

Expert System for Coffee Leaf Disease Classification With Convolutional Neural Networks

Sistem Pakar Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Dengan Metode CNN

Wa Ode Asriyani¹, Yun Muntarti², Alfi Zahrah Muharramah³, Rizal Adi Saputra⁴, Muh. Ihsan Sarita⁵

^{1,2,3,4,5} Program Studi Teknik Informatika, Unifersitas Halu Oleo

^{1*}waodeasriyani.e1e122034@gmail.com, ²yunmuntarti@gmail.com,

³alfizahramuharramah@gmail.com, ⁴rizaladisaputra@uho.ac.id, ⁵Ihsan.sarita@uho.ac.id

Informasi Artikel

Received: September 2025

Revised: September 2025

Accepted: September 2025

Published: October 2025

Abstract (menggunakan style abstract)

Purpose: To develop an expert system using Convolutional Neural Network (CNN) for classifying Coffee Leaf Diseases into four categories (miner, phoma, rust, and no disease), providing rapid and accurate diagnosis for farmers.

Design/methodology/approach: The research implements a CNN-based expert system using a dataset of 1,664 coffee leaf images. The methodology includes data preprocessing with image standardization and augmentation, CNN model development with six convolutional blocks, model training with Adam optimizer, and comprehensive evaluation using validation metrics.

Findings/result: The system achieved 97.66% validation accuracy with efficient processing time (49-161ms per prediction). The model demonstrated high reliability across all disease categories, with confidence levels consistently above 80% and reaching up to 100% for certain conditions. Originality/value/state of the art: This research introduces a novel integration of expert systems with CNN technology for Coffee Leaf Disease classification, offering superior accuracy compared to traditional probabilistic approaches. The system provides real-time visualization and confidence levels for each prediction, making it a practical tool for farmers.

Abstrak (menggunakan style abstrak)

Tujuan: Mengembangkan sistem pakar menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengelompokkan penyakit pada daun kopi ke dalam empat jenis kategori, yaitu miner, phoma, rust, dan tanpa penyakit, menyediakan diagnosis yang cepat dan akurat bagi petani.

Keywords: CNN; Coffee Leaves; Expert System

Kata kunci: CNN; Daun Kopi; Sistem Pakar

Perancangan/metode/pendekatan: Penelitian ini mengimplementasikan sistem pakar berbasis CNN menggunakan dataset 1.664 gambar daun kopi. Metodologi meliputi *preprocessing* data dengan standarisasi dan augmentasi gambar, pengembangan model CNN dengan enam blok *konvolusional*, pelatihan model menggunakan *optimizer* Adam, dan evaluasi komprehensif menggunakan metrik validasi.

Hasil: Sistem mencapai akurasi validasi 97,66% dengan waktu pemrosesan yang efisien (49-161ms per prediksi). Model menunjukkan keandalan tinggi pada semua kategori penyakit, dengan tingkat kepercayaan konsisten di atas 80% dan mencapai 100% untuk kondisi tertentu.

Keaslian/*state of the art*: Penelitian ini menghadirkan integrasi baru antara sistem pakar dengan teknologi CNN untuk klasifikasi penyakit daun kopi, menawarkan akurasi superior dibandingkan pendekatan probabilistik tradisional. Sistem menyediakan visualisasi *real-time* dan tingkat kepercayaan untuk setiap prediksi, menjadikannya alat praktis bagi petani.

1. Pendahuluan

Negara Indonesia adalah negara agraris pada sebagian besar sumber pendapatan penduduknya yaitu bekerja pada sektor pertanian salah satunya bidang perkebunan. Salah satu komoditas yang termasuk pada sektor perkebunan adalah kelapa, kelapa sawit, karet, kopi dan teh [1]. Kopi adalah tanaman berbentuk pohon yang berasal dari keluarga *Rubiaceae* dengan genus *Coffea* [2]. sebagai salah satu komoditas utama, kopi memiliki peran penting tidak hanya sebagai sumber penghidupan tetapi juga dalam mendukung perekonomian nasional. Namun, tanaman kopi rentan terhadap berbagai jenis penyakit [3]. Salah satu tantangan utama dalam pengelolaan perkebunan kopi di Desa Simbune, Kecamatan Tirawuta, Kabupaten Kolaka Timur, Sulawesi Tenggara, adalah penyakit yang menyerang daun kopi. Desa ini dikenal sebagai salah satu wilayah yang sedang mengembangkan perkebunan kopi, dengan banyak masyarakat yang menjadikan kopi sebagai salah satu tanaman produktif utama. Namun, identifikasi dan pengendalian penyakit tanaman kopi masih menghadapi berbagai hambatan yang memengaruhi produktivitas dan keberlanjutan sektor perkebunan di wilayah ini. Keterbatasan pengetahuan petani kopi mengenai jenis-jenis penyakit yang menyerang tanaman kopi serta pengelolaan yang kurang optimal menyebabkan banyak tanaman kopi tidak mendapatkan penanganan yang sesuai [4]. Identifikasi penyakit pada daun kopi masih terkendala oleh keterbatasan akses terhadap ahli tanaman dan teknologi pendukung. Proses manual yang dilakukan oleh petani sering kali kurang akurat dan memakan waktu, sehingga pengendalian penyakit tidak optimal. Selain itu, biaya konsultasi dengan pakar yang relatif tinggi semakin memperburuk situasi ini. Kompleksitas gejala penyakit seperti *Leaf Miner*, *Phoma*, dan *Coffee Rust* juga menambah tantangan, karena kesamaan visual gejala sering kali menyebabkan kesalahan diagnosis. Situasi ini menunjukkan perlunya teknologi otomatis untuk mendeteksi penyakit secara cepat dan tepat. Penelitian ini

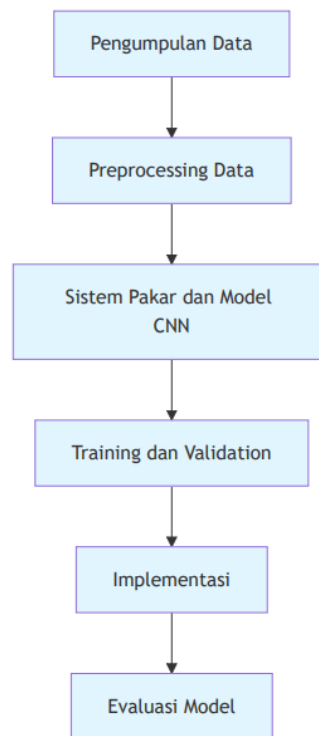
berfokus pada pengembangan sistem pakar menggunakan metode deep learning Convolutional Neural Network (CNN) untuk membantu petani mengatasi kendala ini, sekaligus mendorong pengembangan potensi perkebunan kopi di Desa Simbune.

Penelitian mengenai sistem pakar yang dirancang untuk mendeteksi penyakit pada tanaman kopi telah dilakukan oleh berbagai pihak dengan pendekatan yang beragam. Penelitian oleh Yeremias De Jesus Bere et al. (2024) merancang sistem pakar berbasis Teorema Bayes untuk mendiagnosis lima jenis penyakit pada tanaman kopi arabika. Sistem ini dibuat untuk menawarkan solusi praktis bagi para petani di Kabupaten Belu, NTT, dalam meningkatkan produktivitas tanaman kopi yang terkena penyakit [5]. Selanjutnya, penelitian oleh Bobby Riansyah et al. (2021) memanfaatkan metode Dempster-Shafer dalam proses diagnosis penyakit tanaman kopi dan memberikan informasi pengelolaan tanaman mulai dari proses penanaman hingga panen. Sistem ini berbasis web dan diharapkan dapat meningkatkan produktivitas tanaman kopi melalui solusi yang akurat dan berbasis pengetahuan ahli [4]. Penelitian serupa dilakukan oleh Turi Rosmaida Manik et al. (2024) yang membangun sistem berbasis desktop untuk mendiagnosis Hama dan penyakit pada kopi arabika diidentifikasi menggunakan metode Dempster-Shafer. Sistem ini didukung oleh data dari Dinas Pertanian Pakpak Bharat dan mampu memberikan hasil diagnosa yang cepat serta efisien [6]. Meskipun ketiga penelitian ini berhasil mengembangkan sistem pakar berbasis metode probabilistik, mereka belum memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan modern seperti Convolutional Neural Network (CNN) untuk meningkatkan akurasi diagnosis berbasis gambar daun tanaman kopi.

Penelitian ini menghadirkan kebaruan penelitian sistem pakar dengan memanfaatkan metode CNN untuk mengklasifikasikan kondisi daun kopi berdasarkan data citra ke dalam empat kategori, yaitu *miner*, *phoma*, *rust*, dan *no disease*. Sistem ini tidak hanya menawarkan akurasi tinggi dalam diagnosis tetapi juga memberikan visualisasi berupa hasil klasifikasi dan tingkat kepercayaan (*confidence*) pada setiap prediksi. Sehingga, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi berbasis data yang dapat memberikan bantuan kepada petani atau pihak terkait dalam mendiagnosis penyakit daun kopi secara cepat, akurat, dan berbasis teknologi mutakhir.

2. Metode Penelitian

Metodologi penelitian yang diterapkan dalam studi ini terdiri dari beberapa langkah atau proses [7]. Tahapan-tahapan penelitian tersebut dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan penelitian

Tahap awal penelitian dimulai dengan pengumpulan data berupa gambar daun kopi, dilanjutkan dengan *preprocessing* data untuk standarisasi dan augmentasi gambar. Selanjutnya, sistem pakar diintegrasikan dengan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi. Model kemudian melalui proses *training* dan *validation* untuk mengoptimalkan akurasi. Tahap implementasi menerapkan model terlatih ke dalam sistem yang dapat digunakan, dan diakhiri dengan evaluasi model menggunakan berbagai metrik performa untuk memastikan keandalan sistem dalam mengidentifikasi penyakit daun kopi.

2.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah dataset sekunder yang diambil dari platform Kaggle [8]. Dataset "*Coffee Leaf Disease*" ini menyediakan koleksi gambar daun kopi yang telah diklasifikasikan ke dalam beberapa kategori berdasarkan jenis penyakit yang menyerang tanaman kopi atau kondisi sehat tanpa penyakit. Total dataset terdiri dari 1.664 gambar, yang dibagi menjadi dua bagian utama untuk proses pelatihan dan pengujian model. Sebanyak 1.264 gambar digunakan untuk pelatihan (*training*), sementara 400 gambar dialokasikan untuk pengujian (*testing*). Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar dengan efektif sekaligus menguji kinerjanya pada data yang belum pernah ditemui sebelumnya.

2.2. Preprocessing Data

Pre-processing data merujuk pada proses pengolahan data atau citra asli sebelum diproses oleh algoritma Convolutional Neural Network (CNN) [9]. *Preprocessing* bertujuan untuk meningkatkan representasi fitur, membersihkan gambar, atau memperbaiki *noise* serta nilai yang tidak lengkap pada gambar untuk mempersiapkannya pada tahap pemrosesan selanjutnya [10].

2.3. Sistem Pakar dan Model CNN

Sistem pakar adalah jenis kecerdasan buatan yang dirancang untuk meniru pengetahuan dan kemampuan para ahli dalam suatu bidang tertentu. Tujuan utama sistem pakar adalah memberikan solusi atau rekomendasi yang serupa dengan yang diberikan oleh seorang ahli manusia, berdasarkan pengetahuan yang dimilikinya. Sistem pakar bekerja dengan menganalisis masalah, membandingkannya dengan basis pengetahuan yang ada, dan menghasilkan solusi atau jawaban berdasarkan pengetahuan tersebut [11]. Convolutional Neural Network (CNN) adalah algoritma yang dirancang untuk mengolah data seperti gambar atau suara [12]. Berasal dari multilayer perceptron, CNN merupakan bagian dari deep learning yang paling populer digunakan sebagai klasifikasi pada data [13]. Dalam penelitian ini, CNN bekerja melalui beberapa lapisan utama: lapisan *konvolusi*, *pooling*, *flatten*, dan *fully connected*. Lapisan *konvolusi* bertugas mengekstraksi fitur penting dari citra input menggunakan filter, sementara lapisan *pooling*, seperti *max pooling*, mengurangi dimensi data tanpa menghilangkan informasi penting. Data hasil ekstraksi diratakan oleh lapisan *flatten* menjadi vektor 1D untuk diproses lebih lanjut di lapisan *fully connected*. Di lapisan ini, hasil akhir diproses dengan fungsi *softmax* yang mengubah output menjadi probabilitas untuk setiap kelas. Fungsi aktivasi Softmax dinyatakan dalam bentuk persamaan:

$$f(x)_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^k e^{x_j}} \quad (1)$$

Di mana $f(x)_i$ merepresentasikan output fungsi aktivasi Softmax untuk elemen ke- i dari vektor, x adalah vektor input, dan k menunjukkan jumlah kelas [14]. Kombinasi lapisan ini memungkinkan model mengenali pola kompleks dalam data citra penyakit daun kopi.

2.4. Training dan Validation

Pada tahap pembentukan data, dataset yang telah melewati proses preprocessing akan dibagi menjadi tiga kategori: data *training*, data *validation*, dan data *testing* [15]. Data training digunakan untuk membangun model, sementara data validation berfungsi untuk menguji serta memvalidasi model yang telah dilatih [16].

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Hasil Pre-processing Data

Dalam penelitian ini, tahap pre-processing dilakukan guna meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan pada proses pelatihan model. Gambar-gambar pada dataset diubah ukurannya menjadi 256x256 pixel untuk memastikan keseragaman dimensi input pada model. Selanjutnya, dilakukan normalisasi nilai pixel dengan cara melakukan *rescaling* sebesar 1/255, sehingga nilai pixel berada dalam rentang [0,1], yang membantu mempercepat proses pelatihan dan meningkatkan stabilitas model. Selain itu, untuk memperluas variasi data pelatihan dan meningkatkan kemampuan generalisasi model, diterapkan teknik data augmentation. Teknik ini mencakup *horizontal flip*, *vertical flip*, dan rotasi pada gambar, yang bertujuan untuk mensimulasikan berbagai kondisi gambar tanpa harus menambah jumlah data secara manual. Tahapan-tahapan ini menjadi langkah penting dalam memastikan kualitas data yang digunakan untuk pelatihan model



Gambar 2. Hasil *preprocessing* data

3.2. Hasil Convolutional dan Integrasi Sistem Pakar dengan CNN

Sistem pakar yang dikembangkan mengintegrasikan basis pengetahuan komprehensif dari dataset *Coffee Leaf Disease* dengan arsitektur CNN dalam satu kesatuan sistem diagnosis. Basis pengetahuan dibangun dari 1.664 gambar (1.264 *training*, 400 *testing*) yang mencakup empat kategori kondisi daun kopi dengan karakteristik visual spesifik. Model CNN berperan sebagai mesin inferensi yang mengotomatisasi proses ekstraksi fitur dan klasifikasi, menggantikan pendekatan *rule-based traditional*.

Tabel 1. Model *layer* CNN

| Layer (type) | Output Shape | Param |
|--------------------------------|----------------------|--------|
| resizing_1 (Resizing) | (None, 256, 256, 3) | 0 |
| rescaling_1 (Rescaling) | (None, 256, 256, 3) | 0 |
| conv2d (Conv2D) | (None, 254, 254, 32) | 896 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, 127, 127, 32) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, 125, 125, 64) | 18,496 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) | (None, 62, 62, 64) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, 60, 60, 64) | 36,928 |
| max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) | (None, 30, 30, 64) | 0 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, 28, 28, 64) | 36,928 |
| max_pooling2d_3 (MaxPooling2D) | (None, 14, 14, 64) | 0 |
| conv2d_4 (Conv2D) | (None, 12, 12, 64) | 36,928 |
| max_pooling2d_4 (MaxPooling2D) | (None, 6, 6, 64) | 0 |
| conv2d_5 (Conv2D) | (None, 4, 4, 64) | 36,928 |
| max_pooling2d_5 (MaxPooling2D) | (None, 2, 2, 64) | 0 |
| flatten (Flatten) | (None, 256) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 64) | 16,448 |
| dense_1 (Dense) | (None, 4) | 260 |

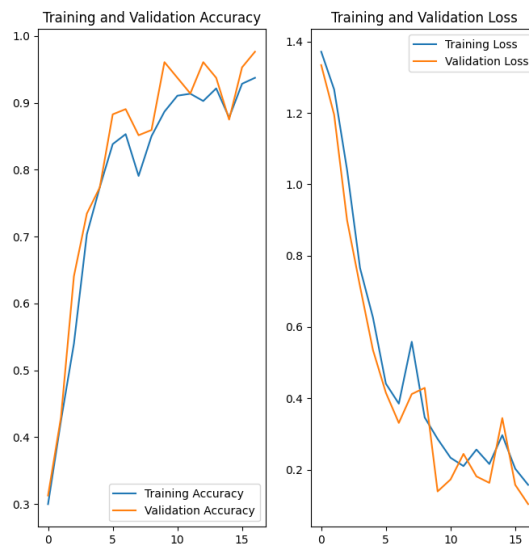
Arsitektur CNN yang diimplementasikan terdiri dari enam blok konvolusional yang bekerja secara hierarkis untuk memproses citra input 256x256 pixel. *Layer konvolusi* pertama dengan 32 filter berukuran 3x3 menghasilkan *feature map* 254x254x32, berperan dalam mendeteksi karakteristik dasar seperti pola garis pada penyakit *Miner* atau bercak gelap pada *Phoma*. Setelah operasi *max pooling* 2x2, dimensi *feature map* berkurang menjadi 127x127x32, mempertahankan informasi penting sambil mengurangi kompleksitas komputasi. Lima *layer konvolusi* berikutnya, masing-masing dengan 64 filter 3x3, melanjutkan proses ekstraksi fitur secara bertahap dari dimensi 125x125x64 hingga 4x4x64. Setiap *layer* diikuti operasi *max*

pooling yang secara progresif mereduksi dimensi spasial sambil meningkatkan abstraksi fitur. Proses ini memungkinkan sistem mengenali pola-pola kompleks seperti variasi tekstur dan warna yang mengindikasikan berbagai jenis penyakit daun kopi. *Feature map* akhir berukuran $2 \times 2 \times 64$ kemudian diratakan menjadi vektor 256 dimensi.

Integrasi sistem pakar dengan CNN diperkuat melalui dua *dense layer*. *Layer* dense pertama dengan 64 unit dan aktivasi ReLU berfungsi sebagai mekanisme penalaran tingkat tinggi, sementara *layer* output dengan 4 unit dan aktivasi *softmax* menghasilkan nilai kepastian (*certainty level*) untuk setiap kategori penyakit. Sistem menerapkan *threshold confidence* minimal 0.85 untuk memastikan reliabilitas diagnosis, dimana prediksi dengan *confidence* di bawah *threshold* akan ditandai untuk verifikasi lebih lanjut. Proses pembelajaran model dioptimalkan melalui augmentasi data yang mencakup *random flip* horizontal/vertikal dan rotasi acak hingga 0.2 radian, meningkatkan variabilitas data *training* dan kemampuan generalisasi model. *Early stopping* dengan *patience* 10 *epoch* dan *optimizer* Adam diterapkan untuk mencegah *overfitting* dan memastikan pembelajaran yang adaptif. Total 183.812 parameter yang dapat dilatih dalam model memungkinkan sistem untuk mempelajari berbagai manifestasi penyakit daun kopi secara komprehensif, menghasilkan sistem diagnosis yang lebih adaptif dan akurat dibandingkan pendekatan berbasis aturan konvensional.

3.3. Hasil Training dan Validation

Penelitian ini melibatkan proses *training*, *testing*, dan validasi model CNN untuk klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan *optimizer* Adam dan fungsi kerugian *Sparse Categorical Crossentropy*. Dataset dikelompokkan menjadi tiga bagian utama dengan proporsi: 80% untuk *training*, 10% untuk *validation*, dan 10% untuk *testing*. Model dilatih selama 17 *epoch* dengan menggunakan callback *early stopping* yang menghentikan pelatihan jika tidak ada perbaikan performa setelah 10 *epoch*.



Gambar 3. Grafik pelatihan dan validasi model

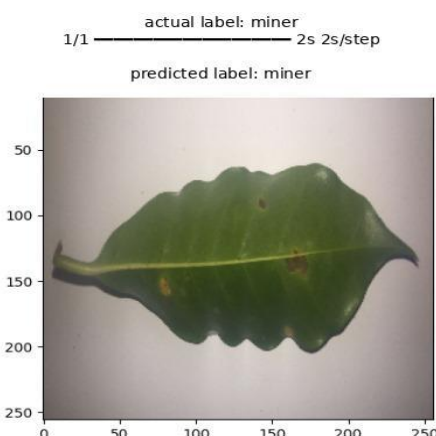
Berdasarkan grafik dan data *training* yang dihasilkan, model menunjukkan perkembangan pembelajaran yang signifikan selama 17 *epoch* pelatihan. Pada fase awal *training*, model memulai dengan akurasi yang relatif rendah yakni 28.78% untuk *training* dan 31.25% untuk

validasi, menunjukkan titik awal pembelajaran yang wajar untuk klasifikasi multi-kelas. Kurva pembelajaran menunjukkan peningkatan yang konsisten dan stabil, dimana akurasi *training* meningkat secara bertahap hingga mencapai 94.33% pada *epoch* terakhir, sementara akurasi validasi mencapai 97.66%. Peningkatan yang signifikan terlihat terutama pada *epoch* 3-7, dimana akurasi *training* meningkat dari 49.86% menjadi 84.78%, menandakan fase pembelajaran aktif dimana model mulai mengenali pola-pola penting dalam data. Dari sisi *loss* function, terjadi penurunan yang konsisten dari nilai awal 1.37 untuk *training loss* dan 1.33 untuk *validation loss*. Pada *epoch* terakhir, model mencapai *training loss* 0.15 dan *validation loss* 0.10, mengindikasikan konvergensi yang baik, *validation loss* secara konsisten berada di bawah *training loss* pada fase akhir *training*, dan *validation accuracy* cenderung lebih tinggi dari *training accuracy*, menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan.

Grafik *training-validation* juga memperlihatkan beberapa fluktuasi kecil, terutama antara *epoch* 8-15, namun tetap menunjukkan tren peningkatan yang positif. Fluktuasi ini kemungkinan disebabkan oleh efek data augmentation yang diterapkan (*random flip* dan rotasi) yang menambah variabilitas dalam data *training*. Meski demikian, model tetap mampu mempertahankan performa yang baik pada data validasi, yang terlihat dari *validation accuracy* yang tetap stabil di atas 85% setelah *epoch* ke-8. *Early stopping* dengan *patience* 10 *epoch* yang diterapkan tidak perlu mengintervensi proses *training* karena model terus menunjukkan peningkatan performa hingga *epoch* terakhir, mengindikasikan bahwa model masih memiliki potensi untuk pembelajaran lebih lanjut jika *epoch* ditambah. Namun, dengan akurasi validasi yang sudah mencapai 97.66%, model sudah dapat dianggap sangat kompeten dalam tugas klasifikasi penyakit daun kopi.

3.4. Hasil Implementasi

Penerapan model CNN pada klasifikasi penyakit daun kopi menunjukkan hasil klasifikasi yang sangat memuaskan dalam pengujian praktis. Berdasarkan visualisasi dan output pengujian, sistem berhasil mendemonstrasikan kemampuannya dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi.



Gambar 4. Hasil implementasi model

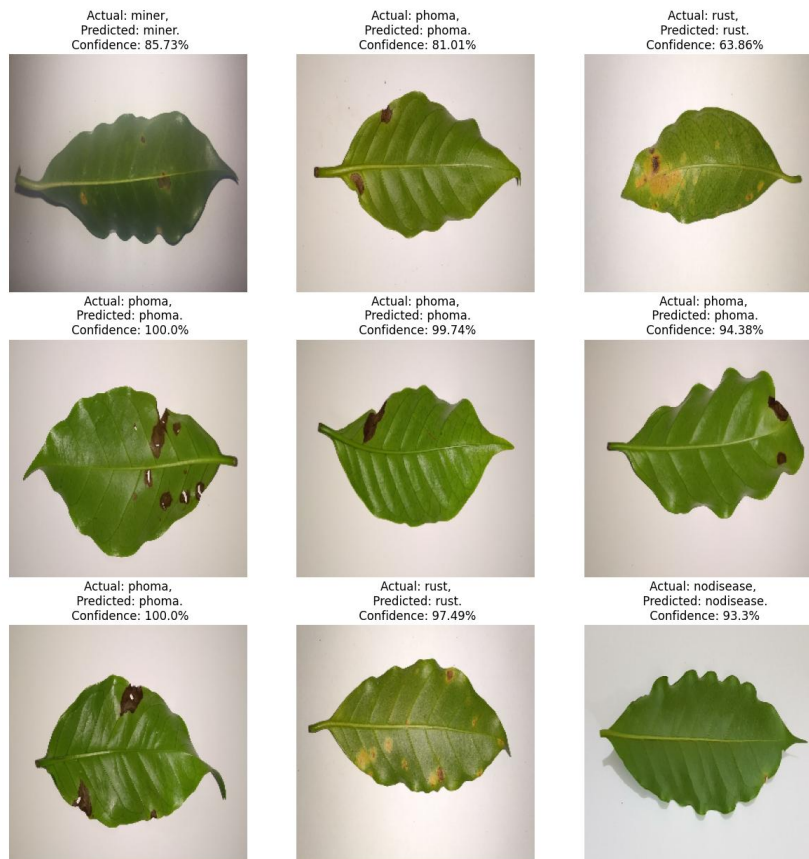
Berdasarkan gambar tersebut, sistem berhasil melakukan prediksi dengan tepat pada sampel gambar daun kopi. Pada gambar uji yang ditampilkan, model dengan benar mengidentifikasi

penyakit "*miner*" dari citra daun yang memperlihatkan karakteristik visual berupa pola-pola garis tidak teratur pada permukaan daun. Hasil ini menunjukkan bahwa model telah berhasil mempelajari fitur-fitur spesifik yang membedakan penyakit *miner* dari jenis penyakit lainnya. Proses prediksi dilakukan dengan menggunakan fungsi `model.predict()` yang menghasilkan output berupa label kelas dan tingkat kepercayaan prediksi. Model menerapkan *preprocessing* otomatis pada input gambar, termasuk pengaturan ukuran menjadi 256x256 pixel dan normalisasi nilai pixel, sesuai dengan konfigurasi yang ditetapkan saat *training*. Data augmentation yang diterapkan selama *training* (*random flip* dan rotasi) terbukti efektif dalam meningkatkan robustness model, terlihat dari kemampuannya dalam mengklasifikasi gambar dari berbagai sudut dan kondisi pencahayaan.

Sistem juga menunjukkan kemampuan *real-time processing* yang baik, dengan waktu prediksi sekitar 2 detik per *batch* (2s/step seperti yang terlihat pada output), menjadikannya praktis untuk implementasi dalam situasi nyata. Hal ini didukung oleh arsitektur CNN yang telah dioptimalkan dengan penggunaan *max pooling* yang efisien dan jumlah parameter yang seimbang (183.812 parameter). Implementasi ini memvalidasi efektivitas integrasi sistem pakar dengan CNN dalam memberikan diagnosis yang akurat untuk penyakit daun kopi, memungkinkan pengguna untuk mendapatkan hasil identifikasi yang cepat dan reliable berdasarkan input berupa citra daun.

3.5. Hasil Evaluasi Model

Berdasarkan pengujian komprehensif yang dilakukan pada dataset test, model menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi penyakit daun kopi. Evaluasi visual dari sembilan sampel uji menunjukkan hasil yang meyakinkan dengan tingkat akurasi dan *confidence level* yang bervariasi untuk setiap kelas.



Gambar 5. Hasil evaluasi

Model menunjukkan kemampuan yang konsisten dalam mengidentifikasi penyakit *phoma*, dengan beberapa prediksi mencapai *confidence* level maksimal 100% dan 99.74%. Hal ini mengindikasikan bahwa model telah berhasil mempelajari karakteristik visual yang khas dari penyakit *phoma* dengan sangat baik. Untuk kasus penyakit *miner*, model memberikan prediksi yang akurat dengan *confidence* level 85.73%, menunjukkan pengenalan yang baik terhadap pola garis-garis khas pada daun yang terserang penyakit ini. Dalam kasus penyakit *rust*, model menunjukkan variasi dalam tingkat kepercayaan, dengan prediksi yang benar namun *confidence* level berkisar antara 63.86% hingga 97.49%. Variasi ini mungkin disebabkan oleh keragaman manifestasi visual penyakit *rust* pada daun. Untuk kategori *nodisease*, model berhasil mengidentifikasi daun sehat dengan *confidence* level yang tinggi mencapai 93.3%, menunjukkan kemampuan yang baik dalam membedakan daun sehat dari daun yang terinfeksi penyakit.

Dari segi kecepatan pemrosesan, model menunjukkan performa yang efisien dengan waktu prediksi rata-rata 49-161ms per step, menjadikannya praktis untuk implementasi *real-time*. Fungsi prediksi yang diimplementasikan menggunakan *preprocessing* standar dan menghasilkan output berupa kelas prediksi beserta tingkat kepercayaannya, memungkinkan evaluasi yang lebih mendalam terhadap keandalan setiap prediksi. Secara keseluruhan, hasil evaluasi mengindikasikan bahwa model berhasil mencapai tingkat akurasi tinggi dalam mengklasifikasikan berbagai jenis penyakit daun kopi, dengan kemampuan generalisasi yang baik pada data baru yang belum pernah ditemui sebelumnya. Meskipun terdapat variasi dalam

confidence level, mayoritas prediksi memiliki tingkat kepercayaan di atas 80%, mengkonfirmasi keandalan model untuk implementasi praktis dalam diagnosis penyakit daun kopi.

4. Kesimpulan dan Saran

Penelitian ini berhasil mencapai tujuannya dalam mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun kopi berbasis CNN dengan hasil yang sangat memuaskan. Sistem berhasil mengklasifikasikan empat kategori kondisi daun kopi (*miner*, *phoma*, *rust*, dan *no disease*) dengan akurasi validasi mencapai 97.66% dan waktu pemrosesan yang efisien antara 49-161ms per prediksi. Implementasi visualisasi dan tingkat kepercayaan (*confidence level*) pada setiap prediksi memberikan transparansi yang membantu pengguna memahami keandalan diagnosis, dengan mayoritas prediksi mencapai *confidence level* di atas 80%. Integrasi sistem pakar dengan teknologi CNN terbukti efektif dalam menyediakan solusi diagnosis yang cepat dan akurat bagi petani dan pihak terkait. Untuk pengembangan ke depan, disarankan untuk memperkaya dataset dengan variasi kondisi yang lebih beragam, mengimplementasikan sistem dalam bentuk aplikasi mobile untuk meningkatkan aksesibilitas, serta menambahkan fitur rekomendasi penanganan spesifik untuk setiap jenis penyakit yang terdeteksi.

Daftar Pustaka

- [1] Acihmah Sidauruk, Panggih Suseno, Budy Satria, and Mulia Sulitiyono, "Diagnosis Penyakit Tanaman Kopi Robusta Menggunakan Metode Dempster Shafer Berbasis Sistem Pakar," *The Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 13, no. 4, Jul. 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i4.3953.
- [2] Agus Supriyanto, R. Rizal Isnanto, and Oky Dwi Nurhayati, "Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM dengan Ekstraksi Ciri GLCM," *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, vol. 12, no. 4, pp. 241–248, Nov. 2023, doi: 10.22146/jnteti.v12i4.8044.
- [3] M. Ramadhan, B. Anwar, R. Gunawan, and R. Kustini, "Sistem Pakar Untuk Mendiagnosa Penyakit Pada Tanaman Kopi Menggunakan Metode Teorema Bayes," *Journal Of Science And Social Research*, vol. 4, no. 2, p. 115, Jun. 2021, doi: 10.54314/jssr.v4i2.533.
- [4] B. Riansyah, D. Kurniawan, and M. Same, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kopi Menggunakan Metode Dempster Shafer," *Jurnal Komputasi*, vol. 9, no. 1, Apr. 2021, doi: 10.23960/komputasi.v9i1.2420.
- [5] Y. D. J. Bere, Y. P. Kurniawan Kelen, H. E. Ullu, and D. G. Ludji, "Sistem Pakar Untuk Mediagnosa Penyakit Pada Tanaman Kopi Menggunakan Metode Teorema Bayes," *TeknoIS : Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Sains*, vol. 14, no. 1, pp. 36–44, Jan. 2024, doi: 10.36350/jbs.v14i1.224.
- [6] T. R. Manik, Z. Azmi, and A. Azlan, "Sistem Pakar Dalam Mendiagnosa Hama Dan Penyakit Pada Tanaman Kopi Arabica (Coffee Arabica) Menggunakan Metode Dempster Shafer," *Jurnal Sistem Informasi Triguna Dharma (JURSI TGD)*, vol. 3, no. 2, pp. 82–89, Mar. 2024, doi: 10.53513/jursi.v3i2.5777.

-
- [7] R. Firdaus, Joni Satria, and B. Baidarus, “Klasifikasi Jenis Kelamin Berdasarkan Gambar Mata Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network (CNN),” *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 3, no. 3, pp. 267–273, Dec. 2022, doi: 10.37859/coscitech.v3i3.4360.
- [8] M. Zahir and R. A. Saputra, “Deteksi Penyakit Retinopati Diabetes Menggunakan Citra Mata Dengan Implementasi Deep Learning CNN,” *Jurnal Teknoinfo*, vol. 18, no. 1, pp. 121–132, 2024, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/gunavenkatdoddi/eye-diseases-classification>
- [9] N. Pramesti and R. Rianto, “Convolutional Neural Network for Identifying Tree Species Using Stem Images,” *Telematika*, vol. 20, no. 2, p. 163, Jun. 2023, doi: 10.31315/telematika.v20i2.8774.
- [10] A. Ardiansyah and N. F. Hasan, “Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Yolov7,” *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 12, no. 1, pp. 30–35, Mar. 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1545.
- [11] K. F. Ramadhan and A. Badawi, “Analisis Dempster Shafer Dalam Mendiagnosa Penyakit Coffea Canephora (Kopi Robusta),” *Journal of Information System Research (JOSH)*, vol. 4, no. 4, pp. 1395–1401, Jul. 2023, doi: 10.47065/josh.v4i4.3818.
- [12] U. S. Rahmadhani and N. L. Marpaung, “Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus Dengan Menggunakan Metode CNN,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, May 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5229.
- [13] F. Rozzy, D. C. R. Novitasari, D. Yuliati, and P. P. Sani, “Forecasting Sea Surface Salinity in the Eastern Madura Strait Using a 1D Convolutional Neural Network,” *Telematika*, vol. 21, no. 1, p. 14, Jun. 2024, doi: 10.31315/telematika.v21i1.8959.
- [14] S. A. Sabrina and W. F. Al Maki, “Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network,” *e-Proceeding of Engineering*, vol. 9, no. 3, pp. 1919–1927, 2022.
- [15] S. Suprihanto, I. Awaludin, M. Fadhil, and M. A. Z. Zulfikor, “Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta,” *Jurnal Informatika*, vol. 9, no. 2, pp. 116–122, Oct. 2022, doi: 10.31294/inf.v9i1.13049.
- [16] A. I. Saputra, I. Weni, and U. Khaira, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Penyakit Pada Tanaman Kopi Arabika Melalui Citra Daun Berbasis Android,” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 4, no. 1, pp. 41–51, Oct. 2023, doi: 10.51454/decode.v4i1.231.
-