

Analisis Deteksi Penyakit Daun Pisang Menggunakan Ekstraksi Fitur CNN (MobileNetV2) dan Klasifikasi SVM

Yuyun Yusnida Lase^{1*}, Lampson Pindahaman Purba², Santi Prayudani³, Arif Ridho Lubis⁴, Hikmah Adwin Adam⁵

^{1*,2,3,4}Program Studi Teknologi Rekayasa Perangkat Lunak, Jurusan Teknik Komputer Dan Informatika, Politeknik Negeri Medan, Medan, Indonesia

⁵Program Studi Manajemen Informatika, Jurusan Teknik Komputer Dan Informatika, Politeknik Negeri Medan, Medan, Indonesia

Email: ^{1*}yuyunlase@polmed.ac.id, ²lampsonpindahamanpurba@student.polmed.ac.id,

³santiprayudani@polmed.ac.id, ⁴arifridho@polmed.ac.id, ⁵hikmahadam@polmed.ac.id

Abstract

*Banana plants (*Musa spp.*) are one of the leading horticultural commodities in Indonesia that have high economic value and play an important role in national food security. However, banana productivity often decreases due to attacks by various diseases such as Sigatoka, Cordana, and Pestalotiopsis infections that can spread quickly. Early detection of these diseases is crucial to prevent greater losses. This study aims to develop a banana plant disease detection system based on digital image processing with the Support Vector Machine (SVM) algorithm. The research method includes the stages of banana leaf image acquisition, pre-processing using color segmentation, color and texture feature extraction, and disease type classification with the SVM algorithm. The test results show that the developed system is able to recognize banana leaf diseases with an accuracy of 97.8%, precision of 97%, and recall of 98%. These findings prove that the application of digital image processing and the SVM algorithm is effective in detecting banana plant diseases. This system is expected to be a fast, efficient, and accurate diagnostic tool for farmers to increase the productivity and quality of banana harvests.*

Keywords: Disease Detection, Banana Plants, Image Processing, Support Vector Machine, Classification.

Abstrak

Tanaman pisang (*Musa spp.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura unggulan di Indonesia yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan berperan penting dalam ketahanan pangan nasional. Namun, produktivitas pisang sering mengalami penurunan akibat serangan berbagai penyakit seperti terinfeksi *Sigatoka*, *Cordana*, dan *Pestalotiopsis* yang dapat menyebar dengan cepat. Deteksi dini terhadap penyakit tersebut sangat penting untuk mencegah kerugian yang lebih besar. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pendeteksi penyakit tanaman pisang berbasis pengolahan citra digital dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Metode penelitian mencakup tahapan pengambilan citra daun pisang, pra-pemrosesan menggunakan segmentasi warna, ekstraksi fitur warna dan tekstur, serta klasifikasi jenis penyakit dengan algoritma SVM. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mengenali penyakit daun pisang dengan tingkat akurasi 97,8%, presisi 97%, dan *recall* 98%. Temuan ini membuktikan bahwa penerapan pengolahan citra digital dan algoritma SVM efektif dalam deteksi penyakit tanaman pisang. Sistem ini diharapkan dapat menjadi alat bantu diagnosis yang cepat, efisien, dan akurat bagi petani untuk meningkatkan produktivitas serta kualitas hasil panen pisang.

Kata Kunci: Deteksi Penyakit, Tanaman Pisang, Pengolahan Citra, *Support Vector Machine*, Klasifikasi.

1. PENDAHULUAN

Tanaman pisang (*Musa spp.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi strategis dan berperan penting dalam ketahanan pangan global. Selain menjadi sumber karbohidrat dan energi bagi masyarakat tropis dan subtropis,

pisang juga menjadi komoditas ekspor unggulan di berbagai negara termasuk Indonesia. Produktivitas tanaman ini sangat bergantung pada kondisi fisiologis dan kesehatan daun, karena daun berfungsi utama sebagai organ fotosintesis yang menentukan efisiensi metabolisme tanaman. Daun pisang yang hijau dan memiliki struktur morfologi normal mencerminkan keseimbangan fisiologis yang optimal serta kapasitas fotosintetik yang baik (Aryanta, Sari, & Rachmawanto, 2025).

Namun demikian, keberhasilan budidaya pisang sering kali terhambat oleh munculnya berbagai penyakit daun yang disebabkan oleh patogen jamur seperti Sigatoka (*Mycosphaerella* spp.), Cordana (*Cordana musae*), dan *Pestalotiopsis* spp. Infeksi patogen tersebut dapat menimbulkan kerusakan pada jaringan daun yang ditandai dengan munculnya bercak nekrotik, perubahan warna, deformasi morfologi, dan pengeringan dini. Kondisi ini tidak hanya menurunkan kemampuan fotosintesis, tetapi juga berdampak langsung terhadap penurunan kualitas dan kuantitas hasil panen (Helmawati & Utami, 2025; Ridhovan, Suharso, & Rozikin, 2022). Dalam skala ekonomi, penyakit daun pisang terutama Sigatoka hitam dilaporkan dapat menurunkan produktivitas hingga 40–50% pada tingkat infeksi berat, sehingga menyebabkan berkurangnya pasokan buah pada sentra produksi utama. Data Kementerian Pertanian RI menunjukkan bahwa beberapa provinsi sentra pisang seperti Lampung, Jawa Barat, dan Sumatera Utara mengalami penurunan produksi sebesar 8–12% dalam lima tahun terakhir akibat meningkatnya intensitas penyakit daun (Kementerian Pertanian RI, 2022; Ocimati et al., 2024). Penelitian regional Asia juga menegaskan bahwa kerugian ekonomi pada petani dapat mencapai Rp 12–18 juta per hektare per musim tanam, terutama pada kebun pisang Cavendish yang rentan terhadap penyakit bercak daun dan layu jamur (Ocimati et al., 2024). Kondisi ini menunjukkan bahwa penyakit daun tidak hanya berimplikasi pada aspek biologis tanaman, tetapi juga menimbulkan dampak ekonomi yang signifikan bagi petani dan rantai pasok hortikultura di Indonesia.

Deteksi dini penyakit tanaman menjadi langkah kunci dalam manajemen budidaya pisang yang berkelanjutan. Identifikasi penyakit secara cepat dan akurat memungkinkan tindakan pengendalian dilakukan lebih awal untuk mencegah penyebaran patogen ke area yang lebih luas (Salka et al., 2025). Pendekatan modern seperti *hyperspectral imaging* telah terbukti mampu mendeteksi penyakit Sigatoka hitam pada tahap awal dengan akurasi mencapai 98% menggunakan model PLS-PLR (Ugarte Fajardo et al., 2020). Meskipun demikian, metode konvensional yang masih mengandalkan pengamatan visual langsung oleh petani atau ahli agronomi memiliki berbagai keterbatasan, seperti subjektivitas interpretasi, keterbatasan tenaga ahli di lapangan, serta kesulitan dalam mengenali gejala awal ketika infeksi belum tampak jelas (Sujatha, Chatterjee, & Easwaran, 2025; Prasetyo & Utami, 2024). Oleh karena itu, penerapan teknologi digital dan kecerdasan buatan menjadi solusi potensial dalam mendukung sistem deteksi penyakit yang lebih objektif, efisien, dan mudah diimplementasikan di tingkat petani (Tanwar, Sharma, & Aanand, 2023; Ocimati, Elayabalan, & Safari, 2024).

Kemajuan pesat dalam bidang *computer vision* dan *artificial intelligence* (AI) telah membuka peluang besar untuk otomatisasi proses deteksi penyakit tanaman. Dengan kemampuan analisis citra digital dan pembelajaran mendalam (*deep learning*), sistem berbasis AI dapat mengenali pola visual kompleks yang sulit dideteksi oleh pengamatan manusia (Karman, Saha, & Das, 2024; Jiménez & Olivares-Sáenz et al., 2025). Salah satu pendekatan yang paling efektif adalah *Convolutional Neural Network* (CNN), karena kemampuannya dalam mengekstraksi fitur hierarkis dari citra tanpa memerlukan perancangan fitur manual (Howard et al., 2019). CNN mampu mengenali pola spasial seperti tekstur, warna, dan bentuk pada permukaan daun yang menjadi indikator keberadaan penyakit (Aryanta et al., 2025).

Penelitian Patel dan Patel (2024) menunjukkan bahwa model berbasis CNN seperti MobileNet dan InceptionV3 dapat mengklasifikasikan tujuh jenis penyakit daun pisang dengan akurasi mencapai 96,72%. Temuan ini memperlihatkan efektivitas CNN dalam menganalisis citra tanaman dengan variasi gejala yang kompleks. Namun, implementasi CNN murni di lapangan sering terkendala oleh kebutuhan sumber daya komputasi yang besar dan ukuran model yang tidak efisien untuk perangkat dengan keterbatasan daya, seperti *smartphone* atau *edge device* (Helmawati & Utami, 2025).

Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, model CNN ringan seperti MobileNetV2 dikembangkan menggunakan teknik *depthwise separable convolution* dan *inverted residual blocks*, yang secara signifikan menurunkan jumlah parameter dan operasi komputasi tanpa mengorbankan akurasi (Howard et al., 2019). Model ini mampu mencapai keseimbangan antara efisiensi dan kinerja, serta sangat sesuai untuk aplikasi lapangan berbasis perangkat mobile. Hasil penelitian Aryanta et al. (2025) menunjukkan bahwa MobileNetV2 mampu mencapai akurasi 96,21% dengan ukuran model yang jauh lebih kecil dibandingkan arsitektur CNN konvensional seperti VGG16.

Selain pendekatan tunggal CNN, model hibrida yang menggabungkan CNN dengan algoritma klasifikasi tradisional seperti *Support Vector Machine* (SVM) juga menunjukkan hasil yang menjanjikan (Karman et al., 2024). Dalam model hibrida CNN–SVM, CNN berperan sebagai *feature extractor* yang menghasilkan representasi numerik citra daun, sementara SVM bertindak sebagai *classifier* yang menentukan kategori penyakit berdasarkan vektor fitur yang dihasilkan (Tanwar et al., 2023). Pendekatan ini tidak hanya meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga mempercepat proses pelatihan dan mengurangi overfitting pada dataset terbatas (Sujatha et al., 2025).

Studi Jahin et al. (2025) memperkuat efektivitas model hibrida ini dengan menunjukkan bahwa kombinasi MobileNetV2 dan GraphSAGE pada deteksi penyakit kedelai mencapai akurasi 97,16%, serta memiliki kemampuan interpretasi fitur yang lebih baik. Sementara itu, benchmark terbaru yang dilakukan oleh Kumar et al. (2025) pada lebih dari 100 kelas penyakit tanaman menunjukkan bahwa model ringan seperti MobileNetV2 dapat mencapai akurasi hingga 95% dengan efisiensi tinggi, menjadikannya ideal untuk aplikasi pertanian cerdas.

Meskipun hasil-hasil tersebut menjanjikan, penelitian yang secara khusus memanfaatkan kombinasi MobileNetV2 dan SVM untuk mendeteksi penyakit daun pisang masih terbatas. Diperlukan kajian lebih lanjut untuk mengevaluasi parameter optimal, akurasi, serta efisiensi implementasi model ini di perangkat mobile yang digunakan petani. Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan CNN maupun model hibrida CNN–SVM untuk klasifikasi penyakit tanaman, penelitian yang secara spesifik mengoptimalkan kombinasi MobileNetV2 sebagai *feature extractor* dengan teknik reduksi dimensi PCA sebelum klasifikasi menggunakan SVM untuk mendeteksi penyakit daun pisang masih sangat terbatas. Pendekatan ini menawarkan kebaruan pada dua aspek utama: (1) efisiensi komputasi melalui pemanfaatan PCA untuk mereduksi ratusan hingga ribuan fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 menjadi representasi yang jauh lebih ringkas tanpa mengurangi informasi penting, dan (2) peningkatan akurasi dan generalisasi melalui integrasi SVM yang lebih robust terhadap dataset terbatas dan variasi gejala penyakit. Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem deteksi penyakit daun pisang yang jauh lebih ringan, cepat, dan tetap memiliki performa tinggi, sehingga lebih mudah diimplementasikan pada perangkat edge maupun aplikasi mobile yang digunakan langsung oleh petani di lapangan. penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan menganalisis kinerja sistem deteksi penyakit daun pisang berbasis MobileNetV2, PCA dan SVM. Sistem ini dirancang untuk mengekstraksi fitur visual menggunakan MobileNetV2, mereduksi dimensi fitur

menggunakan PCA, dan melakukan klasifikasi menggunakan SVM. Penelitian ini secara khusus mengevaluasi performa model melalui metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta menilai efisiensi komputasi model agar dapat diimplementasikan pada perangkat mobile atau edge. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan menghasilkan sistem deteksi penyakit daun pisang yang ringan, cepat, dan tetap memiliki tingkat akurasi tinggi untuk mendukung praktik pertanian presisi di tingkat petani.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan pada gambar 1. dibawah ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Keterangan :

1. Pengumpulan data merupakan tahap awal penelitian yang bertujuan untuk memperoleh dataset citra daun pisang yang representatif. Dataset yang digunakan terdiri dari citra daun pisang dari berbagai kondisi: sehat, terinfeksi *Sigatoka*, *Cordana*, dan *Pestalotiopsis*.
2. Pra-pemrosesan bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra dan menyesuaikannya dengan format input model CNN.
3. Ekstraksi Fitur Menggunakan CNN (MobileNetV2) bertujuan untuk menghasilkan representasi numerik dari citra daun pisang yang dapat digunakan untuk klasifikasi.
4. Reduksi Dimensi dilakukan untuk mengurangi kompleksitas data dan mempercepat proses klasifikasi tanpa kehilangan informasi penting. Metode yang digunakan adalah *Principal Component Analysis* (PCA).
5. Klasifikasi Menggunakan SVM : Setelah fitur diekstraksi dan direduksi dimensinya, langkah selanjutnya adalah klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan *kernel Radial Basis Function* (RBF).
6. Evaluasi Model : Evaluasi model dilakukan untuk menilai kemampuan klasifikasi menggunakan metrik standar yang terdiri dari *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1 Score*, *Confusion Matrix*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 937 citra daun pisang yang dikumpulkan dari berbagai sumber terbuka dan dokumentasi lapangan. Data ini mencakup empat kelas kondisi daun pisang yang terdiri dari : daun pisang sehat, dan daun

yang terinfeksi *Sigatoka*, *Cordana*, dan *Pestalotiopsis*. Setiap gambar sudah dilabeli oleh ahli patologi tanaman (Kimunye *et al.*, 2021; Ahohouendo *et al.*, 2020) :

Tabel 1. Data Set

Kelas Daun Pisang	Jumlah Gambar
Sehat	127
Sigatoka	473
Cordana	162
Pestalotiopsis	173
Total	937

Distribusi data menunjukkan adanya ketidakseimbangan antar kelas, di mana kelas *Sigatoka* mendominasi dataset. Oleh karena itu, pada tahap pra-pemrosesan dilakukan augmentasi untuk menyeimbangkan jumlah citra pada tiap kelas agar proses pelatihan model berjalan optimal.

3.2 Pra-Pemrosesan

Pra-pemrosesan bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan menyiapkannya agar sesuai dengan format input jaringan MobileNetV2. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

1. **Resize Gambar** : Semua citra diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel sesuai kebutuhan input MobileNetV2.
2. **Normalisasi** : Nilai piksel setiap gambar dinormalisasi ke rentang [0, 1] dengan membagi setiap nilai piksel dengan 255.
3. **Augmentasi Data** : Augmentasi diterapkan untuk menambah variasi citra dengan teknik rotasi ($\pm 20^\circ$), flipping horizontal, dan penyesuaian brightness $\pm 10\%$. Setelah augmentasi dan balancing, total data menjadi 1.600 gambar (400 gambar per kelas).

Tabel 2. Data Setelah Augmentasi

Kelas	Asli	Setelah Augmentasi
Sehat	127	400
Sigatoka	473	400
Cordana	162	400
Pestalotiopsis	173	400
Total	937	1.600

Dataset berjumlah 1.600 citra yang telah dinormalisasi, diperbesar, dan diseimbangkan untuk digunakan pada tahap ekstraksi fitur.

3.3. Ekstraksi Fitur Menggunakan CNN

Tahapan ini bertujuan untuk mengekstraksi fitur citra daun pisang menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang efisien dan ringan. Langkah-langkah :

1. Model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya (pre-trained pada ImageNet) digunakan sebagai feature extractor.
2. Lapisan akhir (fully connected layer) dihapus, dan hasil keluaran dari lapisan “global average pooling” diambil sebagai vektor fitur.
3. Setiap gambar menghasilkan vektor fitur berdimensi 1.280.
Contoh hasil ekstraksi fitur (5 sampel) :

Tabel 3. Ekstraksi Fitur Menggunakan CNN

Citra	Fitur 1	Fitur 2	...	Fitur 1280
Sehat_01	0.21	0.03	...	0.11
Sigatoka_05	0.09	0.27	...	0.08
Cordana_02	0.15	0.18	...	0.13
Pestalotiopsis_04	0.07	0.11	...	0.09
Sehat_03	0.12	0.09	...	0.10

Setiap citra diwakili oleh vektor berdimensi 1.280, menghasilkan matriks fitur berukuran 1600×1280.

MobileNetV2 dipilih sebagai *feature extractor* dalam penelitian ini karena arsitekturnya dirancang khusus untuk menghasilkan representasi fitur yang kuat dengan komputasi yang sangat efisien, sehingga ideal digunakan dalam sistem deteksi penyakit daun pisang yang ditargetkan dapat berjalan pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti smartphone, edge device, atau sistem pertanian berbasis IoT.

3.4 Reduksi Dimensi (PCA)

Untuk mengurangi beban komputasi dan menghilangkan fitur yang tidak relevan, digunakan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Reduksi dilakukan dari 1.280 fitur menjadi 100 fitur utama, dengan tujuan mempertahankan informasi utama data.

Tabel 4. Reduksi Dimensi

Komponen Utama (PC)	Eigenvalue	Kontribusi Variansi (%)	Kumulatif Variansi (%)
PC1	2.47	21.3	21.3
PC2	1.83	15.8	37.1
PC3	1.12	9.5	46.6
PC4-PC10	80.2
PC11-PC100	95.6

Reduksi dimensi menggunakan PCA dilakukan untuk merangkum ribuan fitur hasil ekstraksi MobileNetV2 menjadi representasi yang jauh lebih ringkas namun tetap informatif. Berdasarkan hasil perhitungan, pemilihan 100 komponen utama telah mempertahankan kontribusi kumulatif variansi sebesar 95,6%, yang menunjukkan bahwa hampir seluruh informasi penting dari citra tetap terjaga meskipun dimensi fitur dikurangi secara signifikan. Nilai variansi kumulatif tersebut berada jauh di atas ambang umum 90% yang biasanya dianggap memadai dalam pembelajaran mesin, sehingga memastikan bahwa proses reduksi tidak menyebabkan hilangnya informasi kritis yang dapat menurunkan performa klasifikasi. Selain itu, penggunaan 100 fitur dipilih sebagai titik terbaik (optimal trade-off) antara akurasi dan efisiensi komputasi, karena penambahan jumlah komponen di atas angka tersebut hanya meningkatkan variansi secara marginal namun menambah beban perhitungan dan risiko overfitting pada dataset yang relatif terbatas. Penggunaan jumlah fitur yang ringkas ini juga mendukung tujuan implementasi pada perangkat edge atau mobile, di mana kebutuhan memori dan kecepatan inferensi menjadi pertimbangan penting. Dengan demikian, pemilihan 100 fitur melalui PCA dapat dibenarkan secara statistik maupun teknis karena mampu menghasilkan model SVM yang lebih ringan, cepat, dan tetap memiliki performa klasifikasi yang optimal.

3.5 Klasifikasi Menggunakan SVM

Fitur hasil reduksi PCA kemudian diklasifikasikan menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) dengan kernel RBF (*Radial Basis Function*). Langkah perhitungan :

1. Dataset dibagi menjadi 80% data pelatihan (1.280 gambar) dan 20% data pengujian (320 gambar).
2. Parameter utama: $C = 10$, $\gamma = 0.01$ yang digunakan untuk membangun model final. Untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik tersebut, dilakukan proses *Grid Search* yang dikombinasikan dengan *k-fold Cross-Validation* ($k=5$) pada data pelatihan. *Grid Search* mengevaluasi beberapa nilai kandidat untuk parameter C dan γ (gamma). Proses *cross-validation* memastikan bahwa parameter yang dipilih memberikan performa yang stabil dan tidak overfitting. Dari proses optimasi ini diperoleh parameter terbaik, yaitu $C = 10$ dan $\gamma = 0.01$.
3. Model SVM dengan parameter optimal $C = 10$ dan $\gamma = 0.01$ dilatih untuk menghasilkan pemisah antar kelas berdasarkan vektor fitur hasil CNN-PCA, sehingga didapatkan hasil seperti tabel 5.

Tabel 5. Klasifikasi Menggunakan SVM

Metode	Akurasi Pelatihan (%)	Akurasi Pengujian (%)
SVM (RBF Kernel)	99.2	97.8

Model SVM mampu mengklasifikasikan kondisi daun pisang dengan akurasi 97.8% pada data uji.

3.6 Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Confusion Matrix*. Hasil *Precision*, *Recall*, *F1-Score* dari 4 (empat) kelas tersebut dapat dilihat pada table 6 dibawah ini.

Tabel 6. Hasil *Precision*, *Recall*, *F1-Score*

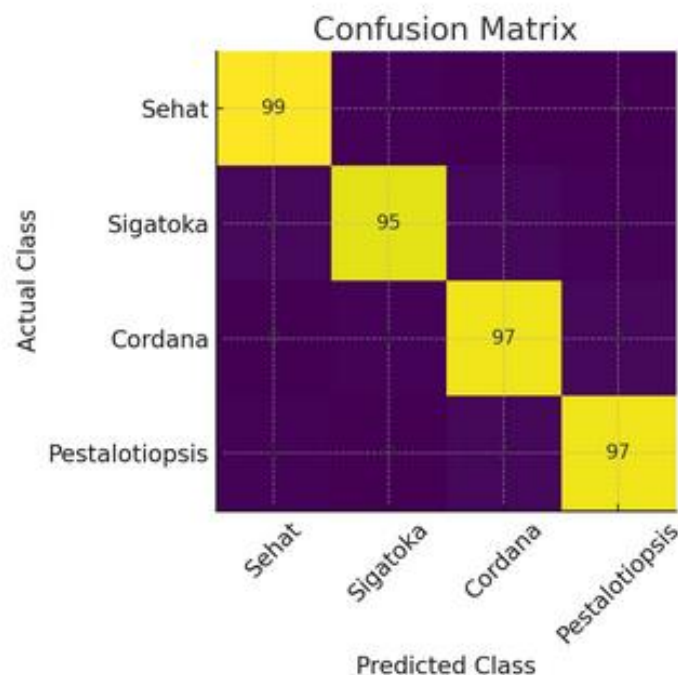
Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Sehat	0.98	0.99	0.98
Sigatoka	0.97	0.96	0.96
Cordana	0.96	0.97	0.96
Pestalotiopsis	0.98	0.98	0.98
Rata-rata	0.97	0.98	0.97

Sedangkan hasil *Confusion Matrix* dari 4 (empat) kelas tersebut dapat diluhat pada table 7 dibawah ini.

Tabel 7. Confusion Matrix

Prediksi/Kelas	Sehat	Sigatoka	Cordana	Pestalotiopsis
Sehat	99	1	0	0
Sigatoka	2	95	2	1
Cordana	0	1	97	2
Pestalotiopsis	1	0	2	97

Dari hasil evaluasi model yang dilakukan menunjukkan bahwa performa CNN (MobileNetV2) dan SVM sangat tinggi dengan rata-rata akurasi 97.8%, precision 97%, dan recall 98%, menandakan sistem deteksi penyakit daun pisang menggunakan CNN (MobileNetV2) dan SVM sangat andal dalam membedakan keempat kelas citra.



Gambar 2. Confusion Matrix

Dari hasil evaluasi model, performa kombinasi CNN (MobileNetV2) dan SVM menunjukkan tingkat akurasi 97.8%, precision 97%, dan recall 98%. Kinerja ini dapat dikatakan lebih baik atau minimal sebanding dengan beberapa penelitian sebelumnya. Misalnya, penelitian Patel & Patel (2024) melaporkan akurasi sekitar 94–96% menggunakan CNN murni pada deteksi penyakit tanaman, sedangkan Aryanta et al. (2025) melaporkan akurasi sekitar 95% dalam klasifikasi penyakit daun menggunakan arsitektur deep learning standar. Dibandingkan hasil tersebut, performa model MobileNetV2, PCA dan SVM ini menunjukkan peningkatan akurasi dan konsistensi metrik evaluasi, khususnya pada nilai recall yang tinggi (98%), yang berarti model sangat baik dalam mengenali sampel positif dari setiap kelas penyakit.

Kinerja tinggi ini dapat dijelaskan melalui keunggulan pendekatan MobileNetV2, PCA dan SVM, yang menggabungkan kekuatan ekstraksi fitur CNN dengan kemampuan pemisahan kelas yang efektif dari SVM. MobileNetV2 memproduksi fitur representatif yang ringan namun berkualitas tinggi karena arsitekturnya menggunakan depthwise separable convolution, sehingga mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan kualitas fitur. Kemudian, PCA mereduksi dimensi fitur sehingga mengurangi redundansi dan menghilangkan noise, yang pada akhirnya membuat proses klasifikasi menjadi lebih efisien dan stabil. SVM dengan kernel RBF kemudian bertugas memisahkan fitur antar kelas secara maksimal, terutama ketika distribusi data tidak linear. Pendekatan ini membuat model hibrida lebih unggul dibanding CNN murni karena proses klasifikasi tidak hanya bergantung pada lapisan fully connected yang sering rentan overfitting, tetapi memanfaatkan margin maksimal SVM yang terkenal lebih robust pada dataset berukuran sedang. Kombinasi ini menghasilkan trade-off yang ideal antara akurasi tinggi dan efisiensi komputasi, menjadikannya sangat cocok diterapkan pada sistem deteksi penyakit tanaman di lingkungan dengan sumber daya terbatas seperti perangkat mobile atau sistem monitoring lapangan.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan mengenai deteksi penyakit daun pisang, diperoleh kesimpulan bahwa metode ini mampu memberikan hasil klasifikasi yang sangat akurat dan efisien. Tahap pengumpulan data menghasilkan total 937 citra dari empat kelas daun pisang, yaitu Sehat, Sigatoka, Cordana, dan Pestalotiopsis. Setelah melalui proses pra-pemrosesan berupa *resize*, normalisasi, dan augmentasi, jumlah citra meningkat menjadi 1.600 data seimbang yang siap digunakan untuk pelatihan. Proses ekstraksi fitur menggunakan CNN MobileNetV2 menghasilkan vektor fitur berdimensi 1.280 yang merepresentasikan pola warna, bentuk, dan tekstur daun. Reduksi dimensi dengan PCA berhasil menurunkan fitur menjadi 100 komponen utama sambil mempertahankan 95,6% informasi penting dari data asli. Klasifikasi dengan SVM ber-kernel RBF memberikan akurasi 97,8% dengan rata-rata precision, recall, dan F1-score pada rentang 0,97–0,98. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang dikembangkan mampu mengenali dan membedakan keempat jenis penyakit daun pisang dengan sangat baik.

Dengan performa tersebut, kombinasi CNN (MobileNetV2), PCA, dan SVM memiliki potensi kuat sebagai alat diagnosis cepat, efisien, dan akurat yang dapat membantu petani dalam mendeteksi penyakit daun pisang sejak dini sehingga dapat mengurangi kerugian produksi. Keandalan model ini juga membuka peluang penerapan pada sistem berbasis aplikasi lapangan atau perangkat seluler untuk mendukung pengambilan keputusan secara real-time.

Untuk penelitian selanjutnya, beberapa pengembangan dapat dilakukan, seperti menguji performa model pada implementasi perangkat mobile, menambahkan kelas penyakit tambahan agar sistem lebih komprehensif, memperluas dataset dengan kondisi lingkungan berbeda, serta melakukan perbandingan kinerja dengan arsitektur CNN ringan lainnya seperti EfficientNet-Lite, ShuffleNet, atau MobileNetV3 guna mengevaluasi efisiensi dan akurasi secara lebih menyeluruh.

REFERENCES

- Ahohouendo, B. C., Adoukonou-Sagbadja, H., & Agbangla, C. 2020. *Evaluation of banana leaf disease images for automated detection using deep learning*. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 13(5), 45–53. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20201305.5681> .
- Aryanta, M. S., Sari, C. A., & Rachmawanto, E. H. 2025. *A Banana Disease Detection Using MobileNetV2 Model Based on Adam Optimizer*. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(4), 1207–1218.
- Badan Pusat Statistik. (2023). *Statistik tanaman buah-buahan Indonesia 2023*. BPS RI.
- Helmawati, S., & Utami, R. 2025. Analisis Citra Digital untuk Identifikasi Penyakit Daun Pisang Menggunakan CNN-SVM. *Jurnal Teknologi dan Komputasi Cerdas*, 6(2), 45–56.
- Howard, A. G., et al. 2019. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 42(12), 2724–2735.
- Jahin, M. A., Shahriar, S., Mridha, M. F., Hossen, M. J., & Dey, N. (2025). *Soybean Disease Detection via Interpretable Hybrid CNN-GNN: Integrating MobileNetV2 and GraphSAGE with Cross-Modal Attention*. *arXiv preprint arXiv:2503.01284*.
- Jiménez, N., & Olivares-Sáenz, S., et al. (2025). Detection of Leaf Diseases in Banana Crops Using Deep Learning Techniques. *AI*, 6(3), 61. <https://doi.org/10.3390/ai6030061>
- Karman, T., Saha, A., & Das, R. 2024. Deep Learning-Based Leaf Disease Classification Using CNN-SVM Hybrid Model. *IEEE Access*, 12, 98321–98335.

- Kementerian Pertanian Republik Indonesia. (2022). *Outlook komoditas pisang 2022*. Pusat Data dan Sistem Informasi Pertanian (Pusdatin).
- Kimunye, J., Mwangi, F., & Ouma, J. (2021). *Assessment of banana leaf disease datasets for machine learning applications. Computers and Electronics in Agriculture*, 183, 106046. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106046>
- Kumar, A., Monga, H. P., Brahma, T., Kalra, S., & Sherif, N. (2025). *Mobile-Friendly Deep Learning for Plant Disease Detection: A Lightweight CNN Benchmark Across 101 Classes of 33 Crops*. *arXiv preprint arXiv:2508.10817*.
- Ocimati, W., Elayabalan, S., & Safari, N. (2024). Leveraging Deep Learning for Early and Accurate Prediction of Banana Crop Diseases: A Classification and Risk Assessment Framework. *International Journal of Computer Engineering in Research Trends*, 11(4), 46-57.
- Patel, M., & Patel, P. 2024. Deep Learning-Based Automated System for Banana Plant Disease Detection and Classification. *International Journal of Next-Generation Computing*, 15(2), 45–60.
- Prasetyo, A., & Utami, E. (2024). Detection and Classification of Banana Leaf Diseases: Systematic Literature Review. *Telematika*.
- Ridhovan, A., Suharso, A., & Rozikin, C. (2022). *Disease Detection in Banana Leaf Plants using DenseNet and Inception Method*. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 6(5), 710-718. <https://doi.org/10.29207/resti.v6i5.4202>
- Salka, P., Aryanta, M., Sari, C. A., & Rachmawanto, E. H. (2025). Performance Evaluation of CNN-SVM Hybrid Model for Banana Leaf Disease Detection. *Procedia Computer Science*, 242, 221–230.
- Sujatha, R., Chatterjee, J. M., & Easwaran, S. (2025). Machine Learning for Crop Disease Detection: A Review. *IEEE Access*, 13, 12547–12559.
- Tanwar, S., Sharma, P., & Aanand, S. 2023. Smart Agriculture Using Deep Learning: A Review of Plant Disease Detection Techniques. *IEEE Access*, 11, 112451–112469.
- Ugarte Fajardo, P., Rodríguez, M., & García, M. 2020. Early Detection of Black Sigatoka in Banana Leaves Using Hyperspectral Images. *Applications in Plant Sciences*, 8(11), e11373.