

Pengembangan Model Klasifikasi Jenis Pisang menggunakan Convolutional Neural Network dengan Arsitektur VGG16

Nur Habibah*, Tohirin Al Mudzakir, Hilda Yulia Novita, Ahmad Fauzi

Fakultas Ilmu Komputer, Teknik Informatika, Universitas Buana Perjuangan Karawang, Karawang, Indonesia
Email: ¹if21.nurhabibah@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²tohirin@ubpkarawang.ac.id, ³hilda.yulia@ubpkarawang.ac.id,
⁴afauzi@ubpkarawang.ac.id.

Email Penulis Korespondensi: if21.nurhabibah@mhs.ubpkarawang.ac.id*

Submitted: 15/05/2025; Accepted: 16/06/2025; Published: 30/06/2025

Abstrak—Indonesia memiliki kekayaan varietas pisang yang melimpah, namun permasalahan utama yang dihadapi adalah kesulitan dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan jenis-jenis pisang secara akurat, terutama karena kemiripan visual antar varietas. Proses identifikasi secara manual dinilai kurang efisien dan rawan kesalahan, terutama dalam skala besar. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi untuk lima jenis pisang, yaitu pisang ambon, pisang kapas, pisang nangka, pisang siam, dan pisang tanduk, menggunakan metode CNN berbasis arsitektur VGG16. Dataset yang digunakan terdiri dari 634 gambar pisang yang diperoleh melalui kamera smartphone dan telah melalui proses augmentasi serta normalisasi untuk meningkatkan keragaman data. Model dilatih dengan parameter learning rate 0,0001 batch size 32, dan epoch sebanyak 50. Hasil pelatihan akurasi mencapai 99,60% dan akurasi validasi sebesar 98,48%. Hasil evaluasi performa menggunakan confusion matrix dan matrix klasifikasi presisi, recall, dan F1-score menunjukkan model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan jenis pisang dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Kata Kunci: Klasifikasi pisang, CNN, VGG16, Tranfer Learning, Deep Learning

Abstract—Indonesia possesses a rich diversity of banana varieties; however, the main challenge lies in accurately identifying and classifying these varieties due to their high visual similarity. Manual identification processes are inefficient and prone to errors, especially on an industrial scale. This study aims to develop a classification system for five types of bananas—Pisang Ambon, Pisang Kapas, Pisang Nangka, Pisang Siam, and Pisang Tanduk—using a CNN based on the VGG16 architecture. The dataset consists of 634 banana images captured using a smartphone camera and enhanced through data augmentation and normalization to improve variability. The model was trained using a learning rate of 0.0001, batch size of 32, and 50 epochs. The training results achieved an accuracy of 99.60%, with a validation accuracy of 98.48%. Model performance was evaluated using a confusion matrix and classification metrics such as precision, recall, and F1-score, indicating that the model is highly accurate in classifying banana varieties. The dataset consists of 634 banana images captured using a smartphone camera, and it was enhanced through augmentation and normalization to increase data diversity. The model was Latihed using a learning rate of 0.0001, batch size of 32, and 50 epochs. The Latihing results achieved an accuracy of 99.60% and a validasi accuracy of 98.48%. The evaluation results using the confusion matrix and classification metrics precision, recall, and F1-score indicate that the model performs well in classifying banana types with a high level of accuracy.

Keywords: banana classification, CNN, VGG16, transfer learning, deep learning

1. PENDAHULUAN

Pisang merupakan salah satu buah tropis yang paling banyak dikonsumsi serta dibudidayakan di Indonesia. Keberlimpahan sinar matahari serta kondisi agroklimat yang mendukung menjadikan Indonesia sebagai habitat ideal bagi pertumbuhan berbagai varietas pisang. Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS), total produksi buah-buahan nasioanal pada tahun 2021 mencapai angka 25,96 juta ton, meningkat 5,4% dibandingkan tahun sebelumnya[1]. Diantara komoditas hortikultural tersebut, pisang menempati posisi penting, tidak hanya sebagian bahan pangan, tetapi juga sebagian komoditas strategis di sektor industri olahan[2].

Keberagaman varietas pisang sering kali menjadi tantangan tersendiri, terutama dalam proses identifikasi dan pengelompokannya. Perbedaan antar varietas yang kerap kali sangat tipis secara visual, terutama pada tahap sebelum matang sempurna, menyulitkan proses klasifikasi secara manual. Dalam skala kecil, proses ini mungkin dapat ditangani secara tradisional. Namun, skala besar seperti pada industri pengolahan atau distribusi masal, proses manual menjadi tidak efisien. Memakan waktu dan rawan kesalahan[3].

Kondisi diatas membuka peluang solusi berbasis teknologi yang mampu mengotomatisasi proses identifikasi varietas pisang dengan lebih cepat dan akurat. Salah satu pendekatan yang berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir adalah Deep Learning, khususnya metode Convolutional Neural Network (CNN). Algoritma CNN dikenal sangat andal dalam pengolahan citra digital, terutama karena keterampilannya dalam mengenali pola-pola visual yang kompleks. Salah satu arsitektur CNN yang sudah terbukti handal dalam menyesuaikan beragam tugas klasifikasi gambar yaitu Visual Geometry Group 16 (VGG16). Arsitektur ini menawarkan keseimbangan antara kedalaman jaringan dan efisiensi komputasi, menjadikannya pilihan yang populer dalam penelitian berbasis citra[4].

Berbagai studi sebelumnya telah menunjukkan potensi CNN dalam dunia pertanian. Sebagai contoh, Hasan[5] berhasil menerapkan CNN dalam dunia deteksi penyakit pada daun anggur dengan akurasi hingga 99,50% pada data latih dan 97,25% pada data uji. Studi tersebut menunjukkan bahwa CNN mampu mengidentifikasi fitur visual yang halus dengan presisi tinggi. Hasil serupa ditemukan dalam penelitian Wicaksono[6], dimana CNN digunakan untuk klasifikasi jenis rempah-rempah dengan akurasi mencapai 86,66%. Hal ini menunjukkan bahwa CNN juga dapat bekerja dengan baik pada objek pertanian yang memiliki perbedaan visual yang tidak mencolok.

Selain dalam bidang pertanian, CNN juga telah diimplementasikan dalam permasalahan lingkungan. Salah satu contohnya, penelitian tentang klasifikasi jenis sampah plastik anorganik dengan tujuan mendukung upaya daur ulang. Latarbelakang penelitian ini berangkat dari rendahnya kepedulian masyarakat terhadap sampah sudah tercatat 72% terhadap persoalan sampah tersebut. CNN dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan tipe sampah plastik dan mampu memperoleh akurasi 80% pada saat model disimpan pada epoch ke-6000, dengan rata-rata nilai loss mencapai 0,03[7].

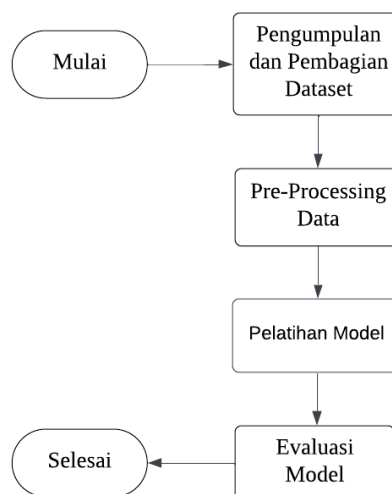
Kinerja algoritma CNN sederhana dibandingkan dengan VGG16 dalam memprediksi tingkat kematangan buah tomat menunjukkan bahwa VGG16 memberikan hasil yang jauh lebih baik, dengan akurasi mencapai 97,17% pada data latih serta 95,56% pada data validasi[8]. Sementara itu, pentingnya sistem identifikasi otomatis dalam pengklasifikasian jenis buah pisang, karena visualisasi varietas yang seringkali serupa sulit dikenali secara manual.

Berbagai studi menunjukkan bahwa CNN, khususnya arsitektur VGG16, memiliki kemampuan tinggi dalam klasifikasi citra di bidang pertanian. Keandalan arsitektur ini dalam mengekstraksi fitur visual menjadikannya pilihan populer dalam berbagai penelitian pengolahan citra digital. Namun, permasalahan utama yang masih belum banyak diteliti secara khusus penerapannya dalam mengklasifikasikan varietas dengan kemiripan visual yang tinggi, seperti pada buah pisang. Varietas pisang lokal seperti pisang ambon, kapas, nangka, siam, dan tanduk sering kali memiliki perbedaan morfologis yang sangat tipis, sehingga sulit dibedakan secara manual maupun otomatis oleh sistem konvensional. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi model CNN berbasis VGG16 guna mengetahui sejauh mana efektivitas pendekatan ini dalam mengklasifikasikan varietas pisang secara akurat. Hasil dari penelitian ini diharapkan tidak hanya menjadi solusi praktis dalam identifikasi varietas pisang, tetapi juga memperkaya referensi akademik terkait sistem klasifikasi citra berbasis deep learning, khususnya pada produk hortikultura lokal[9].

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Beberapa tahapan penelitian ini menyajikan ilustrasi mengenai proses yang ditempuh sepanjang pelaksanaan penelitian. Penelitian ini dilakukan secara sistematis sesuai dengan rencana yang telah disusun agar dapat memastikan penelitian berlangsung dengan terstruktur serta mencapai hasil yang diharapkan[10]. Gambaran umum tahapan penelitian ini disajikan dalam Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penjelasan tahapan penelitian pada Gambar 1. Adalah sebagai berikut:

- a. Pengumpulan dan Pembagian Dataset

Tahapan pengumpulan dan pembagian dataset bertujuan untuk mengumpulkan data gambar yang akan digunakan sebagai dasar pelatihan model. Data diperoleh dalam bentuk gambar dari berbagai

jenis pisang, lalu dibagi ke dalam tiga kelompok yakni data pelatihan, data validasi, dan data pengujian. Pembagian ini bertujuan agar model dapat belajar secara optimal, divalidasi selama proses pelatihan, serta dievaluasi secara optimal, divalidasi selama proses pelatihan, serta dievaluasi secara objektif menggunakan data yang belum pernah digunakan sebelumnya[11].

b. Pre-Processing Data

Pre-processing data diketahui menjadi tahap penyiapan data sebelum dimasukan ke dalam model. Proses ini mencakup pengorganisasian dataset berdasarkan kelas, pengubahan ukuran gambar (resizing), normalisasi nilai piksel. Tujuan utama pre-processing adalah memastikan data seragam, berkualitas, dan cukup seragam agar model dapat belajar secara optimal[12].

c. Pelatihan Model

Pelatihan model adalah proses pembelajaran oleh CNN berbasis arsitektur VGG16 menggunakan data yang telah diproses. Arsitektur VGG16 yang banyak digunakan untuk klasifikasi gambar. Model akan belajar mengenali pola-pola visual dari data latih dan disesuaikan melalui pengaturan parameter internal berdasarkan target kelas yang diberikan[13].

Tabel 1. Membuat Model Klasifikasi dengan Arsitektur VGG16

Prosedur Pelatihan Model CNN Berbasis VGG16	
Input: Dataset Gambar Pisang (Latih dan Uji)	
Output: Model VGG16 yang terlatih untuk klasifikasi varietas pisang	
No.	Langkah Pelatihan CNN VGG16
1	Membaca dan memuat dataset citra pisang
2	Melakukan preprocessing: resize, normalisasi
3	Membagi dataset menjadi data latih dan data validasi
4	Menerapkan transfer learning dengan VGG16 (tanpa top layer)
5	Menambahkan classifier baru pada bagian atas model (fully connected layer dan softmax)
6	Menentukan hyperparameter: learning rate, optimizer (misalnya Adam), batch size, dan jumlah epoch
7	Melatih model menggunakan data pelatihan dan memantau akurasi validasi
8	Melakukan evaluasi model terhadap data uji dengan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score
9	Menginterpretasikan hasil prediksi dan kinerja model

d. Evaluasi Model

Evaluasi model memiliki tujuan agar dapat menilai performa model dalam mengklasifikasikan jenis pisang. Penilaian dilakukan dengan menggunakan metrix seperti akurasi, presisi, recall, serta F1-Score yang dihitung berdasarkan confusion matrix. Proses evaluasi ini penting untuk memahami seberapa efektif model dalam mengenali masing-masing kelas serta mengidentifikasi potensi kesalahan dalam klasifikasi[14].

2.2 Dataset

Sumber pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan data primer yang artinya diambil langsung oleh peneliti dengan memanfaatkan kamera smartphone beresolusi 8 megapiksel. Penerapan gambar pisang dilakukan di tempat yang sama dengan kualitas gambar memiliki pencahayaan yang sama pada setiap gambar dan meningkatkan akurasi pendataan gambar pisang[15].

Tabel 2. Jenis jenis Pisang

No.	Gambar Citra	Deskripsi	Definisi
1		Pisang Ambon	Pisang Ambon bentuknya yang panjang dan memiliki aroma yang khas, kulitnya berwarna hijau.
2		Pisang Kapas	Pisang kapas sedikit melengkung, hijau kekuningan, bintik coklat.

3		Pisang Nangka	Pisang nangka hampir mirip dengan pisang ambon, tetapi tidak memiliki aroma khas.
4		Pisang Siam	Pisang siam bentuk ukurannya kecil dan juga pendek, ada bercak coklat.
5		Pisang Tanduk	Pisang tanduk memiliki ukuran yang besar dan panjang, warnanya hijau muda, bintik coklat.

Tabel 2. Jenis-jenis pisang yang digunakan dalam penelitian yang banyak dijumpai di Indonesia dalam beredar dipasaran. Jumlah dataset yang dipakai pada penelitian ini menggunakan sebanyak 634 buah data citra pisang yang dibagi menurut masing-masing jenisnya yaitu 130 buah data gambar pisang ambon, pisang kapas 130 gambar, pisang nangka 118 gambar, pisang siam 130 gambar, dan 130 data gambar pisang tanduk.

2.3 CNN

Algoritma Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu jaringan saraf tiruan yang khusus dieancang agar dapat memproses data gambar atau dua dimensi. CNN memanfaatkan lapisan konvolusi, tujuannya mengekstraksi fitur-fitur penting dan pola-pola khas dari citra. Menjadikannya sangat efektif dalam tugas pengenalan dan klasifikasi visual [16]. Berbagai metode dalam pengolahan citra digital, dan CNN termasuk salah satu algoritma utama dalam bidang visi komputer[17].

Arsitektur CNN terdiri dari dua bagian utama:

- Lapisan Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur terdiri dari lapisan konvolusi dan pooling yang menangkap fitur hierarkis dari data visual.

- Lapisan Klasifikasi

Lapisan Klasifikasi menggunakan lapisan fully connected (FC) untuk menentukan kelas output berdasarkan fitur yang telah diekstraksi[18]

2.4 Arsitektur VGG16

Penelitian ini menggunakan arsitektur VGG16 kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari citra dan klasifikasi yang stabil. VGG16 memiliki karakteristik sebagai berikut:

- Lapisan Konvolusi

Lapisan konvolusi menggunakan fitur berukuran 3 x 3 dengan padding $P = 1$ dan stride $S = 1$, sehingga dimensi output dapat dihitung dengan rumus:

$$O_w = \frac{I_w + 2P - K_w}{S} + 1, O_h = \frac{I_h + 2P - K_h}{S} + 1 \quad (1)$$

- Poling layer (Max Pooling)

Poling layer dapat menggunakan filter 2 x 2 dan stride dua untuk mengurangi ukuran peta fitur. Dimensi outputnya dihitung dengan rumus:

$$O_w = \frac{2P - K_w}{S} + 1, O_h = \frac{2P - K_h}{S} + 1 \quad (2)$$

- Fully Connected Layer

Fully Connected layer memiliki dua lapisan FC digunakan sebelum output akhir untuk klasifikasi.

- Fungsi Aktivasi

Rule digunakan setelah setiap lapisan konvolusi dan FC, sementara fungsi softmax digunakan pada output layer untuk menghasilkan probabilitas kelas[19].

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi dalam konteks machine learning merupakan proses memetakan data dalam kelas tertentu berdasarkan pola yang dipelajari dari data latih. Model klasifikasi yang baik mampu menggeneralisasi dan memprediksi label untuk data baru secara akurat[20].

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix dimanfaatkan sebagai alat dalam menilai kinerja model klasifikasi, yang terdiri dari empat elemen utama. True Positive (TP) mengacu pada jumlah kasus dimana model berhasil memprediksi data sebagai kelas positif secara akurat. True Negative (TN) mencerminkan jumlah prediksi yang benar saat model mengidentifikasi data sebagai kelas negatif. False Positive (FP) terjadi ketika model secara keliru mengidentifikasikan data negatif sebagai positif. Sementara itu, False Negative (FN) menunjukkan jumlah kesalahan saat model gagal mengenali data positif dan malah mengklasifikasikannya sebagai negatif[21]. Berdasarkan keempat komponen tersebut, performa model selanjutnya dapat dievaluasi melalui berbagai matrix evaluasi[22].

- a. Akurasi:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Data}} \quad (3)$$

- b. Presisi:

$$\text{Presisi} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Positive (FP)}} \quad (4)$$

- c. Recall:

$$\text{Recall} = \frac{\text{True Positive (TP)}}{\text{True Positive (TP)} + \text{False Negative (FN)}} \quad (5)$$

- d. F1-Score:

$$\text{F1 - Score} = 2 \cdot \frac{\text{Presisi} \cdot \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} \quad (6)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pengumpulan dan Pengelompokan Dataset

Penelitian simulai dengan mengumpulkan gambar lima jenis pisang, yaitu pisang ambon, pisang kapas, pisang nangka, pisang siam, dan pisang tanduk. Total gambar yang dikumpulkan sebanyak 634 gambar.



Gambar 2. Hasil Pengumpulan Dataset

Setelah pengambilan gambar selesai dataset ini akan diklasifikasikan menjadi tiga bagian seperti pada Tabel 2. 70% untuk Latihing, 20% untuk validasi, serta 10% untuk ujiing. Pembagian ini untuk memastikan model dapat dilatih dengan baik, divalidasi secara berkala selama pelatihan dan diuji untuk mengevaluasi kinerjanya secara menyeluruh.

Tabel 2. Hasil Pembagian Dataset

Jenis Pisang	Jumlah Gambar	Latih (70%)	Validasi (20%)	Uji (10%)
Pisang Ambon	130	91	26	13
Pisang Kapas	130	91	26	13
Pisang Nangka	118	82	24	12
Pisang Siam	130	91	26	13
Pisang Tanduk	130	91	26	13
Total	634	446	128	64

3.2 Hasil Pre-Processing Data

Dataset berhasil dikumpulkan dan dikelompokkan berdasarkan kelas jenis pisang, tahap penelitian selanjutnya, mempersiapkan serangkaian proses pre-processing untuk memastikan bahwa setiap gambar memiliki kualitas dan keragaman yang memadai.



Gambar 3. Hasil Pre-Processing

Pada Gambar 3. Ditampilkan hasil dari tahapan pre-processing yang dilakukan sebelum data digunakan dalam pelatihan model. Langkah pertama dalam tahap ini adalah normalisasi gambar, yaitu mengatur nilai piksel gambar agar berada pada rentang 0 hingga 1. Proses ini membantu mempercepat pelatihan dan meningkatkan stabilitas serta akurasi model. Setelah itu, dilakukan proses augmentasi untuk menambah keragaman data secara artifisial. Teknik ini menciptakan berbagai variasi dari gambar asli melalui rotasi, pergeseran, pembesaran (zoom), dan pembalikan horizontal. Setiap gambar disesuaikan ukurannya menjadi 224 x 224 piksel. Gambar memiliki dimensi seragam sesuai dengan kebutuhan arsitektur model VGG16.

3.3 Hasil Proses Pelatihan (Training)

Proses pelatihan model klasifikasi jenis pisang dilakukan menggunakan model VGG16 yang sudah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. Bagian konvolusional model dibekukan guna mempertahankan bobot awal hasil pelatihan ImageNet. Sementara itu, lapisan fully connected (FC) yang baru ditambahkan untuk melakukan klasifikasi terhadap lima kelas pisang ambon, pisang kapas, pisang nangka, pisang siam, dan pisang tanduk. Data latih sebanyak 524 gambar, untuk melatih model mengenali fitur visual setiap jenis pisang. Data sebanyak 150 gambar digunakan sebagai data validasi agar dapat menilai kinerja model selama pelatihan dan mengidentifikasi kemungkinan terjadinya overfitting.

Model ini dikompilasi dengan optimizer adam serta learning rate ditetapkan sebesar 0,0001. Untuk fungsi loss, digunakan categorical crossentropy, karena tugas klasifikasinya melibatkan lebih dari dua kelas (multi-class classification). Pelatihan model dilakukan selama 50 epoch, dengan penyesuaian ukuran batch agar penggunaan memori tetap efisien selama proses pelatihan berlangsung.

Tabel 3. Hasil Pelatihan Model

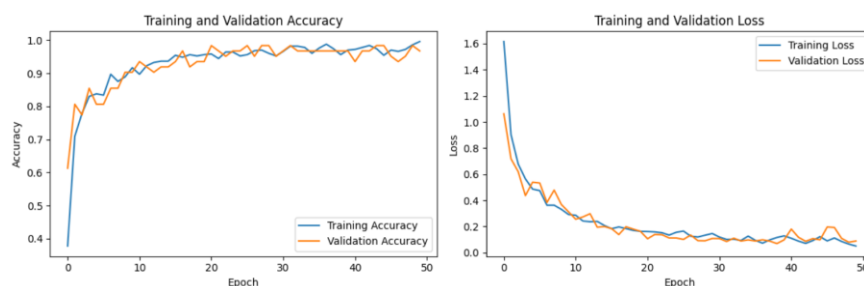
Epoch	Loss	Accuracy	Val Loss	Val Accuracy
-------	------	----------	----------	--------------

10	0.2918	0.9170	0.3126	0.9032
25	0.1557	0.9526	0.1120	0.9677
30	0.1466	0.9526	0.1082	0.9516
35	0.1263	0.9605	0.0972	0.9677
40	0.1284	0.9704	0.0976	0.9677
45	0.1221	0.9545	0.0978	0.9839
50	0.0503	0.9960	0.0888	0.9677

Pada Tabel 3. Selama 50 epoch pelatihan, model menunjukkan peningkatan performa yang signifikan, dimulai dari akurasi 37,75% dan akurasi validasi 61,29% pada awal pelatihan, hingga mencapai akurasi 99,60% dan akurasi validasi 96,77% pada akhir pelatihan. Kinerja meningkat konsisten hingga sekian epoch ke-20, lalu stabil dengan val_accuracy sering berada diatas 95% dan sempat mencapai 98,39%, meskipun terdapat sedikit fluktuasi val_loss yang dapat mengindikasikan overfitting. Model disimpan untuk digunakan kembali tanpa pelatihan ulang. Penyimpanan awal dalam format H5 (.h5) menggunakan model.save().

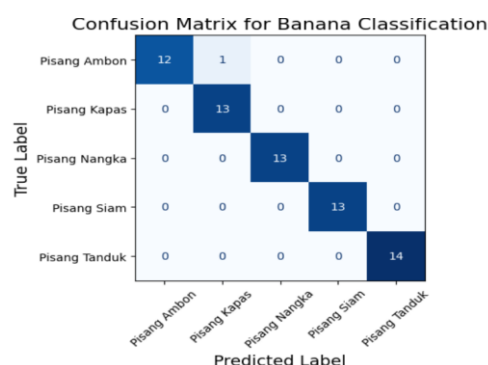
3.4 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model terhadap model klasifikasi jenis pisang dilakukan untuk menilai sejauh mana model mampu mengenali dan membedakan fitur vitur dari setiap kelas pisang.



Gambar 4. Hasil Grafik Latihing Accuracy dan Validasi Accuracy

Pada Gambar 4. Grafik akurasi (kiri), akurasi model meningkat secara bertahap sehingga sekitar epoch ke-20. Kemudian, akurasi pelatihan dan validasi stabil dan sama-sama berada diatas angka 95%. Model mampu belajar dengan baik tanpa mengalami overfitting secara signifikan. Grafik loss (kanan) menunjukkan penurunan nilai loss pada data pelatihan dan validasi secara progresif, yang mengindikasikan bahwasanya model semakin memahami pola dalam data dan mampu meminimalisir kesalahan prediksi sejalan dengan epoch yang bertambah. Evaluasi ringan pada validation loss setelah epoch ke-40 masih dalam batas wajar dan tidak mengindikasikan penurunan performa model secara drastis. Hasil evaluasi divisualisasikan dalam wujud confusion matrix seperti ditunjukkan dalam Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan performa model klasifikasi jenis pisang berdasarkan perbandingan antara label sebenarnya dan label hasil prediksi. Dari matriks tersebut terlihat bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar citra dengan benar, dengan jumlah prediksi benar untuk masing-masing kelas adalah 12 untuk Pisang Ambon, 13 untuk Pisang Kapas, 13 untuk Pisang Nangka, 13 untuk Pisang Siam, dan 14 untuk Pisang Tanduk. Jumlah total prediksi yang benar adalah 65 dari 66 sampel, sehingga akurasi keseluruhan dapat dihitung menggunakan rumus:

$$\text{Accuracy keseluruhan} = \frac{12+13+13+13+14}{66} \quad (7)$$

$$= \frac{65}{66} \quad (8)$$

$$= 0,98 \text{ (98\%)} \quad (9)$$

Berdasarkan confusion matrix tersebut, model mencapai akurasi klasifikasi total sebesar 98,48%, yang menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik. Hampir semua kelas pisang berhasil diprediksi dengan akurasi sempurna (100%), kecuali kelas Pisang Ambon, di mana terjadi satu kesalahan klasifikasi yang diprediksi sebagai Pisang Kapas. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan karakteristik visual dari berbagai jenis pisang.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil merancang model klasifikasi varietas pisang menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN) berbasis arsitektur VGG16 dan teknik transfer learning, yang mampu mengenali lima jenis pisang, yaitu pisang ambon, kapas, nangka, siam, dan tanduk. Model yang dikembangkan menunjukkan performa sangat baik dengan akurasi pelatihan sebesar 99,60% dan akurasi validasi sebesar 98,48%, yang mencerminkan kemampuan generalisasi tinggi terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi kinerja model menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan data uji dengan presisi dan konsistensi tinggi. Penerapan teknik normalisasi gambar juga terbukti efektif dalam meningkatkan akurasi dan mengurangi risiko overfitting. Dengan demikian, tujuan penelitian dalam mengembangkan dan mengevaluasi model klasifikasi varietas pisang berbasis VGG16 telah tercapai dengan hasil yang memuaskan. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk menambah jumlah dan variasi data, mengeksplorasi arsitektur CNN lain seperti ResNet atau EfficientNet, serta mempertimbangkan implementasi model dalam bentuk aplikasi web atau perangkat IoT untuk penggunaan secara real-time.

REFERENCES

- [1] A. I. Hanifah And A. Hermawan, "Klasifikasi Kematangan Pisang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Komputika J. Sist. Komput.*, Vol. 12, No. 2, Pp. 49–56, 2023, Doi: 10.34010/Komputika.V12i2.9999.
- [2] A. Amiruddin, Nuraeni, And Netty, "Penentuan Komoditas Unggulan Dan Subsektor Unggulan Pertanian Di Kabupaten Sinjai Provinsi Sulawesi Selatan," *J. Techno Eco Farming*, Vol. 2, No. 1, Pp. 33–49, 2022.
- [3] Rifki Kosasih, "Klasifikasi Tingkat Kematangan Pisang Berdasarkan Ekstraksi Fitur Tekstur Dan Algoritme Knn," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, Vol. 10, No. 4, Pp. 383–388, 2021, Doi: 10.22146/Jnteti.V10i4.462.
- [4] A. Stiawan, P. Studi, S. Informasi, J. Teknik, And E. Dan, "Implementasi Model Pre-Trained Pada Cnn Berdasarkan Multi Input Parameter Untuk Identifikasi Jenis Kopi Berbasis Gui," 2024.
- [5] M. A. Hasan, Y. Riyanto, And D. Riana, "Grape Leaf Image Disease Classification Using Cnn-Vgg16 Model," *J. Teknol. Dan Sist. Komput.*, Vol. 9, No. 4, Pp. 218–223, 2021, Doi: 10.14710/Jtsiskom.2021.14013.
- [6] A. D. Wicaksono, "Klasifikasi Tingkat Kematangan, Kualitas Dan Jenis Buah Pisang Berdasarkan Ciri Warna Dan Bentuk Menggunakan Artificial Neural Networks," *J. Teknol. Inf. Indones.*, Vol. 7, No. 2, Pp. 91–98, 2023, Doi: 10.30869/Jtii.V7i2.955.
- [7] I. N. Pratama, T. Rohana, And T. Al Mudzakir, "Pengenalan Sampah Plastik Dengan Model," *No. Ciastech*, Pp. 691–698, 2020.
- [8] F. Sains And U. T. Yogyakarta, "Sistem Prediksi Tingkat Kematangan Buah Tomat Menggunakan Arsitektur Vgg16," Vol. 5, No. 3, Pp. 401–414, 2024, Doi: 10.46576/Djtechno.
- [9] S. Darmawan Putra Bahari And U. Latifa, "Klasifikasi Buah Segar Menggunakan Teknik Computer Vision Untuk Pendeteksian Kualitas Dan Kesegaran Buah," *Jati (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, Vol. 7, No. 3, Pp. 1567–1573, 2023, Doi: 10.36040/Jati.V7i3.6871.
- [10] P. Utomo, N. Asvio, And F. Prayogi, "Metode Penelitian Tindakan Kelas (Ptk): Panduan Praktis Untuk Guru Dan Mahasiswa Di Institusi Pendidikan," *Pubmedia J. Penelit. Tindakan Kelas Indones.*, Vol. 1, No. 4, P. 19, 2024, Doi: 10.47134/Ptk.V1i4.821.
- [11] N. Hayati, "Klasifikasi Jenis Bunga Mawar Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbour," *J. Inform. Dan Ris.*, Vol. 1, No. 1, Pp. 31–37, 2023, Doi: 10.36308/Iris.V1i1.474.
- [12] R. Budiarto Hadiprakoso And I. K. S. Buana, "Deteksi Serangan Spoofing Wajah Menggunakan Convolutional Neural

- Network,” J. Tek. Inform. Dan Sist. Inf., Vol. 7, No. 3, Pp. 618–626, 2021, Doi: 10.28932/Jutisi.V7i3.4001.
- [13] Alif Kirana, Hanny Hikmayanti, And Jamaludin Indra, “Pengenalan Pola Aksara Sunda Dengan Metode Convolutional Neural Network,” Sci. Student J. Information, Technol. Sci., Vol. 1, No. 2, Pp. 95–100, 2020.
- [14] S. Hermawan, A. M. Siregar, S. Faisal, And T. Al Mudzakir, “Classification Of Dog Emotions Using Convolutional Neural Network Method,” J. Nas. Pendidik. Tek. Inform., Vol. 13, No. 2, Pp. 258–269, 2024, Doi: 10.23887/Janapati.V13i2.74340.
- [15] S. Supiani, N. Nurdin, A. Syahid, And H. Fakhurrozi, “Manajemen Sumber Daya Manusia Pada Upt Perpustakaan Universitas Tadulako Palu,” J. Integr. Manaj. Pendidik., Vol. 1, No. 2, Pp. 13–25, 2022, Doi: 10.24239/Jimpe.V1i2.1216.
- [16] D. Marcella, Y. Yohannes, And S. Devella, “Klasifikasi Penyakit Mata Menggunakan Convolutional Neural Network Dengan Arsitektur Vgg-19,” J. Algoritma., Vol. 3, No. 1, Pp. 60–70, 2022, Doi: 10.35957/Algoritme.V3i1.3331.
- [17] U. Deteksi, O. Produk, And D. I. Perusahaan, “Inti Nusa Mandiri,” Vol. 18, No. 2, Pp. 107–114, 2024.
- [18] S. A. E. Albakia And R. A. Saputra, “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Vgg16,” J. Inform. Polinema, Vol. 9, No. 4, Pp. 451–460, 2023, Doi: 10.33795/Jip.V9i4.1420.
- [19] M. Yusuf, D. Kurniawan, And T. Agustin, “Buatan Berbasis Cnn,” No. November, Pp. 355–368, 2024.
- [20] Heliyanti Susana, “Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet,” J. Ris. Sist. Inf. Dan Teknol. Inf., Vol. 4, No. 1, Pp. 1–8, 2022, Doi: 10.52005/Jursistekni.V4i1.96.
- [21] A. W. Hastungkoro, A. Dwi, P. Wicaksono, Y. D. Rosita, T. Informatika, And F. Informatika, “Klasifikasi Kualitas Dan Kematangan Pisang Cavendish Menggunakan Convolutional Neural Network Pisang Merupakan Faktor-Faktor Perorangan,” Vol. 14, No. 2, Pp. 185–194, 2024.
- [22] R. I. Agustin, J. Indra, A. Fauzi, And R. N. U. R. Hijriyya, “Klasifikasi Pecahan Uang Kertas Rupiah Menggunakan Transfer Learning Dengan Model Mobilenetv2,” Vol. 9, Pp. 242–250, 2024.