

ANALISIS PERFORMA EFFICIENTNET-B0 PADA KLASIFIKASI VARIETAS BUAH TROPIS BERDASARKAN FITUR MORFOLOGI CITRA

Muhammad Railhan, Ledy Elsera Astrianty

Informatika, Universitas Teknologi Yogyakarta

Jl. Siliwangi, Jombor Lor, Sendangadi, Mlati, Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta

mhdihan05@gmail.com

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis performa model *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 dalam klasifikasi citra buah tropis berdasarkan karakteristik morfologi. Permasalahan dalam penelitian ini adalah proses identifikasi buah yang masih dilakukan secara manual sehingga kurang efisien dan rentan terhadap kesalahan. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan pendekatan berbasis *deep learning* dengan memanfaatkan metode CNN untuk mengekstraksi fitur visual citra secara otomatis, seperti warna, bentuk, dan tekstur buah. Dataset citra buah diperoleh dari sumber *open access* dan melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *resizing*, normalisasi, dan augmentasi data guna meningkatkan kualitas pelatihan model. Selain itu, penelitian ini menerapkan pendekatan *hierarchical classification* untuk meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara bertahap. Proses evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model EfficientNet-B0 mampu mencapai akurasi tertinggi sebesar 99,69% pada skenario dataset terbesar dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Berdasarkan hasil tersebut, model yang dikembangkan terbukti mampu meningkatkan efisiensi dan konsistensi dalam proses klasifikasi buah, sehingga berpotensi untuk diterapkan pada bidang pertanian dan industri pangan.

Kata Kunci : Klasifikasi, Buah Tropis, CNN, EfficientNet-B0, Morfologi Citra

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi computer vision dan deep learning telah memberikan kontribusi yang signifikan dalam berbagai bidang, khususnya pada sektor pertanian dan industri pangan. Salah satu implementasinya adalah klasifikasi citra buah secara otomatis untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam proses identifikasi jenis buah [1], [2], [3].

Proses identifikasi buah yang masih dilakukan secara manual oleh manusia cenderung bersifat subjektif, kurang konsisten, serta rentan terhadap kesalahan akibat perbedaan pengamatan dan keterbatasan manusia dalam mengenali karakteristik visual buah. Oleh karena itu, diperlukan suatu sistem cerdas yang mampu melakukan proses klasifikasi secara otomatis, cepat, dan akurat guna meningkatkan efisiensi dalam proses identifikasi buah.

Metode Convolutional Neural Network (CNN) [4], [5] merupakan salah satu pendekatan deep learning yang banyak digunakan dalam pengolahan citra digital karena mampu mengekstraksi fitur visual secara otomatis, seperti warna, bentuk, dan tekstur objek. Berbagai penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa arsitektur CNN seperti VGG, ResNet, dan MobileNet mampu memberikan performa yang baik dalam klasifikasi citra buah [3], [5], [6].

Meskipun demikian, beberapa penelitian masih menghadapi kendala pada proses klasifikasi multi-kelas dengan karakteristik visual yang mirip, sehingga menyebabkan penurunan performa model pada dataset yang kompleks. Selain itu, beberapa arsitektur CNN konvensional masih memiliki keterbatasan dalam

menyeimbangkan tingkat akurasi dan efisiensi komputasi [4].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini mengusulkan penggunaan arsitektur EfficientNet-B0 untuk melakukan klasifikasi citra buah tropis berdasarkan morfologi citra. EfficientNet-B0 dipilih karena memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang baik dengan kompleksitas komputasi yang lebih efisien dibandingkan arsitektur CNN konvensional [7].

Selain itu, penelitian ini juga menerapkan pendekatan *hierarchical classification* [8] untuk meningkatkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi secara bertahap sehingga model dapat lebih fokus dalam mengenali karakteristik setiap kelas buah. Tahapan penelitian meliputi proses pengumpulan dataset, *preprocessing* citra, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Dengan pendekatan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan performa klasifikasi citra buah serta menghasilkan sistem klasifikasi yang lebih akurat, efisien, dan konsisten untuk mendukung implementasi teknologi pada bidang pertanian dan industri pangan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai klasifikasi citra berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) telah banyak dilakukan pada berbagai objek di bidang pertanian dan pangan. Metode CNN banyak digunakan karena memiliki kemampuan dalam mengekstraksi fitur visual secara otomatis, seperti warna, bentuk, dan tekstur citra. Berbagai arsitektur *deep learning* seperti

VGG16, MobileNetV2, InceptionV3, dan EfficientNet [3], [4], [9], [10] telah diterapkan untuk meningkatkan performa klasifikasi citra pada berbagai jenis tanaman, buah, maupun sayuran. Ringkasan beberapa penelitian terdahulu yang relevan dengan penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Penelitian terdahulu

Peneliti	Metode	Akurasi	Kekurangan
Hidayat et.al	CNN-VGG16	90,67%	Dataset terbatas
Fadhilatuz et.al	EfficientNet-B0	98,78%	Fokus pada penyakit jeruk
Septian et.al	CNN + K-Fold	99,13%	Belum menggunakan EfficientNet
Benny Karnadi et.al	MobileNetV2 & InceptionV3	97%	Dataset kecil
Anna Satyana et.al	Hierarchical Clustering	-	Belum memakai CNN

Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tersebut, dapat diketahui bahwa metode CNN dan berbagai arsitektur *deep learning* modern memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi citra digital pada bidang pertanian [5], [11].

Namun, beberapa penelitian sebelumnya masih memiliki keterbatasan pada klasifikasi multi-kelas dengan karakteristik visual yang mirip, penggunaan dataset yang terbatas, serta belum banyak yang menggabungkan arsitektur EfficientNet-B0 [7] dengan pendekatan *hierarchical classification* [8].

Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan penggunaan EfficientNet-B0 dengan pendekatan *hierarchical classification* untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali varietas buah tropis berdasarkan morfologi citra secara lebih akurat dan efisien [7], [8].

2.2. Klasifikasi Citra Buah

Klasifikasi gambar buah adalah aplikasi *computer vision* yang bertujuan untuk mengidentifikasi jenis buah melalui karakteristik visual seperti warna, bentuk dan tekstur. Teknologi ini banyak digunakan di seluruh bisnis makanan dan industri pertanian untuk klasifikasi buah yang lebih akurat dan konsisten [1], [3], [12].

Penelitian telah menunjukkan bahwa sistem berbasis gambar digital lebih cepat dan lebih akurat daripada pendekatan manual. Ini termasuk masalah iluminasi, kesamaan kelas dan keragaman bentuk dan tekstur yang tersedia dalam buah-buahan [2], [11], [13]. Karena hal ini terjadi, metode yang mampu mengekstrak informasi visual dengan cara yang efisien akan membantu meningkatkan kinerja klasifikasi.

2.3. Digital Image Processing

Pengolahan citra digital (*digital image processing*) pada penelitian ini merupakan tahapan

krusial yang dilakukan untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data sebelum digunakan dalam proses pelatihan model *Convolutional Neural Network* [4], [5], [9].

Citra yang diperoleh dari berbagai sumber seperti Kaggle dan Roboflow yang menawarkan karakteristik beragam, baik dari segi resolusi, pencahayaan, orientasi, maupun latar belakang, sehingga diperlukan proses penyesuaian agar data menjadi lebih homogen. Tahap awal yang dilakukan adalah *resizing* citra menjadi ukuran 224×224 piksel sesuai dengan kebutuhan input arsitektur EfficientNet-B0, diikuti dengan proses normalisasi nilai piksel ke dalam rentang 0 hingga 1 untuk meningkatkan stabilitas dan efisiensi komputasi selama pelatihan. Selanjutnya, diterapkan teknik augmentasi data yang meliputi rotasi, *horizontal flipping*, *zooming*, dan *shifting* guna memperkaya variasi citra serta meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap kondisi nyata yang beragam. Proses-proses tersebut tidak hanya berfungsi untuk mengurangi risiko *overfitting*, tetapi juga mendukung model dalam mengekstraksi fitur morfologi secara lebih optimal, seperti warna, bentuk, dan tekstur objek buah [1], [2].

Dengan demikian, penerapan *digital image processing* dalam penelitian ini memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan performa model dalam melakukan klasifikasi citra buah secara akurat dan konsisten.

2.4. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah pendekatan pembelajaran mendalam yang dirancang untuk bekerja dengan data gambar. Untuk mendeteksi pola visual hierarkis oleh CNN, ia menggunakan sekumpulan lapisan dasar yang melaluinya data diekstraksi sendiri seperti lapisan konvolusi, fungsi aktivasi, lapisan penyatuan, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya. Karena kekuatan CNN yang mengotomatiskan proses ekstraksi fitur ini, di mana pemrosesan sekali manusia diperlukan dalam pendekatan tradisional dilakukan dengan baik untuk

Klasifikasi gambar. Arsitektur CNN yang berbeda, yaitu VGG, ResNet, dan MobileNet [3], [6], [10] telah banyak digunakan untuk penelitian klasifikasi buah. Namun demikian, beberapa model ini tidak bagus dalam hal efisiensi komputasi & bagaimana mereka memodelkan informasi yang kompleks sehingga diperlukan teknik yang lebih andal.

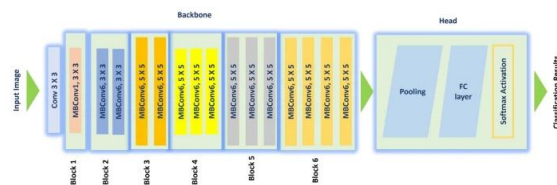
2.5. EfficientNet-B0 dan Hierarchical Classification

EfficientNet, salah satu arsitektur model CNN yang lebih modern mencapai keseimbangan yang baik antara akurasi dan efisiensi komputasi menggunakan metode penskalaan gabungan yang secara proporsional menskalakan lebar, kedalaman & resolusi jaringan. Model EfficientNet-B0 adalah model dasar dengan akurasi tinggi dan kompleksitas

rendah di antara berbagai desain *Convolutional Neural Network* (CNN) [14].

EfficientNet-B0 telah dilaporkan mencapai kinerja yang lebih baik dalam klasifikasi citra dibandingkan model konvensional [4], [5], [15].

Selain itu, strategi *hierarchical classification* [8] digunakan untuk meningkatkan keakuratan pendekatan klasifikasi dengan melakukannya secara bertahap. Hal ini memungkinkannya mencurahkan lebih banyak proporsi perhatiannya pada pembelajaran untuk fitur-fitur tertentu di kelas tertentu. Penelitian ini bertujuan bahwa menggabungkan *hierarchical classification* [8] dengan EfficientNet-B0 akan meningkatkan kinerja seluruh model lebih jauh dan mengatasi masalah klasifikasi multi-kelas yang sulit.

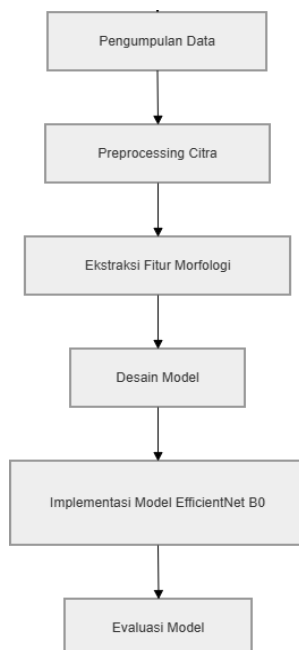


Gambar 1. Ilustrasi arsitektur EfficientNet-B0

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan teknik CNN untuk mengklasifikasikan gambar buah dengan menerapkan metode *deep learning* [1], [12].

Proses penelitian terdiri dari enam langkah: pengumpulan data, *preprocessing* citra, ekstraksi fitur morfologi, desain model, implementasi efficiennet-b0 dan evaluasi. Teknik alur penelitian yang digunakan dijelaskan pada Gambar 1.



Gambar 2. Diagram alur penelitian

Seperti yang diilustrasikan oleh langkah-langkah yang diuraikan pada Gambar 2, pengumpulan data (dijelaskan secara spesifik untuk gambar buah)

mewakili salah satu dari berbagai tahapan dasar dalam jalur penyelidikan ilmiah ini. Penelitian ini mengumpulkan data, data tersebut dibagi menjadi dua kumpulan data (*train* dan *test*). Selain itu, sebelum data ditayangkan untuk melatih model, data tersebut menjalani fase pra-pemrosesan yang meningkatkan kualitasnya secara keseluruhan. Setelah ini, model EfficientNet-B0 berbasis CNN diterapkan dan ekstraksi fitur dilakukan [14].

Setelah itu, pelatihan model kemudian validasi dan evaluasi untuk memeriksa seberapa baik model melatih serta memprediksi label.

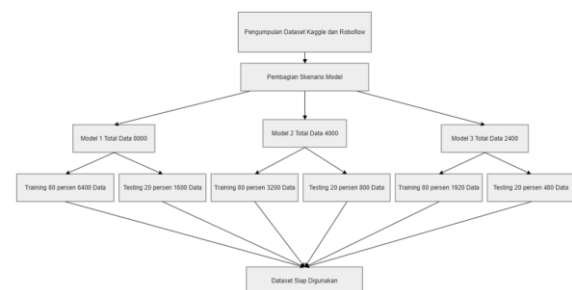
3.1. Pengumpulan Data

Gambar beberapa kelas buah tropis dikumpulkan melalui open access seperti Kaggle dan Roboflow. Dataset ini kemudian dibagi menjadi 3 skenario model yaitu: Model 1 yang terdapat (8000), Model 2 memiliki (4000) dan Model 3 (2400). Tiga skenario pengujian yang disusun dengan menggunakan pembagian dataset. Setelah itu dataset ini dibagi menjadi pelatihan dan uji ditetapkan dengan salah satu dari 80:20. Tahap ini bertujuan untuk melatih model serta menguji kemampuan generalisasi terhadap data uji. Distribusi dataset yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 2. Distribusi dan pembagian dataset

Model	Total Data	Train (80%)	Test (20%)
Model 1	8000	6400	1600
Model 2	4000	3200	800
Model 3	2400	1920	480

Berdasarkan Tabel 2, Model 1 menggunakan dataset terbesar, yaitu 8000 data, sedangkan Model 2 dan Model 3 masing-masing menggunakan 4000 dan 2400 data. Setiap dataset dibagi dengan rasio 80:20 untuk data pelatihan dan pengujian.



Gambar 3. Skema dataset

Hubungan antara ketiga model ini terletak pada tujuan analisis pengaruh jumlah dataset terhadap performa model dalam proses klasifikasi citra buah. Model 1 digunakan sebagai acuan utama karena memiliki jumlah data terbesar sehingga diharapkan menghasilkan performa yang paling optimal. Model 2 digunakan untuk menganalisis dampak pengurangan jumlah data terhadap kemampuan model dalam

mengenali pola, terutama pada klasifikasi yang lebih kompleks.

Sementara itu, Model 3 digunakan untuk menguji efektivitas pendekatan klasifikasi bertingkat *hierarchical classification* [8], di mana meskipun jumlah data lebih sedikit, model tetap dapat mencapai performa tinggi karena proses klasifikasi dilakukan secara bertahap. Dengan demikian, ketiga model tersebut saling berkaitan dalam menunjukkan bahwa jumlah dataset dan strategi klasifikasi memiliki pengaruh signifikan terhadap akurasi dan kemampuan generalisasi model.

3.2. Preprocessing Citra

Preprocessing Citra ini berarti sebelum data dapat digunakan untuk melatih model, data tersebut harus melalui langkah pra-pemrosesan yang memastikan kualitas. Prosesnya meliputi penskalaan gambar, normalisasi nilai piksel, dan augmentasi data (*rotation*, *flipping*, serta *zoom*). Pendekatan ini bertujuan untuk mengurangi risiko *overfitting* dengan memperkenalkan variasi data, sehingga meningkatkan efisiensi pembelajaran model [14].



Gambar 4. Sampel citra

Pada gambar 4 Sampel Gambar Dataset, dataset terutama mencakup dua jenis gambar Buah dan Bukan_Buah di klasifikasi ini bervariasi secara luas dalam warna, bentuk, dan tekstur semangka, pisang, stroberi, melon. Terpisah masalah dengan non-buah kelas adalah bahwa hal itu dapat mengandung rentang yang sangat luas secara visual hal-hal yang berbeda. Varians ini membuat klasifikasi langkah sulit, oleh karena itu mengapa ada langkah *preprocessing* termasuk untuk meningkatkan kualitas data sebelum menggunakannya dalam model pelatihan.

3.3. Ekstraksi Fitur Morfologi

Tugas ini dilakukan oleh model CNN yang mempelajari fitur morfologi secara otomatis. Sifat visual dari gambar buah misalnya warna, bentuk, tekstur yang diambil sebagai fitur pendekatan seperti itu menghilangkan kebutuhan akan ekstraksi fitur manusia, karena model dapat mempelajari fitur multi-level secara langsung [2].

3.4. Desain Model

Penelitian ini menggunakan arsitektur CNN EfficientNet-B0 sebagai modelnya. Kemampuan untuk mencapai kompromi yang optimal antara kedalaman, keluasan, dan resolusi jaringan dipilih sebagai desain berbobot yang memberikan pertukaran ini dalam aksi kombinatorial [14]. Model ini dimaksudkan untuk mengklasifikasikan gambar buah pada langkah sebelumnya menggunakan atribut visual yang diunduh ini.

3.5. Implementasi Model EfficientNet-B0

Implementasi model berarti melatih jaringan dengan parameter seperti kecepatan pembelajaran, ukuran *batch*, dan zaman yang diberikan. Model ini dilatih untuk mencapai kondisi optimal tanpa *overfitting* melalui teknik penghentian awal. Selain itu, teknik augmentasi data digunakan pada pelatihan untuk meningkatkan generalisasi model.

3.6. Evaluasi Model

Untuk mengukur kinerja model, Penelitian ini menggunakan *F1-score*, *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Kasus penggunaan lain untuk matriks kebingungan adalah untuk membantu memahami positif yang sebenarnya (prediksi yang benar), negatif palsu, dan positif palsu di semua kelas [10].

Ukuran model atau satu-satunya nilai yang menunjukkan seberapa baik model untuk mengklasifikasikan data adalah *accuracy value (Measure)* dan *recall (Measure)*, sedangkan dalam hal kemampuan pengenalan kelas tertentu, model tersebut memiliki presisi sebagai ukurannya untuk kelas tersebut. *F1-score* adalah keseimbangan antara daya ingat dan *accuracy*.

Nilai *accuracy* dihitung menggunakan Persamaan:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

Nilai *precision* dan *recall* masing-masing dihitung menggunakan Persamaan:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Sedangkan nilai *F1-score* dihitung menggunakan Persamaan:

$$F1 - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini kita akan melihat hasil *Convolutional Neural Network* (CNN) saat diuji pada model klasifikasi citra buah menggunakan arsitektur yang disebut EfficientNet-B0. Penelitian ini melakukan pengujian dengan tiga skenario model pada ukuran kumpulan data yang berbeda untuk menjelaskan bagaimana kuantitas data memengaruhi kinerja model. Untuk evaluasi, saya menggunakan

metrik berikut: *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Ini membantu menyusun gambaran tentang bagaimana kinerja model di seluruh papan.

4.1. Hasil Pengujian Model

Tiga model yang diuji adalah: model 1, titik data maksimum = 8.000; model 2, titik data maksimum = 4.000; dan model 3, titik data maksimum = 2.400. Hasil pengujian menunjukkan akurasi 91,25% untuk Model 2, 99,58% untuk Model 3, dan 99,69% untuk Model 1. Berdasarkan hasil tersebut, jumlah kumpulan data dan kompleksitas klasifikasi mempengaruhi kinerja model.

4.2. Hasil Classification Report

Selain menggunakan nilai *accuracy*, evaluasi model juga dilakukan menggunakan *classification report* yang mencakup metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk setiap kelas.

	precision	recall	f1-score	support
buah	0.999	0.995	0.997	800.0
bukan_buah	0.995	0.999	0.997	800.0
accuracy	0.997	0.997	0.997	0.997
macro avg	0.997	0.997	0.997	1600.0
weighted avg	0.997	0.997	0.997	1600.0

Gambar 5. Classification report model 1

Berdasarkan Gambar 5, Model 1 menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan nilai *accuracy* sebesar 0,997. Nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada kedua kelas berada di atas 0,99, yang menunjukkan bahwa model mampu membedakan objek buah dan bukan buah dengan sangat akurat.

	precision	recall	f1-score	support
buah_lain	0.966	0.71	0.818	200.0
melon	0.898	0.965	0.93	200.0
pepaya	0.948	1.0	0.973	200.0
pisang	0.859	0.975	0.913	200.0
accuracy	0.912	0.912	0.912	0.912
macro avg	0.918	0.912	0.909	800.0
weighted avg	0.918	0.912	0.909	800.0

Gambar 6. Classification report model 2

Anda melihat penurunan kinerja dari Model 1 ke Model 2, dengan nilai *accuracy* 0,912. Ingat untuk kelas pepaya adalah 1.0, yang lebih tinggi dari kelas buah lainnya. Model tidak dapat mengklasifikasikan kelas dengan variasi visual yang lebih besar seperti yang terlihat.

	precision	recall	f1-score	support
melon_inthanon	0.976	1.0	0.988	40.0
melon_golden_kinanti	1.0	0.975	0.987	40.0
melon_honey_globe	1.0	1.0	1.0	40.0
melon_rangipio	1.0	1.0	1.0	40.0
pepaya_bangkok	1.0	1.0	1.0	40.0
pepaya_california	1.0	1.0	1.0	40.0
pepaya_hawaii	1.0	1.0	1.0	40.0
pepaya_red_lady	1.0	1.0	1.0	40.0
pisang_cavendish	0.976	1.0	0.988	40.0
pisang_kepok	1.0	1.0	1.0	40.0
pisang_raja	1.0	0.975	0.987	40.0
pisang_susu	1.0	1.0	1.0	40.0
accuracy	0.996	0.996	0.996	0.996
macro avg	0.996	0.996	0.996	480.0
weighted avg	0.996	0.996	0.996	480.0

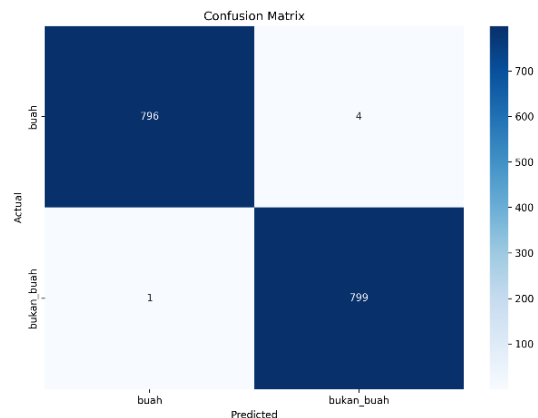
Gambar 7. Classification report model 3

Pada Model 3, nilai *accuracy* kembali meningkat menjadi 0,996. Hampir seluruh kelas memiliki nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* mendekati 1,0, yang

menunjukkan bahwa model mampu mengenali berbagai jenis buah dengan sangat baik.

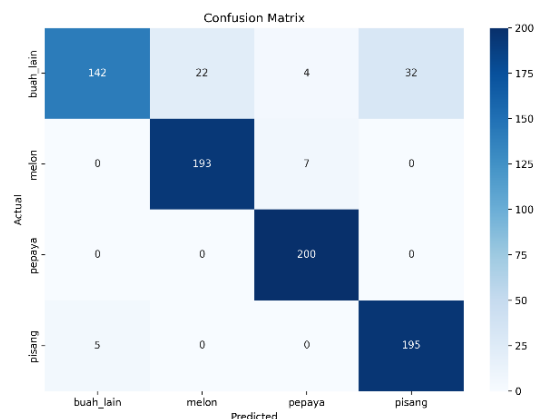
4.3. Hasil Confusion Matrix

Selain menggunakan *classification report*, evaluasi model juga dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kelas.

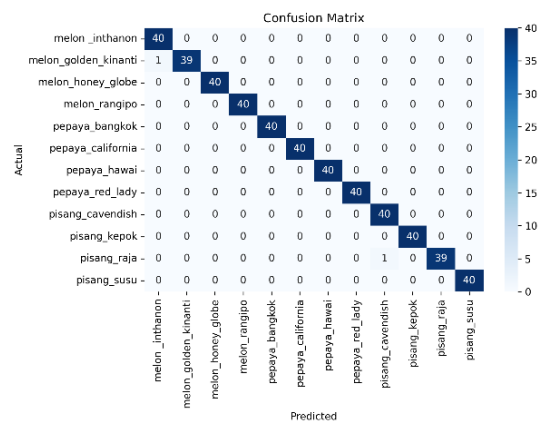


Gambar 8. Confusion matrix model 1

Model ini kuat dalam mengklasifikasikan kelas seperti yang dijelaskan oleh sebagian besar data yang jatuh pada diagonal utama pada gambar 8. Sejumlah besar data ini diberi label yang salah, jadi jarang terjadi kesalahan klasifikasi.



Gambar 9. Confusion matrix model 2



Gambar 10. Confusion matrix model 3

Beberapa kesalahan klasifikasi diilustrasikan pada Gambar 9, terutama dalam klasifikasi buah tetangganya, seperti pisang dan melon. Data ini menunjukkan bahwa kelas dengan fitur yang agak ambigu lebih sulit untuk diklasifikasikan menggunakan model.

Berdasarkan Gambar 10, sebagian besar prediksi berada pada diagonal utama dengan kesalahan yang sangat sedikit. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam membedakan berbagai jenis buah secara detail.

4.4. Implementasi Sistem

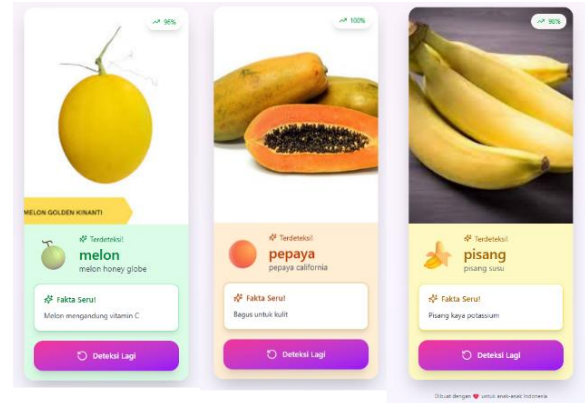
Tampilan halaman deteksi buah pada aplikasi yang dikembangkan. Halaman ini merupakan bagian utama dari sistem yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi citra buah menggunakan model EfficientNet-B0. Pada bagian atas terdapat judul “Deteksi Buah” yang disertai ikon visual untuk memperjelas fungsi halaman. Di bawahnya terdapat area tampilan kamera atau preview gambar yang dilengkapi dengan kotak deteksi sebagai panduan pengguna dalam memposisikan objek buah agar berada pada area yang tepat.



Gambar 11. Tampilan ambil gambar dan upload

Kotak deteksi tersebut berfungsi sebagai panduan visual agar objek yang akan diklasifikasikan berada pada fokus utama sistem, sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi. Selain itu, terdapat teks instruksi “Arahkan buah ke dalam kotak” yang membantu pengguna memahami cara penggunaan aplikasi dengan mudah. Pada bagian bawah tersedia dua tombol utama, yaitu “Ambil Gambar” untuk mengambil foto secara langsung menggunakan

kamera, serta “Upload Gambar” untuk memilih gambar dari galeri perangkat. Desain antarmuka dibuat sederhana, intuitif, dan responsif sehingga memudahkan pengguna dalam melakukan proses deteksi tanpa memerlukan pemahaman teknis yang mendalam.



Gambar 12. Tampilan hasil deteksi

Gambar di atas menunjukkan tampilan halaman hasil deteksi buah yang dihasilkan oleh sistem setelah pengguna melakukan proses pengambilan atau pengunggahan citra. Halaman ini menampilkan hasil klasifikasi berdasarkan model EfficientNet-B0 yang telah dilatih sebelumnya. Pada bagian atas ditampilkan gambar buah yang dianalisis, disertai dengan nilai *confidence* dalam bentuk persentase yang menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap hasil prediksi.

Di bagian tengah, sistem menampilkan informasi utama berupa label hasil deteksi, seperti melon, pepaya, dan pisang, beserta nama varietasnya. Informasi ini disajikan dengan tampilan visual yang menarik menggunakan ikon dan warna yang berbeda untuk setiap jenis buah, sehingga memudahkan pengguna dalam memahami hasil klasifikasi. Selain itu, terdapat fitur tambahan berupa “Fakta Seru” yang memberikan informasi singkat terkait buah yang terdeteksi, seperti kandungan nutrisi atau manfaatnya. Fitur ini bertujuan untuk meningkatkan nilai edukatif dari aplikasi, khususnya bagi pengguna anak-anak.

Pada bagian bawah, tersedia tombol “Deteksi Lagi” yang memungkinkan pengguna untuk kembali ke halaman deteksi dan melakukan proses klasifikasi ulang. Secara keseluruhan, desain antarmuka pada halaman ini mengutamakan kejelasan informasi, kemudahan interaksi, serta tampilan visual yang menarik. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan *user experience* serta memastikan pengguna dapat memahami hasil prediksi dengan cepat dan intuitif.

4.5. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian, kinerja model dipengaruhi oleh jumlah kumpulan data dan kompleksitas klasifikasi. Ketersediaan kumpulan data terbesar menjadi salah satu alasan mengapa Model 1 mendapatkan tingkat *accuracy* maksimum sebesar

99,69%, yang menunjukkan bahwa penggunaan data pelatihan tambahan sangat membantu dalam menangkap pola fitur gambar secara lebih efektif oleh model. Ini memvalidasi hipotesis bahwa kinerja model 2 menurun karena adanya kelas dengan ciri visual yang berbeda (seperti berbagai jenis buah), dan juga karena mulai melampaui ambang batas dalam kompleksitas klasifikasi multi-kelas.

Hal ini membuat model tidak dapat membedakan kelas-kelas yang serupa jika dibandingkan berdasarkan karakteristiknya. Model 3 juga menggunakan kumpulan data yang lebih sedikit tetapi telah menunjukkan peningkatan kinerja lagi. Pendekatan *hierarchical classification* [8] memecah klasifikasi menjadi beberapa langkah, memungkinkan keluaran yang lebih akurat dari model.

Hal ini memungkinkan model untuk memberikan identifikasi yang lebih baik terhadap properti tertentu dalam setiap grup kelas. Model menunjukkan kinerja yang tinggi dalam proses klasifikasi citra buah secara umum menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 [14], [15]. Itu, ketika dipasangkan dengan teknik *hierarchical classification* [8], meningkatkan presisi dan menghilangkan masalah klasifikasi multikelas yang terlalu sulit.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Studi ini mengungkapkan bahwa penelitian ini menunjukan bahwa metode *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 dapat efektif untuk mengklasifikasikan citra buah tropis dengan mengidentifikasi bagian-bagiannya secara morfologis. Model 1 dengan kumpulan data terbesar mencapai accuracy canggi sebesar 99,69% Perbedaan jumlah data latih berpengaruh terhadap kinerja model, di mana semakin besar dataset yang digunakan, semakin baik kemampuan model dalam mengenali pola fitur. Model yang diusulkan mempelajari pola fitur gambar dengan lebih efisien dan mulai menghasilkan kinerja yang lebih baik dan stabil. Selain itu, dengan kumpulan data yang lebih sedikit, Model 3 masih berhasil mempertahankan tingkat *accuracy* yang layak sebesar 99,58%, yang menunjukkan bahwa teknik *hierarchical classification* [8] berkinerja sangat baik dalam hal meningkatkan *accuracy* model.

Hasil evaluasi dari *confusion matrix* dan laporan klasifikasi menunjukkan tingkat *accuracy* dan konsistensi yang tinggi dalam prediksi, yang terutama terletak pada diagonal utama matriks tersebut dengan tingkat kesalahan yang sangat rendah. Kinerja model 2 mencerminkan masalah klasifikasi multi-kelas yang semakin kompleks, karena kita melihat kelas dengan properti visual yang berbeda. Penelitian di masa mendatang direkomendasikan untuk menggunakan kumpulan data yang lebih besar dan lebih beragam serta merancang algoritme klasifikasi yang lebih kompleks, untuk meningkatkan kinerja model di berbagai skenario yang lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. S. Karyawati, D. Dharmawan, H. Rahmadillah, B. Waluyo, and V. M. Ula, "Integrating agro-physiological traits and yield performance in soybean (*Glycine max* L.) resistance to fall armyworm (*Spodoptera frugiperda*) through genotype analysis," *PeerJ*, pp. 1–29, Feb. 2026, doi: 10.7717/peerj.20753.
- [2] B. Karnadi and T. Handhayani, "Klasifikasi Jenis Buah dengan Menggunakan Metode MobileNetv2 dan Inceptionv3," *Jurnal Eksplorasi Informatika*, vol. 14, no. 1, pp. 35–42, Sep. 2024, doi: 10.30864/eksplorasi.v14i1.1067.
- [3] A. Jakaria, S. Mu'minah, D. Riana, and S. Hadianti, "Klasifikasi Varietas Buah Kiwi dengan Metode Convolutional Neural Networks Menggunakan Keras," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 4, p. 1309, Oct. 2021, doi: 10.30865/mib.v5i4.3166.
- [4] S. Juliansyah and A. D. Laksito, "Klasifikasi Citra Buah Pir Menggunakan Convolutional Neural Networks," *Jurnal Telekomunikasi dan Komputer*, vol. 11, no. 1, pp. 65–72, 2021, doi: 10.22441/incomtech.v10i2.10185.
- [5] N. Huda *et al.*, "Analisis Performa Inceptionv3 Convolutional Network Pada Klasifikasi Varietas Daun Grapevine Performance Analysis of InceptionV3 Convolutional Network Used for Grapevine Leaves Varieties Classification," 2023.
- [6] K. Utama Putra, A. Ramadhanu, and S. Arlis, "Identifikasi Varietas Kopi Berdasarkan Analisis Warna dan Tekstur Menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Bulletin of Computer Science Research*, vol. 5, no. 5, pp. 1188–1194, Aug. 2025, doi: 10.47065/bulletincsr.v5i5.759.
- [7] M. Ali and N. Hidayat, "Identifikasi varietas anggur menggunakan model CNN-VGG16 Identification of grape varieties using the CNN-VGG16 model," Muhammad Ali Nur Hidayat, 2025.
- [8] R. Saputra, H. Erlanda, and A. Ramadhanu, "Klasifikasi Citra Dalam Identifikasi Jeruk Nipis dan Jeruk Mandarin Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *JITSI : Jurnal Ilmiah Teknologi Sistem Informasi*, vol. 5, no. 4, pp. 213–218, Nov. 2024, doi: 10.62527/jitsi.5.4.282.
- [9] F. Huda and M. P. Kharisma Putra, "Klasifikasi Jenis Buah Pisang Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *Journal of Artificial Intelligence and Technology Information (JAITI)*, vol. 1, no. 3, pp. 100–105, Sep. 2023, doi: 10.58602/jaiti.v1i3.61.
- [10] S. Rizky Insani, A. Fauzi, and B. Wijonarko, "Klasifikasi Citra Sayur-Sayuran Menggunakan Cnn Dengan Validasi Silang K-Folds Di

- Tensorflow,” 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.bsi.ac.id/index.php/reputasi>
- [11] I. Elzandy *et al.*, “Klasifikasi Varietas Anggur Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Vgg16-Xgboost,” 2025.
- [12] F. Maria Bang Ritan and A. Yakobus Chandra, “Analisis Perbandingan Kinerja Model CNN Resnet-50, VGG19 dan Mobilenet dalam Klasifikasi Penyakit pada Tanaman Mete,” 2025, [Online]. Available: <https://locus.rivierapublishing.id/index.php/jl>
- [13] D. Hidayat, “Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk Dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutio Nalneural Network(Cnn) Classification Of Types Of Mango Based On Leave Shape And Texture Using Convolutio Nalneural Network(Cnn) Method,” *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 5, no. 1, 2022.
- [14] G. A. Syafarina, I. I. Purnomo, and M. Hasbi, “Klasifikasi Buah dan Sayuran Multi-Label Menggunakan CNN: Mengatasi Class Imbalance dengan Focal Loss,” *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 6, no. 3, pp. 561–567, Dec. 2025, doi: 10.37859/coscitech.v6i3.10116.