Copyright © The Author(s) 2026
Jurnal Artificial, Vol 4 No 2, Oktober 2026

Hybrid Deep Feature Extraction dan Boosting Ensemble untuk Klasifikasi Multikelas Penyakit Daun Kopi Arabika

Dandi Shayendra [1*], Muhammad Akbar [2], Deni Nurdiansyah [3], Novi Lestari [4]

[1, 2, 3, 4] Universitas Bina Insan, Indonesia

* dandishyndr@gmail.com

Abstrak

Penyakit pada daun kopi Arabika dapat menurunkan kualitas tanaman dan produktivitas apabila tidak diidentifikasi secara tepat. Proses klasifikasi berdasarkan citra daun menghadapi tantangan berupa kemiripan karakteristik visual antar kelas penyakit, sehingga diperlukan pendekatan yang mampu menghasilkan representasi fitur yang informatif. Penelitian ini bertujuan mengembangkan metode klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika dengan mengombinasikan *deep feature extraction* dan *boosting ensemble*. Dataset yang digunakan merupakan dataset JMuBEN dengan lima kelas, yaitu *Cercospora*, *Healthy*, *Leaf Rust*, *Miner*, dan *Phoma*. Sebanyak 58.549 citra digunakan dalam eksperimen, terdiri atas 46.836 citra data latih dan 11.713 citra data uji. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan DenseNet121 yang menghasilkan vektor fitur berdimensi 1.024, kemudian fitur tersebut diklasifikasikan menggunakan Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM) sebagai *base classifier*. Keluaran kedua classifier selanjutnya digunakan sebagai masukan XGBoost sebagai *meta-classifier*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa Logistic Regression dan SVM masing-masing memperoleh akurasi 100% pada data latih dan data uji. Kombinasi keduanya melalui XGBoost menghasilkan 11.712 prediksi benar dari 11.713 data uji dengan akurasi 99,99%. Kesalahan klasifikasi hanya ditemukan pada satu citra *Cercospora* yang diprediksi sebagai *Miner*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa pendekatan hybrid DenseNet121 dan *boosting ensemble* dapat digunakan untuk klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika dengan kinerja tinggi pada dataset yang digunakan.

Kata Kunci: *Deep Feature Extraction, Densenet121, Klasifikasi Penyakit Daun, Kopi Arabika, XGBoost*

Pendahuluan

Kopi Arabika (*Coffea arabica L.*) merupakan salah satu komoditas perkebunan yang memiliki nilai ekonomi penting dan banyak dibudidayakan di berbagai wilayah penghasil kopi. Keberlanjutan produksi kopi Arabika tidak hanya ditentukan oleh kondisi lingkungan dan teknik budidaya, tetapi juga oleh kemampuan tanaman dalam menghadapi gangguan penyakit dan hama. Salah satu permasalahan yang perlu mendapat perhatian adalah penyakit pada daun karena kerusakan jaringan daun dapat mengganggu proses fisiologis tanaman dan pada kondisi tertentu berdampak terhadap produktivitas. Coffee Leaf Rust, Cercospora, Phoma, dan serangan Leaf Miner merupakan beberapa gangguan yang dapat ditemukan pada daun kopi Arabika. *Coffee Leaf Rust*, misalnya, disebabkan oleh *Hemileia vastatrix* dan dapat menyebabkan kerusakan daun serta kehilangan hasil apabila tidak ditangani dengan baik (Mansouri et al., 2024). Ancaman tersebut menjadi semakin kompleks karena perkembangan penyakit dipengaruhi oleh kondisi lingkungan, karakteristik tanaman, dan tingkat infeksi yang berbeda-beda (Araaf et al., 2024).

https://doi.org/10.54065/artificial.4.2.2026.2015

Identifikasi penyakit daun pada praktiknya masih dapat dilakukan melalui pengamatan visual terhadap warna, bentuk bercak, tekstur, dan perubahan permukaan daun. Pendekatan tersebut membutuhkan pengetahuan mengenai karakteristik masing-masing penyakit dan berpotensi menghasilkan penilaian yang berbeda ketika dilakukan oleh pengamat dengan tingkat pengalaman yang berbeda. Selain itu, proses pemeriksaan secara manual menjadi kurang efisien ketika jumlah tanaman yang harus diamati semakin besar. Perkembangan teknologi *computer vision* memberikan alternatif untuk mengubah karakteristik visual daun menjadi informasi yang dapat dianalisis secara otomatis (Ayikpa et al., 2022). Penggunaan citra digital memungkinkan proses identifikasi dilakukan berdasarkan pola visual yang terdapat pada daun, sehingga diagnosis penyakit tidak sepenuhnya bergantung pada pengamatan manusia (Hitimana et al., 2023). Ketersediaan dataset JMuBEN dan JMuBEN2 semakin mendukung pengembangan pendekatan tersebut karena dataset ini dikumpulkan dari tanaman kopi Arabika dalam kondisi nyata dan mencakup lima kategori, yaitu *Phoma, Cercospora, Rust, Healthy*, dan *Miner*, dengan total 58.555 citra (Nawaz et al., 2024).

Perkembangan *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), kemudian memberikan pendekatan yang lebih kuat untuk mengenali karakteristik visual penyakit tanaman (Sarkar, 2024). CNN dapat mempelajari representasi fitur secara hierarkis sehingga informasi seperti warna, tekstur, bentuk bercak, dan pola kerusakan dapat diekstraksi langsung dari citra. Berbagai arsitektur CNN telah diterapkan pada klasifikasi penyakit daun kopi dan menunjukkan performa yang tinggi. Penelitian pada dataset penyakit daun kopi menunjukkan bahwa penggunaan transfer learning dengan beberapa arsitektur seperti ResNet50, DenseNet121, dan VGG19 dapat memberikan hasil klasifikasi yang baik, dengan DenseNet121 dilaporkan sebagai salah satu arsitektur dengan performa tertinggi (Topal et al., 2024). Pendekatan CNN khusus yang dikombinasikan dengan *data augmentation*, *dropout*, dan optimizer Adam juga telah menunjukkan kemampuan klasifikasi yang tinggi pada beberapa skenario jumlah kelas (Solehudin et al., 2024). Temuan tersebut memperlihatkan bahwa pembelajaran fitur secara otomatis melalui CNN dapat menjadi dasar yang kuat untuk klasifikasi penyakit daun kopi (Rahmawati et al., 2025).

DenseNet memiliki karakteristik yang menarik untuk digunakan sebagai pengekstrak fitur karena setiap lapisan memperoleh masukan dari lapisan-lapisan sebelumnya melalui koneksi yang padat. Struktur tersebut mendorong *feature reuse*, memperkuat propagasi informasi, dan membantu mengurangi permasalahan *vanishing gradient* pada jaringan yang dalam. Dalam klasifikasi penyakit daun kopi, karakteristik tersebut relevan karena perbedaan antar kelas tidak selalu terletak pada bentuk objek secara keseluruhan, tetapi dapat muncul melalui pola tekstur, warna, bercak, dan struktur kerusakan yang relatif halus (Albahli & Nawaz, 2022; Abuhayi & Mossa, 2023). Oleh karena itu, representasi fitur mendalam dari DenseNet dapat digunakan sebagai masukan bagi algoritma klasifikasi lain untuk memperoleh keputusan yang lebih terstruktur.

Meskipun demikian, tingginya performa CNN pada berbagai penelitian belum sepenuhnya menyelesaikan persoalan klasifikasi penyakit daun kopi. Sebagian besar penelitian masih menggunakan satu arsitektur CNN sebagai model klasifikasi utama (Wei et al., 2022). Model tunggal memiliki ketergantungan yang kuat terhadap representasi fitur dan mekanisme pengambilan keputusan yang digunakan. Kondisi citra yang berbeda, kemiripan karakteristik visual antar penyakit, perubahan pencahayaan, variasi warna daun,

noise, serta ketidakseimbangan jumlah data antarkelas dapat menyebabkan batas keputusan antar kelas menjadi lebih sulit dibentuk. Dengan demikian, peningkatan kualitas representasi fitur perlu diikuti oleh strategi klasifikasi yang mampu memanfaatkan informasi dari beberapa model dengan karakteristik keputusan yang berbeda (Oad et al., 2024; He et al., 2024).

Sejumlah penelitian terdahulu telah berusaha mengatasi permasalahan tersebut melalui pengembangan arsitektur dan strategi pemrosesan citra yang lebih kompleks. Penelitian menggunakan beberapa arsitektur CNN pada dataset lima kelas penyakit daun kopi menunjukkan bahwa InceptionResNetV2 dan DenseNet169 dapat menghasilkan performa klasifikasi yang sangat tinggi, bahkan mencapai akurasi 100% pada eksperimen tertentu. Namun, penelitian tersebut lebih menekankan perbandingan arsitektur dan implementasi pada sistem berbasis web sehingga belum mengeksplorasi penggabungan beberapa *classifier* setelah proses ekstraksi fitur. Penelitian lain menggunakan dataset JMuBEN dengan lebih dari 58 ribu citra dan membandingkan EfficientNetB0, MobileNetV2, CNN, dan VGG16 (Nawaz et al., 2024).. Hasilnya menunjukkan performa tinggi dari model transfer learning, tetapi pendekatan yang digunakan masih berfokus pada perbandingan arsitektur CNN tanpa integrasi *ensemble* berbasis *boosting*.

Pendekatan hibrida antararsitektur CNN juga telah dikembangkan untuk meningkatkan representasi citra. Kombinasi InceptionV3 dan DenseNet121, misalnya, menunjukkan bahwa penggabungan arsitektur *deep learning* dapat digunakan untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi penyakit kopi. Pendekatan lain menggunakan CoffeeNet yang mengintegrasikan *attention mechanism*, *patch generation*, serta beberapa komponen CNN untuk menangkap karakteristik penyakit secara lebih spesifik. Coffee-Net berbasis *patch generation* bahkan dilaporkan mencapai akurasi 99,95% pada klasifikasi lima kategori penyakit daun kopi melalui tahapan *bilateral filtering*, *adaptive histogram equalization*, dan pemrosesan *patch* menggunakan jaringan berbasis CNN (Nawaz et al., 2024). Meskipun demikian, pendekatan-pendekatan tersebut terutama memperkuat sisi representasi citra melalui arsitektur *deep learning*, sedangkan penggabungan keluaran beberapa *classifier* machine learning sebagai bagian dari pengambilan keputusan akhir masih relatif terbatas (Thakur et al., 2024).

Penelitian yang berorientasi pada penerapan di lingkungan nyata juga menunjukkan bahwa model *deep learning* memiliki potensi untuk mendukung identifikasi penyakit secara otomatis. Penelitian yang mengevaluasi ResNet101, Xception, CoffNet, dan VGG16 pada identifikasi penyakit daun kopi memperoleh akurasi masing-masing 97,30%, 97,60%, 97,88%, dan 99,89% (Adelaja & Pranggono, 2025). Penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa CoffNet dapat mencapai kecepatan pemrosesan 125,93 frame per detik sehingga memiliki potensi untuk aplikasi waktu nyata. Namun, fokus penelitian tersebut adalah pemilihan dan penerapan model *deep learning* untuk identifikasi *real-time*, bukan penggabungan beberapa *classifier* machine learning melalui mekanisme *ensemble* (Hong et al., 2024)

Temuan penelitian terdahulu tersebut menunjukkan adanya pola yang relatif konsisten. CNN dan transfer learning telah mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi pada penyakit daun kopi, sedangkan pengembangan arsitektur hibrida telah diarahkan untuk memperkuat representasi visual. Akan tetapi, sebagian besar pendekatan masih menjadikan CNN sebagai komponen utama sekaligus pengambil keputusan akhir. Penelitian yang mengombinasikan *deep feature extraction* dengan beberapa *base classifier* dari machine learning dan kemudian menggunakan algoritma *boosting* sebagai pengambil

keputusan akhir belum banyak ditemukan dalam konteks klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika (Yadav et al., 2022; Mahakud et al., 2022). Dalam penelitian yang menjadi dasar artikel ini, keterbatasan tersebut juga menjadi dasar pemilihan kombinasi DenseNet, Logistic Regression, SVM, dan XGBoost sebagai satu rangkaian model hibrida.

Kesenjangan tersebut penting karena kualitas klasifikasi tidak hanya ditentukan oleh kemampuan model dalam menghasilkan fitur, tetapi juga oleh kemampuan sistem dalam memanfaatkan informasi hasil klasifikasi dari beberapa sudut pandang. Logistic Regression dan SVM memiliki karakteristik pembentukan batas keputusan yang berbeda sehingga dapat menghasilkan informasi prediktif yang saling melengkapi. Informasi tersebut selanjutnya dapat digunakan oleh XGBoost untuk mempelajari pola kesalahan dan hubungan antarkeluaran *base classifier* secara bertahap. XGBoost dipilih sebagai *meta-classifier* karena mekanisme *boosting*-nya memungkinkan pembentukan model secara iteratif dengan memberikan perhatian pada kesalahan prediksi sebelumnya. Dengan demikian, kombinasi tersebut menempatkan CNN sebagai pembentuk representasi fitur dan algoritma machine learning sebagai komponen pengambilan keputusan bertingkat, bukan sekadar menggunakan CNN tunggal untuk seluruh proses klasifikasi.

Berdasarkan *research gap* tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan *Hybrid Deep Feature Extraction* dan *Boosting Ensemble* untuk klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika. Pendekatan yang dikembangkan menggunakan DenseNet121 pralatih untuk menghasilkan representasi fitur mendalam berdimensi 1024 dari citra daun. Fitur tersebut kemudian diberikan kepada *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai *base classifier*. Keluaran prediktif dari kedua model selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi XGBoost sebagai *meta-classifier* untuk menghasilkan keputusan klasifikasi akhir. Dataset yang digunakan merupakan JMuBEN Coffee Dataset yang mencakup lima kelas, yaitu *Healthy, Leaf Rust, Cercospora, Miner*, dan *Phoma*. Struktur penelitian tersebut dirancang untuk mengevaluasi bagaimana integrasi antara representasi fitur mendalam dan *boosting ensemble* dapat menghasilkan klasifikasi yang konsisten pada permasalahan multikelas.

Kontribusi penelitian ini terletak pada penerapan alur klasifikasi hibrida yang memisahkan fungsi ekstraksi fitur mendalam dan pengambilan keputusan ensemble dalam satu kerangka. DenseNet121 digunakan untuk memperoleh representasi visual yang kaya dari citra daun, sedangkan Logistic Regression dan SVM menyediakan dua keluaran klasifikasi yang kemudian dipelajari kembali oleh XGBoost. Konfigurasi tersebut memungkinkan penelitian menganalisis tidak hanya performa klasifikasi akhir, tetapi juga kontribusi masing-masing *base classifier* terhadap keputusan *meta-classifier*. Dengan demikian, penelitian ini memberikan bukti empiris mengenai penerapan kombinasi *deep feature extraction* dan *boosting ensemble* pada klasifikasi lima kelas penyakit daun kopi Arabika.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen kuantitatif untuk mengembangkan dan mengevaluasi model hybrid dalam klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika berdasarkan citra digital. Eksperimen dilakukan dengan menggabungkan ekstraksi fitur berbasis *deep learning* menggunakan DenseNet121 dengan

beberapa algoritma *machine learning*, yaitu *Logistic Regression, Support Vector Machine* (SVM), dan XGBoost. DenseNet121 digunakan untuk menghasilkan representasi fitur visual, sedangkan Logistic Regression dan SVM digunakan sebagai *base classifier*. Selanjutnya, keluaran kedua classifier tersebut digunakan sebagai masukan bagi XGBoost sebagai *meta-classifier* untuk menghasilkan prediksi akhir.

Tahapan penelitian meliputi pengumpulan dataset, persiapan dan prapemrosesan citra, pembagian data, ekstraksi fitur menggunakan DenseNet121, pelatihan *base classifier*, penggabungan keluaran classifier, pelatihan XGBoost sebagai *meta-classifier*, pengujian pada data yang belum digunakan dalam pelatihan, serta evaluasi kinerja model. Alur tersebut dirancang untuk memperoleh representasi fitur yang informatif sekaligus memanfaatkan informasi prediksi dari beberapa *classifier* dalam menentukan kelas akhir. Rancangan penelitian ini mengacu pada alur pengembangan model kecerdasan buatan yang mencakup tahapan akuisisi data, persiapan data, pembangunan model, evaluasi, dan implementasi.

Dataset dan Persiapan Data

Data yang digunakan merupakan data sekunder dari JMuBEN Coffee Dataset, yang tersedia melalui repositori Mendeley Data. Dataset tersebut berisi citra daun kopi Arabika dengan lima kelas, yaitu *Healthy, Leaf Rust, Cercospora, Miner*, dan *Phoma*. Dataset awal terdiri atas 58.555 citra dengan resolusi 128 × 128 piksel. Dalam eksperimen yang dilakukan, setelah proses penyiapan dataset diperoleh 58.549 citra, yang selanjutnya dibagi menjadi 46.836 citra untuk data latih dan 11.713 citra untuk data uji.

Tahap persiapan data dilakukan dengan membaca dan mengorganisasi citra berdasarkan kelas, kemudian memastikan ukuran citra seragam dan nilai piksel berada pada format yang sesuai untuk pemrosesan model. Citra dipersiapkan pada ukuran 128 × 128 piksel, kemudian dilakukan normalisasi nilai piksel sebelum memasuki tahap ekstraksi fitur. Skripsi juga mendokumentasikan augmentasi seperti rotasi, *flipping*, penyesuaian kecerahan, dan *zooming* sebagai bagian dari rancangan persiapan data. Namun, karena artikel harus hanya memuat prosedur yang benar-benar digunakan dalam eksperimen akhir, teknik augmentasi tidak akan dinyatakan sebagai prosedur utama apabila tidak terdapat bukti penerapannya pada hasil eksperimen akhir.

Pembagian data menghasilkan matriks fitur akhir berukuran 46.836 × 1.024 untuk data latih dan 11.713 × 1.024 untuk data uji setelah proses ekstraksi fitur. Data tersebut kemudian digunakan sebagai masukan bagi tahap klasifikasi.

Ekstraksi Fitur DenseNet121

Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan DenseNet121 yang telah dilatih sebelumnya sebagai *deep feature extractor*. Pemilihan DenseNet121 didasarkan pada kemampuannya dalam membangun representasi fitur melalui koneksi padat antarlapisan sehingga informasi dari lapisan sebelumnya dapat digunakan kembali pada lapisan berikutnya. Dalam penelitian ini, DenseNet121 tidak digunakan sebagai classifier akhir, tetapi dimanfaatkan untuk mengubah setiap citra daun kopi menjadi representasi numerik yang dapat diproses oleh algoritma *machine learning*.

Setiap citra yang telah dipersiapkan dilewatkan ke DenseNet121 hingga diperoleh vektor fitur berdimensi 1.024. Vektor tersebut merepresentasikan karakteristik visual citra yang berkaitan dengan pola tekstur, warna, bentuk, dan karakteristik bercak pada daun.

Dengan demikian, classifier pada tahap berikutnya tidak bekerja secara langsung pada piksel citra, tetapi pada representasi fitur hasil ekstraksi DenseNet121.

Hasil ekstraksi kemudian disimpan dalam format CSV bersama label kelas untuk memudahkan proses pelatihan classifier. Berdasarkan pembagian data, diperoleh matriks fitur berukuran 46.836 × 1.024 untuk data latih dan 11.713 × 1.024 untuk data uji. Proses ekstraksi dilakukan sebelum pelatihan classifier sehingga fitur yang sama dapat digunakan secara konsisten pada tahap klasifikasi.

Klasifikasi Hybrid dan Boosting Ensemble

Fitur hasil ekstraksi DenseNet121 selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk dua *base classifier*, yaitu *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine* (SVM). Logistic Regression digunakan untuk mempelajari hubungan antara representasi fitur dan lima kelas penyakit, sedangkan SVM digunakan untuk membentuk batas pemisah antarkelas pada ruang fitur. SVM pada eksperimen akhir menggunakan kernel *Radial Basis Function* (RBF). Kedua classifier menghasilkan prediksi probabilistik untuk masing-masing kelas.

Keluaran dari Logistic Regression dan SVM kemudian digabungkan sebagai fitur baru bagi XGBoost yang berperan sebagai *meta-classifier*. Dengan mekanisme tersebut, XGBoost tidak lagi menerima citra atau 1.024 fitur DenseNet121 secara langsung, tetapi mempelajari pola dari keluaran kedua *base classifier* untuk menentukan kelas akhir. Arsitektur keseluruhan model dapat diringkas sebagai: Citra → *preprocessing* → DenseNet121 → vektor fitur 1.024 dimensi → *Logistic Regression* + SVM → keluaran prediksi → XGBoost → kelas akhir.

Pada tahap *meta-classifier*, XGBoost dikonfigurasi dengan 100 estimator, kedalaman maksimum pohon sebesar 5, *learning rate* 0,1, *subsample* 0,8, dan *colsample_bytree* 0,8. Konfigurasi tersebut digunakan untuk menggabungkan informasi dari kedua *base classifier* melalui proses pembelajaran berbasis boosting.

Proses Pelatihan dan Pengujian

Proses pelatihan dilakukan secara bertahap. Pertama, DenseNet121 digunakan untuk menghasilkan fitur dari seluruh data yang telah dipersiapkan. Selanjutnya, fitur data latih digunakan untuk melatih Logistic Regression dan SVM. Kedua model menghasilkan keluaran prediksi untuk setiap kelas yang kemudian digunakan sebagai representasi masukan bagi XGBoost.

XGBoost dilatih menggunakan keluaran *base classifier* untuk mempelajari kombinasi informasi prediksi yang dapat digunakan dalam menentukan kelas akhir. Setelah model terbentuk, proses pengujian dilakukan menggunakan data uji yang terdiri atas 11.713 citra. Data uji diproses melalui tahapan yang sama, yaitu ekstraksi fitur menggunakan DenseNet121, prediksi menggunakan Logistic Regression dan SVM, kemudian penggabungan keluaran melalui XGBoost untuk memperoleh prediksi akhir.

Selain pengujian pada data uji, model juga digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap citra baru sebagai implementasi terbatas. Pada tahap ini, citra masukan diproses melalui pipeline yang sama hingga menghasilkan kelas prediksi dan probabilitas masing-masing kelas. Model akhir kemudian disimpan dalam format .pkl untuk mendukung penggunaan kembali model pada proses klasifikasi citra baru.

Evaluasi Model dan Lingkungan Implementasi

Kinerja model dievaluasi menggunakan *accuracy, precision, recall*, dan *F1-score. Accuracy* digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data uji, sedangkan precision mengukur ketepatan prediksi pada setiap kelas. *Recall* digunakan untuk melihat kemampuan model dalam mengenali seluruh sampel yang termasuk ke dalam suatu kelas, sementara F1-score digunakan untuk merepresentasikan keseimbangan antara precision dan recall. Secara umum, accuracy dihitung dengan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Precision, recall, dan F1-score masing-masing dihitung menggunakan:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F1\ score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

dengan TP (*true positive*) merupakan jumlah data positif yang diprediksi dengan benar, TN (*true negative*) merupakan jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar, FP (false positive) merupakan jumlah data negatif yang keliru diprediksi sebagai positif, dan FN (*false negative*) merupakan jumlah data positif yang keliru diprediksi sebagai negatif.

Selain metrik numerik, confusion matrix digunakan untuk menganalisis pola kesalahan klasifikasi pada lima kelas penyakit. Analisis tersebut memungkinkan identifikasi kelas yang paling sering tertukar serta memberikan gambaran lebih rinci mengenai kemampuan model dalam membedakan karakteristik visual antar kelas. Evaluasi juga dilengkapi dengan analisis *feature importance* pada XGBoost untuk mengetahui kontribusi keluaran *base classifier* terhadap keputusan akhir model.

Hasil

Hasil Persiapan dan Pembagian Dataset

Penelitian menggunakan dataset citra daun kopi arabika yang terdiri atas lima kelas, yaitu *Cercospora*, *Healthy*, *Leaf Rust*, *Miner*, dan *Phoma*. Dari keseluruhan data yang digunakan dalam eksperimen, diperoleh 58.549 citra yang kemudian dibagi menjadi 46.836 citra sebagai data latih dan 11.713 citra sebagai data uji. Seluruh citra memiliki ukuran 128 × 128 piksel dan dipersiapkan melalui tahap *preprocessing* sebelum digunakan pada proses ekstraksi fitur dan klasifikasi.

Tabel 1. *Pembagian Dataset Citra Daun Kopi Arabika*

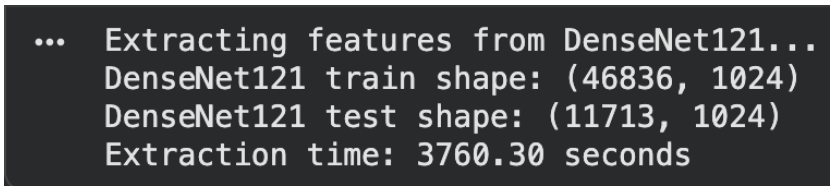
Dataset	Jumlah Citra
Data latih	46.836
Data uji	11.713
Total	58.549

Pembagian tersebut menghasilkan proporsi data latih yang lebih besar dibandingkan data uji sehingga sebagian besar citra dapat digunakan untuk membangun model,

sementara data uji dipertahankan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data yang tidak digunakan selama proses pelatihan. Kelima kelas tetap dipertahankan dalam data uji untuk memungkinkan evaluasi performa model pada masing-masing kategori penyakit dan kondisi daun.

Hasil Ekstraksi Fitur Menggunakan DenseNet121

Tahap berikutnya dilakukan ekstraksi fitur menggunakan model *pre-trained* DenseNet121. Pada tahap ini, setiap citra ditransformasikan menjadi representasi numerik berdimensi 1.024 yang selanjutnya digunakan sebagai masukan bagi *base classifier*. Hasil ekstraksi menghasilkan matriks fitur berukuran 46.836 × 1.024 untuk data latih dan 11.713 × 1.024 untuk data uji. Proses ekstraksi seluruh data membutuhkan waktu sekitar 3.760,30 detik atau sekitar 62 menit.



Gambar 1. *Hasil Proses Ekstraksi Fitur Menggunakan DenseNet121*

Gambar 1 menunjukkan hasil representasi fitur yang dihasilkan setelah citra daun kopi diproses menggunakan DenseNet121. Vektor berdimensi 1.024 tersebut menjadi representasi numerik dari karakteristik visual setiap citra dan digunakan sebagai masukan pada tahap klasifikasi. Dengan demikian, DenseNet121 pada penelitian ini berfungsi sebagai *feature extractor*, sedangkan proses pengambilan keputusan kelas dilakukan oleh model *machine learning* pada tahap berikutnya.

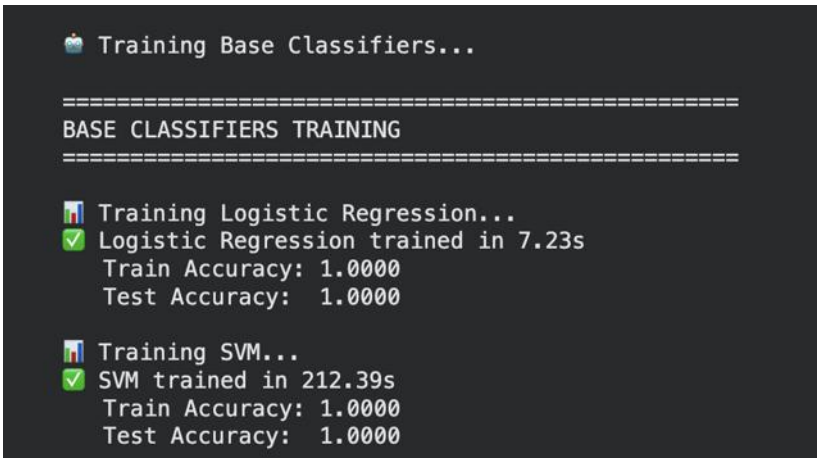
Hasil Klasifikasi Menggunakan Base Classifier

Fitur hasil ekstraksi DenseNet121 selanjutnya digunakan sebagai masukan untuk dua *base classifier*, yaitu *Logistic Regression* dan *Support Vector Machine* (SVM). Pengujian menunjukkan bahwa *Logistic Regression* memperoleh waktu pelatihan sebesar 7,23 detik dengan akurasi data latih dan data uji masing-masing sebesar 1,0000. Sementara itu, SVM membutuhkan waktu pelatihan sebesar 212,39 detik dan menghasilkan akurasi data latih serta data uji sebesar 1,0000.

Tabel 2. *Hasil Klasifikasi Base Classifier*

Base Classifier	Waktu Pelatihan (detik)	Akurasi Latih	Akurasi Uji
Logistic Regression	7,23	1,0000	1,0000
SVM	212,39	1,0000	1,0000

Hasil tersebut menunjukkan bahwa kedua *base classifier* mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik terhadap fitur yang dihasilkan DenseNet121. Logistic Regression memiliki waktu pelatihan yang lebih singkat dibandingkan SVM, sedangkan keduanya menghasilkan akurasi yang sama pada data latih maupun data uji. Prediksi dari kedua model tersebut kemudian digunakan sebagai masukan bagi XGBoost sebagai *meta-classifier* dalam membentuk keputusan akhir.

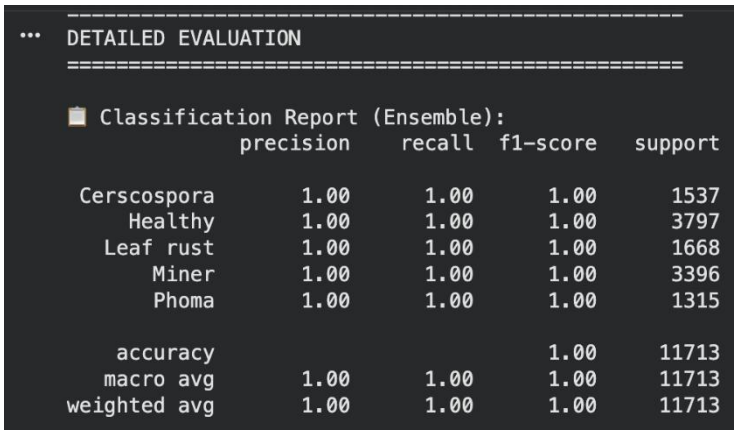


Gambar 2. *Hasil Klasifikasi pada Base Classifier*

Gambar 2 memperlihatkan hasil klasifikasi yang diperoleh dari *Logistic Regression* dan SVM sebelum masuk ke tahap *ensemble*. Hasil dari kedua model tidak digunakan secara langsung sebagai keputusan akhir, tetapi diteruskan ke tahap berikutnya sebagai informasi yang akan dipelajari oleh XGBoost.

Hasil Boosting Ensemble Menggunakan XGBoost

Keluaran dari Logistic Regression dan SVM selanjutnya digunakan sebagai masukan pada XGBoost sebagai *meta-classifier*. Model XGBoost menggunakan 100 *estimator*, *maximum depth* sebesar 5, *learning rate* 0,1, *subsample* 0,8, dan *colsample bytree* 0,8. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model ensemble mampu mengklasifikasikan hampir seluruh citra pada data uji dengan tepat.



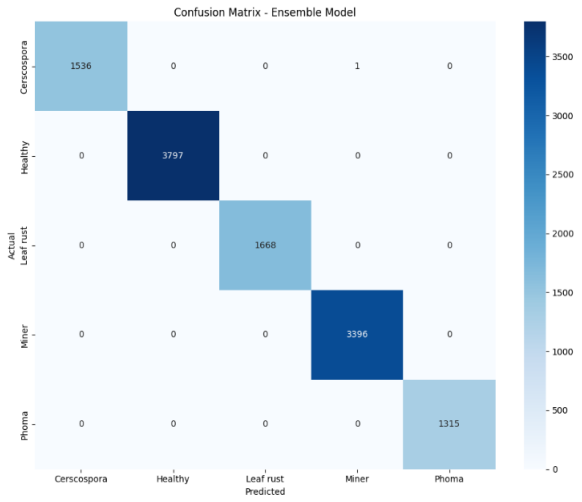
Gambar 3. *Hasil Evaluasi Performa Model pada Meta-Classifier XGBoost*

Gambar 3 menunjukkan hasil evaluasi performa model pada tahap *meta-classifier*. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa proses penggabungan keluaran *Logistic Regression* dan SVM melalui XGBoost menghasilkan performa klasifikasi yang sangat tinggi pada data uji. Evaluasi selanjutnya dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat secara lebih rinci distribusi prediksi pada setiap kelas.

Analisis Confusion Matrix

Evaluasi lebih rinci dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui jumlah citra yang diklasifikasikan secara benar maupun salah pada masing-masing kelas. Hasil

confusion matrix menunjukkan bahwa dari 11.713 citra data uji, sebanyak 11.712 citra diklasifikasikan dengan benar dan hanya satu citra yang mengalami kesalahan klasifikasi.



***Gambar 4**. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Model Ensemble*

Berdasarkan Gambar 4, kelas Cercospora memiliki 1.536 citra yang diklasifikasikan dengan benar dan satu citra yang salah diklasifikasikan sebagai Miner. Sementara itu, seluruh citra pada kelas Healthy, Leaf Rust, Miner, dan Phoma berhasil diklasifikasikan sesuai kelas sebenarnya, masing-masing sebanyak 3.797, 1.668, 3.396, dan 1.315 citra. Berdasarkan jumlah prediksi benar tersebut, akurasi model yang dihitung dari confusion matrix adalah 11.712/11.713 atau sebesar 99,99%.

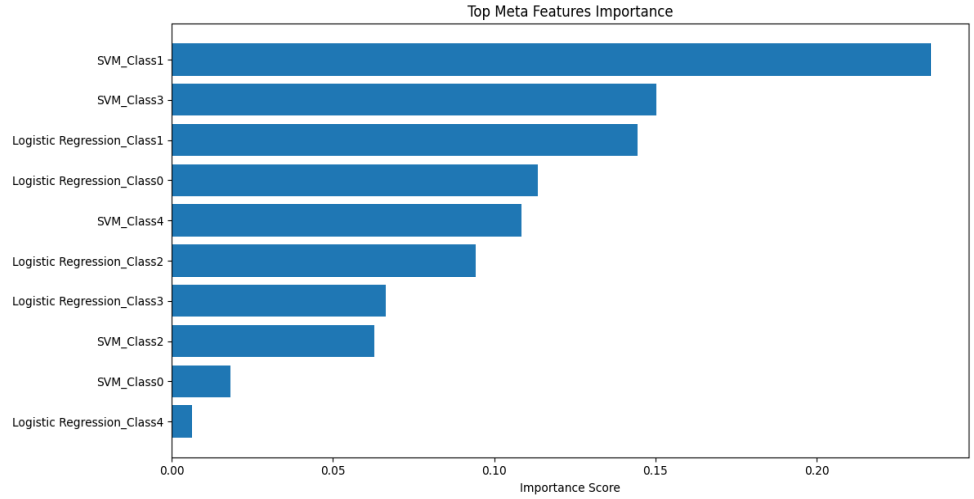
***Tabel 3**. Hasil Klasifikasi Berdasarkan Confusion Matrix*

Kelas	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Total
Cercospora	1.536	1	1.537
Healthy	3.797	0	3.797
Leaf Rust	1.668	0	1.668
Miner	3.396	0	3.396
Phoma	1.315	0	1.315
Total	11.712	1	11.713

Hasil pada Tabel 3 menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada kelas *Cercospora* yang diprediksi sebagai *Miner*. Kesalahan tersebut menunjukkan bahwa terdapat sejumlah karakteristik visual yang dapat menghasilkan kemiripan antara kedua kelas tersebut. Meskipun demikian, jumlah kesalahan yang sangat kecil menunjukkan bahwa representasi fitur DenseNet121 yang dikombinasikan dengan keputusan dari Logistic Regression, SVM, dan XGBoost mampu membedakan kelima kelas pada data uji dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi.

Analisis Feature Importance pada Meta-Classifier

Analisis *feature importance* dilakukan untuk mengetahui kontribusi keluaran *base classifier* terhadap keputusan akhir XGBoost. Analisis ini penting karena model ensemble tidak hanya menghasilkan prediksi akhir, tetapi juga memungkinkan pengamatan terhadap informasi yang paling banyak digunakan oleh *meta-classifier* dalam menentukan kelas.

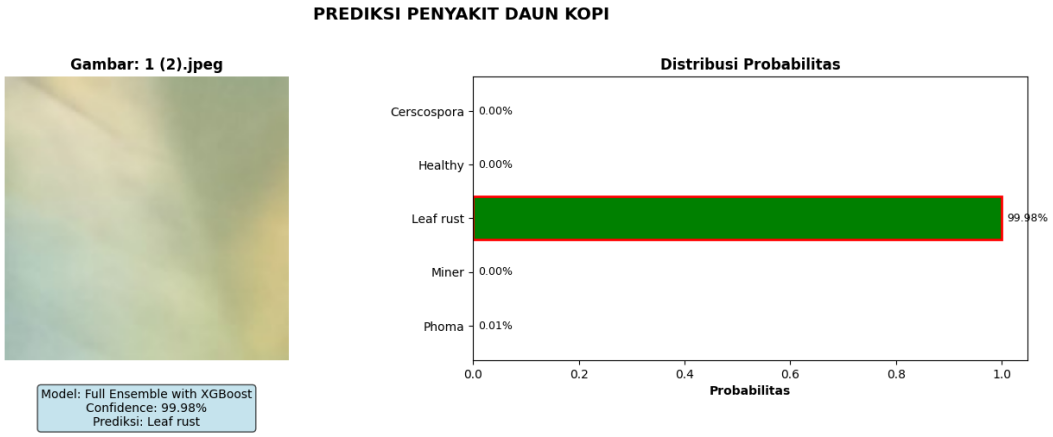


Gambar 5. *Analisis Feature Importance pada Meta-Classifier Xgboost*

Berdasarkan Gambar 5, keluaran SVM untuk kelas 1 dan kelas 3 memiliki nilai *importance* tertinggi, kemudian diikuti oleh keluaran Logistic Regression untuk kelas 1. Sebaliknya, keluaran Logistic Regression untuk kelas 4 memiliki kontribusi paling rendah. Hasil tersebut menunjukkan bahwa keluaran kedua *base classifier* tidak memberikan kontribusi yang sama terhadap keputusan XGBoost. Informasi prediksi dari SVM pada kelas tertentu lebih banyak digunakan oleh XGBoost dalam membentuk keputusan akhir dibandingkan keluaran *Logistic Regression* pada kelas lainnya.

Hasil Pengujian pada Citra Baru

Setelah proses evaluasi pada data uji, model digunakan untuk melakukan pengujian terhadap citra baru sebagai simulasi penggunaan model pada data di luar dataset pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa citra yang diberikan kepada sistem diprediksi sebagai kelas *Leaf Rust* dengan tingkat kepercayaan sebesar 99,98%.



Gambar 6. *Hasil Prediksi Model pada Citra Daun Kopi Baru*

Hasil prediksi menunjukkan bahwa probabilitas kelas *Leaf Rust* mencapai 99,99%, sedangkan kelas *Healthy*, *Cercospora*, dan *Miner* masing-masing memperoleh probabilitas 0,00% dan kelas *Phoma* memperoleh probabilitas 0,01%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dapat menghasilkan prediksi pada citra baru dengan tingkat keyakinan yang tinggi dan memberikan keluaran kelas beserta distribusi probabilitasnya.

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi *deep feature extraction* menggunakan DenseNet121 dengan *base classifier* Logistic Regression dan Support Vector Machine (SVM), kemudian dilanjutkan dengan XGBoost sebagai *meta-classifier*, mampu menghasilkan kinerja klasifikasi yang sangat tinggi pada lima kelas daun kopi arabika. Pendekatan ini memisahkan proses pembentukan representasi visual dan proses pengambilan keputusan klasifikasi. DenseNet121 bertugas mengubah citra menjadi representasi fitur berdimensi 1.024, sedangkan Logistic Regression dan SVM memanfaatkan representasi tersebut untuk menghasilkan informasi prediksi yang selanjutnya dipelajari kembali oleh XGBoost. Strategi tersebut relevan dengan karakteristik klasifikasi penyakit daun yang membutuhkan representasi visual yang mampu membedakan pola gejala antar kelas yang memiliki kemiripan. Penelitian pada penyakit daun kopi juga menunjukkan bahwa karakteristik visual seperti perubahan warna, bentuk, ukuran, pencahayaan, dan kemiripan antara bagian daun sehat dan terinfeksi menjadi tantangan penting dalam klasifikasi berbasis citra (Nawaz et al., 2024).

Penggunaan DenseNet121 sebagai *feature extractor* memberikan dasar representasi yang kuat bagi tahap klasifikasi berikutnya. DenseNet memiliki mekanisme koneksi antarlapisan yang memungkinkan informasi dari lapisan sebelumnya diteruskan ke lapisan berikutnya sehingga fitur yang telah diperoleh dapat digunakan kembali pada proses pembentukan representasi yang lebih dalam. Dalam penelitian ini, keluaran DenseNet121 tidak langsung digunakan sebagai kelas akhir, tetapi direpresentasikan sebagai vektor fitur 1.024 dimensi dan kemudian diberikan kepada model *machine learning*. Pendekatan pemisahan antara ekstraksi fitur dan klasifikasi tersebut memungkinkan proses klasifikasi memanfaatkan representasi visual dari jaringan konvolusional tanpa menjadikan DenseNet121 sebagai pengambil keputusan akhir. Pemanfaatan DenseNet sebagai representasi fitur juga sejalan dengan penelitian klasifikasi penyakit tanaman yang menunjukkan bahwa arsitektur DenseNet mampu menghasilkan representasi visual yang diskriminatif untuk membedakan kondisi daun (Abbas et al., 2021).

Kinerja Logistic Regression dan SVM yang mencapai akurasi 1,0000 pada data latih maupun data uji menunjukkan bahwa fitur yang dihasilkan DenseNet121 memiliki kemampuan pemisahan kelas yang sangat baik pada dataset yang digunakan. Hasil tersebut juga menunjukkan bahwa klasifikasi tidak selalu membutuhkan jaringan klasifikasi yang kompleks setelah representasi fitur yang informatif diperoleh. Logistic Regression memberikan waktu pelatihan yang jauh lebih singkat dibandingkan SVM, yaitu 7,23 detik dibandingkan 212,39 detik. Perbedaan tersebut menunjukkan adanya perbedaan kebutuhan komputasi antara kedua *base classifier*, meskipun keduanya menghasilkan akurasi yang sama pada pengujian. Dalam konteks penelitian ini, keberadaan kedua model tetap memberikan informasi prediksi yang berbeda untuk digunakan oleh XGBoost, sehingga keduanya dipertahankan sebagai bagian dari arsitektur *hybrid ensemble*.

Penggunaan XGBoost sebagai *meta-classifier* memberikan fungsi tambahan dibandingkan penggunaan satu *base classifier*. Keluaran Logistic Regression dan SVM tidak langsung dijadikan keputusan akhir, tetapi digunakan sebagai informasi masukan bagi XGBoost untuk menentukan kelas akhir. Hasil *confusion matrix* memperlihatkan bahwa pendekatan tersebut mampu menghasilkan 11.712 prediksi benar dari 11.713 citra uji atau akurasi sebesar 99,99%. Tingkat kesalahan yang sangat rendah juga menunjukkan bahwa

informasi dari kedua *base classifier* dapat dimanfaatkan dengan baik oleh *meta-classifier*. Pendekatan ensemble seperti ini menjadi relevan ketika model dasar memiliki karakteristik keputusan yang berbeda, karena model tingkat akhir dapat memanfaatkan pola keluaran dari beberapa model daripada bergantung pada satu sumber prediksi saja.

Kesalahan klasifikasi yang hanya terjadi pada satu citra, yaitu citra *Cercospora* yang diprediksi sebagai *Miner*, memberikan informasi penting mengenai karakteristik kesalahan model. Kesalahan tersebut menunjukkan bahwa kedua kelas dapat memiliki karakteristik visual yang cukup berdekatan pada citra tertentu. Kondisi ini sesuai dengan tantangan klasifikasi penyakit daun kopi, karena gejala penyakit dapat memiliki kemiripan visual dan performa model dapat dipengaruhi oleh perubahan pencahayaan, warna, latar belakang, orientasi, serta karakteristik bagian daun yang mengalami kerusakan. Penelitian pada dataset daun kopi arabika juga melaporkan bahwa variasi kondisi citra dan kemiripan karakteristik penyakit merupakan tantangan dalam proses pengenalan penyakit secara otomatis (Nawaz et al., 2024). Dengan demikian, satu kesalahan antara *Cercospora* dan *Miner* pada penelitian ini dapat dipandang sebagai indikasi bahwa sebagian pola visual kedua kelas masih memiliki karakteristik yang berdekatan dalam ruang fitur.

Hasil penelitian juga dapat dibandingkan dengan penelitian klasifikasi penyakit daun kopi berbasis *deep learning* lainnya. Penelitian CoffeeNet yang menggunakan pendekatan CenterNet dengan backbone ResNet50 dan mekanisme *spatial-channel attention* memperoleh akurasi klasifikasi sebesar 98,54% pada dataset daun kopi arabika. Model tersebut dirancang untuk menghadapi kondisi citra yang lebih kompleks, termasuk variasi latar belakang dan kondisi pencahayaan. Penelitian lain mengenai klasifikasi penyakit kopi pada perangkat *edge* memperoleh akurasi sekitar 98% pada arsitektur *cascade* dan sekitar 96% pada pendekatan *single-stage*, yang menunjukkan bahwa klasifikasi penyakit kopi berbasis citra dapat dilakukan dengan tingkat performa yang tinggi meskipun terdapat keterbatasan perangkat komputasi (Yamashita & Leite, 2023). Hasil penelitian ini memperoleh akurasi 99,99% berdasarkan *confusion matrix*, tetapi perbandingan angka tersebut perlu dipahami secara hati-hati karena perbedaan dataset, pembagian data, arsitektur, prosedur pelatihan, dan kondisi citra yang digunakan pada setiap penelitian.

Analisis *feature importance* memberikan gambaran lebih lanjut mengenai kontribusi keluaran *base classifier* terhadap keputusan XGBoost. Hasil penelitian menunjukkan bahwa keluaran SVM untuk kelas 1 dan kelas 3 memiliki kontribusi terbesar, sedangkan keluaran *Logistic Regression* untuk kelas 4 memiliki kontribusi paling rendah. Temuan tersebut menunjukkan bahwa XGBoost tidak memperlakukan seluruh keluaran model dasar secara identik. Sebagian keluaran memberikan informasi yang lebih berguna dalam menentukan kelas akhir, sehingga proses *boosting* dapat memanfaatkan perbedaan tersebut untuk membentuk keputusan akhir. Dengan demikian, *feature importance* tidak hanya berfungsi sebagai visualisasi tambahan, tetapi juga memberikan interpretasi mengenai bagaimana informasi dari *base classifier* dimanfaatkan pada tahap akhir model.

Pengujian terhadap citra baru menghasilkan prediksi *Leaf Rust* dengan tingkat kepercayaan 99,98%, yang menunjukkan bahwa model dapat menghasilkan keluaran prediksi di luar proses evaluasi pada data uji. Hasil tersebut mendukung penggunaan model sebagai prototipe klasifikasi berbasis citra, terutama karena sistem tidak hanya menghasilkan label kelas tetapi juga memberikan nilai probabilitas prediksi. Penelitian terbaru mengenai identifikasi penyakit daun kopi berbasis *deep learning* juga menunjukkan arah pengembangan menuju sistem yang dapat digunakan secara lebih praktis untuk

identifikasi penyakit secara langsung, termasuk pada skenario *real-time*. Salah satu penelitian yang diterbitkan pada 2025 melaporkan bahwa beberapa model *transfer learning* mampu menghasilkan akurasi hingga 99,89% dan menekankan pentingnya kecepatan pemrosesan untuk penggunaan praktis dalam identifikasi penyakit daun kopi (Adelaja & Pranggono, 2025).

Meskipun menghasilkan performa yang sangat tinggi, hasil penelitian ini perlu diinterpretasikan sesuai dengan ruang lingkup pengujiannya. Akurasi 99,99% diperoleh berdasarkan dataset dan pembagian data yang digunakan dalam penelitian, sehingga belum dapat secara langsung menunjukkan bahwa model akan menghasilkan performa yang sama pada citra daun kopi dari lokasi, perangkat kamera, pencahayaan, atau kondisi lapangan yang berbeda. Penelitian terbaru pada kondisi lapangan juga menunjukkan bahwa performa klasifikasi dapat berubah ketika model diterapkan pada data lokal dengan jumlah sampel terbatas dan karakteristik lingkungan yang berbeda (AlFrhan, & Almaleh, 2026). Oleh karena itu, pengujian pada dataset eksternal dan citra lapangan yang lebih beragam diperlukan untuk menguji kemampuan generalisasi model secara lebih kuat.

Secara keseluruhan, hasil penelitian memperlihatkan bahwa integrasi DenseNet121, Logistic Regression, SVM, dan XGBoost memberikan pendekatan yang mampu menggabungkan keunggulan *deep feature representation* dengan klasifikasi berbasis *machine learning* dan *boosting ensemble*. DenseNet121 menyediakan representasi fitur visual, Logistic Regression dan SVM menghasilkan informasi prediksi dari dua mekanisme klasifikasi, sedangkan XGBoost mengintegrasikan informasi tersebut menjadi keputusan akhir. Struktur tersebut memberikan pendekatan alternatif terhadap penggunaan satu model klasifikasi secara langsung dan menghasilkan kinerja yang sangat tinggi pada dataset yang digunakan. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada pengujian menggunakan citra lapangan yang lebih beragam, validasi eksternal, serta evaluasi terhadap kondisi pencahayaan dan latar belakang yang berbeda agar kemampuan generalisasi model dapat diketahui secara lebih komprehensif.

Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan mengembangkan pendekatan klasifikasi multikelas penyakit daun kopi Arabika dengan mengombinasikan *deep feature extraction* menggunakan DenseNet121 dan metode *machine learning* melalui Logistic Regression, SVM, serta XGBoost. Pendekatan tersebut digunakan untuk mengatasi permasalahan klasifikasi lima kelas citra daun kopi, yaitu *Cercospora*, *Healthy*, *Leaf Rust*, *Miner*, dan *Phoma*, dengan memanfaatkan representasi fitur yang diperoleh dari jaringan *deep learning* dan penggabungan keluaran beberapa *base classifier*.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa DenseNet121 mampu menghasilkan representasi fitur berdimensi 1.024 yang selanjutnya digunakan oleh Logistic Regression dan SVM sebagai *base classifier*. Kedua classifier memperoleh akurasi 100% pada data latih dan data uji, sedangkan penggabungan keluarannya melalui XGBoost menghasilkan 11.712 prediksi benar dari 11.713 data uji atau akurasi 99,99%. Kesalahan klasifikasi hanya ditemukan pada satu citra kelas *Cercospora* yang diprediksi sebagai *Miner*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi ekstraksi fitur mendalam dan *boosting ensemble* dapat digunakan sebagai pendekatan klasifikasi penyakit daun kopi Arabika dengan kinerja yang sangat tinggi pada dataset yang digunakan. Pengembangan selanjutnya dapat diarahkan pada pengujian menggunakan citra lapangan dari kondisi pencahayaan, latar belakang, dan

variasi lingkungan yang lebih beragam untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model.

Acknowledgment

-

Daftar Pustaka

Abbas, A., Jain, S., Gour, M., & Vankudothu, S. (2021). Tomato plant disease detection using transfer learning with C-GAN synthetic images. *Computers and Electronics in Agriculture*, *187*, Artikel 106279. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106279

Abuhayi, B. M., & Mossa, A. A. (2023). Coffee disease classification using Convolutional Neural Network based on feature concatenation. *Informatics in Medicine Unlocked, 39*, 101245. https://doi.org/10.1016/j.imu.2023.101245

Adelaja, O., & Pranggono, B. (2025). Leveraging deep learning for real-time coffee leaf disease identification. *AgriEngineering, 7*(1), 13. https://doi.org/10.3390/agriengineering7010013

Albahli, S., & Nawaz, M. (2022). DCNet: DenseNet-77-based CornerNet model for the tomato plant leaf disease detection and classification. *Frontiers in Plant Science, 13*, 957961. https://doi.org/10.3389/fpls.2022.957961

AlFrhan, L. A., & Almaleh, A. (2026). A Hierarchical Deep Learning Framework for Coffee Leaf Disease Detection and Visible Severity Classification Under Saudi Arabian Field Conditions. *Applied Sciences*, *16*(12), 6109. https://doi.org/10.3390/app16126109

Araaf, R. T., Minn, A., & Ahamed, T. (2024). Coffee leaf rust disease detection and implementation of an edge device for pruning infected leaves via deep learning algorithms. *Sensors, 24*(24), 8018. https://doi.org/10.3390/s24248018

Ayikpa, K. J., Diarra, M., Gouton, P., & Adou, K. J. (2022). Experimental evaluation of coffee leaf disease classification and recognition based on machine learning and deep learning algorithms. *Journal of Computer Science, 18*(12), 1201–1212. https://doi.org/10.3844/jcssp.2022.1201.1212

He, Y., Zhang, G., & Gao, Q. (2024). A novel ensemble learning method for crop leaf disease recognition. *Frontiers in Plant Science, 14*, 1280671. https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1280671

Hitimana, E., Sinayobye, O. J., Ufitinema, J. C., Mukamugema, J., Rwibasira, P., Murangira, T., Masabo, E., Chepkwony, L. C., Kamikazi, M. C. A., Uwera, J. A. U., Mvuyekure, S. M., Bajpai, G., & Ngabonziza, J. (2023). An intelligent system-based coffee plant leaf disease recognition using deep learning techniques on Rwandan Arabica dataset. *Technologies*, *11*(5), Artikel 116. https://doi.org/10.3390/technologies11050116

Hong, L. T. T., Tu, D. Q., Do, N. D., & Huy, N. S. (2024). Coffee leaf rust disease detection using MobileNetV2-based feature extractor, SVM classifier and visualization technique. *Journal of Military Science and Technology*, Special Issue CSCE8, 33–43. https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.CSCE8.2024.33-43

Mahakud, R., Pattanayak, B. K., & Pati, B. (2022). A hybrid multi-class classification model for the detection of leaf disease using XGBoost and SVM. *International Journal of Engineering Trends and Technology, 70*(10), 298–306. https://doi.org/10.14445/22315381/IJETT-V70I10P229

Mansouri, N., Guesmi, H., & Alkhalil, A. (2024). A deep learning model for detection and classification of coffee-leaf diseases using the transfer-learning technique. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics, 10*(3), 379–396. https://doi.org/10.26555/ijain.v10i3.1573

Nawaz, M., Nazir, T., Javed, A., Amin, S. T., Jeribi, F., & Tahir, A. (2024). CoffeeNet: A deep learning approach for coffee plant leaves diseases recognition. *Expert Systems with Applications, 237*, 121481. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121481

Oad, A., Abbas, S. S., Zafar, A., Akram, B. A., Dong, F., Talpur, M. S. H., & Uddin, M. (2024). Plant leaf disease detection using ensemble learning and explainable AI. *IEEE Access, 12*, 156038–156049. Oad, A., Abbas, S. S., Zafar, A., Akram, B. A., Dong, F., Talpur, M. S. H., & Uddin, M. (2024). Plant leaf disease detection using ensemble learning and explainable AI. *IEEE Access*, 12, 156038–156049. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3484574

Rahmawati, Z., Komala , I. R. ., & Ruhiat , A. (2025). Pengembangan Sistem Informasi Pelayanan Panti Baca Ceria Menggunakan Metode Prototyping. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *3*(1), 93–112. https://doi.org/10.54065/artificial.857

Sarkar, M. R. (2024). Deep Learning Methods for Chest X-ray Imaging-Based COVID-19 Pneumonia Detection. *Journal Artificial: Informatika Dan Sistem Informasi*, *2*(1), 1–9. https://doi.org/10.54065/artificial.487

Solehudin, M. A., Gerhana, Y. A., & Taufik, I. (2024). Klasifikasi penyakit daun kopi Arabika berbasis gambar menggunakan model Convolutional Neural Networks DenseNet121. *Journal of Information System Research, 6*(2), 879–888. https://doi.org/10.47065/josh.v6i2.6407

Thakur, D., Gera, T., Aggarwal, A., Verma, M., Kaur, M., Singh, D., & Amoon, M. (2024). SUNet: Coffee leaf disease detection using hybrid deep learning model. *IEEE Access, 12*, 149173–149191. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3476211

Topal, A., Tunga, B., & Tirkolaee, E. B. (2024). DeepEMPR: Coffee leaf disease detection with deep learning and enhanced multivariance product representation. *PeerJ Computer Science, 10*, e2406. https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2406

Wei, S. J., Al Riza, D. F., & Nugroho, H. (2022). Comparative study on the performance of deep learning implementation in the edge computing: Case study on the plant leaf disease identification. *Journal of Agriculture and Food Research, 10*, 100389. https://doi.org/10.1016/j.jafr.2022.100389

Yadav, D., Gupta, A., Jain, A., & Yadav, A. K. (2022). Plant leaf disease detection using CNN with transfer learning and XGBoost. *International Journal of Data Analysis Techniques and Strategies, 14*(3), 244–265. https://doi.org/10.1504/IJDATS.2022.128273

Yamashita, J. V. Y. B., & Leite, J. P. R. (2023). Coffee disease classification at the edge using deep learning. *Smart Agricultural Technology*, *4*, Artikel 100183. https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100183