

PERBANDINGAN METODE MOBILENETV2 DAN EFFICIENTNETB0 UNTUK KLASIFIKASI JENIS PISANG

COMPARISON OF MOBILENETV2 AND EFFICIENTNETB0 METHODS FOR BANANA TYPE CLASSIFICATION

Citha Nastitie¹, Irma Handayani²

Universitas Teknologi Yogyakarta^{1,2}

cithanastitie@gmail.com¹, Irma.handayani@staff.uty.ac.id²

ABSTRACT

Bananas are one of the main agricultural commodities with various types that share similar visual characteristics, making them difficult to distinguish directly. This study aims to compare the performance of two Convolutional Neural Network (CNN) architectures, MobileNetV2 and EfficientNetB0, in classifying five types of bananas: Ambon, Cavendish, Barangan, Susu, and Nangka. CNN is applied as a deep learning method capable of extracting important image features through convolution and multi-layered learning. The dataset consists of 2,248 images divided into training (70%), validation (15%), and testing (15%) data. The training results show that the EfficientNetB0 model achieved 80% accuracy, while MobileNetV2 reached 75% accuracy. Based on these findings, it can be concluded that EfficientNetB0 demonstrates better performance in banana image classification and can serve as a reliable model for future research and practical applications in digital image-based fruit classification systems.

Keyword: Convolutional Neural Network (CNN), MobileNetV2, EfficientNetB0, Classification, Banana types

ABSTRAK

Pisang merupakan salah satu komoditas pertanian utama dengan beragam jenis yang memiliki kemiripan visual, sehingga sulit dibedakan secara langsung. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu MobileNetV2 dan EfficientNetB0, dalam mengklasifikasikan lima jenis pisang: Ambon, Cavendish, Barangan, Susu, dan Nangka. CNN digunakan sebagai metode deep learning yang mampu mengekstraksi fitur penting citra melalui proses konvolusi dan pembelajaran berlapis. Dataset terdiri dari 2.248 citra yang dibagi menjadi data pelatihan (70%), validasi (15%), dan pengujian (15%). Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model EfficientNetB0 memperoleh akurasi sebesar 80%, sedangkan MobileNetV2 mencapai 75%. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa EfficientNetB0 memiliki performa lebih baik dalam klasifikasi citra pisang dan dapat dijadikan model yang andal untuk penelitian lanjutan maupun penerapan praktis dalam sistem klasifikasi buah berbasis citra digital.

Kata Kunci: Convolutional Neural Network (CNN), MobileNetV2, EfficientNetB0, Klasifikasi, Jenis Pisang

PENDAHULUAN

Buah pisang merupakan salah satu komoditas pertanian utama yang banyak dikonsumsi di berbagai belahan dunia, khususnya Indonesia. Berdasarkan data oleh BPS (Badan Pusat Statistik (2023), produksi pisang di Indonesia mencapai lebih dari 9 juta ton, menunjukkan tingginya permintaan dan potensi ekonomi dari komoditas ini. Keanekaragaman jenis pisang yang dimiliki Indonesia juga menjadi salah satu keunggulan, karena setiap jenis memiliki karakteristik dan nilai gizi yang berbeda, sehingga pisang tetap menjadi salah satu

buah favorit di kalangan masyarakat.

Meskipun Indonesia memiliki berbagai jenis pisang, masyarakat seringkali mengalami kesulitan dalam membedakan satu jenis pisang dengan yang lainnya. Hal tersebut disebabkan karena pisang memiliki visual yang hampir sama yaitu dari bentuk dan warna, sehingga proses identifikasi secara langsung menjadi sulit, terutama bagi orang yang tidak memiliki pengetahuan khusus tentang karakteristik setiap jenis pisang (Gampur et al. (2023). Kesulitan tersebut dapat menyebabkan kesalahan dalam pembelian dan juga dalam pengolahan pisang.

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang pengenalan citra mengalami perkembangan yang sangat cepat (Choirunisa et al. (2022). Salah satu metode yang banyak dimanfaatkan dalam pengenalan citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Pendekatan ini dikenal memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali dan mengekstraksi pola visual dari gambar. CNN telah digunakan secara luas pada berbagai bidang, seperti mendeteksi penyakit pada daun tanaman, melakukan klasifikasi berbagai jenis buah, hingga mengidentifikasi objek dalam sektor industri makanan.

Dalam perkembangannya, berbagai arsitektur CNN telah dikembangkan untuk meningkatkan performa dalam proses klasifikasi citra. Di antara arsitektur tersebut, *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0* merupakan dua model yang banyak digunakan karena efisien dan mampu memberikan hasil akurasi yang baik pada berbagai penelitian. Kedua arsitektur ini menjadi pilihan populer dalam penerapan deep learning untuk pengenalan citra karena keseimbangan antara efisiensi komputasi dan tingkat akurasi yang dihasilkan.

Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan kedua arsitektur tersebut menunjukkan hasil yang positif. Penelitian oleh Sahro Winanto et al. (2023) menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* dapat mengidentifikasi penyakit daun pada tanaman pangan dengan tingkat akurasi 95,24%. Selanjutnya penelitian oleh Della Adelia et al. (2025) dimana pada penelitiannya penulis menggunakan arsitektur *MobileNetV2* mendapatkan akurasi pelatihan sebesar 99,50% dan *EfficientNetB0* mendapatkan akurasi pelatihan sebesar 99,51. Disisi lain, penelitian oleh Iqbal Burhanuddin et al. (2025) menunjukkan bahwa arsitektur *EfficientNetB0* memberikan efisiensi komputasi dalam melakukan klasifikasi

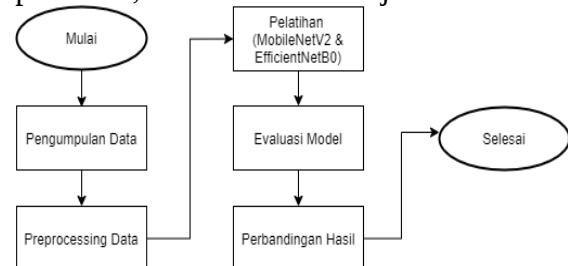
citra empat musim dengan akurasi sebesar 91,05%.

Berdasarkan hasil penelitian - penelitian tersebut, diperlukan sistem yang mampu mengklasifikasikan jenis pisang berdasarkan citra buah secara akurat. Salah satu pendekatan yang potensial untuk diterapkan adalah metode *Deep Learning* berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) (Huda & K. Putra (2023). Beberapa arsitektur CNN seperti *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0* telah terbukti mampu memiliki peforma baik dalam pengenalan citra.

Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk melakukan perbandingan kinerja dua arsitektur CNN tersebut, yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, dalam melakukan klasifikasi jenis pisang berdasarkan citra buah. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui arsitektur mana yang memberikan hasil akurasi terbaik dalam mengidentifikasi jenis pisang. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi bagi pengembangan sistem klasifikasi buah berbasis citra digital, serta dapat menjadi referensi bagi penelitian lanjutan.

METODE

Penelitian ini menggunakan pendekatan eksperimen komputasional dengan tujuan untuk membandingkan dua performa arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, dalam melakukan klasifikasi jenis pisang berdasarkan citra buah. Tahapan penelitian yang dilakukan meliputi pengumpulan dataset, pra-pemrosesan, pembangunan model, pelatihan, dan evaluasi kinerja model.



Gambar 1. Metode Penelitian

Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari *kaggle*, yang berisi citra delapan jenis pisang yaitu pisang ambon, pisang cavendish, pisang nangka, pisang barangan, dan pisang susu. Ada juga yang diambil dari *google* untuk menambah jumlah dataset, sehingga total dataset menjadi 2.248 citra. Dataset dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data pelatihan (70%), validasi (15%), dan pengujian (15%). Pembagian dataset bertujuan untuk memastikan model dapat melakukan generalisasi yang baik.

Pra-Pemrosesan Data

Tahapan ini dilakukan untuk menstandarkan citra agar sesuai dengan input yang dibutuhkan oleh arsitektur CNN. Setiap citra diubah 224 x 224 piksel, kemudian dilakukan normalisasi nilai ke rentang [0,1]. Selain itu dilakukan augmentasi data seperti *rotation*, *flip*, dan *brightness*.

Tabel 1. Teknik Augmentasi Data

No	Jenis Augmentasi	Parameter
1	Rotation	15
2	Flip Horizontal	True
3	Normalisasi	1./255
4	Resize	224 x 224
5	Brightness	0.8

Convolutional Neural Network (CNN)

CNN merupakan algoritma yang dapat secara otomatis mengekstraksi dan mempelajari fitur penting dari data citra. Proses pembelajaran citra dilakukan melalui ekstraksi fitur menggunakan kernel berukuran tertentu yang membentuk *convolutional layer* tanpa menghilangkan informasi utama dari data asli Dianto et al. (2025). Dalam proses kerjanya, CNN menggunakan kernel berukuran tertentu untuk melakukan operasi konvolusi pada citra dan menghasilkan *feature map* yang merepresentasikan pola penting dari gambar.

MobileNetV2

MobileNetV2 merupakan salah satu model *computer-based*, model ini dibangun menggunakan struktur *inverted residual*, dimana koneksi *shortcut* ditempatkan diantara lapisan *bottleneck* yang memiliki jumlah parameter sedikit, ini membuat arsitektur jaringan *neural* menjadi lebih ringan (Thio & Susilo (2025)). Dengan keunggulan efisiensi dan peformanya, model ini banyak digunakan dalam berbagai aplikasi klasifikasi dan pengenalan citra.

EfficientNet-B0

EfficientNet merupakan model yang menjadi populer karena fiturnya yang ringan, cepat, dan akurat. Model pertama yang dikembangkan dari keluarga *EfficientNet* adalah *EfficientNet-B0*, yang dirancang dengan menggabungkan *Mobile Inverted Bottleneck Convolution* (MBConv) dari *MobileNetV2* dan mekanisme *Squeeze-and-Excitation Network* (SENet) untuk meningkatkan penekanan pada fitur penting dalam citra (Handayani et al. (2024)). Selain itu, pengembangan dari model dasar ini menghasilkan seri *EfficientNet* (B1-B7) yang dioptimalkan melalui skala kedalaman, lebar, dan resolusi secara proposional, sehingga menjadikan salah satu model CNN paling efisien untuk berbagai tugas *computer vision* seperti klasifikasi, deteksi, dan segmentasi gambar.

Proses Pelatihan Model

Kedua model dilatih menggunakan *optimizer*, *learning rate*, *batch size*, dan *epoch* yang sama. Fungsi *loss* yang digunakan adalah *categorical cross-entropy* karena data bersifat multi-kelas. Selama proses pelatihan, diterapkan *early stopping* karena untuk menghentikan pelatihan secara otomatis apabila akurasi validasi tidak mengalami peningkatan selama beberapa *epoch*.

Tabel 2. Parameter Pelatihan Model

CNN		
Parameter	Nilai	Keterangan
Optimizer	Adam	Algoritma optimasi yang digunakan untuk memperbaiki bobot jaringan
Learning Rate	0.0001	Kecepatan pembelajaran dalam memperbaiki bobot setiap iterasi
Batch Size	16	Jumlah data yang diproses dalam satu iterasi pelatihan
Epoch	80	Jumlah total perulangan pelatihan terhadap seluruh dataset

Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan data pengujian. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Selain itu, hasil prediksi divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* untuk mengetahui sejauh mana model dapat mengklasifikasikan setiap jenis pisang dengan benar.

Accuracy

Akurasi merupakan ukuran yang menunjukkan tingkat ketepatan sistem dalam mendeteksi objek produk dari seluruh frame yang diproses selama tahap pendeteksian (Baehaqie et al. (2025).

Precision

Nilai ini digunakan untuk menilai sejauh mana model mampu menghasilkan prediksi yang benar pada kelas positif dari seluruh prediksi positif yang dibuat. Rumus berikut digunakan untuk menghitung nilai presisi (Luthfi Bangun Permadi & Gumilang (2024).

Recall

Recall merupakan metrik yang digunakan untuk menilai kemampuan model klasifikasi dalam mengenali seluruh data positif yang sesungguhnya (Kasim et al. (2024).

F1-Score

F1-Score merupakan kombinasi antara nilai *precision* dan *recall* yang berfungsi untuk menilai performa model klasifikasi secara menyeluruh. Metrik ini dianggap lebih informatif dibandingkan akurasi, terutama pada dataset yang tidak seimbang, karena mampu memberikan gambaran kinerja yang lebih adil (Uly et al. (2023).

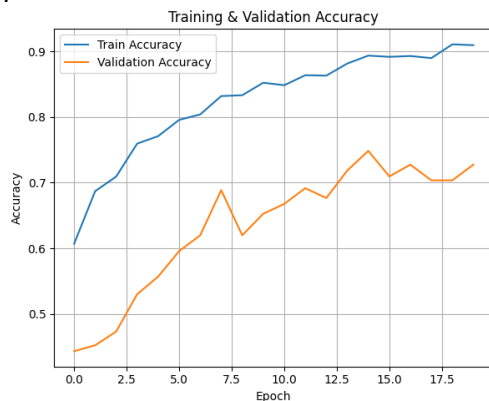
HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini disajikan hasil dari proses implementasi dan pengujian dua arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, dalam melakukan klasifikasi jenis pisang berdasarkan citra buah. Tahap ini bertujuan untuk menganalisis performa masing - masing model dalam mengenali dan membedakan jenis pisang secara akurat. Pembahasan mencakup hasil pelatihan model, evaluasi kinerja berdasarkan *classification report* yaitu presisi, *recall*, dan *f1-score*, serta interpretasi hasil yang diperoleh melalui *confusion matrix*. Dari hasil pengujian tersebut, dilakukan analisis perbandingan untuk mengetahui model mana yang memiliki performa lebih unggul dalam klasifikasi citra pisang.

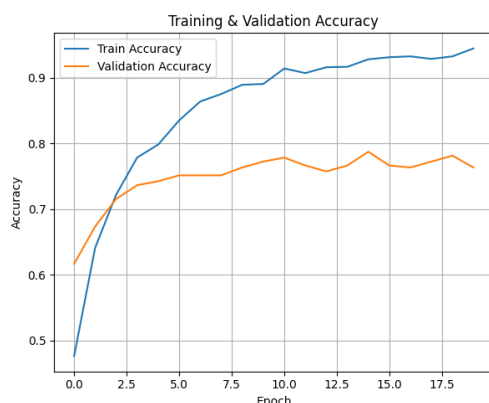
Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan dilakukan pada dataset citra pisang dengan membagi data. Dataset citra pisang pada penelitian ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu 70% untuk data latih, 15% untuk data validasi, dan 15% untuk data uji. Pembagian ini bertujuan agar model memperoleh data pelatihan yang cukup besar, sementara tetap menyisakan sebagian data untuk evaluasi kinerja dan generalisasi model. Proses pelatihan dilakukan dengan

memantau nilai accuracy dan loss pada setiap epoch. Nilai akurasi menunjukkan seberapa baik model mampu mengenali kelas citra dengan benar, sedangkan nilai loss mengukur tingkat kesalahan prediksi yang dihasilkan selama proses pembelajaran. Berikut adalah grafik akurasi dan validasi dari *MobileNetv2* dan *EfficientNetB0*.



Gambar 1. Hasil Model *MobileNetV2*



Gambar 2. Hasil Model *EfficientNetB0*

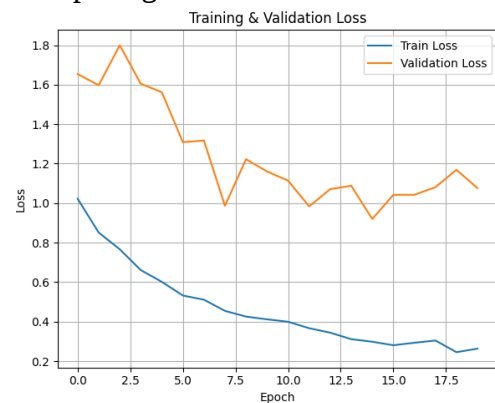
Berdasarkan Gambar 1, model *MobileNetV2* menunjukkan peningkatan akurasi pelatihan (training accuracy) yang cukup signifikan dari epoch awal hingga akhir, mencapai nilai sekitar 91% pada epoch ke 20. Namun, akurasi validasinya (*validation accuracy*) terlihat berfluktuasi di kisaran 60% - 73%, yang menunjukkan bahwa model belum sepenuhnya stabil dalam mengenali data baru, sehingga masih perlu penyesuaian parameter agar hasil validasi lebih konsisten, di mana kinerja pada data latih jauh lebih baik dibanding data validasi. Sementara itu, pada Gambar 2, model *EfficientNetB0* memperlihatkan hasil yang lebih stabil dengan akurasi

pelatihan mencapai sekitar 95% dan akurasi validasi yang relatif lebih konsisten di kisaran 75% - 82%. Hal ini menunjukkan bahwa *EfficientNetB0* mampu melakukan generalisasi lebih baik terhadap data validasi dibandingkan *MobileNetV2*.

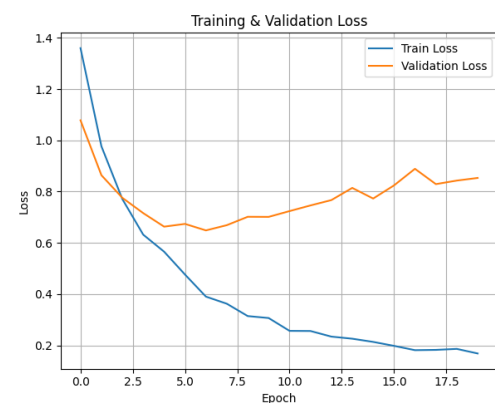
Secara keseluruhan, model *EfficientNetB0* menghasilkan performa yang lebih baik, dengan selisih antara akurasi pelatihan dan validasi yang tidak terlalu besar, sehingga lebih seimbang dan menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik terhadap data uji.

Grafik Loss dan Validasi Loss

Selain akurasi, nilai *loss* juga menjadi indikator penting untuk menilai proses pembelajaran model. Grafik *loss* dan *validation loss* untuk kedua model dapat dilihat pada gambar 3 dan 4 berikut.



Gambar 3. Loss *MobileNetV2*



Gambar 4. Loss *EfficientNetB0*

Berdasarkan Gambar 3 dan Gambar 4, dapat dilihat bahwa nilai training *loss* pada kedua model, *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, mengalami penurunan seiring bertambahnya epoch, yang menandakan bahwa model berhasil

mempelajari pola dari data latih dengan baik. Namun, pada model *MobileNetV2*, nilai validation loss cenderung tidak stabil, di mana model terlalu menyesuaikan diri pada data pelatihan dan kurang general terhadap data baru. Sementara itu, model *EfficientNetB0* menunjukkan tren loss yang lebih stabil dengan perbedaan yang tidak terlalu besar antara train loss dan validation loss, yang berarti model ini memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik serta performa yang lebih konsisten dibandingkan *MobileNetV2*.

Proses pelatihan pada kedua model menggunakan teknik *Early Stopping* untuk mencegah *overfitting*. Dengan metode ini, pelatihan akan berhenti secara otomatis ketika tidak terjadi peningkatan signifikan pada nilai validasi dalam beberapa *epoch* berturut-turut. Berdasarkan grafik akurasi dan loss, terlihat bahwa proses pelatihan berhenti mendekati epoch ke-20, saat model sudah mencapai kestabilan pada performa validasi.

Evaluasi Kinerja Model

Selain melalui grafik akurasi dan loss, performa model juga dianalisis menggunakan classification report yang menampilkan nilai precision, recall, dan F1-score untuk masing-masing kelas pisang.

	precision	recall	f1-score	support
Pisang_Ambon	0.68	0.70	0.69	71
Pisang_Barangan	0.75	0.72	0.74	72
Pisang_Cavendish	0.79	0.78	0.79	69
Pisang_Nangka	0.86	0.68	0.76	65
Pisang_Susu	0.68	0.85	0.75	65
accuracy			0.75	342
macro avg	0.75	0.75	0.75	342
weighted avg	0.75	0.75	0.75	342

**Gambar 5. Classification Report
*MobileNetV2***

	precision	recall	f1-score	support
Pisang_Ambon	0.74	0.76	0.75	71
Pisang_Barangan	0.77	0.82	0.79	72
Pisang_Cavendish	0.81	0.80	0.80	69
Pisang_Nangka	0.84	0.74	0.79	65
Pisang_Susu	0.84	0.86	0.85	65
accuracy			0.80	342
macro avg	0.80	0.80	0.80	342
weighted avg	0.80	0.80	0.80	342

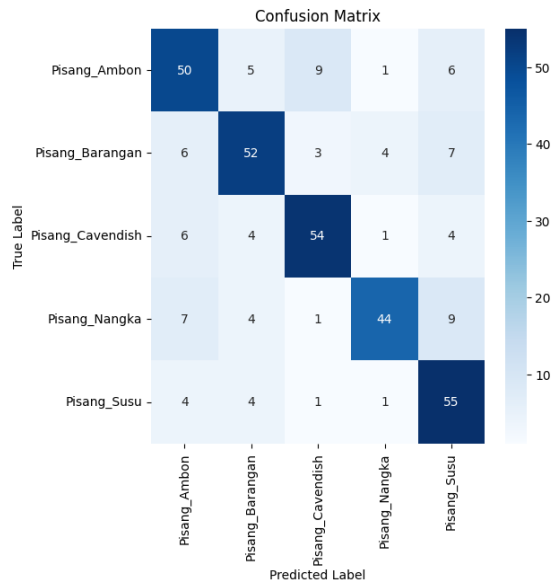
**Gambar 6. Classification Report
*EfficientNetB0***

Pada Gambar 5, model *MobileNetV2* memperoleh akurasi keseluruhan sebesar 0.75 atau 75%, dengan nilai *macro average* dan *weighted average* yang sama, yaitu 0.75. Kelas dengan nilai presisi tertinggi adalah Pisang Nangka (0.86), sedangkan kelas Pisang Ambon dan Pisang Susu menunjukkan nilai presisi terendah (0.68). Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan beberapa jenis pisang yang memiliki kemiripan visual. Meskipun demikian, nilai *recall* yang cukup tinggi pada kelas Pisang Susu (0.85) menandakan model masih mampu mengenali sebagian besar citra kelas tersebut dengan baik.

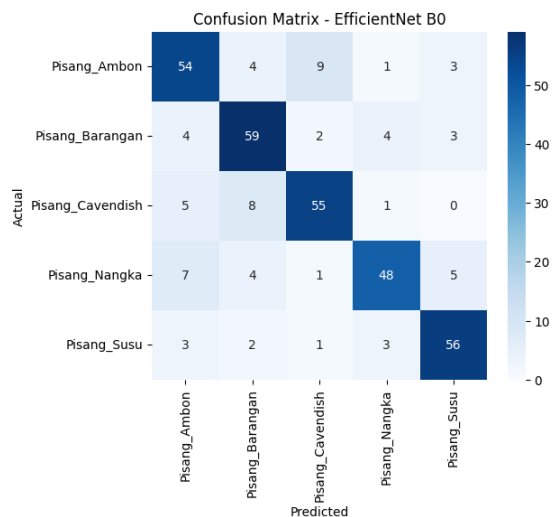
Sementara itu, Gambar 6 menunjukkan hasil dari model *EfficientNetB0*, yang mengalami peningkatan akurasi menjadi 0.80 atau 80%, dengan nilai *macro average* dan *weighted average* sebesar 0.80. Kelas Pisang Susu memiliki performa terbaik dengan nilai presisi 0.84 dan *recall* 0.86, diikuti oleh Pisang Cavendish dengan *F1-score* tertinggi sebesar 0.82. Hasil ini menunjukkan bahwa *EfficientNetB0* mampu mengenali dan mengklasifikasikan setiap jenis pisang dengan tingkat ketepatan yang lebih tinggi dibandingkan *MobileNetV2*.

Confusion Matrix

Setelah dilakukan evaluasi menggunakan metrik *classification report*, analisis dilanjutkan dengan visualisasi hasil prediksi melalui *confusion matrix*. Bagian ini bertujuan untuk melihat sejauh mana model *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0* mampu mengklasifikasikan setiap jenis pisang dengan benar. *Confusion matrix* menampilkan distribusi prediksi benar dan salah pada masing-masing kelas, sehingga dapat memberikan gambaran yang lebih detail mengenai performa model dalam mengenali pola citra setiap jenis pisang.



Gambar 7. Confusion Matrix MobileNetV2



Gambar 8. Confusion Matrix EfficientNetB0

Berdasarkan Gambar 7, model *MobileNetV2* mampu mengenali sebagian besar kelas dengan cukup baik. Terlihat bahwa kelas Pisang *Cavendish* dan Pisang *Susu* memiliki jumlah prediksi benar yang tinggi, masing - masing sebesar 54 dan 55 data yang terklasifikasi dengan benar. Namun, masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi pada kelas lain, seperti Pisang *Nangka* yang beberapa kali salah diprediksi sebagai Pisang *Ambon* atau Pisang *Barangan*. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun *MobileNetV2* memiliki performa yang cukup baik, model ini masih mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik visual antar beberapa jenis

pisang yang memiliki kemiripan warna dan bentuk.

Sementara itu, pada Gambar 8, model *EfficientNetB0* menunjukkan hasil yang lebih baik dibandingkan *MobileNetV2*. Setiap kelas memiliki jumlah prediksi benar yang lebih tinggi, seperti Pisang *Ambon* sebanyak 54 data benar, Pisang *Barangan* sebanyak 59 data benar, dan Pisang *Nangka* sebanyak 48 data benar. Distribusi kesalahan klasifikasi juga terlihat lebih kecil dan lebih merata, menandakan bahwa model *EfficientNetB0* mampu melakukan generalisasi yang lebih baik terhadap data uji.

Analisis Perbandingan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan terhadap dua arsitektur model *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, diperoleh hasil perbandingan performa seperti yang ditunjukkan pada *classification report* dan *confusion matrix*.

Model *MobileNetV2* menghasilkan nilai akurasi sebesar 75%, dengan nilai *macro average precision*, *recall*, dan *f1-score* masing - masing sebesar 0.75, 0.75, dan 0.75. Sedangkan model *EfficientNetB0* menunjukkan peningkatan performa dengan akurasi sebesar 80%, serta *macro average precision*, *recall*, dan *f1-score* yang masing-masing mencapai 0.80, 0.80, dan 0.80.

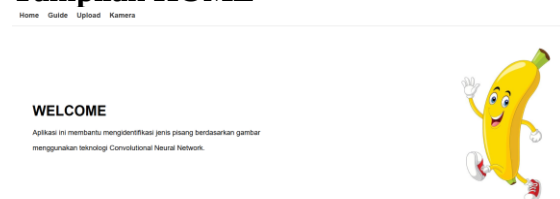
Dari *confusion matrix* yang ditunjukkan pada Gambar 7 dan Gambar 8, terlihat bahwa *EfficientNetB0* menghasilkan jumlah prediksi benar yang lebih tinggi pada hampir semua kelas dibandingkan dengan *MobileNetV2*. Misalnya, pada kelas Pisang *Ambon* dan Pisang *Nangka*, model *EfficientNetB0* mampu mengenali lebih banyak citra dengan benar dibandingkan *MobileNetV2*. Selain itu, kesalahan klasifikasi antar kelas juga berkurang, yang menunjukkan bahwa model dapat membedakan karakteristik visual antar jenis pisang dengan lebih baik.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa *EfficientNetB0* memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan dengan *MobileNetV2* dalam melakukan klasifikasi citra jenis pisang. Peningkatan nilai akurasi dan metrik evaluasi lainnya menunjukkan bahwa *EfficientNetB0* lebih efektif dalam mengekstraksi fitur dan mengenali pola pada dataset yang digunakan. Oleh karena itu, model ini dapat dianggap sebagai arsitektur yang lebih optimal untuk sistem klasifikasi jenis pisang berdasarkan citra buah.

Implementasi WEB

Setelah melalui proses pelatihan dan pengujian terhadap dua model *Convolutional Neural Network* (CNN), yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, tahap selanjutnya adalah mengimplementasikan model tersebut ke dalam bentuk aplikasi web. Tujuan dari implementasi ini adalah untuk mempermudah pengguna dalam melakukan klasifikasi jenis pisang secara praktis tanpa perlu menjalankan kode program secara langsung. Dengan adanya aplikasi web ini, pengguna cukup mengunggah citra pisang melalui antarmuka yang sederhana, dan sistem akan secara otomatis menampilkan hasil klasifikasi berdasarkan model CNN yang telah dilatih.

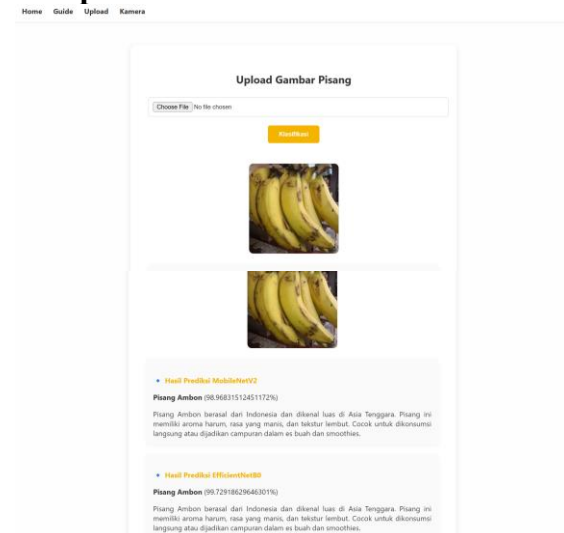
Tampilan HOME



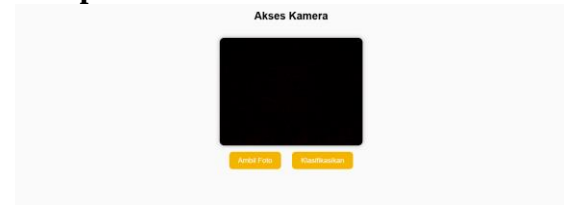
Tampilan GUIDE



Tampilan UPLOAD



Tampilan KAMERA



SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa implementasi dari arsitektur metode *Convolutional Neural Network* (CNN) berhasil digunakan untuk melakukan klasifikasi lima jenis pisang berdasarkan citra buah, yaitu Pisang Cavendish, Pisang Ambon, Pisang Barangan, Pisang Susu, dan Pisang Nangka. Penelitian ini membandingkan dua arsitektur CNN, yaitu *MobileNetV2* dan *EfficientNetB0*, untuk mengetahui model dengan performa terbaik dalam mengenali citra pisang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa *EfficientNetB0* memberikan performa yang lebih baik dengan akurasi sebesar 80%, sedangkan *MobileNetV2* memperoleh akurasi 75%. Kedua model dilatih menggunakan pembagian data sebesar 70% untuk data latih, 15% untuk validasi, dan 15% untuk pengujian, serta menerapkan teknik *Early Stopping* untuk mencegah overfitting. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*, kedua model mampu mengenali sebagian besar

citra dengan baik, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa kelas pisang yang memiliki kemiripan visual. Secara keseluruhan, *EfficientNetB0* terbukti lebih unggul dalam hal akurasi dan kestabilan pelatihan, sehingga dapat dijadikan model dasar untuk pengembangan sistem klasifikasi jenis pisang berbasis citra di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- Badan Pusat Statistik. (2023). *Produksi Tanaman Buah-buahan, 2023*. Bps.Go.Id.
- Baehaqie, L., Swanjaya, D., & Putra Pamungkas, D. (2025). Perbandingan Akurasi Arsitektur MobileNet dan EfficientNet dalam Mendeteksi Produk Kemasan. *Prosiding SEMNAS INOTEK (Seminar Nasional Inovasi Teknologi)*, 9, 1452–1460.
- Choirunisa, T. A. A., Karlita, N., & Asmara, T. (2022). Deteksi Ras Kucing Menggunakan Compound Model Scaling Convolutional Neural Network. *Technomedia Journal*, 6(2), 236–251.
- Della Adelia, Zahratul Fitri, & Cut Agusniar. (2025). DETEKSI DAUN HERBAL DAN BERACUN MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK UNTUK KLASIFIKASI TANAMAN HERBAL DAN BERACUN. *Rabit : Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 10(2), 204–216. <https://doi.org/10.36341/rabit.v10i2.6025>
- Dianto, A. R., Fetty Tri Anggraeny, & Hendra Maulana. (2025). ANALISIS EFEKTIFITAS ALGORITMA MOBILENETV3-LARGE DAN EFFICIENTNET-B0 UNTUK KLASIFIKASI CITRA PENYAKIT DAUN JERUK. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 13(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3.6956>
- Gampur, G., Wayan Ordiyasa, I., Kom, S., Hasta Mulyani, S., & Kom, M. (2023). *KLASIFIKASI JENIS PISANG MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*. <https://www.kaggle.com/alviansyz/tenorflow-jenis->
- Handayani, N. M. K. K., Hidayat, E. Y., Naufal, M., & Putra, P. L. W. E. (2024). Pengenalan Ekspresi Wajah Menggunakan Transfer Learning MobileNetV2 dan EfficientNet-B0 dalam Memprediksi Perkelahian. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 8(1), 106. <https://doi.org/10.30865/mib.v8i1.7048>
- Huda, F., & K. Putra, M. P. (2023). Klasifikasi Jenis Buah Pisang Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Journal of Artificial Intelligence and Technology Information (JAITI)*, 1, 100–105.
- Iqbal Burhanuddin, M., Syaifullah, A., Adeka Putra Jaya, S., & Gabriel Somoal, M. (2025). Analisis Komparatif Model MobilenetV1 Dan EfficientnetB0 Dalam Klasifikasi Citra Empat Musim Menggunakan Transfer Learning. *Jurnal Teknik Informatika*, 5(2), 508–521.
- Kasim, N., Bayanudin Fadilah, M., Al Hidayat, W., & Adi Saputra, R. (2024). Klasifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN). *Jurnal Tekno Kompak*, 19(1), 64–78.
- Luthfi Bangun Permadi, M., & Gumilang, R. (2024). PENERAPAN ALGORITMA CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) UNTUK DETEKSI DAN KLASIFIKASI TARGET MILITER BERDASARKAN CITRA SATELIT. *Jurnal Sosial Dan Teknologi (SOSTECH)*, 4(2), 134–143.

- Sahro Winanto, T., Rozikin, C., & Jamaludin, A. (2023). Analisa Performa Arsitektur Transfer Learning Untuk Mengidentifikasi Penyakit Daun Pada Tanaman Pangan. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 7(1), 74–87.
<http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Thio, S. E., & Susilo, J. (2025). Identifikasi Pemilahan Sampah Berbasis Algoritma Transfer Learning CNN Menggunakan MobileNetV2 dan EfficientNetB0. *Bit-Tech*, 8(1), 25–32.
<https://doi.org/10.32877/bt.v8i1.1900>
- Uly, N., Hendry, H., & Iriani, A. (2023). CNN-RNN Hybrid Model for Diagnosis of COVID-19 on X-Ray Imagery. *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 14(1), 57–67.
<https://doi.org/10.31849/digitalzone.v14i1.13668>