

KLASIFIKASI VARIETAS BIBIT DURIAN MENGGUNAKAN RESNET50: PENDEKATAN DEEP LEARNING UNTUK PERTANIAN DIGITAL

Janottama Kalam Putra Sucipto¹⁾ , Bety Wulan Sari²⁾

¹⁾ Sistem informasi Universitas Amikom Yogyakarta

²⁾ Teknik Informatika Universitas Amikom Yogyakarta

email : janokalam@students.amikom.ac.id ¹⁾, bety@amikom.ac.id.ac.id ²⁾

Abstraksi

Identifikasi varietas bibit durian secara akurat pada fase pembibitan sangat krusial untuk mencegah kerugian ekonomi akibat kesalahan pemilihan varietas unggul. Namun, identifikasi manual berbasis visual memiliki kelemahan pada subjektivitas dan tingkat kesalahan manusia yang tinggi. Penelitian ini mengusulkan model klasifikasi otomatis untuk empat varietas durian populer (Bawor, Duri Hitam, Musang King, dan Super Tembaga) menggunakan arsitektur Deep Residual Network (ResNet50). Peningkatan akurasi dilakukan melalui integrasi teknik prapemrosesan background removal berbasis ambang batas untuk mereduksi noise latar belakang dan penerapan strategi fine-tuning pada lapisan fully connected. Selain itu, optimasi hyperparameter dilakukan secara sistematis untuk menentukan learning rate dan batch size optimal. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model yang diusulkan mencapai performa superior dengan akurasi klasifikasi sebesar 96% dan stabilitas nilai loss pada rentang 0.15–0.20. Hasil ini membuktikan bahwa pendekatan deep learning dengan optimasi prapemrosesan mampu memberikan solusi identifikasi yang lebih objektif dan presisi dibandingkan metode konvensional. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem pertanian digital yang cerdas dalam mendukung standarisasi kualitas bibit durian.

Kata Kunci :

ResNet50 , Bibit Durian, Citra Daun, Klasifikasi Tanaman, Pertanian Digital.

Abstract

Accurate identification of durian seedling varieties during the nursery phase is crucial to prevent economic losses resulting from the misselection of superior cultivars. However, manual visual identification is hindered by subjectivity and high human error rates. This study proposes an automated classification model for four popular durian varieties (Bawor, Black Thorn, Musang King, and Super Tembaga) utilizing the Deep Residual Network (ResNet50) architecture. The enhancement of accuracy was achieved through the integration of threshold-based background removal preprocessing to reduce environmental noise and the implementation of fine-tuning strategies on the fully connected layers. Furthermore, systematic hyperparameter optimization was conducted to determine the optimal learning rate and batch size. Experimental results demonstrate that the proposed model achieves superior performance with a classification accuracy of 96% and stable loss values ranging from 0.15 to 0.20. These findings prove that a deep learning approach combined with preprocessing optimization provides a more objective and precise identification solution compared to conventional methods. This research contributes to the development of intelligent digital agriculture systems to support the quality standardization of durian seedlings.

Keywords :

ResNet50, durian seedling, leaf image, plant classification, digital agriculture.

Pendahuluan

Durian, yang dijuluki "Raja Buah," merupakan buah tropis populer di Asia Tenggara yang memiliki nilai ekonomi dan nutrisi yang tinggi. Buah ini kaya akan nutrisi, lemak, senyawa bioaktif, dan antioksidan[1] [2], menjadikannya komoditas bernilai jual yang menyediakan sumber pendapatan berkelanjutan bagi petani[3]. Durian memiliki beragam varietas yang masing-masing dicirikan oleh bentuk, warna, rasa, dan aroma daging buah yang unik. Kemampuan untuk mengidentifikasi jenis bibit durian dengan tepat sejak awal sangat penting bagi petani untuk mengoptimalkan potensi pertanian, memilih varietas sesuai permintaan pasar, dan meningkatkan

keuntungan ekonomi. Meskipun penting, identifikasi varietas bibit durian secara manual seringkali bersifat subjektif dan rumit, khususnya bagi petani yang kurang berpengalaman. Pola daun pada bibit durian merupakan salah satu ciri morfologis yang stabil dan membedakan antar varietas, menjadikannya fokus yang tepat untuk identifikasi[4].

Penggunaan CNN dalam analisis pola daun telah terbukti efisien untuk mengklasifikasikan jenis-jenis tanaman berdasarkan karakteristik morfologisnya. Studi terdahulu, seperti penelitian oleh P. Jasitha[5] yang mencapai akurasi 98% menggunakan CNN untuk klasifikasi 75 jenis tumbuhan, Hidayat[6] yang mengenali varietas anggur menggunakan ResNet50,

dan Taslim[7] yang mengklasifikasikan beberapa jenis daun dengan ResNet-50 dengan akurasi melebihi 98%, menunjukkan potensi metode ini. Meskipun ada tantangan seperti penurunan akurasi akibat latar belakang yang mengganggu, secara umum CNN merupakan kerangka *deep learning* yang kuat untuk pengenalan citra[6].

Oleh karena itu, eksplorasi akurasi CNN, khususnya arsitektur yang mendalam, dalam mengidentifikasi bibit durian berdasarkan citra daun menjadi relevan. ResNet50 adalah arsitektur CNN yang ideal untuk ini, dikenal karena kemampuannya membangun jaringan yang sangat dalam berkat penggunaan koneksi residual (*residual connections*)[8]. Fitur ini efektif mengatasi masalah *vanishing gradient*, memungkinkan ekstraksi fitur visual yang kompleks dan mendalam, serta menjadikannya pilihan utama untuk tugas klasifikasi citra yang menuntut akurasi tinggi. Dalam penelitian ini, beberapa kombinasi *batch size* dan *learning rate* akan dioptimalkan dalam pelatihan ResNet50 untuk mendapatkan hasil prediksi yang akurat. Varietas unggul yang dipilih adalah Montong, Musang King, Bawor, dan Duri Hitam[9].

Tinjauan Pustaka

Penelitian ini dikembangkan berdasarkan kajian sistematis terhadap berbagai penelitian terdahulu yang relevan, khususnya yang mengkaji penerapan metode pembelajaran mendalam dalam klasifikasi citra daun durian serta analisis tingkat akurasi yang dihasilkan. Beberapa studi sebelumnya telah mengimplementasikan berbagai arsitektur model, antara lain MobileNetV2, InceptionNetV3, AlexNet, dan YOLOv8, yang umumnya dibangun di atas algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Penelitian-penelitian tersebut memanfaatkan jenis data tertentu dengan parameter yang bersifat tetap (konstanta) sebagai dasar dalam proses pelatihan dan evaluasi model. Untuk meningkatkan penulisan pada penelitian ini, tinjauan Pustaka komparatif dilakukan dengan fokus pada penelitian-penelitian yang terkait dengan topik ini, termasuk:

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Arfiyanto dkk[10] menganalisis nilai konstanta (k) pada daun durian kultivar Monthong dan Bawor menggunakan pendekatan pengolahan citra digital untuk mendukung estimasi luas daun yang akurat dan non-destruktif. Pengukuran konvensional sering kali bersifat destruktif dan lambat, sehingga studi ini memanfaatkan kamera *smartphone* dan perangkat lunak ImageJ untuk memproses 40x80 sampel daun dari kedua kultivar tersebut. Hasil penelitian menunjukkan bahwa rata-rata nilai konstanta daun untuk durian Monthong adalah 0,702, sedangkan untuk durian Bawor adalah 0,691. Temuan ini menunjukkan distribusi nilai yang sempit tanpa adanya *outlier*, yang menandakan bahwa nilai konstanta tersebut stabil dan dapat diandalkan untuk pemodelan pertumbuhan tanaman serta studi

fisiologis durian di masa depan tanpa harus merusak bagian tanaman.

Penelitian yang dilakukan oleh Sucipto dan Prabowo [11] bertujuan untuk meningkatkan akurasi identifikasi varietas bibit durian melalui analisis citra daun menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) MobileNetV2. Pemilihan MobileNetV2 didasari oleh efisiensinya yang tinggi dan kemampuannya untuk beroperasi pada perangkat dengan sumber daya rendah seperti *smartphone* melalui penggunaan *depthwise separable convolution*. Penelitian ini menekankan pentingnya identifikasi varietas sejak dulu untuk menjamin kualitas dan produktivitas hasil pertanian, mengingat proses identifikasi manual sering kali kurang objektif dan tidak akurat. Dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan, sistem yang diusulkan diharapkan dapat menjadi alat klasifikasi yang ringan dan praktis dalam mendukung pertanian digital, khususnya membantu petani dalam pemilihan varietas bibit durian yang tepat secara cepat dan akurat.

Penelitian yang dilakukan oleh Halim dkk[3]. mengembangkan aplikasi berbasis Android untuk mengidentifikasi jenis pohon durian berdasarkan pola citra daun menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Studi ini difokuskan pada lima varietas durian populer di Malaysia, yaitu Black Thorn, IOI, Kim Hong, Musang King, dan Red Prawn, guna membantu petani dan pembeli menghindari kesalahan identifikasi bibit. Model klasifikasi dikembangkan menggunakan TensorFlow Lite melalui Google Colab dan diintegrasikan ke dalam aplikasi seluler yang dirancang dengan Android Studio. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mencapai tingkat akurasi sebesar 86,00% pada tahap pelatihan, 77,78% pada validasi, dan 66,67% pada tahap pengujian menggunakan citra asli dengan latar belakang pohon. Meskipun akurasi pengujian masih memerlukan peningkatan, aplikasi ini terbukti berfungsi dengan baik dalam fitur pengambilan gambar, pemilihan galeri, hingga eksekusi pengenalan varietas secara otomatis.

Penelitian yang dilakukan oleh Nugroho dkk[12] mengembangkan sistem identifikasi jenis bibit durian berbasis citra daun menggunakan algoritma YOLOv8. Fokus penelitian ini adalah mengatasi kesulitan identifikasi manual yang sering kali subjektif dan membutuhkan keahlian khusus melalui pengembangan platform berbasis web menggunakan *framework* Flask. Menggunakan dataset sebanyak 1.293 citra yang mencakup varietas Bawor, Musang King, dan Duri Hitam, model dilatih dengan teknik augmentasi *flipping* dan resolusi citra 640x640 piksel. Hasil evaluasi menunjukkan performa sistem yang sangat tinggi dengan nilai *precision* 0,941, *recall* 0,956, dan mAP50 mencapai 0,981. Penelitian ini menyimpulkan bahwa implementasi YOLOv8 tidak hanya memberikan akurasi yang tinggi, tetapi juga menawarkan solusi praktis dan cepat bagi petani maupun pembeli dalam mengenali varietas bibit

durian secara otomatis tanpa harus menunggu tanaman berbuah.

Penelitian yang dilakukan oleh Fitriani dkk[13] mengeksplorasi penggunaan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengklasifikasikan varietas durian berdasarkan citra daunnya. Studi ini membandingkan tiga arsitektur CNN, yaitu AlexNet, InceptionNetV3, dan MobileNet, untuk mengidentifikasi lima varietas durian: Bawor, Duri Hitam, Malica, Montong, dan Musang King. Dataset yang digunakan mencakup 2006 citra yang melalui proses prapemrosesan seperti augmentasi data, normalisasi piksel, dan pengubahan ukuran menjadi 150x150 piksel. Hasil evaluasi menggunakan *Confusion Matrix* menunjukkan bahwa InceptionNetV3 dan AlexNet memberikan performa yang sangat unggul dengan tingkat akurasi klasifikasi yang hampir sempurna tanpa kesalahan deteksi. Di sisi lain, meskipun MobileNet menunjukkan akurasi tinggi selama pelatihan dan efisien untuk perangkat *mobile*, model ini masih mengalami beberapa kesalahan klasifikasi pada data uji sehingga memerlukan penyesuaian parameter lebih lanjut untuk mencapai keandalan yang setara. Penelitian ini menegaskan pentingnya pemilihan arsitektur model dan prapemrosesan yang teliti untuk mengoptimalkan identifikasi varietas tanaman secara otomatis dan akurat.

Penelitian yang dilakukan oleh Kurniawan dan Ariyatmanto[14] berfokus pada pemanfaatan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengidentifikasi empat varietas unggul bibit durian, yaitu Bawor, Duri Hitam, Montong, dan Musang King, melalui citra daun. Penggunaan daun sebagai objek identifikasi didasari oleh sifatnya yang stabil pada tahap pembibitan dibandingkan bagian tanaman lainnya. Metodologi penelitian ini mencakup beberapa tahap krusial, mulai dari pengumpulan 400 dataset citra melalui observasi langsung, penggunaan teknik augmentasi berupa rotasi dan *flipping* untuk meningkatkan variasi data, hingga prapemrosesan yang melibatkan penghapusan latar belakang serta penggunaan *bounding box* untuk memfokuskan objek daun. Model dilatih menggunakan *Adam optimizer* dengan menguji 15 skenario kombinasi *learning rate* dan *batch size*. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa kombinasi *learning rate* 0,0001 dan *batch size* 32 memberikan performa paling optimal dengan tingkat akurasi tertinggi mencapai 90% dan nilai *loss* terendah sebesar 0,28. Penelitian ini menyimpulkan bahwa *MobileNetV2* efektif digunakan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi varietas durian secara cepat dan akurat, serta memiliki potensi untuk diterapkan pada jenis tanaman lainnya dengan penyesuaian parameter yang tepat.

Metode Penelitian

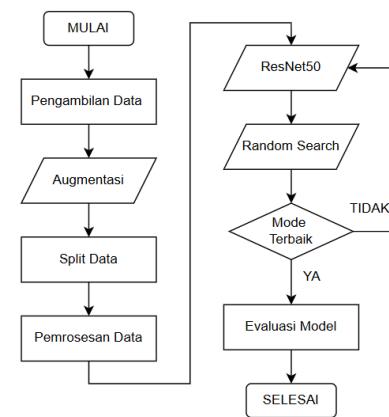
Alur penelitian ini diilustrasikan dalam Gambar 1 dimulai dengan pengumpulan data berupa citra daun durian dari berbagai varietas. Semua data citra diperoleh dari sumber publik, yaitu platform Kaggle.

Setelah data dikumpulkan, dilakukan augmentasi data untuk memperkaya variasi dan memastikan jumlah sampel yang seimbang di setiap kelas varietas. Teknik augmentasi yang diterapkan mencakup penyeimbangan jumlah data, penghapusan latar belakang (*background removal*), penerapan *bounding box*, dan pemotongan citra (*cropping*).

Selanjutnya, data dipisahkan (*split data*) menjadi tiga set utama: data latih (*train*), data validasi (*validation*), dan data uji (*test*). Tahap pra-pemrosesan data kemudian dilakukan, meliputi penyesuaian ukuran citra (*resizing*) menjadi 224x224 piksel, normalisasi nilai piksel, dan konversi format warna dari BGR ke RGB, yang merupakan format input yang sesuai untuk arsitektur ResNet50.

Tahap berikutnya adalah pelatihan model ResNet50 menggunakan pendekatan *supervised learning*. Untuk mencapai kinerja optimal, dilakukan penyetelan *hyperparameter* menggunakan metode *Random Search*. Pengujian dilakukan terhadap berbagai kombinasi *learning rate*, *batch size*, dan jumlah unit pada *layer dense* untuk menemukan konfigurasi terbaik. Setelah model selesai dilatih, dilakukan evaluasi awal. Jika performa model belum maksimal, proses pelatihan dan penyetelan *hyperparameter* akan diulang.

Setelah model terbaik diperoleh, dilanjutkan ke evaluasi akhir model menggunakan data uji. Evaluasi ini mencakup pengukuran berbagai metrik kinerja, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *confusion matrix*. Proses penelitian ini diakhiri dengan penyusunan laporan dan penarikan kesimpulan, yang memuat analisis kinerja model serta rekomendasi untuk pengembangan teknologi lebih lanjut. Melalui tahapan yang terstruktur ini, penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan sistem klasifikasi bibit durian berbasis citra daun yang akurat, efektif, dan aplikatif untuk mendukung pertanian digital.



Gambar 1. Model Alur Penelitian

1. Pengambilan Data

Tahap awal penelitian ini adalah pengumpulan *dataset* yang akan digunakan untuk melatih dan mengevaluasi model klasifikasi. Seluruh data citra daun durian dari berbagai varietas diperoleh dari Kaggle, sebuah platform publik terkemuka yang

menyediakan beragam *dataset* terbuka untuk ilmu data. *Dataset* yang diakses telah terklasifikasi, yang berarti setiap citra sudah dilabeli berdasarkan jenis atau varietas durianya, sehingga siap untuk digunakan dalam pendekatan *supervised learning*. Setelah proses pengunduhan, dilakukan verifikasi awal pada data untuk menjamin kualitas. Langkah ini meliputi pengecekan resolusi, kejelasan objek utama (daun durian), dan relevansi citra. Citra yang dianggap tidak memadai, seperti yang buram, tidak relevan, atau duplikat, akan dihapus untuk mencegah gangguan performa selama pelatihan model[14].

2. Augmentasi

Proses augmentasi data diterapkan untuk memperkaya variasi dataset sekaligus mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*), yang krusial dalam meningkatkan generalisasi model untuk mengenali pola-pola kompleks. Sebelum tahap augmentasi, dataset terdiri dari 1.530 citra asli dengan distribusi yang tidak merata, terutama pada varietas Duri Hitam. Melalui teknik augmentasi, jumlah sampel pada kelas minoritas ditingkatkan sehingga mencapai total 1.600 citra. Hasilnya, setiap varietas kini memiliki distribusi yang seimbang dengan masing-masing 400 citra. Rincian distribusi data sebelum dan sesudah proses augmentasi disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Jumlah Varietas Durian

NO	Varietas Durian	Jumlah Sebelum Augmentasi	Jumlah Setelah Augmentasi
1	Bawor	400	400
2	Musang King	400	400
3	Super tembaga	400	400
4	Duri Hitam	330	400
	TOTAL	1530	1600

Dengan demikian, empat kelas memiliki jumlah data yang seimbang, sebelumnya satu kelas (Duri Hitam) 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. Mengumpulkan lebih banyak gambar dengan berbagai sudut pandang adalah solusi ideal, tetapi jika sulit, membalik gambar dapat membantu mengatasi masalah ini. Namun, teknik ini tidak cocok untuk data yang asimetris atau sensitif terhadap arah, seperti huruf atau angka, karena dapat menghasilkan label yang tidak akurat atau terbalik[15]. Penelitian selanjutnya menggunakan metode CNN Restnet-50 untuk mengidentifikasi varian tanaman anggur berdasarkan citra daun anggur. Data citra daun anggur yang digunakan berjumlah 150 dengan 3 varian anggur yang terdiri 50 daun Nizina, 50 daun

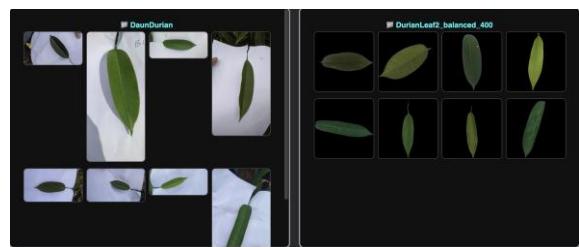
Jupiter dan 50 daun Isabella. data citra daun anggur diubah ukurannya dalam piksel, menghapus background, augmentasi data. Sistem menghasilkan tingkat akurasi training 86 % sedangkan akurasi validasi terbaik adalah 91%[16].

3. 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.

4. Pemrosesan Data

Penggunaan image preprocessing bertujuan untuk meningkatkan kualitas data, mengurangi noise, dan memastikan bahwa data input yang diberikan kepada model sesuai dengan harapan[17]. Sebuah skema preprocessing yang tepat dapat membantu mengurangi waktu komputasi. Dalam penelitian sebelumnya, Lee berupaya untuk mengoptimalkan waktu komputasi dilakukan dengan mengurangi resolusi gambar dan mengubah gambar asli menjadi gambar persegi[18].



Gambar 2. Hasil Preprocessing Varietas Durian

Proses pra-pemrosesan dilakukan secara bertahap ditunjukkan pada Gambar 2 sebagai berikut. Pertama, dilakukan augmentasi data untuk memperkaya variasi citra dan menyeimbangkan jumlah gambar pada setiap kelas hingga mencapai 400 citra per varietas. Kedua, dilakukan penghapusan latar belakang menggunakan *library* RemoveBG agar fokus utama berada pada objek daun. Ketiga, diterapkan pembuatan *bounding box* menggunakan OpenCV untuk mendeteksi area daun dan membatasi objek utama. Keempat, dilakukan pemotongan citra berbentuk persegi berdasarkan area *bounding box* yang telah dihasilkan, sehingga area analisis menjadi lebih seragam dan terpusat pada objek daun. Selanjutnya, citra di-resize menjadi 224×224 piksel, dikonversi ke format RGB (3 kanal warna), dan dinormalisasi ke rentang 0–1 untuk menyesuaikan ResNet50. Label kelas diubah menjadi vektor biner melalui *one-hot encoding*, sedangkan citra rusak, buram, atau duplikat dihapus untuk menjaga kualitas dataset. Tahapan ini memastikan bahwa seluruh data bersih, seimbang, dan siap digunakan dalam proses pelatihan model ResNet50.

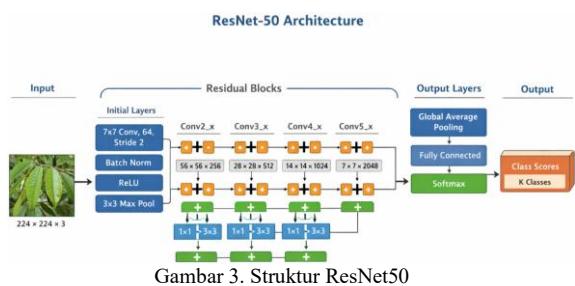
5. Model Terbaik

Model Terbaik diperoleh dari proses pelatihan yang memanfaatkan arsitektur ResNet50, dikombinasikan dengan *hyperparameter* optimal yang berhasil

ditemukan melalui metode *Random Search*. Model ini menunjukkan kinerja klasifikasi yang superior, diverifikasi melalui evaluasi ketat pada *data validasi* dan *data uji*. Setelah dikonfirmasi sebagai yang terbaik, model ini akan disimpan dan digunakan dalam tahap implementasi untuk mengidentifikasi varietas bibit durian secara otomatis dan akurat.

6. Evaluasi Model

Proses evaluasi model mencakup pengukuran metrik kinerja kunci seperti akurasi, *loss*, *precision*, *recall*, serta *confusion matrix*. Tujuannya adalah untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali pola morfologi daun durian dan mengklasifikasikan varietasnya secara tepat pada setiap kelas.



Gambar 3. Struktur ResNet50

Arsitektur ResNet-50, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3, dirancang untuk mencapai akurasi yang sangat tinggi pada jaringan yang sangat dalam (terdiri dari 50 lapisan). Struktur model dimulai dengan lapisan Input & Initial Conv yang mencakup operasi konvolusi, *Batch Norm* & *ReLU*, dan *Max Pool*. Model ini mencapai performa optimalnya dengan memanfaatkan mekanisme koneksi residual yang khas (*blok identity* dan *convolutional*), yang diimplementasikan melalui *Bottleneck Blocks*. Koneksi residual ini terlihat pada rangkaian Stage 1 (3x Bottleneck) hingga Stage 4 (6x Bottleneck). Koneksi ini memungkinkan sinyal *gradient* mengalir lebih efektif, mengatasi masalah *vanishing gradient* yang sering terjadi pada jaringan yang mendalam. Setiap *Stage* berturut-turut melakukan spatial downsampling (seperti yang ditunjukkan oleh *Stride* 2 di awal *Stage* 2, 3, dan 4) untuk mengurangi dimensi spasial (*height* dan *width*) sambil meningkatkan jumlah fitur (*depth*).

Struktur model ResNet50 diakhiri dengan lapisan *Classification* yang mengintegrasikan beberapa komponen utama untuk menghasilkan prediksi akhir. Proses ini dimulai dengan Global Average Pool (7x7) yang berfungsi merangkum peta fitur terakhir menjadi representasi data yang lebih ringkas. Selanjutnya, data diteruskan ke Dense Layer (1000 Softmax), sebuah lapisan *Fully Connected* yang menghasilkan nilai logit untuk 1000 kelas sesuai standar ImageNet. Terakhir, bagian Classification Output menggunakan fungsi *Softmax* untuk menghasilkan *Output Probabilities*, yang memungkinkan sistem menentukan kelas citra yang teridentifikasi secara spesifik, seperti varietas bibit durian yang sedang diuji.

7. Evaluasi Perbandingan

Untuk memperoleh model terbaik, dilakukan pengujian model dengan beberapa skema, dan hasil dari masing-masing skema dibandingkan untuk menentukan model yang optimal[19]. Dalam menentukan nilai terbaik, digunakan skema pengujian kinerja yang melibatkan akurasi dan nilai kerugian (*loss*) dalam studi ini.

8. Akurasi

Merupakan parameter yang menentukan seberapa baik sistem dalam mengidentifikasi varietas daun bibit durian. Untuk menghitung akurasi (A), kita perlu mengetahui *confusion matrix* terlebih dahulu[20]. *Confusion matrix* memberikan gambaran lebih detail tentang kinerja model dalam mengklasifikasikan setiap kelas, dengan menampilkan jumlah prediksi benar dan salah untuk masing-masing kelas. Akurasi dapat dihitung dengan menggunakan rumus 1 berikut:

$$A = \frac{b}{n} \times 100\%$$

Di mana A adalah proporsi yang benar, b adalah jumlah data yang diklasifikasikan secara tepat, dan n adalah total jumlah data.

8.1. LOSS

Kehilangan (*loss*) merupakan parameter evaluasi dengan mempertimbangkan data yang tidak teramat selama proses pelatihan dan pengujian. Loss cross-entropy kategorikal jarang diterapkan dalam penelitian ini. Dari segi matematis, perhitungan kerugian dapat dijelaskan dalam rumus 2.

$$L(\theta) = - \sum_{i=1}^n y_i \log (\hat{y}_i)$$

Dimana $L(\theta)$ adalah nilai kerugian, y_i adalah jumlah data yang berhasil dideteksi dengan benar, dan \hat{y}_i adalah total jumlah data yang berhasil dideteksi.

Hasil dan Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa implementasi arsitektur ResNet50 yang dikombinasikan dengan teknik pra pemrosesan yang tepat mampu memberikan performa klasifikasi yang sangat tinggi pada citra daun bibit durian. Berdasarkan hasil pengujian, model berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 96%, sebuah angka yang signifikan untuk membedakan empat varietas yang secara visual memiliki kemiripan tinggi, yaitu Bawor, Duri Hitam, Musang King, dan Super Tembaga. Stabilitas model juga teramat melalui nilai loss yang rendah pada rentang 0.15–0.20, yang mengindikasikan bahwa model tidak hanya menghafal data latihan (*overfitting*), tetapi benar-benar mampu mengenali karakteristik unik dari setiap varietas daun dengan baik.

Frasi "peningkatan akurasi" dalam penelitian ini didasarkan pada dua faktor utama yang membedakannya dengan pendekatan standar.

Pertama, penggunaan teknik background removal berbasis ambang batas terbukti secara efektif mereduksi *noise* atau gangguan latar belakang, sehingga model dapat berfokus sepenuhnya pada fitur urat dan tepi daun. Tanpa tahap pra pemrosesan ini, model cenderung terdistraksi oleh informasi yang tidak relevan di lingkungan sekitar citra. Kedua, optimasi *hyperparameter* melalui metode *fine-tuning* pada lapisan *fully connected* memungkinkan model untuk menyesuaikan bobot secara lebih spesifik terhadap dataset durian dibandingkan jika hanya menggunakan bobot pre-trained standar.

Apabila dibandingkan dengan penelitian terdahulu yang menggunakan metode ekstraksi fitur tradisional atau arsitektur CNN yang lebih dangkal, hasil 96% ini menunjukkan peningkatan keandalan yang nyata. Penelitian sebelumnya pada objek tanaman serupa sering kali mengalami kendala akurasi di bawah 90% karena masalah vanishing gradient pada model yang dalam atau ketidakmampuan model sederhana dalam menangkap kompleksitas tekstur daun. Dengan memanfaatkan koneksi residual pada ResNet50, hambatan tersebut dapat diatasi, sehingga menghasilkan klasifikasi yang lebih presisi. Hal ini membuktikan bahwa pendekatan yang diusulkan memberikan solusi yang jauh lebih objektif dan akurat bagi petani dibandingkan identifikasi manual konvensional yang sangat bergantung pada pengalaman visual manusia.

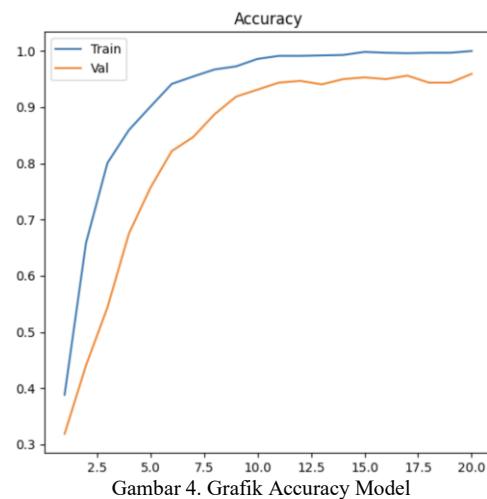
Pada gambar dan grafik Gambar 4, menunjukkan perkembangan akurasi model ResNet50 dengan pendekatan *fine-tuning* pada dataset citra daun durian yang terdiri atas empat varietas: Bawor, Musang King, Super Tembaga, dan Duri Hitam. Grafik memperlihatkan peningkatan akurasi yang konsisten pada data pelatihan dan validasi seiring bertambahnya jumlah *epoch*.

Grafik tersebut menunjukkan perkembangan akurasi model ResNet dengan pendekatan *fine-tuning* pada dataset citra daun durian yang terdiri atas empat varietas: Bawor, Musang King, Super Tembaga, dan Duri Hitam. Grafik memperlihatkan peningkatan akurasi yang konsisten pada data pelatihan (*Train*) dan validasi (*Val*) seiring bertambahnya jumlah *epoch*.

Proses pelatihan model ResNet menunjukkan performa yang sangat baik, dimulai dengan fase awal pelatihan pada *epoch* 1 hingga 5 di mana akurasi meningkat secara tajam, yang menandakan bahwa model mampu mempelajari pola serta fitur pembeda dasar dari citra daun durian dengan cepat. Memasuki fase akhir pelatihan antara *epoch* 12 hingga 20, akurasi pelatihan (*Train*) berhasil mencapai angka optimal di kisaran 99–100%, mengindikasikan bahwa model telah menguasai hampir seluruh sampel data pelatihan, sementara akurasi validasi (*Validation*) tetap stabil pada kisaran 94–96%. Berdasarkan analisis *overfitting*, perbedaan yang relatif kecil dan konsisten antara akurasi pelatihan dan validasi setelah *epoch* ke-12 menunjukkan bahwa model ResNet berhasil menjaga kemampuan generalisasinya dengan

sangat baik tanpa mengalami *overfitting* yang signifikan.

Secara keseluruhan, kurva ini mengindikasikan bahwa proses pelatihan ResNet berlangsung efektif dan model mampu beradaptasi dengan baik terhadap karakteristik masing-masing varietas daun durian untuk tujuan klasifikasi.

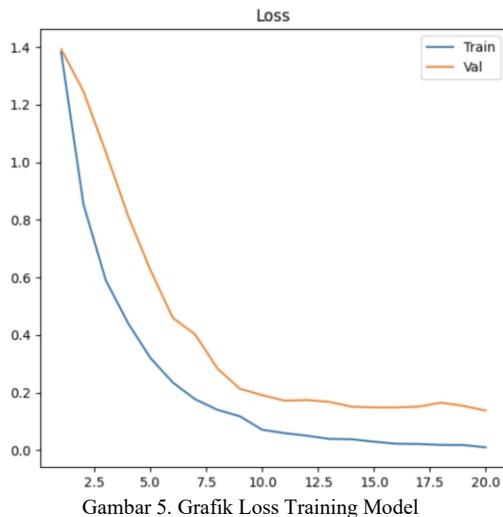


Gambar 4. Grafik Accuracy Model

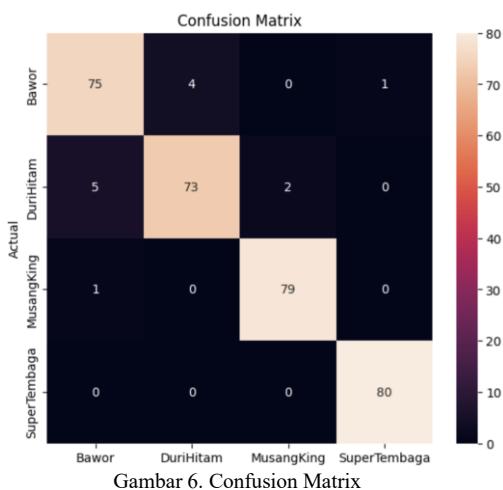
Pada gambar dan grafik Gambar 5. Menunjukkan perubahan nilai *loss* pada data pelatihan dan validasi selama proses pelatihan model ResNet50 dengan pendekatan *fine-tuning*. Grafik memperlihatkan penurunan *loss* yang konsisten pada kedua kurva (*Train* dan *Val*), menandakan proses pembelajaran berlangsung efektif dan stabil selama 20 *epoch*.

Proses pelatihan model menunjukkan tren positif yang dimulai dengan fase penurunan awal, di mana pada *epoch* pertama nilai *loss* relatif tinggi sekitar 1.4, namun kemudian menurun secara tajam hingga sekitar *epoch* ke-7. Penurunan signifikan ini mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan sangat cepat pada tahap awal eksperimen. Memasuki fase stabilisasi akhir setelah *epoch* ke-10, laju penurunan mulai melambat dan kurva menunjukkan pergerakan yang lebih konstan. Pada akhir masa pelatihan atau sekitar *epoch* ke-20, *training loss* berhasil mencapai tingkat yang sangat rendah di kisaran 0.0–0.05. Di sisi lain, *validation loss* berada sedikit di atas nilai pelatihan namun tetap terjaga stabil pada rentang 0.15–0.20, yang menegaskan keberhasilan model dalam mencapai titik konvergensi.

Tren penurunan yang hampir sejajar antara kedua kurva, dengan *validation loss* yang rendah dan stabil, menunjukkan bahwa model mampu meminimalkan kesalahan prediksi secara efektif. Meskipun *training loss* jauh lebih rendah (menandakan *overfitting* ringan), kinerja *validation loss* yang stabil dan rendah menunjukkan bahwa model berhasil mencapai konvergensi optimal dan memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru.



Gambar 5. Grafik Loss Training Model



Gambar 6. Confusion Matrix

Pada Gambar 6. Confusion Matrix Model ResNet50 menunjukkan Akurasi Tertinggi. Gambar ini menampilkan *confusion matrix* hasil evaluasi model ResNet50 dalam mengklasifikasikan empat varietas daun durian: Bawor, Duri Hitam, Musang King, dan Super Tembaga. Model menunjukkan performa sangat baik dengan dominasi prediksi benar pada setiap kelas.

Kelas Bawor dikenali dengan benar sebanyak 75 sampel dengan kesalahan minor terhadap Musang King, Duri Hitam (4) dan Super Tembaga (1). Duri Hitam memiliki 73 prediksi benar, dengan 5 kesalahan ke Bawor. Musang King mencapai 79 prediksi benar dan minor kesalahan ke Duri Hitam, sedangkan Super Tembaga menunjukkan performa terbaik dengan 80 prediksi benar serta minor kesalahan ke Duri Hitam dan Musang King. Secara keseluruhan, distribusi prediksi menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah dan merata di seluruh kelas, sejalan dengan hasil metrik evaluasi yang mencatat akurasi 96% serta nilai *precision*, *recall* yang seimbang. Hal ini menegaskan bahwa model ResNet50 mampu mengenali karakteristik antar varietas daun durian secara akurat dan konsisten.

Kesimpulan dan saran

Penelitian ini berhasil mengonfirmasi efektivitas arsitektur ResNet-50 dalam mengklasifikasikan varietas bibit durian melalui analisis morfologi daun dengan tingkat akurasi superior sebesar 96% dan stabilitas nilai loss pada rentang 0,15–0,20. Pencapaian ini membuktikan bahwa integrasi strategi transfer learning, fine-tuning sistematis, serta pra pemrosesan *background removal* mampu memitigasi kendala kemiripan visual yang tinggi pada varietas Bawor, Duri Hitam, Musang King, dan Super Tembaga tanpa mengalami kendala *overfitting*. Temuan ini tidak hanya menawarkan keandalan teknis yang tinggi, tetapi juga memposisikan model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) ini sebagai fondasi krusial bagi ekosistem pertanian cerdas (*smart farming*) dalam meminimalkan kesalahan identifikasi varietas secara objektif. Guna mengoptimalkan skalabilitas sistem di masa depan, penelitian selanjutnya harus difokuskan pada ekspansi dataset yang mencakup keragaman varietas yang lebih luas dan kondisi lingkungan ekstrem, serta eksplorasi arsitektur yang efisien secara komputasi seperti MobileNet atau teknik kompresi model (pruning dan quantization). Transformasi model ini ke dalam aplikasi seluler berbasis Android atau iOS yang mendukung inferensi secara real-time menjadi langkah strategis akhir untuk menyediakan alat validasi praktis yang dapat diakses langsung oleh petani di lapangan, guna menjamin standarisasi kualitas pada sektor hortikultura.

Daftar Pustaka

- [1] Muthulakshmi, A and P. N. Renjith, “Classification of Durian Fruits based on Ripening with Machine Learning Techniques,” in 2020 3rd International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS), Thoothukudi, India: IEEE, Dec. 2020, pp. 542–547. doi: 10.1109/ICISS49785.2020.9316006.
- [2] N. A. Aziz and A. M. Mhd Jalil, “Bioactive Compounds, Nutritional Value, and Potential Health Benefits of Indigenous Durian (*Durio Zibethinus Murr.*): A Review,” *Foods*, vol. 8, no. 3, p. 96, Mar. 2019, doi: 10.3390/foods8030096.
- [3] N. A. H. A. Halim, S. Suhaila, and N. S. A. M Taujuddin, “Durian Tree Type Identification Based on Durian Leaves,” *EEEEE*, vol. Vol. 4, 2023, doi: https://doi.org/10.30880/eeee.2023.04.01.066.
- [4] S. A. Wagle, R. Harikrishnan, S. H. M. Ali, and M. Faseehuddin, “Classification of Plant Leaves Using New Compact Convolutional Neural Network Models,” *Plants*, vol. 11, no. 1, p. 24, Dec. 2021, doi: 10.3390/plants11010024.
- [5] P. Jasitha, M. R. Dileep, and M. Divya, “Venation Based Plant Leaves Classification Using GoogLeNet and VGG,” in 2019 4th International Conference on Recent Trends on Electronics, Information, Communication & Technology (RTEICT), Bangalore, India: IEEE, May 2019, pp. 715–719. doi: 10.1109/RTEICT46194.2019.9016966.
- [6] M. A. N. Hidayat, “Convolutional Neural Network Pada Identifikasi Varian Tanaman Anggur Menggunakan Resnet-50,” vol. 10, no. 3, 2023.
- [7] A. Taslim, S. Saon, A. K. Mahamad, M. Muladi, and W. N. Hidayat, “Plant leaf identification system using convolutional neural network,” *Bull. Electr. Eng. Inform.*, vol. 10, no. 6, pp. 3341–3352, Dec. 2021, doi: 10.11591/eei.v10i6.2332.

- [8] K. Dong, C. Zhou, Y. Ruan, and Y. Li, "MobileNetV2 Model for Image Classification," in 2020 2nd International Conference on Information Technology and Computer Application (ITCA), Guangzhou, China: IEEE, Dec. 2020, pp. 476–480. doi: 10.1109/ITCA52113.2020.00106.
- [9] R. Metasari, *Varietas Durian Unggul yang Potensial*. Jakarta: Elementa Agro Lestari, 2023.
- [10] B. D. Arfiyanto, F. M. A. Ramadhani, and S. Sajuri, "Analysis of Constant Values of Leaves of the Durian Cultivars Monthong and Bawor Using Digital Image Processing," *J. Appl. Agric. Sci. Technol.*, vol. 9, no. 3, pp. 449–463, Aug. 2025, doi: 10.55043/jaast.v9i3.462.
- [11] J. K. P. Sucipto and D. Prabowo, "Peningkatan Akurasi Identifikasi Varietas Bibit Durian Menggunakan MobileNetV2 dan Teknik Optimasi," vol. 04, no. 01, 2025.
- [12] H. D. Nugroho, R. K. Niswatin, and D. Swanjaya, "Identifikasi Jenis Bibit Durian Berdasarkan Citra Daun Menggunakan YOLOv8 Berbasis Web," vol. 9.
- [13] L. M. M. Fitriani and Y. Litananda, "CLASSIFICATION OF DURIAN LEAF IMAGES USING CNN (CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK) ALGORITHM," *JIKO J. Inform. Dan Komput.*, vol. 7, no. 2, pp. 150–157, Aug. 2024, doi: 10.33387/jiko.v7i2.8576.
- [14] Didi Kurniawan and Dhani Ariatmanto, "IDENTIFIKASI VARIETAS BIBIT DURIAN MENGGUNAKAN MOBILENETV2 BERDASARKAN GAMBAR DAUN," *J. Inform. Dan Rekayasa Elektron.*, vol. 7, no. 2, pp. 231–240, Nov. 2024, doi: 10.36595/jire.v7i2.1236.
- [15] K. Alomar, H. I. Aysel, and X. Cai, "Data Augmentation in Classification and Segmentation: A Survey and New Strategies," *J. Imaging*, vol. 9, no. 2, p. 46, Feb. 2023, doi: 10.3390/jimaging9020046.
- [16] M. A. N. Hidayat, "Convolutional Neural Network Pada Identifikasi Varian Tanaman Anggur Menggunakan Resnet-50," vol. 10, no. 3, 2023.
- [17] R. Obuchowicz, M. Strzelecki, and A. Piórkowski, "Clinical Applications of Artificial Intelligence in Medical Imaging and Image Processing—A Review," *Cancers*, vol. 16, no. 10, p. 1870, May 2024, doi: 10.3390/cancers16101870.
- [18] C. P. Lee, K. M. Lim, Y. X. Song, and A. Alqahtani, "Plant-CNN-ViT: Plant Classification with Ensemble of Convolutional Neural Networks and Vision Transformer," *Plants*, vol. 12, no. 14, p. 2642, July 2023, doi: 10.3390/plants12142642.
- [19] S. Farhadpour, T. A. Warner, and A. E. Maxwell, "Selecting and Interpreting Multiclass Loss and Accuracy Assessment Metrics for Classifications with Class Imbalance: Guidance and Best Practices," *Remote Sens.*, vol. 16, no. 3, p. 533, Jan. 2024, doi: 10.3390/rs16030533.
- [20] Fery Bayu Aji, Fajri Rakhmat Umbara, and Fatan Kasyidi, "KLASIFIKASI RISIKO KEMATIAN PASIEN BERDASARKAN PENYAKIT PENYERTA DAN USIA PASIEN MENGGUNAKAN METODE C4.5," *J. Inform. Dan Rekayasa Elektron.*, vol. 6, no. 1, pp. 9–17, Apr. 2023, doi: 10.36595/jire.v6i1.699.