p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

SISTEM DETEKSI DINI PENYAKIT PANAMA PADA DAUN PISANG MENGGUNAKAN *CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK* BERBASIS *MOBILE*

Arkan Abdila Barts[1], Santi Rahayu[2]
Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Pamulang
Jl. Raya Puspiptek No. 46, Serpong, Kota Tangerang Selatan, Banten 15316
E-mail: arkanbarts@gmail.com[1], dosen02666@unpam.ac.id[2]

Abstrak - Penyakit Panama (*Fusarium wilt*) merupakan salah satu penyakit paling destruktif pada tanaman pisang yang menyebabkan kerugian signifikan pada sektor pertanian dan berpotensi menurunkan produktivitas nasional. Deteksi dini penyakit ini masih banyak dilakukan secara manual melalui observasi visual yang bersifat subjektif, tidak konsisten, dan rentan terhadap kesalahan diagnosis. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi dini penyakit Panama pada daun pisang berbasis *Convolutional Neural Network* dengan pendekatan pembelajaran alih menggunakan arsitektur MobileNetV2 yang diimplementasikan pada aplikasi *mobile* berbasis Android. Metode penelitian meliputi pengumpulan *dataset* citra daun pisang sehat dan terinfeksi penyakit Panama dari sumber publik, tahap *preprocessing* data berupa penyesuaian ukuran citra, normalisasi, dan augmentasi, serta pelatihan model menggunakan MobileNetV2 sebagai pengekstraksi fitur. Model dilatih dengan pendekatan pembelajaran alih melalui pembekuan bobot awal, kemudian dikonversi ke format yang mendukung integrasi pada aplikasi Android sehingga dapat digunakan tanpa koneksi internet. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi citra daun pisang secara efektif dalam membedakan daun sehat dan daun terinfeksi penyakit Panama. Integrasi model ke dalam aplikasi *mobile* memungkinkan proses deteksi dilakukan secara cepat, praktis, dan akurat di lapangan. Sistem yang dikembangkan berpotensi menjadi solusi pendukung dalam deteksi dini penyakit Panama serta membantu pengambilan keputusan dalam pengelolaan tanaman pisang secara lebih efektif dan berkelanjutan.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network*, Daun Pisang, Deteksi Dini, Penyakit Panama, MobileNetV2

I. PENDAHULUAN

Pisang (*Musa spp.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura unggulan di Indonesia dengan nilai ekonomi tinggi dan peran strategis dalam mendukung ketahanan pangan nasional. Berdasarkan data Badan Pusat Statistik, produksi pisang Indonesia pada tahun 2023 mencapai 9.335.232 ton, menjadikannya komoditas buah dengan volume produksi tertinggi dibandingkan buah lainnya (Badan Pusat Statistik, 2023). Tingginya tingkat produksi tersebut menunjukkan pentingnya komoditas pisang dalam struktur pertanian nasional. Namun, produktivitas tanaman pisang menghadapi ancaman serius akibat serangan penyakit Panama atau layu Fusarium yang disebabkan oleh *Fusarium oxysporum f.sp. cubense* (Foc), khususnya ras tropis 4 (*Tropical Race 4* / TR4) yang bersifat sangat agresif (Maryani et al., 2023).

Infeksi Foc menyerang sistem perakaran dan jaringan pembuluh tanaman, mengganggu distribusi air dan nutrisi sehingga menyebabkan gejala daun menguning, layu, dan kematian tanaman. Penelitian Maryani et al. (2023) di Kabupaten Pandeglang, Banten menunjukkan bahwa TR4 telah menginfeksi berbagai varietas lokal seperti Kepok, Ambon, dan Uli. Selain itu, Tanjung et al. (2024) melaporkan bahwa interaksi antara *Fusarium oxysporum* dan *fitonematoda* (*Radopholus spp.*) di Perkebunan PTPN VIII Parakansalak mampu menurunkan hasil produksi hingga 30–50%. Data tersebut menunjukkan bahwa penyakit Panama tidak hanya berdampak pada aspek agronomis, tetapi juga menimbulkan kerugian ekonomi yang signifikan (Tanjung et al., 2024).

Proses identifikasi penyakit Panama di lapangan masih didominasi oleh pengamatan visual manual yang bergantung pada pengalaman petani dan rentan terhadap kesalahan diagnosis. Perkembangan kecerdasan buatan, khususnya dalam bidang pengenalan citra, memberikan peluang untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit tanaman secara otomatis. Pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti efektif dalam mengklasifikasikan citra daun pisang dengan tingkat akurasi tinggi (Ferdianysah et al., 2024). Untuk mendukung implementasi pada perangkat bergerak, digunakan pendekatan *transfer learning* dengan arsitektur ringan *MobileNetV2* yang memungkinkan integrasi model ke dalam aplikasi *mobile* melalui konversi ke format *TensorFlow Lite* sehingga dapat beroperasi secara *offline*.

Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang berfokus pada pengujian model klasifikasi dalam lingkungan komputasi terbatas pada eksperimen laboratorium, penelitian ini mengembangkan sistem terintegrasi berbasis aplikasi *mobile* Android yang memungkinkan petani melakukan deteksi mandiri melalui kamera ponsel. Hipotesis penelitian ini

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

adalah bahwa penerapan arsitektur MobileNetV2 berbasis *transfer learning* yang diintegrasikan dalam aplikasi *mobile* mampu memberikan performa klasifikasi yang akurat serta layak digunakan sebagai sistem deteksi dini penyakit Panama di lapangan.

Penelitian ini bertujuan membangun aplikasi *mobile* cerdas yang mampu mengidentifikasi penyakit Panama secara cepat dan akurat berdasarkan citra daun pisang, sehingga dapat membantu pengambilan keputusan dalam pengelolaan tanaman dan mendukung keberlanjutan produksi pisang secara nasional.

II. TINJAUAN PUSTAKA

Pisang (*Musa spp.*)

Pisang (*Musa spp.*) merupakan salah satu komoditas hortikultura utama di Indonesia dengan tingkat produksi yang tinggi. Kondisi iklim tropis serta ketersediaan lahan yang luas mendukung pertumbuhan tanaman ini di berbagai wilayah, mulai dari dataran rendah hingga menengah. Indonesia juga memiliki keragaman varietas pisang yang cukup tinggi, seperti *Cavendish*, Raja, Kepok, dan Mas, yang dibudidayakan untuk konsumsi segar maupun industri olahan. Tingginya permintaan domestik menjadikan pisang sebagai salah satu sumber pangan penting bagi masyarakat Indonesia (Ariadi et al., 2024).

Panama (*Fusarium Wilt*)

Salah satu penyakit yang menjadi ancaman serius bagi budidaya pisang adalah penyakit Panama atau *Fusarium wilt*. Penyakit ini disebabkan oleh jamur tular tanah *Fusarium oxysporum f. sp. cubense* yang menyerang jaringan pembuluh tanaman sehingga menghambat transportasi air dan nutrisi. Gejala yang muncul umumnya berupa perubahan warna daun menjadi kekuningan, layu secara bertahap, hingga menyebabkan kematian tanaman. Patogen ini mampu bertahan lama di dalam tanah dan dapat menyebar melalui tanah, air, maupun bahan tanam yang terinfeksi, sehingga menjadikan penyakit Panama sulit dikendalikan (Khan & Hasnat, 2025).

Machine Learning

Machine learning merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem komputer untuk mempelajari pola dari data dan melakukan prediksi atau klasifikasi secara otomatis. Dalam bidang pertanian, *machine learning* banyak dimanfaatkan untuk menganalisis citra tanaman guna mendeteksi penyakit secara lebih cepat dan akurat. Pendekatan ini bekerja dengan memanfaatkan *dataset* citra daun untuk mempelajari karakteristik visual yang membedakan daun sehat dan daun yang terinfeksi penyakit.

Beberapa penelitian menunjukkan bahwa penerapan *machine learning* mampu meningkatkan efektivitas dalam proses identifikasi penyakit tanaman dibandingkan metode konvensional. Lu, Tan, dan Jiang (2021) menjelaskan bahwa teknik pembelajaran mesin berbasis citra mampu mengekstraksi informasi visual secara mendalam sehingga dapat meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi penyakit tanaman (Lu, Tan, dan Jiang, 2021). Selain itu, penelitian oleh Nisa dan Candra (2024) menunjukkan bahwa model berbasis *machine learning* dengan teknik augmentasi data mampu meningkatkan performa klasifikasi citra tanaman meskipun jumlah *dataset* terbatas (Nisa dan Candra, 2024).

Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang dirancang khusus untuk memproses data berbentuk citra. CNN bekerja dengan memanfaatkan operasi konvolusi untuk mengekstraksi fitur penting dari citra secara otomatis melalui beberapa lapisan konvolusi dan *pooling*. Keunggulan utama CNN adalah kemampuannya dalam mempelajari fitur secara hierarkis, mulai dari fitur sederhana seperti tepi dan tekstur hingga fitur yang lebih kompleks (Djolonga et al., 2021).

Secara umum, lapisan-lapisan yang menyusun CNN sebagai berikut:

1. *Convolutional Layer* – Lapisan inti pada CNN yang berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari citra *input*. Lapisan ini bekerja dengan cara melakukan operasi konvolusi antara citra *input* dan *kernel* atau filter berukuran kecil. Filter tersebut akan mendeteksi pola lokal seperti tepi, sudut, dan tekstur pada citra. Hasil dari proses konvolusi ini berupa *feature map* yang merepresentasikan fitur tertentu dari citra.
2. *Pooling Layer* – Bertujuan untuk mengurangi *feature map* yang dilakukan oleh *convolutional layer*, hal ini akan mempercepat komputasi dan mengurangi risiko *overfitting*.
3. *Fully Connected Layer* – Lapisan ini menghubungkan semua neuron dari lapisan sebelumnya untuk menghasilkan *output* berupa skor kelas atau hasil prediksi. *Fully connected layer* menggabungkan seluruh fitur yang telah diekstraksi sebelumnya untuk menentukan kelas akhir dari *input* citra (Alzubaidi et al., 2021).

Transfer Learning

Transfer learning merupakan pendekatan dalam *machine learning* yang memanfaatkan pengetahuan dari domain sumber (*source domain*) yang memiliki data berlabel melimpah untuk meningkatkan kinerja model pada domain target (target domain) yang memiliki keterbatasan data

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

berlabel. Pendekatan ini dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan metode *machine learning* tradisional yang mengasumsikan bahwa data pelatihan dan data pengujian berasal dari ruang fitur dan distribusi yang sama (Farahani et al., 2021).

MobileNetV2

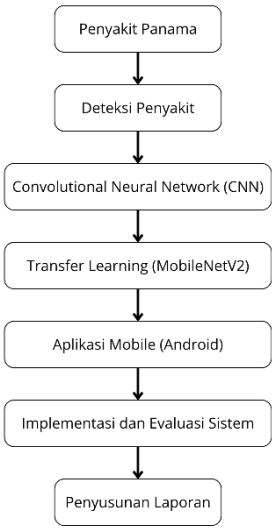
Menurut Akay et al., (2023), MobileNetV2 merupakan arsitektur jaringan saraf konvolusi (*Convolutional Neural Network*) yang dirancang khusus untuk aplikasi *mobile* dan *embedded systems* (Akay et al., 2023). Arsitektur ini dikembangkan dengan tujuan utama untuk menyediakan model yang ringan, efisien, dan cepat, namun tetap memiliki kemampuan klasifikasi yang kompetitif dibandingkan model CNN konvensional yang lebih besar.

Salah satu penelitian menunjukkan bahwa MobileNetV2 memiliki performa klasifikasi yang baik dengan efisiensi komputasi yang tinggi. Sutaji dan Rosyid (2022) melakukan pengujian terhadap beberapa model CNN *pre-trained* dan menemukan bahwa MobileNetV2 mampu mencapai akurasi pengujian sebesar 98,95% dengan waktu komputasi yang lebih cepat dibandingkan model lain yang memiliki kompleksitas lebih tinggi (Sutaji dan Rosyid, 2022). Berdasarkan penelitian tersebut, MobileNetV2 dinilai sebagai arsitektur yang sesuai untuk pengembangan sistem klasifikasi penyakit tanaman berbasis perangkat *mobile* karena mampu memberikan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi.

III. METODE PENELITIAN

Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan secara sistematis untuk mengembangkan sistem deteksi dini penyakit Panama pada daun pisang berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN). Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan *dataset* citra daun pisang, proses pra-pemrosesan data, pelatihan model CNN menggunakan arsitektur MobileNetV2, evaluasi model, hingga implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode *transfer learning* dengan arsitektur MobileNetV2, sehingga pelatihan menjadi lebih efisien dan model dapat dijalankan dengan ringan di perangkat *mobile*. Hasil dari model CNN kemudian diintegrasikan ke dalam aplikasi Android, yang memungkinkan petani melakukan deteksi secara langsung dengan mengambil foto daun.



Gambar 1. Diagram Alir Proses Penelitian

***Dataset* Penelitian**

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan kumpulan citra daun pisang yang diperoleh dari beberapa *dataset* publik yang tersedia pada platform Kaggle. *Dataset* tersebut terdiri dari citra daun pisang sehat dan citra daun pisang yang terinfeksi penyakit Panama (*Fusarium wilt*). Penggunaan beberapa sumber *dataset* bertujuan untuk meningkatkan variasi data citra sehingga model dapat mempelajari karakteristik penyakit secara lebih *robust*.

Adapun sumber *dataset* yang digunakan dalam penelitian ini antara lain:

1. *BananaLSD Dataset* oleh Shifat Earman (2023), yang berisi citra daun pisang sehat. *Dataset* tersedia pada: https://www.kaggle.com/*dataset*s/shifatearman/bananalsd.
2. *Banana Disease Recognition Dataset* oleh Sujay Kapadnis (2023), yang berisi citra daun pisang sehat serta daun yang terinfeksi penyakit Panama. *Dataset* tersedia pada: https://www.kaggle.com/*dataset*s/sujaykapadnis/banana-disease-recognition-*dataset*.
3. *Banana Leaf Dataset* oleh Kousik V (2022), yang berisi citra daun pisang sehat. *Dataset* tersedia pada: https://www.kaggle.com/*dataset*s/kousikv22mcr055/banana-leaf-*dataset*.
4. *Banana Leaf Disease Dataset V4* oleh Rayhan Arlistya (2024), yang berisi citra daun pisang sehat serta daun yang terinfeksi penyakit Panama. *Dataset* tersedia pada: https://www.kaggle.com/*dataset*s/rayhanarlistya/banana-leaf-disease-*dataset*-v4.

Seluruh *dataset* yang diperoleh kemudian digabungkan dan diseleksi sehingga hanya menyisakan dua kategori utama yang digunakan

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

dalam penelitian ini, yaitu daun pisang sehat dan daun pisang yang terinfeksi penyakit Panama.

***Preprocessing* Data**

Preprocessing data dilakukan untuk mempersiapkan citra sebelum digunakan pada tahap pelatihan model CNN. Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data, memperkaya variasi citra, serta menyesuaikan skala data agar proses pelatihan model dapat berjalan lebih stabil dan efisien. Pada penelitian ini, tahapan *preprocessing* meliputi augmentasi data, normalisasi data, dan pembagian *dataset*.

1. Augmentasi Data
   Augmentasi data bertujuan untuk meningkatkan jumlah dan variasi citra dalam *dataset* tanpa perlu menambah data baru secara manual dengan menerapkan berbagai transformasi acak pada citra sehingga model dapat mempelajari objek dalam berbagai kondisi visual seperti perbedaan pencahayaan, orientasi, dan variasi warna.
   Proses augmentasi diterapkan secara langsung pada *pipeline* pelatihan sehingga setiap *epoch* dapat menghasilkan variasi citra yang berbeda dari gambar yang sama. Beberapa teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:
   a. *Horizontal Flip*, yaitu membalik citra secara horizontal secara acak untuk mengurangi ketergantungan model terhadap arah tertentu dari objek daun.
   b. *Vertical Flip*, yaitu membalik citra secara vertikal untuk menambah variasi orientasi gambar.
   c. *Random Brightness*, yaitu mengubah tingkat kecerahan citra secara acak hingga 20% dari nilai aslinya (*max_delta = 0.2*) untuk mensimulasikan variasi pencahayaan di lapangan.
   d. *Random Contrast*, yaitu menyesuaikan tingkat kontras citra dengan rentang 0.8–1.2 dari nilai normal sehingga model tidak sensitif terhadap perbedaan kontras akibat variasi kamera atau pencahayaan.
   e. *Random Saturation*, yaitu mengubah tingkat saturasi warna dengan rentang 0.8–1.2 untuk mensimulasikan variasi warna alami pada daun.
   f. *Random Hue*, yaitu melakukan perubahan acak pada rona warna hingga ±0.1 untuk membantu model mengenali daun pisang meskipun terdapat variasi warna antar citra.

   Contoh hasil proses augmentasi citra ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Hasil Augmentasi

2. Normalisasi Data
   Dalam penelitian ini, normalisasi dilakukan menggunakan teknik *rescaling*, yaitu dengan membagi setiap nilai piksel dengan nilai maksimum 255 sehingga rentang nilai berubah menjadi 0–1. Proses ini diimplementasikan menggunakan fungsi *TensorFlow* pada tahap *preprocessing* sebelum citra dimasukkan ke dalam model. Secara matematis, proses normalisasi dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$x_{norm} = \frac{x}{255} \quad (1)$$

   Keterangan:

   $x = nilai\ piksel\ asli$
   $x_{norm} = nilai\ setelah\ normalisasi$

3. Pembagian Data Latih
   Dataset dibagi menjadi tiga yaitu data latih (*training data*), data validasi (*validation data*), dan data uji (*testing data*). Pembagian *dataset* dilakukan dengan mempertahankan proporsi kelas antara daun pisang sehat dan daun pisang yang terinfeksi penyakit Panama agar distribusi data tetap seimbang pada setiap *subset*. Dalam penelitian ini digunakan dua skenario pembagian *dataset*, skenario tersebut dapat dilihat pada Tabel 1 berikut.

Tabel 1. Skenario Pembagian *Dataset*

No	Pembagian *Dataset*	Jumlah *Epoch*
1	Data latih 70%, data validasi 20%, data uji 10%	3
		10
		50
2	Data latih 80%, data validasi 10%, data uji 10%	3
		10
		50

Variasi jumlah *epoch* digunakan untuk melihat pengaruh jumlah iterasi pelatihan terhadap kemampuan model dalam mempelajari pola citra daun pisang. Dengan demikian, penelitian ini

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

menghasilkan beberapa konfigurasi eksperimen pelatihan model yang digunakan untuk mengevaluasi performa metode CNN dengan arsitektur MobileNetV2.

Pembangunan dan Pelatihan Model

Pada penelitian ini digunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNetV2 untuk mengklasifikasikan citra daun pisang sehat dan daun yang terinfeksi penyakit Panama. Model dibangun menggunakan pendekatan transfer learning dengan memanfaatkan bobot *pre-trained* dari *dataset* ImageNet sebagai *feature extractor*, sementara lapisan klasifikasi ditambahkan pada bagian akhir model yang terdiri dari *Global Average Pooling*, *Dense layer*, *Batch Normalization*, dan *Dropout*, dengan fungsi aktivasi *sigmoid* pada lapisan *output* untuk klasifikasi biner. Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 1×10^{-4} dan fungsi *loss binary cross-entropy*. Selama pelatihan, digunakan *callback* ReduceLROnPlateau untuk menyesuaikan *learning rate* secara otomatis ketika nilai *validation loss* tidak mengalami perbaikan. Proses pelatihan dilakukan menggunakan *dataset* yang telah melalui tahap *preprocessing* dengan variasi jumlah *epoch* yaitu 3, 10, dan 50 *epoch* untuk menganalisis pengaruh iterasi pelatihan terhadap performa model.

Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan *dataset* pengujian (*test set*) yang tidak digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Evaluasi performa model direncanakan menggunakan beberapa metrik utama, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, agar hasil pengujian tidak hanya berfokus pada salah satu aspek performa saja. Selain itu, pada penelitian ini juga menggunakan *confusion matrix* untuk menganalisis jumlah kesalahan klasifikasi model terhadap masing-masing kelas, yaitu daun pisang sehat dan daun pisang yang terinfeksi penyakit Panama. Hasil evaluasi ini nantinya menjadi dasar untuk menilai apakah model telah memenuhi kriteria yang layak untuk diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Ringkasan Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan platform Kaggle Notebook dengan dukungan GPU Tesla T4 untuk mempercepat komputasi. *Dataset* yang telah melalui tahap *preprocessing* berupa augmentasi dan normalisasi kemudian diproses menggunakan *pipeline* TensorFlow *tf.data*. Model dikompilasi menggunakan *optimizer* Adam dengan *learning rate* sebesar 1×10^{-4} dan fungsi *loss binary cross-entropy* yang sesuai untuk klasifikasi biner.

Dalam penelitian ini digunakan dua skenario pembagian *dataset*, yaitu skenario pembagian pertama dengan 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji, serta skenario pembagian kedua dengan 80% data latih, 10% data validasi, dan 10% data uji. Pada masing-masing skenario dilakukan pelatihan dengan variasi jumlah *epoch* yaitu 3, 10, dan 50 *epoch*.

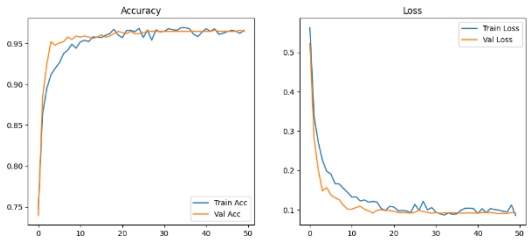
Secara umum, hasil pelatihan menunjukkan bahwa peningkatan jumlah *epoch* memberikan peningkatan performa model hingga mencapai kondisi yang lebih stabil. Selain itu, penggunaan proporsi data latih yang lebih besar juga memberikan hasil klasifikasi yang lebih baik karena model memiliki lebih banyak data untuk mempelajari pola citra daun pisang sehat dan yang terinfeksi penyakit Panama.

Visualisasi Pelatihan Model

Visualisasi proses pelatihan model digunakan untuk melihat perkembangan performa model selama proses *training* berlangsung. Pada penelitian ini, performa pelatihan diamati menggunakan grafik *training accuracy*, *validation accuracy*, *training loss*, dan *validation loss*. Grafik ini membantu dalam memahami bagaimana model mempelajari pola pada data serta mengidentifikasi kestabilan proses pelatihan.

1. Pelatihan Skenario Pertama

Pada skenario pembagian *dataset* pertama, proses pelatihan divisualisasikan menggunakan grafik *accuracy* dan *loss* selama 50 *epoch*. Grafik *accuracy* menunjukkan bahwa nilai *accuracy* meningkat secara signifikan pada awal *epoch*, kemudian mulai stabil setelah sekitar *epoch* ke-20 dengan nilai mendekati 0,96–0,97. Hal ini menunjukkan bahwa model telah mampu mempelajari pola citra daun pisang dengan baik. Sementara itu, grafik *loss* menunjukkan penurunan yang cukup tajam pada awal pelatihan dan kemudian stabil pada nilai 0,10, yang menandakan bahwa kesalahan prediksi model semakin kecil seiring bertambahnya proses pelatihan.



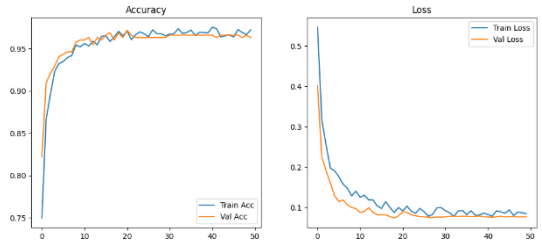
Gambar 1. Grafik Pelatihan Skenario Pertama

2. Pelatihan Skenario Kedua

Pada skenario pembagian *dataset* kedua, grafik pelatihan juga menunjukkan pola yang serupa namun dengan performa yang sedikit lebih baik.

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

Nilai *accuracy* meningkat dengan cepat pada *epoch* awal dan mencapai nilai stabil sekitar 0,97 pada *epoch* selanjutnya. Grafik *loss* menunjukkan penurunan yang konsisten hingga mencapai nilai sekitar 0,08, yang menunjukkan bahwa model semakin mampu mempelajari karakteristik citra secara optimal.



Gambar 2. Grafik Pelatihan Skenario Kedua

Berdasarkan kedua grafik tersebut, dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan model berjalan dengan stabil dan tidak menunjukkan indikasi *overfitting* yang signifikan. Hal ini terlihat dari nilai *training* dan *validation accuracy* yang relatif berdekatan serta nilai *loss* yang sama-sama menurun selama proses pelatihan.

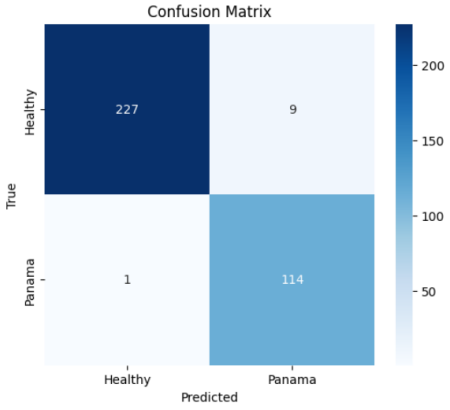
Evaluasi Model

Evaluasi ini bertujuan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi citra daun pisang yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dalam penelitian ini, performa model diukur menggunakan beberapa metrik evaluasi klasifikasi, yaitu akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang nantinya juga akan dibuat perbandingan dari kedua skenario. Pada penelitian ini, visualisasi *confusion matrix* ditampilkan pada konfigurasi dengan 50 *epoch*, karena konfigurasi tersebut menghasilkan performa terbaik pada masing-masing skenario pembagian *dataset*.

1. Evaluasi Skenario Pertama

Pada skenario pembagian *dataset* pertama, model dengan pelatihan 50 *epoch* mampu mengklasifikasikan sebagian besar data uji dengan benar. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*, dari total 351 data uji, model berhasil mengklasifikasikan 227 citra daun sehat (*healthy*) dengan benar, sementara 9 citra *healthy* masih salah prediksi. Pada kelas Panama, model mampu mengklasifikasikan 114 citra dengan benar, dan hanya 1 citra yang salah diprediksi sebagai *healthy*.

Berdasarkan *classification report*, model memperoleh akurasi sebesar 0,97, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar. Nilai *precision* untuk kelas *healthy* mencapai 1,00 dengan *recall* sebesar 0,96, sedangkan pada kelas Panama diperoleh *precision* sebesar 0,93 dan *recall* sebesar 0,99. Nilai *F1-score* untuk kedua kelas berada pada kisaran 0,96 hingga 0,98, yang menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*.



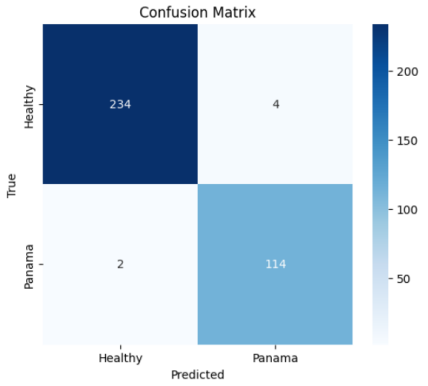
Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Healthy	1.00	0.96	0.98	236
Panama	0.93	0.99	0.96	115
accuracy			0.97	351
macro avg	0.96	0.98	0.97	351
weighted avg	0.97	0.97	0.97	351

Gambar 3. *Confusion Matrix* Skenario Pertama

2. Evaluasi Skenario Kedua

Pada skenario pembagian *dataset* kedua, model menunjukkan performa yang lebih tinggi. Dari total 354 citra uji, model berhasil mengidentifikasi 234 citra *healthy* secara benar, dengan 4 citra *healthy* yang keliru diprediksi sebagai Panama. Pada kelas Panama, model mampu mengenali 114 citra dengan tepat, sementara hanya 2 citra yang salah diklasifikasikan sebagai *healthy*. Visualisasi hasil prediksi model pada skenario ini dapat dilihat pada Gambar 4 *confusion matrix* skenario kedua.



Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Healthy	0.99	0.98	0.99	238
Panama	0.97	0.98	0.97	116
accuracy			0.98	354
macro avg	0.98	0.98	0.98	354
weighted avg	0.98	0.98	0.98	354

Gambar 4. *Confusion Matrix* Skenario Kedua

Sementara itu, berdasarkan *classification report*, model memperoleh akurasi sebesar 0,98, yang menunjukkan tingkat ketepatan klasifikasi

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

yang sangat tinggi. Nilai *precision* dan *recall* pada kelas *healthy* masing-masing mencapai 0,99 dan 0,98, sedangkan pada kelas Panama diperoleh *precision* sebesar 0,97 dan *recall* sebesar 0,98. Nilai *F1-score* pada kedua kelas juga berada pada rentang 0,97–0,99, yang mengindikasikan keseimbangan yang baik antara ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam mengenali setiap kelas.

Perbandingan Performa Model

Perbandingan ini dilakukan menggunakan analisis performa model seperti metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang diperoleh dari hasil evaluasi pada data uji. Melalui perbandingan ini dapat diketahui pengaruh jumlah data latih dan jumlah *epoch* terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra daun pisang sehat dan daun yang terinfeksi penyakit Panama.

1. Skenario Pembagian Pertama

Tabel 2 berikut menunjukkan ringkasan hasil evaluasi model pada skenario pembagian *dataset* pertama dengan 70% data latih, 20% data validasi, dan 10% data uji.

Tabel 2. Performa Model Skenario Pertama

Epoch	Akurasi	Presisi	*Recall*	*F1-score*
3	0.9202	0.8175	0.9739	0.8889
10	0.9516	0.8769	0.9913	0.9306
50	0.9715	0.9268	0.9913	0.9580

Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa peningkatan jumlah *epoch* memberikan peningkatan performa model. Pada pelatihan 3 *epoch*, model memperoleh akurasi sebesar 0.92, namun masih terdapat kesalahan klasifikasi terutama pada kelas daun sehat. Ketika jumlah *epoch* ditingkatkan menjadi 10 *epoch*, akurasi meningkat menjadi 0.95 dengan nilai *recall* yang sangat tinggi pada kelas penyakit Panama. Pada 50 *epoch*, model mencapai akurasi 0.97, dengan nilai *F1-score* sebesar 0.958, yang menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi dengan sangat baik. Namun demikian, peningkatan performa antara 10 *epoch* dan 50 *epoch* tidak terlalu besar, sehingga perlu dipertimbangkan efisiensi waktu pelatihan apabila model akan digunakan dalam pengembangan sistem nyata.

2. Skenario Pembagian Kedua

Tabel 3 berikut menunjukkan ringkasan hasil evaluasi model pada skenario pembagian *dataset* 80% data latih, 10% data validasi, dan 10% data uji.

Tabel 3. Performa Model Skenario Kedua

Epoch	Akurasi	Presisi	*Recall*	*F1-score*
3	0.9548	0.8968	0.9741	0.9339
10	0.9718	0.9344	0.9828	0.9580
50	0.9831	0.9661	0.9828	0.9744

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa skenario dengan 80% data latih menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan skenario sebelumnya. Pada pelatihan 3 *epoch*, model telah mencapai akurasi 0.95, yang lebih tinggi dibandingkan skenario data latih 70%. Peningkatan performa juga terlihat pada 10 *epoch*, di mana model memperoleh akurasi 0.97 dengan nilai *F1-score* sebesar 0.958. Sedangkan pada pelatihan 50 *epoch*, model mencapai akurasi tertinggi sebesar 0.98, dengan nilai presisi dan *recall* yang sangat baik pada kedua kelas.

Diskusi Hasil

Berdasarkan hasil eksperimen yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa baik jumlah *epoch* maupun proporsi data latih memiliki pengaruh terhadap performa model CNN dalam mendeteksi penyakit Panama pada daun pisang. Peningkatan jumlah *epoch* memungkinkan model untuk mempelajari fitur citra secara lebih mendalam, namun setelah mencapai titik tertentu peningkatan performa menjadi relatif kecil.

Selain itu, skenario kedua dengan 80% data latih menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan skenario pertama dengan 70% data latih, karena model memiliki lebih banyak data untuk proses pembelajaran. Hasil terbaik dalam penelitian ini diperoleh pada konfigurasi 80% data latih dengan 50 *epoch*, yang menghasilkan akurasi sebesar 0.98.

Implementasi Model pada Aplikasi *Mobile*

Setelah model selesai dilatih dan dievaluasi, tahap selanjutnya adalah melakukan implementasi model ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android menggunakan TensorFlow Lite. Model hasil pelatihan dikonversi ke format *.tflite* menggunakan TensorFlow Lite Converter untuk mengoptimalkan ukuran model serta meningkatkan efisiensi komputasi pada perangkat *mobile*.

Aplikasi dikembangkan menggunakan *framework* Flutter dengan memanfaatkan pustaka TFLite_flutter untuk menjalankan model secara langsung pada perangkat pengguna. Ketika pengguna mengambil gambar daun pisang melalui kamera atau memilih gambar dari galeri, citra tersebut akan melalui tahap *preprocessing* berupa perubahan ukuran gambar menjadi 224×224 piksel serta normalisasi nilai piksel ke rentang 0–1. Citra kemudian diubah menjadi *tensor* yang sesuai dengan *input* model.

Model akan menghasilkan nilai probabilitas untuk masing-masing kelas, yaitu daun pisang sehat dan daun pisang terinfeksi penyakit Panama. Berdasarkan nilai probabilitas tersebut, aplikasi menentukan hasil klasifikasi dan menampilkan label hasil deteksi beserta nilai *confidence* kepada pengguna. Selain itu, aplikasi juga menyediakan fitur penyimpanan riwayat deteksi yang

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

memungkinkan pengguna melihat kembali hasil pemeriksaan yang telah dilakukan sebelumnya.

V. KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengembangkan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mendeteksi penyakit Panama pada daun pisang menggunakan citra daun. Model mampu mengklasifikasikan daun pisang sehat dan yang terinfeksi Panama dengan tingkat akurasi hingga 98%, sehingga menunjukkan bahwa pendekatan *deep learning* efektif digunakan untuk deteksi dini penyakit tanaman.
2. Penerapan *transfer learning* menggunakan arsitektur MobileNetV2 terbukti mampu meningkatkan efisiensi proses pelatihan sekaligus menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi. Penggunaan variasi pembagian *dataset* dan jumlah *epoch* menunjukkan bahwa peningkatan data latih dan iterasi pelatihan dapat meningkatkan performa model hingga mencapai kondisi yang stabil.
3. Model yang telah dilatih berhasil diimplementasikan ke dalam aplikasi *mobile* berbasis Android menggunakan TensorFlow Lite, sehingga sistem dapat melakukan proses deteksi penyakit secara langsung pada perangkat pengguna. Implementasi ini memungkinkan proses deteksi dilakukan secara cepat, praktis, dan dapat digunakan sebagai alat bantu bagi petani dalam melakukan deteksi dini penyakit Panama pada tanaman pisang.

Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

1. Penelitian selanjutnya dapat menambahkan tahap deteksi objek (*object detection*) untuk memastikan bahwa citra yang diproses merupakan daun pisang sebelum dilakukan klasifikasi penyakit, misalnya menggunakan model deteksi objek seperti YOLO.
2. Pengembangan selanjutnya juga dapat memperluas kemampuan model untuk mendeteksi berbagai jenis penyakit daun pisang lainnya, sehingga sistem menjadi lebih komprehensif dalam membantu proses identifikasi penyakit tanaman.

DAFTAR PUSTAKA

Akay, M., Du, Y., Sershen, C. L., Wu, M., Chen, T. Y., Assassi, S., Mohan, C., & Akay, Y. M. (2023). Deep learning classification of systemic sclerosis skin using the MobileNetV2 model. *IEEE Access, 11*, 39345–39354. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3265155

Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., Duan, Y., Al-Shamma, O., & Santamaría, J. (2021). Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, and future directions. *Journal of Big Data, 8*(53). https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8

Ariadi, B. Y., Relawati, R., Agustina, Y., Haryanto, L. I., & Kamarudin, M. F. (2024). The promising prospect of banana production and marketing in Indonesia. *SOCA: Jurnal Sosial Ekonomi Pertanian, 18*(1), 59–76. https://doi.org/10.24843/SOCA.2024.v18.i01.p05

Badan Pusat Statistik. (2023). *Produksi tanaman buah-buahan di Indonesia menurut jenisnya (ton), 2023*. Jakarta: BPS RI. https://www.bps.go.id (Diakses pada 28 September 2025)

Djolonga, J., Yung, J., Tschannen, M., Romijnders, R., Beyer, L., Kolesnikov, A., Puigcerver, J., Minderer, M., D'Amour, A., Moldovan, D., Gelly, S., Houlsby, N., Zhai, X., & Lucic, M. (2021). On robustness and transferability of convolutional neural networks. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*.

Farahani, A., Pourshojae, B., Rasheed, K., & Arabnia, H. R. (2021). A concise review of transfer learning. *arXiv*. https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.02144

Ferdianysah, R., Arfian, S. T., Syah, R. A. O., & Agustin, T. (2024). Klasifikasi penyakit daun pisang berbasis CNN menggunakan model GlobalAveragePooling2D, AveragePooling, dan Flatten. *Seminar Nasional AMIKOM Surakarta (SEMNASA)*, 403–411.

Khan, M. K., & Hasnat, M. (2025). Understanding and biocontrol management of Panama disease in banana cultivation. *Environment and Ecology, 43*(3), 659–668. https://doi.org/10.60151/envec/REVD5203

Lu, J., Tan, L., & Jiang, H. (2021). Review on convolutional neural network (CNN) applied to plant leaf disease classification. *Agriculture, 11*(8), 707. https://doi.org/10.3390/agriculture11080707

Maryani, N., Harahap, E. R. O., Khastini, R. O., & Ahmad, F. (2023). Deteksi penyakit layu fusarium pada pisang-pisang lokal di Pandeglang. *Jurnal Fitopatologi Indonesia, 19*(4), 133–144. https://doi.org/10.14692/jfi.19.4.133–144

Nisa, C., & Candra, F. (2024). Classification of spice types using the convolutional neural network

p-ISSN : 2406-7733
e-ISSN : 2597-9922

algorithm. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, 4*(1), 78–84. https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1018

Sutaji, D., & Rosyid, H. (2022). Convolutional neural network (CNN) models for crop diseases classification. *KINETIK, 7*(2), 187–196. https://doi.org/10.22219/kinetik.v7i2.1443

Tanjung, M. R., Munif, A., Effendi, Y., & Tondok, E. T. (2024). The severity of Fusarium wilt disease in correlation to the abundance of *Fusarium oxysporum* and phytonematodes. *Jurnal Fitopatologi Indonesia, 20*(1), 1–10.