilatih pada dataset *ImageNet* dibekukan (*frozen*) dan digunakan sebagai *feature extractor*, sementara proses pelatihan hanya dilakukan pada layer klasifikasi yang ditambahkan di bagian akhir model.

Penelitian yang disajikan dalam artikel ini merupakan fase awal dari serangkaian penelitian jangka panjang yang bertujuan untuk menciptakan sistem yang terpadu untuk identifikasi dan diagnosis penyakit pada daun mangga. Pada tahap dasar ini, perhatian utama penelitian ditujukan untuk mengembangkan dan menguji keandalan model arsitektur ResNet50 dengan memanfaatkan *dataset* primer secara eksklusif. Semua citra didapat langsung dari lapangan dan dikonfirmasi oleh para ahli dari UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Indramayu. Pentingnya penggunaan *dataset* primer lokal ini adalah untuk menjamin keabsahan *ground truth* dan membangun dasar model awal yang mampu mengenali karakteristik visual penyakit mangga dalam kondisi lokal sebelum diperluas.

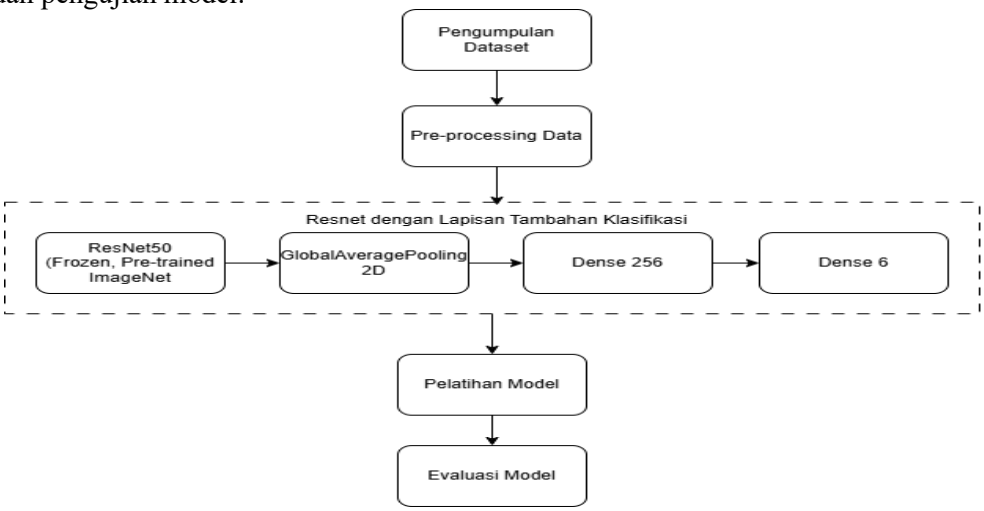
Sebagai langkah-langkah untuk pengembangan sistem secara bertahap, berdasarkan peneleitian awal ini, penelitian berikutnya akan berfokus pada integrasi dataset eksternal dari berbagai sumber seperti *platform kaggle* dan kondisi lingkungan yang berbeda. Penambahan variasi pada data eksternal

ini bertujuan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap tantangan nyata di lapangan, seperti perbedaan kondisi pencahayaan, kerumitan latar belakang, serta kemungkinan terjadinya infeksi ganda. Rangkaian penelitian ini pada akhirnya akan mengarah pada pengembangan sistem deteksi yang komprehensif yang dapat digunakan secara praktis dan *real-time* oleh petani serta penyuluh pertanian di lapangan.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif eksperimen untuk mengevaluasi dampak sistematis dari pengoptimalan model ResNet50 dalam mengklasifikasikan penyakit daun mangga. Pendekatan kuantitatif ini digunakan untuk mengolah data berupa angka-angka yang menggambarkan kinerja model [10] , kemudian dianalisis secara statistik dan objektif. Sementara itu, eksperimen dilakukan dengan menerapkan arsitektur ResNet50 berbasis *transfer learning*, menyesuaikan parameter-parameter tertentu, serta melakukan pra-pemrosesan terhadap gambar daun mangga.Tujuannya adalah untuk menguji bagaimana pengaruh dari kegiatan tersebut terhadap kemampuan model dalam mengenali dan mengklasifikasikan enam jenis penyakit daun mangga secara terukur.

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang saling berkesinambungan, yaitu studi literatur, pengumpulan dataset, pre-processing data, perancangan model ResNet50, pelatihan model, evaluasi dan pengujian model.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Dataset

Pengumpulan data pada penelitian ini dilakukan melalui studi observasi dan dokumentasi lapangan. Dataset yang digunakan terdiri atas citra daun mangga yang diperoleh dari sumber data primer yang diambil secara langsung di Dinas Pertanian melalui UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura. Citra yang diperoleh melalui pengambilan langsung telah melalui proses validasi oleh pihak Dinas Ketahanan Pangan dan Pertanian Kabupaten Indramayu guna memastikan kesesuaian dan keakuratan klasifikasi penyakit.

Tabel 1. Sumber dan Jumlah Awal Dataset Citra Daun Mangga Per Kelas.

Jenis Penyakit	Sumber	Jumlah Data
Anthracnose	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200
Die Back	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200

Gall Midge	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200
Powdery Mildew	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200
Sooty Mould	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200
Daun Sehat	UPTD Balai Pembenihan dan Pembibitan Hortikultura Kabupaten Indramayu	200
	Total	1200

2.2. *Pre-processing* Data

Tahap ini dilakukan karena gambar daun mangga dalam bentuk digital tidak bisa langsung dipakai oleh algoritma klasifikasi tanpa diubah terlebih dahulu. Gambar harus diubah menjadi angka-angka agar bisa diproses [11] . Selain itu, gambar yang didapat dari kamera memiliki ukuran yang berbeda-beda, terang gelap yang tidak seragam, dan bisa saja terdapat gangguan atau noise. Sebab itu, diperlukan proses pengaturan ulang dan peningkatan kualitas gambar agar informasi visual bisa diproses secara lebih baik.

1. Resizing

Resizing dilakukan dengan mengubah ukuran citra daun menjadi 224 × 224 piksel agar sesuai dengan ukuran input pada model ResNet50.

$$S_z = \frac{224}{W}, S_y = \frac{224}{H}$$
$$x^1 = x \ X \ S_z$$
$$y^1 = y \ X \ S_y$$

2. Normalisasi

Setelah proses *resizing*, Citra hasil *resizing* dikonversi menjadi *array NumPy* bertipe *float32* pada rentang piksel [0, 255] menggunakan fungsi *img_to_array*. Selanjutnya, diterapkan fungsi *preprocess_input* ResNet50 untuk melakukan *mean subtraction* pada kanal warna BGR berdasarkan statistik *ImageNet*, yaitu dengan mengurangkan nilai rerata 103,939 (*Blue*), 116,779 (*Green*), dan 123,680 (*Red*) dari setiap piksel.

3. Augmentasi Data

Teknik ini dipakai dalam deep learning untuk membuat dan menghasilkan data latihan tambahan yang beragam secara buatan tanpa harus mengumpulkan data baru dari sumber lain. Tujuan utamanya Untuk mencegah *overfitting* [12] , model dilatih agar tetap mampu mengenali objek secara akurat meskipun gambar yang diberikan memiliki perbedaan dalam posisi, sudut, atau ukuran di dunia nyata.

2.3. Perancangan ResNet dengan Lapisan Tambahan Klasifikasi

Pada penelitian ini digunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur ResNet50 untuk melakukan klasifikasi penyakit pada daun mangga. ResNet50 adalah salah satu model pembelajaran mendalam yang memiliki jumlah lapisan dalam jaringan sebanyak 50 dan menerapkan konsep *residual learning*[13]. Model ResNet50 yang digunakan dalam penelitian ini merupakan model *pre-trained* yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset ImageNet, model ini memungkinkan sistem untuk memanfaatkan fitur- fitur dasar yang telah dipelajari sebelumnya seperti bentuk, tekstur, dan pola citra. Pada tahap perancangan model, lapisan klasifikasi pada bagian akhir ResNet50 disesuaikan dengan jumlah kelas penyakit daun mangga yang digunakan dalam penelitian. Lapisan keluaran menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas penyakit.

2.4. Pelatihan Model

Proses pelatihan model menggunakan dataset citra daun mangga yang telah melalui tahap *pre-processing.* Proses pelatihan dilakukan menggunakan data latih yang disediakan melalui *train generator*, sedangkan data validasi digunakan untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan berlangsung.Pelatihan model dilakukan selama 25 *epoch* dengan memanfaatkan *callback* berupa *early stopping* dan model *checkpoint*.

2.5. Evaluasi Model

Tahap evaluasi model dilakukan untuk mengetahui tingkat kinerja model dalam melakukan klasifikasi penyakit daun mangga. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan data uji yang tidak digunakan selama proses pelatihan model. Hasil prediksi model kemudian dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengetahui tingkat ketepatan klasifikasi yang dihasilkan. Metode evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *confusion matrix* dan *classification report*. *Confusion matrix* digunakan untuk melihat jumlah prediksi yang benar maupun salah pada setiap kelas. Sedangkan *classification report* digunakan untuk menghitung beberapa metrik evaluasi yang meliputi *precision, recall*, dan *F1-score* [14] .

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Pembersihan Dataset

Langkah pertama yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pengecekan duplikat menggunakan teknik pengecekan *hash (MD5/perceptual hash)*. Dari proses tersebut ditemukan gambar duplikat terutama pada kelas *sooty mould* yang kemudian dihapus. Dataset bersih yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 1.178 citra.

Tabel 2. Distribusi Dataset Bersih pada masing-masing kelas.

Jenis Penyakit	Jumlah Data
Anthracnose	200
Die Back	200
Gall Midge	200
Powdery Mildew	200
Sooty Mould	178
Daun Sehat	200
Total	1178

3.2 *Pre-Processing* Citra

a. Resizing

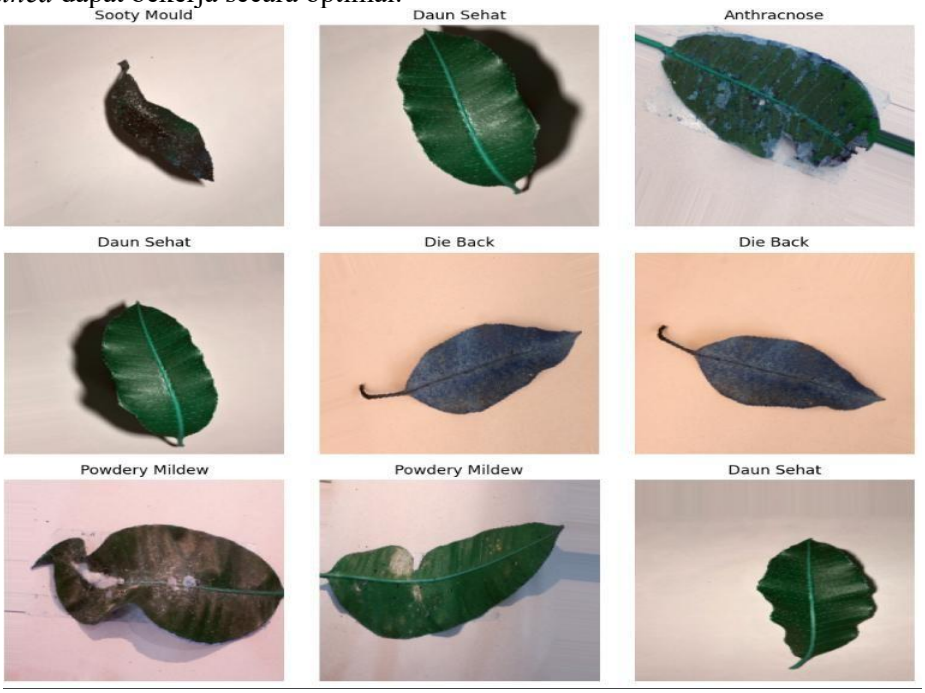
Tujuan proses agar semua gambar memiliki ukuran yang sama, sehingga dapat diolah dengan baik oleh arsitektur pada proses pelatihan dan diuji.



Gambar 2. Hasil Resizing Citra Daun Mangga

b. Normalisasi data

Proses ini bertujuan untuk menyelaraskan distribusi nilai piksel dataset daun mangga dengan distribusi data yang digunakan saat *pre-training* ResNet50 pada ImageNet, sehingga bobot *pre-trained* dapat bekerja secara optimal.



Gambar 3. Hasil Normalisasi Citra

c. Augmentasi Data

Augmentasi data ini hanya diterapkan pada data pelatihan, sedangkan data validasi dan testing tidak diaugmentasi untuk menjaga keaslian evaluasi model Untuk meningkatkan variasi data pelatihan dan mencegah overfitting, dilakukan augmentasi data dengan teknik berikut:

- *rotation_range*: rotasi citra secara acak
- *width_shift_range*: pergeseran horizontal
- *height_shift_range*: pergeseran vertikal
- *zoom_range*: zoom in/out
- *horizontal_flip*: pembalikan horizontal.

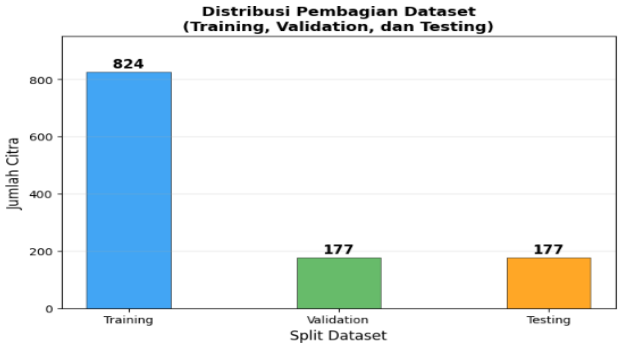
3.3 Pembagian Dataset

Pembagian dataset dilakukan dengan metode Stratified Split menjadi 70% data latih (824 citra), 15% data validasi (177 citra), dan 15% data uji independen (177 citra).

Tabel 3. Pembagian Dataset

Dataset	Jumlah	Presentase
Training	824	70%
Validation	177	15%
Testing	177	15%
Total	1178	100%

Data latih digunakan untuk melatih model jaringan syaraf tiruan *Convolutional Neural Network* berbasis arsitektur ResNet50 agar model bisa belajar mengenali pola dan sifat-sifat dari setiap jenis penyakit pada daun mangga. Data validasi digunakan untuk mengecek bagaimana baiknya kinerja model selama proses pembelajaran berlangsung. Pelatihan model dilakukan selama 25 epoch dengan menggunakan callback seperti early stopping dan model *checkpoint* agar menghindari *overfitting* dan menyimpan model yang paling baik.



Gambar 4. Grafik Pembagian Dataset

3.4 Arsitektur Model

Model yang dibangun menggunakan arsitektur ResNet50 dengan pendekatan *transfer learning* berupa *feature extraction*. Seluruh layer dasar ResNet50 yang telah dilatih pada dataset *ImageNet* dibekukan (*frozen*) dan digunakan sebagai *feature extractor*. Layer klasifikasi yang ditambahkan di bagian akhir model terdiri dari

- *GlobalAveragePooling2D*
- *Dense 256 dengan ReLU dan L2 regularization*
- *Dropout 0.5*
- *Dense 6* dengan *Softmax*

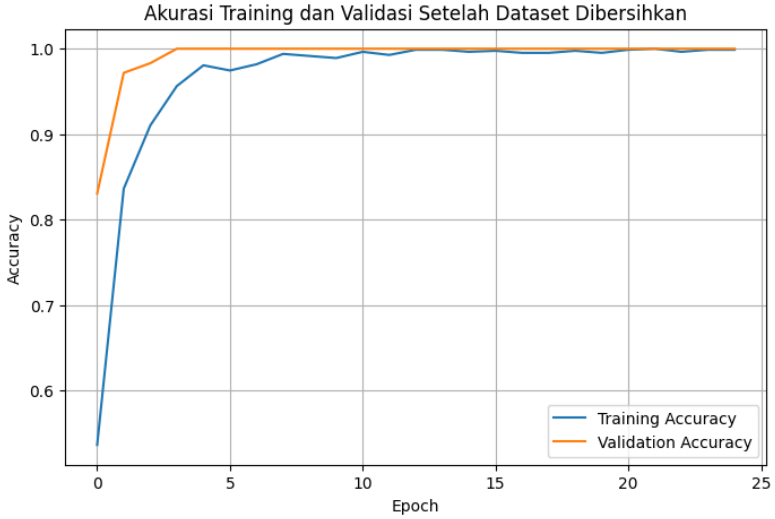
Tabel 4. Spesifikasi Model ResNet50.

Parameter	Nilai
Arsitektur *Base*	ResNet50 (*pre-trained ImageNet*)
Input Shape	224 × 224 × 3
Total Params	24.113.798
Trainable Params	526.086
Nontrainable Params	23.587.712

Perbedaan yang signifikan antara *trainable params* dan *non-trainable params* menunjukkan bahwa hanya sebagian kecil parameter yang dilatih, yaitu layer klasifikasi yang ditambahkan, sementara mayoritas parameter dari ResNet50 tetap menggunakan bobot *pre-trained.*

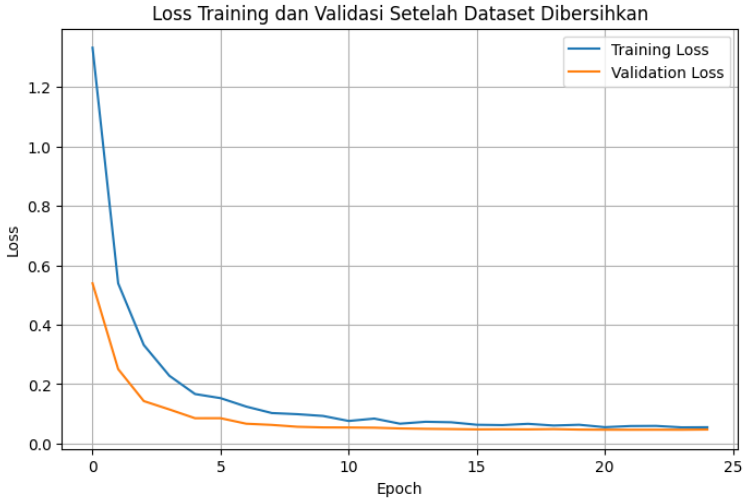
3.5 Hasil Pelatihan

Pelatihan model ResNet50 dilakukan menggunakan pendekatan *feature extraction* di mana seluruh layer dasar ResNet50 dibekukan (*frozen*) dan hanya layer klasifikasi tambahan yang dilatih. Proses pelatihan berjalan selama 25 *epoch* dengan memanfaatkan *callback EarlyStopping (patience=7)* dan *ModelCheckpoint* yang memantau *validation loss minimum*.



Gambar 5. Grafik Tren Akurasi *Training* Pada Pelatihan Model

Training Accuracy menggambarkan seberapa baik model dapat memahami data yang digunakan untuk pelatihan. Akurasi awal berada di sekitar 54% pada epoch pertama, meningkat secara signifikan hingga hampir 95% di epoch ketiga, dan kemudian tetap stabil di rentang 98% hingga 100% sampai epoch ke-24. Di sisi lain, *Validation Accuracy* mencerminkan seberapa efektif model saat diuji dengan data baru (data validasi). Dimulai dari angka yang tinggi sekitar 83%, kemudian naik pesat hingga mencapai angka sempurna 1.0 (100%) pada epoch ketiga dan tetap konsisten hingga akhir.

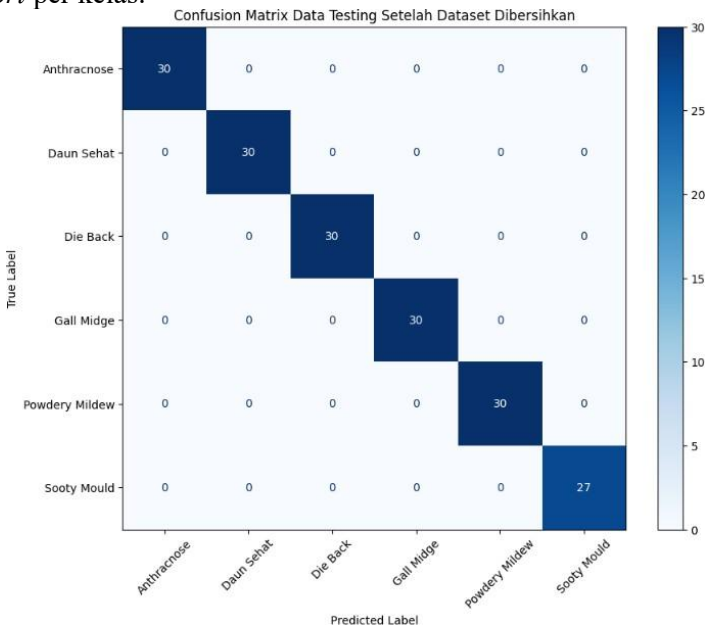


Gambar 6. Grafik Tren *Loss Training* Pada Pelatihan Model

Training Loss mengukur seberapa besar kesalahan yang terjadi pada model sewaktu dilatih menggunakan data. Berawal dari nilai yang cukup tinggi kira-kira 1,33 pada epoch ke-0, lalu menurun drastis dan menjadi stabil dekat 0,05 pada epoch ke-24. Sementara itu, *Validation Loss* mengukur kesalahan model sewaktu ia diterapkan pada data baru (validasi). Dimulai dari angka kira-kira 0,54 dan terus menurun sampai mencapai nilai purata yang amat rendah yaitu 0,05.

3.6 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan pada dataset testing yang terdiri dari 177 citra (15% dari dataset bersih). Data uji tidak digunakan sama sekali selama proses pelatihan maupun validasi, sehingga merepresentasikan kondisi penggunaan nyata. Evaluasi mencakup: (1) *confusion matrix*, (2) *classification report* per kelas.



Gambar 7. *Confusion Matrix* Hasil Pengujian Model (177 Data Uji)

Berdasarkan Confusion Matrix model berhasil memprediksi seluruh 177 data uji dengan benar tanpa satu pun kesalahan klasifikasi. Seluruh nilai terkonsentrasi pada diagonal utama matriks dengan tidak ada nilai di luar diagonal, yang ditunjukkan secara visual oleh warna putih pada seluruh sel di luar diagonal. Kelas *Anthracnose,* Daun Sehat, *Die Back, Gall Midge*, dan *Powdery Mildew* masing-masing diprediksi benar sebanyak 30 citra, sedangkan kelas *Sooty Mould* diprediksi benar sebanyak 27 citra sesuai dengan jumlah data uji kelas tersebut yang lebih sedikit dibandingkan kelas lainnya.

	precision	recall	f1-score	support	accuracy_per_kelas
Anthracnose	100.0	100.0	100.0	30.0	100.0
Daun Sehat	100.0	100.0	100.0	30.0	100.0
Die Back	100.0	100.0	100.0	30.0	100.0
Gall Midge	100.0	100.0	100.0	30.0	100.0
Powdery Mildew	100.0	100.0	100.0	30.0	100.0
Sooty Mould	100.0	100.0	100.0	27.0	100.0

Gambar 7. Classification Report Hasil Pengujian Model

Berdasarkan Gambar 4.3, seluruh kelas mencapai nilai *precision, recall, F1- score,* dan *accuracy* per kelas sebesar 100,00% tanpa terkecuali. Kelas *Anthracnose*, Daun Sehat, *Die Back, Gall Midge*, dan *Powdery Mildew* masing-masing memiliki support sebesar 30 citra, sedangkan kelas *Sooty Mould* memiliki support sebesar 27 citra sesuai dengan distribusi data uji. Meskipun jumlah support kelas *Sooty Mould* lebih sedikit dibandingkan kelas lainnya, model tetap mampu memprediksi seluruh citra kelas tersebut dengan benar.

4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, penerapan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur ResNet50 berbasis transfer learning (feature extraction) berhasil mengklasifikasikan kondisi daun mangga ke dalam enam kategori (Anthracnose, Die Back, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mould, dan Daun Sehat). Tahapan pra-pemrosesan data—mulai dari pembersihan citra duplikat (menghasilkan 1.178 citra bersih), resizing ke ukuran 224 × 224 piksel, normalisasi kanal BGR, hingga augmentasi data Pembagian dataset dengan teknik Stratified Split (70% latih, 15% validasi, 15% uji) serta pelatihan selama 25 epoch menghasilkan konvergensi model yang sangat baik. Akurasi pelatihan meningkat dari 54% ke rentang 98%–100%, sementara nilai loss pelatihan dan validasi dapat ditekan hingga menyentuh angka sekitar 0,05. Pada pengujian menggunakan 177 data uji independen yang tidak dilibatkan dalam proses pelatihan, model mampu memprediksi seluruh sampel dengan tepat tanpa ada kesalahan klasifikasi sama sekali. Evaluasi menunjukkan nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi mencapai 100% untuk semua kelas. Model klasifikasi ini terbukti memiliki tingkat keandalan yang tinggi dan siap dijadikan dasar bagi dari rangkaian riset jangka panjang yang bertujuan untuk membangun sistem identifikasi dan diagnosis penyakit daun mangga secara utuh dan terintegrasi untuk membantu petani dan ahli patologi tanaman di Kabupaten Indramayu.

5. Referensi

[1] M. S. Haqiqi *et al.*, “Peran Sektor Pertanian Padi Dan Mangga Dalam Meningkatkan Pendapatan Petani Di Kecamatan Jatibarang Kabupaten Indramayu”, Jurnal Dinamika Sosial Dan Sains, vol. 1, no. 2, pp. 172-180, 2024.

[2] S. D. Anggraeni *et al.*, “Klasifikasi Penyakit Daun Mangga Menggunakan Anfis,”, JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), vol. 9, no. 3, pp. 5467-5473, 2025.

[3] A. Aulia, N. Afifah, R. Fajar, and A. Trisnawan, “*Application Of Climate Smart Agriculture In The Implementation Of The Primadona Program (Sustainable Innovative Independent Mango Farming) Penerapan Climate Smart Agriculture* Dalam Implementasi Program Primadona (Pertanian Mangga Mandiri Inovatif Berkelanjutan)”, *Progress in Social Development Journa*l, vol. 5, no 2, pp. 129-138, 2024.

[4] M. A. Al Kafi, S. K. Banshal, R. Moni, A. L. Aziz, M. Aljuaid, and R. Bansal, “*LeafAI: Interpretable plant disease detection for edge computing,” PLoS One*, vol. 21, no. 1 January, 2026.

[5] H. Fahrozi, R. R. Adiansyah, Z. Samit, S. Sujiliani, R. Santoso, and V. Apriana, “Sistem Kecerdasan Buatan Untuk Deteksi Kondisi Daun Berbasis Metode Klasifikasi,” Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis, vol. 8, no. 1, pp. 16–25, Jan. 2026.

[6] Z. Firmansyah *et al.*, “Sistem Deteksi Dan Klasifikasi Penyakit Tanaman Padi Berdasarkan Daun Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Arsitektur Resnet-50” *TECHNOMEDIA : Informatics and Computer Science*, vol. 2, no. 2, pp. 3047–2180, 2025.

[7] L. Putu Ary Sri Tjahyanti and P. Aditya Pratama, “Deteksi Objek Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Pengolahan Citra Digital,” Jurnal Komputer dan Teknologi Sains (KOMTEKS), vol. 4, no. 2, pp. 35-40, 2025.

[8] H. Rohman, N. Nafi’iyah, and A. A. Bettaliyah, “Tomato Ripeness Classification Using Transfer Learning Approach with ResNet50 CNN Model,” Jurnal Ilmiah Sistem Informasi, vol. 4, no. 3, pp. 646–659, Nov. 2025.

[9] M. Fajar A’la Udin, D. Swanjaya, R. Wulanningrum, “Analisis Kinerja Arsitektur ResNet50 untuk Klasifikasi Varietas Mangga Berbasis Citra Digital”, Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi), vol. 10, pp. 629-638, 2026.

[10] P. Chyan *et al.*, “Pengantar Data Science Mengambil Keputusan Berdasarkan Data”, PT. MIFANDI MANDIRI DIGITAL, 2024.

[11] R. Fayyadhila, A. Junaidi, and N. A. Prasetyo, "Implementasi Deep Learning Untuk Klasifikasi Citra Undertone Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network", JOURNAL OF DINDA Kelompok Keahlian Rekayasa Data Institut Teknologi Telkom Purwokerto, vol. 1, no. 2, pp. 52 – 62, 2021.
[12] R. Rahmawati, N. Arifin, and W. Firgiawan, "Perbandingan SVM dan CNN MobileNetV2 untuk Klasifikasi Residu Insektisida pada Citra Buah Kakao," *Jambura Journal of Informatics*, vol. 8, no. 1, pp. 77–91, Apr. 2026.
[13] Z. Niswati, R. Hardatin, M. N. Muslimah, and S. N. Hasanah, "Perbandingan Arsitektur ResNet50 dan ResNet101 dalam Klasifikasi Kanker Serviks pada Citra Pap Smear," *Faktor Exacta*, vol. 14, no. 3, p. 160, Oct. 2021.
[14] M. Rijal, A. Muhammad Yani, A. Rahman, "Deteksi Citra Daun Untuk Klasifikasi Penyakit Padi Menggunakan Pendekatan Deep Learning Dengan Model Cnn", Jurnal Teknologi Terpadu vol. 10, no. 1, pp. 56-62, 2024.

6. Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada Politeknik Negeri Indramayu yang telah mendukung proses penelitian ini.