

Peningkatan Akurasi Identifikasi Varietas Bibit Durian Menggunakan MobileNetV2 dan Teknik Optimasi

Janottama Kalam Putra Sucipto^{1*}, Donni Prabowo²,

^{1,2} Universitas AMIKOM Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia
janokalam@students.amikom.ac.id

Abstract - Early identification of durian seedling varieties is crucial to ensure the quality and productivity of agricultural yields. However, manual identification processes often lack accuracy and objectivity. This study aims to improve the accuracy of durian seedling variety classification using leaf image analysis based on the MobileNetV2 Convolutional Neural Network (CNN) architecture. MobileNetV2 is chosen for its high efficiency and ability to operate on low-resource devices such as smartphones. By utilizing depthwise separable convolution, this model effectively extracts visual features without significantly increasing computational load. The proposed system is expected to deliver a lightweight, accurate, and practical classification tool to support digital agriculture, particularly in assisting farmers in selecting the right durian seedling varieties. Moreover, the results of this study have the potential to contribute to broader applications of AI technology in agronomy and plant identification.

Keywords: MobileNetV2, durian seedling, CNN, leaf image, plant classification, digital agriculture

Abstrak - Identifikasi varietas bibit durian sejak dulu sangat penting untuk menjamin kualitas dan produktivitas hasil pertanian. Namun, proses identifikasi secara manual masih memiliki keterbatasan dalam hal akurasi dan objektivitas. Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi identifikasi varietas bibit durian berbasis citra daun menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) MobileNetV2. MobileNetV2 dipilih karena efisiensinya yang tinggi dan kemampuannya beroperasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas, seperti ponsel. Dengan memanfaatkan teknik *depthwise separable convolution*, model ini dapat mengekstraksi fitur visual secara efektif tanpa membebani kinerja sistem. Penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi yang ringan, akurat, dan aplikatif untuk mendukung pertanian digital, khususnya dalam membantu petani memilih bibit durian yang tepat. Hasil penelitian ini juga berpotensi memperluas penerapan teknologi AI dalam sektor agronomi dan identifikasi tanaman lainnya.

Kata Kunci: Mobilennetv2, Bibit Durian, CNN, Citra Daun, Klasifikasi Tanaman, Pertanian Digital

I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Artificial Intelligence/AI) telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai sektor, termasuk bidang pertanian. Salah satu penerapan AI yang semakin berkembang adalah dalam sistem pengenalan pola dan klasifikasi objek berbasis deep learning, khususnya melalui metode Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian terkait analisis citra, seperti deteksi penyakit tanaman, klasifikasi varietas buah, serta pemetaan pertanian berbasis citra satelit (Wagle et al., 2022). Keunggulan utama dari CNN adalah kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual dengan tingkat akurasi yang tinggi, menjadikannya teknologi yang potensial untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas di sektor pertanian.

Di antara berbagai komoditas pertanian, durian (*Durio* sp.) merupakan salah satu buah tropis unggulan yang memiliki nilai ekonomi tinggi, terutama di wilayah Asia Tenggara. Durian sering dijuluki sebagai "Raja Buah" karena karakteristiknya yang unik, baik dari segi rasa, aroma, maupun tekstur daging buahnya. Selain itu, durian berkontribusi sebagai sumber pendapatan utama bagi petani dan menjadi komoditas ekspor yang memiliki daya saing tinggi di pasar global. Keanekaragaman varietas durian menjadi salah satu faktor yang meningkatkan nilai ekonominya, tetapi juga menimbulkan tantangan dalam proses identifikasi varietas bibit

sejak tahap awal pertumbuhan. Ketidaktepatan dalam identifikasi dapat menyebabkan kesalahan dalam pemilihan bibit, yang berdampak pada produktivitas dan kualitas hasil panen yang tidak sesuai dengan permintaan pasar (Rodame & Sobir, 2010).

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam proses identifikasi varietas bibit durian adalah dengan menganalisis citra daun. Karakteristik morfologi daun cenderung lebih stabil dibandingkan bagian tanaman lainnya, sehingga dapat dijadikan sebagai parameter utama dalam klasifikasi varietas bibit. Namun, proses identifikasi secara manual memiliki keterbatasan, terutama dalam hal subjektivitas dan tingkat keahlian petani dalam mengenali perbedaan morfologi daun dari berbagai varietas. Tantangan ini menuntut pengembangan sistem identifikasi berbasis teknologi yang dapat memberikan hasil yang lebih objektif dan akurat (Halim et al., 2023). Dalam upaya penelitian tingkat akurasi identifikasi varietas tanaman sebelumnya juga pernah banyak dilakukan sebelumnya diantaranya P. Jasitha [5] mengevaluasi klasifikasi jenis tumbuhan menggunakan model GoogLeNet dan VGG dengan dataset dari Dleaf (1290 data), Flavia (1879 data), dan leaf1 (75 data) yang terdiri dari 75 kelas. Hasilnya menunjukkan akurasi pengklasifikasi SVM sebesar 99.2% dan akurasi CNN sebesar 98%. sedangkan Taslim [7] mencoba mengenali daun mangga, acacia, rambutan, papaya, dan cherry dengan CNN menggunakan arsitektur ResNet-50, telah menghasilkan tingkat akurasi yang melebihi 98%. Namun, terdapat penurunan akurasi ketika terdapat latar belakang yang mengganggu. Melanjutkan pengembangan penelitian tersebut dapat dipahami CNN merupakan pendekatan pembelajaran mendalam yang kuat yang telah digunakan untuk meningkatkan pengenalan gambar.

Namun, muncul pertanyaan tentang seberapa akurat CNN dalam mengidentifikasi bibit durian berdasarkan gambar daun. MobileNet-V2 merupakan salahsatu arsitektur CNN yang tersedia. MobileNet dirancang untuk efisiensi dan kecepatan pada perangkat dengan daya komputasi terbatas, seperti ponsel. MobileNet menggunakan teknik hyperparameter untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi, sehingga memungkinkan implementasi model deep learning yang lebih ringan dan cepat tanpa mengorbankan terlalu banyak akurasi. Dalam rangka meningkatkan akurasi klasifikasi varietas bibit durian berbasis citra daun, penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2. MobileNetV2 merupakan salah satu varian CNN yang dirancang dengan depthwise separable convolution, yang memungkinkan pengurangan jumlah parameter model tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan. Teknologi ini dirancang agar lebih ringan dan efisien, sehingga dapat diterapkan pada perangkat dengan sumber daya komputasi terbatas, seperti aplikasi berbasis mobile atau sistem berbasis edge computing (Sandler et al., 2018). MobileNetV2 telah digunakan dalam berbagai penelitian terkait klasifikasi tanaman dan terbukti memiliki performa yang baik dalam pengenalan objek berbasis citra (Taslim et al., 2021).

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pemanfaatan MobileNetV2 dalam meningkatkan akurasi identifikasi varietas bibit durian berdasarkan gambar daun. Dengan menerapkan pendekatan berbasis deep learning, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi yang tidak hanya memiliki tingkat akurasi tinggi tetapi juga efisien dalam penggunaannya. Lebih jauh, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem identifikasi tanaman berbasis AI, yang tidak hanya bermanfaat bagi petani dalam memilih varietas bibit durian, tetapi juga memiliki potensi aplikasi yang lebih luas dalam bidang pertanian digital dan agronomi berbasis teknologi.

Kemajuan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) telah membawa perubahan signifikan dalam berbagai sektor, termasuk bidang pertanian. Salah satu penerapan AI yang semakin berkembang adalah dalam sistem pengenalan pola dan klasifikasi objek berbasis *deep learning*, khususnya melalui metode *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN telah digunakan secara luas dalam berbagai penelitian terkait analisis citra, seperti deteksi penyakit

tanaman, klasifikasi varietas buah, serta pemetaan pertanian berbasis citra satelit (Wagle et al., 2022). Keunggulan utama dari CNN terletak pada kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual dengan tingkat akurasi yang tinggi, menjadikannya teknologi yang potensial untuk meningkatkan efisiensi dan efektivitas di sektor pertanian.

Di antara berbagai komoditas pertanian, durian (*Durio sp.*) merupakan salah satu buah tropis unggulan yang memiliki nilai ekonomi tinggi, terutama di wilayah Asia Tenggara. Dijuluki sebagai "Raja Buah," durian memiliki karakteristik unik dari segi rasa, aroma, maupun tekstur daging buahnya. Selain menjadi sumber pendapatan utama bagi petani, durian juga merupakan komoditas ekspor dengan daya saing tinggi di pasar global. Namun, keragaman varietas durian yang luas menimbulkan tantangan tersendiri, khususnya dalam proses identifikasi varietas bibit sejak tahap awal pertumbuhan. Kesalahan dalam identifikasi dapat berdampak pada ketidaksesuaian varietas dengan permintaan pasar, sehingga berpotensi menurunkan produktivitas dan kualitas hasil panen (Rodame & Sobir, 2010).

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi tantangan tersebut adalah dengan menganalisis citra daun sebagai parameter utama dalam klasifikasi varietas bibit durian. Karakteristik morfologi daun cenderung lebih stabil dibandingkan bagian tanaman lainnya, sehingga dapat dijadikan dasar dalam proses identifikasi. Namun, metode identifikasi manual masih memiliki keterbatasan, terutama dalam aspek subjektivitas dan ketergantungan pada tingkat keahlian petani dalam mengenali perbedaan morfologi antar varietas. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem berbasis teknologi yang mampu memberikan hasil identifikasi yang lebih objektif dan akurat (Halim et al., 2023).

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa CNN merupakan pendekatan deep learning yang efektif dalam klasifikasi tanaman. Misalnya, Jasitha et al. (2022) mengevaluasi klasifikasi jenis tumbuhan menggunakan model GoogLeNet dan VGG dengan dataset dari Dleaf (1290 data), Flavia (1879 data), dan Leaf1 (75 data) yang terdiri dari 75 kelas, dengan hasil akurasi SVM mencapai 99,2% dan CNN sebesar 98%. Sementara itu, Taslim et al. (2021) menggunakan arsitektur ResNet-50 untuk mengklasifikasikan daun mangga, akasia, rambutan, pepaya, dan cherry, yang menghasilkan tingkat akurasi melebihi 98%. Meskipun demikian, beberapa penelitian menunjukkan bahwa keberadaan latar belakang yang mengganggu dapat menyebabkan penurunan akurasi model klasifikasi.

Melanjutkan pengembangan penelitian sebelumnya, perlu dieksplorasi lebih lanjut efektivitas CNN dalam mengidentifikasi varietas bibit durian berdasarkan gambar daun. Salah satu arsitektur CNN yang menjanjikan adalah MobileNetV2, yang dirancang untuk efisiensi dan kecepatan pada perangkat dengan daya komputasi terbatas, seperti ponsel. MobileNetV2 menggunakan teknik *depthwise separable convolution* untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi, sehingga memungkinkan implementasi model *deep learning* yang lebih ringan dan cepat tanpa mengorbankan akurasi secara signifikan (Sandler et al., 2018). Teknologi ini telah diterapkan dalam berbagai penelitian terkait klasifikasi tanaman dan terbukti memiliki performa yang baik dalam pengenalan objek berbasis citra (Taslim et al., 2021).

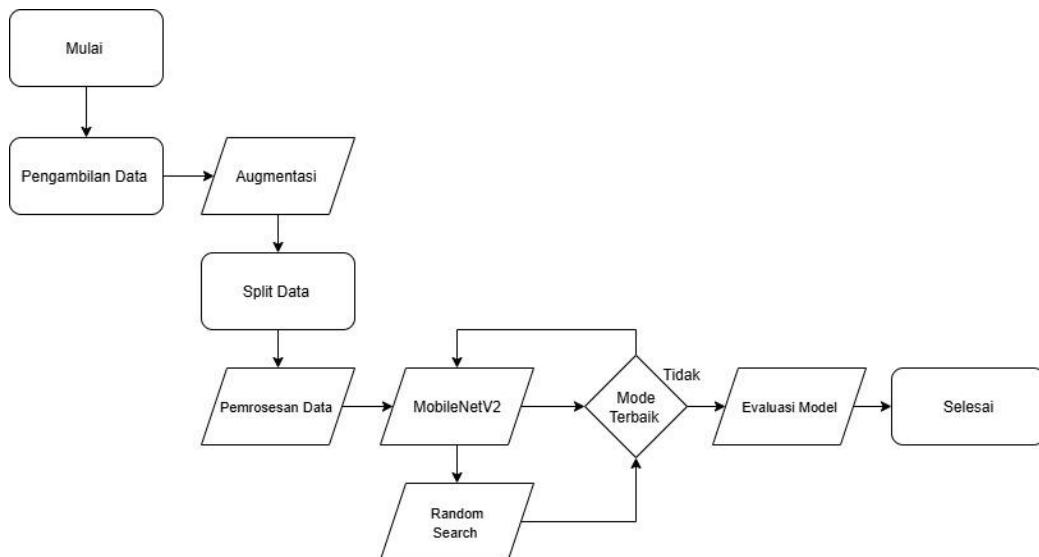
Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi pemanfaatan MobileNetV2 dalam meningkatkan akurasi identifikasi varietas bibit durian berdasarkan citra daun. Dengan menerapkan pendekatan *deep learning*, diharapkan model klasifikasi yang dikembangkan tidak hanya memiliki tingkat akurasi tinggi, tetapi juga efisien dalam penggunaannya. Lebih jauh, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem identifikasi tanaman berbasis AI yang tidak hanya bermanfaat bagi petani dalam memilih varietas bibit durian, tetapi juga memiliki potensi aplikasi yang lebih luas dalam bidang pertanian digital dan agronomi berbasis teknologi.

II. METODE PELAKSANAAN

Tahapan dalam alur penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 2.1. Proses dimulai dari pengambilan data, yang mencakup pengumpulan citra daun durian dari berbagai varietas. Sumber data berasal dari dataset publik (seperti Kaggle) serta dokumentasi langsung dari lapangan melalui pemotretan daun bibit durian. Setelah data terkumpul, dilakukan proses augmentasi untuk memperkaya variasi data dan menyeimbangkan jumlah sampel pada tiap kelas. Teknik augmentasi yang digunakan antara lain: *cropping, horizontal flip, rotation, zooming, dan brightness adjustment*.

Selanjutnya, data dibagi (*split data*) menjadi tiga bagian: data latih, validasi, dan uji. Lalu dilakukan pemrosesan data berupa resizing citra ke ukuran 224x224 piksel, normalisasi nilai piksel, serta konversi format warna dari BGR ke RGB agar sesuai dengan input MobileNetV2. Tahap berikutnya adalah pelatihan model MobileNetV2 menggunakan pendekatan *supervised learning*. Untuk memperoleh hasil terbaik, dilakukan tuning hyperparameter menggunakan metode Random Search, dengan pengujian terhadap berbagai kombinasi learning rate, batch size, dan jumlah unit pada layer dense.

Setelah model dilatih, dilakukan evaluasi terhadap hasilnya. Jika model belum mencapai performa terbaik, proses pelatihan dan penyetelan hyperparameter diulang. Jika mode terbaik telah diperoleh, maka dilanjutkan ke tahap evaluasi model menggunakan data uji. Evaluasi dilakukan dengan mengukur metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Proses ini diakhiri dengan penyusunan laporan dan kesimpulan, yang mencakup analisis kinerja model dan rekomendasi untuk pengembangan lebih lanjut. Dengan alur ini, penelitian diharapkan mampu menghasilkan sistem klasifikasi bibit durian berbasis citra daun yang akurat, efisien, dan aplikatif untuk pertanian digital.



Gambar 2. 1 Model Alur Penelitian (Sumber: Dokumentasi Peneliti)

Pengambilan Data

Pada tahap ini, dilakukan proses pengumpulan dataset yang akan digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model. Sumber data yang digunakan sepenuhnya berasal dari platform publik yaitu Kaggle, sebuah situs berbagi dataset dan kompetisi data science yang menyediakan akses ke berbagai jenis data terbuka. Dataset yang diunduh dari Kaggle terdiri atas gambar-gambar daun bibit durian dari berbagai varietas. Setiap gambar dalam dataset telah diklasifikasikan berdasarkan jenis atau varietasnya, sehingga mempermudah dalam proses pelabelan data untuk kebutuhan supervised learning. Setelah data diunduh, dilakukan proses verifikasi awal untuk memastikan kualitas gambar, resolusi, serta kejelasan objek (daun durian) pada masing-masing

citra. Citra-citra yang tidak relevan, buram, atau duplikat akan disaring agar tidak mengganggu performa model di tahap pelatihan.

Augmentasi

Proses augmentasi dilakukan untuk membuat dataset menjadi lebih beragam dan mengatasi masalah ketidakseimbangan data, sehingga dapat meningkatkan kemampuan model dalam mengenali pola yang kompleks. Dari total 1.530 gambar asli pada dataset, dilakukan proses augmentasi yang menghasilkan peningkatan jumlah data menjadi 6.400 gambar. Distribusi data setelah augmentasi menjadi sebagai berikut:

Kelas Bawor: 1.700 gambar

Kelas Musang King: 1.700 gambar

Kelas Super Tembaga: 1.700 gambar

Kelas Duri Hitam: 1.300 gambar

Dengan demikian, tiga kelas memiliki jumlah data yang seimbang, sementara satu kelas (Duri Hitam) tetap memiliki jumlah yang lebih sedikit. Teknik augmentasi yang digunakan mencakup rotasi acak, translasi, zoom, flipping, dan pengisian piksel kosong dengan interpolasi piksel terdekat, yang diterapkan secara acak pada dataset untuk memperkaya variasi visual.

Adapun penelitian lain yang dilakukan sebelumnya dalam klasifikasi tingkat kematangan dari apel fuji dengan tingkat akurasi 100% untuk apel mentah, 100% untuk apel matang dan 66,67% untuk apel setengah matang dengan data yang sedikit yaitu 19 data (Mulyani & Susanto, 2017). Penelitian selanjutnya dilakukan Nana, et al. pada tahun 2022 mengenai klasifikasi buah anggur menggunakan data augmentasi dan convolutional neural network dengan data 2400 data latih dan 480 data uji menghasilkan nilai untuk model sequential dengan akurasi sebesar 98,54% dan loss sebesar 0,027%, untuk model on-top VGG16 nilai akurasinya adalah 99,37% dan nilai loss hanya 0,029% (Nana et al., 2022).

Split Data

Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan bahwa model dapat dilatih dengan data yang cukup, divalidasi secara konsisten, dan diuji secara adil pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, hasil evaluasi model menjadi lebih representatif terhadap performa sesungguhnya dalam konteks dunia nyata.

Pemrosesan Data

Tahapan ini bertujuan untuk menyiapkan dataset agar sesuai dengan format input model MobileNetV2. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- a. Resize Gambar. Semua citra diubah ukurannya menjadi 224 x 224 piksel, sesuai dengan input standar MobileNetV2.
- b. Konversi Warna. Seluruh gambar dipastikan menggunakan format RGB (3 channel).
- c. Normalisasi Piksel. Nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0–1 dengan membagi nilai piksel dengan 255.
- d. One-Hot Encoding Label. Label kelas dikonversi ke dalam bentuk vektor biner agar bisa dikenali oleh model klasifikasi multi-kelas.
- e. Pembersihan Data. Menghapus gambar rusak, buram, duplikat, dan memastikan label sesuai.

Tahap ini memastikan seluruh data bersih, konsisten, dan siap untuk digunakan dalam pelatihan model.

MobileNetV2

MobileNetV2 adalah arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang ringan dan efisien, dirancang untuk digunakan pada perangkat dengan sumber daya terbatas seperti ponsel. Model ini menggunakan teknik *depthwise separable convolution* serta *inverted residuals* dengan *linear bottleneck* untuk mengurangi kompleksitas komputasi tanpa mengorbankan akurasi.

MobileNetV2 sangat cocok untuk tugas klasifikasi citra dan sering digunakan dalam metode *transfer learning*.

Random Search

Random Search adalah metode optimasi hyperparameter yang bekerja dengan memilih kombinasi parameter secara acak dari ruang pencarian yang telah ditentukan. Metode ini dinilai lebih efisien dibanding Grid Search karena tidak mencoba semua kemungkinan secara menyeluruh, tetapi tetap mampu menemukan konfigurasi model yang mendekati optimal.

Menurut Bergstra dan Bengio (2012), “*random search is more efficient for hyperparameter optimization than grid search, especially when only a few hyperparameters significantly affect performance*”. Oleh karena itu, metode ini banyak digunakan dalam pengembangan model deep learning, termasuk dalam penelitian ini untuk mengoptimasi performa MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan citra daun bibit durian.

Model Terbaik

Model Terbaik adalah hasil dari proses pelatihan menggunakan arsitektur MobileNetV2 dengan kombinasi hyperparameter optimal yang diperoleh melalui Random Search. Model ini memiliki performa klasifikasi terbaik berdasarkan hasil evaluasi pada data validasi dan data uji. Model terbaik disimpan untuk digunakan dalam proses identifikasi varietas bibit durian secara otomatis pada tahap implementasi.

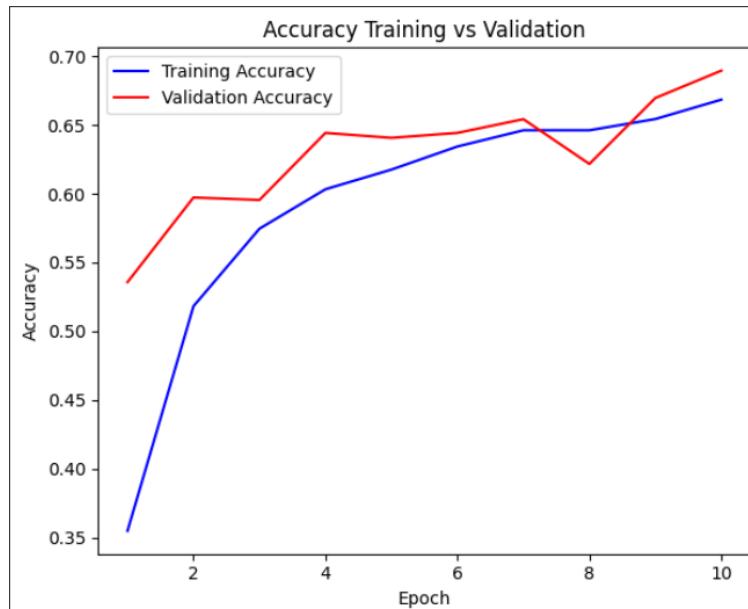
Evaluasi Model

Evaluasi Model dilakukan untuk menilai performa akhir dari model terbaik menggunakan data uji. Evaluasi ini mencakup metrik utama seperti akurasi, loss, dan confusion matrix guna melihat kemampuan model dalam mengklasifikasikan citra dengan benar pada tiap kelas. Menurut [Szegedy et al., 2015], evaluasi model dengan menggunakan data yang tidak terlihat saat pelatihan sangat penting untuk mengetahui sejauh mana model dapat melakukan generalisasi terhadap data baru. Oleh karena itu, hasil evaluasi digunakan sebagai dasar untuk menyimpulkan efektivitas model MobileNetV2 dalam mengenali varietas bibit durian.

III. PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan terkait peningkatan akurasi dalam identifikasi varietas bibit durian menggunakan arsitektur MobileNetV2 serta teknik optimasi, hasil dari eksperimen dan evaluasi model dapat dilihat pada gambar dan tabel berikut. Grafik pada gambar 3.1 menunjukkan bahwa akurasi model meningkat secara konsisten baik pada data pelatihan (*training*) maupun data validasi seiring bertambahnya epoch, yang menandakan proses pembelajaran berlangsung efektif. Pada awal pelatihan, akurasi validasi lebih tinggi daripada akurasi training, yang umum terjadi saat model masih dalam tahap awal pembelajaran. Akurasi training terus meningkat stabil dari sekitar 0.35 hingga mendekati 0.67 pada epoch ke-10.

Akurasi validasi juga menunjukkan tren kenaikan, dengan sedikit fluktuasi pada epoch ke-7 hingga ke-8, namun kembali naik hingga mencapai hampir 0.70 di akhir pelatihan. Perbedaan kecil antara kurva training dan validasi menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting secara signifikan dan mampu melakukan generalisasi yang baik terhadap data baru.

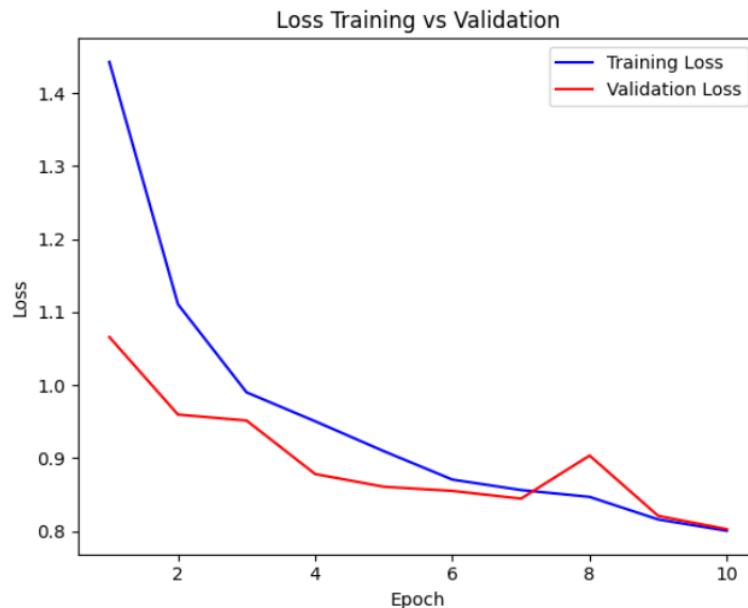


Gambar 3. 1 Grafik Accuracy Model (Sumber: Dokumentasi Peneliti)

Grafik pada gambar 3.2 menunjukkan bahwa nilai *training loss* (garis biru) dan *validation loss* (garis merah) mengalami penurunan secara konsisten seiring bertambahnya epoch. Ini mengindikasikan bahwa model berhasil mempelajari pola dari data dengan baik selama proses pelatihan.

Pada awal epoch (epoch ke-1), terlihat perbedaan signifikan antara *training loss* dan *validation loss*, namun selisih tersebut menyempit di akhir pelatihan. Hal ini menandakan bahwa model mengalami proses pembelajaran yang stabil dan mampu melakukan generalisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Walaupun terdapat sedikit peningkatan pada *validation loss* di sekitar epoch ke-8, tren umumnya tetap menurun hingga akhir, yang menunjukkan tidak terjadi overfitting yang signifikan. Model mempertahankan performa baik pada data validasi hingga akhir pelatihan.



Gambar 3. 2 Grafik Loss Training (Sumber: Dokumentasi Peneliti)

	precision	recall	f1-score	support
Bawor	0.27	0.99	0.42	290
DuriHitam	0.00	0.00	0.00	277
MusangKing	0.27	0.03	0.05	329
SuperTembaga	0.64	0.03	0.06	209
accuracy			0.27	1105
macro avg	0.29	0.26	0.13	1105
weighted avg	0.27	0.27	0.14	1105

Gambar 3. 3 Klasifikasi Jenis Durian

Gambar Diatas menampilkan laporan evaluasi klasifikasi untuk empat kelas durian. Terlihat bahwa model hanya mampu mengenali kelas *Bawor* dengan baik (recall 0.99), namun gagal mengenali kelas lainnya seperti *DuriHitam*, *MusangKing*, dan *SuperTembaga*. Hal ini tercermin dari nilai precision, recall, dan f1-score yang sangat rendah pada ketiga kelas tersebut.

Secara keseluruhan, model menunjukkan performa yang kurang optimal dalam klasifikasi multikelas, dengan akurasi hanya sebesar 27% dan f1-score yang rendah pada hampir semua kelas. Kemungkinan penyebabnya antara lain adalah ketidakseimbangan jumlah data antar kelas, overfitting pada satu kelas dominan, atau fitur input yang kurang mampu membedakan karakteristik masing-masing kelas durian.

Confusion Matrix						
True Label	Bawor	Predicted Label				Count
		Bawor	DuriHitam	MusangKing	SuperTembaga	
Bawor	287	0	3	0	0	300
DuriHitam	270	0	6	1	0	250
MusangKing	317	0	9	3	0	200
SuperTembaga	187	0	15	7	0	150

Gambar 3. 4 Confusion Matrix (Sumber: Dokumentasi Peneliti)

Pada validasi dari skenario dengan hasil akurasi tertinggi, diperoleh confusion matrix seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7. Confusion matrix ini menggambarkan kinerja model pada skema terbaik.

Model berhasil memprediksi kelas *Bawor* dengan benar sebanyak 287 kali, namun salah memprediksi sebagai *MusangKing* sebanyak 3 kali.

Untuk kelas *DuriHitam*, model memprediksi dengan benar sebanyak 270 kali, namun salah memprediksi sebagai *MusangKing* sebanyak 6 kali dan *SuperTembaga* sebanyak 1 kali.

Untuk kelas MusangKing, model memprediksi dengan benar sebanyak 317 kali, namun terdapat kesalahan prediksi ke kelas MusangKing sebanyak 9 kali, dan ke SuperTembaga sebanyak 3 kali.

Untuk kelas SuperTembaga, model memprediksi dengan benar sebanyak 187 kali, namun salah diprediksi sebagai MusangKing sebanyak 15 kali, dan SuperTembaga sebanyak 7 kali.

Dropout	val_loss	val_accuracy
0,5	0,8602	0,6579
0,3	0,8029	0,6896
0,4	0,8341	0,6606

Tabel 3. 1 Evaluasi Pengaruh Dropout terhadap Val_loss dan Val_accuracy

Nilai dropout yang lebih rendah (0.3) pada eksperimen ini memberikan hasil validasi yang lebih baik, baik dari sisi loss maupun akurasi. Hal ini mungkin karena dropout yang terlalu tinggi (seperti 0.5) menyebabkan model kehilangan terlalu banyak informasi selama pelatihan, sehingga tidak belajar secara optimal.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menunjukkan bahwa pemanfaatan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2 mampu meningkatkan akurasi dalam proses identifikasi varietas bibit durian berdasarkan citra daun. MobileNetV2 dipilih karena efisiensinya dalam pengolahan data pada perangkat dengan sumber daya terbatas serta kemampuannya dalam mengekstraksi fitur visual secara efektif melalui teknik *depthwise separable convolution*.

Melalui proses pelatihan, optimasi hyperparameter dengan metode *Random Search*, serta augmentasi data untuk menyeimbangkan distribusi kelas, model yang dikembangkan berhasil menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik, terutama untuk kelas varietas Bawor. Meskipun akurasi keseluruhan masih dapat ditingkatkan khususnya dalam mengklasifikasikan kelas lain seperti Duri Hitam, Musang King, dan Super Tembaga hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki potensi besar untuk diimplementasikan dalam sistem pertanian digital berbasis mobile atau edge computing.

Dengan demikian, sistem klasifikasi bibit durian berbasis MobileNetV2 yang diusulkan dalam penelitian ini dapat menjadi solusi yang ringan, akurat, dan aplikatif untuk membantu petani dalam memilih bibit durian secara lebih objektif dan efisien. Penelitian ini juga membuka peluang pengembangan lebih lanjut dalam penerapan teknologi AI untuk klasifikasi tanaman lainnya di sektor pertanian modern.

UCAPAN TERIMA KASIH

Saya sebagai penulis menyampaikan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah berkontribusi dalam mendukung kelancaran penelitian ini. Ucapan terima kasih secara khusus ditujukan kepada dosen pembimbing yang telah memberikan arahan dan masukan berharga selama proses penelitian berlangsung.

Terima kasih juga disampaikan kepada pihak penyedia dataset publik (seperti Kaggle) yang telah memberikan akses terhadap data citra daun bibit durian yang digunakan dalam penelitian ini. Selain itu, apresiasi diberikan kepada rekan-rekan yang turut membantu dalam proses pengolahan data, pelatihan model, dan analisis hasil.

Penulis juga berterima kasih kepada institusi atau lembaga yang telah memberikan fasilitas dan dukungan, baik berupa sarana laboratorium maupun akses perangkat komputasi, sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 13, 281–305.
- Halim, R., Nugroho, D., & Prasetyo, E. (2023). Penerapan teknologi pengenalan citra pada klasifikasi varietas tanaman tropis menggunakan deep learning. *Jurnal Teknologi Pertanian Digital*, 6(1), 45–52.
- Jasitha, P., Suma, M. S., & Sudarshan, V. V. (2022). Plant leaf classification using deep learning and SVM: A comparative study. *Procedia Computer Science*, 196, 51–58. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.008>
- Mulyani, E., & Susanto, H. (2017). Penerapan metode pengolahan citra untuk klasifikasi tingkat kematangan buah apel fuji. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 5(3), 430–435. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.5.3.2017.430-435>
- Nana, M., Saputra, D. R., & Widodo, B. (2022). Klasifikasi buah anggur menggunakan data augmentasi dan CNN. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 10(2), 110–118.
- Rodame, M., & Sobir, S. (2010). *Budidaya durian unggul: Panduan pemilihan varietas dan teknik perbanyakan*. Jakarta: Penebar Swadaya.
- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 4510–4520. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., ... & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1–9. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2015.7298594>
- Taslim, M., Rahmat, R. F., & Gunawan, D. (2021). Deep learning-based leaf classification using ResNet-50 architecture. *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining*, 4(3), 135–142. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v4i3.12791>
- Wagle, A. A., Gautam, R., & Rai, M. (2022). Crop disease detection and classification using CNN. *Materials Today: Proceedings*, 56(2), 330–335. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.07.329>